

# POLITECNICO DI TORINO

## FACOLTÀ DI INGEGNERIA

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale



**Politecnico  
di Torino**

### TESI DI LAUREA MAGISTRALE

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

Relatore:  
Paolucci Emilio  
Co-relatore:  
Milone Francesco Luigi

Candidata:  
Chiara Bonsignore

Sessione di Laurea Aprile 2024

## INDICE

1. Introduzione.....	3
2. Revisione letteratura.....	4
2.1 Airbnb: panoramica generale.....	4
2.2 Focus sui mercati a lungo termine.....	5
2.3 Scelte strategiche e relazione alle performance.....	7
2.4 Impatto della pandemia COVID-19.....	9
2.5 Contributo alla letteratura.....	12
3. Metodologia.....	13
3.1 Raccolta dati.....	13
3.2 Analisi statistica descrittiva.....	17
3.3 Analisi di regressione.....	17
3.4 Strumenti utilizzati per l'analisi.....	20
4. Risultati.....	21
4.1 Analisi descrittiva classica.....	21
4.1.1 Variabili di performance.....	21
4.1.2 Variabili strategiche.....	26
4.2 Incroci variabili.....	35
4.3 Statistiche di variabili non oggetto dello studio.....	46
4.4 Analisi di correlazione.....	49
4.5 Analisi di regressione.....	51
4.5.1 Regressione univariata.....	52
4.5.2 Regressione multivariata.....	55
4.5.2.a Analisi di regressione LOG-LIN su tutti i periodi...56	
4.5.2.b Analisi di regressione divisa per periodi.....	59
4.5.3 Controllo di robustezza.....	62
5. Conclusioni e sviluppi futuri.....	63
6. Ringraziamenti.....	65

Appendice

Bibliografia e sitografia

## 1. INTRODUZIONE

Il settore dell'ospitalità negli ultimi anni, a causa della nascita e dello sviluppo di piattaforme di home-sharing, è stato oggetto di notevoli cambiamenti, che hanno portato molte delle ricerche più recenti a soffermarsi su quali siano state le implicazioni di Airbnb e sue competitors sul mercato del turismo. In particolare, recentemente, l'avvento della pandemia da Covid-19 ha contribuito ulteriormente a destabilizzare gli equilibri del settore introducendo nuove dinamiche, prima sconosciute, ed andando a variare quelle preesistenti.

A tal proposito si inserisce il seguente studio di tesi che cerca di colmare una lacuna riscontrata nella letteratura, andando ad approfondire come lo switch di affitto da breve a lungo termine abbia influenzato le performance analizzando il comportamento in periodo pre-pandemico, pandemico e post pandemico per poter valutare se sono emerse delle differenze. A tal fine la relazione tra ritorni e tempo minimo di soggiorno viene studiata anche alla luce della moderazione di altre variabili, in particolare relative alla turisticità di una zona, al reddito della stessa e al titolo di superhost.

In primo luogo, sono state eseguite delle analisi di tipo descrittivo delle variabili direttamente implicate nello studio e di altre il cui comportamento è stato ritenuto interessante. Per ognuna di esse sono state calcolate le variazioni percentuali tra il periodo precedente e il periodo pre-pandemico.

Queste statistiche sono state redatte al fine di descrivere e riassumere le caratteristiche fondamentali del dataset a disposizione in modo da poterne comprenderne al meglio eventuali tendenze.

In seguito, sono stati costruiti dei modelli econometrici, col fine di testare le relazioni tra le variabili oggetto dello studio.

Lo scopo di questo lavoro di tesi è quindi quello di contribuire alla comprensione delle dinamiche insite nella piattaforma, ampliando le conoscenze già esistenti.

## 2. REVISIONE DELLA LETTERATURA

### 2.1 Airbnb: panoramica generale

Airbnb è ad oggi una delle piattaforme maggiormente rappresentative di quella che viene definita “Sharing economy,” ovvero “*un sistema economico in cui individui privati possono condividere beni o servizi, attraverso Internet.*” (*Oxford Dictionary*). Questa espressione risale al 1978, in particolare all’articolo “*Community Structure and Collaborative Consumption: A routine activity approach,*” di Marcus Felson e Joe. L. Spaeth. È quindi un modello economico basato sulla condivisione e trova impiego principalmente nei sistemi di prodotti e servizi. Il perno su cui ruotano i consumi è la rete; infatti, nonostante forme di condivisione di tipo economico ci siano sempre state, il loro significativo aumento è dovuto alle nuove piattaforme tecnologiche, che hanno amplificato le possibilità di condivisione (*borsaitaliana.it*).

Nel caso specifico di Airbnb un’abitazione P2P viene definita in *Dolnicar (2019)* come uno “*spazio venduto da un host ad uno user, chiamato guest, per affitti a breve termine sfruttando l’interazione diretta tra queste due figure.*”

Il business iniziò nel 2007 negli Stati Uniti da Brian Chesky, Joe Gebbia e Nathan Blecharczy, quando decisero di affittare il proprio alloggio a tre viaggiatori in cerca di una sistemazione per un breve soggiorno. Successivamente, la società viene lanciata grazie a Y-Combinator, un incubatore di startup americano. Inizialmente il suo nome era “Airbed and Breakfast” ma poco dopo, a marzo 2009 viene abbreviato in Airbnb. La diffusione dell’app cresce rapidamente e inizia così la sua espansione a livello internazionale (*Wikipedia*). Da quel momento sempre più utenti iniziarono ad utilizzare la piattaforma per prenotare una sistemazione per le loro vacanze e ad oggi conta 4 milioni di host e 1,5 miliardi di persone ospitate. (*Airbnb.com*) Il risultato economico maggiore risale al 2022, quando Airbnb registra un traguardo di 1,9 miliardi di dollari nel primo trimestre dell’anno (*milanofinanza.it*).

## 2.2 Focus sui mercati a lungo termine

Uno dei temi più dibattuti in letteratura riguarda la possibilità che una piattaforma di home sharing come Airbnb possa andare a destabilizzare il mercato degli affitti a lungo termine. A tal proposito si sa, per esempio, che in Canada 31.000 abitazioni sono state tolte dal mercato a lungo termine in favore dello short-term (*Combs, Kerrigan, Wachsmuth, 2020*). È stato inoltre evidenziato, da recenti ed autorevoli studi, come la piattaforma abbia portato alla riallocazione di unità abitative dal lungo al breve termine causando un incremento dei prezzi; nello specifico è stato calcolato che un aumento dell'1% degli annunci di Airbnb sia associato ad un 0,18% di aumento dei prezzi e uno 0,1% nei rental rates (*Barron, Kung, Proserpio, 2020*).

Evidenze analoghe valgono anche, e soprattutto, per città fortemente turistiche; in particolare, è stato stimato nella città di Barcellona che l'attività di Airbnb causa un aumento dei prezzi di transazione del 4.6% (*Garcia-Lopez, Monseny, Martinez-Mazza, Segù, 2020*). Nel suddetto studio viene anche affermato come ciò risulti essere particolarmente problematico, poiché in queste il profitto che si ottiene da affitti short-term risulta essere molto maggiore rispetto a quello che si ottiene nel lungo termine.

Focalizzandoci invece sulla Francia, ed in particolare su Parigi, città oggetto di questa tesi, è noto che anche qui Airbnb abbia influenzato molto il mercato degli affitti tradizionali e questo impatto aumenta in proporzione agli owner occupiers e diminuisce se aumenta la densità degli hotel (*Ayoub et al., 2020*).

È anche noto da un altro studio (*Heo, Blal, Choi, 2019*) che sebbene Airbnb influenzi molto il mercato del turismo nella città di Parigi, esso non è in competizione diretta con gli hotel.

Per cercare di ovviare alle criticità introdotte dalla sharing economy nel settore del turismo, molte città in tutto il mondo hanno limitato il numero massimo di giorni in cui una property può essere lasciata sulla piattaforma;

alcuni esempi sono Londra e Berlino (90 giorni), Tokyo (180 giorni), Los Angeles (120 giorni) (*Airbnhelpcenter e Lagrave, 2018*).

In riferimento al beneficio che si ottiene ponendosi nel mercato degli affitti a breve termine rispetto al lungo termine si sa che l'impatto delle regolamentazioni è sentito di meno nelle zone più turistiche di una città, che gli affitti che si ottengono nel breve sono circa il doppio rispetto a quelli del mercato tradizionale e che questo premio è minore in quartieri meno costosi. (*Hill, Pfeifer, Steurer, 2023*)

C'è stato anche uno studio che ha indagato quali siano le caratteristiche di una property che la rendono più adatta al breve o al lungo termine e questo è quello di *Shokoohyar, Sobhani Ah., Sobahani An, 2020*, effettuato sulla città di Philadelphia. Qui emerge che la location è fondamentale per scegliere il mercato in cui posizionarsi, che properties con più camere da letto, vicine ad attrazioni turistiche, situate in quartieri con più bassi tassi di minoranze e con una più sviluppata vita notturna hanno maggiori possibilità di avere ritorni elevati se affittati nel mercato del breve termine.

### 1.3 Scelte strategiche e relazione con le performance

Per quanto riguarda Airbnb e piattaforme ad essa analoghe la maggior parte degli studi si sofferma sul valutare come sono influenzate le performance di una property sulla base di specifiche leve strategiche che un host può utilizzare.

Una delle più diffuse è la policy di cancellazione, che se divisa in tre macrocategorie, può essere categorizzata in policy flessibile, moderata e rigida. In letteratura (*Benítez-Aurioles, 2018*) è stata identificata una relazione negativa tra prezzi e politiche di cancellazione flessibili ed è stato dimostrato come la willingness to pay di un ipotetico user non è sostanzialmente diversa nel caso in cui abbia la possibilità di cancellare la prenotazione nelle 24h precedenti. In questo studio vengono anche analizzate altre variabili come il numero di stanze da letto e di bagni che risultano essere positivamente correlati col prezzo. Un'ulteriore leva strategica considerata nello studio è l'Instant-book, ovvero la possibilità di prenotare senza dover aspettare una conferma da parte dell'host, ed a tal proposito, emerge come i prezzi siano l'11% più bassi nel caso in cui questa opzione sia attivata.

Sull'Instant-book si sa anche che l'attivazione di questo non è un fattore sempre positivo per la piattaforma, in quanto si genera una forte competizione sui prezzi che porta a diminuire i margini per prenotazione e conseguentemente i profitti della piattaforma intera (*Feng, Xu, Feng, Li 2022*).

Per quanto riguarda scelte adottate dagli host che possono influenzare le performance, ed in particolare il prezzo, ci sono la tipologia di attributi inseriti nelle descrizioni degli annunci. È emerso che vige una relazione significativa tra attributi interni oggettivi e soggettivi ed i prezzi, le caratteristiche specifiche del luogo di ubicazione di una property non sono significative ad eccezione del caso "ski" e che gli attributi interni sono più rilevanti di quelli esterni nell'influenzare il prezzo (*Falk, Larpin, Scaglione, 2019*). Vale la pena specificare come nel precedente studio si intenda con

attributi interni nomi come “sauna, terrazzo, giardino ed altri” invece come attributi esterni nomi quali “lago, natura, area sci etc.”

Quando uno user si avvicina alla piattaforma per prenotare un soggiorno esiste un’implicita asimmetria informativa data dal fatto che ha meno informazioni rispetto a quelle che possiede l’host. Questa asimmetria è stato studiato diminuisca in presenza di recensioni e qualora queste non siano disponibili sono fondamentali segnali di qualità come prezzi maggiorati, descrizioni e foto al fine di aumentare la fiducia dello user che si avvicina alla piattaforma (*Yao, Qiu, Fan, Liu, Buhalis, 2019*).

Essenziale è anche capire come la location di una property possa influenzarne le performance sulla base delle sue caratteristiche geografiche. È noto che i prezzi aumentino con la vicinanza al centro città, alle stazioni metro, ai ristoranti e alle attrazioni turistiche (*Gyòdi, Nawaro, 2021*). Ciò avviene nella maggior parte delle città europee che vengono analizzate dallo studio, ed in particolare anche a Parigi.

Un ultimo tema molto studiato per quanto riguarda il mercato del turismo è il grado di professionalità dell’host. Tendenzialmente host professionali, ovvero host che hanno come principale fonte di reddito i ricavi provenienti dalla piattaforma, guadagnano rispetto ai non professionali il 16,9% in più di revenue giornaliera (*Li et al., 2017*). Anche la nomina di “Superhost,” attribuita da Airbnb stesso, è in grado di influenzare i prezzi di una property, perché viene percepito come segno di qualità (*Scerri, Presbury, 2020*). Nello specifico si nota come in corrispondenza del titolo di superhost si registrano prezzi superiori del 5,13 % (*Benitez-Aurioles, 2018*)

## 1.4 *Impatto della pandemia COVID-19*

La pandemia Covid-19, iniziata ufficialmente a gennaio 2020, è stato l'evento che negli ultimi decenni ha impattato maggiormente sul mercato del turismo, questo a causa delle forti restrizioni alla mobilità che i governi hanno dovuto imporre per far fronte alla crisi sanitaria e limitare il più possibile la diffusione del virus e la conseguente probabilità di contagio. Eventi che nel passato hanno sortito effetti simili in termini di shock della domanda, seppur in scala diversa, sono stati gli attentati terroristici. Per esempio, a Parigi, in seguito all'attentato del Bataclan del 2015, la domanda nella città era calata drasticamente e ha iniziato a riprendersi parzialmente solo sei mesi dopo il fatidico evento (*Chen. H, Chen Y., He, 2020*).

Però, da una pubblicazione del United Nations World Tourism Organization, emerge come il settore turistico mondiale, a causa della pandemia, abbia subito shock senza precedenti non paragonabili ad altri eventi passati. (*UNWTO, 2021*). Infatti, in questo documento, viene evidenziato come la totalità delle destinazioni turistiche mondiali hanno dovuto imporre restrizioni alla mobilità e, in particolare, il 27% ha optato per mantenere le frontiere chiuse al turismo internazionale.

Proprio in virtù della drammaticità degli effetti della pandemia sono variate molto le dinamiche interne al settore e pertanto molti studi ad oggi si concentrano sull'esaminare gli effetti che la pandemia ha avuto, quali siano state le risposte degli host e quali siano stati i cambiamenti nel post pandemia.

Le piattaforme di home-sharing, ed in Particolare Airbnb, sono state fortemente criticate per come hanno reagito alla pandemia in termini di strategie, dal momento che hanno prioritizzato i guests a discapito degli hosts e non hanno adottato strategie efficaci e coordinate a livello internazionale (*Miguel, et al. 2022*).

Molti studi della letteratura inerente al mercato dell'ospitalità a seguito della pandemia si soffermano sul prezzo: come esso sia stato percepito e come sia stato utilizzato dal punto di vista strategico.

Viene identificato come il prezzo, se ragionevolmente alto, sia uno dei segnali fondamentali per attrarre domanda in quanto fornisce un'aspettativa di professionalità e dona un senso di sicurezza; infatti, property con un price premium in pre-pandemia erano meno prenotate, ora vale l'opposto. (*Filieri, Milone, Paolucci, Raguseo, 2023*)

La risposta al prezzo è stata differente a seconda della professionalità dell'host. Gli host professionali hanno diminuito maggiormente il prezzo rispetto ai non professionali, nonostante comunque in media i loro prezzi rimangano più elevati; ciò avviene perché i professionali sono meno propensi ad avere camera non occupate (*Boto-Garcia, 2022*).

Un'altra variazione interessante che è stata catturata rispetto al pre-pandemia è stata relativa alla policy di cancellazione. Infatti, se precedentemente al Covid-19 policy flessibili erano ritenute svantaggiose (come precedentemente citato), durante la pandemia il trend si è invertito ed è stato dimostrato come politiche flessibili abbiano portato a maggiori ricavi per notti disponibili; ciò ragionevolmente dovuto al fatto che essendoci maggiore incertezza circa il potersi spostare o meno si sono preferite politiche meno restrittive (*Buzzacchi et al. 2023*).

È stata anche studiata la vulnerabilità alla pandemia; in particolare viene dimostrato come il numero di annunci di un host sia correlato positivamente alla possibilità di rimanere sulla piattaforma, che la probabilità di sopravvivenza è diminuita con l'aumento delle notti minime di soggiorno e come le zone turistiche siano state meno attrattive rispetto al pre-pandemia così come quelle centrali. (*Kourtit et al, 2022*)

A proposito delle preferenze circa la localizzazione di una property vi è anche lo studio di *Sainaghi e Chica-Olmo (2022)*, dove si afferma anche qua come la rilevanza del porsi in zone centrali si è diminuita e che le property abbiano beneficiato, a livello di RevPAR, della vicinanza a strutture di bikesharing e attività commerciali non alimentari.

Gli host hanno percepito la pandemia, e di conseguenza deciso che il comportamento assumere differenzialmente a seconda della zona geografica, di quanto le restrizioni siano state stringenti, del grado di

professionalità e dalla predisposizione personale. È emerso inoltre, che molti host con visione più pessimistica abbiano manifestato l'intenzione di uscire dalla piattaforma per poter mitigare il rischio di futuri shock della domanda. (*Farmaki et al., 2020*).

Un'ultima importante evidenza riscontrata è stata inerente al fatto che viene ipotizzato come il Covid possa aver “distrutto il distruttore” dal momento che molti hosts, soprattutto i professionali, in seguito alla pandemia saranno portati a trasferirsi sul mercato degli affitti tradizionali (*Dolnicar, Zare, 2020*). Inoltre, sempre in questo autorevole paper, si parla di un “cambiamento già in essere” e viene citato *Carson (2020)* il quale afferma che in seguito alla pandemia Airbnb ha comunicato di voler cambiare il suo business in favore di un passaggio dal mercato del breve a quello del lungo termine.

## 1.5 *Contributo alla letteratura*

In seguito alla revisione della letteratura è stato riscontrato un GAP per quanto riguarda l'analisi delle performance in relazione al tempo minimo di soggiorno e, in virtù del cambiamento di business emerso della piattaforma di sharing economy, è stata notata in particolare la mancanza di uno studio che valuti le performance in relazione allo switch di affitti da breve a medio/lungo termine in seguito alla pandemia da Covid-19.

Per le ragioni sopra citate, il seguente studio si pone l'obiettivo di rispondere alla seguente domanda di ricerca:

- *“Il passaggio di affitti da breve a lungo termine sulla piattaforma è in grado di incrementare i ricavi?”*

## 3. METODOLOGIA

### 3.1 Raccolta dati

Il database che è stato utilizzato proviene dal sito web AIRDNA e comprende in totale 1.754.517 annunci relativi esclusivamente alla città di Parigi in un tempo compreso tra il 01/01/2019 e il 31/12/2022.

I dati sono caratterizzati dalle seguenti variabili:

- Variabili riguardanti l'annuncio:
  - PROPERTY ID: identificativo dell'abitazione
  - REPORTING MONTH: mese di pubblicazione dell'annuncio
  - YEAR: anno di pubblicazione dell'annuncio
  - KEY\_YEAR: identificativo property associato ad un anno
  
- Variabili di performance:
  - AVAILABLE DAYS: notti disponibili alla prenotazione
  - BLOCK DAYS: notti che non possono essere prenotate
  - RESERVATION DAYS: numero di notti prenotate
  
  - REV\_MESE: ricavi mensili espressi in dollari statunitensi
  - lnREV\_MESE: logaritmo dei ricavi mensili espressi in dollari statunitensi
  - AVERAGE DAILY RATE (ADR): un indicatore che fornisce un'idea del prezzo e viene definito: 
$$\frac{\text{Ricavi}}{\text{Notti prenotate}}$$
  
  - Tasso di occupazione (OCC): 
$$\frac{\text{Notti prenotate}}{\text{Notti prenotate} + \text{Notti disponibili}}$$

- RevPan: rappresenta i ricavi per notte disponibile ed è rappresentabile dalla formula: 
$$\frac{\text{Ricavi}}{\text{Notti prenotate} + \text{Notti disponibili}}$$

- Variabili strategiche

- CANCELLATION POLICY: variabile che rappresenta la politica di cancellazione che un host può selezionare per la sua abitazione e che può essere moderata, flessibile, rigida.
- INSTANTBOOK: possibilità di prenotazione immediata senza necessità di conferma dell'host; può assumere due valori, vero o falso
- MINIMUMSTAY: durata minima di notti richieste per prenotare l'abitazione
- PUBLISHED WEEKLY RATE: consiste nella tariffa settimanale che un dato host sceglie per la propria abitazione
- PUBLISHED MONTHLY RATE: è la tariffa mensile che un host sceglie per la sua property
- NUMBER OF PHOTO: numero di foto nell'annuncio
- NUMBER OF REVIEW: numero di recensioni nell'annuncio

- Variabili geografiche

- LATITUDE: latitudine della property
- LONGITUDE: longitudine della property
- NEIGHBORHOOD: quartiere in cui la property è situata

- Variabili riguardanti host

- AIRBNB HOST ID: identificativo dell'host
- AIRBNB SUPERHOST: identifica se l'host appartiene alla categoria superhost (true), oppure no (false.)

- Variabili relative all'abitazione
  - BEDROOM: numero di camere da letto di un'abitazione
  - BATHROOM: numero di bagni di un'abitazione
  - MAXGUESTS: numero massimo di ospiti ricevibili in una data property
  
- Variabili introdotte al fine dell'analisi
  - PERIODO: una variabile che suddivide le osservazioni del database in tre archi temporali:
    - Pre-Covid: anno 2019
    - Covid: anno 2020-2021: è stata scelta questa divisione per quanto riguarda gli anni perché fino al termine del 2021 vigevano, in Francia, forti limitazioni
    - Post-Covid: anno 2022
  
  - TIPO\_QUARTIERE: variabile costruita per differenziare le zone presenti sul database sulla base del reddito, avendo reperito le informazioni su uno dei siti istituzionali della città di Parigi (*Académie de Paris, Insee*). La suddivisione è la seguente:
    - Basso reddito: (< 24K€/y)
    - Medio reddito (24-35K€/y)
    - Alto reddito (>35K€/y)
  
  - TURISTICO: variabile booleana che ha la funzione di identificare quali sono i quartieri che vengono definiti turistici. La suddivisione è stata fatta sulla base della presenza o meno di attrazioni significative (*STATISTA*) in una data zona.

- PERMANENZA: variabile creata con lo scopo di categorizzare il minimum stay (tempo minimo di soggiorno). In particolare, può assumere i seguenti valori:
  - o Fino a 2 giorni
  - o Fino a 28 giorni
  - o Più di 28 giorni
  
- SOPRA\_28 e SOPRA\_14: due variabili booleane che valutano se il Minimum stay è superiore o meno di 28 e 14 giorni. I valori che assumono sono:
  - o 1 se MS > 28 (o 14)
  - o 0 altrimenti
  
- p99\_REVENUE: indica il novantanovesimo percentile delle revenue mensili

### ***3.2 Analisi di statistica descrittiva***

Un primo passo da compiere riguarda la stesura di statistiche descrittive. L'analisi descrittiva è una delle branche della statistica e comprende un insieme di metodi atti a descrivere le caratteristiche fondamentali di un insieme di dati, in modo da poterne visualizzare gli andamenti.

Il primo step che è stato eseguito riguarda la suddivisione degli annunci in tre periodi, "pre-Covid", "Covid" e "post-Covid", sulla base dello stato di avanzamento della situazione pandemica. Il periodo "pre-Covid" contiene tutti gli annunci dell'anno 2019, il periodo "post-Covid" gli annunci del 2022 e il periodo "Covid" gli annunci dell'anno 2020 e del 2021.

Per le variabili continue sono state calcolate la media, la deviazione standard, il minimo, il massimo, il venticinquesimo percentile, il settantacinquesimo percentile e la mediana. Quest' ultima statistica è necessario calcolarla in quanto risulta essere più robusta rispetto agli outliers. Inoltre, è stato ritenuto importante calcolare le variazioni percentuali delle variabili rispetto al periodo precedente e rispetto al periodo "pre-Covid" al fine di valutare se vi sono stati forti cambiamenti dovuti allo shock pandemico.

Per le variabili categoriche sono invece stati valutati gli andamenti percentuali in modo da capire come ogni categoria si colloca rispetto alla totalità; sono poi state calcolate le variazioni percentuali tra i diversi periodi.

### ***3.3 Analisi di regressione***

In seguito all'analisi descrittiva dei dati è necessario compiere un'analisi di regressione per rispondere alla domanda di ricerca. Questo modello venne impiegato per la prima volta nel XIX secolo da Galton che lo utilizzò per studiare fenomeni riguardanti l'ereditarietà dei caratteri; in seguito, venne utilizzato da altri studiosi dell'epoca, come ad esempio Pearson e Yule, che affinarono il modello e contribuirono alla sua diffusione (*Wikipedia*).

L'analisi di regressione valuta le relazioni tra una variabile dipendente indicata con la lettera Y e una o più variabili indipendenti, indicate con la lettera  $X_i$  al fine di predirne i comportamenti.

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + u_i$$

Nell'espressione sopra riportata i termini  $\beta_0$  e  $\beta_1$  sono i coefficienti; nello specifico il primo rappresenta l'intercetta e il secondo, invece, il coefficiente angolare della retta di regressione. Il termine  $u_i$  è una variabile aleatoria che rappresenta gli errori residui.

In particolare, nel seguente studio, si identificano le seguenti variabili:

- Variabile dipendente Y: logaritmo delle revenue al mese
- Variabile indipendente X: SOPRA\_28, variabile booleana per identificare affitti long-term
- Variabili moderanti: TIPO\_QUARTIERE, TURISTICO, SUPERHOST
- Variabili di controllo: MONTH, MAXGUESTS, NUMBER OF PHOTOS, NUMBER OF REVIEWS, LISTING TYPE, INSTANTBOOK, PERIODO.

Il modello generale che è stato costruito e che non considera gli effetti di moderazione è il seguente:

$$\begin{aligned} \ln REV MESE &= \alpha + \beta_1 SOPRA\ 28 + \beta_2 TIPO\ QUARTIERE + \beta_3 TURISTICO \\ &+ \beta_4 MONTH + \beta_5 MAXGUESTS + \beta_6 NUMBER\ OF\ PHOTOS \\ &+ \beta_7 NUMBER\ OF\ REVIEWS + \beta_8 LISTINGTYPE \\ &+ \beta_9 INSTANTBOOK + \beta_{10} PERIODO + \varepsilon \end{aligned}$$

Sono stati poi costruiti diverse versioni di questo modello per poter valutare come alcune variabili influenzino il coefficiente che cattura gli effetti di affitti long-term sulle revenue mensili.

Di seguito vengono riportati i modelli con le rispettive condizioni al fine di comprendere l'output STATA:

- M0 → GENERICO: modello iniziale, senza valutare effetti di moderazione
- M1 → TURISTICO: modello che considera solo properties in zone turistiche
- M2 → NON TURISTICO: modello che studia gli effetti solo in corrispondenza di zone non turistiche
- M3 → ALTO REDDITO: modello che considera properties localizzate in zone ad alto reddito
- M4 → MEDIO REDDITO: modello che valuta gli effetti su properties localizzate in zone a medio reddito
- M5 → BASSO REDDITO: modello che valuta gli effetti su properties localizzate in zone a basso reddito
- M6 → SUPERHOST: modello che valuta gli effetti nel caso in cui un host possieda la nomina di «Superhost»
- M7 → NO SUPERHOST: modello che valuta gli effetti nel caso di hosts che non possiedono il titolo di «Superhost»

Queste sopra riportate sono le tecniche di calcolo che è stato necessario utilizzare nel seguente lavoro di tesi si procede, di seguito, con l'illustrare gli strumenti adoperati.

### *3.4 Strumenti analizzati per l'analisi*

Per svolgere le analisi precedentemente descritte sono stati utilizzati i seguenti software.

#### *STATA*

Stata è un software statistico sviluppato da StataCorp utilizzato per analisi econometriche, per la creazione di grafici e per la gestione dei dati. È ampiamente impiegato per l'analisi dei dati in ambito di ricerca, in particolare nella biomedicina, nell'epidemiologia, nella sociologia e nell'economia. (*Wikipedia*)

Nel seguente lavoro di tesi è stato utilizzato per eseguire la parte riguardante le statistiche descrittive e per il modello di regressione.

#### *EXCEL*

Excel è un programma software sviluppato da Microsoft, in particolare appartenente al pacchetto Office, disponibile per i sistemi operativi Windows e macOS. È ampiamente utilizzato in diversi ambiti per elaborare dati ed eseguire analisi numeriche; il maggiore impiego lo ha nel settore della finanza, della gestione aziendale e della contabilità.

In questo studio è stato utilizzato per riorganizzare gli output estratti da STATA, calcolare le variazioni percentuali delle variabili e creare grafici.

## 4. RISULTATI

### 4.1 Analisi descrittiva classica

#### 4.1.1 Variabili di performance

##### REVENUE MENSILI

Una prima variabile analizzata è “*REV\_MESE*”, fig. 1, ovvero i ricavi mensili espressi in dollari statunitensi. Nella tab. 1 sono riportate tutte le statistiche più rilevanti ed emerge come le revenue medie siano diminuite nel periodo Covid rispetto al pre-Covid (-47%), come era d'altra parte intuibile a causa di tutte le restrizioni che il governo francese ha dovuto imporre per far fronte all'emergenza pandemica, per poi aumentare nuovamente nel periodo post-Covid raggiungendo rispetto al pre-pandemia un +38%.

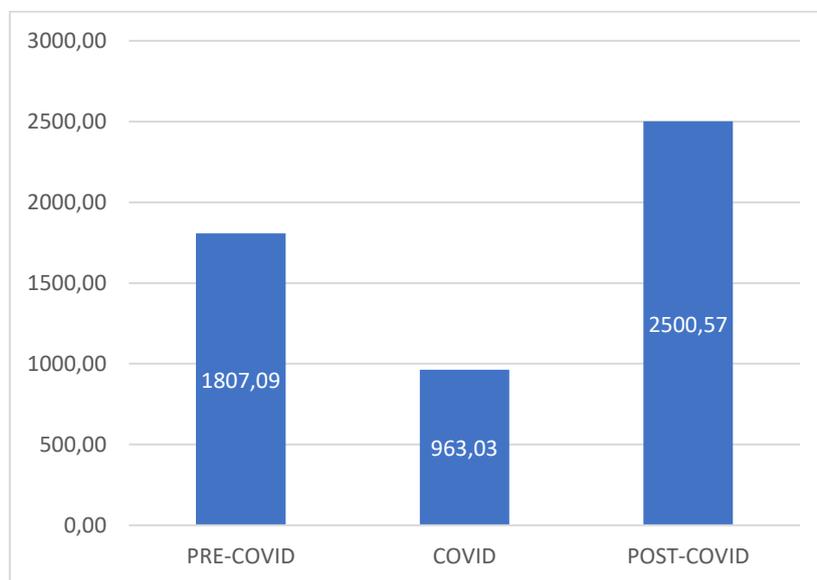


Figura 1: Media dei ricavi mensili in dollari statunitensi

REV_MESE [USD]	PRE-COVID	COVID	POST-COVID
<b>Media</b>	1807,09	963,03	2500,57
<b>Variazione rispetto al PRE-COVID</b>	/	-47%	38%
<b>Variazione rispetto al periodo precedente</b>	/	-47%	160%
<b>Deviazione Standard</b>	2685,53	1.958	4.017
<b>Minimo</b>	0	0	0
<b>Massimo</b>	158548	90152	143543
<b>25° percentile</b>	0	0	0
<b>50° percentile</b>	1084	124	1266
<b>75° percentile</b>	2540	1228	3361

Tabella 1: statistiche descrittive dei ricavi mensili

### REVPAN

Una seconda variabile di performance che è stato ritenuto importante studiare è il “REVPAN”, che fornisce i ricavi per notti disponibili, intendendo con “notti disponibili” tutte le notti prenotabili. La tabella 2 ci mostra, analogamente alla variabile precedente, una diminuzione del 43% nel periodo Covid ed un aumento analogo dal periodo pre al post- Covid.

RevPAN	PRE-COVID	COVID	POST-COVID
<b>Media</b>	76,15	43,11	108,90
<b>Variazione rispetto al PRE-COVID</b>	/	-43%	43%
<b>Variazione rispetto al periodo precedente</b>	/	-43%	153%
<b>Deviazione Standard</b>	103,22	82,06	157
<b>Minimo</b>	0	0	0
<b>Massimo</b>	5114,45	3632,89	4.876
<b>25° percentile</b>	0	0	0
<b>50° percentile</b>	57,071	6	74,62
<b>75° percentile</b>	104,79	60,831	147

Tabella 2: Statistiche descrittive dei ricavi per notti disponibili

## AVERAGE DAILY RATE

Un'idea del prezzo medio è espressa dalla variabile ADR, le cui statistiche sono riportate in tabella 3. I valori di risultano essere in crescita nei tre periodi e si registra un lieve aumento (pari al 9%) durante la pandemia e un +32% nel post pandemia. Considerando, invece, la variazione complessiva registrata nel post Covid rispetto al pre-Covid, si nota un incremento importante pari al 44%.

ADR	PRE-COVID	COVID	POST-COVID
Media	154,02	167,43	221,31
Variazione rispetto al PRE-COVID	/	9%	44%
Variazione rispetto al periodo precedente	/	9%	32%
Deviazione Standard	149,04	159,96	238,44
Minimo	10	0	0
Massimo	6295	5623,67	6520,50
25° percentile	79,29	84	105,80
50° percentile	112	122	158,27
75° percentile	175,13	192	254,50

Tabella 3: Statistiche descrittive dell'ADR

## TASSO DI OCCUPAZIONE

In tabella 4 sono riportati i valori del tasso di occupazione espresso con il nome di OCC. Viene evidenziata una diminuzione durante il periodo pandemico (-47%), fisiologicamente imputabile alle restrizioni sanitarie. A termine della pandemia è stato registrato rispetto al pre-pandemia un decremento complessivo del 1%.

OCC	PRE-COVID	COVID	POST-COVID
Media	0,52	0,28	0,52
Variazione rispetto al PRE-COVID	/	-47%	-1%
Variazione rispetto al periodo precedente	/	-47%	87%
Deviazione Standard	0,42	0,36	0,42
Minimo	0	0	0
Massimo	1	1	1
25° percentile	0	0	0
50° percentile	0,64	0,04	0,60
75° percentile	0,94	0,55	0,94

Tabella 4: Statistiche descrittive del tasso di occupazione

## RESERVATION DAYS, AVAILABLE DAYS E BLOCKED DAYS

Vengono riportate (tab. 5, tab. 6 e tab. 7) le statistiche descrittive riguardanti RESERVATIONDAYS (giorni prenotati), AVAILABLEDAYS (giorni disponibili) e BLOCKEDDAYS (giorni bloccati.) Per quanto riguarda RESERVATIONDAYS i valori medi riscontrati nel pre e nel post pandemia risultano simili; si nota invece un decremento del 50% nel periodo pandemico.

RESERVATIONDAYS	PRE-COVID	COVID	POST-COVID
Media	12,31	6,16	11,51
Variazione rispetto al PRE-COVID	/	-50%	-7%
Variazione rispetto al periodo precedente	/	-50%	87%
Deviazione Standard	11,46	8,77	10,97
Minimo	0	0	0
Massimo	31	31	31
25° percentile	0	0	0
50° percentile	10	1	9
75° percentile	24	10	22

Tabella 5: Statistiche dei giorni prenotati

Nella tabella 6, l'output relativo ad AVAILABLE DAYS, mostra un importante aumento (+54%) nel periodo pandemico e nel post-Covid un decremento del 36% rispetto al periodo precedente. Considerando il delta totale dal post-Covid al pre-Covid, notiamo invece un leggero decremento pari al 2%.

AVAILABLEDAYS	PRE-COVID	COVID	POST-COVID
Media	12,14	18,63	11,88
Variazione rispetto al PRE-COVID	/	54%	-2%
Variazione rispetto al periodo precedente	/	54%	-36%
Deviazione Standard	12,17	11,79	11,93
Minimo	0	0	0
Massimo	31	31	31
25° percentile	1	6	1
50° percentile	7	22	7
75° percentile	27	30	25

Tabella 6: Statistiche descrittive dei giorni disponibili

Infine, dall'output della variabile BLOCKEDDAYS, si deduce come i valori in pre-pandemia e in pandemia siano rimasti circa uguali, per poi aumentare del 24% nel post-Covid rispetto al periodo precedente.

<b>BLOCKEDDAYS</b>	<b>PRE-COVID</b>	<b>COVID</b>	<b>POST-COVID</b>
<b>Media</b>	5,99	5,68	7,06
<b>Variazione rispetto al PRE-COVID</b>	/	-5%	18%
<b>Variazione rispetto al periodo precedente</b>	/	-5%	24%
<b>Deviazione Standard</b>	9,13	9,10	9,60
<b>Minimo</b>	0	0	0
<b>Massimo</b>	30	30	30
<b>25° percentile</b>	0	0	0
<b>50° percentile</b>	0	0	1
<b>75° percentile</b>	10	9	13

*Tabella 7: Statistiche descrittive dei giorni bloccati*

## 4.1.2 Variabili strategiche

### LISTING TYPE

La prima variabile presa in analisi è il “*LISTING TYPE*” che può assumere quattro valori:

- Intero appartamento
- Camera privata
- Camera d’hotel
- Camera condivisa

Nella fig. 2 viene riportato l’andamento della variabile sopra citata diviso per periodi e in tabella 8 le variazioni percentuali rispetto al periodo precedente e rispetto al periodo pre-pandemico.

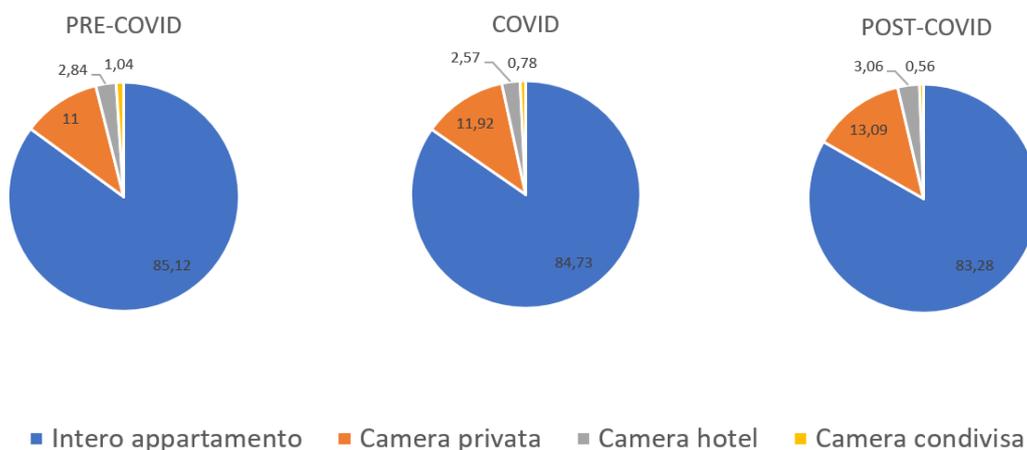


Figura 2: Andamento LISTING TYPE nei tre periodi

Come si può notare dai grafici gli andamenti con cui compaiono le diverse tipologie di appartamento rimangono tendenzialmente simili nei periodi studiati. L’output sotto riportato ci mostra come in periodo pandemico ci sia stato un decremento dell’intero appartamento (-0,5%), delle camere d’hotel (-9,5%) e della camera condivisa (-25%). In aumento, invece, le camere private con un +8,4%. Nel post pandemia, rispetto al pre-pandemia;

notiamo aumenti per camere private (+19%) e camere d'hotel (+8%) e diminuzioni per l'intero appartamento (-2%) e per la camera condivisa (-46%).

LISTING TYPE	$\Delta$ COVID/ PRE-COVID	$\Delta$ POST-COVID/ COVID	$\Delta$ POST-COVID/ PRE-COVID
Intero appartamento	-0,5%	-2%	-2%
Camera privata	8,4%	10%	19%
Camera hotel	-9,5%	19%	8%
Camera condivisa	-25,0%	-28%	-46%

Tabella 8: Variazioni percentuali LISTINGTYPE

### INSTANTBOOK

Un'altra variabile appartenente a questa categoria è l'INSTANTBOOK, che può assumere valore "True" o "False" a seconda che la prenotazione immediata sia disponibile o meno. Con prenotazione immediata si ricorda che si intende una prenotazione che viene automaticamente confermata, senza la necessità di una previa approvazione da parte dell'Host. Le statistiche in fig. 3 non evidenziano particolari differenze tra il periodo pre-pandemico, pandemico e post-pandemico. Infatti, in tutti e tre i periodi più del 63% degli annunci non forniscono la possibilità di prenotazione immediata.

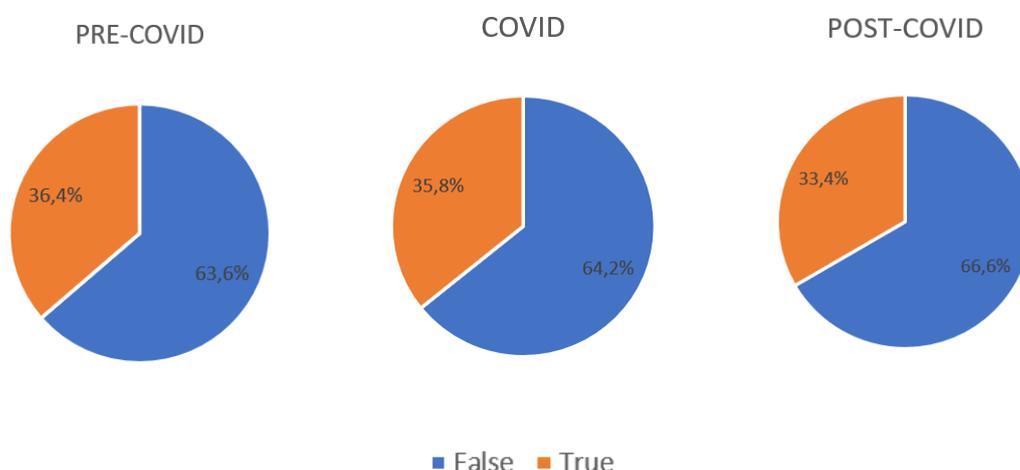


Figura 3: Andamento INSTANTBOOK

## NUMERO DI FOTO E DI RECENSIONI

Altre due variabili per le quali si ritiene importante fornire delle statistiche descrittive, dal momento che sono implicate nelle analisi successive, sono il numero di foto (tab.9) e il numero di recensioni (tab.10). Per quanto riguarda il numero di foto si nota che non vi è un'importante differenza tra i valori medi dei tre periodi temporali considerati; infatti, le rispettive variazioni percentuali rispetto al periodo precedente sono del 6% e del 3%.

NUMBER OF PHOTOS	PRE-COVID	COVID	POST-COVID
Media	14,88	15,84	16,31
Variazione rispetto al PRE-COVID	/	6%	10%
Variazione rispetto al periodo precedente	/	6%	3%
Deviazione Standard	10,16	11,27	11,86
Minimo	0	0	1
Massimo	185	311	501
25° percentile	8	9	9
50° percentile	12	13	14
75° percentile	19	20	20

Tabella 9: Statistiche descrittive del numero di foto

Invece, relativamente al numero di recensioni, queste sono incrementate maggiormente passando a dei valori medi pre-pandemici di circa 30 recensioni fino ad arrivare nel post-pandemia a 47 circa, registrando quindi rispetto al pre-pandemia un aumento del 58%.

NUMBER OF REVIEWS	PRE-COVID	COVID	POST-COVID
Media	29,69	33,01	46,82
Variazione rispetto al PRE-COVID	/	11%	58%
Variazione rispetto al periodo precedente	/	11%	42%
Deviazione Standard	50,48	58,21	76,42
Minimo	0	0	0
Massimo	859	1831	2529
25° percentile	2	2	7
50° percentile	12	12	21
75° percentile	34	37	55

Tabella 10: Statistiche descrittive del numero di recensioni

## SUPERHOST

Nelle successive analisi verrà anche adoperata la variabile SUPERHOST e pertanto viene descritta di seguito. Si nota dal grafico in fig.4 che in tutti e tre i periodi vi è una netta maggioranza (superiore all'84%) di host che non possiedono il titolo di "Superhost."

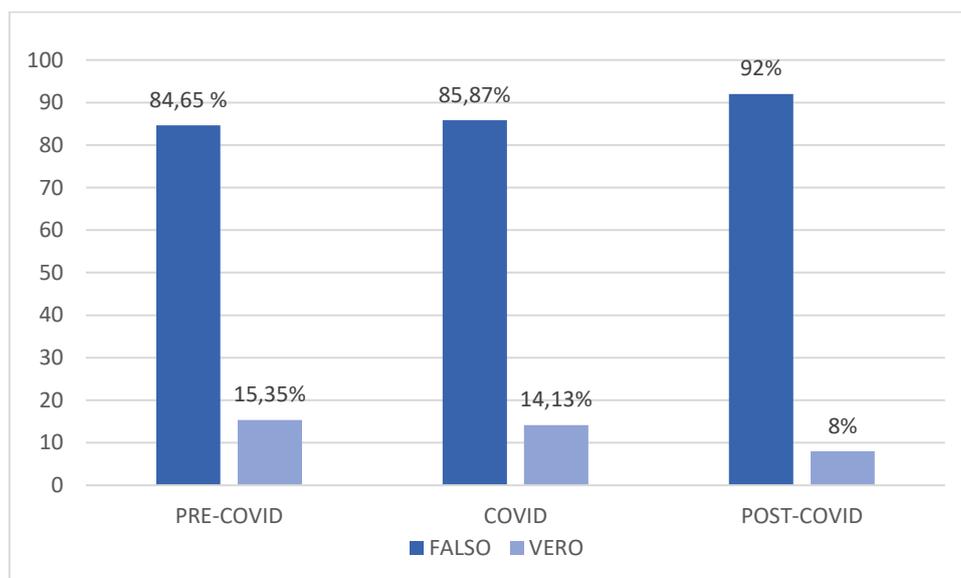


Figura 4: Andamento percentuale variabile SUPERHOST

Nello specifico si nota come nel post pandemia siano diminuiti gli host che possiedono tale titolo raggiungendo un valore del 8%.

Di seguito, in tabella 11, vengono riportate le variazioni percentuali della variabile negli anni. Si nota come nei tre periodi ci siano variazioni negative crescenti in corrispondenza del valore della variabile "VERO."

SUPERHOST	$\Delta$ COVID/ PRE-COVID	$\Delta$ POST-COVID / COVID	$\Delta$ POST-COVID/ PRE-COVID
FALSO	1%	7%	9%
VERO	-8%	-43%	-48%

Tabella 11: Variazioni percentuali della variabile SUPERHOST

## TURISTICITA'

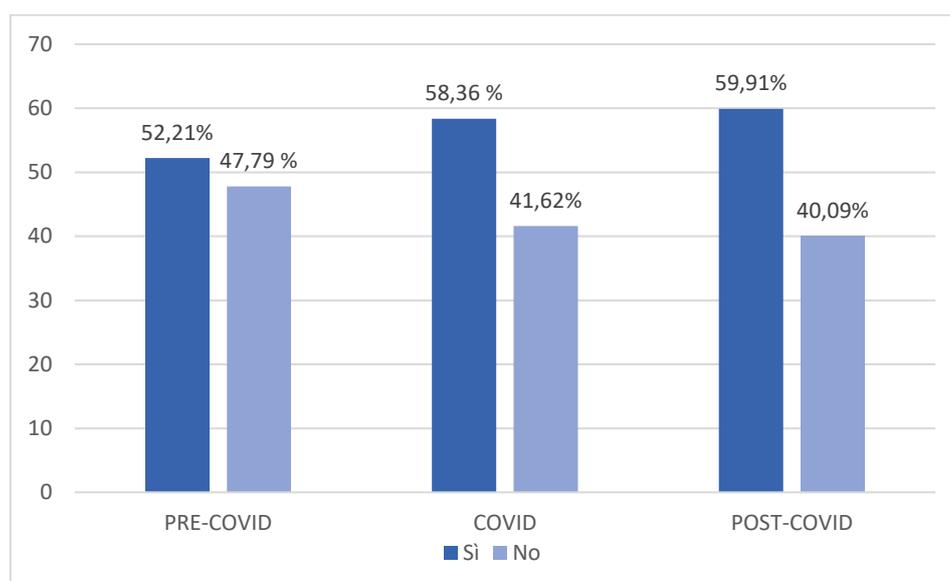


Figura 5: Andamento percentuale della turisticità nei periodi

La figura 5 mostra l'andamento della variabile TURISTICO nei periodi. Se durante il periodo pre-pandemico la percentuale di property situate in zone turistiche e residenziali era simile (52,21% e 47,79%), a causa della pandemia inizia a delinearsi una situazione differente, infatti aumenta il divario tra i due valori assunti dalla variabile. Questo GAP si acuisce nel post pandemia dove il 59,91% delle property sulla piattaforma sono situate in zone turistiche e solo il 40% circa in zone non turistiche

In tab. 12 vengono riportate le variazioni percentuali della variabile TURISTICO. Si nota come in tutti e tre periodi siano diminuite le property collocate in zone non turistiche a favore di quelle in zone turistiche.

Tabella 12: Variazioni percentuali variabile TURISTICO

	COVID / PRE-COVID	POST-COVID / COVID	POST-COVID / PRE-COVID
<b>SI'</b>	12%	3%	15%
<b>NO</b>	-13%	-4%	-16%

## MINIMUM STAY

Un'importante variabile al fine degli scopi di questo lavoro di tesi è il MINIMUMSTAY, ovvero la durata minima di soggiorno consentita per l'appartamento di un dato annuncio. Sono state calcolate tutte le statistiche di base (tab.13) e in fig.6 sono riportati i valori medi nei tre periodi considerati. È stata poi creata la variabile PERMANENZA per categorizzare il minimum stay e valutare l'andamento delle frequenze di permanenza degli annunci.

Risulta essere estremamente interessante notare come il tempo medio di permanenza nel periodo pre-pandemico fosse di circa 6 giorni, per poi aumentare a 20 durante la pandemia e salire a 25 nel periodo post pandemico. È stato registrato, rispetto al pre-pandemia, un incremento del minimum stay del 302%.

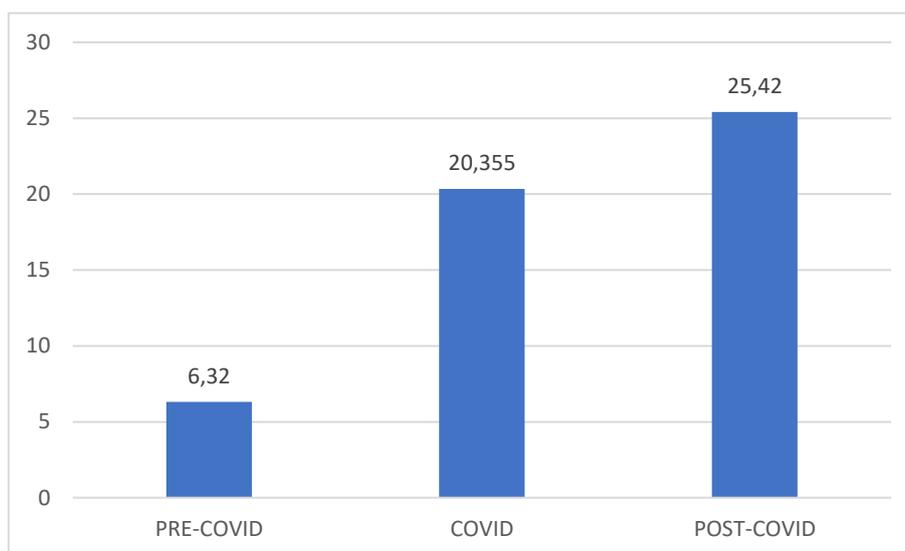


Figura 6: Media MINIMUMSTAY nei periodi

MINIMUMSTAY	PRE-COVID	COVID	POST-COVID
Media	6,32	20,355	25,42
Δ rispetto al PRE-COVID	/	222%	302%
Δ rispetto al periodo precedente	/	222%	25%

Tabella 13: Statistiche MINIMUMSTAY

Per quanto riguarda l'andamento delle categorie nei periodi studiati (fig.7) si nota dall'output della tabella 14 come durante il Covid ci sia stato un aumento del 376% degli annunci di property con tempi minimi di soggiorno superiori a 28 giorni. Se si valutano invece le variazioni tra il pre e il post pandemia notiamo un + 460% per la categoria 28+ e decrementi per le altre due categorie di -16% (fino a due) e -23% (fino a 28).

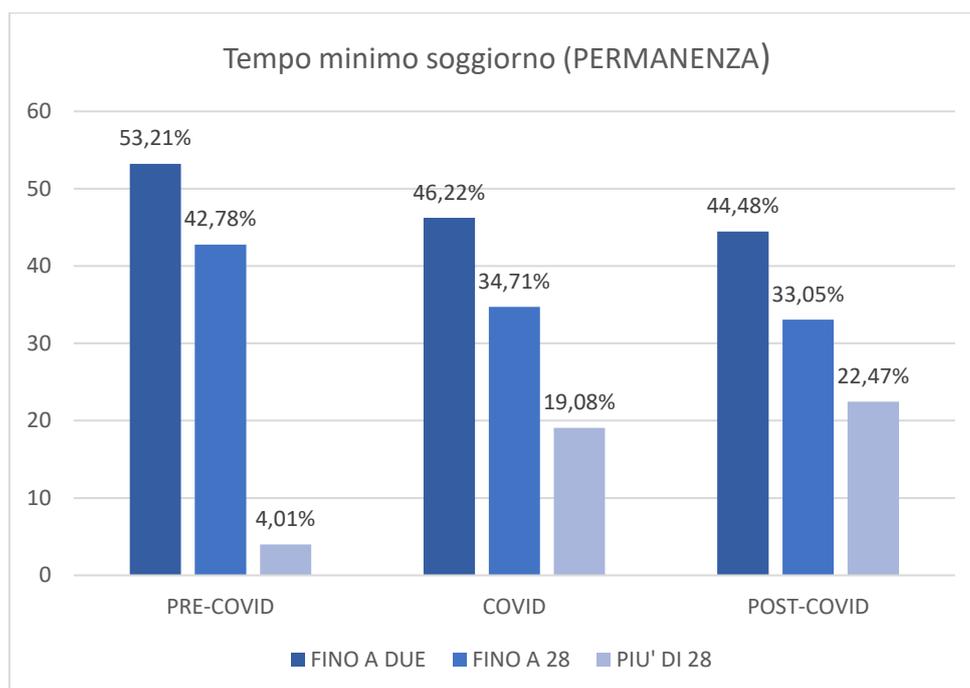


Figura 7: Andamento variabile Permanenza

VARIAZIONI	COVID/ PRE-COVID	POST-COVID/ COVID	POST- COVID/ PRE-COVID
<b>FINO A DUE</b>	-13%	-4%	-16%
<b>FINO A 28</b>	-19%	-5%	-23%
<b>PIU' DI 28</b>	376%	18%	460%

Tabella 14: Variazioni percentuali variabile "Permanenza"

In tab. 15 è invece riportata la media dei minimum stay con le rispettive deviazioni standard, suddivisi nei quartieri della città di Parigi.

	PRE-COVID		COVID		POST-COVID	
	Media	Std. Err.	Media	Std. Err.	Media	Std. Err.
BATIGNOLLES-MONCEAU	5,66	0,16	23,77	0,40	32,50	0,70
BOURSE	5,39	0,15	15,96	0,34	15,95	0,49
BUTTES-CHAUMONT	4,84	0,11	18,92	0,39	25,40	0,69
BUTTES-MONTMATRE	5,79	0,28	22,46	0,30	29,54	0,52
ENTREPOT	4,49	0,08	17,42	0,30	22,13	0,52
GOBELINS	5,29	0,16	19,21	0,48	23,76	0,79
HOTEL DE VILLE	9,23	0,17	19,18	0,36	21,68	0,61
LOUVRE	5,99	0,18	17,41	0,45	19,80	0,71
LUXEMBOURG	8,18	0,20	19,68	0,41	25,85	0,74
MENILMONTANT	6,01	0,32	19,60	0,39	26,63	0,71
OBSERVATOIRE	5,02	0,10	18,59	0,43	26,22	0,79
OPERA'	3,84	0,06	18,99	0,37	20,86	0,56
PALAIS-BOURBON	10,25	1,40	21,24	0,46	25,95	0,79
PANTHEON	6,49	0,14	18,54	0,40	23,55	0,71
PASSY	7,18	0,15	27,30	0,41	37,40	0,71
POPINCOURT	5,40	0,12	18,67	0,28	24,07	0,50
REUILLY	11,72	1,73	26,43	1,89	28,34	2,31
TEMPLE	7,64	0,15	17,86	0,31	19,85	0,52
VAUGIRARD	6,10	0,45	21,31	0,34	28,08	0,58
ÉLYSÉE	6,47	0,18	21,61	0,45	24,08	0,67

Tabella 15: Statistiche MINIMUMSTAY nelle zone di Parigi

In tab. 16 sono riportate le variazioni percentuali tra i periodi per ogni quartiere/zona della città che figurava nel database iniziale. Si nota che per tutte e 20 le zone, ad eccezione di Palais-Bourbon, vi è un forte incremento percentuale del minimum stay se si considerano come periodi il “pre-Covid” e il “post-Covid”.

Quartiere/zona	Variazione Covid/Pre-Covid	Variazione Post-Covid/Covid	Variazione Post-Covid/Pre-Covid
BATIGNOLLES-MONCEAU	320%	37%	334%
BOURSE	196%	0%	230%
BUTTES-CHAUMONT	291%	34%	508%
BUTTES-MONTMATRE	288%	32%	86%
ENTREPOT	288%	27%	552%
GOBELINS	263%	24%	403%

<b>HOTEL DE VILLE</b>	108%	13%	262%
<b>LOUVRE</b>	190%	14%	302%
<b>LUXEMBOURG</b>	141%	31%	273%
<b>MENILMONTANT</b>	226%	36%	119%
<b>OBSERVATOIRE</b>	270%	41%	657%
<b>OPERA'</b>	395%	10%	762%
<b>PALAIS-BOURBON</b>	107%	22%	-43%
<b>PANTHEON</b>	186%	27%	418%
<b>PASSY</b>	280%	37%	379%
<b>POPINCOURT</b>	246%	29%	322%
<b>REUILLY</b>	126%	7%	34%
<b>TEMPLE</b>	134%	11%	252%
<b>VAUGIRARD</b>	249%	32%	30%
<b>ÉLYSÉE</b>	234%	11%	274%

*Tabella 16: Variazioni percentuali MINIMUMSTAY nelle zone di Parigi*

### **TIPOLOGIA DI QUARTIERE**

È stata ritenuto interessante creare una variabile “TIPO\_QUARTIERE” per identificare se un dato quartiere appartenesse ad una zona ad alto reddito, medio reddito o a basso reddito; in fig. 8 è riportato l’andamento della variabile e si nota come durante il Covid e nel post-Covid continui ad esserci una prevalenza di property situate in zone a medio reddito, raggiungendo quasi il 59% del totale nel periodo post pandemico. Per quanto riguarda le property localizzate in zone ad alto e a basso reddito, si nota come queste siano diminuite sia durante la pandemia che nel post pandemia, dove hanno raggiunto valori del 24,83% e del 16,27%.

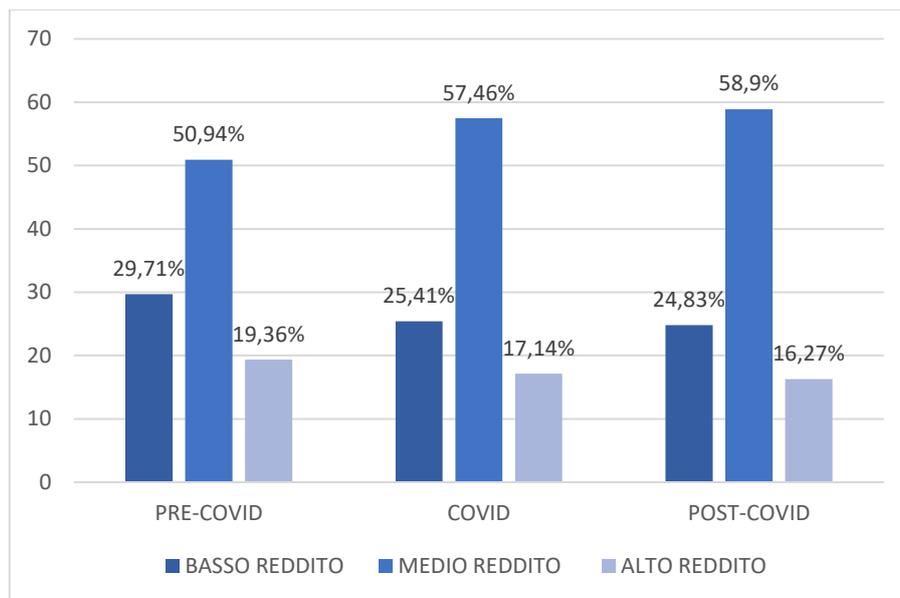


Figura 8: Andamento percentuale delle tipologie di quartiere

Nella tabella riportata di seguito (tab.17) vengono mostrate le variazioni percentuali della variabile. Si nota come le property in zone a medio reddito siano aumentate sia in periodo pandemico (+13%), a discapito delle altre due tipologie di zone che hanno registrato in periodo Covid un -14% per le zone a basso reddito e un -11% per quelle ad alto reddito. Considerando invece la variazione dal pre al post Covid-19, si nota analogamente al caso precedente un decremento per il basso e alto reddito e un aumento per il medio reddito.

	COVID e PRE-COVID	POST-COVID e COVID	POST-COVID e PRE-COVID
<b>MEDIO</b>	13%	3%	16%
<b>BASSO</b>	-14%	-2%	-16%
<b>ALTO</b>	-11%	-5%	-16%

Tabella 17: Variazioni percentuali variabile TIPO\_QUARTIERE

## 4.2 Incroci variabili

In questa sezione verranno calcolati i valori delle variabili di performance principali (revenue mensili, RevPan, ADR e tasso di occupazione) in funzione di alcune variabili strategiche oggetto dello studio. Saranno inoltre determinate, analogamente a come fatto in precedenza, le variazioni percentuali rispetto al periodo precedente e al periodo pre-pandemico.

### PERFORMANCE & MINIMUMSTAY

Ulteriori output interessanti sono quelli relativi ai ricavi mensili, al Revpan, al tasso di occupazione e l'ADR in funzione dei giorni di permanenza (tab. 18). Durante il Covid, maggiori valori di tutti e tre gli indicatori sono stati riscontrati per soggiorni di 2 giorni; questo stesso risultato è riscontrabile anche nel periodo post pandemico. Non vi è una stessa evidenza nel periodo pre-Covid; infatti, se per le revenue vale lo stesso degli altri periodi così non è per l'ADR e RevPan; in pre-pandemia si riscontrano valori maggiori di essi per il gruppo "Fino a 28."

	PRE-COVID		
	FINO A DUE	FINO A 28	PIU' DI 28
REVENUE	1901,48	1787,69	761,04
REVPAN	77,74	78,07	34,53
ADR	151,44	157,35	152,58
OCC	0,54	0,53	0,27
	COVID		
REVENUE	1267,919	918,101	306,178
REVPAN	54,568	43,961	14
ADR	169,178	168,504	151
OCC	0,341	0,286	0,103
	POST-COVID		
REVENUE	3414,816	2676,786	431,702
REVPAN	136,687	130,901	21,536
ADR	240,382	206,117	169,69
OCC	0,598	0,663	0,139

Tabella 18: Performance in funzione del MINIMUM STAY

Vi è stato, per quanto riguarda i ricavi nel periodo post Covid rispetto al pre Covid, un incremento percentuale relativo al tempo di permanenza "fino a due giorni" dell'80%, un + 50% per "fino a 28" e -43% per "più di 28." Per quanto riguarda il tasso di occupazione è bene notare come durante il Covid

e in pre-pandemia tassi maggiori erano imputabili alla categoria “Fino a due giorni,” invece nel periodo post pandemico valori maggiori si vedono per la categoria “Fino a 28.” Nella tabella 19 vengono riportate tutte le variazioni percentuali degli indicatori che non sono state discusse.

VARIAZIONI	COVID/PRE-COVID	POST-COVID/ COVID	POST-COVID /PRE-COVID
	<b>REVENUE</b>		
<b>FINO A DUE</b>	-33%	169%	80%
<b>FINO A 28</b>	-49%	192%	50%
<b>PIU' DI 28</b>	-60%	141%	-43%
	<b>REVPAN</b>		
<b>FINO A DUE</b>	-30%	150%	76%
<b>FINO A 28</b>	-44%	198%	68%
<b>PIU' DI 28</b>	-60%	56%	-38%
	<b>ADR</b>		
<b>FINO A DUE</b>	12%	42%	59%
<b>FINO A 28</b>	7%	22%	31%
<b>PIU' DI 28</b>	-1%	113%	11%
	<b>OCC</b>		
<b>FINO A DUE</b>	-36%	75%	12%
<b>FINO A 28</b>	-46%	132%	26%
<b>PIU' DI 28</b>	-62%	135%	-49%

Tabella 19: Variazioni performance in relazione al MINIMUMSTAY

### **PERFORMANCE & TIPOLOGIA DI QUARTIERE**

Un altro studio che è stato condotto riguarda il valutare le variabili di performance rispetto alla tipologia di quartiere, nei tre periodi analizzati e l'output è riportato in tab. 20.

Per quanto riguarda i ricavi, il RevPAN e ADR valori maggiori in tutti e tre i periodi sono stati registrati nei quartieri caratterizzati da alto reddito, seguiti da quelli a medio e infine a basso reddito. Variazioni maggiori tra il periodo post e pre-pandemico dei suddetti indicatori sono state imputabili alle zone ad alto reddito per quanto riguarda le revenue e il RevPan, invece per l'ADR maggiori incrementi si sono trovati nelle zone medio reddito.

Il tasso di occupazione presenta un andamento leggermente diverso, infatti ad esclusione del periodo pre-pandemico, dove valori maggiori li aveva il medio reddito, si notano valori maggiori in corrispondenza delle zone a basso reddito. Ciò ha senso in quanto le property in zone a basso reddito hanno tendenzialmente prezzi minori per cui è ragionevole che abbiano tassi di occupazione maggiori. Nella tabella 21 sono riportate tutte le variazioni percentuali precedentemente citate.

	PRE-COVID		
	ALTO	BASSO	MEDIO
REVENUE	2047,558	1275,589	2025,676
REVPAN	85,541	56,222	84,203
ADR	191,121	110,525	165,750
OCC	0,477	0,530	0,534
	COVID		
REVENUE	1137,649	724,671	1016,356
REVPAN	50,694	34,247	44,768
ADR	197,775	123,587	179,132
OCC	0,275	0,298	0,267
	POST-COVID		
REVENUE	2985,294	1810,730	2657,509
REVPAN	130,876	84,978	112,915
ADR	257,279	153,094	243,499
OCC	0,531	0,575	0,487

Tabella 20: Performance in relazione alla tipologia di quartiere

VARIAZIONI	COVID/PRE-COVID	POST-COVID/COVID	POST-COVID/PRE-COVID
REVENUE			
ALTO	-44%	162%	46%
BASSO	-43%	150%	42%
MEDIO	-50%	161%	31%
REVPAN			
ALTO	-41%	158%	53%
BASSO	-39%	148%	51%
MEDIO	-47%	152%	34%
ADR			
ALTO	3%	30%	35%
BASSO	12%	24%	39%
MEDIO	8%	36%	47%
OCC			
ALTO	-42%	93%	11%
BASSO	-44%	93%	8%
MEDIO	-50%	82%	-9%

Tabella 21: Variazioni percentuali variabili di performance in funzione della tipologia di quartiere

## PERFORMANCE & INSTANTBOOK

Dalla tabella 22 si nota quali siano state le performance in corrispondenza della possibilità o meno di attivare l'opzione di prenotazione immediata.

INSTANTBOOK	PRE-COVID	COVID	POST-COVID
	<b>REVENUE</b>		
SI	2387,52	1419,11	3626,28
NO	1475,29	846,88	2389,08
	<b>REVPAN</b>		
SI	95,42	60,273	143,47
NO	65,13	39,718	111,08
	<b>ADR</b>		
SI	174,56	189,212	280,04
NO	141	154,32	192,68
	<b>OCC</b>		
SI	0,21	0,34	0,54
NO	0,5	0,28	0,6

Tabella 22: Performance in relazione all'Instant-book

In tutti i periodi analizzati emerge che l'attivazione dell'IB provoca valori maggiori di ricavi (fig. 9), ricavi per notti disponibili e ADR. Valori più alti dei precedentemente citati indicatori li si riscontrano nel periodo post-Covid.

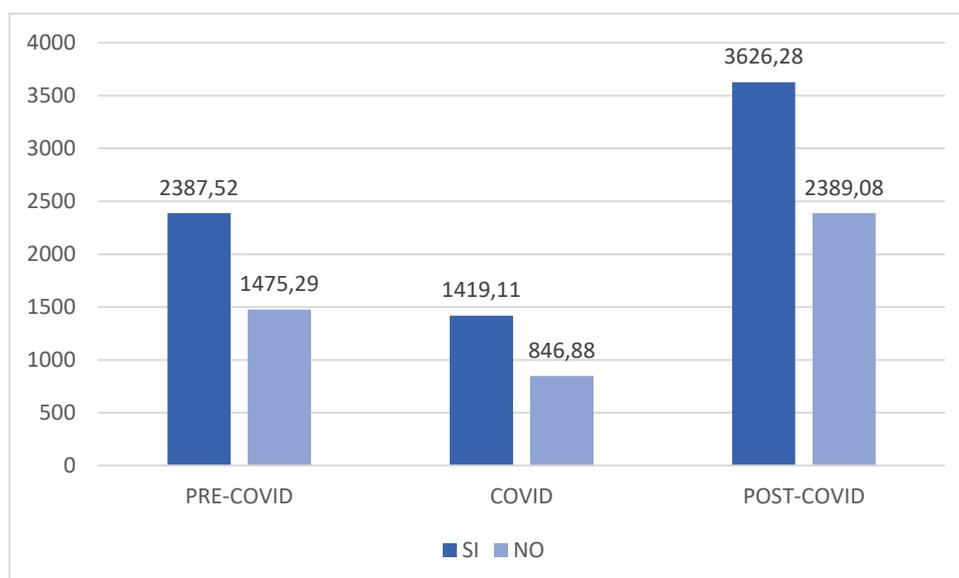


Figura 9: Revenue mensili in funzione dell'Instant-book

L'OCC, invece, sembra avere un andamento leggermente differente. Nel periodo pre-pandemico e post pandemico valori maggiori sono imputabili a property che non permettevano l'opzione di prenotazione immediata; durante la pandemia emerge invece essere stato esattamente l'opposto.

Per quanto riguarda le variazioni rispetto al periodo prima della pandemia variazioni maggiori di ricavi e RevPAN le hanno avute property per cui non vi è la possibilità di instant-book; invece, per tasso d'occupazione e ADR variazioni maggiori si riscontrano in presenza di instant book. Di seguito sono riportati nel dettaglio in tab. 23 i valori di tutte le variazioni percentuali sia rispetto al periodo precedente che al periodo pre-pandemico.

VARIAZIONI	COVID/PRE-COVID	POST-COVID/ COVID	POST-COVID/ PRE-COVID
	<b>REVENUE</b>		
<b>SI</b>	-41%	156%	52%
<b>NO</b>	-43%	182%	62%
	<b>RevPAN</b>		
<b>SI</b>	-37%	138%	50%
<b>NO</b>	-39%	180%	71%
	<b>ADR</b>		
<b>SI</b>	8%	48%	60%
<b>NO</b>	9%	25%	37%
	<b>OCC</b>		
<b>SI</b>	62%	59%	157%
<b>NO</b>	-44%	114%	20%

*Tabella 23: Variazioni performance in funzione dell'instant-book*

### **PERFORMANCE & LISTING TYPE**

I primi tre indicatori revenue (fig.10), RevPan e ADR, vengono esposti insieme, poiché gli output (tab. 24) mostrano andamenti simili. Infatti, emerge che in tutti e tre i casi durante il periodo pandemico la tipologia di accomodazione che ha generato valori più alti degli indicatori è stata “La camera d’hotel.” È anche emerso che non vi sono stati cambiamenti per quanto concerne “la classifica” nei tre periodi presi in esame; infatti, valori maggiori sono assicurati dalle camere d’hotel per poi scendere scalando con gli interi appartamenti, le stanze private e per ultime le stanze condivise.

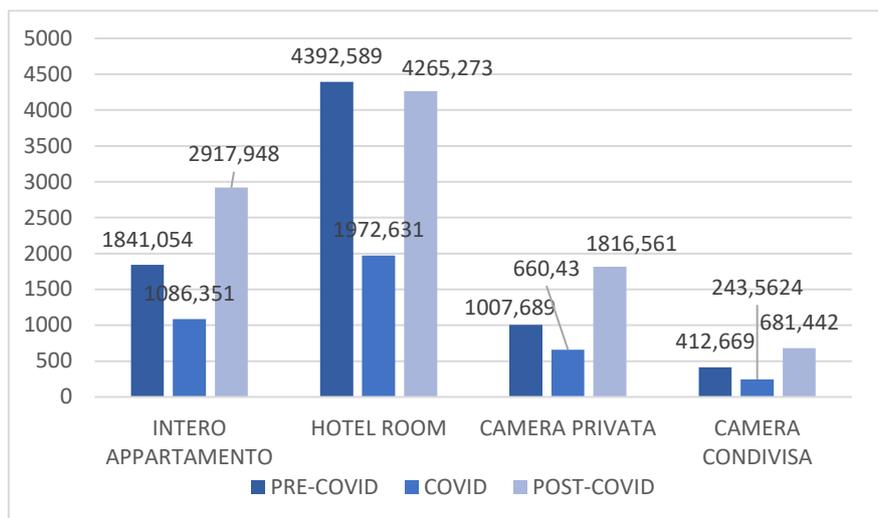


Figura 10: Revenue in funzione della tipologia di appartamento

	PRE-COVID			
	INTERO APPARTAMENTO	CAMERA D'HOTEL	STANZA PRIVATA	STANZA CONDIVISA
<b>REVENUE</b>	1841,054	4392,589	1007,689	412,669
<b>REVPAN</b>	78,725	166,157	38,617	16,273
<b>ADR</b>	158,705	256,825	85,934	48,319
<b>OCC</b>	0,525	0,638	0,48	0,352
	COVID			
<b>REVENUE</b>	1086,351	1972,631	660,43	243,5624
<b>REVPAN</b>	49,087	86,563	26,749	9,457
<b>ADR</b>	174,56	228,298	108,656	53,04
<b>OCC</b>	0,304	0,372	0,271	0,19
	POST-COVID			
<b>REVENUE</b>	2917,948	4265,273	1816,561	681,442
<b>REVPAN</b>	129,005	164,345	70,925	25,597
<b>ADR</b>	230,226	324,052	150,049	66,201
<b>OCC</b>	0,587	0,493	0,537	0,396

Tabella 24: Performance in relazione al LISTING TYPE

Il quarto indicatore preso in esame, l'OCC, presenta un andamento leggermente differente e pertanto viene analizzato di seguito singolarmente ed è rappresentato in fig.11. Il tasso di occupazione maggiore in periodo pandemico è associato alla tipologia "camera d'hotel" seguito dall'intero appartamento, dalla stanza privata e infine dalla camera condivisa; questo pattern risulta essere il medesimo del periodo pre-Covid.

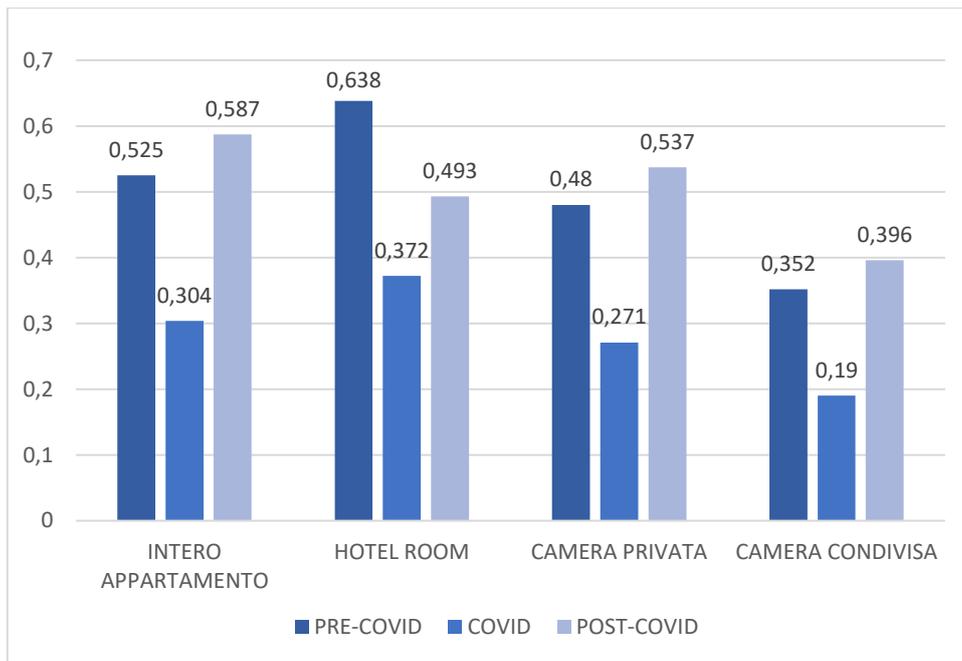


Figura 11: Tasso di occupazione in funzione della tipologia di abitazione

Tuttavia, rispetto agli indicatori precedenti, si nota una diversità in periodo post pandemico in quanto a generare maggiori tassi di occupazione non è più la camera d'hotel bensì l'intero appartamento, seguito dalla stanza privata. Rispetto al pre-Covid, infatti, si è avuto un incremento dell'OCC del 12% sia della tipologia "intero appartamento" che della "stanza privata", un aumento del 13% della stanza condivisa e una diminuzione del 23% della "camera d'hotel." Di seguito, in tabella 25, vengono espone tutte le variazioni percentuali dei tre indicatori prendendo come riferimento i periodi pre e post pandemici.

	COVID/ PRE-COVID	POST-COVID /COVID	POST-COVID /PRE- COVID
	<b>REVENUE</b>		
INTERO APPARTAMENTO	-41%	169%	58%
CAMERA D'HOTEL	-55%	116%	-3%
CAMERA PRIVATA	-34%	175%	80%
CAMERA CONDIVISA	-41%	180%	65%
	<b>RevPAN</b>		
INTERO APPARTAMENTO	-38%	163%	64%
CAMERA D'HOTEL	-48%	90%	-1%
CAMERA PRIVATA	-31%	165%	84%
CAMERA CONDIVISA	-42%	171%	57%
	<b>ADR</b>		
INTERO APPARTAMENTO	10%	32%	45%
CAMERA D'HOTEL	-11%	42%	26%
CAMERA PRIVATA	26%	38%	75%
CAMERA CONDIVISA	10%	25%	37%
	<b>OCC</b>		
INTERO APPARTAMENTO	-42%	93%	12%
CAMERA D'HOTEL	-42%	33%	-23%
CAMERA PRIVATA	-44%	98%	12%
CAMERA CONDIVISA	-46%	108%	13%

*Tabella 25: Variazioni performance in funzione della tipologia di appartamento*

## PERFORMANCE & TURISTICITA'

Un'altra variabile strategica per cui sono state calcolate quelle di performance è TURISTICO (tab. 26).

	PRE-COVID	
	NO	SI
REVENUE	1409,629	2170,946
REVPAN	61,298	89,746
ADR	127,017	177,886
OCC	0,513	0,530
COVID		
REVENUE	821,506	1063,926
REVPAN	38,136	46,657
ADR	140,800	188,542
OCC	0,295	0,263
POST-COVID		
REVENUE	2064,011	2792,668
REVPAN	93,983	118,880
ADR	176,758	255,845
OCC	0,561	0,486

Tabella 26: Performance in relazione alla turisticità

In risposta alla pandemia, durante il periodo Covid, valori maggiori di ADR revenue mensili (fig.12), RevPAN sono stati riscontrati per appartamenti situati in zone turistiche.

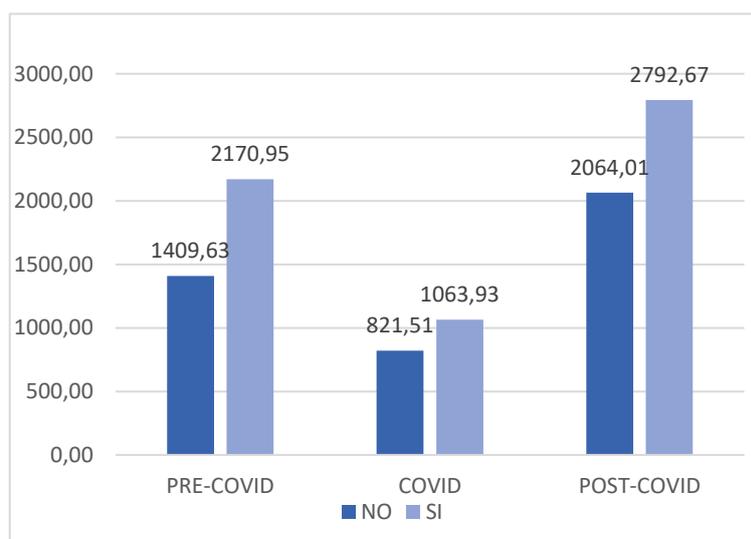


Figura 12: Media revenue in funzione della turisticità

Un andamento leggermente diverso può essere riscontrato nel tasso di occupazione (fig. 13). Per questo indicatore in periodo pre-pandemico valori maggiori si verificavano in corrispondenza di appartamenti localizzati in zone turistiche. Questa tendenza è poi cambiata con la pandemia, infatti sia nel periodo “COVID” che nel periodo “POST-COVID” maggiori valori si notano quando la variabile TURISTICO assume valore “NO.”

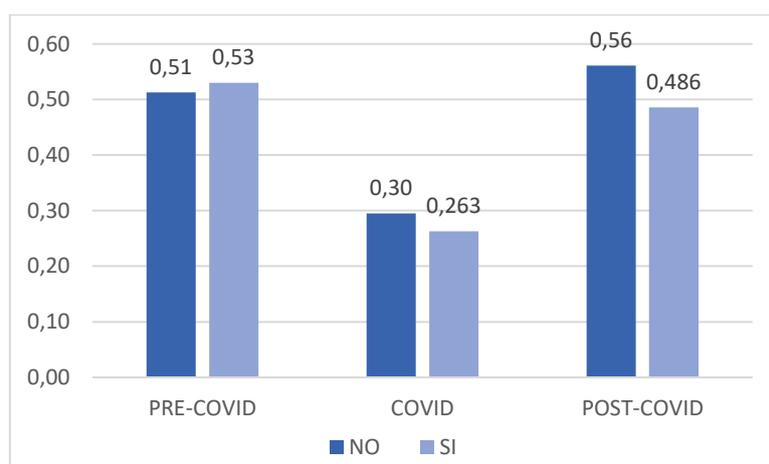


Figura 13: Tasso d'occupazione in funzione della turisticità

Invece, valutando le variazioni percentuali (tab.27) tra i periodi pre e post pandemico, si nota che aumenti maggiori di revenue, RevPAN e tassi di occupazione sono riscontrabili per abitazioni di tipo non turistico; i valori in questione sono rispettivamente +46% per le revenue, +53% per il RevPAN e + 9% per l'OCC. L'ADR, invece, presenta una tendenza differente infatti una variazione percentuale maggiore si nota per appartamenti in zone turistiche dove si registra un +44% a discapito di un + 39% dell'altra categoria.

	Δ COVID/PRE-COVID		Δ POST-COVID / COVID		Δ POST-COVID/PRE-COVID	
	NO	SI	NO	SI	NO	SI
<b>REVENUE</b>	-42%	-51%	151%	162%	46%	29%
<b>REVPAN</b>	-38%	-48%	146%	155%	53%	32%
<b>ADR</b>	11%	6%	26%	36%	39%	44%
<b>OCC</b>	-42%	-50%	90%	85%	9%	-8%

Tabella 27: Variazioni percentuali performance in funzione della turisticità

### 4.3 Statistiche di variabili non oggetto dello studio

In questo paragrafo vengono riportate le statistiche riguardanti variabili non strettamente legate al presente studio, ma il cui comportamento è ritenuto interessante.

#### *BEDROOM e BATHROOM*

Di queste fanno parte “BEDROOM”, “BATHROOM” ovvero rispettivamente il numero di stanze da letto e il numero di bagni.

Di seguito, in tab. 28-29, vengono riportati gli output delle variabili sopra citate; si nota dalla visione di questi ultimi che non vi sono cambiamenti significativi tra i periodi, nonostante le nuove entrate e le uscite dalla piattaforma, ragionevolmente dovuto al fatto che le abitazioni a Parigi presentano mediamente una struttura simile.

Tabella 28: Statistiche descrittive del numero di camere da letto

<b>BEDROOMS</b>	<b>PRE-COVID</b>	<b>COVID</b>	<b>POST-COVID</b>
<b>Media</b>	1,10	1,14	1,21
<b>Variazione rispetto al PRE-COVID</b>	/	4%	10%
<b>Variazione rispetto al periodo precedente</b>	/	4%	6%
<b>Deviazione Standard</b>	1,06	1,17	1,21
<b>Minimo</b>	0	0	0
<b>Massimo</b>	50	50	50
<b>25° percentile</b>	1	1	1
<b>50° percentile</b>	1	1	1
<b>75° percentile</b>	1	1	1

Tabella 29: Statistiche descrittive del numero di bagni

<b>BATHROOMS</b>	<b>PRE-COVID</b>	<b>COVID</b>	<b>POST-COVID</b>
<b>Media</b>	1,14	1,16	1,18
<b>Variazione rispetto al PRE-COVID</b>	/	2%	4%
<b>Variazione rispetto al periodo precedente</b>	/	2%	2%
<b>Deviazione Standard</b>	0,75	0,89	0,92
<b>Minimo</b>	0	0	0
<b>Massimo</b>	50	50	50
<b>25° percentile</b>	1	1	1
<b>50° percentile</b>	1	1	1
<b>75° percentile</b>	1	1	1

## CANCELLATION POLICY

La policy di cancellazione, da come è emerso nell'analisi della letteratura, è una delle leve strategiche utilizzate dagli host per influenzare le performance della loro property; i valori che la variabile può assumere nel database sono stati clusterizzati in tre categorie nel modo che segue:

- Flessibile
  - o Flessibile
  - o Flessibile: cancellazione gratuita entro le 48 ore
  - o Cancellazione gratuita entro 48h
- Moderata
- Rigida
  - o Super rigida
  - o Rigida

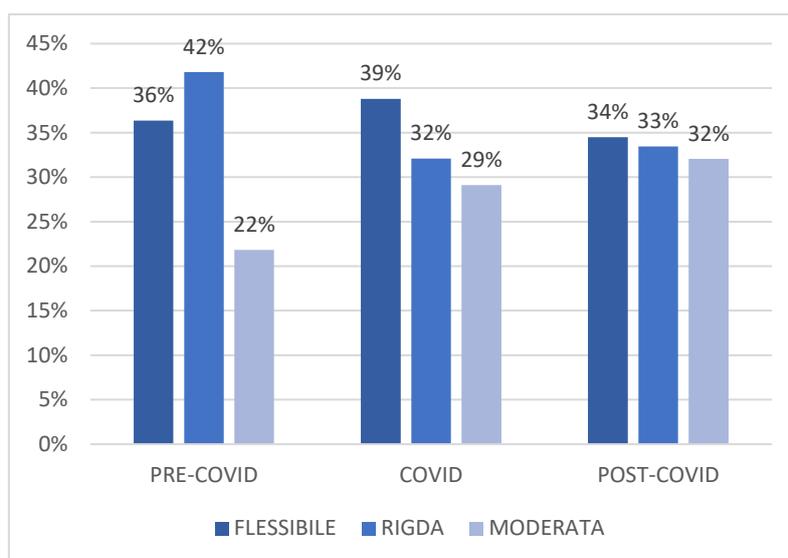


Figura 14: Andamento percentuale CANCELLATION POLICY

Per quanto riguarda gli output della variabile si nota (fig.14, le percentuali sono approssimate all'intero più vicino) come in pre-pandemia la politica maggiormente utilizzata dagli host fosse quella rigida (42%) seguita dalla flessibile. Durante il Covid questa tendenza è variata e la maggior parte degli host ha optato per politiche meno restrittive e infatti la maggior utilizzata risulta quella flessibile (39%). Nel post-Covid, diversamente dai

precedenti periodi, vi è una distribuzione delle policies simile in termine di numeri.

Invece, per quanto riguarda le variazioni (riportate in tab. 30) nel periodo Covid quella maggiore è imputabile ad una policy moderata (+33%) seguita dalla flessibile (+7%) e per ultima la rigida, che contrariamente alle altre due tipologie riscontra una diminuzione (-23%).

Dal periodo pre-pandemico a quello post pandemico, invece, si registra un incremento nel caso di moderata (+47%), un leggero decremento per la policy flessibile (-5%) e una diminuzione marcata per policy rigide (-20%). Quanto emerge dalla seguente analisi descrittiva limitatamente a questa variabile risulta essere in linea con quanto afferma la recente letteratura accademica; infatti, per far fronte alla pandemia gli host hanno preferito politiche più flessibili a discapito di quelle rigide, diversamente da quanto avvenisse precedentemente

*Tabella 30: Variazioni della CANCELLATION POLICY*

<b>POLICY</b>	<b>Δ COVID/ PRE-COVID</b>	<b>Δ POST-COVID / COVID</b>	<b>Δ POST-COVID/ PRE-COVID</b>
Flessibile	7%	-11%	-5%
Moderata	33%	10%	47%
Rigida	-23%	4%	-20%

Durante la pandemia, la policy di cancellazione che ha portato maggiori ricavi, ricavi per notti disponibili (tab.31) è stata quella moderata, diversamente da quanto avveniva nel pre-pandemia dove politiche rigide assicuravano performance migliori. Nel post pandemia non è continuato questo trend, in quanto policies rigide tornano ad assicurare valori superiore agli indicatori precedentemente citati.

Il tasso di occupazione ha un comportamento leggermente diverso, in quanto anche lui ha registrato valori maggiori in corrispondenza della politica moderata, ma questa non risulta essere una novità da quanto avveniva in pre-pandemia, dove si otteneva lo stesso risultato.

Di seguito viene riportata una tabella riassuntiva in cui vengono esposti tutti i valori delle variabili di performance in funzione della policy di cancellazione

POLICY	PRE-COVID	COVID	POST-COVID
	<b>REVENUE</b>		
<b>FLESSIBILE</b>	484,51	894,05	1994,36
<b>MODERATA</b>	855,20	1241,49	2865,87
<b>RIGIDA</b>	1285,52	1005,93	3161,34
	<b>RevPAN</b>		
<b>FLESSIBILE</b>	21,06	39,97	85,10
<b>MODERATA</b>	37,25	56,10	127,70
<b>RIGIDA</b>	53,92	45,06	139,05
	<b>ADR</b>		
<b>FLESSIBILE</b>	108,00	147,08	192,87
<b>MODERATA</b>	124,57	175,17	207,41
<b>RIGIDA</b>	201,68	184,17	258,77
	<b>OCC</b>		
<b>FLESSIBILE</b>	0,47	0,29	0,21
<b>MODERATA</b>	0,64	0,34	0,31
<b>RIGIDA</b>	0,58	0,27	0,29

*Tabella 31: Valori degli indicatori di performance in relazione alla CANCELLATION POLICY*

Andando invece ad analizzare le variazioni percentuali (tab. 32) si nota che rispetto al periodo pre-pandemico durante il Covid-19 l'aumento più importante è imputabile alla policy flessibile con un + 85%. Le revenue in relazione alla politica rigida ha subito un decremento del 22%. Invece, confrontando il pre e il post pandemia, sono stati registrati incrementi rispetto tutte le tipologie di policy, ma anche in questo caso quello maggiore è relativo alla politica flessibile. Andamento analogo lo hanno gli altri indicatori, ad eccezione del tasso di occupazione OCC. Per quanto riguarda quest'ultimo, rispetto al periodo pre-pandemico, nel Covid si ha avuto decrementi per tutte le tipologie; quello più gravoso lo si nota in relazione alla politica rigida (-54%), poi moderata (-46%) e infine flessibile (-38%).

VARIAZIONI	COVID/PRE-COVID	POST-COVID/COVID	POST-COVID/ PRE-COVID
	<b>REVENUE</b>		
<b>FLESSIBILE</b>	85%	123%	312%
<b>MODERATA</b>	45%	131%	235%
<b>RIGIDA</b>	-22%	214%	146%
	<b>RevPAN</b>		
<b>FLESSIBILE</b>	90%	113%	304%
<b>MODERATA</b>	51%	128%	243%
<b>RIGIDA</b>	-16%	209%	158%
	<b>ADR</b>		
<b>FLESSIBILE</b>	36%	31%	79%
<b>MODERATA</b>	41%	18%	66%
<b>RIGIDA</b>	-9%	41%	28%
	<b>OCC</b>		
<b>FLESSIBILE</b>	-38%	-29%	-56%
<b>MODERATA</b>	-46%	-9%	-51%
<b>RIGIDA</b>	-54%	6%	-51%

Tabella 32: Variazioni percentuali performance in funzione della CANCELLATION POLICY

#### 4.4 Analisi di correlazione

Prima di effettuare l'analisi di regressione è stata valutata la correlazione tra le variabili implicate nei successivi modelli al fine di valutare che non vi sia collinearità.

A tale proposito è stata costruita una matrice di correlazione (fig.15) con il metodo dei "Coefficienti di Pearson" con le variabili logaritmo dei ricavi per mese (lnREV\_MESE), affitti di lungo termine (SOPRA\_28), la tipologia di quartiere (TIPO\_QUARTIERE), la turisticità del quartiere (TURISTICO), il numero massimo di guests (MAXGUESTS), i mesi (MONTH), il numero di recensioni (NUMBEROFREVIEWS), il numero di foto (NUMBEROFPHOTOS), la possibilità di prenotazione immediata (INSTANTBOOK), la tipologia di appartamento (LISTINGTYPE) e il periodo (PERIODO).

	InREV_MESE	TIPO_QUARTIERE	MAXGUESTS	MONTH	SOPRA_28	TURISTICO	N° PHOTOS	N° REVIEWS	LISTINGTYPE	SUPERHOST	INSTANTBOOK	PERIODO
In REV_MESE	1											
TIPO_QUARTIERE	0,048	1										
MAXGUESTS	0,345	0,0426	1									
MONTH	0,074	-0,0387	0,0149	1								
SOPRA_28	-0,13	0,1298	-0,0401	-0,1357	1							
TURISTICO	0,1512	0,3474	0,0636	-0,0426	0,1772	1						
N° PHOTOS	0,2252	0,0128	0,3254	-0,0004	0,0006	0,0931	1					
N° REVIEWS	0,1242	0,0562	0,015	-0,0314	-0,0774	0,0678	0,2049	1				
LISTINGTYPE	-0,1149	-0,0161	-0,242	-0,003	-0,0946	-0,0532	-0,0983	0,0699	1			
SUPERHOST	0,058	0,0198	-0,013	-0,0152	-0,0534	0,0139	0,1183	0,1817	0,0385	1		
INSTANTBOOK	0,1604	0,0261	0,0657	0,0227	-0,0852	0,0832	0,0185	0,0321	0,0711	-0,0203	1	
PERIODO	0,1825	-0,0469	-0,0158	0,0188	-0,1763	-0,0513	-0,0365	-0,0192	-0,0041	0,0113	0,0039	1

Figura 15: Matrice di correlazione

È stata riscontrata una correlazione moderata tra le variabili:

- InREV\_MESE- MAXGUESTS
- TIPO\_QUARITERE – TURISTICO
- NUMBEROFPHOTOS – MAXGUESTS

Per tutte le altre variabili è stata registrata una correlazione debolmente positiva o debolmente negativa; nessuna delle variabili è correlata in modo forte e per tanto si esclude la possibilità di collinearità nei successivi modelli.

#### 4.5 Analisi di regressione

Per la strutturazione delle analisi di regressione, come precedentemente riportato, è stata creata la variabile SOPRA\_28, per valutare se il tempo di soggiorno sia superiore a 28 giorni e se quindi si stia parlando di un affitto a lungo termine. Questa variabile è booleana e può assumere valore 1 se il MINIMUMSTAY è superiore a 28 e 0 altrimenti.

Altre variabili che sono state definite sono InREV\_MESE, che serve ad indicare, appunto, il logaritmo delle revenue mensili e p99\_REVENUE, utile per indicare i percentili superiori della distribuzione.

#### 4.5.1 Regressione univariata

In questa sezione verranno esposti i due modelli, quello LIN-LIN e quello LOG-LIN, che sono stati costruiti per valutare la relazione tra la variabile che rappresenta un tempo minimo di soggiorno superiore a 28 giorni e le revenue per mese.

Per quanto riguarda il primo modello costruito, quello LIN-LIN, la relazione da considerare è la seguente:

$$REV MESE = \alpha + \beta SOPRA\_28 + \varepsilon$$

$$REV MESE = 2284,746 - 847,29 SOPRA\_28 + \varepsilon$$

Dove  $\alpha$  e  $\beta$  sono i coefficienti della regressione e  $\varepsilon$  rappresenta un termine d'errore, dove ricade l'effetto delle variabili non presenti ma che aiuterebbero a capire meglio la relazione.

Dal momento che il p-value dei coefficienti è inferiore all'1% essi sono altamente significativi e si può affermare che per valori di tempo minimo di soggiorno superiori a 28 giorni si ottiene una diminuzione delle revenue mensili di 847,29 \$. La variabilità spiegata in questo modello risulta essere pari a 0,009

Il secondo modello, invece, riporta la struttura simile al precedente ma utilizza valori logaritmici per quanto riguarda la variabile dipendente e quindi le revenue mensili; di seguito viene riportate l'espressione matematica.

$$\ln REV MESE = \alpha + \beta SOPRA\_28 + \varepsilon$$

$$\ln REV MESE = 7,24 - 0,601 SOPRA\_28 + \varepsilon$$

Anche in questo caso i coefficienti risultano significativi al 99% e si ottiene una diminuzione delle revenue, in caso di affitto long-term, del 60,1%

rispetto al breve termine. In questo modello  $R^2$  risulta aumentato rispetto al precedente ed assume il valore 0,017. Di seguito viene riportato l'output STATA (fig. 16) dove vengono riassunti tutti i risultati dei modelli precedentemente descritti.

	LOG-LIN b/se/p	LIN-LIN b/se/p
SOPRA_28	-847.292*** (6.650) (0.000)	-0.601*** (0.005) (0.000)
_cons	2284.746*** (2.158) (0.000)	7.237*** (0.001) (0.000)
N	1.08e+06	1.08e+06
r2	0.009	0.017
r2_o		
r2_b		
r2_w		
F	16232.083	15616.159

Figura 16: Regressioni univariate LOG-LIN e LIN-LIN

Per quanto riguarda la regressione uni-variata sono stati anche costruiti tre modelli differenti sulla base dei tre periodi temporali che sono stati considerati in questo lavoro di tesi. In fig. 17 viene riportato l'output dei modelli LOG-LIN.

	PRE-COVID b/se/p	COVID b/se/p	POST-COVID b/se/p
SOPRA_28	-0.463*** (0.012) (0.000)	-0.386*** (0.007) (0.000)	-0.876*** (0.008) (0.000)
_cons	7.357*** (0.002) (0.000)	6.898*** (0.002) (0.000)	7.598*** (0.002) (0.000)
N	3.94e+05	4.27e+05	2.59e+05
r2	0.005	0.009	0.049
r2_o			
r2_b			
r2_w			
F	1478.214	3335.269	10927.591

Figura 17: Output modello LOG-LIN

Da questo output si nota che tutti i coefficienti  $\beta$  sono significativi al 99% e negativi in tutti e tre i periodi considerati. In particolare la diminuzione maggiore quando la variabile dummy SOPRA\_28 =1 la si nota nel periodo post pandemico dove si registra un -87,6%; invece, la minore si nota nel periodo pandemico (-38,6%).

Nell'output seguente (fig.18) vengono invece indicati i risultati del modello LIN-LIN per i diversi periodi. In particolare, coerentemente al precedente, si nota che tutti i coefficienti sono significativi al 99% e che in caso di affitti long term la diminuzione maggiore la si riscontra nel post Covid con -1508,324 \$ invece la minore si nota nel periodo pandemico (-437,611\$).

	PRE-COVID b/se/p	COVID b/se/p	POST-COVID b/se/p
SOPRA_28	-630.417*** (17.073) (0.000)	-437.611*** (8.422) (0.000)	-1508.324*** (13.398) (0.000)
_cons	2381.712*** (3.331) (0.000)	1725.183*** (2.937) (0.000)	3048.795*** (5.248) (0.000)
N	3.94e+05	4.27e+05	2.59e+05
r2	0.003	0.005	0.027
r2_o			
r2_b			
r2_w			
F	1363.442	2699.951	12673.673

Figura 18: Output modello LIN-LIN

#### 4.5.2 Regressione multivariata

Per la costruzione del modello di regressione multivariata è stato utilizzato un modello LOG-LIN che studia la relazione tra la variabile dipendente logaritmo delle revenue per mese e la variabile indipendente SOPRA\_28, moderata dalla tipologia di quartiere, dalla turisticità, dalla variabile airbnbsuperhost; vengono considerate come variabili di controllo i mesi, il numero massimo di ospiti, il numero di foto, il numero di reviews, la tipologia di appartamento, la presenza dell'instantbook e il periodo. L'espressione generale, priva degli effetti di moderazione, è la seguente:

$$\begin{aligned}
 \ln REV MESE = & \alpha + \beta_1 SOPRA\ 28 + \beta_2 TIPO\ QUARTIERE + \beta_3 TURISTICO \\
 & + \beta_4 MONTH + \beta_5 MAXGUESTS + \beta_6 NUMBER\ OF\ PHOTOS \\
 & + \beta_7 NUMBER\ OF\ REVIEWS + \beta_8 LISTINGTYPE \\
 & + \beta_9 INSTANTBOOK + \beta_{10} PERIODO + \varepsilon
 \end{aligned}$$

#### *4.5.2.a. Analisi di regressione LOG-LIN su tutti i periodi*

Da questi modelli (fig. 19) si può notare che affitti long term procurano rispetto agli short term un decremento delle revenue del 43,4%. E' importante evidenziare come properties in zone turistiche (M1) e in zone a medio reddito (M4) tendano ad amplificare l'effetto negativo della variabile indice di affitti long term. Lo stesso vale quando la variabile Airbnb Superhost vale "true" (M6); infatti, il possedere questo titolo porta ad ottenere valori maggiormente negativi di ricavi mensili in caso di affitto long term rispetto allo short-term. Il tutto risulta essere sensato del momento che il titolo di superhost riguarda indirettamente turisticità, perché chi lo possiede è solitamente una persona che si trova maggiormente in zone turistiche e il valore percepito è maggiore.

Altre evidenze del modello senza effetti di moderazione (M0), riguardanti la relazione diretta tra le variabili considerate sono:

- Quartieri a basso e a medio reddito, rispetto a quelli ad alto reddito, portano ad una diminuzione delle revenue rispettivamente del 28,6% e 6,3%
- Zone turistiche, rispetto a zone di tipo residenziale, procurano revenue mensili maggiori del 19,9%
- Un aumento del numero di ospiti massimo porta ad un aumento del 16,2% dei ricavi
- Aumento del numero di foto e di recensioni procurano un incremento delle revenue dello 0,9% e dello 0,1%
- La possibilità di instant booking porta, rispetto al caso in cui questa opzione non fosse presente, un aumento di ricavi mensili del 25,9%
- Camere d'hotel, rispetto ad interi appartamenti, porta un aumento delle revenue del 35,4%; comportamento opposto hanno le stanze private e condivise che causano diminuzioni del 21,7% e 89,7%
- Tutti i mesi rispetto a gennaio provocano variazioni positive delle revenue

- Sia il periodo pre-Covid che post-Covid rispetto alla pandemia portano variazioni positive delle revenue rispettivamente del 48,8% e 70,1
- Nei seguenti modelli i coefficienti risultano significativi al 99%

	M0	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7
	b/se/p							
SOPRA_28	-0.434*** (0.005) (0.000)	-0.469*** (0.007) (0.000)	-0.394*** (0.008) (0.000)	-0.423*** (0.011) (0.000)	-0.449*** (0.007) (0.000)	-0.421*** (0.011) (0.000)	-0.503*** (0.015) (0.000)	-0.425*** (0.006) (0.000)
2.TIPO_QUARTIERE_group	-0.286*** (0.003) (0.000)	-0.447*** (0.005) (0.000)	-0.204*** (0.004) (0.000)				-0.283*** (0.007) (0.000)	-0.285*** (0.003) (0.000)
3.TIPO_QUARTIERE_group	-0.063*** (0.003) (0.000)	-0.076*** (0.004) (0.000)	-0.098*** (0.004) (0.000)				-0.077*** (0.006) (0.000)	-0.059*** (0.003) (0.000)
2.TURISTICO_group	0.199*** (0.002) (0.000)			0.265*** (0.005) (0.000)	0.282*** (0.003) (0.000)	0.016*** (0.004) (0.000)	0.218*** (0.005) (0.000)	0.195*** (0.002) (0.000)
2.MONTH_group	0.035*** (0.005) (0.000)	0.029*** (0.007) (0.000)	0.041*** (0.007) (0.000)	0.026** (0.012) (0.027)	0.031*** (0.007) (0.000)	0.048*** (0.009) (0.000)	-0.024** (0.011) (0.033)	0.045*** (0.005) (0.000)
3.MONTH_group	0.017*** (0.005) (0.000)	0.002 (0.007) (0.732)	0.034*** (0.007) (0.000)	0.002 (0.012) (0.866)	0.005 (0.007) (0.465)	0.049*** (0.009) (0.000)	-0.108*** (0.011) (0.000)	0.041*** (0.005) (0.000)
4.MONTH_group	0.091*** (0.005) (0.000)	0.068*** (0.007) (0.000)	0.117*** (0.008) (0.000)	0.084*** (0.012) (0.000)	0.077*** (0.007) (0.000)	0.121*** (0.010) (0.000)	-0.069*** (0.012) (0.000)	0.120*** (0.006) (0.000)
5.MONTH_group	0.094*** (0.005) (0.000)	0.073*** (0.007) (0.000)	0.120*** (0.007) (0.000)	0.103*** (0.012) (0.000)	0.072*** (0.007) (0.000)	0.130*** (0.009) (0.000)	-0.054*** (0.011) (0.000)	0.122*** (0.005) (0.000)
6.MONTH_group	0.221*** (0.005) (0.000)	0.196*** (0.007) (0.000)	0.251*** (0.007) (0.000)	0.243*** (0.011) (0.000)	0.197*** (0.007) (0.000)	0.252*** (0.009) (0.000)	0.077*** (0.011) (0.000)	0.249*** (0.005) (0.000)
7.MONTH_group	0.194*** (0.005) (0.000)	0.187*** (0.006) (0.000)	0.203*** (0.007) (0.000)	0.180*** (0.011) (0.000)	0.183*** (0.006) (0.000)	0.225*** (0.008) (0.000)	0.070*** (0.011) (0.000)	0.219*** (0.005) (0.000)
8.MONTH_group	0.029*** (0.005) (0.000)	0.030*** (0.006) (0.000)	0.030*** (0.007) (0.000)	-0.017 (0.012) (0.140)	0.028*** (0.006) (0.000)	0.060*** (0.009) (0.000)	-0.072*** (0.011) (0.000)	0.050*** (0.005) (0.000)
9.MONTH_group	0.219*** (0.005) (0.000)	0.216*** (0.007) (0.000)	0.224*** (0.007) (0.000)	0.210*** (0.012) (0.000)	0.220*** (0.007) (0.000)	0.224*** (0.009) (0.000)	0.076*** (0.011) (0.000)	0.248*** (0.005) (0.000)
10.MONTH_group	0.260*** (0.005) (0.000)	0.245*** (0.007) (0.000)	0.277*** (0.007) (0.000)	0.242*** (0.012) (0.000)	0.251*** (0.007) (0.000)	0.286*** (0.009) (0.000)	0.090*** (0.011) (0.000)	0.292*** (0.005) (0.000)
11.MONTH_group	0.094*** (0.005) (0.000)	0.075*** (0.007) (0.000)	0.117*** (0.007) (0.000)	0.070*** (0.012) (0.000)	0.087*** (0.007) (0.000)	0.121*** (0.009) (0.000)	-0.172*** (0.012) (0.000)	0.143*** (0.005) (0.000)
12.MONTH_group	0.223*** (0.005) (0.000)	0.204*** (0.006) (0.000)	0.246*** (0.007) (0.000)	0.190*** (0.011) (0.000)	0.216*** (0.006) (0.000)	0.257*** (0.009) (0.000)	0.070*** (0.011) (0.000)	0.253*** (0.005) (0.000)
MAXGUESTS	0.162*** (0.001) (0.000)	0.158*** (0.001) (0.000)	0.164*** (0.001) (0.000)	0.169*** (0.002) (0.000)	0.162*** (0.001) (0.000)	0.152*** (0.001) (0.000)	0.153*** (0.002) (0.000)	0.164*** (0.001) (0.000)
2.AIRBNBSUPERHOST_group	0.175*** (0.003) (0.000)	0.176*** (0.004) (0.000)	0.172*** (0.004) (0.000)	0.192*** (0.006) (0.000)	0.167*** (0.004) (0.000)	0.178*** (0.005) (0.000)		
NUMBEROFREVIEWS	0.001*** (0.000) (0.000)	0.001*** (0.000) (0.000)	0.002*** (0.000) (0.000)	0.001*** (0.000) (0.000)	0.001*** (0.000) (0.000)	0.002*** (0.000) (0.000)	0.001*** (0.000) (0.000)	0.001*** (0.000) (0.000)
NUMBEROFPHOTOS	0.009*** (0.000) (0.000)	0.009*** (0.000) (0.000)	0.009*** (0.000) (0.000)	0.007*** (0.000) (0.000)	0.009*** (0.000) (0.000)	0.011*** (0.000) (0.000)	0.009*** (0.000) (0.000)	0.009*** (0.000) (0.000)
2.IB_group	0.259*** (0.002) (0.000)	0.259*** (0.003) (0.000)	0.245*** (0.003) (0.000)	0.279*** (0.005) (0.000)	0.253*** (0.003) (0.000)	0.234*** (0.004) (0.000)	0.137*** (0.005) (0.000)	0.280*** (0.002) (0.000)
2.LIST_TYPE_group	0.354*** (0.005) (0.000)	0.331*** (0.007) (0.000)	0.380*** (0.010) (0.000)	0.323*** (0.011) (0.000)	0.379*** (0.007) (0.000)	0.274*** (0.014) (0.000)	0.392*** (0.013) (0.000)	0.353*** (0.006) (0.000)
3.LIST_TYPE_group	-0.217*** (0.003) (0.000)	-0.229*** (0.005) (0.000)	-0.218*** (0.004) (0.000)	-0.233*** (0.008) (0.000)	-0.191*** (0.004) (0.000)	-0.269*** (0.006) (0.000)	-0.183*** (0.007) (0.000)	-0.228*** (0.004) (0.000)
4.LIST_TYPE_group	-0.897*** (0.014) (0.000)	-0.832*** (0.023) (0.000)	-0.938*** (0.017) (0.000)	-0.675*** (0.044) (0.000)	-0.808*** (0.019) (0.000)	-1.076*** (0.022) (0.000)	-0.679*** (0.035) (0.000)	-0.924*** (0.015) (0.000)
2.PERIODO_group	0.701*** (0.003) (0.000)	0.733*** (0.003) (0.000)	0.662*** (0.004) (0.000)	0.716*** (0.006) (0.000)	0.717*** (0.003) (0.000)	0.661*** (0.005) (0.000)	0.633*** (0.007) (0.000)	0.703*** (0.003) (0.000)
3.PERIODO_group	0.488*** (0.002) (0.000)	0.505*** (0.003) (0.000)	0.471*** (0.003) (0.000)	0.498*** (0.005) (0.000)	0.487*** (0.003) (0.000)	0.490*** (0.004) (0.000)	0.616*** (0.005) (0.000)	0.460*** (0.003) (0.000)
_cons	5.949*** (0.005) (0.000)	6.217*** (0.007) (0.000)	5.912*** (0.007) (0.000)	5.934*** (0.011) (0.000)	5.844*** (0.006) (0.000)	5.721*** (0.008) (0.000)	6.283*** (0.012) (0.000)	5.918*** (0.006) (0.000)
N	1.05e+06	5.64e+05	4.84e+05	1.89e+05	5.57e+05	3.03e+05	1.67e+05	8.81e+05
r2	0.242	0.244	0.210	0.222	0.242	0.200	0.240	0.242
r2_o								
r2_b								
r2_w								
F	12764.729	7094.452	5139.521	2100.923	7466.123	3169.177	2144.625	11100.322

Figura 19: Regressione multivariata LOG-LIN

#### *4.5.2.b. Analisi regressione LOG-LIN divisa per periodi*

Anche per i diversi periodi temporali sono stati costruiti i modelli precedentemente citati. Di seguito vengono riportati in tab. 33 i valori dei coefficienti della variabile SOPRA\_28 per comprendere come questa varia in corrispondenza dei moderanti e nell'appendice saranno visibili i modelli completi.

Verranno poi presentati i modelli suddivisi per i tre periodi temporali senza effetti di moderazione per valutare le relazioni delle diverse variabili con le revenue mensili.

Dalla tabella sotto riportata si evince come nel periodo pre-pandemico zone non turistiche, zone a basso reddito portino la variabile SOPRA\_28 ad assumere valori maggiormente negativi; pertanto, in corrispondenza dei valori appena citati delle variabili l'effetto negativo degli affitti long-term è amplificato.

Durante la pandemia, invece, l'amplificazione dell'effetto negativo della variabile SOPRA\_28 lo si nota in corrispondenza di zone turistiche e di zone a medio reddito. Infine, nel post pandemia, rimane invariato l'effetto di amplificazione per quanto riguarda le zone turistiche, ma si registra un comportamento uguale al pre-pandemia per la tipologia di quartiere; infatti, decrementi maggiori delle revenue causati da affitti long-term lo si nota per zone a basso reddito.

Per quanto riguarda l'effetto del titolo di "Superhost" emerge che questo, in tutti i periodi considerati, provoca un'amplificazione dell'effetto negativo della variabile indicativa di affitti long-term (SOPRA\_28).

Si nota, infine, come valori maggiormente negativi della variabile SOPRA\_28 siano imputabili al periodo post pandemico, invece valori meno negativi a quello pandemico. Ciò denota che durante la pandemia è diminuito il beneficio di tempi minimi di soggiorno bassi per poi acuirsi nuovamente e in modo più pesante rispetto al pre-pandemia, nel post-Covid.

MODELLO	MINIMUM STAY > 28		
	PRE-COVID	COVID	POST-COVID
<b>M1: TURISTICO</b>	-0,4	-0,331	-0,791
<b>M2: NON TURISTICO</b>	-0,429	-0,204	-0,718
<b>M3: ALTO REDDITO</b>	-0,44	-0,237	-0,755
<b>M4: MEDIO REDDITO</b>	-0,385	-0,316	-0,746
<b>M5: BASSO REDDITO</b>	-0,448	-0,226	-0,786
<b>M6: SUPERHOST</b>	-0,501	-0,37	-0,768
<b>M7: NO SUPERHOST</b>	-0,383	-0,263	-0,767

Tabella 33: Valori del coefficiente della variabile SOPRA\_28 in corrispondenza di moderazione

Nella fig. 20 sono riportati gli output dei modelli in assenza di moderazione suddivisi per periodo. Possiamo notare, coerentemente a tutti i modelli precedentemente illustrati, che affitti log-term portano sempre a valori minori di revenue rispetto ad affitti short-term. In particolare, un decremento maggiore è imputabile al post-Covid (-75,3%) e quello minore al periodo Covid (-27,5%).

Per quanto riguarda le altre variabili si nota che:

- Property in zone a basso e medio reddito portano in tutti e tre i periodi diminuzioni di revenue rispetto alle zone ad alto reddito; anche nel caso di questa variabile decrementi maggiori li si riscontra nel post pandemia
- Zone turistiche portano ad aumenti di revenue rispetto alle non turistiche; la pandemia non ha variato questo risultato
- Un aumento del numero di ospiti massimo porta ad un aumento dei ricavi; nel post-pandemia si registra l'aumento maggiore.
- Aumento del numero di foto e di recensioni procurano incrementi delle revenue molto simili nei tre periodi considerati
- La possibilità di instant booking porta, rispetto al caso in cui questa opzione non fosse presente, aumenti dei ricavi mensili; in pandemia si registra il valore maggiore (+29,5%)
- Camere d'hotel, rispetto ad interi appartamenti, portano un aumento delle revenue, ma durante la pandemia e in post pandemia in modo meno marcato; comportamento diverso hanno le stanze private e

quelle condivise per le quali si registrano in tutti i periodi dei decrementi in particolare per le stanze condivise nel post-Covid e per le private nel pre-Covid.

- Tutti i mesi, ad eccezione di agosto, ottobre e dicembre, determinano ricavi mensili minori rispetto a gennaio nel periodo pandemico.

	PRE-COVID b/se/p	COVID b/se/p	POST-COVID b/se/p
SOPRA_28	-0.405*** (0.011) (0.000)	-0.275*** (0.007) (0.000)	-0.753*** (0.010) (0.000)
2.TIPO_QUARTIERE_group	-0.277*** (0.004) (0.000)	-0.272*** (0.005) (0.000)	-0.332*** (0.006) (0.000)
3.TIPO_QUARTIERE_group	-0.075*** (0.004) (0.000)	-0.048*** (0.005) (0.000)	-0.075*** (0.006) (0.000)
2.TURISTICO_group	0.201*** (0.003) (0.000)	0.171*** (0.004) (0.000)	0.240*** (0.004) (0.000)
2.MONTH_group	0.042*** (0.008) (0.000)	-0.026*** (0.007) (0.000)	0.158*** (0.011) (0.000)
3.MONTH_group	0.156*** (0.008) (0.000)	-0.237*** (0.007) (0.000)	0.403*** (0.010) (0.000)
4.MONTH_group	0.322*** (0.007) (0.000)	-0.453*** (0.009) (0.000)	0.586*** (0.010) (0.000)
5.MONTH_group	0.306*** (0.007) (0.000)	-0.349*** (0.008) (0.000)	0.612*** (0.010) (0.000)
6.MONTH_group	0.475*** (0.007) (0.000)	-0.198*** (0.008) (0.000)	0.688*** (0.010) (0.000)
7.MONTH_group	0.249*** (0.007) (0.000)	-0.002 (0.007) (0.758)	0.606*** (0.010) (0.000)
8.MONTH_group	-0.051*** (0.008) (0.000)	0.019** (0.007) (0.011)	0.382*** (0.010) (0.000)
9.MONTH_group	0.392*** (0.007) (0.000)	-0.050*** (0.008) (0.000)	0.561*** (0.010) (0.000)
10.MONTH_group	0.379*** (0.007) (0.000)	0.031*** (0.008) (0.000)	0.614*** (0.010) (0.000)
11.MONTH_group	0.165*** (0.008) (0.000)	-0.129*** (0.008) (0.000)	0.514*** (0.010) (0.000)
12.MONTH_group	0.316*** (0.007) (0.000)	0.027*** (0.008) (0.001)	0.570*** (0.010) (0.000)
MAXGUESTS	0.152*** (0.001) (0.000)	0.165*** (0.001) (0.000)	0.173*** (0.001) (0.000)
2.AIRBNBSUPERHOST_group	0.242*** (0.004) (0.000)	0.131*** (0.004) (0.000)	0.062*** (0.006) (0.000)
NUMBEROFREVIEWS	0.002*** (0.000) (0.000)	0.001*** (0.000) (0.000)	0.001*** (0.000) (0.000)
NUMBEROFPHOTOS	0.011*** (0.000) (0.000)	0.009*** (0.000) (0.000)	0.007*** (0.000) (0.000)
2.IB_group	0.204*** (0.003) (0.000)	0.295*** (0.003) (0.000)	0.255*** (0.004) (0.000)
2.LIST_TYPE_group	0.609*** (0.007) (0.000)	0.232*** (0.009) (0.000)	0.179*** (0.011) (0.000)
3.LIST_TYPE_group	-0.244*** (0.005) (0.000)	-0.242*** (0.006) (0.000)	-0.156*** (0.006) (0.000)
4.LIST_TYPE_group	-0.894*** (0.019) (0.000)	-0.887*** (0.024) (0.000)	-0.940*** (0.032) (0.000)
_cons	6.312*** (0.008) (0.000)	6.165*** (0.008) (0.000)	6.315*** (0.011) (0.000)
N	3.94e+05	4.18e+05	2.37e+05
r2	0.227	0.183	0.248
r2_o			
r2_b			
r2_w			
F	4984.600	3903.036	3097.327

Figura 20: Modelli generali LOG-LIN nei periodi

### *4.5.3 Controllo di robustezza*

Al fine di verificare la robustezza del modello esso è stato testato con un altro valore della variabile booleana, ponendo la soglia a 14 giorni e creando la variabile SOPRA\_14. Questa variabile ha funzionamento analogo a SOPRA\_28 e assume valore =1 nel caso di tempi minimi di soggiorno superiori a 14 giorni e 0 altrimenti. Tutto ciò viene effettuato al fine di valutare l'ottenimento di risultati simili in caso di variazione delle condizioni iniziali e valutare quindi la robustezza del modello. I coefficienti di questa seconda regressione sono simili in termini di valori e significatività a quelli ottenuti dal primo modello e l' $R^2$  è aumentato a 0,243; si suppone quindi che il modello possa essere considerato robusto.

## 5. CONCLUSIONI E SVILUPPI FUTURI

Dal seguente studio, per quanto riguarda la domanda di ricerca, emerge come in realtà il passaggio di affitti dal breve a medio-lungo termine sulla piattaforma non sia in grado di incrementare i ricavi mensili.

Entrando nel merito delle analisi è emerso dalle statistiche descrittive che in periodo pandemico il numero minimo di giorni di soggiorno sia aumentato passando da una media di 6 giorni ad una di 20 durante la pandemia e 25 nel post pandemia e il numero di annunci che prevede tempi superiori a 28 giorni è aumentato del 460%. Nonostante questo, la categoria che sembra procurare performance maggiori in termini di ritorni rimane quella degli affitti fino a 2 giorni.

Per quanto riguarda i risultati dell'analisi di regressione affitti superiori a 28 giorni portano sempre ritorni minori rispetto ad affitti brevi. Durante il Covid la riduzione delle revenue mensili è minore (-27,5%) rispetto agli altri periodi. Nel post-Covid si registra un effetto negativo più pesante con un -75,3%. Le variabili che indicano la tipologia di quartiere, la turisticità e se l'host è un "Superhost" o meno influenzano la magnitudo del decremento che affitti superiori a 28 giorni causano sulle revenue mensili. In particolare, nei modelli che considerano tutti i periodi temporali, emerge come zone turistiche, a medio reddito amplificano la diminuzione degli affitti long-term, esattamente come l'essere "Superhost." Bisogna notare che, se l'effetto di quest'ultima variabile è lo stesso su tutti i periodi considerati, quello della zona e della turisticità varia a seconda dell'arco temporale considerato.

Per quanto riguarda l'effetto diretto delle variabili utilizzate nel modello sulle revenue mensili emerge che zone a basso e medio reddito, rispetto alla tipologia ad alto reddito, provocano sempre decrementi delle revenue in particolare, nel modello generale, del 28,1% e del 6,2%.

È emerso anche come properties in zone turistiche in tutti i periodi rechino sempre ricavi maggiori rispetto a quelle localizzate in zone non turistiche, in media del 20%.

Le variabili MAXGUESTS, NUMBER OF REVIEW e NUMBER OF PHOTOS, comportano in tutti i periodi un'influenza positiva sulle revenue mensili. Per quanto concerne il numero massimo di ospiti l'andamento è crescente nel tempo; infatti, nel post pandemia si registra il valore più alto; invece, le altre due variabili presentano un andamento simile nel tempo.

In tutti i periodi analizzati si nota che la presenza della possibilità di prenotazione immediata e del titolo di Superhost causano rispetto ai casi opposti, revenue maggiori.

Per ultimo, è stato studiato l'effetto della variabile di controllo "LISTINGTYPE" che è emerso avere anch'essa un andamento simile tra i periodi. In particolare, camere d'hotel rispetto ad interi appartamenti portano a revenue maggiori e l'effetto opposto lo si nota per camere condivise e private. Si nota che gli aumenti e i decrementi delle suddette variabili non sono particolarmente variati a causa della pandemia, che quindi non ha influito particolarmente nella scelta della tipologia di abitazione.

Per quanto riguarda gli sviluppi futuri, i modelli proposti possono sicuramente essere arricchiti andando ad introdurre altre variabili con il fine di incrementare la variabilità spiegata e comprendere meglio le dinamiche della piattaforma. Tuttavia, l'aspetto che risulta maggiormente interessante è andare a testare questi stessi modelli in città di dimensioni minori oppure in città non fortemente turistiche come quella oggetto del seguente lavoro di tesi.

## 6. RINGRAZIAMENTI

In occasione del raggiungimento di questo importante traguardo ci tengo a ringraziare tutti coloro che mi hanno supportato e hanno condiviso il loro tempo con me in questi cinque anni.

Ringrazio mia madre e mio padre, per avermi sostenuto incondizionatamente, credendo sempre nelle mie capacità e spronandomi a continuare nonostante le difficoltà.

Ringrazio mio fratello Lorenzo, per il costante sostegno morale che rappresenta e per il supporto che è stato; senza di lui sarebbe stato più difficile.

Ringrazio le mie amiche Alessia, Elisa e Giulia, persone sulle quali so di poter sempre contare e far riferimento per passare momenti di svago, ma anche in caso di difficoltà e incertezza.

Ringrazio Elena, una delle persone che ho avuto la fortuna e l'onore di conoscere in questo percorso, alla quale sono molto legata e che ad oggi ritengo una delle mie più care amiche.

Ringrazio i miei amici dell'università Valentina, Giulia, Davide, Lorenzo, Anna, Luca e Vittoria. Vi auguro riusciate a realizzarvi, raggiungendo tutti gli obiettivi di vita a cui ambite e vi sono grata per i momenti di spensieratezza che mi avete donato.

Infine, ringrazio Francesca, perché mi ha accompagnato e mi accompagna tutt'ora in un lungo percorso di crescita personale. Mi sento di dire, consapevole di non stare esagerando, che mi ha cambiato la vita.

Ad maiora!

# APPENDICE

	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7
	b/se/p						
SOPRA_28	-0.400*** (0.014) (0.000)	-0.429*** (0.019) (0.000)	-0.440*** (0.023) (0.000)	-0.385*** (0.015) (0.000)	-0.448*** (0.026) (0.000)	-0.501*** (0.026) (0.000)	-0.383*** (0.013) (0.000)
2.TIPO_QUARTIERE_group	-0.460*** (0.007) (0.000)	-0.177*** (0.006) (0.000)				-0.334*** (0.009) (0.000)	-0.262*** (0.005) (0.000)
3.TIPO_QUARTIERE_group	-0.125*** (0.006) (0.000)	-0.082*** (0.006) (0.000)				-0.098*** (0.008) (0.000)	-0.069*** (0.005) (0.000)
2.MONTH_group	0.023** (0.010) (0.026)	0.063*** (0.012) (0.000)	0.034* (0.019) (0.068)	0.033*** (0.011) (0.002)	0.061*** (0.015) (0.000)	-0.039** (0.016) (0.013)	0.061*** (0.009) (0.000)
3.MONTH_group	0.159*** (0.011) (0.000)	0.151*** (0.012) (0.000)	0.156*** (0.019) (0.000)	0.158*** (0.011) (0.000)	0.151*** (0.015) (0.000)	0.121*** (0.016) (0.000)	0.162*** (0.009) (0.000)
4.MONTH_group	0.309*** (0.010) (0.000)	0.338*** (0.011) (0.000)	0.320*** (0.018) (0.000)	0.305*** (0.010) (0.000)	0.353*** (0.014) (0.000)	0.262*** (0.015) (0.000)	0.334*** (0.008) (0.000)
5.MONTH_group	0.298*** (0.010) (0.000)	0.315*** (0.011) (0.000)	0.321*** (0.017) (0.000)	0.294*** (0.010) (0.000)	0.317*** (0.014) (0.000)	0.253*** (0.015) (0.000)	0.316*** (0.008) (0.000)
6.MONTH_group	0.450*** (0.010) (0.000)	0.504*** (0.011) (0.000)	0.516*** (0.017) (0.000)	0.456*** (0.010) (0.000)	0.483*** (0.014) (0.000)	0.387*** (0.015) (0.000)	0.494*** (0.008) (0.000)
7.MONTH_group	0.231*** (0.010) (0.000)	0.271*** (0.011) (0.000)	0.258*** (0.017) (0.000)	0.228*** (0.010) (0.000)	0.281*** (0.013) (0.000)	0.228*** (0.015) (0.000)	0.254*** (0.008) (0.000)
8.MONTH_group	-0.058*** (0.010) (0.000)	-0.042*** (0.011) (0.000)	-0.081*** (0.018) (0.000)	-0.062*** (0.010) (0.000)	-0.015 (0.014) (0.000)	-0.031* (0.016) (0.054)	-0.055*** (0.009) (0.000)
9.MONTH_group	0.383*** (0.010) (0.000)	0.403*** (0.011) (0.000)	0.426*** (0.017) (0.000)	0.382*** (0.010) (0.000)	0.389*** (0.014) (0.000)	0.320*** (0.015) (0.000)	0.409*** (0.008) (0.000)
10.MONTH_group	0.346*** (0.010) (0.000)	0.417*** (0.011) (0.000)	0.356*** (0.018) (0.000)	0.356*** (0.010) (0.000)	0.434*** (0.014) (0.000)	0.311*** (0.015) (0.000)	0.395*** (0.008) (0.000)
11.MONTH_group	0.129*** (0.010) (0.000)	0.205*** (0.011) (0.000)	0.181*** (0.018) (0.000)	0.137*** (0.010) (0.000)	0.202*** (0.014) (0.000)	-0.042*** (0.016) (0.010)	0.213*** (0.009) (0.000)
12.MONTH_group	0.278*** (0.010) (0.000)	0.359*** (0.011) (0.000)	0.273*** (0.018) (0.000)	0.300*** (0.010) (0.000)	0.370*** (0.014) (0.000)	0.278*** (0.015) (0.000)	0.326*** (0.008) (0.000)
MAXGUESTS	0.156*** (0.001) (0.000)	0.143*** (0.002) (0.000)	0.160*** (0.003) (0.000)	0.156*** (0.001) (0.000)	0.132*** (0.002) (0.000)	0.145*** (0.002) (0.000)	0.154*** (0.001) (0.000)
2.AIRBNBSUPERHOST_group	0.246*** (0.005) (0.000)	0.239*** (0.005) (0.000)	0.263*** (0.008) (0.000)	0.251*** (0.005) (0.000)	0.216*** (0.007) (0.000)		
NUMBEROFREVIEWS	0.002*** (0.000) (0.000)						
NUMBEROFPHOTOS	0.011*** (0.000) (0.000)	0.011*** (0.000) (0.000)	0.013*** (0.000) (0.000)	0.010*** (0.000) (0.000)	0.010*** (0.000) (0.000)	0.010*** (0.000) (0.000)	0.012*** (0.000) (0.000)
2.IB_group	0.221*** (0.004) (0.000)	0.174*** (0.005) (0.000)	0.210*** (0.007) (0.000)	0.216*** (0.004) (0.000)	0.166*** (0.006) (0.000)	0.101*** (0.006) (0.000)	0.228*** (0.004) (0.000)
2.LIST_TYPE_group	0.588*** (0.009) (0.000)	0.616*** (0.014) (0.000)	0.634*** (0.016) (0.000)	0.596*** (0.009) (0.000)	0.557*** (0.019) (0.000)	0.472*** (0.018) (0.000)	0.634*** (0.008) (0.000)
3.LIST_TYPE_group	-0.241*** (0.007) (0.000)	-0.263*** (0.007) (0.000)	-0.217*** (0.013) (0.000)	-0.239*** (0.007) (0.000)	-0.290*** (0.009) (0.000)	-0.157*** (0.008) (0.000)	-0.275*** (0.006) (0.000)
4.LIST_TYPE_group	-0.814*** (0.032) (0.000)	-0.950*** (0.024) (0.000)	-0.795*** (0.060) (0.000)	-0.801*** (0.027) (0.000)	-1.037*** (0.030) (0.000)	-0.686*** (0.040) (0.000)	-0.927*** (0.021) (0.000)
2.TURISTICO_group			0.310*** (0.007) (0.000)	0.266*** (0.004) (0.000)	0.019*** (0.006) (0.001)	0.219*** (0.006) (0.000)	0.195*** (0.004) (0.000)
_cons	6.592*** (0.011) (0.000)	6.286*** (0.011) (0.000)	6.211*** (0.016) (0.000)	6.203*** (0.009) (0.000)	6.158*** (0.013) (0.000)	6.733*** (0.016) (0.000)	6.270*** (0.008) (0.000)
N	2.07e+05	1.86e+05	72102.000	2.03e+05	1.18e+05	76024.000	3.17e+05
r2	0.232	0.184	0.227	0.230	0.162	0.220	0.218
r2_o							
r2_b							
r2_w							
F	2782.987	1831.903	968.812	2819.371	1064.124	975.823	4016.807

Figura 21: Modelli LOG-LIN Pre-Covid

	M1 b/se/p	M2 b/se/p	M3 b/se/p	M4 b/se/p	M5 b/se/p	M6 b/se/p	M7 b/se/p
SOPRA_28	-0.331*** (0.009) (0.000)	-0.204*** (0.011) (0.000)	-0.237*** (0.015) (0.000)	-0.316*** (0.010) (0.000)	-0.226*** (0.015) (0.000)	-0.370*** (0.023) (0.000)	-0.263*** (0.008) (0.000)
2.TIPO_QUARTIERE_group	-0.401*** (0.008) (0.000)	-0.208*** (0.006) (0.000)				-0.241*** (0.012) (0.000)	-0.275*** (0.006) (0.000)
3.TIPO_QUARTIERE_group	-0.036*** (0.007) (0.000)	-0.100*** (0.006) (0.000)				-0.069*** (0.011) (0.000)	-0.042*** (0.005) (0.000)
2.MONTH_group	-0.033*** (0.010) (0.001)	-0.019* (0.011) (0.085)	-0.039** (0.017) (0.024)	-0.032*** (0.010) (0.001)	-0.007 (0.014) (0.632)	-0.059*** (0.016) (0.000)	-0.021** (0.016) (0.011)
3.MONTH_group	-0.290*** (0.010) (0.000)	-0.175*** (0.011) (0.000)	-0.263*** (0.017) (0.000)	-0.278*** (0.010) (0.000)	-0.142*** (0.014) (0.000)	-0.402*** (0.016) (0.000)	-0.203*** (0.008) (0.000)
4.MONTH_group	-0.523*** (0.013) (0.000)	-0.372*** (0.014) (0.000)	-0.472*** (0.023) (0.000)	-0.491*** (0.013) (0.000)	-0.369*** (0.018) (0.000)	-0.797*** (0.025) (0.000)	-0.391*** (0.010) (0.000)
5.MONTH_group	-0.410*** (0.011) (0.000)	-0.276*** (0.012) (0.000)	-0.340*** (0.019) (0.000)	-0.399*** (0.011) (0.000)	-0.259*** (0.015) (0.000)	-0.550*** (0.019) (0.000)	-0.307*** (0.009) (0.000)
6.MONTH_group	-0.241*** (0.010) (0.000)	-0.149*** (0.011) (0.000)	-0.190*** (0.018) (0.000)	-0.233*** (0.010) (0.000)	-0.137*** (0.014) (0.000)	-0.348*** (0.018) (0.000)	-0.166*** (0.008) (0.000)
7.MONTH_group	-0.017* (0.010) (0.078)	0.016 (0.011) (0.143)	-0.048*** (0.017) (0.005)	-0.017* (0.010) (0.079)	0.056*** (0.013) (0.000)	-0.165*** (0.016) (0.000)	0.033*** (0.008) (0.000)
8.MONTH_group	0.003 (0.010) (0.758)	0.037*** (0.011) (0.001)	-0.050*** (0.018) (0.005)	0.011 (0.010) (0.254)	0.076*** (0.014) (0.000)	-0.160*** (0.017) (0.000)	0.057*** (0.008) (0.000)
9.MONTH_group	-0.068*** (0.011) (0.000)	-0.030*** (0.012) (0.009)	-0.109*** (0.019) (0.000)	-0.049*** (0.011) (0.000)	-0.015 (0.015) (0.303)	-0.232*** (0.018) (0.000)	-0.011 (0.009) (0.186)
10.MONTH_group	0.013 (0.011) (0.212)	0.050*** (0.012) (0.000)	-0.017 (0.019) (0.353)	0.030*** (0.011) (0.004)	0.059*** (0.015) (0.000)	-0.212*** (0.018) (0.000)	0.082*** (0.009) (0.000)
11.MONTH_group	-0.167*** (0.011) (0.000)	-0.084*** (0.012) (0.000)	-0.201*** (0.020) (0.000)	-0.136*** (0.011) (0.000)	-0.073*** (0.016) (0.000)	-0.411*** (0.020) (0.000)	-0.073*** (0.009) (0.000)
12.MONTH_group	0.002 (0.010) (0.815)	0.053*** (0.011) (0.000)	-0.011 (0.018) (0.546)	0.014 (0.010) (0.192)	0.072*** (0.015) (0.000)	-0.210*** (0.019) (0.000)	0.075*** (0.009) (0.000)
MAXGUESTS	0.158*** (0.001) (0.000)	0.170*** (0.002) (0.000)	0.173*** (0.003) (0.000)	0.161*** (0.001) (0.000)	0.161*** (0.002) (0.000)	0.157*** (0.003) (0.000)	0.166*** (0.001) (0.000)
2.AIRBNBSUPERHOST_group	0.139*** (0.006) (0.000)	0.119*** (0.007) (0.000)	0.150*** (0.011) (0.000)	0.108*** (0.006) (0.000)	0.153*** (0.009) (0.000)		
NUMBEROFREVIEWS	0.001*** (0.000) (0.000)						
NUMBEROFFOTOS	0.009*** (0.000) (0.000)	0.009*** (0.000) (0.000)	0.006*** (0.000) (0.000)	0.009*** (0.000) (0.000)	0.011*** (0.000) (0.000)	0.008*** (0.000) (0.000)	0.009*** (0.000) (0.000)
2.IB_group	0.292*** (0.005) (0.000)	0.283*** (0.005) (0.000)	0.319*** (0.008) (0.000)	0.285*** (0.005) (0.000)	0.269*** (0.007) (0.000)	0.178*** (0.008) (0.000)	0.316*** (0.004) (0.000)
2.LIST_TYPE_group	0.218*** (0.011) (0.000)	0.246*** (0.016) (0.000)	0.215*** (0.018) (0.000)	0.279*** (0.012) (0.000)	0.095*** (0.025) (0.000)	0.378*** (0.022) (0.000)	0.207*** (0.010) (0.000)
3.LIST_TYPE_group	-0.238*** (0.008) (0.000)	-0.257*** (0.014) (0.000)	-0.298*** (0.014) (0.000)	-0.182*** (0.008) (0.000)	-0.317*** (0.010) (0.000)	-0.238*** (0.012) (0.000)	-0.245*** (0.006) (0.000)
4.LIST_TYPE_group	-0.875*** (0.041) (0.000)	-0.900*** (0.031) (0.000)	-0.513*** (0.081) (0.000)	-0.806*** (0.034) (0.000)	-1.105*** (0.037) (0.000)	-0.719*** (0.068) (0.000)	-0.905*** (0.026) (0.000)
2.TURISTICO_group			0.205*** (0.008) (0.000)	0.258*** (0.005) (0.000)	-0.000 (0.007) (0.942)	0.221*** (0.008) (0.000)	0.161*** (0.004) (0.000)
_cons	6.411*** (0.011) (0.000)	6.105*** (0.011) (0.000)	6.204*** (0.017) (0.000)	6.081*** (0.009) (0.000)	5.888*** (0.013) (0.000)	6.525*** (0.018) (0.000)	6.116*** (0.008) (0.000)
N	2.28e+05	1.90e+05	75887.000	2.25e+05	1.17e+05	68474.000	3.49e+05
r2	0.181	0.155	0.156	0.179	0.151	0.179	0.183
r2_o							
r2_b							
r2_w							
F	2174.624	1565.298	582.218	2350.704	975.526	680.962	3388.759

Figura 22: Modelli LOG-LIN Covid

	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7
	b/se/p						
SOPRA_28	-0.791*** (0.013) (0.000)	-0.718*** (0.015) (0.000)	-0.755*** (0.020) (0.000)	-0.746*** (0.014) (0.000)	-0.786*** (0.020) (0.000)	-0.767*** (0.034) (0.000)	-0.752*** (0.010) (0.000)
2. TIPO_QUARTIERE_group	-0.523*** (0.010) (0.000)	-0.239*** (0.007) (0.000)				-0.212*** (0.019) (0.000)	-0.344*** (0.006) (0.000)
3. TIPO_QUARTIERE_group	-0.087*** (0.008) (0.000)	-0.121*** (0.008) (0.000)				-0.018 (0.018) (0.300)	-0.082*** (0.006) (0.000)
2. MONTH_group	0.176*** (0.014) (0.000)	0.133*** (0.016) (0.000)	0.157*** (0.026) (0.000)	0.172*** (0.014) (0.000)	0.127*** (0.021) (0.000)	0.149*** (0.030) (0.000)	0.159*** (0.011) (0.000)
3. MONTH_group	0.434*** (0.014) (0.000)	0.363*** (0.016) (0.000)	0.422*** (0.026) (0.000)	0.429*** (0.014) (0.000)	0.339*** (0.020) (0.000)	0.342*** (0.030) (0.000)	0.411*** (0.011) (0.000)
4. MONTH_group	0.609*** (0.013) (0.000)	0.556*** (0.015) (0.000)	0.652*** (0.025) (0.000)	0.612*** (0.013) (0.000)	0.495*** (0.020) (0.000)	0.523*** (0.029) (0.000)	0.594*** (0.011) (0.000)
5. MONTH_group	0.635*** (0.013) (0.000)	0.583*** (0.015) (0.000)	0.674*** (0.024) (0.000)	0.624*** (0.013) (0.000)	0.551*** (0.019) (0.000)	0.539*** (0.029) (0.000)	0.621*** (0.011) (0.000)
6. MONTH_group	0.706*** (0.013) (0.000)	0.666*** (0.015) (0.000)	0.746*** (0.025) (0.000)	0.690*** (0.013) (0.000)	0.649*** (0.019) (0.000)	0.598*** (0.029) (0.000)	0.699*** (0.011) (0.000)
7. MONTH_group	0.628*** (0.013) (0.000)	0.580*** (0.015) (0.000)	0.662*** (0.024) (0.000)	0.614*** (0.013) (0.000)	0.559*** (0.019) (0.000)	0.556*** (0.029) (0.000)	0.613*** (0.011) (0.000)
8. MONTH_group	0.406*** (0.013) (0.000)	0.353*** (0.015) (0.000)	0.406*** (0.025) (0.000)	0.392*** (0.013) (0.000)	0.347*** (0.019) (0.000)	0.395*** (0.030) (0.000)	0.383*** (0.011) (0.000)
9. MONTH_group	0.593*** (0.014) (0.000)	0.521*** (0.016) (0.000)	0.606*** (0.026) (0.000)	0.584*** (0.014) (0.000)	0.487*** (0.020) (0.000)	0.506*** (0.031) (0.000)	0.568*** (0.011) (0.000)
10. MONTH_group	0.629*** (0.014) (0.000)	0.596*** (0.016) (0.000)	0.699*** (0.026) (0.000)	0.617*** (0.014) (0.000)	0.560*** (0.020) (0.000)	0.570*** (0.031) (0.000)	0.621*** (0.011) (0.000)
11. MONTH_group	0.547*** (0.013) (0.000)	0.473*** (0.015) (0.000)	0.551*** (0.025) (0.000)	0.538*** (0.013) (0.000)	0.444*** (0.019) (0.000)	0.441*** (0.031) (0.000)	0.522*** (0.011) (0.000)
12. MONTH_group	0.587*** (0.013) (0.000)	0.549*** (0.015) (0.000)	0.611*** (0.025) (0.000)	0.586*** (0.013) (0.000)	0.516*** (0.019) (0.000)	0.515*** (0.031) (0.000)	0.577*** (0.011) (0.000)
MAXGUESTS	0.162*** (0.002) (0.000)	0.183*** (0.002) (0.000)	0.168*** (0.004) (0.000)	0.173*** (0.002) (0.000)	0.168*** (0.002) (0.000)	0.163*** (0.004) (0.000)	0.173*** (0.001) (0.000)
2. AIRBNBSUPERHOST_group	0.035*** (0.008) (0.000)	0.087*** (0.010) (0.000)	0.004 (0.017) (0.829)	0.049*** (0.008) (0.000)	0.106*** (0.013) (0.000)		
NUMBEROFREVIEWS	0.001*** (0.000) (0.000)	0.001*** (0.000) (0.000)	0.001*** (0.000) (0.000)	0.001*** (0.000) (0.000)	0.002*** (0.000) (0.000)	0.001*** (0.000) (0.000)	0.001*** (0.000) (0.000)
NUMBEROFPHOTOS	0.006*** (0.000) (0.000)	0.009*** (0.000) (0.000)	0.006*** (0.000) (0.000)	0.006*** (0.000) (0.000)	0.010*** (0.000) (0.000)	0.009*** (0.000) (0.000)	0.007*** (0.000) (0.000)
2. IB_group	0.232*** (0.006) (0.000)	0.274*** (0.007) (0.000)	0.280*** (0.010) (0.000)	0.229*** (0.005) (0.000)	0.273*** (0.009) (0.000)	0.149*** (0.014) (0.000)	0.264*** (0.004) (0.000)
2. LIST_TYPE_group	0.143*** (0.014) (0.000)	0.227*** (0.019) (0.000)	0.134*** (0.020) (0.000)	0.218*** (0.015) (0.000)	0.087*** (0.032) (0.007)	0.257*** (0.033) (0.000)	0.176*** (0.012) (0.000)
3. LIST_TYPE_group	-0.214*** (0.009) (0.000)	-0.108*** (0.008) (0.000)	-0.144*** (0.015) (0.000)	-0.162*** (0.008) (0.000)	-0.171*** (0.011) (0.000)	-0.146*** (0.015) (0.000)	-0.159*** (0.006) (0.000)
4. LIST_TYPE_group	-0.820*** (0.046) (0.000)	-1.004*** (0.041) (0.000)	-0.702*** (0.091) (0.000)	-0.863*** (0.038) (0.000)	-1.153*** (0.059) (0.000)	-0.580*** (0.123) (0.000)	-0.963*** (0.033) (0.000)
2. TURISTICO_group			0.312*** (0.010) (0.000)	0.343*** (0.006) (0.000)	0.035*** (0.008) (0.000)	0.205*** (0.013) (0.000)	0.246*** (0.004) (0.000)
_cons	6.657*** (0.015) (0.000)	6.241*** (0.015) (0.000)	6.289*** (0.025) (0.000)	6.182*** (0.013) (0.000)	6.059*** (0.018) (0.000)	6.406*** (0.032) (0.000)	6.311*** (0.011) (0.000)
N	1.29e+05	1.08e+05	40680.000	1.28e+05	68302.000	22423.000	2.15e+05
r2	0.243	0.213	0.228	0.243	0.194	0.240	0.249
r2_o							
r2_b							
r2_w							
F	1670.510	1288.390	464.565	1829.580	744.569	304.706	2950.154

Figura 23: Modelli LOG-LIN Post-Covid

	M0	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7
	b/se/p							
SOPRA_14	-0.425*** (0.005) (0.000)	-0.472*** (0.006) (0.000)	-0.372*** (0.007) (0.000)	-0.420*** (0.010) (0.000)	-0.447*** (0.007) (0.000)	-0.396*** (0.009) (0.000)	-0.459*** (0.014) (0.000)	-0.420*** (0.005) (0.000)
2.TIPO_QUARTIERE_group	-0.285*** (0.003) (0.000)	-0.446*** (0.005) (0.000)	-0.202*** (0.004) (0.000)				-0.278*** (0.007) (0.000)	-0.284*** (0.003) (0.000)
3.TIPO_QUARTIERE_group	-0.063*** (0.003) (0.000)	-0.077*** (0.004) (0.000)	-0.097*** (0.004) (0.000)				-0.076*** (0.006) (0.000)	-0.059*** (0.003) (0.000)
2.TURISTICO_group	0.198*** (0.002) (0.000)			0.265*** (0.005) (0.000)	0.281*** (0.003) (0.000)	0.015*** (0.004) (0.000)	0.217*** (0.005) (0.000)	0.195*** (0.002) (0.000)
2.MONTH_group	0.035*** (0.005) (0.000)	0.029*** (0.007) (0.000)	0.040*** (0.007) (0.000)	0.025*** (0.012) (0.032)	0.030*** (0.007) (0.000)	0.047*** (0.009) (0.000)	-0.024** (0.011) (0.032)	0.044*** (0.005) (0.000)
3.MONTH_group	0.017*** (0.005) (0.000)	0.002 (0.007) (0.751)	0.034*** (0.007) (0.000)	0.002 (0.012) (0.889)	0.005 (0.007) (0.486)	0.048*** (0.009) (0.000)	-0.107*** (0.011) (0.000)	0.041*** (0.005) (0.000)
4.MONTH_group	0.090*** (0.005) (0.000)	0.068*** (0.007) (0.000)	0.116*** (0.008) (0.000)	0.083*** (0.012) (0.000)	0.077*** (0.007) (0.000)	0.120*** (0.010) (0.000)	-0.068*** (0.012) (0.000)	0.113*** (0.006) (0.000)
5.MONTH_group	0.094*** (0.005) (0.000)	0.072*** (0.007) (0.000)	0.120*** (0.007) (0.000)	0.102*** (0.012) (0.000)	0.072*** (0.007) (0.000)	0.129*** (0.009) (0.000)	-0.054*** (0.011) (0.000)	0.122*** (0.005) (0.000)
6.MONTH_group	0.221*** (0.005) (0.000)	0.196*** (0.007) (0.000)	0.250*** (0.007) (0.000)	0.243*** (0.011) (0.000)	0.197*** (0.007) (0.000)	0.252*** (0.009) (0.000)	0.077*** (0.011) (0.000)	0.243*** (0.005) (0.000)
7.MONTH_group	0.194*** (0.005) (0.000)	0.188*** (0.006) (0.000)	0.203*** (0.007) (0.000)	0.180*** (0.011) (0.000)	0.183*** (0.006) (0.000)	0.225*** (0.009) (0.000)	0.070*** (0.011) (0.000)	0.219*** (0.005) (0.000)
8.MONTH_group	0.029*** (0.005) (0.000)	0.030*** (0.006) (0.000)	0.030*** (0.007) (0.000)	-0.017 (0.012) (0.132)	0.028*** (0.006) (0.000)	0.060*** (0.009) (0.000)	-0.072*** (0.011) (0.000)	0.050*** (0.005) (0.000)
9.MONTH_group	0.219*** (0.005) (0.000)	0.216*** (0.007) (0.000)	0.224*** (0.007) (0.000)	0.209*** (0.012) (0.000)	0.220*** (0.007) (0.000)	0.224*** (0.009) (0.000)	0.077*** (0.011) (0.000)	0.247*** (0.005) (0.000)
10.MONTH_group	0.259*** (0.005) (0.000)	0.244*** (0.007) (0.000)	0.277*** (0.007) (0.000)	0.241*** (0.012) (0.000)	0.250*** (0.007) (0.000)	0.285*** (0.009) (0.000)	0.090*** (0.011) (0.000)	0.292*** (0.005) (0.000)
11.MONTH_group	0.093*** (0.005) (0.000)	0.074*** (0.007) (0.000)	0.116*** (0.007) (0.000)	0.069*** (0.012) (0.000)	0.086*** (0.007) (0.000)	0.120*** (0.009) (0.000)	-0.172*** (0.012) (0.000)	0.142*** (0.005) (0.000)
12.MONTH_group	0.222*** (0.005) (0.000)	0.203*** (0.006) (0.000)	0.245*** (0.007) (0.000)	0.189*** (0.011) (0.000)	0.215*** (0.006) (0.000)	0.256*** (0.009) (0.000)	0.070*** (0.011) (0.000)	0.252*** (0.005) (0.000)
MAXGUESTS	0.162*** (0.001) (0.000)	0.158*** (0.001) (0.000)	0.163*** (0.001) (0.000)	0.168*** (0.002) (0.000)	0.161*** (0.001) (0.000)	0.151*** (0.001) (0.000)	0.152*** (0.002) (0.000)	0.163*** (0.001) (0.000)
2.AIRBNBSUPERHOST_group	0.175*** (0.003) (0.000)	0.175*** (0.004) (0.000)	0.173*** (0.004) (0.000)	0.191*** (0.006) (0.000)	0.166*** (0.004) (0.000)	0.180*** (0.005) (0.000)		
NUMBEROFREVIEWS	0.001*** (0.000) (0.000)	0.001*** (0.000) (0.000)	0.002*** (0.000) (0.000)	0.001*** (0.000) (0.000)	0.001*** (0.000) (0.000)	0.002*** (0.000) (0.000)	0.001*** (0.000) (0.000)	0.001*** (0.000) (0.000)
NUMBEROFFOTOS	0.009*** (0.000) (0.000)	0.009*** (0.000) (0.000)	0.009*** (0.000) (0.000)	0.007*** (0.000) (0.000)	0.009*** (0.000) (0.000)	0.011*** (0.000) (0.000)	0.009*** (0.000) (0.000)	0.009*** (0.000) (0.000)
2.IB_group	0.257*** (0.002) (0.000)	0.256*** (0.003) (0.000)	0.243*** (0.003) (0.000)	0.277*** (0.005) (0.000)	0.250*** (0.003) (0.000)	0.232*** (0.004) (0.000)	0.135*** (0.005) (0.000)	0.278*** (0.002) (0.000)
2.LIST_TYPE_group	0.351*** (0.005) (0.000)	0.327*** (0.007) (0.000)	0.377*** (0.010) (0.000)	0.319*** (0.011) (0.000)	0.376*** (0.007) (0.000)	0.272*** (0.014) (0.000)	0.390*** (0.013) (0.000)	0.350*** (0.006) (0.000)
3.LIST_TYPE_group	-0.216*** (0.003) (0.000)	-0.227*** (0.005) (0.000)	-0.217*** (0.004) (0.000)	-0.232*** (0.008) (0.000)	-0.191*** (0.004) (0.000)	-0.267*** (0.006) (0.000)	-0.178*** (0.007) (0.000)	-0.228*** (0.004) (0.000)
4.LIST_TYPE_group	-0.897*** (0.014) (0.000)	-0.832*** (0.023) (0.000)	-0.938*** (0.017) (0.000)	-0.657*** (0.046) (0.000)	-0.810*** (0.019) (0.000)	-1.078*** (0.022) (0.000)	-0.683*** (0.035) (0.000)	-0.924*** (0.015) (0.000)
2.PERIODO_group	0.701*** (0.003) (0.000)	0.732*** (0.003) (0.000)	0.661*** (0.004) (0.000)	0.714*** (0.005) (0.000)	0.717*** (0.003) (0.000)	0.660*** (0.005) (0.000)	0.631*** (0.007) (0.000)	0.703*** (0.003) (0.000)
3.PERIODO_group	0.488*** (0.002) (0.000)	0.504*** (0.003) (0.000)	0.471*** (0.003) (0.000)	0.498*** (0.005) (0.000)	0.486*** (0.003) (0.000)	0.490*** (0.004) (0.000)	0.614*** (0.005) (0.000)	0.460*** (0.003) (0.000)
_cons	5.958*** (0.005) (0.000)	6.227*** (0.007) (0.000)	5.920*** (0.007) (0.000)	5.945*** (0.011) (0.000)	5.853*** (0.006) (0.000)	5.730*** (0.008) (0.000)	6.288*** (0.012) (0.000)	5.928*** (0.006) (0.000)
N	1.05e+06	5.64e+05	4.84e+05	1.89e+05	5.57e+05	3.03e+05	1.67e+05	8.81e+05
r2	0.243	0.245	0.210	0.223	0.244	0.201	0.240	0.243
r2_o								
r2_b								
r2_w								
F	12805.058	7140.462	5144.516	2103.337	7504.937	3186.649	2141.677	11140.639

Figura 24: Modelli per analisi di robustezza

## **BIBLIOGRAFIA**

Anna Farmaki, Cristina Miguel, Maria Hadjielia Drotarova, Ana Aleksic, Anita Ceh Casni, Fani Efthymiadou (2020) “Impacts of Covid-19 on peer-to-peer accommodation platforms: Host perceptions and responses,” *International Journal of Hospitality Management*

Beatriz Benítez-Aurioles (2018) “Why are flexible booking policies priced negatively?” *Tourism management*

Bin Yao, Richard T.R. Qiu, Daisy X.F. Fan, Anyu Liu, Dimitrios Buhalis (2019) «Standing out from the crowd – an exploration of signal attributes of Airbnb listing”, *International Journal of Contemporary Hospitality Management*

Cindy Yoonjoung Heo, Inès Blal, Miju Choi (2019) “What is happening in Paris? Airbnb, hotels and the Parisian market: A case study,” *Tourism Management*

Cristina Miguel, Anna Pechurina, Berna Kirkulak-Uludag, Maria Hadjielia Drotarova, Kosjenka Dumancic, Ivana Nacinovic Braje, Carlo Giglio (2022) “Short-term rental market crisis management during the COVID-19 pandemic: Stakeholders’ perspectives” *International Journal of Hospitality Management*

David Boto-Garcia (2022), “Heterogeneous price adjustments among Airbnb hosts amid COVID-19: Evidence from Barcelona” *International Journal of Hospitality Management*

Hsiangting Shatina Chen, Yuanyuan Chen, Yihong He, 2020 “Does terrorism impact on the peer-to-peer accommodation market? Empirical evidence from Airbnb in Paris”, *Current issues in tourism*.

Jennifer Combs, Danielle Kerrigan, David Wachsmuth (2020), "Short-term rentals in Canada: Uneven growth, uneven impacts," Canadian Journal of Urban Research

Kassoum Ayoub, Marie-Laure Breuillé, Camille Grivault, Julie Le Gallo, (2020) "Does Airbnb Disrupt the Private Rental Market? An Empirical Analysis for French Cities," International Regional Science Review

K. Lagrave, (2018) "13 Places Cracking Down on Airbnb", Conde Nast Traveler, <http://www.cntraveler.com>

Karima Kourtit, Peter Nijkamp, John Osth, Umut Turk (2022) «Airbnb and COVID-19: SPACE-TIME vulnerability effects in six worlds-cities», Tourism Management

Kristòf Gyòdi, Lukasz Nawaro (2021) "Determinants of Airbnb prices in European cities: A spatial econometrics approach," Tourism management

Kyle Barron, Edward Kung, Davide Proserpio (2020) «The effect of Home Sharing on house Prices and Rents: Evidence from Airbnb» Marketing Science

Luigi Buzzacchi, Francesco Luigi Milone, Emilio Paolucci, Elisabetta Raguseo (2023) "How to react to a shock? Effects of Airbnb hosts' choices and market segmentation at the time of Covid-19," Information & Management

J.Li, A.Moreno, D.Zhang (2016). "Pros vs Joes: Agent pricing behavior in the sharing economy." Ross School of Business Paper

Madalyn A. Scerri, Rajka Presbury (2020) "Airbnb Superhosts' talk in commercial homes" Annals of Tourism Research

Martin Falk, Blaise Larpin, Miriam Scaglione (2019) "The role of specific attributes in determining prices of Airbnb listings in rural and urban locations," *International Journal of Hospitality Management*

Miguel-Angel Garcia-Lopez, Jordi Jofre-Monseny, Rodrigo Martinez-Mazza, Mariona Segù, (2020) "Do short-term rental platforms affect housing markets? Evidence from Airbnb in Barcelona" *Journal of Urban Economics*

Nan Feng, Nan Xu, Haiyang Feng, Minqiang Li (2022) "Turn on Instant booking or not? Decisions of rival hosts," *Annals of Tourism Research*

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*

Robert J. Hill, Norbert Pfeifer, Miriam Steurer (2023) "The Airbnb rent premium and the crowding-out of long-term rentals», *Journal of Housing Economics*

Ruggero Sainaghi, Jorge Chica-Olmo (2022), "The effects of location before and during COVID-19 Impacts on revenue of Airbnb listings in Milan (Italy)", *Annals of Tourism Research*

Sara Dolnicar, Samira Zare (2020), "COVID19 and Airbnb-Distrupting the distrupctor," *Annals of Tourism Research*

Sara Dolnicar (2019) "A review of research into paid online peer-to-peer accommodation: Launching the *Annals of Tourism Research* Curated Collection on peer-to-peer accommodation," *Annals of Turism Research*

Sina Shokoohyar, Ahmad Sobhani, Anae Sobhani (2020) "Determinants of rental strategy: short-term vs long-term rental strategy, » International Journal of Contemporary Hospitality Management

## SITOGRAFIA

Carson (2020), "The game is up" <https://www.protocol.com/airbnb-long-term-rentals-coronavirus>

<https://news.airbnb.com/it/about-us/>

<https://www.oxfordlearnersdictionaries.com/definition/english/sharing-economy?q=sharing+economy>

<https://www.ac-paris.fr>

<https://www.insee.fr>

<https://www.borsaitaliana.it/notizie/sotto-la-lente/sharing-263.htm>

<https://www.unwto.org/impact-assessment-of-the-covid-19-outbreak-on-international-tourism>

<https://www.milanofinanza.it/news/airbnb-in-utile-per-la-prima-volta-nel-2022-tornano-di-moda-i-viaggi-a-lungo-raggio-202302151100515819>

<https://www.airbnb.at/help/article/1383#regulations>

<https://www.statista.com/>

<https://en.wikipedia.org/wiki/Stata>

<https://it.wikipedia.org/wiki/Airbnb>

[https://it.wikipedia.org/wiki/Regressione\\_lineare](https://it.wikipedia.org/wiki/Regressione_lineare)