



**Politecnico  
di Torino**

**Politecnico di Torino**

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale

A.a. 2022/2023

Sessione di Laurea Dicembre 2023

**Airbnb e strategie di  
riposizionamento:  
Un'analisi pre e post Covid-19  
nella città di Roma**

Relatori:

Paolucci Emilio

Milone Francesco Luigi

Candidato:

Borgoni Giulia

*A Luca*

# INDICE

1. INTRODUZIONE E OBIETTIVI .....	1
1.1. Analisi della letteratura .....	2
1.1.1 Airbnb modello di business e regolamentazioni.....	2
1.1.2 Focus sugli host: diversi tipi di host e strategie attuate .....	7
1.1.3 Host professionisti e albergatori: un confronto.....	13
1.1.4 Impatto della pandemia da Covid-19: annunci e preferenze di prenotazione dei guest .....	16
1.1.5 Obiettivo e contributo alla letteratura .....	20
2. STUDIO DI RICERCA .....	21
2.1. Raccolta dati.....	21
2.2. Strumenti utilizzati .....	25
3. ANALISI STATISTICA DESCRITTIVA .....	26
3.1. Città di Roma: focus sulla domanda e sull'offerta.....	27
Notti prenotate .....	27
Property attive, stanze e posti letto .....	29
Listing Type.....	31
3.2. Diversi tipi di host: professionali e non .....	34
3.3. Variabile strategica: Minimum Stay .....	35
3.4. Variabili di performance .....	37
Ricavi.....	37
Tasso di occupazione .....	39
ADR.....	40
RevPAN.....	42
3.5. Variabili di performance per tipo di host e Minimum Stay .....	45

Analisi della media dei ricavi in base al Minimum Stay scelto dall'host.....	45
Grado di professionalità dell'host e variabili di performance .....	50
Grado di professionalità dell'host e variabile strategica Minimum Stay.....	51
4. ANALISI DI REGRESSIONE E DI CORRELAZIONE.....	53
4.1. Analisi di correlazione .....	55
4.2. Analisi di regressione univariata.....	58
4.3. Analisi di regressione multivariata.....	61
4.4. Robustezza del modello .....	68
5. Ulteriori evidenze descrittive.....	70
Altre variabili strategiche: Policy di cancellazione e Instant Book .....	70
Policy di cancellazione e Instant Book per host professionali.....	77
6. RISULTATI.....	79
7. CONCLUSIONI E SVILUPPI FUTURI.....	81
RINGRAZIAMENTI.....	83
BIBLIOGRAFIA .....	84

# 1. INTRODUZIONE E OBIETTIVI

Il presente studio analizza le strategie adottate dagli host di Airbnb nella città di Roma focalizzandosi, in particolare, sulla variabile strategica "minimum stay". Lo scopo primario è quello di colmare una lacuna nella letteratura accademica, esplorando le prospettive degli host e le decisioni da loro intraprese nel periodo compreso tra il pre e il post Covid (2019 - 2022).

Attraverso l'analisi dei dati raccolti, quali le statistiche descrittive delle variabili strategiche e di performance si esaminano i trend e le variazioni nel periodo in esame al fine di comprendere quale sia stato l'impatto della pandemia.

Successivamente, con le statistiche descrittive incrociate, si procede ad analizzare come le scelte strategiche degli host abbiano influenzato le performance economiche, inclusi i ricavi e il tasso di occupazione.

Infine con analisi di regressione univariate e multivariate vengono approfondite le relazioni tra le variabili e la significatività dei modelli econometrici studiati. Questa ricerca, quindi, mira a contribuire alla migliore comprensione delle dinamiche del mercato dell'ospitalità e delle strategie che possono essere adottate dagli host per massimizzare i guadagni o ridurre le perdite, anche in contesti di shock esterni qual è stata la pandemia da Covid-19.

## **1.1. Analisi della letteratura**

### **1.1.1 Airbnb modello di business e regolamentazioni**

Airbnb si pone, come esempio, nel panorama della sharing economy che ha portato ad una trasformazione significativa nel settore del turismo rivoluzionando il modo con cui le persone prenotano gli alloggi durante i viaggi.

La sharing economy è emersa quale fenomeno socio-economico caratterizzato dalla condivisione di risorse, servizi e beni attraverso le piattaforme digitali. Numerosi sono gli studi accademici che hanno analizzato questo paradigma di scambio, mettendo in luce la modalità con cui, piattaforme quali Airbnb, abbiano contribuito a ridefinire i concetti di proprietà, accesso e consumo.

All'interno di tale quadro, nel settore del turismo, emerge una segmentazione distintiva sia dal lato dell'offerta che da quello della domanda. Sul fronte di quest'ultimo, coloro che cercano affitti a breve termine comprendono turisti, visitatori e viaggiatori d'affari, mentre gli affitti a lungo termine rispondono alle necessità dei residenti locali. Dal lato dell'offerta, gli hotel e le strutture bed and breakfast rappresentano attori centrali nell'offerta di alloggi a breve termine, mentre i proprietari locali svolgono un ruolo predominante nell'ambito degli affitti a lungo termine (*Barron, Kung e Proserpio, 2020*).

Nel corso dell'anno 2007, Brian Chesky e Joe Gebbia, fondatori di Airbnb, stabilirono la loro residenza a San Francisco ed ebbe così inizio il momento cruciale che avrebbe dato vita all'origine e all'evoluzione dell'azienda. In questo contesto, l'Industrial Design Society of America stava per tenere la sua conferenza annuale e le opzioni di alloggio negli hotels erano ormai esaurite. In risposta a questa necessità, i due imprenditori che stavano affrontando un periodo di difficoltà finanziarie, decisero di affittare parte del loro loft a ospiti interessati alla suddetta conferenza. Tale iniziativa li portò a concepire un'idea innovativa: l'affitto di una parte della propria abitazione in cambio di compensi. Questo fu l'inizio di un'attività che si sarebbe rapidamente trasformata in una startup poi trasformatasi

in un colosso globale dell'ospitalità qual è Airbnb. La crescita esplosiva è avvenuta grazie alla capacità di connettere e raggiungere viaggiatori con host che offrono una vasta gamma di alloggi unici e comodi per ogni evenienza.

Nel 2022 Airbnb ha raggiunto un significativo traguardo: un fatturato, per commissioni di servizio, pari a 8.4 miliardi di dollari. Questo risultato è stato ottenuto attraverso l'applicazione di una tariffa del 13.3% su un valore medio di prenotazione fissato a 161 dollari (*Gennaro Cuofano, 2023*)

Per quanto riguarda il modello di business di Airbnb, questo si presenta come un "two-sided market" (mercato a due parti): una piattaforma in cui due gruppi distinti (host e guest) interagiscono tra di loro e le azioni di uno influenzano le scelte dell'altro.

In termini di struttura finanziaria, i costi associati all'operatività di Airbnb sono suddivisi in diverse voci. Gli investimenti in risorse chiave e attività, che comprendono lo sviluppo e il monitoraggio del sistema informativo, i costi legali e amministrativi, il marketing, gli stipendi, i costi di acquisizione di nuovi clienti e le assicurazioni costituiscono un aspetto rilevante dell'infrastruttura operativa.

Per quanto riguarda i ricavi, la piattaforma si basa su una molteplicità di fonti.

I guest, ovvero gli ospiti che usufruiscono dei servizi offerti, sono tenuti a coprire costi di servizio che variano tra il 5% e il 15% dell'importo totale della prenotazione.

D'altra parte, gli host, ossia coloro che mettono a disposizione le loro proprietà, contribuiscono ai ricavi aziendali attraverso il pagamento di una commissione solitamente attestata al 3% dell'importo complessivo di ogni prenotazione.

Questi introiti vengono destinati a finanziare servizi cruciali come l'assistenza clienti 24 ore su 24, iniziative di marketing per promuovere l'attività, protezione sia per gli host che per le proprietà offerte, risorse informative e per tutti gli altri costi citati precedentemente. Va evidenziato che per le Airbnb experience offerte dagli host (come attività o eventi), la web company applica una commissione più elevata:

il 20% dell'ammontare totale pagato viene trattenuto, a titolo di quota, dalla piattaforma (Airbnb, 2020).

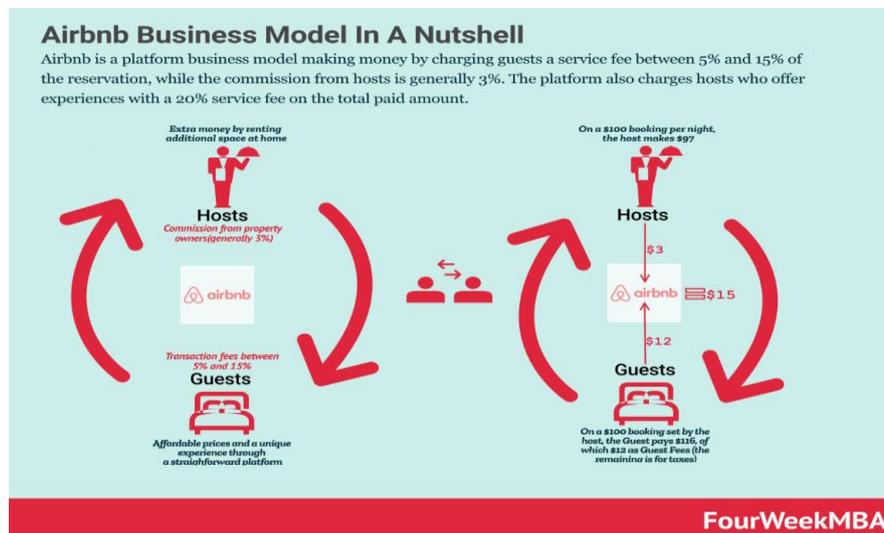


Figura 1.1. Airbnb business model, Four Week MBA

Attraverso il sito Internet gli host possono affittare una varietà di alloggi, che vanno da appartamenti privati ad interi edifici, consentendo ai guest di decidere tra opzioni maggiormente personalizzate rispetto agli alberghi tradizionali.

Le piattaforme come Airbnb possono essere uno strumento per valorizzare i contesti urbani degradati e rilanciare il concetto di "autenticità" e "storicità" culturale, grazie a strategie di marketing mirate e interventi utili a migliorare lo stile di vita dei luoghi che vengono maggiormente visitati da turisti (Cerreta, Della Mura e Poli, 2020).

Uno dei fenomeni che emerge dall'impatto di Airbnb è la gentrificazione. Il concetto è stato coniato da Ruth Glass negli anni '60 delineando il fenomeno del ritorno della classe media nei centri urbani in sostituzione della classe a basso reddito. Ciò può causare la perdita dell'identità del quartiere e lo spostamento o il cambiamento delle attività commerciali per i residenti (ad esempio i piccoli negozi essenziali diventano rivendite di souvenir non necessari per i residenti).

La presenza di Airbnb è causa di esternalità negative. Tra queste l'aumento degli affitti nei quartieri oggetto di interesse da parte del colosso statunitense, il

miglioramento di alcuni servizi rivolti maggiormente ai turisti (ristoranti, caffetterie ecc.) e non utili ai residenti (ad esempio gli asili nido spesso diminuiscono di numero), la diffusione di atti vandalici, schiamazzi notturni, la necessità di un maggiore controllo e aumento della sicurezza dovuto all'aumento del numero di persone estranee alla vita del quartiere.

Il successo di Airbnb, ma anche tutta una serie di esternalità negative come quelle viste precedentemente, hanno attirato l'attenzione da parte dei responsabili politici e hanno motivato molte città a imporre normative più severe sull'home-sharing (Barron, Kung e Proserpio, 2020). Tali regolamentazioni hanno avuto effetti diversi e specifici a seconda delle città. Ad esempio, a New Orleans, le nuove norme hanno temporaneamente ridotto il numero di alloggi disponibili sulla piattaforma, ma tale fenomeno è stato solo temporaneo e seguito da un'espansione verso nuovi quartieri residenziali (Eric Joseph van Holm, 2020).

Altri studi indicano che politiche come la "One Host, One Home" (OHOH), che mette un tetto al numero di proprietà che l'host può gestire in città, possono avere effetti diversi quali la riduzione degli affitti (del 1,2% dopo l'annuncio e di 1,9% dopo l'implementazione nei mercati degli affitti a lungo termine) e del valore delle case (del 1,4% prima e 1,5% con l'applicazione della policy nei mercati delle abitazioni in vendita). In particolare si è visto come, nelle città di New York, San Francisco e Portland, da una parte questa regolamentazione ha forzato gli host a eliminare delle proprietà da Airbnb e dall'altra parte ha evitato che tante proprietà fossero rimosse dal mercato locale (si intende quello a lungo termine). Ci sono stati impatti economicamente molto significativi e questo è prova del fatto di come l'home sharing sconvolga i mercati residenziali locali ed agisca come un importante sostituto dell'offerta nei mercati locali (Chen, Wei e Xie, 2022). Ciò significa che l'home sharing agisce come un'alternativa rilevante alle opzioni di alloggio tradizionali, diventando una scelta preferita o concorrente nei mercati residenziali locali. In altre parole, le persone potrebbero preferire utilizzare servizi di home sharing anziché le opzioni di alloggio convenzionali, influenzando così l'offerta e la domanda nel mercato immobiliare locale.

È interessante notare come altre giurisdizioni abbiano affrontato le sfide legate alle piattaforme di sharing economy. Ad esempio, in risposta ai cambiamenti portati da Airbnb, il governo norvegese ha introdotto una tassa sugli affitti a breve termine, conosciuta comunemente come "Airbnb tax". A partire dal 2018, l'85% del reddito annuo derivante da affitti a breve termine al di sopra di una soglia di 10.000 NOK (circa 1200 USD) è soggetto a una tassazione con aliquota del 22%. Tuttavia, la tassazione si basa sulle autodichiarazioni dei redditi fornite dagli host, il che ha sollevato interrogativi sull'efficacia e la precisione dell'applicazione di questa tassa da parte dell'agenzia fiscale norvegese (Marcel Garz, Andrea Schneider, 2023). Questo fa comprendere come in alcuni casi le regolamentazioni, come le tasse applicate agli host, potrebbero non avere l'effetto previsto. Ad esempio, l'aumento dei costi dovuto a una tassa non sembra, in questo caso, aver spinto gli host ad abbandonare la piattaforma o ad innalzare i prezzi degli affitti.

Di recente l'attenzione sull'aspetto fiscale delle piattaforme di sharing economy è cresciuta in modo significativo. L'agenzia delle Entrate ha sollevato, infatti, importanti questioni riguardo il mancato versamento delle imposte da parte della nota web company statunitense. Questa controversia è culminata in una cifra record di 500 milioni di euro di imposte contestate, posizionandosi seconda solo alla cifra richiesta inizialmente al gruppo Meta. La base di questa procedura legale è una legge del 2017 che impone alle piattaforme web di agire come sostituti d'imposta. In particolare, la legge richiede che le piattaforme trattengano il 21% sugli affitti incassati dagli host non professionali (coloro che non fanno dell'attività con Airbnb la loro principale fonte di reddito) e che questo importo venga successivamente versato allo Stato. Gli host professionali, al contrario, sono tenuti a versare direttamente allo Stato la ritenuta d'acconto, che può essere equivalente alla cedolare secca del 21% o all'aliquota marginale dell'Irpef del proprietario (*Sky tg24, 2023*). A partire dal 2024 si prospettano aumenti (dal 21% al 26%).

Questi sono solo alcuni esempi concreti delle sfide che le autorità statali stiano intraprendendo nel tentativo di regolamentare e tassare le attività legate alla sharing economy, evidenziando tuttavia la necessità di ulteriori approcci innovativi e rigorosi per garantire un quadro normativo adeguato.

### **1.1.2 Focus sugli host: diversi tipi di host e strategie attuate**

Analizzando nel dettaglio gli host presenti sulla piattaforma possiamo notare come ne esistano di diversi tipi, ciascuno con un approccio unico all'ospitalità: alcuni mostrano una gestione professionale e altri un'ospitalità occasionale e familiare. Inoltre, è possibile classificarli anche in base alla qualità o quantità di servizi offerti, quali, ad esempio, la pulizia professionale e non, la fornitura di comfort aggiuntivi e il tipo di servizio di check-in. Ecco un'analisi dettagliata delle diverse tipologie di host.

#### **Host professionale**

Un host professionale è rappresentato da individui che gestiscono contemporaneamente più proprietà sulla piattaforma. In tal caso, l'host considera la gestione professionale dell'appartamento come un lavoro a tempo pieno, fornendo spesso una vasta gamma di servizi tipici del settore alberghiero (ad esempio servizio check-in o pulizia professionale). Questa tipologia di host fornisce circa il 71% delle entrate di \$14,1 miliardi di Airbnb, nei suoi 12 mercati principali (*Karen Xie et al., 2021*).

In letteratura, vengono, inoltre, considerati "Multi-host" coloro che hanno da 2 a 4 annunci e "Business" coloro che hanno oltre 4 annunci sulla piattaforma. Considerando la professionalità dell'host si evidenzia, prendendo in esame le maggiori città europee, come ci sia una relazione tra policy e tipo di host. Ad esempio, ad Amsterdam e Berlino dove il mercato è più regolamentato sono presenti un maggior numero di annunci single-listing (*Kristóf Gyódi e Łukasz Nawaro, 2021*). In altre parole, laddove ci sono regolamentazioni più strette, sembra essere più comune che gli host si specializzino nella gestione di una singola proprietà anziché avere diverse proprietà in affitto.

Si osserva inoltre come un maggior numero di annunci gestiti dallo stesso host possa tradursi o in un servizio meno curato nei particolari e quindi in una valutazione inferiore da parte degli ospiti o in valutazioni molto positive. Ciò perché

un Multi-host avendo molta esperienza riesce a gestire meglio aspetti strategici (*Huihui Zhang et al., 2022*).

Per effettuare una classificazione più granulare, i Multi-unit host possono essere a loro volta suddivisi in categorie distinte:

- Un investitore che possiede e gestisce autonomamente più unità;
- Un singolo individuo che gestisce proprietà per più investitori individuali;
- Società di gestione di case vacanze professionali di medio-grandi dimensioni. (*Tarik Dogru et al., 2022*)

Un'ulteriore distinzione tra gli host professionali si basa sulla durata dell'affitto. Si distinguono quelli full-time, che affittano i propri appartamenti per un mese intero (30 giorni o più) o un anno (360 giorni o più) e quelli part-time che affittano la sistemazione per meno di un mese o meno di un anno. La scelta di un approccio part-time porta spesso a maggiori entrate per notte rispetto al full-time (in particolare il 23,8% in più di entrate mensili) (*Karen Xie et al., 2021*).

La professionalità dell'host, la dimensione della proprietà, la posizione della property influenzano le strategie di pricing. È dimostrato infatti che l'host professionale richieda prezzi superiori: il premium price dell'host "Business" è maggiore rispetto a quello del "Multi-Host" o "Single-Host". Tuttavia allo stesso tempo, il prezzo è influenzato anche da altre variabili quali: la dimensione della property (per ogni camera addizionale il prezzo aumenta del 6.6-25.6%), il livello di pulizia (un aumento di 1 punto su 10 porta un aumento del prezzo del 2.1-5.2%) e la location (distanza dal centro e distanza dalla stazione della metropolitana). Nella figura sottostante viene rappresentata la media dei prezzi di Airbnb nella città di Roma, da cui traspare un grande incremento nei prezzi del centro città e delle zone più servite dai mezzi di trasporto (*Kristóf Gyódi e Łukasz Nawaro, 2021*).

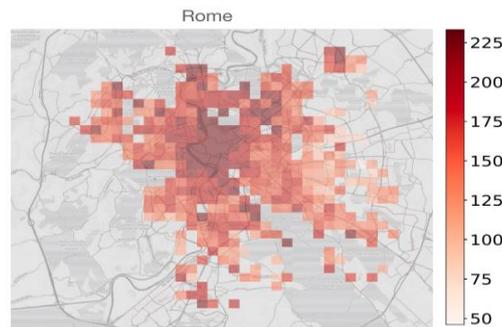


Figura 1.2: Distribuzione dei prezzi Airbnb nella città di Roma (EUR)

È stato rilevato che le proprietà Airbnb gestite da host professionisti guadagnano il 16,9% in più di entrate giornaliere e hanno tassi di occupazione superiori del 15,5% rispetto alle proprietà di host non professionisti (*Karen Xie et al., 2021*).

Un ulteriore aspetto chiave della strategia del Multi-host riguarda la standardizzazione, che induce a maggiore efficienza traducibile in possibili sconti per l'ospite. La standardizzazione nel processo di ospitalità può essere presente sia a livello di annuncio, realizzando annunci simili tra loro per le diverse proprietà, sia a livello di acquisti garantendo economie di scala. Tuttavia, nonostante tali vantaggi, essa implica una maggiore rigidità che ostacola l'adattamento alle richieste del cliente (*Huihui Zhang et al., 2022*).

L'host può decidere di attivare o meno la prenotazione istantanea (opzione instant booking), che può condurre a molti benefici:

- I guest possono fare prenotazioni in modo automatico, senza mandare alcuna richiesta all'host per l'approvazione;
- Maggiore interesse da parte degli ospiti, che possono pianificare la vacanza più facilmente;
- Più alti ranking nelle ricerche;
- Spesso conduce allo status di Superhost;

Quando un host attiva la prenotazione istantanea si passa dalla modalità di matching two-way model a quella di one-way model. Tuttavia, molti host sono contrari a questa scelta poiché ritengono fondamentale non perdere il controllo del matching, ricercando quindi un trade-off tra efficienza e qualità del match.

Dal punto di vista dei prezzi e del profitto è necessario sottolineare che:

- Dopo aver utilizzato la prenotazione immediata un tasso di commissione più elevato potrebbe ridurre la concorrenza sui prezzi e aumentare il profitto dell'host;
- La piattaforma non beneficia sempre di un alto tasso di adozione della prenotazione istantanea. Infatti, quando la probabilità di abbinamento naturale (senza prenotazione immediata) è relativamente grande, tutti gli host che utilizzano il servizio di instant booking portano ad una concorrenza sui prezzi intensificata, che riduce il margine di profitto medio per annuncio e il profitto della piattaforma.

*(Nan Feng et al., 2022)*

### **Host non professionale**

Per host non professionale si intende un individuo che gestisce una sola proprietà su Airbnb, senza necessariamente gestirle a tempo pieno. Al contrario degli host professionisti, questi affittano l'intera proprietà o alcune stanze occasionalmente, senza prestare eccessiva attenzione ai servizi offerti o all'aspetto commerciale dell'ospitalità. Alcune caratteristiche chiave degli host non professionali riguardano:

- Unica proprietà sulla piattaforma;
- Condivisione della proprietà solo in determinate circostanze, ad esempio quando l'host è in viaggio o non utilizza l'appartamento;
- Basso (o nullo) investimento in promozione o nella gestione attiva delle prenotazioni;
- Minore offerta di servizi e comfort rispetto a Multi-Host o Host Business;
- Esperienza più autentica, maggiore interazione con gli ospiti, atmosfera familiare e calorosa durante il soggiorno.

Come accennato in precedenza, gli host non professionali attuano strategie di pricing diverse rispetto a quelli professionali, ad esempio il grado di professionalità influenza positivamente l'adozione di un pricing dinamico (che consiste

nell'aggiustare i prezzi in relazione alla domanda, ai prezzi dei competitor e altri fattori), oltre che la performance degli annunci (*Graziano Abrate et al., 2022*).

Anche l'aspetto della stagionalità rappresenta una differenza importante tra i due tipi di host in analisi, in quanto durante il picco stagionale gli host non professionali percepiscono un minore potere di mercato che impedisce loro di incrementare le proprie entrate (*Georges Casamatta et al., 2022*).

### **Superhost**

A differenza delle tipologie sopra descritte, il titolo di "Superhost" viene attribuito all'host direttamente da Airbnb nel caso in cui questo abbia raccolto un elevato livello di soddisfazione da parte ospiti. Quest'ultima viene misurata soprattutto in base alle recensioni positive e al tasso di cancellazione (*Madalyn A. Scerria, Rajka Presbury, 2020*). Ottenere il titolo di Superhost è segno di qualità e reputazione e ciò potrà influenzare positivamente le prenotazioni future dell'host e il pricing degli annunci (*Kristóf Gyódi e Łukasz Nawaro, 2021*).

Il Superhost fornisce spesso informazioni aggiuntive, trova il tempo di interagire durante il soggiorno con i guest, garantendo così un valore aggiunto. Molti studi infatti dimostrano come l'assenza di interazione personale e comunicazione riducano per l'ospite la qualità del servizio. Si tratta infatti di aspetti fondamentali nell'ospitalità peer-to-peer (*Madalyn A. et al., 2020*).

Anche la piattaforma stessa influenza la comunicazione e l'interazione tra host e ospiti attraverso la richiesta di recensioni. Queste ultime sono fondamentali per mantenere lo stato di Superhost e guadagni maggiori (*Madalyn A. et al., 2020*).

Fondamentale per invogliare la scelta di una property è la descrizione presente negli annunci. Spesso si enfatizzano gli aspetti peculiari e caratteristici della proprietà. Ad esempio, si osserva che nelle descrizioni gli aspetti che compaiono con maggiore frequenza riguardano: le attrazioni e i mezzi di trasporto vicine alla proprietà (12.9 %), l'ubicazione delle camere e dei servizi nell'edificio (12.2 %) e la tipologia di visitatori tipici dell'appartamento (10 %). Inoltre, le descrizioni di interi appartamenti tendono a contenere più informazioni sullo stile interno o sul

quartiere, mentre le stanze condivise, rispetto a quelle private o all'intero appartamento, danno maggiore attenzione al tipo di visitatore e alle caratteristiche della stanza (*Yeojin Chung e Surendra Sarnikar, 2021*).

L'attribuzione dello status di Superhost è anche legata alle strategie di prezzo applicate, al numero di property gestite e ai tipi di annunci pubblicati e alle descrizioni testuali dello stesso.

In particolare, si analizzano:

- Descrizione privata della proprietà;
- Descrizione pubblica della proprietà (quartiere e zona in cui è collocata);

Nel complesso, si evince che la presentazione di informazioni più dettagliate nelle descrizioni influisce positivamente sulla quantità di recensioni ricevute. Tuttavia, è importante osservare come la divulgazione di informazioni riguardante il vicinato non abbia alcun effetto sull'intenzione degli ospiti di pubblicare reviews e non abbia quindi influenza sulla quantità e qualità delle recensioni ottenute (*Zuolong Zheng et al., 2023*).

Un aspetto interessante a proposito delle reviews riguarda l'influenza della che un cliente ha sulla performance dell'annuncio, che è amplificato se l'host è full-time (come descritto in precedenza) mentre è mitigato nel caso di host con più annunci (*Karen Xie et al., 2021*).

In conclusione, Airbnb ha creato un ecosistema diversificato di host, che si differenziano per livello di coinvolgimento nei confronti della piattaforma e per la dedizione verso l'ospite, oltre che per le strategie di pricing (come il pricing dinamico), standardizzazione e altri aspetti (ad esempio l'instant booking) che garantiscono loro revenues diverse.

### 1.1.3 Host professionisti e albergatori: un confronto

Airbnb ha dimostrato, nel tempo, di poter influenzare in modo importante la domanda e l'offerta del mercato tradizionale, sia immobiliare che turistico.

Analizzando nel dettaglio l'impatto della web company sul settore alberghiero, si hanno prove del fatto che la piattaforma sia stata causa della riduzione dei ricavi degli hotel ciò soprattutto da parte di host professionali che generano oltre il 69% dei ricavi del colosso americano. Questo fatto rappresenta una minaccia sia per gli albergatori che per gli affitti a lungo termine (*Tarik Dogru et al., 2022*).

Analizzando con cura i dati traspare come gli host di Airbnb preferiscano affitti brevi a quelli a lungo termine, in quanto raggiungono comunque una soglia di salario adeguata e soddisfacente. In questo modo, però, gli affitti a lungo periodo diventano sempre più fuori mercato (*Qing Zheng et al., 2023*).

Inoltre è possibile verificare come la piattaforma provochi un cambiamento dei prezzi delle strutture alberghiere grazie ad una competizione intensificata. D'altro canto, si è dimostrato che un incremento dell'1% degli annunci Airbnb ha ridotto l'ADR degli hotel negli USA di circa lo 0,01% diminuzione che, le strutture tradizionali, hanno cercato di contrastare tramite un abbassamento dei prezzi al fine di fidelizzare gli ospiti. Dal punto di vista del OCC al contrario, si nota come il tasso di occupazione delle strutture alberghiere non sia stato influenzato dalla presenza di affitti a breve termine (né da inserzioni di host multi-unità né da quelli singola unità) (*Tarik Dogru et al., 2022*).

Focalizzandosi, invece, sulla strategia di pricing di Airbnb per competere con le strutture alberghiere si nota come questa vari a seconda delle situazioni di mercato. Ad esempio, è necessario che gli host adottino prezzi elevati quando competono con hotel di fascia bassa, ma richiedano prezzi ridotti quando rappresentano un'alternativa ad hotel di fascia media in un mercato in cui la competizione non la faccia da padrone (*Qing Zheng et al., 2023*).

Un tema chiave che avvantaggia Airbnb rispetto alle strutture alberghiere è legato all'autenticità e all'ambiente domestico, che rimane un'attrattiva centrale del servizio. Il punto di forza degli albergatori è, invece, la differenziazione dell'offerta di prodotti e servizi. Ciò consente loro di migliorare le percezioni da parte dei clienti aumentando i ricavi dell'hotel (*Karen Xie et al., 2021*).

Tra tutti gli host presenti sulla piattaforma è evidente come quelli con recensioni migliori o certificazione di Superhost siano in grado di competere più efficacemente di altri con gli hotel (*Aliza Fleischer et al., 2021*).

Altra minaccia per le strutture del settore è emersa dal lancio, nel 2018, del programma "Airbnb Plus": si tratta di un riconoscimento speciale per alloggi particolarmente curati, di qualità e con design extra con il quale il colosso americano ha puntato ad attirare quegli ospiti che tradizionalmente non scelgono delle case per le loro vacanze privilegiando il comfort proposto dalle strutture alberghiere. Affinchè un host possa guadagnarsi il titolo plus deve rispettare alcune condizioni quali recensioni eccellenti, cura della propria property sotto ogni minimo particolare e superare un'ispezione di qualità da parte di un supervisore inviato da Airbnb stesso (*Aliza Fleischer et al., 2021*). Tale programma si è concluso da poco (6/11/2023) e si resta in attesa di nuovi upgrade.

Un fattore che rappresenta un vero svantaggio unilaterale per gli albergatori rispetto agli host professionisti di Airbnb sono gli obblighi fiscali, i requisiti assicurativi e gli aspetti legati alla sicurezza nei confronti dei quali gli host sono meno vincolati. Ciò rende la loro gestione più semplice, libera e meno onerosa (*Karen Xie et al., 2021*).

Tutti questi elementi stanno richiedendo con sempre maggiore vigore la necessità di eventuali regolamentazioni che equiparino le condizioni tra le due categorie (albergatori tradizionali e host di Airbnb). Interessante la policy "One Host One Home" (OHOH) che limita, nell'ambito della web company, la partecipazione alla piattaforma degli host professionali. Si è notato che diminuendo gli annunci gestiti questi ultimi sono aumentati quelli degli host non professionisti e i loro prezzi.

Ciò dimostra l'esistenza di una competizione all'interno di Airbnb stesso tra le due tipologie di host. Ma nonostante ciò non sono diminuite il numero di prenotazioni e i guadagni complessivi del colosso americano (*Wei Chen et al., 2023*).

#### **1.1.4 Impatto della pandemia da Covid-19: annunci e preferenze di prenotazione dei guest**

Il 31 gennaio 2020 è stata proclamata l'emergenza sanitaria pubblica a causa della malattia da Coronavirus. I primi casi, in Italia, sono stati segnalati il 21 febbraio 2020, ed entro ottobre 2021, il COVID-19 ha portato alla perdita di oltre 743.000 vite nei soli Stati Uniti, senza che una soluzione definitiva fosse visibile all'orizzonte (*Shen e Wilkoff, 2022*).

La pandemia globale da COVID-19 ha generato una riduzione del 5,2% del prodotto interno lordo (PIL) mondiale nel corso del solo 2020, nonostante gli sforzi straordinari messi in atto dai governi tramite politiche di bilancio e monetarie per contrastare l'insorgere della recessione (*World Bank, 2021*). In particolare ha provocato impatti significativi sul settore turistico e dell'ospitalità in cui opera Airbnb. Diversi studi hanno esplorato l'effetto di questa crisi senza precedenti analizzando come l'azienda, gli host e i guest abbiano reagito alle fluttuazioni della domanda e alle sfide emergenti.

La web company è stata fortemente condizionata da questa condizione senza precedenti, infatti è noto che le previsioni del colosso indicassero una prospettiva di calo delle entrate nel 2020 del 54%, attestandosi a 2,2 miliardi di dollari, in risposta all'ampia portata della pandemia globale (*Reuters, 2020*).

Mentre gli impatti del COVID-19 sugli affitti a lungo termine e sull'acquisto di abitazioni si sono manifestati in ritardo nei rispettivi mercati, il settore degli affitti a breve termine, avendo pochi obblighi contrattuali e transazioni istantanee, ha avuto un effetto estemporaneo. Vi è stata, cioè, una correlazione stretta tra la richiesta per gli affitti short-term e le restrizioni dettate dal periodo pandemico.

Evidenti le strategie di pricing degli host presenti in piattaforma. In particolare si è osservato che molti di loro hanno modificato i propri prezzi in risposta alle variazioni di domanda ed il comportamento è stato differente a seconda del tipo di host: privati o professionali. (*Milone, Gunter e Zekan, 2023*).

Il COVID-19 ha portato ad una significativa riduzione degli arrivi internazionali nel settore turistico. L'organizzazione Mondiale del Turismo (UNWTO) ha stimato una diminuzione del 74% dei turisti tra il 2019 e il 2020. Come conseguenza Airbnb ha subito un impatto negativo, riducendo del 72% i ricavi e licenziando circa 1800 dipendenti.

Il COVID-19 viene definito da alcuni "Disrupting the Disruptor", cioè l'entità che ha tentato di "distruggere" e annientare persino il grande colosso innovativo qual è Airbnb (Dolnicar e Zare, 2020). La pandemia, infatti, ha messo in luce la vulnerabilità dell'intero settore turistico.

Le città, spesso principali destinazioni per i viaggiatori, hanno subito particolarmente l'impatto. La combinazione di alta densità urbana e concentrazione geografica delle attrazioni turistiche, una volta viste come caratteristiche attraenti, è diventata all'improvviso un rischio per la salute dei visitatori. È stato studiato tale impatto sul mercato in diverse città del mondo. In particolare si è rilevata una grande volatilità dei prezzi nelle città di Barcelona, Beijing, Londra, Milano, New York e Parigi e l'influenza della situazione sulle scelte dei clienti riguardo al tipo e alla posizione delle strutture di Airbnb (Kourtiti, Nijkamp, Osth e Turk, 2022).

Il COVID-19 ha inoltre portato a variazioni significative nel tasso di occupazione delle property e nella disponibilità da parte di annunci sulla piattaforma: il primo è sceso dal 57% al 42% nel periodo tra agosto 2019 e agosto 2020, ma ciò dimostra comunque una domanda persistente (Filiari, Milone, Paolucci e Raguseo, 2023), mentre gli annunci hanno subito una diminuzione del 25% e una perdita del 22% nei ricavi delle proprietà rimaste. Tuttavia, gli host che hanno puntato sulla pulizia e sull'essere impeccabili nella cura dell'igiene, hanno registrato un aumento di interesse, assicurandosi costanza nei ricavi e nell'occupazione e mitigando, quindi, l'impatto negativo della condizione pandemica (Shen e Wilkoff, 2022).

Si è inoltre riscontrato una maggior flessibilità nella messa a disposizione di alloggi su Airbnb rispetto al settore alberghiero tradizionale. Sebbene l'offerta di questi ultimi sia rapidamente ritornata a livelli simili al 2019, la dimensione del mercato degli annunci su Airbnb si è ridotta in media di quasi il 17%. I maggiori cali si sono

verificati nelle città di Lisbona, Londra e Amsterdam dove circa un quarto degli annunci attivi è stato ritirato dalla piattaforma. L'unico caso in cui ciò non è avvenuto è Parigi. Dall'analisi dei prezzi si è compreso che le tariffe praticate su Airbnb hanno subito una diminuzione più moderata rispetto ai prezzi degli hotel. Questi risultati suggeriscono che molti degli host hanno adattato la loro offerta. Tutto ciò è dimostrato anche dal fatto che una quota significativa di host hanno smesso di accettare nuove prenotazioni durante la pandemia e ciò suggerisce, quindi, che un numero crescente di annunci è tornato sul mercato degli affitti long-term. Infatti la media di annunci che offrivano soggiorni minimi di 14 notti è passato dal 5-6% al 7% entro aprile e all'8% entro maggio. Successivamente leggendo con attenzione le caratteristiche degli annunci si nota che gli host non le abbiano modificate in modo significativo mantenendo le descrizioni pressoché simili a quelle utilizzate nel periodo pre-pandemico. *(Gyódi, Kristóf, 2021)*.

Le preferenze dei consumatori nell'uso di Airbnb sono state, tuttavia, influenzate dalla situazione epidemiologica. Si è osservato che gli appartamenti interi sono stati preferiti rispetto alle soluzioni condivise, coerentemente con le esigenze di distanziamento fisico. Altro impatto che si registra sul mercato degli affitti a breve termine è l'importanza della pulizia. Inoltre si è notato che durante tale periodo i viaggiatori hanno preferito gli appartamenti interi di Airbnb agli hotel. Questo, infatti, conferma la preferenza dei guest verso Airbnb durante il periodo ad alto rischio. Tuttavia, quando c'è registrato un trend al ribasso del COVID-19, tale preferenza non è stata identificata *(Nicolau, 2023)*.

Inoltre, nonostante i vantaggi distinti che Airbnb e gli hotel hanno offerto come risposta alla pandemia, potrebbero aver avuto un impatto limitato a causa delle preoccupazioni dei viaggiatori. Gli hotel, con i loro processi di pulizia professionale e standardizzati, hanno cercato di fornire un ambiente sicuro per gli ospiti. D'altra parte, Airbnb ha promosso il distanziamento sociale grazie alla natura delle sue proprietà indipendenti. Tuttavia questi vantaggi potrebbero essersi neutralizzati, poiché entrambe le forme di alloggio turistico sono state percepite come preoccupanti dai viaggiatori. Inoltre si scopre che le paure nei confronti di Airbnb erano maggiori tra coloro che erano più anziani, maschi e di etnia bianca. In

aggiunta, un livello più elevato di istruzione e una maggiore paura del virus hanno portato a un aumento delle preoccupazioni nei confronti degli hotel (*Daniel A. Guttentag, Stephen W. Litvin, Wayne W. Smith, 2023*).

Per tutto il periodo è stata di fondamentale importanza una comunicazione chiara circa le misure di igienizzazione e distanziamento da parte delle strutture alberghiere e delle piattaforme di sharing economy, al fine di garantire la fiducia dei viaggiatori e il successo delle iniziative di sicurezza.

In conclusione, gli effetti della pandemia hanno dimostrato come il settore dell'ospitalità e Airbnb siano stati profondamente e negativamente colpiti come del resto quasi tutti i settori economici e non.

### **1.1.5 Obiettivo e contributo alla letteratura**

La letteratura ha approfondito nel dettaglio, in anni recenti, il modello di business di Airbnb e gli attori che ne fanno parte, definendo i diversi tipi di host presenti e le loro strategie di pricing, gli effetti della piattaforma sul mercato immobiliare e sul settore turistico tradizionale, focalizzandosi su aree geografiche sempre diverse. Inoltre, sono numerosi gli articoli riguardanti l'impatto della pandemia da COVID-19 sul settore alberghiero e su quello degli affitti short-term.

Questo studio, che ha lo scopo di colmare una lacuna finora presente in letteratura accademica, si propone invece di approfondire il punto di vista dei soli host, attraverso uno studio delle loro scelte strategiche, disponibili attraverso la piattaforma (ad esempio il numero di notti minime prenotabili e il numero di foto presenti nell'annuncio).

Saranno, inoltre, condotte analisi di tali decisioni lungo nel periodo compreso tra il 2019 e il 2022, nella città di Roma, al fine di comprenderne l'evoluzione nel corso del tempo e valutarne l'impatto derivante dalla pandemia. In aggiunta, si potrà concludere se l'adozione di una specifica scelta strategica abbia potuto in qualche modo mitigare l'effetto della crisi pandemica.

Questi dati saranno poi confrontati parallelamente con le prestazioni degli host e della piattaforma, con lo scopo di identificare le relazioni e i trend esistenti tra variabili strategiche e di performance (ricavi, tasso di occupazione e alcuni indicatori come ADR e RevPAN).

## 2. STUDIO DI RICERCA

### 2.1. Raccolta dati

I dati utilizzati per le analisi mostrate all'interno del lavoro di tesi derivano da un Dataset relativo agli annunci sulla piattaforma Airbnb. Nel dettaglio, questo contiene una raccolta di circa 1,2 milioni di annunci pubblicati sulla piattaforma a partire dall'anno 2019 fino al 2022, nell'area geografica della città di Roma. Guardando all'orizzonte temporale del Dataset è quindi possibile notare che i dati panel forniti consentono un approfondimento delle analisi prima, durante e dopo la pandemia da COVID-19.

In particolare, le singole osservazioni corrispondono ad un annuncio (mensile, per una property specifica), per il quale sono riportate le seguenti informazioni:

- **Informazioni proprie dell'annuncio:**
  - Property ID: identificativo alfa-numerico dell'immobile
  - Mese e anno: indicano il mese e l'anno in cui è stato pubblicato l'annuncio
  - Tipo di annuncio: indica la tipologia di proprietà di destinazione (intero appartamento, camera privata o condivisa, camera di Hotel)
  
- **Dati sull'evoluzione della performance:**
  - Ricavi: indica i ricavi relativi all'annuncio in analisi
  - Notti Prenotate: numero di notti in cui la property è stata prenotata
  - Notti Disponibili: numero di notti di disponibilità della property
  - Notti Bloccate: numero di notti in cui l'host ha bloccato l'annuncio della property

- Tasso di occupazione:

$$\text{Tasso di occupazione} = \frac{\text{Notti Prenotate}}{\text{Notti Prenotate} + \text{Notti Disponibili}}$$

- ADR: l'Average Daily Rate (ADR) rappresenta il prezzo medio giornaliero di affitto della proprietà ed è un importante indicatore poiché consente di farsi un'idea della redditività e dell'andamento delle tariffe nel corso del tempo. Viene calcolato come di seguito:

$$\text{ADR} = \frac{\text{Ricavi}}{\text{Notti Prenotate}}$$

- RevPAN: l'indicatore Revenue Per Available Night (RevPAN) è utile per approfondire l'analisi delle performance di una proprietà e viene definito come:

$$\text{RevPAN} = \text{Tasso di Occupazione} * \text{ADR}$$

$$\text{RevPAN} = \frac{\text{Notti Prenotate}}{\text{Notti Prenotate} + \text{Notti Disponibili}} * \frac{\text{Ricavi}}{\text{Notti Prenotate}}$$

$$\text{RevPAN} = \frac{\text{Ricavi}}{\text{Notti Prenotate} + \text{Notti Disponibili}}$$

- **Informazioni che descrivono le caratteristiche della sistemazione proposta:**

- Numero di camere
- Numero di bagni
- Numero massimo di ospiti
- Latitudine/longitudine: coordinate geografiche della zona in cui si trova la property
- Quartiere: rappresenta la suddivisione amministrativa della città di Roma in cui è situata la proprietà di destinazione

- **Dati riguardanti l'host e le sue scelte strategiche:**
  - Host ID: codice numerico relativo all'host che ha pubblicato l'annuncio
  - Politica di cancellazione: indica la politica di cancellazione selezionata dall'host riguardo alla proprietà. Essa può essere flessibile (l'ospite può cancellare fino a 24 ore prima del check-in per ottenere un rimborso totale), moderata (l'ospite può cancellare fino a 5 giorni prima del check-in per ottenere un rimborso totale), rigida (per ricevere un rimborso totale l'ospite deve effettuare la cancellazione entro le 48 ore successive alla prenotazione e almeno 14 giorni prima del check-in)
  - Instant booking: variabile booleana che può essere vera se l'host decide di attivare l'opzione "Instant Booking", altrimenti è falsa. L'Instant Booking (Prenotazione immediata) di Airbnb è una funzione che consente agli host di accettare prenotazioni da parte degli ospiti senza dover confermare manualmente la prenotazione, ottenendo così un processo più semplice e veloce
  - Numero di foto: indica il numero di foto caricate per rappresentare la proprietà
  - Numero di recensioni: si riferisce al numero di recensioni della proprietà
  - Minimum Stay (numero minimo di notti prenotabili): numero di notti consecutive minimo da prenotare per riservare l'annuncio
  - Tariffa settimanale pubblicata: tariffa settimanale scelta dall'host per la proprietà (potrebbe infatti decidere di applicare uno sconto per l'ospite che prenota un orizzonte temporale più lungo)
  - Tariffa mensile pubblicata: tariffa mensile scelta dall'host per la proprietà

- Status di Superhost: variabile booleana che può assumere valore “vero” se l’host ha ottenuto da Airbnb lo status di Superhost, sulla base di recensioni positive nel tempo, affidabilità, alto tasso di accettazione e tasso di risposta

## **2.2. Strumenti utilizzati**

Le analisi condotte in questa ricerca hanno utilizzato il software STATA.

Si tratta di un programma di analisi econometrica e statistica utilizzato per eseguire regressioni, manipolazione di dati e generare grafici e mappe. È un software particolarmente versatile. Si presenta in diverse edizioni, tra cui Stata/IC, Stata/SE e Stata/MP a seconda delle dimensioni delle banche dati trattate.

Grazie all'ausilio di tale software sono state effettuate, in primis, statistiche descrittive per trarre informazioni sulle singole variabili e in seguito analisi di regressione univariate e multivariate.

Queste ultime sono utili per compiere analisi predittive e si concentrano sulla relazione tra variabili indipendenti (es.  $X_i$ ) e variabili dipendenti (es.  $Y$ ).

### 3. ANALISI STATISTICA DESCRITTIVA

La statistica descrittiva è la branca che si occupa di descrivere, raccogliere e interpretare i dati di un campione o di una popolazione. Utilizza, quindi, un insieme di strumenti volti a riepilogare in maniera appropriata un gruppo di unità statistiche correlate a un determinato fenomeno.

Attraverso l'analisi statistica descrittiva di questo paragrafo, si vuole sintetizzare l'insieme di variabili già citate nel paragrafo 2.1. Per studiare il Dataset si decide di procedere parallelamente su più orizzonti temporali avendo a disposizione dati dal 2019 al 2022. Si considerano i seguenti intervalli di tempo: pre-Covid (2019), covid (2020/2021) e post-Covid (2022).

Analizzando i dati panel dal punto di vista temporale è possibile approfondire trend e dipendenze tra le variabili in relazione alla pandemia, che ha gravemente colpito tutto il settore turistico.

Nel dettaglio, per ogni variabile disponibile sono state ricavate informazioni rilevanti quali numerosità del campione, media, deviazione standard, minimo, mediana, 25° e 75° percentile e massimo. Si sono, quindi, realizzati istogrammi utili per rappresentare anno su anno le variazioni (media o/e somma) di alcune variabili.

Lo scopo finale di questa analisi è identificare:

- Le scelte strategiche degli host riguardanti ad esempio policy di cancellazione, l'opzione Instant booking e Minimum Stay
- Il grado di professionalità dell'host
- L'evoluzione delle performance inerenti i ricavi, le notti prenotate, il tasso di occupazione e alcuni indicatori come ADR e RevPAN

Tramite lo studio di queste macro-aree e, a livello più granulare, delle singole variabili, sarà possibile comprendere come le scelte strategiche degli host hanno influenzato le performance generando maggiori ritorni.

### 3.1. Città di Roma: focus sulla domanda e sull'offerta

L'analisi per comprendere l'andamento di domanda e offerta delle property presenti nella città di Roma ha tenuto conto del numero di notti prenotate, degli annunci attivi, delle stanze, dei posti letto e del tipo di struttura disponibile rispettivamente nei tre periodi di pre-Covid, Covid e post-Covid.

Ecco di seguito le statistiche descrittive.

#### Notti prenotate

La variabile riferita alle notti prenotate può essere un indicatore della domanda di affitti a breve termine sulla piattaforma. Di seguito si rappresenta una sintesi delle statistiche descrittive ottenute per la variabile in analisi:

	PRE-COVID	COVID		POST-COVID
	2019	2020	2021	2022
<b>Property attive</b>	44840	38190	31820	32671
<b>Media [Notti]</b>	12.63	5.60	7.12	15.09
<b>Deviazione standard [Notti]</b>	11.15	8.42	9.66	11.59
<b>Minimo [Notti]</b>	0	0	0	0
<b>Massimo [Notti]</b>	31	31	31	31
<b>25° percentile</b>	0	0	0	2
<b>Mediana</b>	12	1	1	16
<b>75° percentile</b>	24	8	13	27

Tabella 3.1: indice di statistica descrittiva ottenuto per la variabile Notti Prenotate

Come si evince dalla tabella 3.1, la media tende a decrescere durante la pandemia da COVID-19, raggiungendo un minimo nel 2020 pari a 5.60 notti, dimostrando come gli alloggi siano stati non occupati per un tempo più lungo rispetto al periodo

pre-Covid. Si osserva, invece, come nel 2022, dopo il periodo pandemico, l'occupazione delle strutture sia aumentata seppur in modo lieve anche rispetto al periodo pre-Covid (con una media di 15.09 notti).

Si procede guardando la frequenza della variabile osservata in ciascun anno.

In generale, per l'anno 2019, si evince dal grafico sottostante, che l'occupazione delle property è o minore le 10 notti o compresa tra le 20 e le 30.

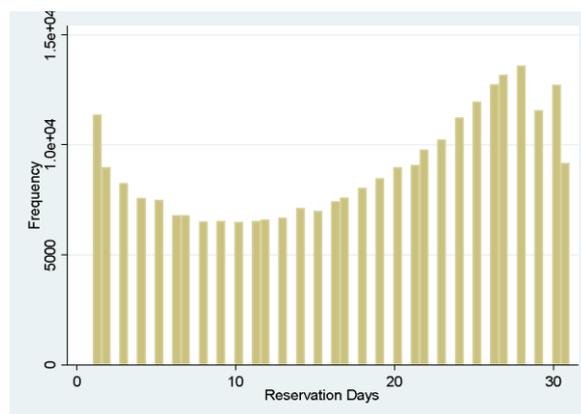


Figura 3.1: Distribuzione valori di Notti Prenotate [notti] nell'anno 2019

Confrontando questo risultato con la distribuzione della variabile Notti Prenotate nel periodo della pandemia (2020-2021) si nota come ci sia un netto cambio di tendenza: le notti prenotate sono, in media, decisamente inferiori alle 10 al mese.

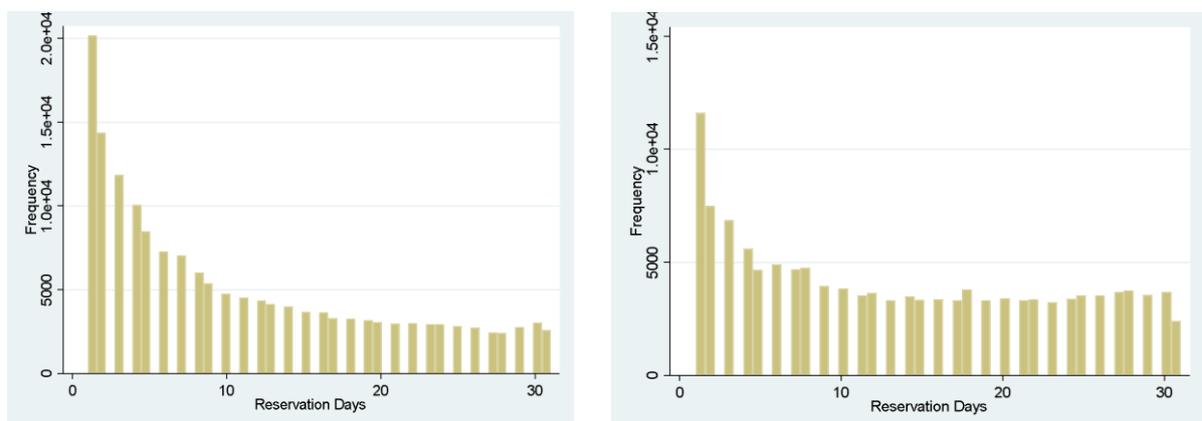


Figura 3.2: Distribuzione valori di Notti Prenotate [notti] nell'anno 2020 (sx) e nel 2021 (dx)

Infine, una volta superato il periodo pandemico (2022), l'occupazione delle property risulta nuovamente molto variata con molte di loro prenotate per l'intero mese.

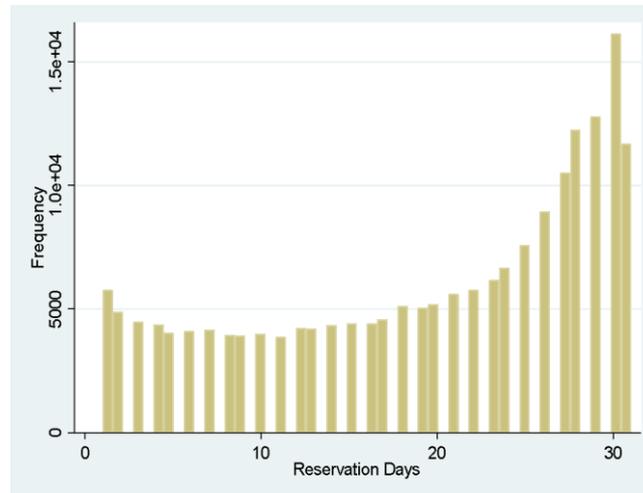


Figura 3.3: Distribuzione valori di Notti Prenotate [notti] nell'anno 2022

Guardando alla somma della domanda, nei diversi anni, si nota come il numero totale di notti prenotate nel 2019 sia 4.9M di notti, nel 2020 1.8M così come nel 2021 ed infine nel 2022 3.8M.

In conclusione, il valore medio delle notti prenotate nel 2022 (15.09) arriva a superare quello del 2019 pre-pandemia (12.63), mentre al contrario la somma di notti prenotate ha un andamento opposto (nel 2019 4.9M e nel 2022 3.8M). Una delle cause probabili è stata la riduzione del numero di property attive nel 2022.

### **Property attive, stanze e posti letto**

Si determinano ora le statistiche descrittive delle camere e dei posti letto forniti dagli host nei diversi anni che rappresentano l'offerta di Airbnb sulla piattaforma.

Come si evince dalle tabelle sottostanti, si osserva una relativa stabilità dell'offerta complessiva, con fluttuazioni molto lievi di stanze e posti letto, che fanno apparire in modo evidente come questa non sia stata influenzata dalla pandemia, al contrario invece della domanda (rappresentata ad esempio dal numero di notti prenotate) che

ha subito un drastico calo. È interessante notare questo aspetto poiché esso va contro tendenza: a seguito di un rapido calo di domanda nel 2020 e 2021, ci si attenderebbe una diminuzione sostanziale anche dell'offerta, cosa che invece non emerge se ci si riferisce alla media dei posti letto e delle stanze.

Si nota, inoltre, che le property prese in esame per il periodo pre-Covid sono 44840, nel periodo della pandemia, ovvero nel 2020 e nel 2021, sono rispettivamente 38190 e 31820, ed infine nel periodo post-Covid sono 32671.

	<b>PRE-COVID</b>	<b>COVID</b>		<b>POST-COVID</b>
	<b>2019</b>	<b>2020</b>	<b>2021</b>	<b>2022</b>
<b>Property attive</b>	44840	38190	31820	32671
<b>Variazione Property attive di un anno rispetto all'anno precedente</b>	-	-14.8%	-16.7%	+2.7%
<b>Variazione Property attive rispetto al 2019</b>	-	-14.8%	-29.04%	-27.14%
<b>Media [Stanze]</b>	1.43	1.46	1.43	1.43
<b>Deviazione standard [Stanze]</b>	0.90	0.90	0.89	0.88
<b>Minimo [Stanze]</b>	0	0	0	0
<b>Massimo [Stanze]</b>	50	24	24	24
<b>25° percentile</b>	1	1	1	1
<b>Mediana</b>	1	1	1	1
<b>75° percentile</b>	2	2	2	2

Tabella 3.2: indice di statistica descrittiva ottenuto per la variabile Stanze nel periodo osservato

	PRE-COVID	COVID		POST-COVID
	2019	2020	2021	2022
<b>Property attive</b>	44840	38190	31820	32671
<b>Media [posti letto]</b>	3.79	3.86	3.69	3.71
<b>Deviazione standard [posti letto]</b>	2.17	2.18	2.15	2.14
<b>Minimo [posti letto]</b>	1	1	1	1
<b>Massimo [posti letto]</b>	16	16	16	16
<b>25° percentile</b>	2	2	2	2
<b>Mediana</b>	4	4	3	3
<b>75° percentile</b>	5	5	4	4

Tabella 3.3: indice di statistica descrittiva ottenuto per la variabile Posti letto nel periodo osservato

Nel complesso, come già anticipato, si evidenzia una sostanziale stabilità nella media dei posti letto nel periodo preso in esame con lievi fluttuazioni.

La somma totale dei posti letto, invece, ha subito significative variazioni nel periodo preso in considerazione. Nel 2020, è scesa da 1.5 milioni (nel 2019) a 1.1 milioni: un calo attribuibile all'impatto della pandemia. Nel 2021, si è ulteriormente contratta scendendo a 846676 posti letto e ha registrato una ulteriore lieve diminuzione a 819356 nel 2022. Questo declino è in linea con il numero inferiore di proprietà attive identificate e rispecchia l'influenza significativa della pandemia sull'offerta complessiva di alloggi Airbnb.

### **Listing Type**

La variabile "Listing Type" indica la tipologia di annuncio gestita dall'host. Essa può riguardare: intero appartamento, camera privata, camera condivisa oppure camera di hotel.

Nel complesso, i dati sono riassumibili come segue:

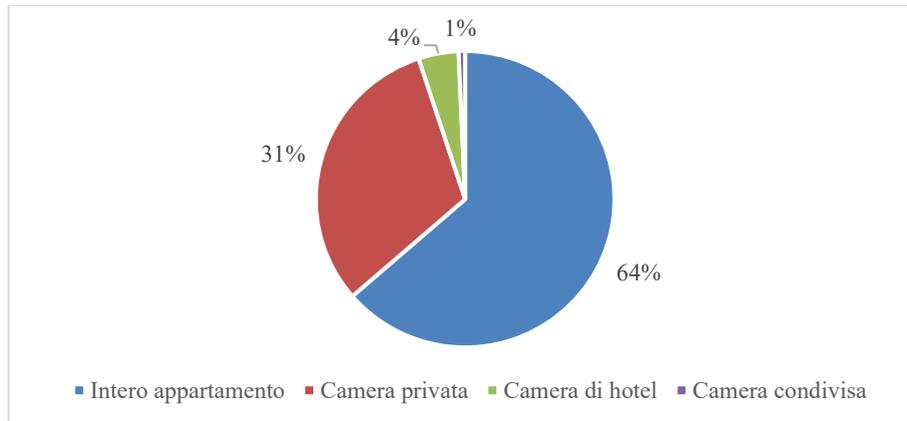


Figura 3.4: Analisi della frequenza delle categorie di Listing Type

Variabile di performance	Listing Type	Media	Errore standard	Intervallo confidenza 95%	
RevPAN	Intero appartamento	91.57	0.14	91.291	91.85
	Camera privata	42.19	0.09	42.01	42.37
	Camera di hotel	67.74	0.40	66.96	68.51
	Camera condivisa	13.53	0.27	13.00	14.05
ADR	Intero appartamento	148.37	0.19	147.98	148.75
	Camera privata	79.02	0.12	78.79	79.26
	Camera di hotel	116.71	0.55	115.63	117.78
	Camera condivisa	30.85	0.44	29.99	31.71
Occupation rate	Intero appartamento	0.63	0.0004	0.63	0.64
	Camera privata	0.55	0.0007	0.55	0.56
	Camera di hotel	0.58	0.0016	0.57	0.58
	Camera condivisa	0.46	0.0053	0.45	0.47

Tabella 3.4: Analisi di alcune variabili di performance rispetto al Listing Type

I dati della tabella sopra rappresentata indicano le statistiche relative a diverse variabili che riflettono la performance delle diverse tipologie di annunci.

Per quanto riguarda il Revenue per Available Night (RevPan) si osserva che le case intere/appartamenti presentano il valore medio più alto, seguite dalle stanze in hotel. Le stanze private hanno un valore intermedio, mentre le stanze condivise hanno il valore medio più basso.

Per l'Average Daily Rate corretto (ADR) si hanno risultati analoghi alla variabile di performance precedente come anche per il tasso occupation rate. Si può inoltre notare che in nessun caso si ha la sovrapposizione degli intervalli di confidenza.

In generale, i dati suggeriscono che le case intere/appartamenti tendono a ottenere i migliori risultati in termini di RevPan, ADR e tasso di occupazione, mentre le stanze condivise hanno prestazioni inferiori in tutte queste variabili.

In conclusione i risultati appena descritti sottolineano la preferenza degli ospiti per case e appartamenti completi rispetto alle stanze condivise, suggerendo che gli host Airbnb possono trarre vantaggio tenendo conto di tali osservazioni.

### 3.2. Diversi tipi di host: professionali e non

L'analisi prosegue con l'esame delle diverse tipologie di host attraverso l'adozione di un criterio di distinzione tra host professionali e non professionali. Questo si basa sulla frequenza di pubblicazione di annunci al mese, definendo gli host non professionali come coloro che hanno un singolo annuncio al mese, mentre gli host professionali vengono definiti come coloro che ne hanno almeno due al mese. Di seguito è presentato un grafico che mostra la distribuzione percentuale dei due gruppi nel corso degli anni.

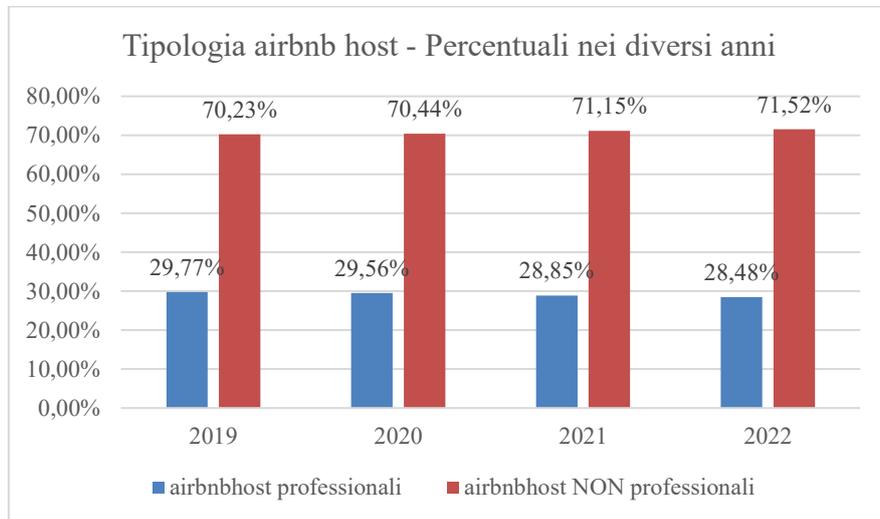


Figura 3.5: Grafico della tipologia di airbnb host (2019-2022)

Dall'analisi emerge che, nel periodo considerato, la percentuale di host professionali e non professionali su Airbnb è rimasta generalmente stabile. È importante notare, inoltre, che la percentuale di host non professionali risulta costantemente superiore.

Ciò potrebbe essere frutto di un'importante dinamica di partecipazione degli host non professionali, inclusi host occasionali o persone che condividono le loro case solo in determinati periodi. Tale evidenza suggerisce che Airbnb continua ad attrarre una vasta varietà di host, compresi quelli che non svolgono l'attività di hosting a tempo pieno e ciò è avvenuto anche in un periodo critico quale quello della pandemia da Covid-19.

### 3.3. Variabile strategica: Minimum Stay

Osservando la variabile strategica del “Minimum Stay”, ovvero il numero di giorni minimo per cui l’host accetta una prenotazione, si è deciso, per semplicità, di suddividere in range il tempo di permanenza, rappresentando 6 intervalli da un minimo di 1 notte ad un massimo di più di 90 notti. Ecco la sintesi dei dati disponibili:

	<i>N. property</i>	<i>Minimum Stay [notti]</i>					
		X=1	X=2	3≤X<7	7≤X<28	28≤X<90	X≥90
<b>2019</b>	44840	18215 (40,62%)	14925 (33,29%)	10224 (22,80%)	954 (2,13%)	374 (0,83%)	148 (0,33%)
<b>2020</b>	38190	13324 (34,89%)	10508 (27,52%)	6975 (18,26%)	866 (2,27%)	401 (1,05%)	6116 (16,01%)
<b>2021</b>	31820	10896 (34,24%)	8656 (27,20%)	6339 (19,92%)	818 (2,57%)	352 (1,11%)	4759 (14,96%)
<b>2022</b>	32671	10441 (31,96%)	8308 (25,43%)	7113 (21,77%)	813 (2,49%)	318 (0,97%)	5678 (17,38%)

Tabella 3.5: Analisi variabili strategiche: Minimum Stay (in parentesi la percentuale di property che adottano un determinato minimum stay rispetto al totale di property di un determinato anno)

Dalla tabella 3.5 si osserva come gli host, in generale, prediligano un Minimum Stay di 2 notti o inferiore, mentre siano molto meno impiegati vincoli di permanenza da una settimana a 90 giorni. Tutto ciò conferma che gli host di Airbnb preferiscano sostanzialmente fornire la proprietà per un breve periodo.

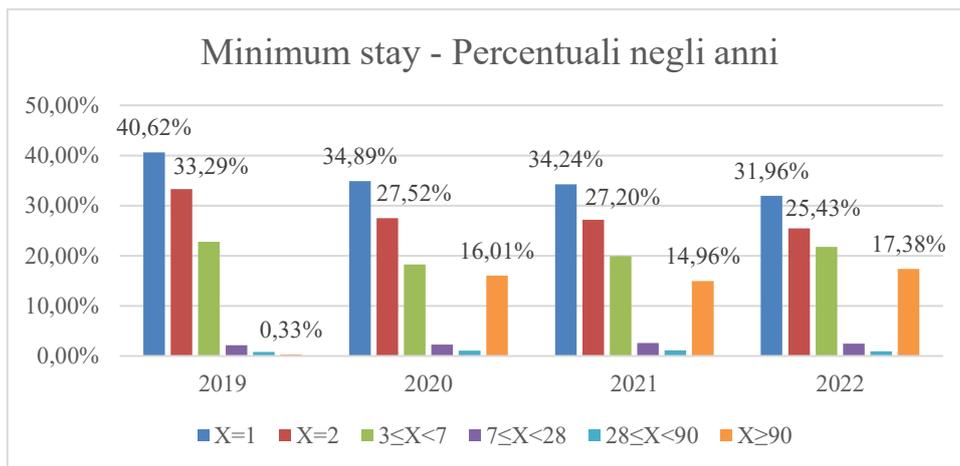


Figura 3.6: Grafico delle preferenze di minimum stay degli host (2019-2022)

Tuttavia, è interessante notare (vedi fig. 3.6) come gli host col passare degli anni abbiano incrementato l'adozione del Minimum Stay superiore ai 90 giorni, prediligendo affitti long-term. Nel dettaglio, nel 2019 il picco assoluto è rappresentato da Minimum Stay di 1 notte (pari al 40.62% delle property) mentre successivamente questa percentuale si riduce fino ad attestarsi attorno al 31.96% nel 2022. A confronto, l'andamento del Minimum Stay maggiore o uguale a 90 notti appare totalmente opposto, passando da un minimo di 0.33% property nel 2019 a un picco di 17.38% nel 2022 (con una variazione tra il 2019 e il 2022 di +3736%).

Procedendo con un'analisi delle statistiche descrittive della variabile, si ottiene un valore medio sempre attorno alle 2 notti con un piccolo incremento verso il 2021 in cui si ottiene un valore pari a 3.07.

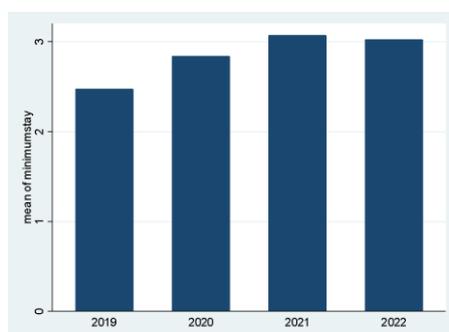


Figura 3.7: Distribuzione della media della variabile Minimum Stay

### 3.4. Variabili di performance

Questo capitolo si concentra sull'analisi delle variabili di performance quali: i ricavi, il tasso di occupazione, l'ADR (Average Daily Rate) e il RevPAN (Revenue per Available Night).

#### Ricavi

Tale variabile, all'interno del Dataset, rappresenta i ricavi di ciascuna property tra il 2019 e il 2022. Nell'istogramma sottostante è riportata una sintesi della media dei ricavi per ciascun anno:

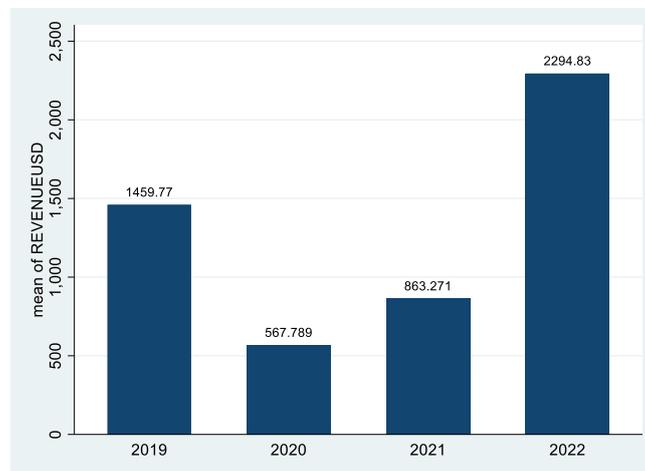


Figura 3.8: Media dei ricavi dal 2019 al 2022

Dal grafico si può dedurre come dal 2019 al 2020 ci sia stata una diminuzione del 61,1% della media dei ricavi legata al grave impatto della pandemia sull'intero settore turistico. Questa variabile, al contrario, fa registrare aumenti significativi del proprio valore a partire dal 2021, arrivando a raggiungere il massimo nel 2022.

	PRE-COVID	COVID		POST-COVID
	2019	2020	2021	2022
<b>Property attive</b>	44840	38190	31820	32671
<b>Numero osservazioni property-mese</b>	384093	315602	250148	249528
<b>Media [\$]</b>	1459.77	567.79	863.27	2294.83
<b>Deviazione standard [\$]</b>	2089.79	1203.98	1744.02	3073.66
<b>Minimo [\$]</b>	0	0	0	0
<b>Massimo [\$]</b>	126951	46362	77671	146768
<b>25° percentile [\$]</b>	0	0	0	178
<b>Mediana [\$]</b>	908	71	96	1599
<b>75° percentile [\$]</b>	2108	713	1196	3216

Tabella 3.6: indice di statistica descrittiva ottenuto per la variabile Ricavi nel periodo osservato

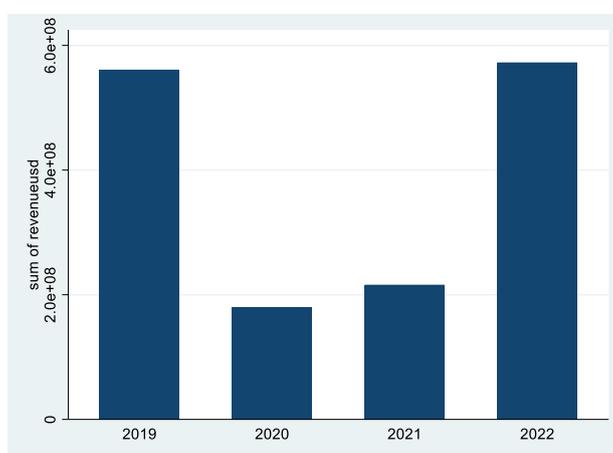


Figura 3.9: Somma dei ricavi dal 2019 al 2022

Effettuando un confronto tra il grafico della media e quello della somma dei ricavi si nota un andamento simile. Tuttavia si nota come nel 2019 i ricavi totali siano decisamente superiori probabilmente a causa del maggior numero di property attive (44840).

### Tasso di occupazione

Come visto in precedenza per le variabili ricavi e notti prenotate, allo stesso modo la variabile di performance tasso di occupazione ha subito un grave decremento arrivando ad un valore medio minimo nel 2020 pari a 0.22 (il 52% in meno rispetto al 2019). Allo stesso tempo però si osserva, come i risultati precedenti, che nel 2022 il valore medio supera quello del periodo pre-Covid, indicando una rapida ripresa del settore turistico.

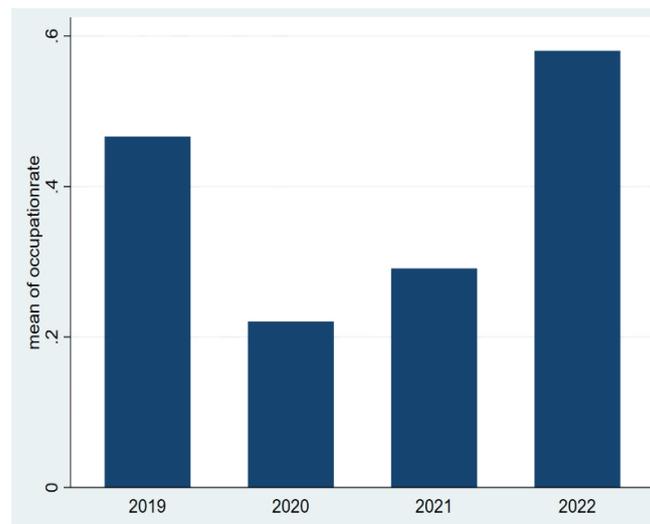


Figura 3.10: Distribuzione della media del Tasso di Occupazione nei diversi anni

	PRE-COVID	COVID		POST-COVID
	2019	2020	2021	2022
<b>Property attive</b>	44840	38190	31820	32671
<b>Media</b>	0.47	0.22	0.29	0.58
<b>Deviazione standard</b>	0.39	0.32	0.37	0.39
<b>Minimo</b>	0	0	0	0
<b>Massimo</b>	1	1	1	1
<b>25° percentile</b>	0	0	0	0.09
<b>Mediana</b>	0.5	0.03	0.04	0.74
<b>75° percentile</b>	0.86	0.35	0.63	0.96

Tabella 3.7: indice di statistica descrittiva ottenuto per l'indice Tasso di occupazione

## ADR

L'indicatore ADR, Average Daily Rate, viene determinato come rapporto tra i ricavi e le notti prenotate in un certo orizzonte temporale. Complessivamente, esso presenta un valore medio di 127.48 con una deviazione standard di 125.97, come emerge dal grafico sottostante.

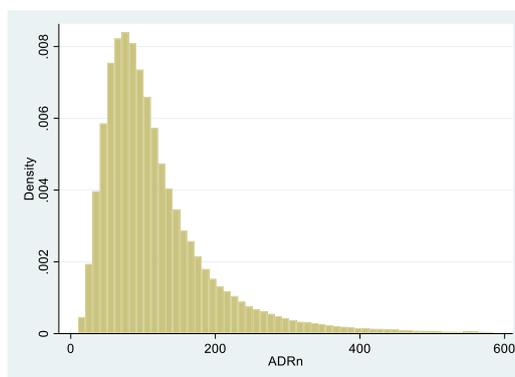


Figura 3.11: Densità dell'indicatore ADR

L'andamento della media dell'indicatore decresce nel periodo pandemico per poi aumentare in modo incrementale tra il 2021 e 2022. La riduzione del ADR nel 2020 è dovuta principalmente all'andamento dei ricavi minimi in periodo pandemico. Allo stesso modo, anche l'incremento successivo è legato alla stessa variabile dei ricavi. Tuttavia, si nota, dal grafico 3.12, come la variabile Notti Prenotate attenui l'influenza dei ricavi sul risultato dell'indice, provocando un gap tra il 2019 e il 2020 minimo (4%).

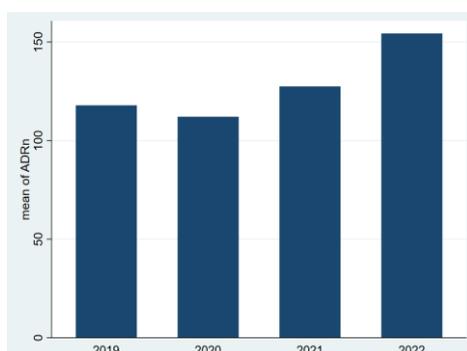


Figura 3.12: Distribuzione della media dell'indicatore ADR nei diversi anni

	PRE-COVID	COVID		POST-COVID
	2019	2020	2021	2022
<b>Property attive</b>	44840	38190	31820	32671
<b>Media [€/notte]</b>	117.85	112.06	127.46	154.30
<b>Deviazione standard</b>	106.01	106.26	126.41	158.85
<b>Minimo [€/notte]</b>	0	0	0	0
<b>Massimo [€/notte]</b>	4644.44	5097	4018.5	6952
<b>25° percentile</b>	64.08	59	67	81.39
<b>Mediana [€/notte]</b>	93.11	86.71	98	118.14
<b>75° percentile</b>	136.41	129.79	145.57	176.91

Tabella 3.8: indice di statistica descrittiva ottenuto per l'indice ADR nel periodo osservato

In conclusione, l'indice ADR, ha un trend al rialzo ed è la variabile che ha meno risentito dello shock causato dal Covid-19.

### **RevPAN**

L'indicatore RevPAN può essere definito come segue:

$$RevPAN = Tasso\ Occupazione * ADR = \frac{Ricavi}{Notti\ Prenotate + Notti\ Disponibili}$$

Fa registrare, nel periodo pandemico, una grande influenza sia del decremento del tasso di occupazione, prima descritto, che dell'indice ADR.

Nel dettaglio, confrontando le diverse distribuzioni delle medie, si nota un maggiore impatto del tasso di occupazione rispetto all'ADR.

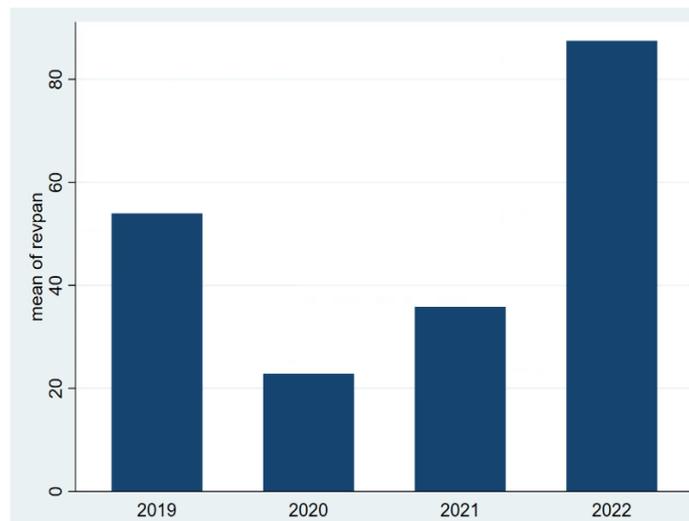


Figura 3.13: Distribuzione della media dell'indicatore RevPAN nei diversi anni

	PRE-COVID	COVID		POST-COVID
	2019	2020	2021	2022
<b>Property attive</b>	44840	38190	31820	32671
<b>Media [€/notte]</b>	53.94	22.86	35.82	87.47
<b>Deviazione standard</b>	75.37	49.08	69.93	114.07
<b>Minimo [€/notte]</b>	0	0	0	0
<b>Massimo [€/notte]</b>	4448.57	5097	2993.75	6952
<b>25° percentile</b>	0	0	0	10.07
<b>Mediana [€/notte]</b>	36.39	2.63	4.40	66.89
<b>75° percentile</b>	77.94	29.13	52.67	120.23

Tabella 3.9: indice di statistica descrittiva ottenuto per l'indice RevPAN nel periodo osservato

Approfondendo l'andamento di questo indicatore, è possibile rappresentare la situazione pre-Covid (anno 2019) e quella post-Covid (anno 2022), indicando i due andamenti rispettivamente in colore rosso e verde.

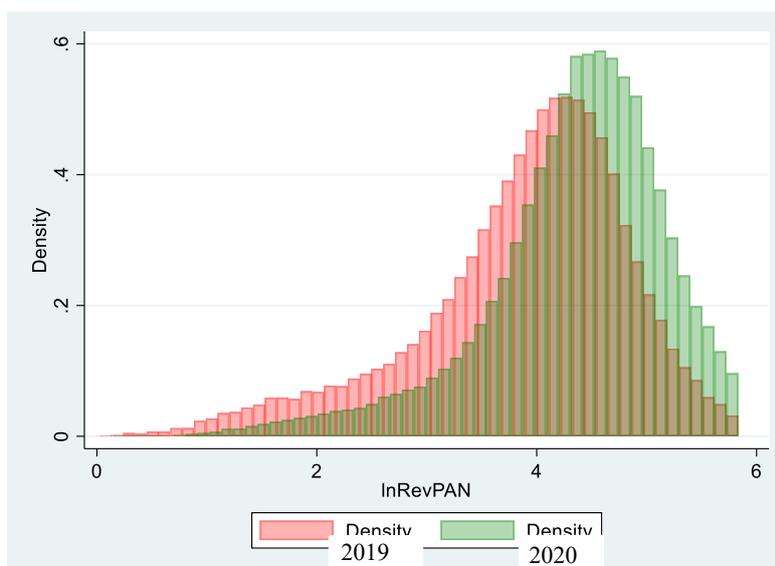


Figura 3.14: Densità del logaritmo del RevPAN nel 2019 (rosso) e 2022 (verde) a confronto

In linea con quanto descritto in precedenza, si nota un aumento complessivo del RevPAN dalla situazione precedente la pandemia a quella nel 2022, dovuta all'aumento degli elementi che lo costituiscono: il tasso di occupazione, che arriva ad un picco del 0.58 nel 2022 e dell'indicatore ADR, che incrementa fino al valore medio di 154.30 nel 2022.

### **3.5. Variabili di performance per tipo di host e Minimum Stay**

Si prosegue l'analisi incrociando i risultati ottenuti per le variabili di performance con quelle strategiche con lo scopo di definire quali scelte da parte degli host generino maggiori ritorni. L'obiettivo principale è tuttavia soffermarsi su due aspetti principali: la variabile Minimum Stay e il grado di professionalità dell'host, che verranno approfondite in seguito tramite l'analisi di regressione.

#### **Analisi della media dei ricavi in base al Minimum Stay scelto dall'host**

Facendo riferimento al Minimum Stay stabilito dall'host, si evidenzia come coloro che scelgono un periodo di permanenza minimo tra 3 e 7 notti hanno maggiori ritorni, seguiti da coloro che optano per un periodo di 2 notti. Un'ulteriore osservazione riguarda il fatto che gli host che scelgono Minimum Stay maggiore o uguale di 28 notti hanno una distribuzione della media dei ricavi decrescente dal 2019 al 2021, indicando quindi una ripresa più lenta rispetto alle altre scelte. Nella tabella sottostante si rappresenta la media dei ricavi nei diversi anni per gli host che hanno scelto Minimum Stay pari a 1 o 2 notti, tra 3 e 7 notti oppure superiore a 28 notti. Tra parentesi si evidenziano le variazioni percentuali dei dati ottenuti in un determinato anno rispetto al 2019.

	<b>Media dei ricavi</b>			
	<b>Minimum Stay=1</b>	<b>Minimum Stay=2</b>	<b>3 ≤ Minimum Stay &lt; 7</b>	<b>Minimum Stay ≥ 28</b>
<b>2019</b>	1270.15 -	1578.49 -	1728.69 -	296.104 -
<b>2020</b>	595.369 (-53.12%)	626.207 (-60.33%)	647.408 (-62.55%)	165.733 (-44.03%)
<b>2021</b>	900.747 (-29.08%)	981.992 (-37.78%)	1039.13 (-39.89%)	75.23 (-74.59%)
<b>2022</b>	2501.22 (+96.92%)	2673.38 (+69.36%)	2784.55 (+61.08%)	145.03 (-51.02%)

Tabella 3.10: media dei ricavi nei diversi anni per gli host che hanno optato per un determinato minimum stay

Analizzando più nel dettaglio le variazioni percentuali da un anno all'altro, si evince come per Minimum Stay inferiori alle 7 notti, si abbia una variazione negativa dal 2019 al 2020 (-53.10% per minimum stay =1, -60.34% per minimum stay =2 e -62.55% per minimum stay tra 3 e 7 notti), una leggera ripresa dal 2020 al 2021 (51.21% per minimum stay =1, 58.85% per minimum stay =2 e 60.51% per minimum stay tra 3 e 7 notti) e successivamente un importante incremento nel 2022 (51.21% per minimum stay =1, 56.85% per minimum stay =2 e 60.51% per minimum stay tra 3 e 7 notti). Al contrario, come già accennato in precedenza, nel caso di Minimum Stay superiore a 28 notti la ripresa dalla pandemia appare più lenta, con i ricavi che continuano a decrescere fino al 2021 (tra 2019 e 2020 la media dei ricavi decresce del 44.03%, tra il 2020 e 2021 diminuisce del 54.61%, dal 2021 mentre nel 2022 aumenta del 92.78%).

Altra analisi riferita alla variabile di Minimum Stay utilizza una semplificazione:

- Affitti long term: con minimum stay maggiore o uguale a 28 notti (indicato in tabella con valore 1)
- Affitti short term: con minimum stay minore di 28 notti (indicato in tabella con valore 0)

In tal modo è possibile proseguire soffermandosi sull'andamento dei ricavi e in particolare della variabile RevPAN (Ricavi per notte disponibile) in base alla tipologia di affitto long-term o short-term. Di seguito se ne propone una sintesi:

Anno	Tipologia affitto	Media	Errore standard	Intervallo di confidenza al 95%	
2019	0	54.34	0.12	54.10	54.58
	1	13.35	0.62	12.13	14.57
2020	0	24.58	0.09	24.40	24.76
	1	7.67	0.28	7.12	8.21
2021	0	39.31	0.15	39.01	39.61
	1	4.67	0.18	4.33	5.01
2022	0	99.02	0.25	98.54	99.51
	1	7.46	0.24	6.99	7.93

Tabella 3.11: Statistiche descrittive della variabile RevPAN in relazione ad affitti long-term o short-term

Si osserva che in ciascun anno le property con minimum stay superiore a 28 notti, ovvero affitti long-term, hanno in media RevPAN inferiore rispetto al caso short-term, in linea con l'andamento dei ricavi già descritto in precedenza.

Considerando, invece, il tasso di occupazione in relazione alla variabile Minimum Stay si nota che questo risente notevolmente dell'orizzonte temporale scelto come Minimum Stay essendo molto inferiore nel caso di Minimum Stay maggiore o

uguale a 28 giorni rispetto, ad esempio, al caso di Minimum Stay compreso tra 3 e 7 notti.

Nella seguente tabella si riassume l'andamento del tasso di occupazione in relazione a Minimum Stay per i due intervalli di tempo particolarmente rilevanti (come detto in precedenza). In parentesi sono rappresentate le variazioni percentuali di ogni anno rispetto al 2019.

Anno	Minimum Stay	
	$3 \leq X < 7$	$X \geq 28$
2019	0.53 -	0.28 -
2020	0.23 (-56.60%)	0.05 (-82.14%)
2021	0.34 (-35.85%)	0.034 (-87.86%)
2022	0.69 (+30.19%)	0.05 (-82.14%)

Tabella 3.12: Media del tasso di occupazione in base al Minimum Stay nei diversi anni

Osservando, inoltre, il comportamento del tasso di occupazione in relazione al Minimum Stay scelto di anno in anno, si comprende come la ripresa post pandemica nel caso di Minimum Stay superiori a 28 notti abbia richiesto più tempo.

	Variazione Percentuale rispetto all'anno precedente [%]	
	$3 \leq X < 7$	$X \geq 28$
<b>2019</b>	-	-
<b>2020</b>	-56.60%	-82.14%
<b>2021</b>	+47.83%	-32.00%
<b>2022</b>	+102.94%	+47.06%

Tabella 3.13: Variazione percentuale del tasso di occupazione di un anno rispetto al precedente in funzione del Minimum Stay scelto

Indispensabile, però, tener conto anche del grado di professionalità dell'host. Dal grafico 3.15 emerge l'andamento della media del RevPAN in relazione a:

- Tipologia di affitti long-term o short-term (Long Term Rent pari a 1 se Minimum Stay di almeno 28 notti);
- Host professionale o non professionale;

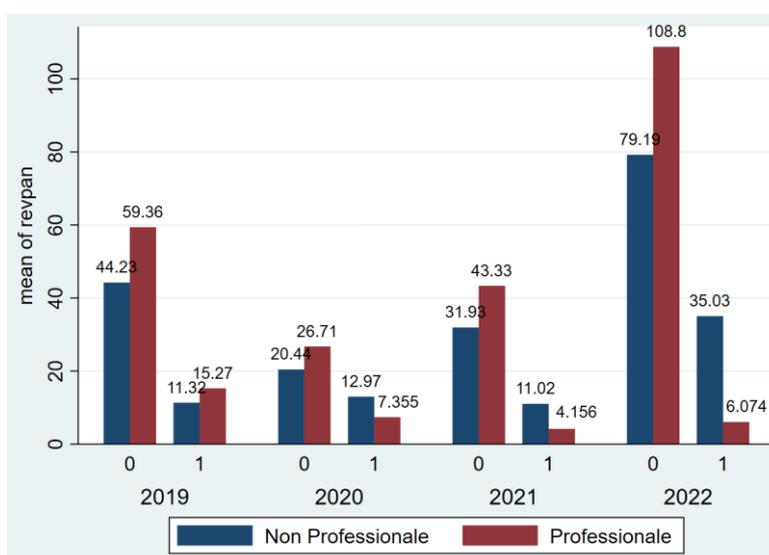


Figura 3.15: Media del RevPAN in relazione a Long Term Rent e professionalità dell'host

In particolare, dal grafico si evidenzia come, nella situazione pre-Covid (2019), l'host professionale abbia RevPAN medio sempre superiore rispetto al non

professionale, sia nel caso di affitti long-term (indicato con il numero 1 nel grafico) sia nel caso di short-term (indicato con il numero 0). Questo andamento ha però subito dei cambiamenti durante il periodo della pandemia: infatti dal 2020 in poi gli host non professionali hanno ottenuto RevPAN maggiori rispetto ai professionali nel caso di affitti long-term.

### **Grado di professionalità dell'host e variabili di performance**

Infine, è interessante soffermarsi su come il grado di professionalità dell'host abbia influenzato le variabili di performance quali ricavi e tasso di occupazione.

In tal senso, è rilevante notare come, nonostante gli host non professionali siano numericamente superiori agli host professionali, questi ultimi contribuiscano in modo significativo alle entrate totali generate sulla piattaforma Airbnb. Tale fenomeno è supportato dai valori della somma dei ricavi, che mostrano una preponderanza degli host professionali in termini di guadagni complessivi (nel 2019 410Mln contro 150Mln, nel 2020 130Mln contro 47Mln, nel 2021 160Mln contro 57Mln e nel 2022 430Mln contro 140Mln). Inoltre, lo stesso trend si riscontra nella media dei ricavi.



Figura 3.16: Grafico media dei ricavi per i diversi tipi di airbnb host nei diversi anni (2019-2022)

L'analisi dei tassi di occupazione rivela, inoltre, che gli host non professionali hanno mantenuto tassi inferiori rispetto agli host professionali nei primi due anni. Tuttavia, la situazione si è invertita nei due anni successivi.

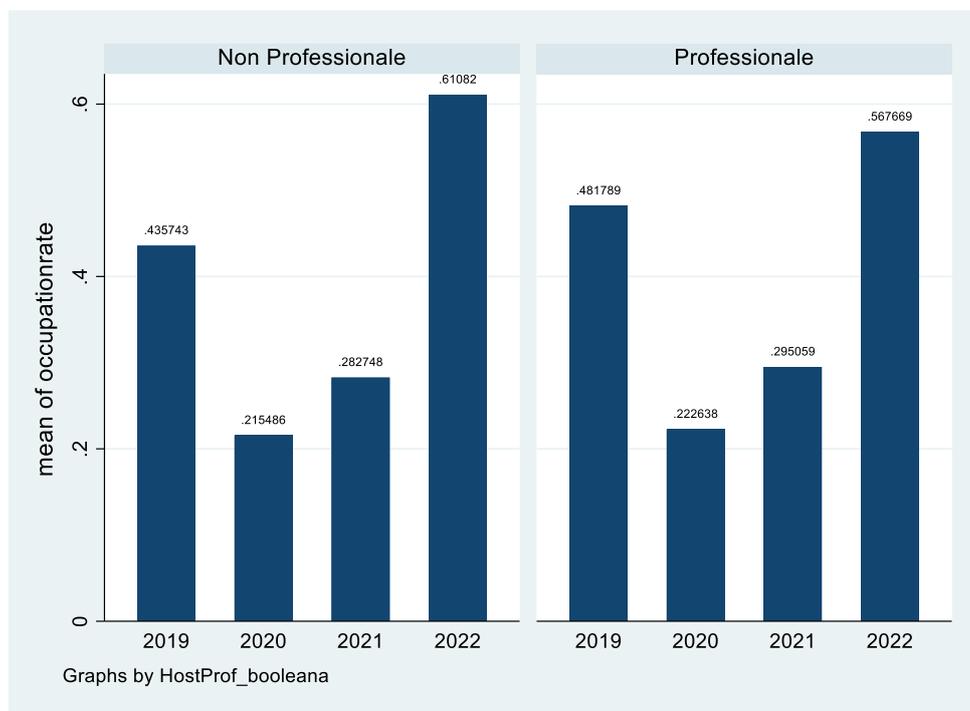


Figura 3.17: Grafico della media del tasso di occupazione per i diversi tipi di airbnb host nei diversi anni

### **Grado di professionalità dell'host e variabile strategica Minimum Stay**

In seguito, l'analisi si è concentrata in modo più dettagliato sugli host professionali, poiché si presume che questi possano avere competenze manageriali diverse.

Si procede con lo studio della variabile Minimum Stay per le property gestite dagli host professionali. Emerge che nel corso degli anni la maggior parte di queste proprietà ha adottato un minimum stay di 1 giorno, seguito da un minimum stay di 2 giorni e da un minimum stay compreso tra 3 giorni e 1 settimana. Si nota, però, che a partire dal 2020 almeno il 20% delle proprietà gestite da host professionali ha un minimum stay di almeno 90 giorni. Ciò suggerisce che, inizialmente, la maggioranza delle preferenze da parte degli host professionali è orientata verso soggiorni di breve durata, ma con l'avvento della pandemia da Covid-19, alcuni di loro potrebbero aver optato per soggiorni di lungo periodo.

	<i>N. property Host Professionali</i>	<i>Minimum Stay [notti]</i>					
		X=1	X=2	3≤X<7	7≤X<28	28≤X<90	X≥90
<b>2019</b>	30243	13651 (45%)	9408 (31%)	6358 (21%)	513 (2%)	224 (1%)	89 (0,3%)
<b>2020</b>	27734	10220 (37%)	6449 (23%)	4238 (15%)	481 (2%)	271 (1%)	6074 (21%)
<b>2021</b>	22692	8463 (37%)	5202 (23%)	3690 (16%)	413 (2%)	215 (1%)	4709 (21%)
<b>2022</b>	23612	8244 (35%)	5050 (21%)	4121 (17%)	410 (2%)	178 (1%)	5609 (24%)

Tabella 3.14: Analisi variabile strategica: minimum stay per le property degli host professionali (tra parentesi le percentuali di property che hanno optato per un determinato minimum stay rispetto al totale di property gestite da host professionali)

## 4. ANALISI DI REGRESSIONE E DI CORRELAZIONE

L'analisi di regressione e correlazione è utile per comprendere la relazione esistente tra due o più variabili. È interessante, inoltre, verificare se questo legame sia meno significativo.

Per lo studio effettuato si è deciso di soffermare l'attenzione sulla variabile dipendente RevPAN (Ricavi per notte disponibile) che è stata messa in relazione con diverse variabili indipendenti. Prima tramite una regressione univariata attraverso la variabile indipendente Long Term Rent (LTR è una variabile dummy che assume valore 1 se il Minimum Stay è maggiore o uguale a 28 notti) e poi tramite una regressione multivariata, più precisa della precedente, che tenga conto anche:

- della stagionalità (quindi della variabile relativa ai mesi dell'anno),
- della variabile Prop\_Host, che tiene conto del numero di property gestite dall'host e quindi del suo grado di professionalità
- della variabile geografica DISTRICT (inerente il municipio di Roma di riferimento)
- del numero di foto dei singoli annunci

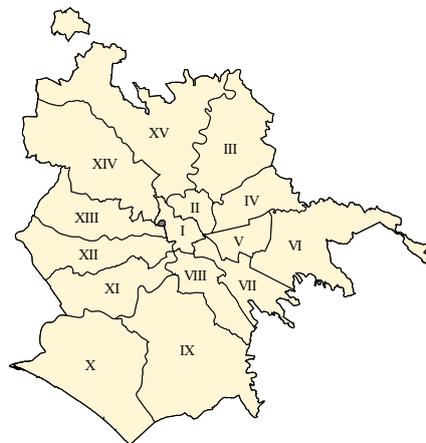


Figura 4.1: Mappa dei 15 Municipi di Roma, come da delibera n. 8 del 7 marzo 2013

Le equazioni a cui si fa riferimento, con un modello di regressione univariate lineare-lineare e con un modello log-lineare, sono quindi le seguenti:

$$RevPAN_{i,t} = \alpha + \beta LTR_{i,t} + \epsilon$$

$$\ln RevPAN_{i,t} = \alpha + \beta LTR_{i,t} + \epsilon$$

Tutti questi modelli sono analizzati nel quadriennio considerato.

## 4.1. Analisi di correlazione

L'analisi di correlazione viene svolta attraverso il calcolo del coefficiente di correlazione di Pearson. In particolare, si valuta la correlazione tra l'indicatore RevPAN e la variabile Minimum Stay e tra RevPAN e professionalità dell'host. Per quest'ultimo scopo si definisce una nuova variabile PROP\_HOST che indica il numero di property gestite da un certo host in un mese e si considera in conclusione host professionale chi gestisce 2 o più proprietà al mese (come descritto nella parte conclusiva del Capitolo 3). Per avere maggiore precisione nel calcolo si decide di considerare il logaritmo del RevPAN invece che il suo valore puro.

Guardando al coefficiente di correlazione di Pearson tra  $\ln$ RevPAN e Minimum Stay si ottiene un valore di -0.0531, che indica una correlazione negativa debole. Ciò significa che aumentando il numero di notti del Minimum Stay si va incontro a una riduzione del RevPAN. Questa evidenza è in linea con quanto trovato nel Capitolo 3, nel quale confrontando il valore medio delle Revenues in relazione ai diversi range di Minimum Stay è emerso come Minimum Stay maggiori di 28 notti generassero minori ricavi in tutti gli anni in esame.

Analogamente, calcolando il coefficiente di Pearson per valutare la correlazione tra il logaritmo del RevPAN e professionalità dell'host si ricava un valore pari a -0.25, che indica, anche in questo caso, una correlazione negativa debole. Sembrerebbe quindi, interpretando questo dato, che host che gestiscono più property in un mese (e sono quindi professionali) portino a un RevPAN minore. Tuttavia, andando ad approfondire il comportamento della correlazione nei vari anni si nota che questa era inizialmente positiva nello scenario pre-Covid del 2019 (rappresentato in figura), con un coefficiente di Pearson pari a 0.1. Solo successivamente, dopo l'avvento della pandemia, la correlazione diventa debolmente negativa (con valori del coefficiente di -0.20, -0.24, -0.51 dal 2020 al 2022).

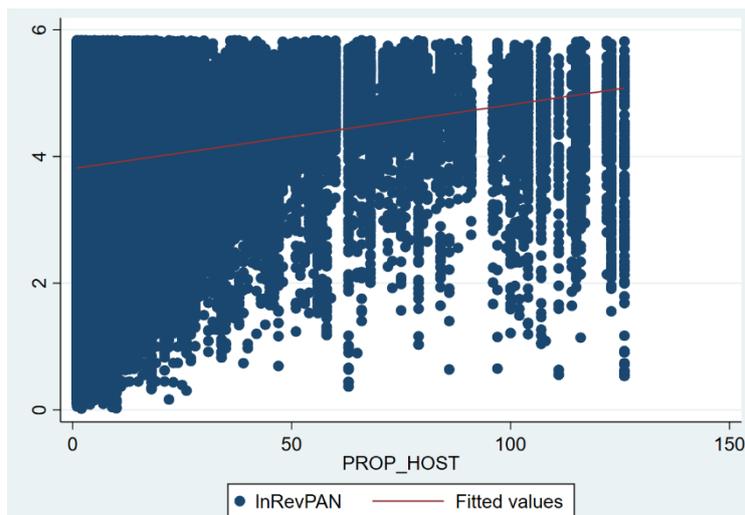


Figura 4.2: Scatterplot raffigurante la correlazione tra InRevPAN e PROP\_HOST nel 2019

Infine, un'ultima correlazione interessante da valutare è quella della stagionalità, espressa attraverso la variabile generata MONTH, in cui ogni mese è indicato con un numero crescente da 1 a 12 partendo con il mese di gennaio. La correlazione tra MONTH e InRevPAN appare debolmente positiva, con coefficiente di 0.08. Tuttavia, anche in questo caso si osservano delle differenze sostanziali in base all'anno di riferimento. A causa dell'impatto della pandemia da Covid-19 nel 2020 il coefficiente di correlazione diventa negativo con un valore di -0.16, pur restando positivo in tutti gli altri anni (0.12 nel 2019, 0.34 nel 2021 e 0.19 nel 2022). Inoltre, si possono considerare, per semplicità, come "alta stagione" i mesi di giugno, luglio, agosto e dicembre (ovvero quei mesi in cui MONTH assume valori pari a 6, 7, 8 e 12). Con questa assunzione, è possibile rappresentare l'istogramma sottostante in cui il colore rosso indica l'andamento di InRevPAN nel mese di dicembre, il colore verde InRevPAN nei mesi di alta stagione estivi ed infine il colore giallo il comportamento nei mesi di bassa stagione. Come ci si attenderebbe si conferma il fatto che nei mesi di alta stagione, in particolare nel mese di dicembre, l'influenza sul RevPAN delle property sia molto maggiore.

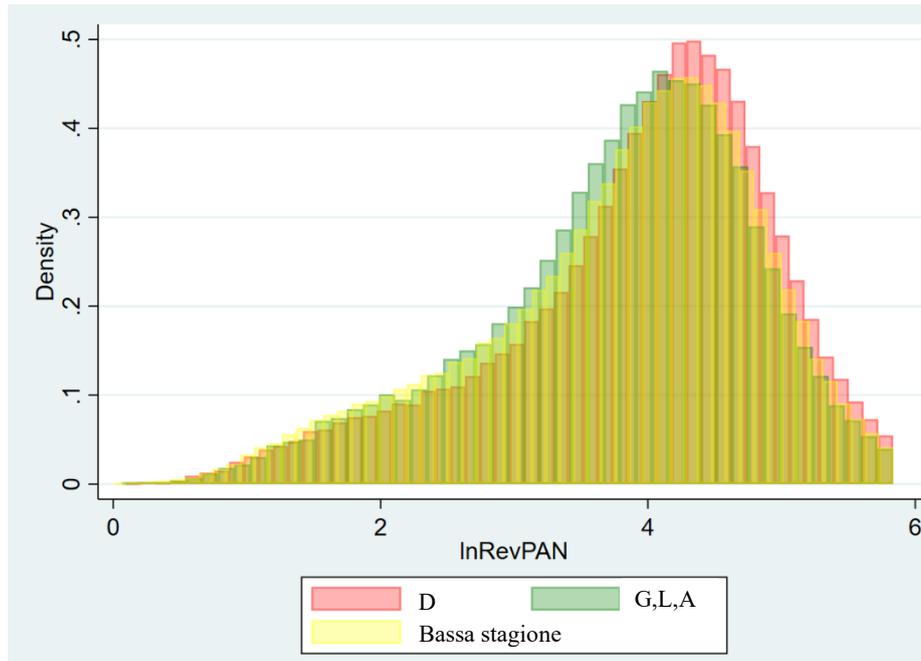


Figura 4.3: Comportamento di lnRevPAN in relazione alla stagionalità

Proseguendo l'analisi di correlazione per le altre variabili strategiche, Instant Book e Cancellation Policy, si nota che vi è una correlazione debolmente positiva: coefficiente 0.30 per la prima e coefficiente 0.15 per la seconda. In questo ultimo caso, in particolare, si osserva come il RevPAN aumenti leggermente andando verso policy di cancellazione più rigide.

## 4.2. Analisi di regressione univariata

Come precedente anticipato si decide di studiare la relazione tra la variabile dipendente RevPAN e la variabile indipendente dummy Long Term Rent (LTR=1 quando Minimum stay è maggiore o uguale di 28 notti e 0 altrimenti) prima con un modello lineare (LIN-LIN) e successivamente con un modello logaritmico (LOG-LIN), come riassunto di seguito:

$$RevPAN_{i,t} = \alpha + \beta LTR_{i,t} + \epsilon$$

$$\ln RevPAN_{i,t} = \alpha + \beta LTR_{i,t} + \epsilon$$

I risultati del modello LIN-LIN sono i seguenti:

$$RevPAN_{i,t} = 69.33 - 23.62 LTR_{i,t}$$

Poiché il valore di t è minore di -2.58 ( $p < 1\%$ ) si può dedurre il rifiuto dell'ipotesi nulla, ovvero che il coefficiente  $\beta$  risulta statisticamente significativo. Quindi in questo caso se la variabile LTR assume valore pari a 1 (Minimum Stay di almeno 28 notti) significa che il RevPan diminuisce di 23.62\$.

Guardando alla precisione del modello la varianza spiegata da questo risulta essere molto bassa ( $R^2$  di 0.0024) in quanto si è utilizzata una sola variabile indipendente di tipologia dummy (LTR), che porta a minore informazione rispetto ad una variabile continua o ad un modello con più variabili. La statistica F, invece, si attesta a 2199.50, indicando che la variabile scelta per il modello risulta molto esplicativa.

Analogamente i risultati del modello LOG-LIN sono i seguenti:

$$\ln RevPAN_{i,t} = 3.83 - 0.63 LTR_{i,t}$$

Anche in questo caso il t risulta minore di -2.58 ( $p < 1\%$ ) e quindi si può rifiutare l'ipotesi nulla e il coefficiente risulta statisticamente significativo al 99%. In questo caso le property che hanno adottato un Minimum Stay di almeno 28 notti (LTR pari a 1) hanno RevPAN del 63% minore rispetto a coloro che non lo hanno adottato.

Confrontando il grado di precisione di questo modello con il precedente si nota che esso è aumentato portando ad un  $R^2$  e statistica F superiori ( $R^2$  di 0.0056 e F di 3138.56).

Nella seguente tabella si riassumono i risultati prima descritti:

	LOG-LIN b/se/p	LIN-LIN b/se/p
LONG_TERM_rent	<b>-0.630***</b> (0.011) (0.000)	<b>-23.616***</b> (0.504) (0.000)
_cons	<b>3.832***</b> (0.001) (0.000)	<b>69.329***</b> (0.069) (0.000)
N	<b>7.58e+05</b>	<b>7.58e+05</b>
r2	<b>0.006</b>	<b>0.002</b>
r2_o		
r2_b		
r2_w		
F	<b>3138.560</b>	<b>2199.495</b>

Tabella 4.1: Regressione univariata LOG-LIN e LIN-LIN complessiva per il periodo (errore standard nella prima parentesi e p-value nella seconda)

Successivamente è possibile approfondire tale risultato studiando la regressione e la significatività dei coefficienti nei diversi anni:

	LIN-LIN 2019 b/se/p	LIN-LIN 2020 b/se/p	LIN-LIN 2021 b/se/p	LIN-LIN 2022 b/se/p
LONG_TERM_rent	<b>-34.069***</b> (1.021) (0.000)	<b>4.210***</b> (0.833) (0.000)	<b>-24.230***</b> (1.051) (0.000)	<b>-42.880***</b> (1.002) (0.000)
_cons	<b>68.780***</b> (0.105) (0.000)	<b>40.894***</b> (0.111) (0.000)	<b>62.610***</b> (0.154) (0.000)	<b>99.418***</b> (0.155) (0.000)
N	<b>2.77e+05</b>	<b>1.64e+05</b>	<b>1.30e+05</b>	<b>1.88e+05</b>
r2	<b>0.002</b>	<b>0.000</b>	<b>0.004</b>	<b>0.008</b>
r2_o				
r2_b				
r2_w				
F	<b>1113.835</b>	<b>25.551</b>	<b>531.613</b>	<b>1832.388</b>

Tabella 4.2: Regressione univariata LIN-LIN nei diversi anni (errore standard nella prima parentesi e p-value nella seconda)

Analizzando la significatività del coefficiente si osserva che questo risulta esserlo in tutti gli anni considerati al 99% ( $p < 1\%$ ). Nel dettaglio, il coefficiente per l'anno 2020 cambia di segno, diventando positivo, indicando che chi adotta Minimum Stay durante la pandemia maggiore di 28 notti ( $LTR = 1$ ), ha avuto RevPAN di 4.21\$ superiori. A differenza di quest'ultimo caso, gli altri anni mostrano tutti coefficienti negativi che decrescono fino ad un minimo di -42.88 nel 2022. Ciò indica che quando la variabile dummy LTR assume valore 1 il RevPAN decresce di -42.88\$, in linea con quanto trovato nel Capitolo 3 in cui un Minimum Stay superiore a 28 notti comportava minore tasso di occupazione e una minore media dei ricavi.

Allo stesso modo è possibile analizzare la regressione logaritmica-lineare nei singoli anni, ottenendo i seguenti risultati:

	LOG-LIN 2019 b/se/p	LOG-LIN 2020 b/se/p	LOG-LIN 2021 b/se/p	LOG-LIN 2022 b/se/p
LONG_TERM_rent	-0.856*** (0.031) (0.000)	-0.066*** (0.019) (0.000)	-0.825*** (0.025) (0.000)	-0.797*** (0.018) (0.000)
_cons	3.884*** (0.002) (0.000)	3.230*** (0.003) (0.000)	3.729*** (0.003) (0.000)	4.347*** (0.002) (0.000)
N	2.77e+05	1.64e+05	1.30e+05	1.88e+05
r2	0.004	0.000	0.013	0.017
r2_o				
r2_b				
r2_w				
F	766.340	12.129	1094.095	1873.274

Tabella 4.3: Regressione univariata LOG-LIN nei diversi anni (errore standard nella prima parentesi e p-value nella seconda)

Si osserva che, come nel caso precedente, il coefficiente risulta sempre significativo al 99% ( $p < 1\%$ ) e incrementa leggermente nell'anno 2020, senza però diventare positivo. Questo riconferma il fatto che durante la pandemia affitti long-term abbiano portato a maggiori ricavi per notte disponibile rispetto agli altri anni.

### 4.3. Analisi di regressione multivariata

#### Analisi di regressione multivariata LOG-LIN

Per l'analisi di regressione multivariata si decide di studiare la variabile dipendente RevPAN in relazione alle diverse variabili indipendenti introdotte nei vari modelli:

- Modello M1: si introduce la sola variabile Long Term Rent (LTR).
- Modello M2: si aggiunge la variabile PROP\_HOST che tiene conto del numero di property gestite dall'host in ciascun mese. Si nota che introducendo quest'ultima la varianza spiegata dal modello non cambia ( $R^2$  pari a 0.006) e la statistica F diminuisce (passando da 3138.56 a 1575.06). Ciò significa che la variabile introdotta, pur avendo un coefficiente significativo, risulta essere poco esplicativa per il modello. Di conseguenza, si decide di tenere conto del grado di professionalità dell'host introducendo una nuova variabile dummy Host Professionale (HP)
- Modello M3 si aggiunge la variabile Host Professionale (HP) che assume valore pari a 1 se l'host gestisce più di 2 property al mese (PROP\_HOST maggiore o uguale a 2) o valore 0 in altri casi. Inoltre si decide di tenere conto anche dell'interazione tra le due dummy LTR x HOST PROFESSIONALE
- Modello M4: si introduce la variabile MONTH che indica il mese di riferimento in modo da studiare l'andamento della stagionalità
- Modello M5: si ritiene inoltre importante studiare l'effetto della localizzazione della property con l'introduzione della variabile DISTRICT
- Modello M6: infine, si aggiunge al modello M5 la variabile riguardante il numero di foto presenti nell'annuncio

In particolare, si decide di adottare un modello log-lineare, che porta alla seguente regressione:

$$\ln RevPAN_{i,t} = \alpha + \beta_1 LTR + \beta_2 HP + \beta_3 LTR \times HP + \beta_4 MONTH + \beta_5 DISTRICT + \beta_6 N_{OFPHOTOS} + \epsilon$$

Si osserva dalla tabella che i coefficienti sono sempre significativi al 99%.

	M1	M2	M3	M4	M5	M6
	b/se/p	b/se/p	b/se/p	b/se/p	b/se/p	b/se/p
LONG_TERM_rent	-0.630*** (0.011) (0.000)	-0.759*** (0.015) (0.000)	-0.628*** (0.022) (0.000)	-0.620*** (0.023) (0.000)	-0.519*** (0.025) (0.000)	-0.448*** (0.024) (0.000)
PROP_HOST		0.000*** (0.000)				
HOST_PROFESSIONALE			0.127*** (0.003)	0.129*** (0.003)	0.011*** (0.003)	0.046*** (0.003)
LTRxHOSTPROFESSIONALE			-0.016 (0.026) (0.545)	0.092*** (0.026) (0.000)	0.001 (0.034) (0.966)	-0.053 (0.033) (0.112)
2.MONTH_group				0.190*** (0.006) (0.000)	0.176*** (0.006) (0.000)	0.173*** (0.006) (0.000)
3.MONTH_group				0.180*** (0.006) (0.000)	0.156*** (0.006) (0.000)	0.154*** (0.006) (0.000)
4.MONTH_group				0.557*** (0.006) (0.000)	0.536*** (0.006) (0.000)	0.541*** (0.006) (0.000)
5.MONTH_group				0.573*** (0.006) (0.000)	0.553*** (0.006) (0.000)	0.558*** (0.006) (0.000)
6.MONTH_group				0.603*** (0.006) (0.000)	0.583*** (0.006) (0.000)	0.586*** (0.006) (0.000)
7.MONTH_group				0.507*** (0.006) (0.000)	0.526*** (0.006) (0.000)	0.528*** (0.006) (0.000)
8.MONTH_group				0.494*** (0.006) (0.000)	0.525*** (0.006) (0.000)	0.525*** (0.006) (0.000)
9.MONTH_group				0.709*** (0.005) (0.000)	0.703*** (0.006) (0.000)	0.707*** (0.005) (0.000)
10.MONTH_group				0.730*** (0.006) (0.000)	0.734*** (0.006) (0.000)	0.740*** (0.006) (0.000)
11.MONTH_group				0.355*** (0.006) (0.000)	0.355*** (0.006) (0.000)	0.358*** (0.006) (0.000)
12.MONTH_group				0.394*** (0.006) (0.000)	0.416*** (0.006) (0.000)	0.422*** (0.006) (0.000)
2.DISTRICT					-0.477*** (0.006) (0.000)	-0.436*** (0.006) (0.000)
3.DISTRICT					-0.686*** (0.015) (0.000)	-0.620*** (0.014) (0.000)
4.DISTRICT					-0.851*** (0.013) (0.000)	-0.766*** (0.013) (0.000)
5.DISTRICT					-0.758*** (0.008) (0.000)	-0.703*** (0.008) (0.000)
7.DISTRICT					-0.532*** (0.006) (0.000)	-0.510*** (0.006) (0.000)
8.DISTRICT					-0.587*** (0.009) (0.000)	-0.559*** (0.009) (0.000)
9.DISTRICT					-0.993*** (0.039) (0.000)	-0.913*** (0.037) (0.000)
11.DISTRICT					-0.752*** (0.013) (0.000)	-0.708*** (0.012) (0.000)
12.DISTRICT					-0.501*** (0.007) (0.000)	-0.484*** (0.007) (0.000)
13.DISTRICT					-0.315*** (0.005) (0.000)	-0.307*** (0.004) (0.000)
14.DISTRICT					-0.605*** (0.012) (0.000)	-0.555*** (0.011) (0.000)
15.DISTRICT					-0.689*** (0.017) (0.000)	-0.605*** (0.016) (0.000)
NUMBEROFPHOTOS						0.014*** (0.000) (0.000)
_cons	3.832*** (0.001) (0.000)	3.832*** (0.001) (0.000)	3.745*** (0.002) (0.000)	3.298*** (0.004) (0.000)	3.583*** (0.005) (0.000)	3.196*** (0.005) (0.000)

Tabella 4.4: Risultato della regressione multivariata LOG-LIN (errore standard nella prima parentesi e p-value nella seconda)

Nella colonna M3 quindi si prendono in considerazione le dummy Long Term Rent e Host Professionale: si nota come un host professionale porti a un incremento del RevPAN di 12.7% mentre un affitto long-term porti a una riduzione del 62.8%.

Considerando adesso l'interazione tra le due variabili, è possibile studiare di quanto varia il RevPAN degli host professionali se passano da un affitto short-term ad uno long-term: in tal caso il RevPAN varia di -64.4% ( $-0.644 = -0.628 - 0.016$ ), ovvero si tiene conto sia del coefficiente di Long Term Rent che dell'interazione tra le due dummy.

Nel modello M4 tutti i coefficienti risultano significativi al 99%, con una minima variazione del coefficiente di LTR che passa dal valore di -0.628 in M3 a -0.620 in M4 (ovvero in questo caso se l'affitto è long-term con LTR che assume valore 1 il RevPAN subisce una riduzione del 62%). Complessivamente, tra gli altri coefficienti spiccano quelli di settembre e ottobre, in cui si ha un RevPAN maggiore rispettivamente del 70.9% e 73% rispetto al mese di gennaio. È interessante notare inoltre come i mesi estivi (giugno, luglio e agosto) portino rispettivamente RevPAN maggiore del 60.3%, 50.7% e 49.4% rispetto a gennaio, risultato molto inferiore rispetto ai picchi di settembre e ottobre, probabilmente dovuto anche alle elevate temperature del periodo estivo. Considerando infine il mese di dicembre, questo porta ad un RevPAN del 39.4% maggiore rispetto a gennaio. Questa variazione è inferiore rispetto alle altre commentate in precedenza poiché nei due mesi considerati il livello di turismo è simile.

Prendendo in esame l'interazione tra Long Term Rent e Host Professionale si nota un cambiamento importante tra il modello M4 e quello precedente: nel modello M4 il RevPAN varia di -52.8% ( $-0.528 = 0.092 - 0.62$ ) per gli host professionali che passano da un affitto short-term ad uno long-term (rispetto al -64.4% del modello M3).

Nel modello M5 viene introdotta la variabile geografica DISTRICT riguardante il municipio di Roma considerato. In questo modello il coefficiente di LTR aumenta a -0.519. Allo stesso tempo anche il coefficiente di HP si riduce a +0.011 indicando che un host professionale ha un RevPAN superiore del 1.1% rispetto ad un non

professionale. Una sostanziale differenza riguarda la perdita di significatività dell'interazione tra le due dummy. Guardando la posizione geografica i distretti che sono caratterizzati da maggiore coefficiente sono rispettivamente Municipio Roma I, XIII (-31.5% rispetto al municipio Roma I), II (-47.7% rispetto al municipio Roma I). Questi risultati sono in linea con la posizioni delle principali attrazioni del centro di Roma (es Città del Vaticano, Colosseo, Fontana di Trevi ecc.).

Infine, nel modello M6 si aggiunge anche la variabile riguardante il numero di foto dell'annuncio. Si va incontro ad un leggero aumento del coefficiente di LTR (un affitto long term induce un incremento del RevPAN pari a -44.8% rispetto ad uno short-term). Come nel modello M5 tutti i coefficienti risultano significativi ad eccezione dell'interazione tra le due dummy. Per quanto riguarda il numero di foto dell'annuncio si nota come l'introduzione di una foto in più comporti un aumento del RevPAN di +1.43%.

Guardando al test di ipotesi congiunta nel sesto modello tramite la statistica F si ricava  $F(27, 655464) = 4061.81$  con  $p < 1\%$ , che indica la significatività del modello.

Approfondendo la precisione dei diversi modelli considerati, questa risulta invariata tra M1 ed M2 ( $R^2$  pari a 0.006), mentre incrementa nei modelli successivi ( $R^2$  di 0.009 in M3, 0.051 in M4, 0.105 in M5 e 0.149 in M6). Si evince quindi come l'aggiunta progressiva di variabili al modello aumenti la percentuale di varianza spiegata.

### **Analisi di regressione multivariata LIN-LIN**

Come prima anticipato si prosegue con lo sviluppo di un modello di regressione lineare-lineare procedendo all'introduzione incrementale delle variabili prima descritte. La regressione è la seguente:

$$RevPAN_{i,t} = 29.50 - 13.21 LTR + 5.60 HP - 4.94 LTR \times HP + \beta_4 MONTH + \beta_5 DISTRICT + 0.91 N_{OFPHOTOS} + \epsilon$$

Come si evince dall'equazione, che rappresenta il modello M6, i coefficienti risultano tutti significativi al 99% ( $p < 1\%$ ) e la precisione del modello risulta  $R^2 = 15,98\%$  superiore rispetto alla regressione LOG-LIN.

I principali risultati sono:

- Gli host che affittano long-term rent (minimum stay Maggiore di 28 notti) hanno un RevPAN di 13.21\$ in meno rispetto a coloro che affittano short-term
- L'host professionale ha RevPAN di 5.60\$ in più rispetto ai non professionali
- il RevPAN diminuisce di 18.15\$ (-13.21-4.94) per gli host professionali che passano da un affitto short-term ad uno long-term
- Analogamente al modello LOG-LIN anche in questo caso spiccano i coefficienti del mese di settembre e ottobre che portano rispettivamente ad un RevPAN di +39,57\$ e +44.61\$ rispetto a gennaio
- Allo stesso modo anche la variabile geografica district si comporta come nel modello LOG-LIN: Municipio Roma I risulta quello con maggiore RevPAN seguito da Municipio Roma XIII e Municipio Roma II
- Infine, l'aggiunta di una foto all'annuncio induce un incremento del RevPAN di 0.91\$.

	M1	M2	M3	M4	M5	M6
	b/se/p	b/se/p	b/se/p	b/se/p	b/se/p	b/se/p
LONG_TERM_rent	-23.616*** (0.504) (0.000)	-31.717*** (0.652) (0.000)	-23.057*** (0.840) (0.000)	-22.562*** (0.862) (0.000)	-17.764*** (0.974) (0.000)	-13.211*** (0.967) (0.000)
PROP_HOST		0.005*** (0.000) (0.000)				
HOST_PROFESSIONALE			10.067*** (0.139) (0.000)	10.219*** (0.135) (0.000)	3.366*** (0.150) (0.000)	5.600*** (0.147) (0.000)
LTRxHOSTPROFESSIONALE			-1.829* (1.034) (0.077)	3.940*** (1.063) (0.000)	-1.454 (1.515) (0.337)	-4.940*** (1.484) (0.001)
2.MONTH_group				5.789*** (0.258) (0.000)	5.344*** (0.275) (0.000)	5.152*** (0.268) (0.000)
3.MONTH_group				9.074*** (0.277) (0.000)	8.799*** (0.299) (0.000)	8.675*** (0.293) (0.000)
4.MONTH_group				31.614*** (0.317) (0.000)	33.260*** (0.345) (0.000)	33.567*** (0.336) (0.000)
5.MONTH_group				32.667*** (0.313) (0.000)	34.284*** (0.340) (0.000)	34.562*** (0.332) (0.000)
6.MONTH_group				34.261*** (0.313) (0.000)	35.913*** (0.338) (0.000)	36.108*** (0.330) (0.000)
7.MONTH_group				27.503*** (0.295) (0.000)	29.851*** (0.317) (0.000)	29.964*** (0.308) (0.000)
8.MONTH_group				24.812*** (0.283) (0.000)	27.172*** (0.304) (0.000)	27.211*** (0.294) (0.000)
9.MONTH_group				36.990*** (0.295) (0.000)	39.325*** (0.317) (0.000)	39.567*** (0.309) (0.000)
10.MONTH_group				41.517*** (0.309) (0.000)	44.178*** (0.331) (0.000)	44.610*** (0.322) (0.000)
11.MONTH_group				17.601*** (0.280) (0.000)	18.614*** (0.303) (0.000)	18.839*** (0.295) (0.000)
12.MONTH_group				19.240*** (0.282) (0.000)	21.096*** (0.306) (0.000)	21.455*** (0.298) (0.000)
2.DISTRICT					-27.949*** (0.288) (0.000)	-25.286*** (0.281) (0.000)
3.DISTRICT					-39.023*** (0.486) (0.000)	-34.834*** (0.473) (0.000)
4.DISTRICT					-43.897*** (0.483) (0.000)	-38.459*** (0.453) (0.000)
5.DISTRICT					-43.149*** (0.259) (0.000)	-39.630*** (0.258) (0.000)
7.DISTRICT					-31.346*** (0.267) (0.000)	-29.906*** (0.264) (0.000)
8.DISTRICT					-34.189*** (0.382) (0.000)	-32.397*** (0.378) (0.000)
9.DISTRICT					-45.211*** (1.355) (0.000)	-40.089*** (1.344) (0.000)
11.DISTRICT					-40.697*** (0.473) (0.000)	-37.875*** (0.458) (0.000)
12.DISTRICT					-28.536*** (0.341) (0.000)	-27.485*** (0.329) (0.000)
13.DISTRICT					-21.162*** (0.241) (0.000)	-20.672*** (0.232) (0.000)
14.DISTRICT					-35.020*** (0.464) (0.000)	-31.805*** (0.454) (0.000)
15.DISTRICT					-37.744*** (0.652) (0.000)	-32.398*** (0.636) (0.000)
NUMBEROFPHOTOS						0.911*** (0.006) (0.000)
_cons	69.329*** (0.069) (0.000)	69.296*** (0.069) (0.000)	62.447*** (0.108) (0.000)	38.654*** (0.196) (0.000)	54.217*** (0.225) (0.000)	29.502*** (0.263) (0.000)

Tabella 4.5: Risultato della regressione multivariata LIN-LIN (errore standard nella prima parentesi e p-value nella seconda)

## **Analisi di regressione multivariata LOG-LIN del modello M6 nei diversi anni**

Si procede con un approfondimento dell'andamento dei coefficienti di regressione nei diversi anni, analizzando quindi l'impatto della pandemia e le variazioni registrate tra il pre-Covid e il post-Covid. Si considera la regressione multivariata con modello log-lineare per le seguenti osservazioni:

- Durante il Covid gli host che scelgono affitti long-term (LTR=1) vedono riduzioni di RevPAN inferiori (ad esempio dal -63.2% del 2019 al -33.3% del 2020). Negli anni successivi la percentuale si mantiene stabile, molto simile al 2020.
- Il coefficiente riguardante la professionalità dell'host (HP) subisce un grave decremento nel periodo pandemico (con un minimo nel 2021 di +1.92%) per poi avere una ripresa nel 2022 (+7.45%).
- Guardando all'interazione tra le dummy i coefficienti non sono significativi in nessun anno, passando da un valore positivo pre-Covid (+6.33%) a uno negativo del Post-Covid (-7.1% nel 2022).
- Considerando l'andamento della stagionalità, nel 2019 giugno (+86.8% rispetto al mese di gennaio). Nel 2020 è interessante notare che gennaio e febbraio sono gli unici due mesi non impattati dalla pandemia per cui sono i soli a presentare coefficiente positivo (+14.7% a febbraio). Al contrario, si nota come il mese maggiormente colpito dal Covid-19 nel 2020 sia stato novembre (con -69.7%). Infine, negli ultimi due anni il mese che ha portato maggiore RevPAN è ottobre (con +117.5% nel 2021 e +113.5% nel 2022, rispetto al mese di gennaio).
- Per quanto riguarda la variabile geografica DISTRICT, in ciascun anno il municipio che impatta in modo maggiormente positivo sul RevPAN è Municipio Roma I (confermando che la zona più centrale di Roma sia anche quella più profittevole). Subito dopo i municipi più impattanti risultano essere Municipio Roma XIII e Municipio Roma II;
- Il numero di foto condiziona sempre positivamente il RevPAN, anche se in modo molto marginale (si attesta sul +1.62% nel 2020 e +1.28% nel 2022, senza variazioni sostanziali nel periodo pandemico).

#### 4.4. Robustezza del modello

Lo scopo di questa analisi è studiare la robustezza del modello, ovvero valutare se il modello sia coerente in seguito a variazioni nelle condizioni e assunzioni di partenza. Per tale scopo, si decide di considerare diverse soglie di Minimum Stay per la definizione del Long Term Rent (LTR):

- 28 notti (studiato nel paragrafo 4.2 e 4.3)
- 14 notti
- 7 notti

Nel caso studiato nel paragrafo 4.2 e 4.3 con Long Term Rent definito pari a 1 per Minimum Stay maggiori o uguale di 28 notti si ricava un  $R^2$  pari a 0.006 nel caso LOG-LIN e pari a 0.002 nel caso LIN-LIN, dimostrando come la trasformazione logaritmica del RevPAN conduca ad una maggiore percentuale di varianza spiegata. Allo stesso modo la variabile introdotta risulta maggiormente esplicativa nel modello LOG-LIN in quanto la statistica F assume valore 3138.56 (rispetto al 2199.49 del caso LIN-LIN).

Procedendo con il confronto e impostando come soglia di Long Term Rent un valore di Minimum Stay maggiore o uguale a 14 notti, si osservano cambiamenti nel valore del  $R^2$  (0.007 nel LOG-LIN e 0.003 nel LIN-LIN) e della statistica F (4187.69 nel LOG-LIN e 3501.84 nel LIN-LIN), pur rimanendo molto simili e significativi tutti i coefficienti.

Infine, impostando come soglia di Long Term Rent le property con Minimum Stay maggiore o uguale di 7 notti si ricavano analogamente risultati simili per quanto riguarda i coefficienti, mentre migliorano  $R^2$  (0.009 nel LOG-LIN e 0.005 nel LIN-LIN) e la statistica F (5486.64 nel LOG-LIN e 5002.54 nel LIN-LIN).

Dai risultati, si nota che il valore di  $R^2$  e della statistica F migliora quando la soglia di Long Term Rent viene abbassata, questo suggerisce che il modello è più robusto quando si considerano soglie più basse di Long Term Rent, poiché spiega una maggiore percentuale di varianza nei dati e significatività del modello complessivo.

Soffermandoci invece sui coefficienti, questi rimangono sempre di valore simile e significativi in tutte e tre le casistiche analizzate, il che è segno di stabilità e robustezza del modello.

Un ulteriore aspetto da considerare nell'analisi di robustezza del modello riguarda il problema dell'eteroschedasticità, che potrebbe portare a Standard Error e intervalli di confidenza errati. Per risolvere questa anomalia, in tutti gli studi sopra descritti, si inserisce su STATA al fondo della regressione il termine "robust", per una stima più corretta dello Standard Error.

## 5. Ulteriori evidenze descrittive

### Altre variabili strategiche: Policy di cancellazione e Instant Book

Oltre alla variabile strategica relativa al Minimum Stay e al grado di professionalità dell'host è possibile condurre le medesime analisi per le variabili Policy di cancellazione e l'opzione Instant Booking.

Nello specifico la policy di cancellazione può essere:

- Flessibile: i guest possono cancellare una prenotazione fino a 24 ore prima del check-in per ottenere un rimborso totale.
- Moderata: gli ospiti possono cancellare una prenotazione fino a 5 giorni prima del check-in per ottenere un rimborso totale.
- Rigida: per ricevere un rimborso totale, gli ospiti devono effettuare la cancellazione entro le 48 ore successive alla prenotazione e almeno 14 giorni prima del check-in.

Guardando alle quote percentuali espresse nel grafico, si nota una preferenza degli host per la policy “moderata”, che si attesta ogni anno oltre al 40% delle property.

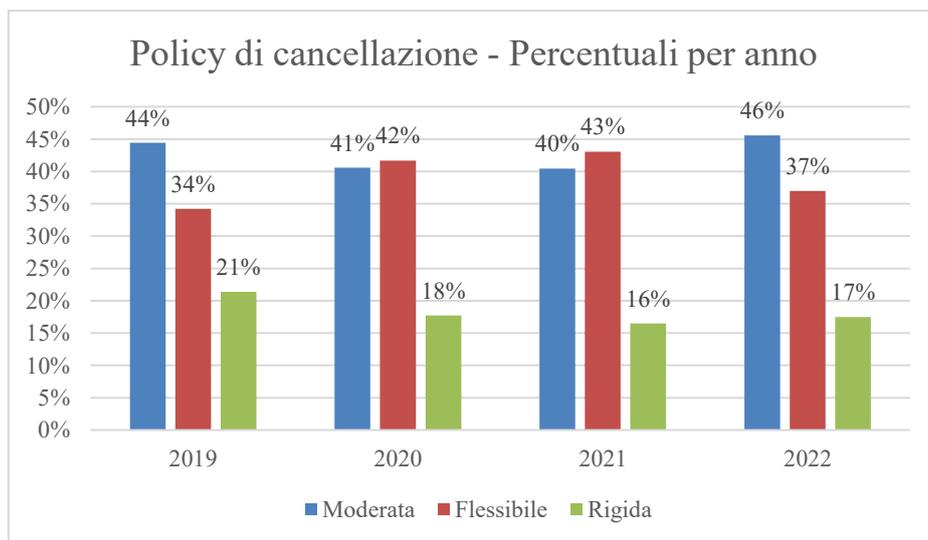


Figura 5.1: Grafico sulle preferenze di policy di cancellazione degli host (2019-2022)

Andando più nel dettaglio, si può notare una variazione significativa nella distribuzione delle politiche di cancellazione. Nel 2019, le property che hanno adottato politiche di cancellazione del tipo moderato si attestano a 18999, quelle che hanno optato per le flessibili sono 14623 e per quelle rigide sono 9135. Nel corso degli anni successivi si osserva un calo delle adozioni del numero di politiche rigide e moderate a favore delle politiche flessibili (che ad esempio incrementano del 8% circa dal 2019 al 2020), indicando la tendenza verso politiche di cancellazione che meglio si adattano alle esigenze degli ospiti.

Questa evoluzione può essere interpretata alla luce di diversi fattori quali, ad esempio, la crescente competizione nel settore degli alloggi a breve termine e l'impatto della pandemia da COVID-19 che potrebbe aver influenzato la preferenza degli host per politiche di cancellazione meno restrittive per riflettere le incertezze legate ai viaggi durante la pandemia. È interessante notare che, nel 2020 e 2021 le politiche “moderata” e “flessibile” si attestano circa sulle stesse percentuali (attorno al 40%), mentre nel 2022 si osserva una riduzione della politica “flessibile” che rispecchia la stessa proporzione del 2019.

Sempre concentrandosi sulla variabile della politica di cancellazione adottata, si comprende che coloro che hanno scelto una policy più rigida hanno avuto, in media, maggiori ricavi rispetto a chi ha preferito optare per una flessibile (ad esempio nel 2022 tale variazione è stata del +33.95%), come si osserva nel grafico sottostante.

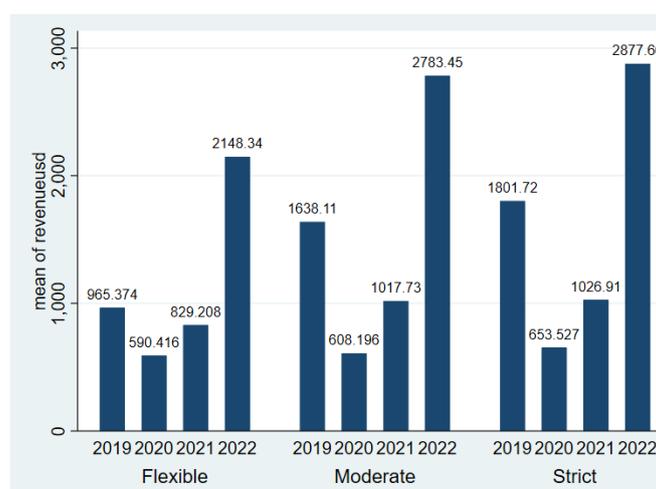


Figura 5.2: Distribuzione della media dei ricavi in funzione della policy di cancellazione

Dal punto di vista temporale, le maggiori variazioni incrementali si osservano tra il 2021 e il 2022: +159.08% nel caso di policy flessibile, +173.49% per la policy moderata e +180.23% per quella policy rigida.

Effettuando un confronto con la situazione pre-Covid, la variazione nel 2022 rispetto all'anno 2019 risulta essere: +122.54% nel caso di policy flessibile, +69.91% nella moderata ed infine +59.72% nella rigida. Questi valori percentuali suggeriscono che l'incremento maggiore, dalla situazione pre-Covid a quella post-Covid, sia legato alla policy flessibile, probabilmente anche a causa di un minore valore iniziale nel 2019 rispetto alle altre due policy.

La variabile Instant Book permette ai guest, se attivata, di prenotare all'istante senza la necessità di inviare una richiesta che dovrà essere approvata dall'host.

L'analisi di tale variabile fornisce anch'essa un'interessante panoramica delle scelte strategiche degli host.

	<i>N. property</i>	<i>Instant book</i>	
		<i>Attiva</i>	<i>Non attiva</i>
<b>2019</b>	44840	26384 (59%)	18456 (41%)
<b>2020</b>	32187	19748 (61%)	12449 (39%)
<b>2021</b>	27172	16103 (59%)	11069 (41%)
<b>2022</b>	27127	15042 (55%)	12085 (45%)

Tabella 5.1: Analisi variabile strategica: instant book (le percentuali indicate si riferiscono al totale dello stesso anno)

Nel 2019, il numero totale di property è di 44840, di cui 26384 proprietà hanno attivato questa opzione. Il dato suggerisce una chiara preferenza degli host per la comodità e l'attrattiva offerte dall'opzione di prenotazione immediata (con il 59% delle preferenze). Tale tendenza si conferma anche nei successivi anni, tuttavia si nota un leggero decremento negli ultimi anni delle proprietà che hanno attivato l'opzione "Instant Book" (da 26384 nel 2019 a 15042 nel 2022, con una riduzione del 4% complessivamente).

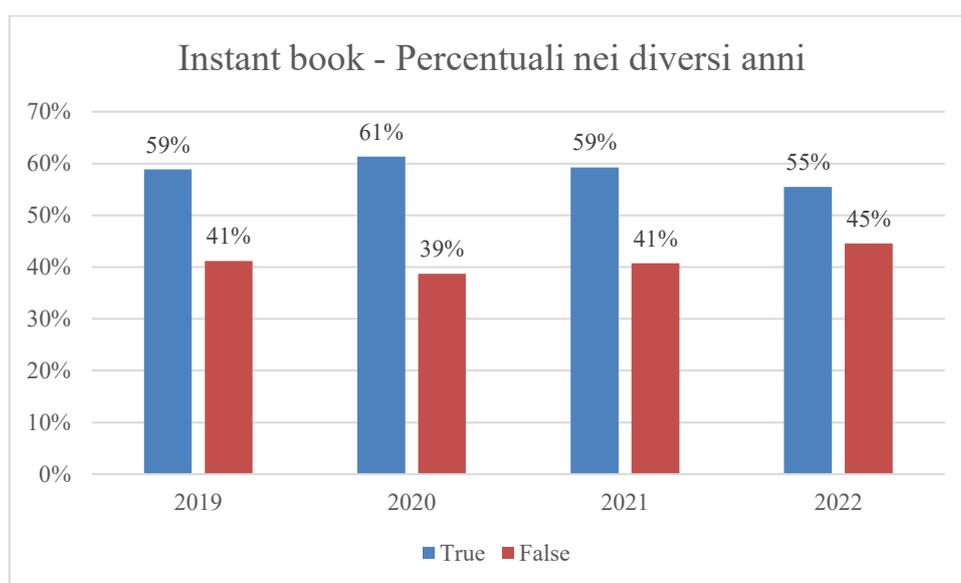


Figura 5.3: Grafico sulle preferenze di instant book degli host (2019-2022)

Allo stesso tempo, va notato che la scelta di non attivare l'opzione "Instant Book" è ancora rilevante, attestandosi sempre attorno al 40% delle preferenze. Nel 2019, il 41% delle property non aveva l'opzione attivata, mentre nel 2022 tale numero è aumentato attestandosi al 45%. Questa tendenza potrebbe riflettere alcune preoccupazioni degli host riguardo al controllo delle prenotazioni o alla necessità di valutare attentamente le richieste degli ospiti prima di confermarle.

Si nota che la disparità tra le due modalità ha mantenuto valori pressoché costanti per l'intero quadriennio. Tuttavia, è possibile notare, dal grafico sotto riportato, come coloro che hanno attivato l'opzione abbiano avuto, in media, maggiori ricavi ogni anno. Quantitativamente, nel 2019 chi l'ha adottata (True nella figura 5.4) ha avuto ricavi superiori del 40.76% rispetto a chi non l'ha utilizzata, nel 2020 del

30.42%, nel 2021 del 35.86% ed infine nel 2022 del 24.96% (indicando un lieve decremento rispetto agli anni precedenti).

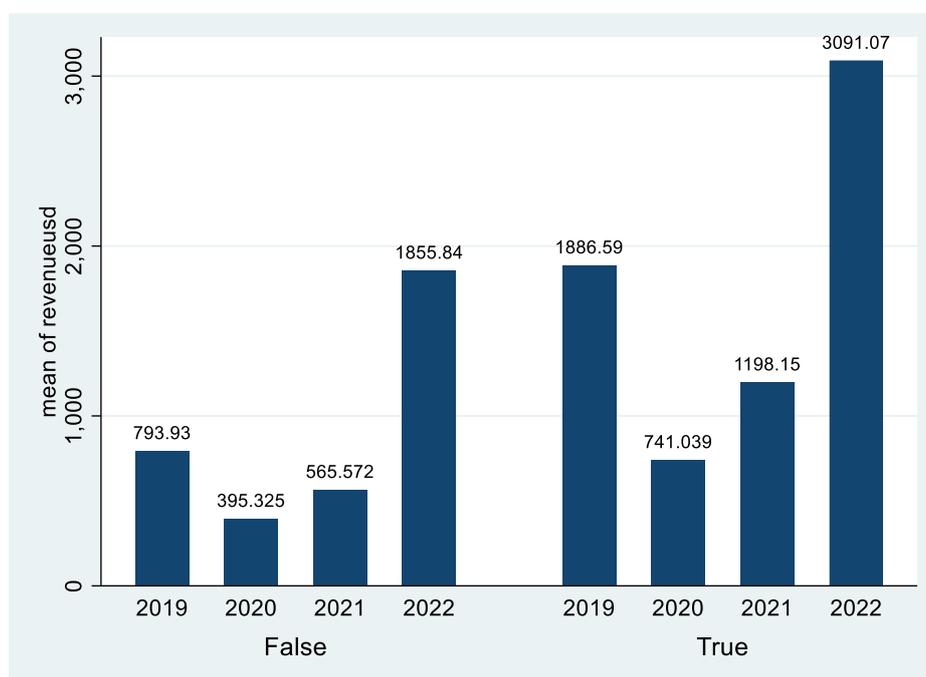


Figura 5.4: Distribuzione della media dei ricavi in funzione dell'opzione Instant Book

Guardando in modo più ampio ai dati ottenuti ed effettuando un confronto con l'anno 2019, che rappresenta la condizione pre-Covid, nel 2022 si nota una variazione di +133.75% per coloro che non hanno attivato l'opzione e del +63.84% per coloro che l'hanno attivata. Ciò indica in modo evidente che l'impatto maggiore sui ricavi è osservabile per quegli host che non hanno attivato l'Instant Book.

In conclusione, statistiche analoghe possono essere studiate anche in relazione al tasso di occupazione, da cui si evince che:

- In ciascun anno il tasso di occupazione è maggiore per coloro che hanno attivato l'opzione Instant Book
- La scelta della policy di cancellazione non influenza in modo particolare il tasso di occupazione, in quanto in ciascun anno il valore medio si attesta circa sugli stessi valori indipendentemente dalla politica adottata dagli host

Le conclusioni sopra descritte sono riassumibili nella seguente tabella, in cui vengono rappresentate, tra parentesi, anche le variazioni percentuali rispetto all'anno 2019:

	Instant Book		Politica di cancellazione		
	True	False	Moderata	Flessibile	Rigida
<b>2019</b>	0.57	0.30	0.56	0.47	0.52
	-	-	-	-	-
<b>2020</b>	0.28	0.17	0.24	0.25	0.23
	(-50.88%)	(-43.33%)	(-57.14%)	(-46.8%)	(-55.77%)
<b>2021</b>	0.38	0.22	0.35	0.34	0.30
	(-33.33%)	(-26.66%)	(-37.5%)	(-27.66%)	(-42.31%)
<b>2022</b>	0.71	0.56	0.69	0.61	0.63
	(+24.56%)	(+86.66%)	(+23.21%)	(+29.79%)	(+21.15%)

Tabella 5.2: Comportamento del tasso di occupazione in funzione delle variabili strategiche

Quantitativamente, guardando all'opzione Instant Book, si nota per coloro che l'hanno attivata (variabile che assume valore True nella tabella 5.2) vi è stata una variazione percentuale del tasso di occupazione del -50.88% dal 2019 al 2020 e una successiva ripresa nel 2021 (+35.71% rispetto al 2020) e nel 2022 (+86.84% rispetto al 2021). Analogamente, si osserva un andamento simile per coloro che non hanno attivato tale opzione (variabile che assume valore False nella tabella 5.2), con una variazione del -43.33% dal 2019 al 2020, una ripresa del +29.41% (rispetto al 2020) nel 2021 ed infine un importante incremento nel 2022 del +154.54% (rispetto al 2021).

Considerando, invece, l'andamento del tasso di occupazione da un anno al successivo per la politica di cancellazione scelta, si possono identificare le seguenti variazioni percentuali:

- Per coloro che hanno optato per una policy di cancellazione moderata una vi è una variazione percentuale del tasso di occupazione del -57.14% dal 2019 al 2020 e una successiva ripresa nel 2021 (+45.83% rispetto al 2020) e nel 2022 (+97.14% rispetto al 2021).
- Analogamente si osserva un andamento simile per coloro che hanno optato per una politica di cancellazione flessibile con una variazione del tasso di occupazione del -46.81% dal 2019 al 2020, una ripresa del +36.00% (rispetto al 2020) nel 2021 ed infine un incremento nel 2022 del +79.41% (rispetto al 2021).
- Simile l'andamento della variazione del tasso di occupazione per gli host che hanno scelto di adottare una policy di cancellazione rigida. In particolare, si ha una variazione del tasso di occupazione del -55.77% dal 2019 al 2020, una ripresa del +30.43% (rispetto al 2020) nel 2021 ed infine un importante incremento nel 2022, del +110% (rispetto al 2021).

È rilevante osservare come, in generale, indipendentemente dalla politica di cancellazione scelta dall'host, l'andamento da un anno al successivo rimanga pressoché invariato. Si ha infatti, in tutti i casi, una grave riduzione dal 2019 al 2020, una lieve ripresa dal 2020 al 2021 e nel 2022 il più grande incremento.

### Policy di cancellazione e Instant Book per host professionali

Prendendo in considerazione la variabile strategica delle politiche di cancellazione e focalizzandoci sugli host professionali emergono interessanti tendenze. In particolare vi è una preferenza per le politiche moderate e flessibili, mentre le politiche rigide hanno una minore adozione.

	<i>N. property Host Professionali</i>	<i>Policy di Cancellazione</i>		
		<i>Moderata</i>	<i>Flessibile</i>	<i>Rigida</i>
<b>2019</b>	28876	12874 (45%)	9066 (31%)	6936 (24%)
<b>2020</b>	21598	8509 (39%)	8934 (41%)	4155 (19%)
<b>2021</b>	18023	7217 (40%)	7632 (42%)	3174 (18%)
<b>2022</b>	18065	8408 (47%)	6332 (35%)	3325 (18%)

Tabella 5.3: Analisi variabile strategica: policy cancellazione per le property degli host professionali (le percentuali si riferiscono alle property che hanno adottato una determinata policy di cancellazione rispetto al totale)

Continuando l'analisi, si nota che la variabile strategica Instant Book è stata attivata con una preferenza nettamente predominante (più del 60%) nell'intero periodo considerato. Questo potrebbe suggerire una maggiore cautela o una preferenza per una gestione più diretta delle prenotazioni da parte degli host professionali.

	<i>N. property Host Professionali</i>	<i>Instant book</i>	
		<i>Attiva</i>	<i>Non attiva</i>
<b>2019</b>	<i>17621</i>	<i>19500</i> <i>(64%)</i>	<i>10743</i> <i>(36%)</i>
<b>2020</b>	<i>13137</i>	<i>14518</i> <i>(67%)</i>	<i>7213</i> <i>(33%)</i>
<b>2021</b>	<i>11811</i>	<i>11793</i> <i>(65%)</i>	<i>6251</i> <i>(35%)</i>
<b>2022</b>	<i>11599</i>	<i>11557</i> <i>(64%)</i>	<i>6511</i> <i>(36%)</i>

Tabella 5.4: Analisi variabile strategica: instant book per le property degli host professionali

## 6. RISULTATI

L'approfondita esplorazione delle variabili chiave tra cui il Minimum Stay, il grado di professionalità degli host, la stagionalità, la posizione della property nella città di Roma, il numero di foto di un annuncio e la loro influenza sul Revenue per Available Night (RevPAN) hanno rivelato importanti insight sul funzionamento del mercato degli Airbnb nella zona oggetto di studio e suggerito possibili strade da percorrere da parte degli host.

Un aspetto fondamentale emerso dall'analisi riguarda l'andamento del RevPAN durante la pandemia da COVID-19. Si è osservata una tendenza al ribasso dei ricavi per notte disponibile, evidenziando chiaramente l'impatto negativo che l'emergenza sanitaria ha avuto sul settore dell'ospitalità.

Una delle scoperte più interessanti riguarda, inoltre, il comportamento degli host rispetto alla variabile Minimum Stay. Nel periodo antecedente al 2020, la maggioranza degli host sembrava preferire affitti a breve termine, con una durata di soggiorno di 2 notti o meno. A partire dal 2020, invece, si è osservato un netto aumento nell'adozione di affitti a lungo termine, con una durata superiore a 90 notti. Questo cambiamento sottolinea un'inversione di tendenza verso affitti a lungo termine, possibilmente influenzata dal periodo storico, dalle esigenze di una clientela diversificata e alla ricerca soluzioni che assicurino un distanziamento sociale e condizioni igienico-sanitarie eccellenti.

L'analisi ha poi rivelato un importante divario tra host professionali e non. Nel 2019, i primi godevano di un RevPAN medio superiore rispetto agli altri, sia per gli affitti a lungo termine che per quelli a breve termine. A partire dal 2020, si osserva, invece, che gli host non professionali hanno sorpassato gli host professionali in termini di RevPAN nei casi di affitti a lungo termine. Questo risultato evidenzia come la pandemia possa aver profondamente influenzato le dinamiche competitive all'interno della piattaforma Airbnb.

Sempre prendendo in esame la variazione del RevPAN in funzione di affitto di breve o lungo periodo si è notato che in ciascun anno le property con minimum stay superiore a 28 notti, ovvero affitti long-term, hanno in media RevPAN inferiore rispetto al caso short-term, in linea con l'andamento dei ricavi.

Questo risultato è confermato anche nelle analisi di regressione univariata:

1. Nel modello  $RevPAN_{i,t} = 69.33 - 23.62 LTR_{i,t}$  quando la variabile LTR assume valore 1 (indicando un minimum stay di almeno 28 notti), si osserva una diminuzione del RevPan pari a 23.62\$.
2. Nel modello  $\ln RevPAN_{i,t} = 3.83 - 0,63 LTR_{i,t} + \epsilon$  quando LTR assume valore 1, il RevPan diminuisce del 63% rispetto a coloro che non hanno adottato questa strategia di minimum stay.

Le analisi multivariate hanno ulteriormente confermato queste relazioni. In particolare, la scelta di un Minimum Stay a lungo termine (LTR=1) ha continuato a influenzare negativamente il RevPAN, anche se in misura leggermente inferiore rispetto ai casi univariati. Inoltre, un elevato grado di professionalità degli host è risultato associato ad un aumento significativo del RevPAN, suggerendo che una gestione professionale delle proprietà su Airbnb possa generare profitti superiori.

Si è, inoltre, esaminato l'impatto della stagionalità sui ricavi per notte disponibile. Alcuni mesi si sono dimostrati particolarmente critici per il RevPAN, tra cui settembre, ottobre e giugno. Questa scoperta sottolinea l'importanza di adattare le strategie di pricing e marketing per sfruttare al meglio tutti i mesi dell'anno.

Inoltre, l'analisi geografica ha rivelato che alcune aree, come il Municipio Roma I, Roma XIII e Roma II, presentano RevPAN significativamente più alti rispetto ad altre zone e che la scelta di un host di aggiungere foto in più all'annuncio ha un impatto marginale ma positivo sul RevPAN.

In sintesi, i risultati delle analisi di regressione sono in stretta coerenza con le tendenze e i pattern evidenziati dalle statistiche descrittive, fornendo così una conferma robusta delle relazioni identificate nel corso della ricerca.

## 7. CONCLUSIONI E SVILUPPI FUTURI

L'analisi empirica dei dati fornisce una prospettiva fondamentale per gli operatori nel settore del turismo digitale, inclusa Airbnb stessa, che desiderano comprendere gli impatti di eventi imprevisti, come la pandemia da COVID-19, sul proprio modello di business. Tale evento ha dimostrato la vulnerabilità del settore turistico a shock esterni e ha sottolineato l'importanza della resilienza e dell'adattabilità nelle strategie aziendali.

L'obiettivo principale di questo studio è stato quello di affrontare come il settore turistico può reagire ed evolversi in risposta a tali shock esterni, imparando dagli eventi passati e cercando di prevedere le tendenze future. La pandemia da COVID-19 è stata un esempio paradigmatico di un evento imprevedibile che ha coinvolto tutti gli attori del settore, dai viaggiatori agli host.

In un contesto di crisi, in cui le risorse finanziarie sono spesso limitate, la capacità di investire in segmenti di mercato redditizi diventa cruciale. Questo studio ha analizzato le variabili che caratterizzano le performance e le scelte strategiche degli host per identificare le combinazioni di scelte strategiche che hanno ottenuto le migliori performance durante il periodo considerato. Questo approccio può aiutare le aziende a concentrare le risorse dove possono ottenere il massimo rendimento.

Inoltre, è stato un obiettivo chiave di questo studio individuare i possibili trend futuri nel settore turistico. La pandemia ha portato a cambiamenti significativi nelle esigenze e nei comportamenti dei viaggiatori. Ad esempio, l'aumento per la preferenza per soggiorni più lunghi è emersa come una tendenza importante a partire dal 2020. La professionalità, sebbene sia stata compensata da una redditività maggiore, non è riuscita a colmare completamente la crisi che ha investito il settore durante il periodo di lockdown. Nel complesso, tuttavia, il mercato, nel 2022, è ripreso a pieno ritmo raggiungendo risultati simili o superiori al 2019. Ciò a dimostrare come si tratti di un campo ancora in fase espansiva. Comprendere e adattarsi a questi nuovi trend è fondamentale per rimanere competitivi in qualsiasi situazione.

Per gli sviluppi futuri si può pensare di migliorare l'analisi di regressione introducendo nuove variabili che aiutino a spiegare meglio il modello in modo tale da scomporre il termine di errore.

Questo studio ha gettato le basi, quindi, per ulteriori ricerche e analisi nel settore del turismo digitale.

L'analisi potrebbe essere estesa per includere altre variabili importanti, come le recensioni degli ospiti, le politiche di cancellazione degli host o le caratteristiche specifiche delle proprietà offerte in affitto. Queste variabili potrebbero fornire ulteriori informazioni sulla dinamica del mercato e sulla scelta degli host nel fissare i prezzi e le condizioni di affitto.

Infine, si potrebbe includere una prospettiva geografica più ampia, esaminando le differenze nelle dinamiche di mercato tra diverse città o regioni. Questo consentirebbe di identificare le tendenze specifiche a livello geografico e di fornire informazioni preziose in diverse aree.

## RINGRAZIAMENTI

Voglio dedicare un dolce pensiero a coloro che hanno reso questo percorso così speciale.

A mia mamma mia costante fonte di supporto sin dai primi giorni di scuola fino ad oggi. Il tuo amore infinito e la guida quotidiana sono stati la spinta che mi ha fatto crescere.

A mia nonna, anche se ora non sei più con me grazie per avermi insegnato a spiccare il volo da sola.

Questo lavoro è un piccolo omaggio a Luca, mio fratello, che purtroppo non è più tra noi. La tua mancanza è sentita profondamente e ogni passo avanti è anche un modo per portarti con me.

*Giulia*

## BIBLIOGRAFIA

Airbnb (2020). “Quanto addebita Airbnb agli host?”, retrieved August 10, 2023, from <https://www.airbnb.it/resources/hosting-homes/a/how-much-does-airbnb-charge-hosts-288>

Aliza Fleischer, Eyal Ert, and Ziv Bar-Nahum (2021), “The Role of Trust Indicators in a Digital Platform: A Differentiated Goods Approach in an Airbnb Market”, *Journal of Travel Research*, pp.1-14

Cerreta, M., Mura, F.D., Poli, G. (2020). “Assessing the Interstitial Rent: The Effects of Touristification on the Historic Center of Naples (Italy)”, *Computational Science and Its Applications - ICCSA 2020*, pp. 952-967

Daniel A. Guttentag, Stephen W. Litvin, Wayne W. Smith (2023). “To Airbnb or not to Airbnb: Does Airbnb feel safer than hotels during a pandemic?”, *International Journal of Hospitality Management*, volume 114

Eric Joseph van Holm (2020). “Evaluating the impact of short-term rental regulations on Airbnb in New Orleans”, *Cities*, volume 104

Francesco Luigi Milone, Ulrich Gunter, Bozana Zekan (2023). “The pricing of European airbnb listings during the pandemic: A difference-in-differences approach employing COVID-19 response strategies as a continuous treatment”, *Tourism Management*, volume 97

Gennaro Cuofano (2023). “Come Guadagna Airbnb? Analisi Del Modello Di Business Di Airbnb”, retrieved August 10, 2023, from <https://fourweekmba.com/it/modello-di-business-di-airbnb/>

Georges Casamatta, Sauveur Giannoni, Daniel Brunstein, Johan Jouve (2022), “Host type and pricing on Airbnb: Seasonality and perceived market power”, *Tourism Management*, Volume 88

Gyódi, K. (2021), “Airbnb and hotels during Covid-19: different strategies to survive”, *International Journal of Culture, Tourism and Hospitality Research*

Graziano Abrate, Ruggero Sainaghi , Aurelio G. Mauri (2022), “Dynamic pricing in Airbnb: Individual versus professional hosts”, *Journal of Business Research*, Volume 141, pp. 191-199

Huihui Zhang, Florian J. Zach, Zheng Xiang (2022) “Design standardization by Airbnb multi-unit hosts: Professionalization in the sharing economy”, *Annals of Tourism Research*, Volume 98

Juan Luis Nicolau (2023). “Airbnb vs hotel? Customer selection behaviors in upward and downward COVID-19 trends”, *International Journal of Contemporary Hospitality Management*

Karen Xie, Cindy Yoonjung Heo, Zhenxing Eddie Mao (2021) “Do professional hosts matter? Evidence from multi-listing and full-time hosts in Airbnb”, *Journal of Hospitality and Tourism Management* 47, pp. 413-421

Karima Kourtit, Peter Nijkamp, John Osth, Umut Turk (2022). “Airbnb and COVID-19: SPACE-TIME vulnerability effects in six world-cities”, *Tourism Management*, volume 93

Kristóf Gyódi, Łukasz Nawaro (2021) “Determinants of Airbnb prices in European cities: A spatial econometrics approach”, *Tourism Management*, volume 86

Kyle Barron, Edward Kung, Davide Proserpio (2020) “The effect of home-sharing on house prices and rents: evidence from airbnb”, *Marketing Science*, pp. 1-25

Lily Shen, Sean Wilkoff (2022). “Cleanliness is next to income: The impact of COVID-19 on short-term rentals”, *Journal of Regional Science*, volume 62, pp. 799-829

Madalyn A. Scerria, Rajka Presbury (2020) “Airbnb Superhosts' talk in commercial homes”, *Annals of Tourism Research*, Volume 80

Marcel Garz, Andrea Schneider (2023). “Taxation of short-term rentals: Evidence from the introduction of the “Airbnb tax” in Norway”, *Cities*, volume 104

Nan Feng, Nan Xu , Haiyang Feng, Minqiang Li (2022) “Turn on instant booking or not? Decisions of rival hosts”, *Annals of Tourism Research*, Volume 96

Qing Zheng, Da Ke, Xuan Li, (2023) “Optimal pricing strategies for Airbnb when competing with incumbents on two sides”, *International Journal of Hospitality Management*, Volume 10

Raffaele Filieri, Francesco Luigi Milone , Emilio Paolucci , Elisabetta Raguseo (2023). “A big data analysis of COVID-19 impacts on Airbnbs’ bookings behavior applying construal level and signaling theories”, *International Journal of Hospitality Management*, vol. 111

Reuters (2020). “Airbnb warns 2020 revenue can fall by half amid COVID-19 hit: The Information. Retrieved from <https://www.reuters.com/article/us-airbnb-outlook/airbnb-warns-2020-revenue-can-fall-by-half-amid-covid19-hit-the-information-idUSKCN21Q35D>

Sara Dolnicar, Samira Zare (2020). “COVID19 and Airbnb – Disrupting the Disruptor”, *Annals of Tourism Research*, vol. 83

Sky tg24 (2023). “Airbnb in Italia, il Fisco chiede 500 milioni di tasse non pagate sugli affitti brevi”, retrieved August 13, 2023, from <https://tg24.sky.it/economia/2023/08/12/airbnb-tasse-italia-affitti-brevi>

Tarik Dogru , Makarand Mody, Nathan Line, Lydia Hanks , Courtney Suess, Mark Bonn (2022), “The Effect of Airbnb on Hotel Performance: Comparing Single- and Multi-Unit Host Listings in the United States”, *Cornell Hospitality Quarterly*, Volume 63, pp. 297 - 312

UNWTO. (2021). *World tourism barometer*. UNWTO, 19(1). January

Wei Chen, Zaiyan Wei, Karen Xie (2022). “The Battle for Homes: How Does Home Sharing Disrupt Local Residential Markets?”, *Management Science*

Wei Chen, Zaiyan Wei, Karen Xiec (2023), “Regulating Professional Players in Peer-to-Peer Markets: Evidence from Airbnb”, *Management Science*, Volume 69, pp. 2893-2918

Wikipedia, “Airbnb”, retrieved August 10, 2023, from <https://it.wikipedia.org/wiki/Airbnb>

World Bank (2021). *Global Economic Prospects*. Retrieved August 10, 2023, from <https://www.worldbank.org/en/publication/global-economic-prospects>

Yeojin Chung, Surendra Sarnikar (2021), “Understanding host marketing strategies on Airbnb and their impact on listing performance: a text analytics approach”, *Information Technology & People*, Volume 35 Issue 7

Zuolong Zheng, Ziyang Li, Xuwen Zhang, Sai Liang, Rob Law, Jiasu Lei, (2023) “Substitution or complementary effects between hosts and neighbors’ information disclosure: Evidence from Airbnb”, *Journal of Business Research*, Volume 161

Wikipedia (2023). “Municipi di Roma”, retrieved November 20, 2023, from [https://it.wikipedia.org/wiki/Municipi\\_di\\_Roma](https://it.wikipedia.org/wiki/Municipi_di_Roma)