



**Politecnico  
di Torino**

**Politecnico di Torino**

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale

A.a. 2022/2023

Sessione di Laurea Dicembre 2023

**Scelte di marketing e  
piattaforme digitali: Il caso  
studio di Roma**

Relatori:

Paolucci Emilio

Rogna Manassero Di Castigliole

Alessandro

Candidato:

Patrizia Danzo



# INDICE

1. INTRODUZIONE E OBIETTIVI .....	1
1.1. Introduzione.....	1
1.2. 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
Host professionale.....	7
Host non professionale .....	10
Superhost.....	11
1.1.3 Host professionali e albergatori: un confronto .....	13
1.1.4 Impatto della pandemia da Covid-19: annunci e preferenze di prenotazione dei guest.....	15
1.1.5 Obiettivo e contributo alla letteratura.....	18
2. STUDIO DI RICERCA .....	19
2.1. Raccolta dati .....	19
2.2. Strumenti utilizzati.....	22
3. ANALISI STATISTICA DESCRITTIVA .....	23
3.1. Città di Roma: focus sulla domanda e sull'offerta.....	24
Notti prenotate.....	24
Property attive, stanze e posti letto .....	26
Listing Type .....	29
3.2. Diversi tipi di host: Professionali e non professionali .....	31
3.3. Variabile strategica: Minimum Stay .....	32
3.4. Variabili di performance.....	34
Ricavi.....	34

Tasso di occupazione.....	35
ADR.....	37
RevPAN.....	39
3.5. Variabili di performance per tipo di host e Minimum Stay .....	41
Minimum Stay.....	41
Grado di professionalità dell'host e variabili di performance.....	45
4. ANALISI DI REGRESSIONE E DI CORRELAZIONE .....	49
4.1. Analisi di correlazione.....	50
4.2. Analisi di regressione univariata.....	53
4.3. Analisi di regressione multivariata .....	56
Modello log-lineare .....	56
Modello lineare-lineare .....	60
Analisi di regressione multivariata nei diversi anni .....	62
4.4. Robustezza del modello.....	63
5. Altre evidenze descrittive su variabili strategiche aggiuntive.....	64
Altre variabili strategiche: Policy di cancellazione e Instant Book .....	64
Policy di cancellazione e Instant Book per host professionali.....	71
6. RISULTATI .....	72
7. CONCLUSIONI E SVILUPPI FUTURI .....	75
INDICE DELLE FIGURE.....	76
INDICE DELLE TABELLE .....	78
BIBLIOGRAFIA.....	80

# 1. INTRODUZIONE E OBIETTIVI

## 1.1. Introduzione

La pandemia da Covid-19 ha avuto un impatto significativo sul settore turistico in tutto il mondo, portando a una riduzione improvvisa del turismo sia nazionale che internazionale. Le restrizioni applicate dai diversi Paesi per il contenimento della diffusione hanno condotto a perdite finanziarie importanti per molti attori del settore, spesso portandoli alla chiusura. Questo studio pone l'attenzione ad uno dei maggiori player che opera in questo ambito: Airbnb.

L'obiettivo è indagare come le scelte strategiche degli host di Airbnb possano influenzare le variabili di performance, anche in contesti di crisi come la pandemia da Covid-19. L'analisi infatti si sviluppa su tre periodi (pre-Covid, periodo pandemico e post-Covid) nella città di Roma, tramite lo studio di variabili, sia strategiche che di performance, di cui si approfondisce l'andamento negli anni e il livello di correlazione.

In un primo momento viene svolta un'analisi descrittiva sulle diverse variabili fornite dal dataset, con particolare attenzione al grado di professionalità dell'host e alla durata minima del soggiorno; in seguito questa analisi viene approfondita tramite l'uso di una regressione applicata alle variabili stesse.

## 1.2. 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 come 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 come 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 hotel erano ormai esaurite. In risposta a questa sfida, i due imprenditori, affrontando un periodo di difficoltà finanziaria, 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 di un colosso globale dell'ospitalità qual è Airbnb. La crescita esplosiva è avvenuta grazie alla capacità di connettere i viaggiatori con gli 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 al finanziamento di 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 i servizi corollari. Va evidenziato che per le Airbnb experience offerte dagli host (come attività o eventi), Airbnb applica una commissione più elevata (in particolare, il 20% dell'ammontare totale pagato viene trattenuto a titolo di quota dalla piattaforma). (*Airbnb, 2020*)

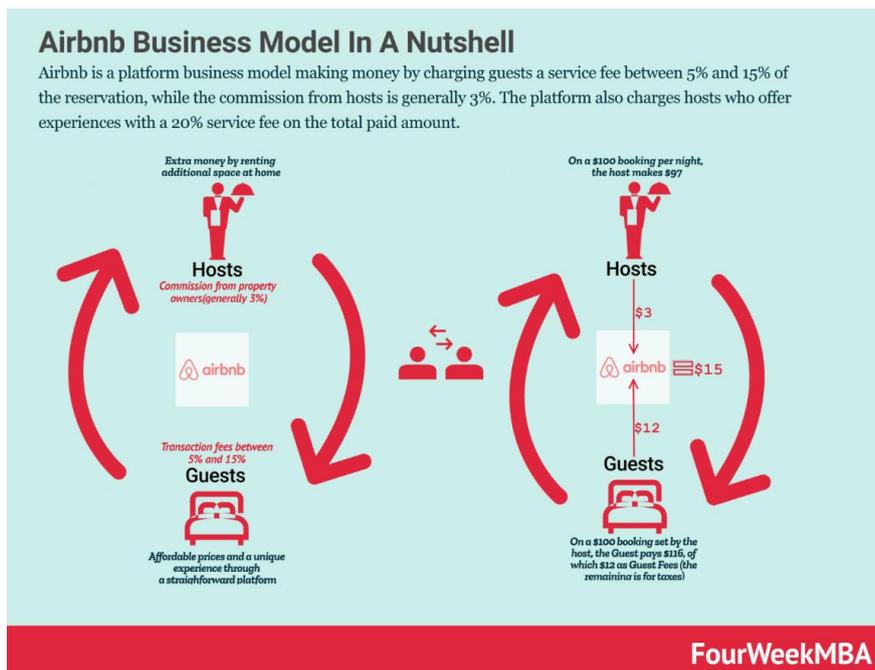


Figura 1.1: Airbnb business model, Four Week MBA

Attraverso la piattaforma gli host possono affittare una varietà di alloggi, che vanno dagli appartamenti privati ad interi edifici, consentendo ai guest di decidere tra opzioni più 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 che non servono ai residenti). Airbnb è una delle maggiori cause di gentrificazione.

In aggiunta, oltre alla gentrificazione, la presenza di Airbnb ha portato anche ad avere esternalità negative. Tra queste l'aumento degli affitti nei quartieri oggetto di interesse da parte del colosso statunitense, l'incremento 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 necessità di

aumentare la sicurezza, legata all'incremento di persone estranee alla vita del quartiere.

La pandemia da COVID-19, inoltre, ha messo in luce la fragilità di alcuni modelli economici basati sul turismo, evidenziando la necessità di collaborazione tra risorse pubbliche e private per raggiungere obiettivi di sviluppo economico e sociale su più larga scala.

Il successo di Airbnb, l'accessibilità economica degli alloggi, 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 diversi effetti tra i quali la riduzione degli affitti (dell'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 un lato questa regolamentazione ha forzato gli host a eliminare delle proprietà da Airbnb e dall'altro impedisce a tante proprietà di essere rimosse dal mercato locale (quello a lungo termine). Gli impatti molto significativi che si sono rilevati sono prova del fatto che l'home sharing sconvolga i mercati residenziali locali ed agisca come un importante sostituto dell'offerta in essi (*Chen, Wei e Xie, 2022*).

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 basava 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'impatto fiscale delle piattaforme di sharing economy, tra cui Airbnb, è cresciuta in modo significativo. L'agenzia delle Entrate ha sollevato, infatti, importanti questioni riguardo al 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*).

Questi sono solo alcuni degli esempi concreti di sfide che le autorità hanno intrapreso 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 le diverse tipologie di host presenti sulla piattaforma possiamo notare come Airbnb ne ospiti una vasta gamma, ciascuno con un approccio unico all'ospitalità. Essi si differenziano infatti per l'approccio che hanno nei confronti della piattaforma, per esempio una gestione professionale o un'ospitalità occasionale. Inoltre, essi possono distinguersi anche in base alla qualità o quantità dei servizi offerti agli ospiti, come pulizia professionale, fornitura di comfort aggiuntivi o servizio check-in. Si provvede di seguito ad analizzare le caratteristiche degli host presenti sulla piattaforma e le relative strategie implementate.

#### Host professionale

Un host professionale è rappresentato da uno o più 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 rappresenta circa il 71% delle entrate di \$14,1 miliardi di Airbnb, nei suoi 12 mercati principali (*Karen Xie et al., 2021*).

In letteratura, vengono 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*).

Si osserva inoltre come un maggior numero di annunci gestiti dallo stesso host possa tradursi in una qualità del servizio inferiore e quindi una valutazione inferiore degli ospiti. Un'eccezione può essere però dovuta all'impatto positivo del business, ovvero al fatto che il Multi-host abbia più esperienza e gestisca meglio aspetti strategici che lo portano ad avere valutazioni positive (*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 è tra 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. Contrariamente a quanto si potrebbe pensare, la scelta di un approccio part-time può portare a guadagnare maggiori entrate per notte disponibile rispetto agli host a tempo pieno (in particolare il 23,8% in più di entrate mensili) (*Karen Xie et al., 2021*).

La professionalità dell' host, così come la dimensione della proprietà e le variabili di location, influenza le strategie di pricing. È dimostrato infatti, che il tipo di host professionale abbia un impatto significativo sul prezzo: 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 da altre variabili, come la dimensione (per ogni camera addizionale il prezzo aumenta del 6.6-25.6%) e il livello di pulizia (un aumento di 1 punto su 10 porta un aumento del prezzo del 2.1-5.2%). Infine, il pricing viene influenzato anche dalle variabili di 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*).

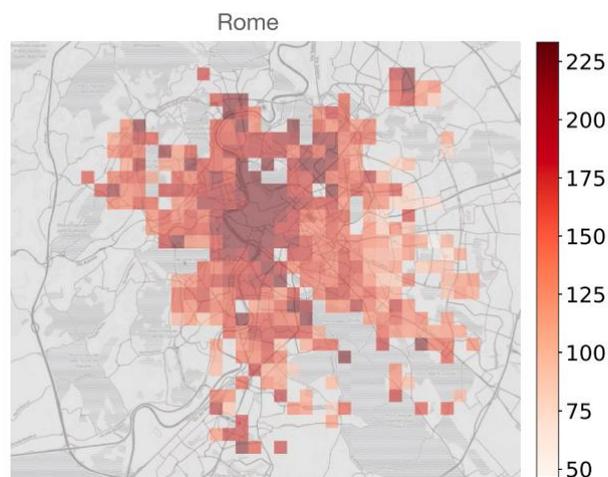


Figura 1.2:Distribuzione dei prezzi Airbnb nella città di Roma (EUR)

Dal punto di vista quantitativo, 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*).

Nel dettaglio, si distinguono design funzionale e design estetico. Il primo si riferisce agli elementi utilitaristici del prodotto e include ad esempio servizi come il Wi-fi, mentre per design estetico si intende la somiglianza delle caratteristiche estetiche tra gli annunci gestiti dallo stesso host. La standardizzazione del design estetico influenza in modo significativo e positivo l'esperienza dell'ospite, mentre l'impatto della standardizzazione del design funzionale varia in funzione di diversi aspetti: influisce positivamente sull'esperienza dei servizi ma negativamente sull'esperienza dell'ospite. L'impatto positivo sul servizio è legato al fatto che la standardizzazione porti a superare le aspettative del cliente, inducendo così un feedback positivo. Al contrario, l'influenza negativa sull'esperienza dell'ospite è dovuta ad una riduzione dell'autenticità dell'interazione (*Huihui Zhang et al., 2022*).

La strategia dell'host è legata anche alla decisione di quest'ultimo 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 quindi la modalità di matching cambia da un two-way model a un one-way model. Tuttavia, molti host non vogliono attivarla per 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 per gli host e per la piattaforma, 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 o poche 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 agli ospiti o all'aspetto commerciale dell'ospitalità. Alcune caratteristiche chiave degli host non professionali riguardano:

- Numero limitato di proprietà;
- 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 e maggiore interazione con gli ospiti, creando un'atmosfera più 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 dimostrato un elevato livello di soddisfazione degli ospiti nel tempo. La soddisfazione degli ospiti viene misurata in base alle recensioni positive, il tasso di cancellazione, ed infine alcuni requisiti aggiuntivi legati alla comunicazione (*Madalyn A. Scerria, Rajka Presbury, 2020*). Ottenere il titolo di Superhost sulla piattaforma è segno di qualità e reputazione, che potrà influenzare positivamente le prenotazioni future dell’host e il pricing degli annunci (*Kristóf Gyódi e Lukasz Nawaro, 2021*).

Il Superhost, a differenza degli altri sulla piattaforma, migliora l’autenticità delle esperienze degli ospiti attraverso ospitalità e comunicazione. Essi forniscono informazioni aggiuntive agli ospiti e trovano il tempo per interagire durante il soggiorno, garantendo così un valore aggiunto. Molti studi infatti dimostrano come l’assenza di interazione personale e la comunicazione interpersonale limitata riducano per l’ospite la qualità del servizio, essendo questi aspetti chiave nell’ospitalità peer-to-peer (*Madalyn A. et al., 2020*).

Anche la piattaforma digitale stessa influenza la comunicazione e l’interazione tra host e ospiti, in quanto il sistema di recensioni incoraggia a mantenere una reputazione positiva, che incentivi il desiderio di ottenere lo stato di Superhost e quindi guadagni maggiori (*Madalyn A. et al., 2020*).

Un ulteriore aspetto importante sulla piattaforma, sempre legato alla comunicazione, riguarda l’utilizzo delle descrizioni degli annunci per enfatizzare diversi aspetti della proprietà. Ad esempio, si osserva che nelle descrizioni gli aspetti che compaiono più di frequente riguardano le attrazioni vicine alla proprietà e i mezzi di trasporto (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*).

Come già in precedenza accennato, l’attribuzione dello status di Superhost è legata alle recensioni positive ottenute nel tempo. Molti studi si sono concentrati sull’analisi delle determinanti del volume e delle performance delle recensioni, che possono indurre miglioramenti sia nelle entrate dei proprietari che della piattaforma. I fattori di influenza identificati sono principalmente le caratteristiche delle proprietà e degli host, come la strategia di prezzo, la posizione o l’attrattiva degli host.

Tuttavia, un aspetto che influenza notevolmente il volume di review e le performance della proprietà è anche la descrizione testuale dell'annuncio, che comprende:

- Descrizione privata della proprietà;
- Descrizione pubblica relativa all' host;

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

Un profilo centrale in merito alle recensioni riguarda anche l'influenza della valutazione del cliente 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 professionali e albergatori: un confronto

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

Analizzando nel dettaglio l'impatto di Airbnb sul settore alberghiero tradizionale, si hanno prove del fatto che la piattaforma abbia un'influenza negativa sui ricavi degli hotel, dovuta in gran parte alla recente "professionalizzazione" di Airbnb. Oltre il 69% dei ricavi di Airbnb è infatti generato da host con più annunci, che rappresentano una minaccia maggiore rispetto agli host di una sola unità, sotto diversi aspetti:

- per gli albergatori tradizionali;
- per l'offerta di affitti a lungo termine;
- per la gentrificazione dei quartieri e le esternalità negative;

*(Tarik Dogru et al., 2022).*

Soffermandosi brevemente sull'influenza di Airbnb sull'offerta del mercato immobiliare, traspare come gli host che possiedono stanze o appartamenti liberi da mettere a disposizione, preferiscano gli affitti brevi su Airbnb rispetto agli affitti di lungo termine, in quanto Airbnb garantisce una soglia di salario adeguata e soddisfacente per l'host, che forza così gli affitti di lungo periodo sempre più fuori dal mercato *(Qing Zheng et al., 2023)*.

Guardando invece all'impatto di Airbnb sul settore alberghiero tradizionale, per esempio all'effetto delle inserzioni di Airbnb sulle misure prestazionali degli hotel (in particolare ADR, Average Daily Rate, e OCC, Occupancy Percentage), è possibile comprendere come la piattaforma provochi un cambiamento nei prezzi delle strutture alberghiere, dovuta ad una competizione intensificata, e una riduzione della customer base (inducendo anche un decremento nei tassi di occupazione). Nel complesso, un incremento dell'1% degli annunci Airbnb riduce l'ADR degli hotel negli USA di circa lo 0,01%, portando ad un abbassamento dei prezzi degli hotel, che cercano così di fidelizzare l'ospite. 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 sulla strategia di pricing di Airbnb per competere con le strutture alberghiere si nota come le strategie di prezzo ottimali varino a seconda delle situazioni di mercato. Ad esempio, è necessario che Airbnb adotti una strategia di prezzi elevati quando compete con hotel di fascia bassa, ma adotti una strategia di

prezzi bassi quando compete con hotel di fascia media in un mercato senza eccessiva competizione (*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, che consente loro di migliorare le percezioni dei clienti e quindi i risultati finanziari 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, e allo stesso tempo aumentare la redditività di Airbnb (*Aliza Fleischer et al., 2021*).

Un'ulteriore minaccia per le strutture del settore è emersa dal programma "Airbnb Plus", che migliora gli appartamenti rendendoli sempre più simili agli hotel di lusso, portando un benessere generale nel mercato di Airbnb. Questo programma consente alla piattaforma di attirare una clientela più esigente, offrendo una più ampia gamma di opzioni agli ospiti, ma svantaggiando ancora di più i player del mercato tradizionale (*Aliza Fleischer et al., 2021*).

Gli albergatori che gestiscono strutture ricettive sono spesso svantaggiati rispetto agli host professionali anche a causa di obblighi fiscali, requisiti assicurativi e aspetti legati alla sicurezza, a cui gli host invece non sono tenuti, garantendo loro maggiore libertà e semplicità nella gestione (*Karen Xie et al., 2021*).

Tutti questi fattori hanno condotto a riflettere nel tempo sul ruolo degli host professionisti nel settore e nella società, e a ragionare sulla necessità di eventuali regolamentazioni. Un esempio può essere la policy "One Host One Home" (OHOH) che limita la partecipazione alla piattaforma degli host professionali. Questa politica ha fatto notare che, quando ci sono meno annunci gestiti dagli host professionisti, aumentano quelli degli host non professionisti e i loro prezzi.

Ciò dimostra l'esistenza di una competizione tra le due tipologie di host, ma nonostante ciò, e anche a seguito dell'entrata in vigore della policy, Airbnb non ha avuto difficoltà ad ottenere prenotazioni o guadagni (*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 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 sui player del settore turistico e dell'ospitalità, tra cui compare anche 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.

Airbnb è stato fortemente impattato da questa crisi, 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, infatti, una correlazione stretta tra la richiesta per gli affitti short-term e le restrizioni dettate dal periodo pandemico.

In particolare, riferendosi alle strategie di pricing, si è osservato come molti host tendano a modificare i propri prezzi in risposta alle variazioni di domanda. Le strategie adottate tuttavia sono state diverse, anche in base alla tipologia di host considerata (host privati e commerciali) (*Milone, Gunter e Zekan, 2023*).

L'organizzazione Mondiale del Turismo (UNWTO) ha stimato una diminuzione del 74% dei turisti tra il 2019 e il 2020 e, come conseguenza, Airbnb ha subito una riduzione del 72% dei ricavi ed è arrivato così a licenziare circa 1800 lavoratori.

Il COVID-19, per tutti i motivi già citati in precedenza, viene definito "Disrupting the Disruptor", ovvero colui che ha tentato di "distruggere" e annientare il grande colosso innovativo qual è Airbnb (*Dolnicar e Zare, 2020*).

È emerso infatti come la combinazione di alta densità urbana e concentrazione geografica delle attrazioni turistiche, una volta viste come caratteristiche attraenti,

siano diventate all'improvviso, a causa della pandemia, un rischio per la salute dei visitatori. È stato studiato tale impatto sul mercato in diverse città del mondo: si è rilevata una grande volatilità dei prezzi nelle città di Barcelona, Beijing, Londra, Milano, New York e Parigi, sottolineando la vulnerabilità del settore e l'influenza della pandemia sulle scelte dei clienti riguardo al tipo e alla posizione delle strutture di Airbnb (*Kourtit, Nijkamp, Osth e Turk, 2022*).

Il COVID-19 ha inoltre portato a variazioni significative nel tasso di occupazione e nella disponibilità da parte di annunci sulla piattaforma. In particolare il primo è sceso dal 57% al 42% nel periodo tra agosto 2019 e agosto 2020, ma ciò dimostra comunque una domanda persistente (*Filieri, Milone, Paolucci ed 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, assicurando costanza nei ricavi e nell'occupazione, mitigando l'impatto negativo del COVID-19 (*Shen e Wilkoff, 2022*).

Si è inoltre riscontrato come, durante la pandemia, l'offerta di alloggi su Airbnb si sia dimostrata più flessibile 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. Pertanto si deduce come sia stata registrata una maggiore elasticità dell'offerta di Airbnb, in quanto una maggiore quota parte di annunci è diventata inattiva rispetto al settore alberghiero tradizionale.

Inoltre, dall'analisi dei prezzi si è scoperto che le tariffe praticate su Airbnb hanno subito una diminuzione più moderata rispetto ai prezzi degli hotel. Questi risultati suggeriscono che molti host hanno adattato la loro offerta. Tutto ciò è dimostrato dal fatto che una quota significativa di host abbiano smesso di accettare nuove prenotazioni durante la pandemia e ciò suggerisce, quindi, che un numero crescente di annunci sia tornato sul mercato degli affitti long-term. La media di annunci che offrivano soggiorni minimi di 14 notti è passato infatti dal 5-6% al 7% entro aprile e all'8% entro maggio. (*Gyódi, Kristóf, 2021*).

Guardando poi alle preferenze dei consumatori nell'uso di Airbnb, si nota come queste siano state decisamente influenzate dalla pandemia. Ad esempio, durante la crisi sanitaria, si è osservato che gli appartamenti interi sono stati preferiti rispetto alle soluzioni condivise, in linea 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 osservato 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. (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, è emerso 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 da COVID-19 hanno dimostrato come il Airbnb sia stato profondamente e negativamente colpito, così come tutto il settore dell'ospitalità e del turismo.

### **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.

Questa analisi, 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).

Allo stesso tempo, saranno condotte analisi di tali decisioni lungo diversi anni (dal 2019 al 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 possa in qualche misura 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: indica il tasso di occupazione della proprietà, che è stato determinato come segue:

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

- 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 che indicano il punto 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 coinvolto l'utilizzo di vari strumenti software e approcci metodologici specifici.

Uno dei principali software adottati per condurre le analisi di regressione è STATA.

STATA è un programma di analisi econometrica e statistica, in particolare utilizzato per eseguire analisi di regressione, manipolazione di dati e generare grafici e mappe. È un software versatile che offre diverse funzionalità, compresa la manipolazione dei dati. Si presenta con diverse edizioni, tra cui Stata/IC, Stata/SE e Stata/MP, a seconda delle dimensioni delle banche dati trattate.

Grazie all'ausilio di questo software son state effettuate in primis le statistiche descrittive per trarre informazioni sulle singole variabili e in seguito analisi di regressione.

Le analisi di regressione effettuate in questo studio si inseriscono all'interno del campo delle analisi predittive, che 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 della statistica che si occupa di descrivere, raccogliere e interpretare i dati di un campione o di una popolazione. Denota, 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 statistiche già citate nel paragrafo 2.1 con lo scopo di descrivere e rappresentare le caratteristiche del campione. Per studiare il Dataset si decide di procedere parallelamente su più orizzonti temporali, infatti, avendo a disposizione dati dal 2019 al 2022 si considerano rispettivamente:

- Pre-Covid: 2019
- Covid: 2020/2021
- 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. Come descritto in precedenza nel paragrafo 2.3 si utilizza il software STATA per effettuare le analisi sul Dataset e per la realizzazione di grafici di sintesi, in quanto il Dataset è composto da circa 1.2 Milioni di osservazioni. Nel dettaglio, per ogni variabile disponibile del dataset son state ricavate alcune tra le informazioni più rilevanti quali numerosità del campione, media, deviazione standard, minimo, mediana, 25° e 75° percentile e massimo. Inoltre, queste analisi, son corredate da istogrammi in cui si può osservare anno su anno la variazione della media della specifica variabile presa in esame.

Lo scopo finale di questa analisi è identificare:

- Le scelte strategiche degli host, riguardanti ad esempio policy di cancellazione, l'opzione Instant booking e soprattutto Minimum Stay e grado di professionalità dell'host, su cui si focalizzerà successivamente l'analisi;
- 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 due macro-aree e, a livello più granulare, delle singole variabili, sarà possibile identificare l'andamento dei dati sui diversi anni (dal 2019 al 2022) e 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

#### 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 ospiti degli affitti short-term abbiano preferito soggiorni ancora più brevi. Si osserva inoltre come nel 2022, dopo il periodo pandemico, la durata del pernottamento nelle strutture sia diventato più duraturo rispetto anche al periodo pre-Covid (con una media di 15.09 notti).

Si procede guardando la frequenza della variabile osservata in ciascun anno, per far ciò sono stati esclusi i dati riferiti a mesi in cui le notti prenotate assumevano valore nullo (rappresentando queste più della metà del Dataset).

In generale, per l'anno 2019, si evince dal grafico sottostante che gli ospiti prediligono o soggiorni molto brevi (< 10 notti) o molto lunghi (tra 20 e 30 notti).

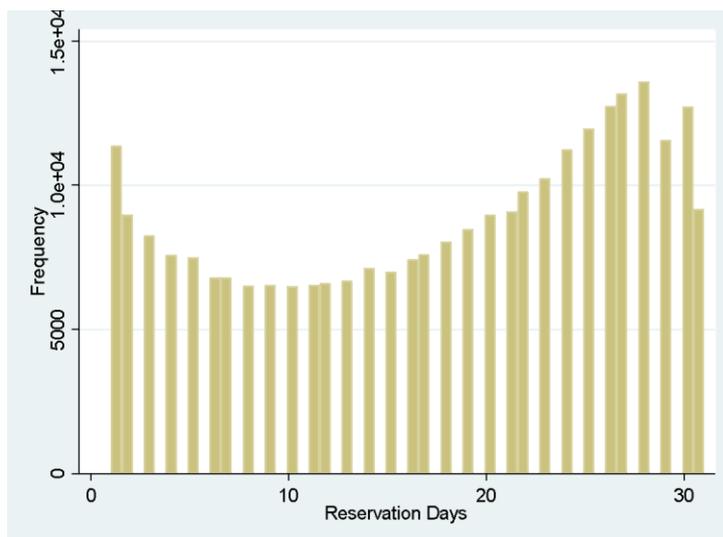


Figura 3.1: Distribuzione valori di Notti Prenotate [notti] nell'anno 2019

Confrontando questo risultato con la distribuzione delle Notti Prenotate con il periodo della pandemia (2020-2021) si nota come ci sia un netto cambio nelle preferenze degli ospiti, che nel periodo pandemico optano per soggiorni di molto inferiori alle 10 notti. Infine, nel periodo post-Covid (anno 2022), la domanda degli ospiti risulta nuovamente variata, attestandosi su soggiorni di un mese circa.

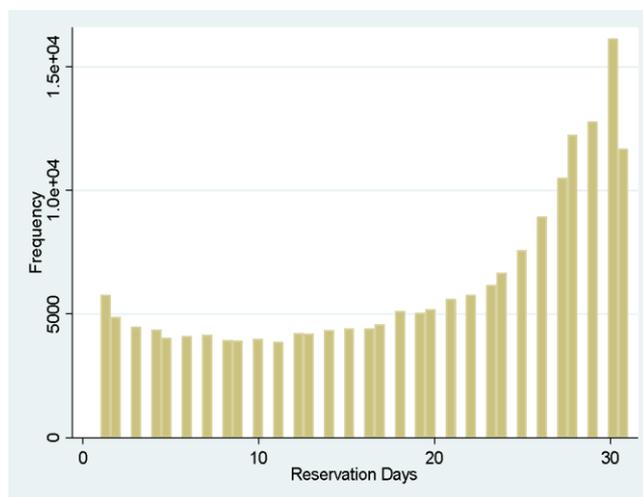


Figura 3.2: Distribuzione valori di Notti Prenotate [notti] nell'anno 2022

Facendo un confronto tra l'andamento della media e della 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). Questo può essere dovuto al fatto che ci siano meno property attive nel 2022 o al fatto che meno guest prenotano per soggiorni più lunghi.

### Property attive, stanze e posti letto

Si determinano 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 e dai grafici sottostanti, si osserva una relativa stabilità dell'offerta complessiva su Airbnb, con fluttuazioni molto lievi di stanze e posti letto, che fanno apparire in modo evidente come questa non sia stata influenzata dalla pandemia da Covid-19, 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 di Airbnb, cosa che invece non emerge (guardando al valor medio).

	PRE-COVID	COVID		POST-COVID
	2019	2020	2021	2022
<b>Property attive</b>	44840	38190	31820	32671
<b>Variazione Property attive 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

	<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>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 nel periodo dal 2019 al 2022.

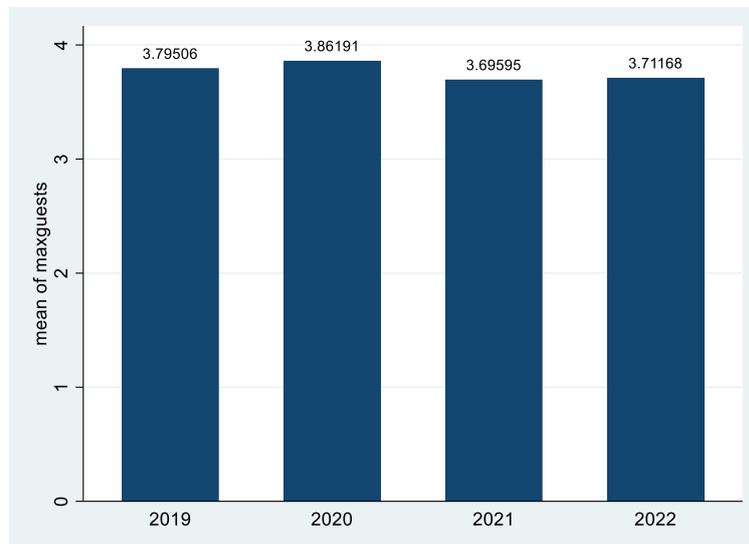


Figura 3.3: Distribuzione della media di Posti Letto [unità] nei diversi anni

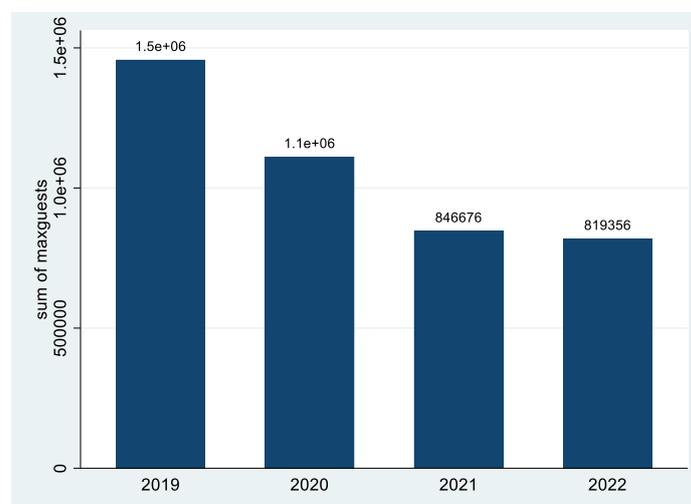


Figura 3.4: Distribuzione della somma di Posti Letto [unità] nei diversi anni

Osservando la somma dei posti letto si nota un andamento decrescente nel corso del periodo in esame, ciò indica una lieve riduzione dell'offerta su Airbnb, in linea anche con il minor numero di property attive identificate.

## Listing Type

Soffermandosi sull'offerta di Airbnb nella città di Roma, è possibile studiare anche la tipologia di annuncio gestita dall'host, ovvero il "Listing Type". Per Listing Type si intende infatti il tipo di annuncio Airbnb, ovvero intero appartamento, camera privata, camera condivisa oppure camera di hotel. Nel complesso, i dati del dataset sono riassumibili come segue:

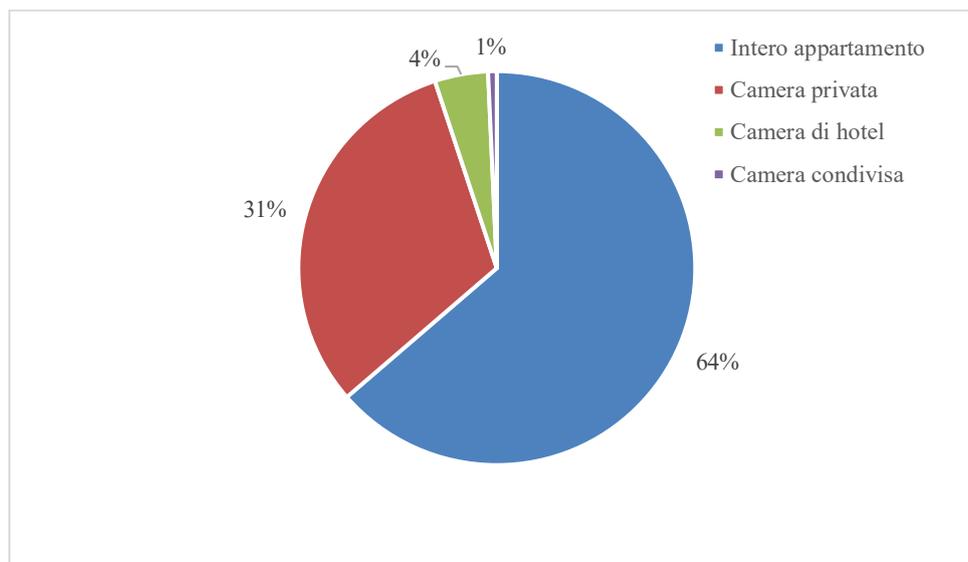


Figura 3.5: Analisi della frequenza delle categorie di Listing Type

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	<i>0.63</i>	<i>0.0004</i>	<i>0.63</i>	<i>0.64</i>
	Camera privata	<i>0.55</i>	<i>0.0007</i>	<i>0.55</i>	<i>0.56</i>
	Camera di hotel	<i>0.58</i>	<i>0.0016</i>	<i>0.57</i>	<i>0.58</i>
	Camera condivisa	<i>0.46</i>	<i>0.0053</i>	<i>0.45</i>	<i>0.47</i>

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: casa intera/appartamento, stanza privata, stanza in hotel e stanza condivisa.

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. Questo porta a pensare a maggiori ritorni (e prezzi) per quegli airbnb che garantiscono privacy e riservatezza ai guest, evitando la condivisione degli spazi. Per l'Average Daily Rate (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 indicatori di performance, mentre le stanze condivise hanno prestazioni inferiori in tutte le casistiche analizzate in tabella.

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

L'analisi prosegue con l'esame delle diverse tipologie di host su Airbnb, attraverso l'implementazione di un criterio di distinzione tra host professionali e non professionali. Tale criterio è stato basato sulla frequenza di pubblicazione di annunci in un mese, definendo gli host non professionali come coloro che hanno un singolo annuncio al mese, mentre gli host professionali sono stati identificati come coloro che ne hanno almeno due al mese. Di seguito, è presentato un grafico che mostra la distribuzione percentuale degli host all'interno di questi due gruppi nel corso degli anni:

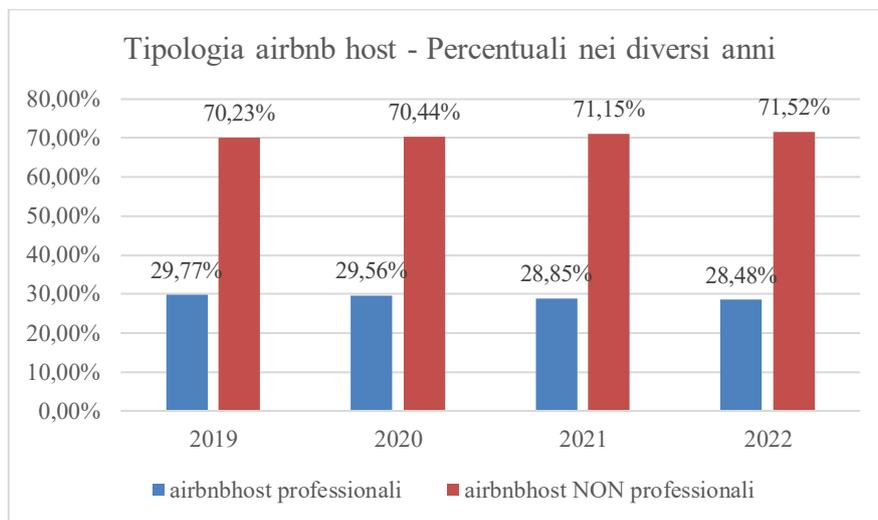


Figura 3.6: Grafico della tipologia di airbnb host (2019-2022)

Dall'analisi del grafico emerge che nel periodo considerato la proporzione tra host professionali e non professionali su Airbnb è rimasta generalmente stabile. Tuttavia, è importante notare che la percentuale di host non professionali risulta costantemente superiore durante l'arco temporale preso in esame.

### 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 decide per semplicità di suddividere in range il tempo di permanenza, rappresentando così 6 intervalli da un minimo 1 notte ad un massimo di più di 90 notti. Si rappresenta la seguente tabella di sintesi:

	<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 della variabile strategica Minimum Stay nei diversi anni

Dalla tabella sopra rappresentata si osserva come gli host in generale prediligano un Minimum Stay di 2 notti o inferiore (intorno al 30% ogni anno), mentre siano molto meno impiegati vincoli di permanenza da una settimana a 90 giorni. Tutto ciò è una conferma del fatto che gli host di Airbnb preferiscano sostanzialmente fornire la proprietà per un breve periodo.

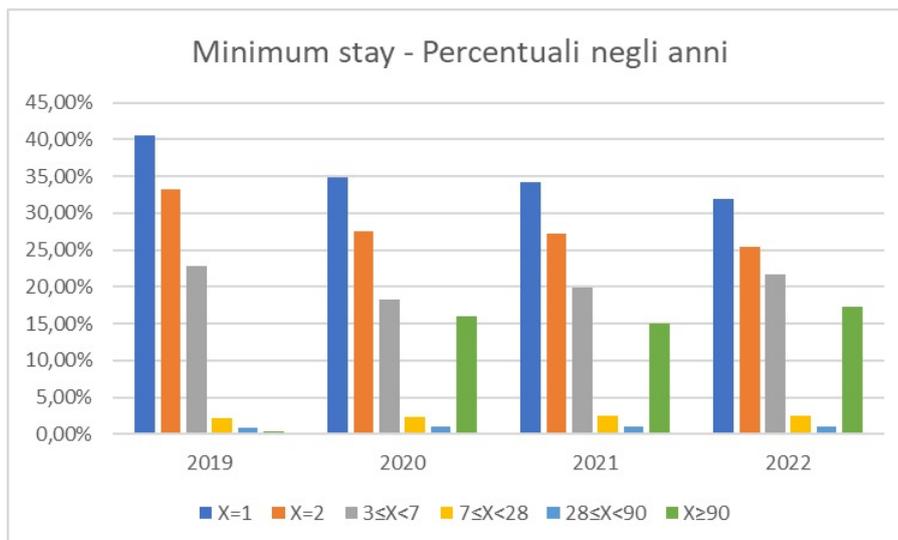


Figura 3.7: Grafico delle preferenze di minimum stay degli host [%] nei diversi anni

Tuttavia è rilevante notare dal grafico sopra rappresentato come gli host nel passare degli anni abbiano incrementato l'adozione del Minimum Stay superiore ai 90 giorni, iniziando in modo graduale ad adottare anche affitti long-term. Guardando il grafico, 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.

### 3.4. Variabili di performance

#### Ricavi

Questa variabile, all'interno del Dataset, rappresenta i ricavi che fanno riferimento a ciascuna property e, come prima anticipato, si decide di studiarne l'andamento prima, durante e dopo la pandemia da COVID-19, in modo da approfondire l'aspetto temporale. Nell'istogramma sottostante si riporta una sintesi della media dei ricavi per ciascun anno, dal 2019 al 2022, che dimostra come la redditività delle property Airbnb sia stata notevolmente colpita dalla pandemia negli anni 2020 e 2021, ma abbia avuto una grande ripresa nel periodo post-Covid (con un valore medio superiore anche al 2019).

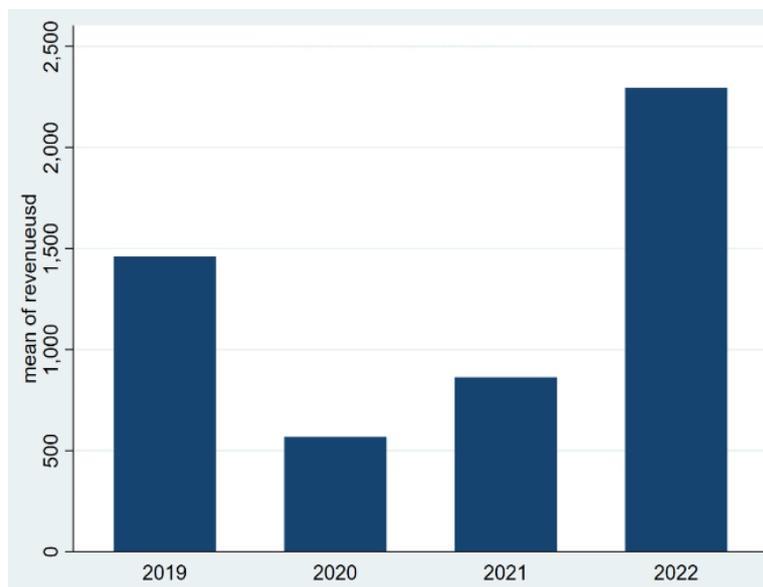


Figura 3.8: Media dei ricavi dal 2019 al 2022

Come si può notare nella tabella sottostante, è importante relazionare le statistiche descrittive dei ricavi con il numero di property nei diversi anni, che hanno subito un grande calo dopo il periodo pandemico. Le property prese in esame per il periodo pre-Covid sono infatti 44840, nel periodo della pandemia, ovvero nel 2020 e nel 2021, sono rispettivamente 38190 e 31820, ed infine nel periodo post-Covid sono 32671.

	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>Somma totale [* 10<sup>8</sup> \$]</b>	5.61	1.79	2.16	5.73
<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

Prendendo in esame la media dei ricavi si può notare come dal 2019 al 2020 ci sia stata una diminuzione del -61,1%, probabilmente legata al grave impatto della pandemia sull'intero settore turistico, sia tradizionale che degli affitti su Airbnb. Questa variabile torna poi nuovamente crescente a partire dal 2021, arrivando a raggiungere il valore massimo nel 2022.

Effettuando un confronto tra il valore della media e della somma dei ricavi si nota un andamento simile, con un calo nel periodo pandemico e una grande ripresa nel 2022 ( con 5.73 \* 10<sup>8</sup> \$ di ricavi complessivi).

### **Tasso di occupazione**

Come visto in precedenza anche per i ricavi e le notti prenotate, allo stesso modo la variabile del tasso di occupazione ha subito un grave decremento nel periodo della pandemia da Covid-19, arrivando ad un valore medio minimo nel 2020 pari a 0.22 (il 52% in meno rispetto all'anno precedente). 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 di Airbnb.

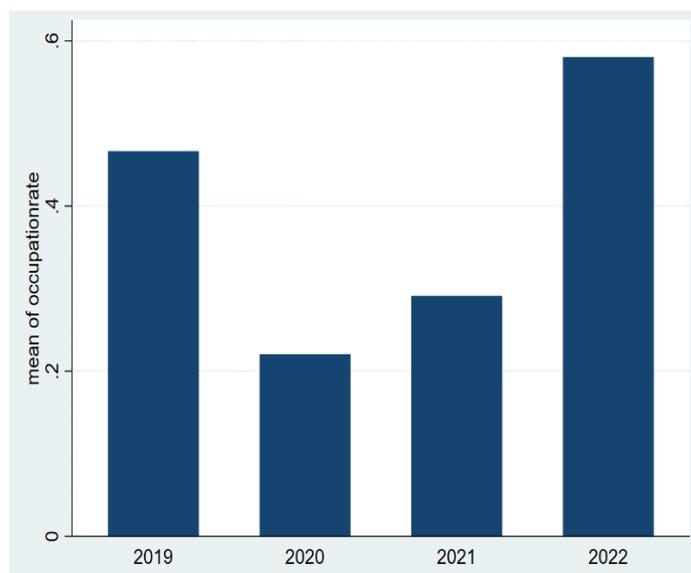


Figura 3.9: Distribuzione della media del Tasso di Occupazione nei diversi anni

	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.

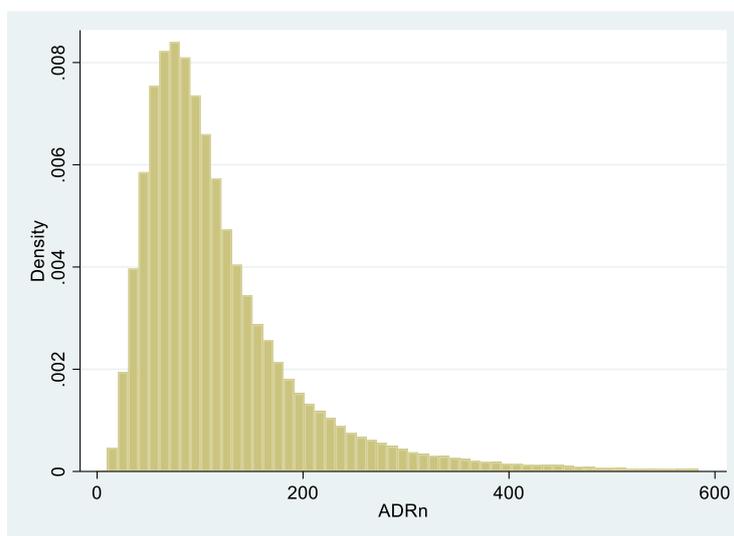


Figura 3.10: Densità dell'indicatore ADR

Successivamente, si può osservare l'andamento della media sui diversi anni, che 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 sottostante come la variabile Notti Prenotate attenui l'influenza dei ricavi sul risultato dell'indice, provocando un gap tra il 2019 e il 2020 minimo (solo del 4%).

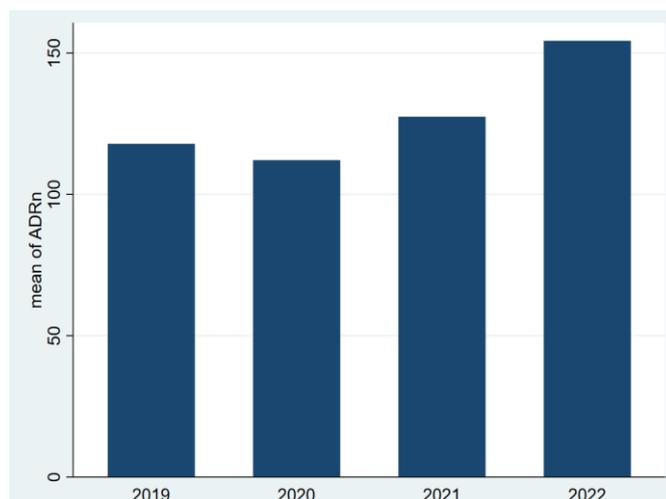


Figura 3.11: Distribuzione della media dell'indicatore ADR nei diversi anni

	<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>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, che fornisce informazioni riguardo a quanto si è pagato mediamente per una notte, ha un trend al rialzo come emerge dal grafico sopra descritto ed è la variabile che ha meno risentito dello shock del Covid-19.

## RevPAN

L'indicatore RevPAN può essere definito come segue:

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

Esso mostra 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.

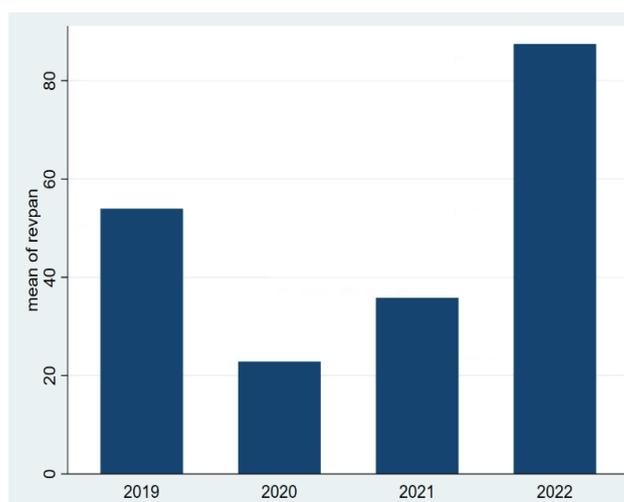


Figura 3.12: Distribuzione della media dell'indicatore RevPAN nei diversi anni

	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 nell'anno 2019 e quella post-Covid nel 2022, indicando i due andamenti in colore rosso e verde rispettivamente, nel grafico sottostante:

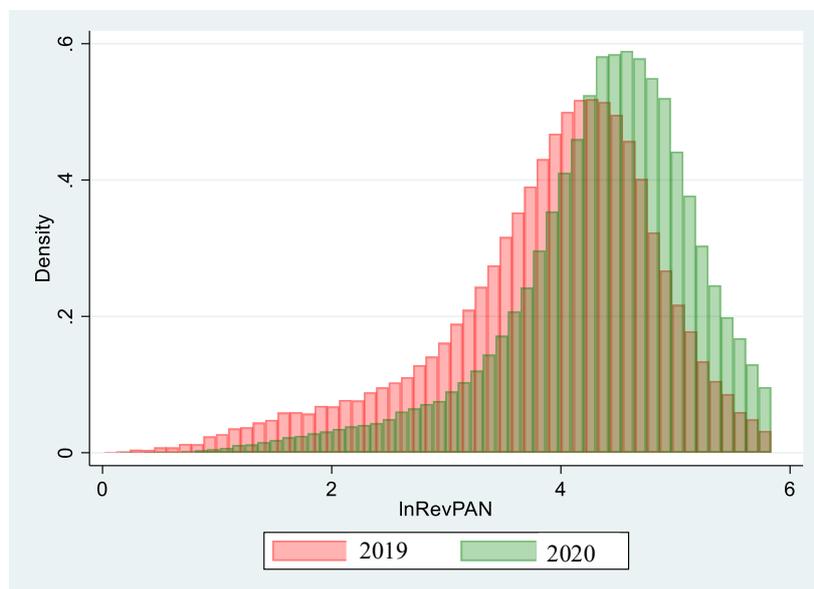


Figura 3.13: Densità del logaritmo del RevPAN nel 2019 (rosso) e 2022 (verde) a confronto

In linea con quanto descritto in precedenza, si nota un aumento complessivo del RevPAN dalla situazione precedente la pandemia a quella nel 2022, legata 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 sopra descritte, con lo scopo di definire quali decisioni strategiche degli host portano a 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.

#### Minimum Stay

Facendo riferimento al Minimum Stay stabilito dall'host, si evidenzia come coloro che scelgono un periodo di permanenza minimo tra 3 e 7 notti abbiano maggiori ritorni nel periodo osservato, 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 dopo il Covid-19.

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, considerando anche una variazione percentuale dei dati ottenuti rispetto all'anno 2019.

	Media dei ricavi			
	Minimum Stay=1	Minimum Stay=2	3 ≤ Minimum Stay < 7	Minimum Stay ≥ 28
<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, con variazione [%] rispetto al 2019

Analizzando più nel dettaglio le variazioni percentuali da un anno all'altro, si evince come per Minimum Stay inferiori alle 7 notti, si abbia avuto una variazione negativa dal 2019 al 2020, una leggera ripresa dal 2020 al 2021 e successivamente un importante incremento nel 2022. Al contrario, come già accennato in precedenza, nel caso di Minimum Stay superiore a 28 notti la ripresa dalla pandemia da Covid-19 appare più lenta, con i ricavi che continuano a decrescere fino al 2021, come emerge dalla seguente tabella:

	Variazione Percentuale rispetto all'anno precedente [%]			
	Minimum Stay=1	Minimum Stay=2	3 ≤ Minimum Stay < 7	Minimum Stay ≥ 28
<b>2019</b>	-	-	-	-
<b>2020</b>	-53.10%	-60.34%	-62.55%	-44.03%
<b>2021</b>	+51.21%	+56.85%	+60.51%	-54.61%
<b>2022</b>	+177.68%	+172.24%	+167.97%	+92.78%

Tabella 3.11: Variazione percentuale dei ricavi da un anno all'altro in funzione del Minimum Stay scelto

Facendo riferimento alla variabile Minimum Stay, per semplificare le analisi seguenti, è possibile distinguere affitti:

- Long term: con minimum stay maggiore o uguale a 28 notti;
- Short term: con minimum stay minore di 28 notti;

In questo 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. In particolare indichiamo con LTR una variabile dummy “Long Term Rent” che assume valore 1 se l’affitto è long-term, valore 0 altrimenti. Di seguito se ne propone una sintesi tramite istogramma:

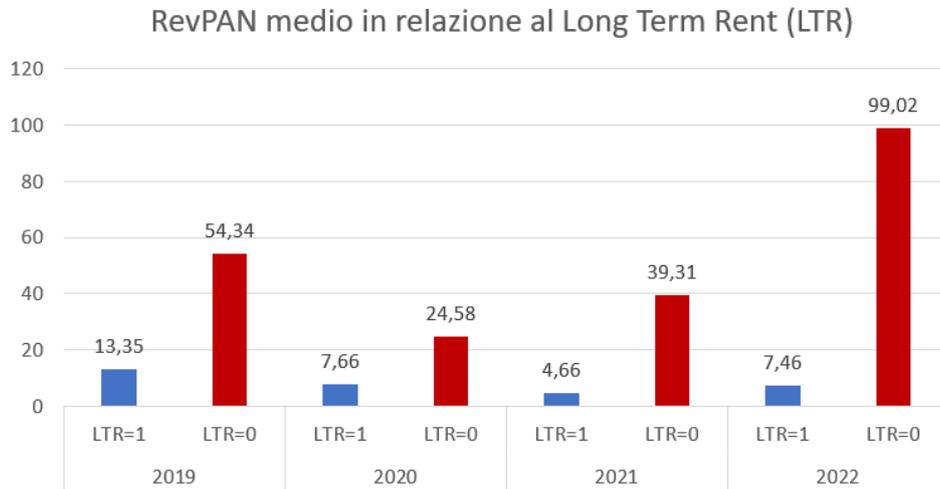


Figura 3.14: RevPAN medio in relazione ad affitti long-term o short-term

Si osserva che in ciascun anno le property con minimum stay superiore a 28 notti 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 e al grado di professionalità dell’host 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. Questo evidenzia una preferenza dei guest verso affitti di durata minore di una settimana, che porta quindi a maggiore saturazione di airbnb short-term. Nella seguente tabella si riassume l’andamento del tasso di occupazione in relazione a Minimum Stay compreso tra 3 e 7 notti (considerato il più redditizio, come visto in precedenza) e Minimum Stay di almeno 28 notti.

Vengono inoltre rappresentate anche le variazioni percentuali rispetto all'anno 2019, che indica la situazione pre-Covid:

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 con variazione rispetto al 2019 [%] nei diversi anni

Osservando poi in modo approfondito il comportamento del tasso di occupazione in relazione al Minimum Stay scelto, si evince come la ripresa post pandemica nel caso di Minimum Stay superiori a 28 notti sia stata più lenta.

Il tasso di occupazione nel caso di Minimum Stay di almeno 28 notti (long-term) è infatti diminuito del 82.14% nel 2020 e del 32% nel 2021, per poi risalire nel 2022 soltanto del +47.06% (a differenza, ad esempio, del caso con Minimum Stay compreso tra 3 e 7 notti che incrementa nel 2022 del +102.94%).

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

Infine, è possibile soffermarsi su come il grado di professionalità dell'host abbia influenzato le variabili di performance. In tal senso, è rilevante notare come nonostante gli host non professionali siano numericamente superiori agli host professionali, questi ultimi contribuiscono in modo significativo alle entrate totali generate sulla piattaforma Airbnb nel corso di questi anni.

Tale fenomeno è chiaramente evidenziato dal grafico relativo alla somma dei ricavi, che mostra una preponderanza degli host professionali in termini di guadagni complessivi (con un picco di 433139 k€ nel 2022). Inoltre, lo stesso trend si riscontra nella media dei ricavi, ad esempio nel 2022 pari a 2457.12 per i professionali e solo 1904.27 per i non professionali.

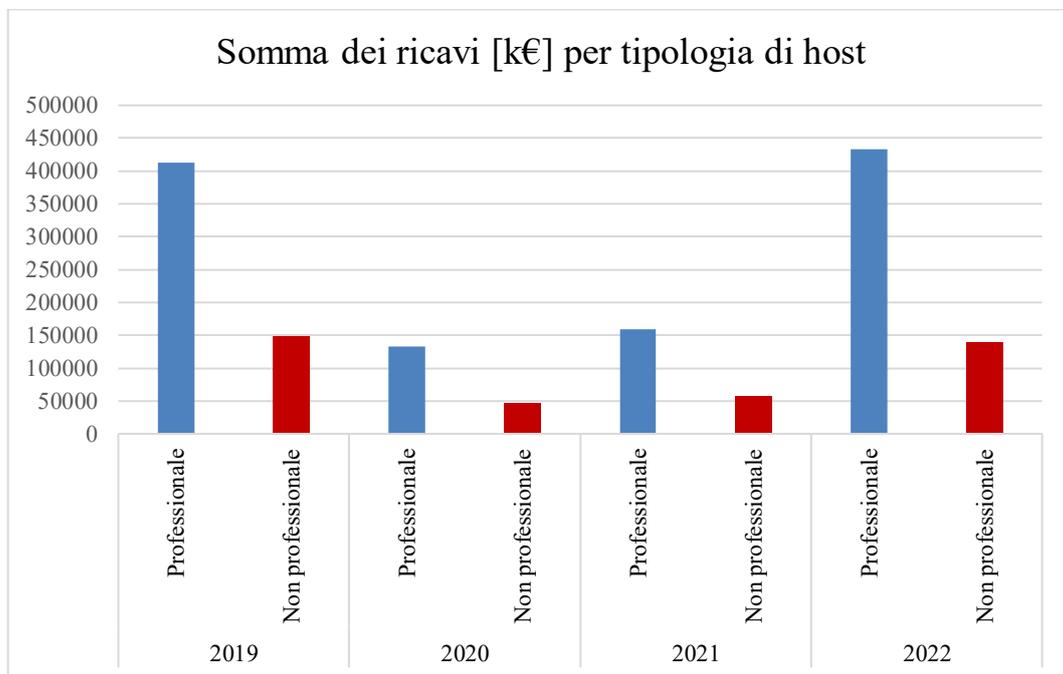


Figura 3.15: Grafico della somma dei ricavi per i diversi tipi di host nei diversi anni (2019-2022)

Un ulteriore indicatore da studiare per valutare questi effetti è il RevPAN, in relazione al grado di professionalità dell'host e alla tipologia di affitto (long-term se LTR pari a 1, short-term altrimenti), come rappresentato nel grafico sottostante:

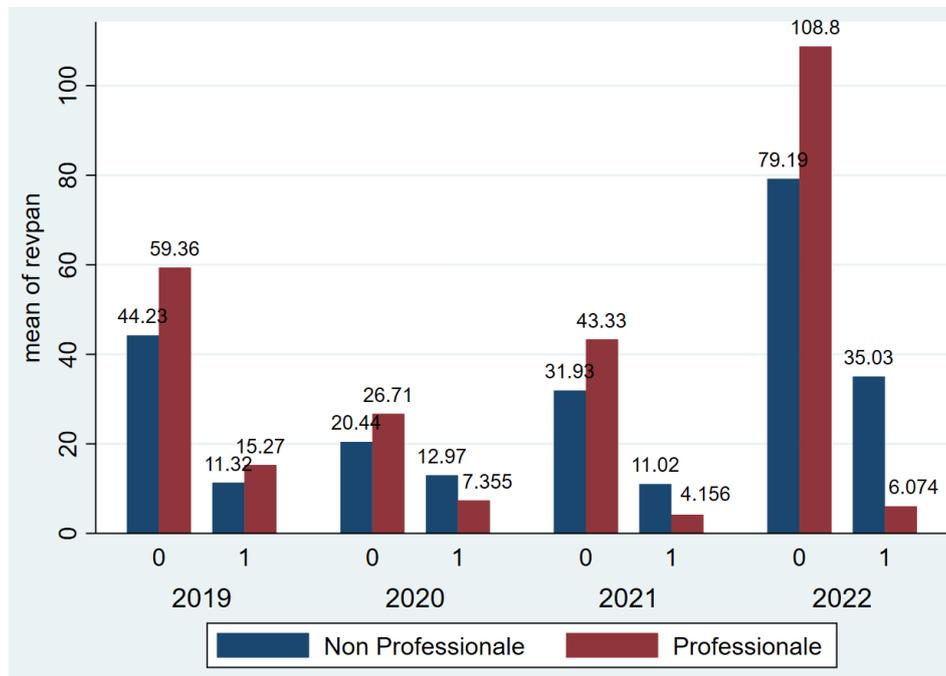


Figura 3.16: Media del RevPAN in relazione a Long Term Rent e professionalità dell'host

In particolare dal grafico emerge come nella situazione pre-Covid (2019) l'host professionale avesse RevPAN medio sempre superiore rispetto al non professionale, sia nel caso di affitti long-term (LTR=1) sia nel caso di short-term. 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.

Infine, l'analisi dei tassi di occupazione rivela che gli host non professionali hanno mantenuto tassi inferiori rispetto agli host professionali nei primi due anni, ovvero nel 2019 e nel 2020; tuttavia, la situazione si è invertita nei due anni successivi.

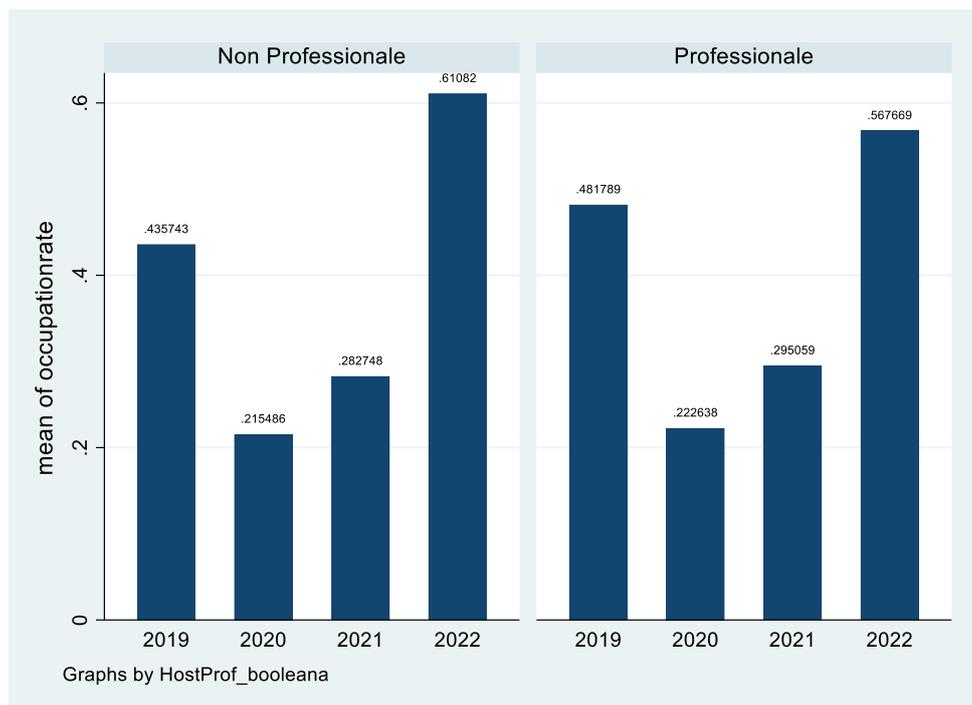


Figura 3.17: Grafico della media del tasso di occupazione per i diversi tipi di airbnb host nei diversi anni

In seguito l'analisi si è concentrata in modo più dettagliato sugli host professionali, poiché si presume che questi possano avere competenze manageriali superiori, e si procede quindi con lo studio della variabile Minimum Stay per le property gestite dagli host professionali. Emerge in particolare 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 3.13: Analisi della variabile strategica Minimum Stay per le property degli host professionali

## 4. ANALISI DI REGRESSIONE E DI CORRELAZIONE

Lo scopo dell'analisi di regressione e di correlazione è studiare la relazione esistente tra due o più variabili, successivamente si provvede a verificare la magnitudo della correlazione e si dimostra se la relazione tra le variabili in esame sia significativa o meno.

Nel dettaglio, la variabile dipendente presa in esame è l'indicatore RevPAN (Ricavi per notte disponibile) che verrà studiata in relazione a 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 presenti nell'annuncio.

Le equazioni a cui si farà riferimento inizialmente, con un modello di regressione univariata 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 verranno analizzati nell'orizzonte temporale considerato, dal 2019 al 2022, in modo da studiare la dinamica pre, durante e post Covid.

## 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, 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  $\ln(\text{RevPAN})$  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 era emerso come Minimum Stay  $> 28$  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 nel complesso 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).

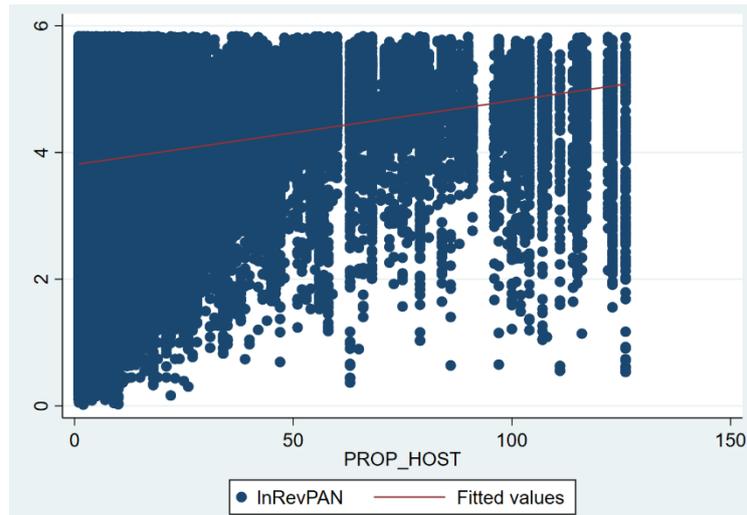


Figura 4.1: Scatterplot raffigurante la correlazione tra lnRevPAN e PROP\_HOST nel 2019

Infine, un'ultima correlazione interessante da valutare è quella della stagionalità, espressa attraverso la variabile generata MONTH, che indica il mese di una certa property. La correlazione tra MONTH e lnRevPAN 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 lnRevPAN nel mese di Dicembre, il colore verde lnRevPAN 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, e in particolare nel mese di Dicembre, l'influenza sul RevPAN delle property sia molto maggiore.

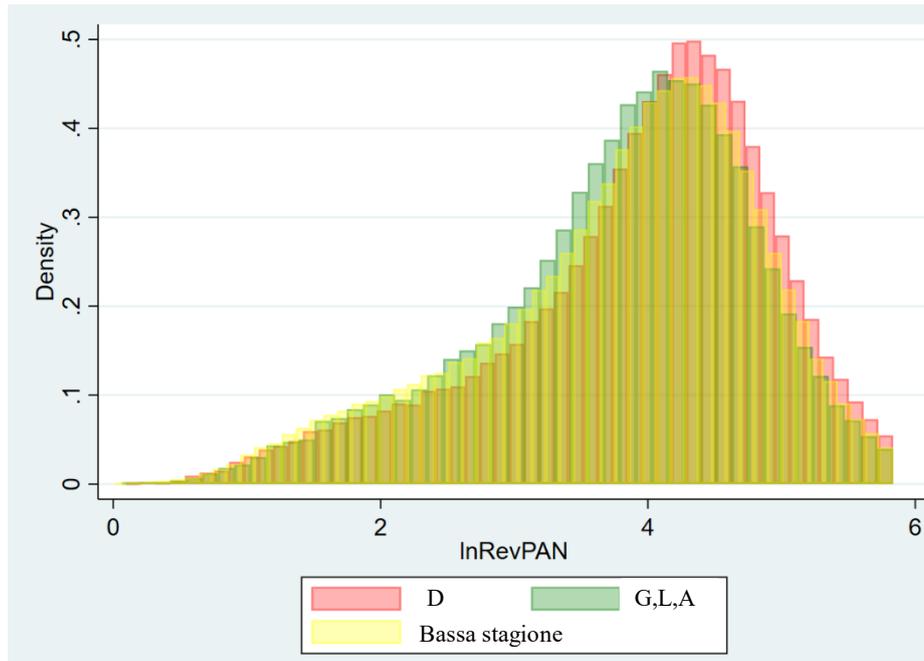


Figura 4.2: Comportamento di lnRevPAN in relazione alla stagionalità

Proseguendo l'analisi di correlazione per le rimanenti variabili strategiche, Instant Book e Cancellation Policy, si nota che per la prima vi è una correlazione debolmente positiva (coefficiente 0.30), così come per la seconda che ha coefficiente 0.15. 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 prima anticipato si decide di studiare la relazione tra la variabile dipendente RevPAN e la variabile indipendente dummy Long Term Rent (LTR) 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 rispetto 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

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 (2019-2022)

Analizzando la significatività del coefficiente si osserva che questo risulta essere significativo 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 significa 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 log-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	<b>-0.856***</b> (0.031) (0.000)	<b>-0.066***</b> (0.019) (0.000)	<b>-0.825***</b> (0.025) (0.000)	<b>-0.797***</b> (0.018) (0.000)
_cons	<b>3.884***</b> (0.002) (0.000)	<b>3.230***</b> (0.003) (0.000)	<b>3.729***</b> (0.003) (0.000)	<b>4.347***</b> (0.002) (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>0.004</b>	<b>0.000</b>	<b>0.013</b>	<b>0.017</b>
r2_o				
r2_b				
r2_w				
F	<b>766.340</b>	<b>12.129</b>	<b>1094.095</b>	<b>1873.274</b>

Tabella 4.3: Regressione univariata LOG-LIN nei diversi anni (2019-2022)

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

#### Modello log-lineare

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

- Modello 1 (M1): si introduce la sola variabile dummy LONG\_TERM\_rent rappresentante gli affitti long-term;
- Modello 2 (M2): si aggiunge al modello precedente PROP\_HOST, che tiene conto del numero di proprietà 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 3 (M3): si aggiunge la variabile Host Professionale che assume valore pari a 1 se l'host gestisce più di 2 property al mese e valore 0 altrimenti. Inoltre, si decide di tenere conto anche dell'interazione tra le due dummy LTRxHOST\_PROFESSIONALE;
- Modello 4 (M4): si introduce la variabile MONTH che indica il mese di riferimento in modo da studiare l'andamento della stagionalità;
- Modello 5 (M5): la variabile introdotta in questo modello è DISTRICT, che indica la localizzazione della property, intesa come Municipio di Roma;
- Modello 6 (M6): infine, si aggiunge al modello la variabile riguardante il numero di foto presenti nell'annuncio.

	M1	M2	M3	M4	M5	M6
LONG_TERM_rent	-0.630*** (-56.02)	-0.759*** (-49.89)	-0.628*** (-27.95)	-0.620*** (-27.33)	-0.519*** (-21.03)	-0.448*** (-18.60)
PROP_HOST		0.0000674*** (10.30)				
HOST_PROFESSIONALE			0.127*** (49.45)	0.129*** (51.48)	0.0112*** (4.16)	0.0462*** (17.51)
LTRxHOSTPROFESSIONALE			-0.0157 (-0.60)	0.0916*** (3.49)	0.00146 (0.04)	-0.0531 (-1.59)
2.MONTH_group				0.190*** (33.50)	0.176*** (30.28)	0.173*** (30.66)
3.MONTH_group				0.180*** (30.12)	0.156*** (24.94)	0.154*** (25.20)
4.MONTH_group				0.557*** (93.24)	0.536*** (85.05)	0.541*** (87.75)
5.MONTH_group				0.573*** (97.63)	0.553*** (89.49)	0.558*** (92.16)
6.MONTH_group				0.603*** (105.20)	0.583*** (96.72)	0.586*** (99.42)
7.MONTH_group				0.507*** (89.78)	0.526*** (90.08)	0.528*** (92.95)
8.MONTH_group				0.494*** (88.04)	0.525*** (91.03)	0.525*** (93.91)
9.MONTH_group				0.709*** (131.85)	0.703*** (125.08)	0.707*** (129.12)
10.MONTH_group				0.730*** (131.69)	0.734*** (127.42)	0.740*** (132.22)
11.MONTH_group				0.355*** (61.41)	0.355*** (58.53)	0.358*** (60.72)
12.MONTH_group				0.394*** (70.45)	0.416*** (71.47)	0.422*** (74.55)
2.DISTRICT					-0.477*** (-78.75)	-0.436*** (-73.51)
3.DISTRICT					-0.686*** (-47.21)	-0.620*** (-44.13)
4.DISTRICT					-0.851*** (-64.41)	-0.766*** (-60.61)
5.DISTRICT					-0.758*** (-98.30)	-0.703*** (-93.16)
7.DISTRICT					-0.532*** (-87.53)	-0.510*** (-85.00)
8.DISTRICT					-0.587*** (-63.42)	-0.559*** (-61.66)
9.DISTRICT					-0.993*** (-25.75)	-0.913*** (-24.46)
11.DISTRICT					-0.752*** (-59.43)	-0.708*** (-57.77)
12.DISTRICT					-0.501*** (-67.10)	-0.484*** (-66.91)
13.DISTRICT					-0.315*** (-68.40)	-0.307*** (-68.56)
14.DISTRICT					-0.605*** (-52.38)	-0.555*** (-49.28)
15.DISTRICT					-0.689*** (-41.13)	-0.605*** (-37.02)
NUMBEROFPHOTOS						0.0143*** (162.45)
_cons	3.832*** (3186.49)	3.832*** (3184.29)	3.745*** (1775.15)	3.298*** (758.09)	3.583*** (763.93)	3.196*** (617.13)
N	758098	756562	758098	758098	655493	655492

Tabella 4.4: Risultato della regressione multivariata LOG-LIN

Si osserva dalla tabella che i coefficienti sono sempre significativi al 99% ( $p < 1\%$ ), ed in particolare la regressione può essere espressa dalla seguente equazione:

$$\ln RevPAN_{i,t} = \alpha + \beta_1 LTR + \beta_2 HP + \beta_3 LTR * HP + \beta_4 MONTH + \beta_5 DISTRICT + \beta_6 N\_PHOTOS + \epsilon$$

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 del coefficiente 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 il coefficiente di HP si riduce a +0.011, indicando che un host professionale ha RevPAN superiore del 1.1% rispetto al non professionale. Una sostanziale differenza riguarda la perdita di significatività dell'interazione tra le due dummy.

Guardando alla posizione geografica, i distretti caratterizzati da maggiore coefficiente sono Municipio Roma I, Municipio Roma XIII (-31.5% rispetto a Roma I), Municipio Roma II (-47.7% rispetto a Roma I). Queste osservazioni sono

linea con la posizione delle maggiori attrazioni nel centro di Roma (ad esempio città del Vaticano, Colosseo, Fontana di Trevi).

Infine, nel modello M6 si aggiunge anche la variabile riguardante il numero di foto dell'annuncio. Si osserva un leggero aumento del coefficiente di LTR (ovvero un affitto long-term induce una riduzione del RevPAN pari al -44.8% rispetto ad uno short-term). Come nel caso precedente 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.

### Modello lineare-lineare

Come 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:

$$RevPAN_{i,t} = 29.5 - 13.21 LTR + 5.6 HP - 4.94 LTR * HP + \beta_4 MONTH + \beta_5 DISTRICT + 0.91 N_{PH}$$

Come si evince dalla tabella seguente, osservando il modello M6, tutti i coefficienti risultano significativi al 99% ( $p < 1\%$ ) e la precisione del modello risulta superiore rispetto al modello M6 della regressione log-lineare (nel modello lineare  $R^2 = 0.1598$ , mentre nel log-lineare  $R^2 = 0.149$ ).

La regressione porta ai risultati seguenti:

- Gli host che affittano con minimum stay > 28 notti ( $LTR=1$ ) hanno RevPAN di 13.21\$ inferiore rispetto agli affitti short-term;
- L'host professionale ha RevPAN di 5.6\$ superiore rispetto al non professionale;
- L'interazione tra le due dummy ( $LTR \times HOST\_PROFESSIONALE$ ) è significativa e si nota come il RevPAN diminuisca di -18.15\$ ( $-13.21 - 4.94 = -18.15$ ) per gli host professionali che passano da un affitto short-term ad uno long-term;
- Analogamente al modello log-lineare, anche in questo caso spiccano i coefficienti dei mesi di Settembre e Ottobre, che portano rispettivamente ad un aumento di +39.57\$ e +44.61\$ rispetto al mese di Gennaio;
- Allo stesso modo, anche la variabile geografica DISTRICT si comporta come nel modello log-lineare: Municipio Roma I risulta quello con maggiore RevPAN, seguito da Municipio Roma XIII e Municipio Roma II;
- Infine, l'aggiunta di una foto in più all'annuncio induce un incremento del RevPAN di 0.991\$.

	M1	M2	M3	M4	M5	M6
LONG_TERM_rent	-23.62*** (-46.90)	-31.72*** (-48.66)	-23.06*** (-27.46)	-22.56*** (-26.19)	-17.76*** (-18.24)	-13.21*** (-13.67)
PROP_HOST		0.00465*** (15.77)				
HOST_PROFESSIONALE			10.07*** (72.63)	10.22*** (75.45)	3.366*** (22.50)	5.600*** (38.21)
LTRxHOSTPROFESSIONALE			-1.829 (-1.77)	3.940*** (3.71)	-1.454 (-0.96)	-4.940*** (-3.33)
2.MONTH_group				5.789*** (22.47)	5.344*** (19.44)	5.152*** (19.25)
3.MONTH_group				9.074*** (32.77)	8.799*** (29.43)	8.675*** (29.66)
4.MONTH_group				31.61*** (99.63)	33.26*** (96.45)	33.57*** (99.87)
5.MONTH_group				32.67*** (104.28)	34.28*** (100.88)	34.56*** (104.06)
6.MONTH_group				34.26*** (109.33)	35.91*** (106.20)	36.11*** (109.26)
7.MONTH_group				27.50*** (93.15)	29.85*** (94.05)	29.96*** (97.18)
8.MONTH_group				24.81*** (87.75)	27.17*** (89.36)	27.21*** (92.42)
9.MONTH_group				36.99*** (125.24)	39.33*** (123.98)	39.57*** (128.20)
10.MONTH_group				41.52*** (134.21)	44.18*** (133.43)	44.61*** (138.67)
11.MONTH_group				17.60*** (62.82)	18.61*** (61.41)	18.84*** (63.85)
12.MONTH_group				19.24*** (68.25)	21.10*** (68.88)	21.45*** (72.11)
2.DISTRICT					-27.95*** (-97.11)	-25.29*** (-90.07)
3.DISTRICT					-39.02*** (-80.22)	-34.83*** (-73.68)
4.DISTRICT					-43.90*** (-90.93)	-38.46*** (-84.87)
5.DISTRICT					-43.15*** (-166.31)	-39.63*** (-153.61)
7.DISTRICT					-31.35*** (-117.20)	-29.91*** (-113.43)
8.DISTRICT					-34.19*** (-89.53)	-32.40*** (-85.81)
9.DISTRICT					-45.21*** (-33.37)	-40.09*** (-29.84)
11.DISTRICT					-40.70*** (-86.11)	-37.88*** (-82.77)
12.DISTRICT					-28.54*** (-83.66)	-27.48*** (-83.62)
13.DISTRICT					-21.16*** (-87.98)	-20.67*** (-89.22)
14.DISTRICT					-35.02*** (-75.47)	-31.81*** (-70.11)
15.DISTRICT					-37.74*** (-57.87)	-32.40*** (-50.91)
NUMBEROFFOTOS						0.911*** (159.14)
_cons	69.33*** (1004.53)	69.30*** (1004.29)	62.45*** (580.86)	38.65*** (197.27)	54.22*** (240.51)	29.50*** (112.16)

Tabella 4.5: Risultato della regressione multivariata LIN-LIN

## **Analisi di regressione multivariata nei diversi anni**

Si procede adesso con un approfondimento dell'andamento dei coefficienti di regressione nei diversi anni, analizzando quindi l'impatto della pandemia e la variazione tra pre-Covid e 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 in questo caso 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 gli unici che presentano coefficiente positivo (+14.7% a Febbraio). Al contrario, si può notare 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 Municipio Roma XIII e Municipio Roma II;
- Il numero di foto impatta sempre positivamente sul 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 si vuole 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. Soffermandosi invece sui coefficienti, questi rimangono sempre di valore simile e significativi in tutte e tre le casistiche analizzate, il che è un buon 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. Altre evidenze descrittive su variabili strategiche aggiuntive

### 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 trattare le statistiche descrittive anche per le variabili strategiche riguardanti la Policy di cancellazione (che può essere moderata, flessibile o rigida) e per l'opzione Instant Booking (che può essere attivata o meno dall'host stesso). In merito alla Policy di cancellazione, guardando alle quote percentuali espresse nel grafico, si nota una netta preferenza degli host per la policy "moderata", che si attesta ogni anno oltre al 40% delle property.

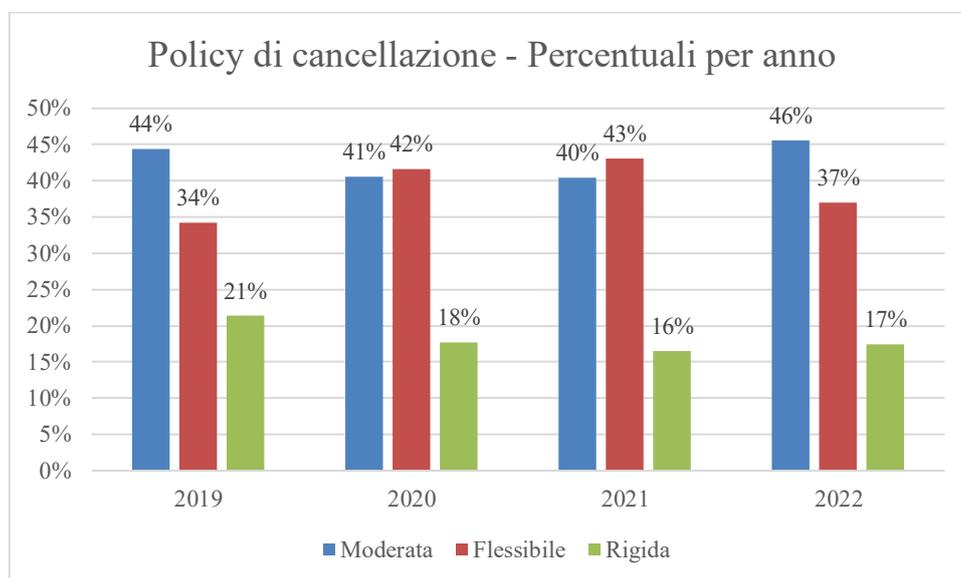


Figura 5.1: Grafico sulle preferenze di policy di cancellazione degli host (2019-2022)

Andando più nel dettaglio, si può notare una variazione significativa nella distribuzione delle politiche di cancellazione. Nel 2019, le politiche di cancellazione del tipo moderata si attestano a 18999, quelle flessibili 14623 e quelle rigide a 9135. Nel corso degli anni successivi, si osserva un notevole calo delle politiche Rigide e Moderate a favore delle politiche flessibili (che ad esempio incrementano del 8% circa dal 2019 al 2020), indicando una potenziale tendenza verso politiche di cancellazione più adattabili alle esigenze degli ospiti da parte degli host. Questa evoluzione può essere interpretata alla luce di diversi fattori. Ad esempio, la crescente competizione nel settore degli alloggi a breve termine potrebbe aver spinto gli host a offrire politiche di cancellazione più attraenti per attirare i potenziali ospiti. Inoltre, l'impatto della pandemia da COVID-19 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.

Guardando alla redditività congiuntamente alle policy di cancellazione, si evince 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 dal grafico sottostante.

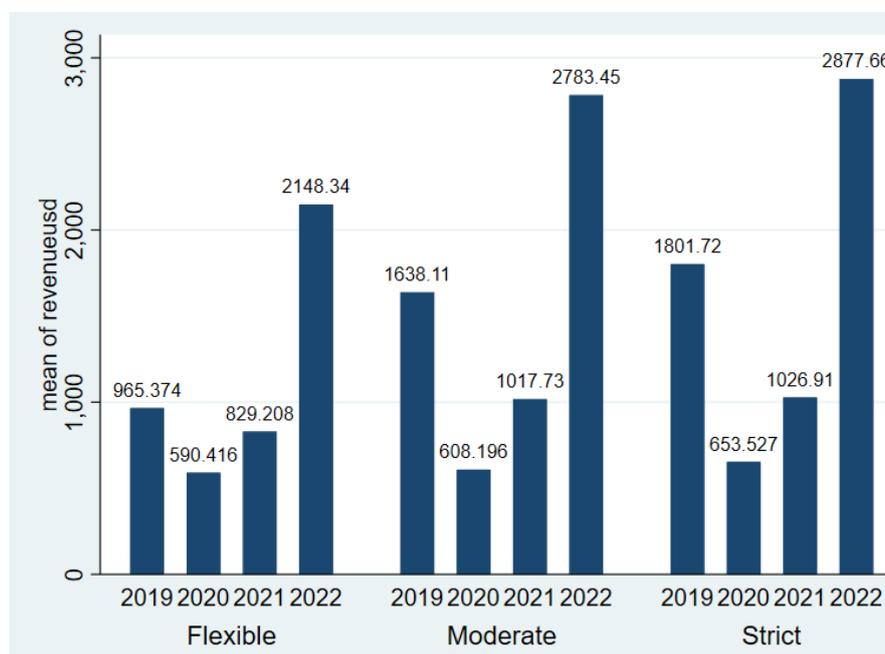


Figura 5.2: Distribuzione della media dei ricavi in funzione della policy di cancellazione

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, indicando una grande ripresa post-Covid per tutti gli host, indipendentemente dalla policy adottata.

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.

Procedendo adesso l'analisi focalizzandosi sulla variabile Instant Book, la tabella seguente fornisce 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 nei diversi anni

Nel 2019, il numero totale di property è di 44840, di cui 26384 proprietà hanno attivato questa opzione. Questo 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, pur subendo un leggero decremento dalla situazione pre-Covid a quella post-Covid (da 26384 nel 2019 a 15042 nel 2022, con una riduzione del 4% complessivamente).

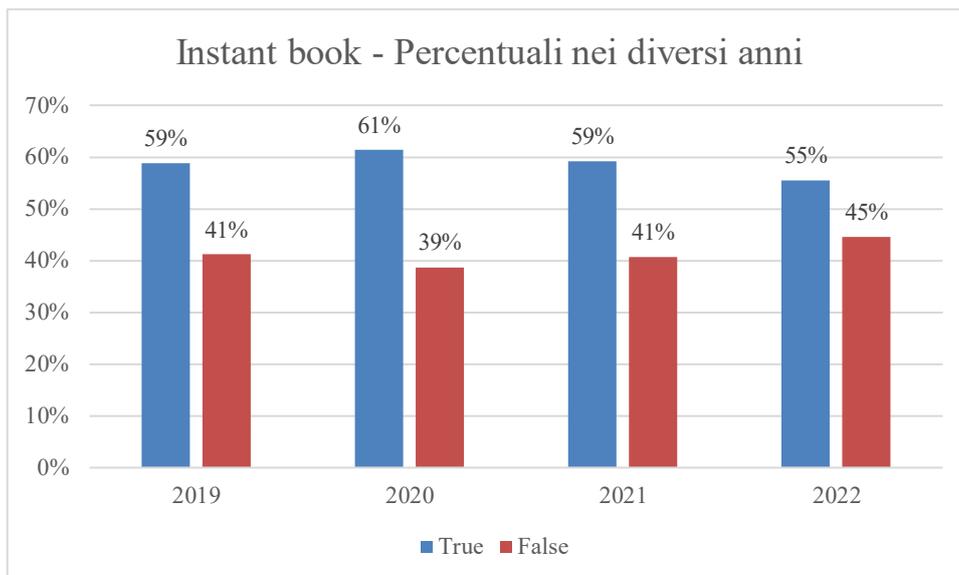


Figura 5.3: Grafico sulle preferenze di instant book degli host (2019-2022)

Allo stesso tempo, bisogna notare 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 di Airbnb 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.

Tuttavia guardando al grafico sottostante, appare evidente come questa opzione attivata abbia portato, in media, maggiori ricavi ogni anno. Quantitativamente, nel 2019 chi ha attivato l'opzione ha avuto ricavi superiori del 40.76% rispetto a chi non l'aveva attivata, 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).

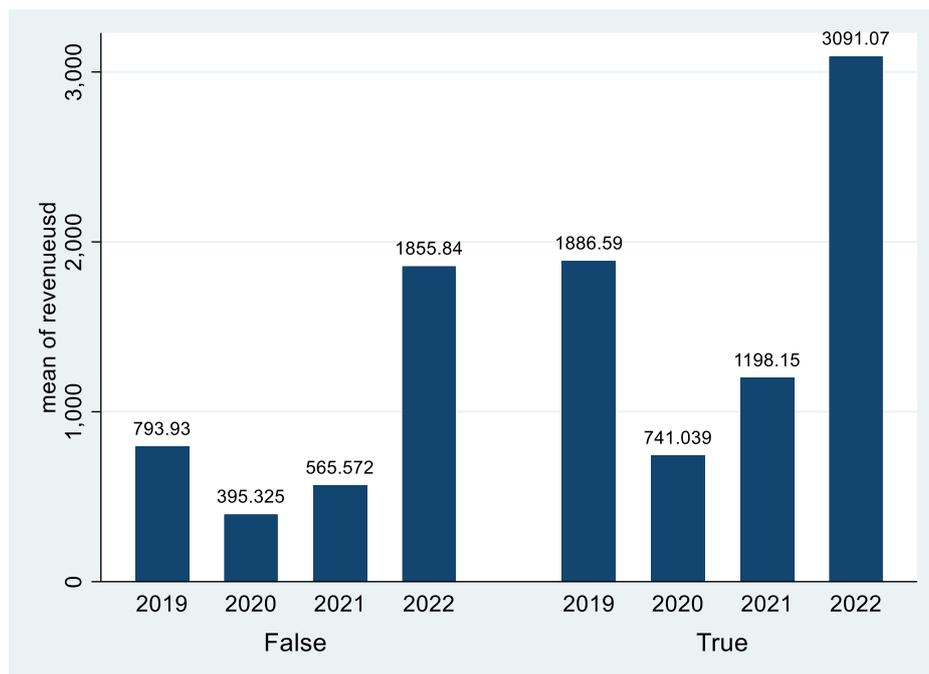


Figura 5.4: Distribuzione della media dei ricavi in funzione dell'opzione Instant Book

Indagando in modo più ampio l'andamento temporale, effettuando un confronto con l'anno 2019 (che rappresenta la condizione pre-Covid) nel 2022 si ha 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 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 anche le variazioni percentuali rispetto all'anno 2019, che indica la situazione pre-Covid:

	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 e variazione [%] rispetto al 2019

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

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:

	Variazione Percentuale rispetto all'anno precedente [%]		
	Moderata	Flessibile	Rigida
<b>2019</b>	-	-	-
<b>2020</b>	-57.14%	-46.81%	-55.77%
<b>2021</b>	+45.83%	+36.00%	+30.43%
<b>2022</b>	+97.14%	+79.41%	+110%

Tabella 5.3: Variazione percentuale del tasso di occupazione da un anno all'altro in funzione della politica di cancellazione scelta

È rilevante notare come, 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, indicando che l'effetto della pandemia ha impattato in egual misura indipendentemente dalla policy adottata dall'host.

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

Prendendo in considerazione la variabile strategica delle politiche di cancellazione negli anni 2019, 2020, 2021 e 2022, focalizzandosi sugli host professionali, emergono interessanti tendenze. In particolare, si evince una preferenza per le politiche moderate (con un picco del 47% nel 2022) e flessibili, mentre le politiche rigide hanno una minore adozione, come sintetizzato nella seguente tabella:

	<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 5.4: Analisi della variabile strategica Policy di Cancellazione per le property degli host professionali

Esaminando invece la variabile strategica Instant Book, questa è stata attivata con una preferenza nettamente predominante (più del 60%) nell'intero periodo considerato; è stata attivata infatti ogni anno da oltre il 64% degli host professionali, con un picco del 67% nel 2020 e del 65% nel 2021. Questo potrebbe suggerire una preferenza per una gestione più diretta delle prenotazioni da parte degli host professionali.

## 6. RISULTATI

Nei capitoli precedenti, dedicati alle analisi descrittive e successivamente di regressione, sono stati indagati gli effetti che le scelte strategiche degli host hanno avuto sulle principali variabili di performance, soprattutto in relazione alla tipologia di host (professionale o non professionale). Nel dettaglio è stata scelta come variabile di performance maggiormente esplicativa il RevPAN, ovvero ricavi per notte disponibile, e insieme ad esso sono state approfondite Minimum Stay (affitto long-term o short-term) e grado di professionalità dell'host.

Dalla statistica descrittiva della variabile Minimum Stay si evidenzia come gran parte degli host prediligano generalmente affitti short-term (in particolare con Minimum Stay di 2 notti o inferiore), nonostante si noti nel periodo post-Covid un'importante crescita delle property long-term oltre le 90 notti (con una variazione del +37.36% rispetto al 2019). Questo fa emergere una nuova preferenza degli host rispetto al periodo pre-pandemico, che li induce nel 2022 ad andare verso affitti long-term. Dal punto di vista della redditività invece si sottolinea come periodi di permanenza short-term, ad esempio Minimum Stay compreso tra 3 e 7 notti, portino agli host maggiori ritorni. Considerando come indicatore di redditività il RevPAN emerge come la situazione post-Covid sia, per gli affitti short-term, ancora più redditizia di quella pre-Covid: nel 2022 infatti si ha un RevPAN medio pari a 99.02, molto superiore al 54.34 del 2019.

Negli anni 2020 e 2021, durante la pandemia da Covid-19 i ritorni che subiscono le maggiori conseguenze sono quelli degli affitti long-term, con una variazione del -74.59% rispetto al 2019.

Nel corso dell'analisi è stato tenuto conto di una distinzione fondamentale, ovvero quella tra host professionali (con più di 2 property gestite al mese) e non professionali. È interessante notare come sulla piattaforma gran parte dei ritorni sia dovuto agli host professionali, nonostante siano in numero nettamente inferiore rispetto ai non professionali in tutto il periodo considerato.

Un aspetto centrale dello studio è stato anche approfondire il RevPAN in relazione alla tipologia di host e di affitto (long-term o meno). Si sottolinea in tal caso come gli host professionali che adottano affitti short-term (con Minimum Stay minore di 28 notti) abbiano RevPAN superiori, caratterizzati da un andamento decrescente nel periodo pandemico ed un picco del valore medio di 108.8 nel 2022 (superiore anche al 59.36 della situazione pre-Covid).

Proprio questi temi sono stati trattati nell'analisi di regressione, considerando come variabile dipendente il RevPAN e come variabili indipendenti la dummy Long

Term Rent (LTR) e Host Professionale (HP). In seguito sono stati poi sviluppati diversi modelli, introducendo via via nuove variabili per migliorare la precisione del modello (per esempio la variabile di stagionalità MONTH, la variabile geografica DISTRICT e una variabile relativa al numero di foto).

Dalla regressione univariata è emerso come le property con un Minimum Stay di almeno 28 notti (LTR pari a 1) hanno RevPAN del 63% minore rispetto a coloro che non lo hanno adottato. Tuttavia, focalizzandosi sul comportamento della variabile nei singoli anni, si osserva che nel periodo pandemico (2020) gli affitti long-term conducono a RevPAN di 4.21 unità superiori, a differenza di tutti gli altri anni in cui comportano sempre un decremento (con tutti coefficienti negativi che decrescono fino ad un minimo di -42.88 nel 2022). Ciò significa 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.

Infine, per l'analisi di regressione multivariata sono state espresse le seguenti equazioni, relative ad un modello log-lineare ed uno lineare-lineare:

$$\ln RevPAN = 3.2 - 0.45 LTR + 0.05 HP - 0.05 LTR * HP + \beta_4 MONTH + \beta_5 DISTRICT + 0.014 N_{PH} + \epsilon$$

$$RevPAN = 29.5 - 13.21 LTR + 5.6 HP - 4.94 LTR * HP + \beta_4 MONTH + \beta_5 DISTRICT + 0.91 N_{PH} + \epsilon$$

Riguardo al modello log-lineare l'equazione sopra descritta conferma quanto ricavato dalla regressione univariata, ovvero un affitto long-term comporta una riduzione del RevPAN (in questo caso pari a -45%). Allo stesso tempo, come dimostrato nel Capitolo 3.5 se l'host è professionale allora è caratterizzato da un maggiore RevPAN (+5%).

L'effetto della stagionalità e della posizione geografica risultano fondamentali per una spiegazione approfondita del modello. Nel dettaglio i mesi che impattano maggiormente sui ricavi per notte disponibile sono Settembre e Ottobre e il territorio di Roma che porta maggiore impatto positivo è il Municipio Roma I, che rappresenta la zona con maggiori attrazioni turistiche della città. Analoghe osservazioni si deducono anche per il modello totalmente lineare, che non presenta sostanziali differenze.

Considerando inoltre la regressione multivariata nei diversi periodi è importante sottolineare come nel 2020, all'inizio della pandemia da Covid-19, affitti long-term abbiano portato a riduzioni inferiori del RevPAN rispetto agli altri anni. Al

contrario, in piena pandemia l'incremento del RevPAN legato alla variabile Host Professionale si riduce, indicando come la professionalità degli host non li abbia salvaguardati dagli effetti negativi del Covid-19 sul settore turistico.

Infine, osservando la stagionalità nei diversi anni si nota come nel 2020 i coefficienti di tutti i mesi siano negativi, ad eccezione di Febbraio, ovvero in questi mesi si ha una riduzione del RevPAN rispetto al mese di Gennaio. Questo comportamento può essere spiegato dal fatto che la pandemia da Covid-19 sia emersa in Italia solo nella seconda metà di Febbraio portando con sé riduzioni dei ricavi nei mesi successivi.

## 7. CONCLUSIONI E SVILUPPI FUTURI

Questo studio è emerso attorno ad un obiettivo principale: studiare come le scelte strategiche degli host di Airbnb possano influenzare le variabili di performance, anche in contesti di crisi come la pandemia da Covid-19. La pandemia da COVID-19 è stata infatti un esempio di evento imprevedibile e catastrofico, che ha coinvolto tutti gli attori del settore generando effetti mai studiati in precedenza. Questa analisi dei dati fornisce una prospettiva centrale per il settore del turismo digitale, che comprende anche Airbnb, aiutando a comprendere gli impatti di eventi imprevisti e delle diverse scelte strategiche sulla redditività e la performance.

L'analisi generale, svolta nella città di Roma, considerando domanda e offerta di Airbnb nel periodo pre-Covid, Covid e post-Covid ha evidenziato come l'offerta 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 di Airbnb, cosa che invece non emerge.

La pandemia ha inoltre portato a cambiamenti significativi negli effetti delle variabili strategiche su quelle di performance, come ad esempio nel caso degli affitti long-term che diventano più redditizi proprio nel 2020. Allo stesso tempo questo studio dimostra come un maggiore grado di professionalità dell'host, pur garantendo redditività superiore nell'intero periodo considerato, non abbia salvaguardato l'host dall'impatto negativo della pandemia sul settore turistico. Nel complesso, si evidenzia come nel 2022, considerato periodo post-Covid, gli host si siano ripresi totalmente dallo shock della pandemia, ottenendo picchi di occupazione e redditività anche oltre il valore medio del 2019 (+52% per gli host professionali e +64% per i non professionali).

Volendo introdurre alcune osservazioni utili per gli sviluppi futuri, si potrebbe procedere approfondendo la regressione multivariata migliorando il termine di errore scomponendolo e introducendo quindi nuove variabili.

Un esempio potrebbe essere l'introduzione di variabili riguardanti la policy di cancellazione o l'Instant Booking, che tengano maggiormente traccia delle scelte strategiche degli host. Si potrebbe inoltre pensare di introdurre variabili riguardanti la struttura stessa dell'airbnb, ad esempio il numero di stanze o la tipologia di proprietà (ad esempio distinguendo tra camera privata o condivisa). In seguito a tale approfondimento, ci si aspetta che il coefficiente della prima variabile indipendente considerata, ovvero in questo studio Long Term Rent, si riduca in quanto le variabili aggiuntive aiutano a migliorare la capacità esplicativa del modello.

## INDICE DELLE FIGURE

Figura 1.1: Airbnb business model, Four Week MBA .....	4
Figura 1.2: Distribuzione dei prezzi Airbnb nella città di Roma (EUR) .....	8
Figura 3.1: Distribuzione valori di Notti Prenotate [notti] nell'anno 2019 .....	25
Figura 3.2: Distribuzione valori di Notti Prenotate [notti] nell'anno 2022 .....	25
Figura 3.3: Distribuzione della media di Posti Letto [unità] nei diversi anni .....	28
Figura 3.4: Distribuzione della somma di Posti Letto [unità] nei diversi anni.....	28
Figura 3.5: Analisi della frequenza delle categorie di Listing Type .....	29
Figura 3.6: Grafico della tipologia di airbnb host (2019-2022) .....	31
Figura 3.7: Grafico delle preferenze di minimum stay degli host [%] nei diversi anni .....	33
Figura 3.8: Media dei ricavi dal 2019 al 2022.....	34
Figura 3.9: Distribuzione della media del Tasso di Occupazione nei diversi anni	36
Figura 3.10: Densità dell'indicatore ADR.....	37
Figura 3.11: Distribuzione della media dell'indicatore ADR nei diversi anni.....	38
Figura 3.12: Distribuzione della media dell'indicatore RevPAN nei diversi anni	39
Figura 3.13: Densità del logaritmo del RevPAN nel 2019 (rosso) e 2022 (verde) a confronto.....	40
Figura 3.14: RevPAN medio in relazione ad affitti long-term o short-term .....	43
Figura 3.15: Grafico della somma dei ricavi per i diversi tipi di host nei diversi anni (2019-2022).....	45
Figura 3.16: Media del RevPAN in relazione a Long Term Rent e professionalità dell'host .....	46
Figura 3.17: Grafico della media del tasso di occupazione per i diversi tipi di airbnb host nei diversi anni .....	47
Figura 4.1: Scatterplot raffigurante la correlazione tra lnRevPAN e PROP_HOST nel 2019.....	51
Figura 4.2: Comportamento di lnRevPAN in relazione alla stagionalità .....	52
Figura 5.1: Grafico sulle preferenze di policy di cancellazione degli host (2019-2022) .....	64

Figura 5.2: Distribuzione della media dei ricavi in funzione della policy di cancellazione .....	65
Figura 5.3: Grafico sulle preferenze di instant book degli host (2019-2022) .....	67
Figura 5.4: Distribuzione della media dei ricavi in funzione dell'opzione Instant Book.....	68

## INDICE DELLE TABELLE

Tabella 3.1:indice di statistica descrittiva ottenuto per la variabile Notti Prenotate .....	24
Tabella 3.2: indice di statistica descrittiva ottenuto per la variabile Stanze nel periodo osservato.....	27
Tabella 3.3:indice di statistica descrittiva ottenuto per la variabile Posti letto nel periodo osservato.....	27
Tabella 3.4:Analisi di alcune variabili di performance rispetto al Listing Type....	30
Tabella 3.5: Analisi della variabile strategica Minimum Stay nei diversi anni .....	32
Tabella 3.6: indice di statistica descrittiva ottenuto per la variabile Ricavi nel periodo osservato.....	35
Tabella 3.7: indice di statistica descrittiva ottenuto per l'indice Tasso di occupazione .....	36
Tabella 3.8: indice di statistica descrittiva ottenuto per l'indice ADR nel periodo osservato .....	38
Tabella 3.9: indice di statistica descrittiva ottenuto per l'indice RevPAN nel periodo osservato .....	39
Tabella 3.10: media dei ricavi nei diversi anni per gli host che hanno optato per un determinato minimum stay, con variazione [%] rispetto al 2019 .....	42
Tabella 3.11: Variazione percentuale dei ricavi da un anno all'altro in funzione del Minimum Stay scelto .....	42
Tabella 3.12 : Media del tasso di occupazione in base al Minimum Stay con variazione rispetto al 2019 [%] nei diversi anni.....	44
Tabella 3.13: Analisi della variabile strategica Minimum Stay per le property degli host professionali.....	48
Tabella 4.1: Regressione univariata LOG-LIN e LIN-LIN complessiva per il periodo .....	54
Tabella 4.2: Regressione univariata LIN-LIN nei diversi anni (2019-2022).....	54
Tabella 4.3: Regressione univariata LOG-LIN nei diversi anni (2019-2022).....	55
Tabella 4.4: Risultato della regressione multivariata LOG-LIN.....	57
Tabella 4.5: Risultato della regressione multivariata LIN-LIN .....	61

Tabella 5.1: Analisi variabile strategica Instant Book nei diversi anni .....	66
Tabella 5.2: Comportamento del tasso di occupazione in funzione delle variabili strategiche e variazione [%] rispetto al 2019 .....	69
Tabella 5.3: Variazione percentuale del tasso di occupazione da un anno all'altro in funzione della politica di cancellazione scelta .....	70
Tabella 5.4: Analisi della variabile strategica Policy di Cancellazione per le property degli host professionali .....	71

## 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 Yoonjoung 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 Xie (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