



**Politecnico
di Torino**

Politecnico di Torino

Corso Magistrale in Ingegneria Gestionale

A.a. 2023/2024

Sessione di Laurea Marzo-Aprile 2024

Analisi dell'impatto del Covid-19 sui Premium Price nel mercato Airbnb

Relatore:

Luigi Buzzacchi

Candidato:

Piernico Simone

Co-Relatore:

Francesco Luigi Milone

“Se vuoi avere successo, il tuo desiderio di successo deve essere più grande della tua paura di fallire”

Bill Cosby

*A chi non ha ancora un posto nel mondo,
a chi l’ha trovato e chi ha smesso di cercarlo.*

*Ad Althea, che possa ricominciare a respirare con leggerezza,
a sognare e prendersi tutto ciò che ha sempre desiderato.*

INDICE

1. Introduzione	7
2. Literature Review	13
2.1 Teoria dei segnali	18
2.2 Risultati precedenti	
2.2.1 Statistica descrittiva	21
2.2.2 Analisi econometrica	22
3. Metodologia	
3.1 Campionamento e descrizione dati	23
3.2 Operazionalizzazione delle variabili	24
3.3 Metodi di stima e regressione	27
4. Risultati	
4.1 Statistica descrittiva	29
4.2 Analisi di regressione	36
4.3 Nord vs. Sud: Analogie e differenze	53
4.3.1 Nord vs. Sud: Statistica descrittiva	55
4.3.2 Nord vs. Sud: Analisi di Regressione	59
5. Conclusioni	63

FIGURE

1. Effetti del Covid-19 sulle abitudini della popolazione cinese	11
2. Distribuzione della qualità nel triennio 2017-2019	25
3. Numero annuo di proprietà in Italia	31

TABELLE

1. Panel Statistica Descrittiva	30
2. Numero di notti riservate annue in Italia	32
3. Ricavi annui in Italia	34
4. Matrici di correlazione	37
5. Regressione <i>Reservation days</i>	39
6. Regressione logaritmica <i>Reservation Days</i>	42
7. Regressione <i>Revenues</i>	45
8. Regressione logaritmica <i>Revenues</i>	48
9. Regressione <i>Occupation rate</i>	50
10. Notti annue riservate per la città di Milano	56
11. Ricavi annui per la città di Milano	56
12. Notti annue prenotate per la città di Bari	57
13. Ricavi annui per la città di Bari	57
14. Regressione logaritmica <i>Reservation Days</i> (Milano-Bari)	59
15. Regressione logaritmica <i>Revenues</i> (Milano-Bari)	61

1. INTRODUZIONE

Il virus conosciuto come Covid-19 ha afflitto la popolazione mondiale. In un anno di pandemia il virus ha infettato circa 80 milioni di persone e ne ha uccise 1,8 milioni. Questa pandemia, dichiarata tale l'11 novembre 2020 dall'OMS, ha prodotto effetti severi non solo sulla salute, ma anche sull'economia mondiale.

La possibilità di colpire su larga scala ha reso questo shock senza precedenti, in quanto ha immobilizzato l'intero globo. I vari lockdown hanno rallentato i processi produttivi creando disordini nei trasporti e nella produzione, diminuendo quindi la produttività. Le politiche interne e la chiusura tra i vari paesi hanno permesso anche un vertiginoso decremento del turismo. Essendo questo settore sensibile ai rischi e cambiamenti politici e socioeconomici, si è adattato alle varie crisi che si sono susseguite (terrorismo, disastri naturali, virus), tuttavia la natura e la portata di questo fenomeno hanno condotto a trasformazioni e cambiamenti strutturali anche a lungo termine (Abril, 2020). È fondamentale, quindi, conoscere come questo virus abbia influenzato l'economia ed i comportamenti umani. La mancanza di informazione ed il focus sull'aspetto puramente economico hanno influenzato le azioni della gente di fronte a questo tipo di eventi, portando le stesse persone ad una sovrastima del rischio legato al turismo nell'epicentro del virus, con la conseguenza di ridurre drasticamente il turismo. Questo meccanismo ha portato ad esempio il continente Africano, a causa dell'Ebola*, a subire ingenti danni economici alle regioni direttamente colpite dal virus ma anche indirettamente alle regioni limitrofe solo per il fatto di esserlo. Come conseguenza,

*Virus patogeno identificato nel 1976 a Yambuku

si è ottenuto un aumento della disparità fra i paesi sviluppati ed i paesi in via di sviluppo (Novelli et al., 2018).

Lo stesso fenomeno, dovuto al Covid, ha condotto a nuovi meccanismi psicologici legati al turismo che hanno messo in ginocchio l'intero globo. Gli impatti del COVID-19 sul turismo variano a livello spaziale e temporale, le stime mostrano un impatto economico globale enorme: si stima che gli arrivi di turisti internazionali siano calati al 78%, causando una perdita di 1,2 trilioni di dollari in ricavi dal turismo e 120 milioni di tagli diretti di posti di lavoro nel settore turistico, che rappresentano sette volte l'impatto dell'11 settembre e il più grande calo della storia (UNWTO*, 2020). Hotel, locali per la ristorazione e tutte le realtà tradizionali legate al turismo, quindi, hanno dovuto chiudere per alcuni periodi con un crollo del fatturato e dei ritorni economici, portando l'intero settore in grave difficoltà, stimata di circa il doppio rispetto ad un comune shock economico (Sigala, 2020).

La pandemia ha inoltre aggravato alcune situazioni già complesse (come la maggiore flessibilità lavorativa a discapito dei salari minori, mancanza di sicurezza sul lavoro, assicurazioni etc.) affrontate dai crescenti micro-imprenditori (tassisti Uber, host Airbnb etc.) con la principale conseguenza legata all'impossibilità, di questi ultimi, di far fronte alle spese a causa della mancanza dei ricavi nel periodo della pandemia (come, ad esempio, i rider delle imprese alimentari senza assicurazione sanitaria o copertura degli stipendi persi in caso di infezione durante il proprio turno lavorativo, oppure i "micro-alberghieri" colpiti dalla possibilità di perdere la

*Organizzazione mondiale del turismo fondata dalle Nazioni Unite nel 1975

proprietà poiché impossibilitati a riscuotere le "commissioni di alloggio" per ripagare i mutui sulla stessa etc.).

Anche il turismo innovativo legato alle piattaforme di prenotazione per gli affitti a breve termine Peer-to-peer (P2P), hanno subito una flessione negativa dei ricavi e del volume di affari annuo. A causa della maggiore interazione tra ospiti ed host, oltre che la possibilità di affittare stanze o case condivise con persone estranee, il business P2P, soprattutto per alcune categorie di pernottamenti, ha ricevuto un colpo anche più duro degli alloggi tradizionali. L'azienda leader degli alloggi P2P, Airbnb, ha subito un crollo di circa il 70% del fatturato nel primo periodo post-Covid rispetto al 2019, anno precedente alla nascita della pandemia (Abril, 2020). Nel 2020 Airbnb ha venduto 17,9 miliardi di dollari lordi di prenotazioni, con un calo di circa il 40% rispetto all'anno precedente (Kim Lyons, 2020). La stessa società Airbnb, in seguito all'annuncio del proprio prospetto per l'IPO*, ha confermato gli ingenti effetti negativi che ha portato il virus, consolidando la tesi di come «l'impatto delle azioni di mitigazione legate al Covid-19 hanno avuto riscontro negativo e continueranno ad avere impatto sulla nostra attività, sui risultati operativi e sulle condizioni finanziarie». Airbnb ha registrato perdite nette ogni anno dal suo lancio e dichiara di non essere sicura di risultare in grado di raggiungere la redditività. Si è passati da una perdita netta di 70 milioni di dollari nel 2017 ad una perdita netta di 674,3 milioni di dollari nel 2019, su un fatturato di 4,81 miliardi di dollari. Per i nove mesi terminati il 30 settembre, ha registrato una perdita netta di 696,9 milioni di dollari su un fatturato di 2,52 miliardi di dollari, rispetto a una perdita di 322,8 milioni di dollari per lo stesso periodo dell'anno

*Prospetto pubblicato a novembre 2020, un mese prima dell'IPO ufficiale avvenuta il 10 dicembre 2020

precedente (Kim Lyons, 2020).

L'ultimo trimestre del 2020 Airbnb ha registrato ricavi per 1,34 miliardi di dollari, in calo del 19% rispetto a 1,65 miliardi di dollari di entrate nel trimestre dell'anno precedente, ma ha registrato un profitto di 219 milioni di dollari per il terzo trimestre, quando la sua attività ha iniziato a riprendersi dagli effetti del rallentamento dei viaggi dovuto alla pandemia.

Airbnb inoltre afferma* che «All'inizio del 2020, quando il COVID-19 ha interrotto i viaggi in tutto il mondo, l'attività di Airbnb è diminuita in modo significativo, ma nel giro di due mesi, il modello di business ha iniziato a riprendersi anche con viaggi internazionali limitati, dimostrando la propria resilienza». Lo smartworking, la voglia di tornare a viaggiare, la maggiore flessibilità lavorativa ma anche la minore disponibilità economica hanno portato le persone a tornare a viaggiare, preferendo però gli alloggi della piattaforma ai classici hotel, grazie alla possibilità di venire incontro alle esigenze economiche di ogni consumatore utilizzando le diverse possibilità di pernottamento, più o meno onerose.

Per comprendere questo fenomeno molti studiosi hanno analizzato i dati economici ed i comportamenti umani legati alla pandemia. Questi comportamenti e meccanismi psicologici sono in linea con le tendenze previste, come la crescente popolarità dei viaggi liberi e indipendenti, dei viaggi di lusso e del turismo della salute e del benessere. Tuttavia, anche il numero di mete di viaggio sono variati in seguito alla pandemia; nello specifico, i turisti potrebbero effettuare meno viaggi ma trascorrere più

*Dichiarazioni effettuate nel novembre 2020 in seguito alla pubblicazione del prospectus pre-IPO

tempo nelle destinazioni prescelte in favore di esperienze più stimolanti. Inoltre, i futuri viaggiatori di tutto il mondo potrebbero modificare le loro prospettive post-COVID-19 considerando fattori precedentemente ignorati. È probabile, infatti, che i turisti ricerchino con maggiore interesse alloggi che abbiano una maggiore qualità per ciò che comprende l'igiene e la pulizia delle destinazioni, le strutture mediche e la densità di popolazione (compresi locali e visitatori) quando prendono decisioni relative ai viaggi (Wen, 2020). Uno dei principali esempi (mostrato nel seguente diagramma) di come la pandemia abbia modificato le scelte e le abitudini dei viaggiatori è proprio la Cina, epicentro del virus, che ha modificato strutturalmente anche il proprio business (Wen, 2020). In particolare, la popolazione cinese, nel periodo post-pandemia, ha prediletto viaggi con standard di qualità e pulizia maggiori, di minore durata ma con minori interazioni e con consumazioni take away, portando ad un declino dei viaggi di gruppo, consumazioni nei locali o mezzi di trasporto condivisi.

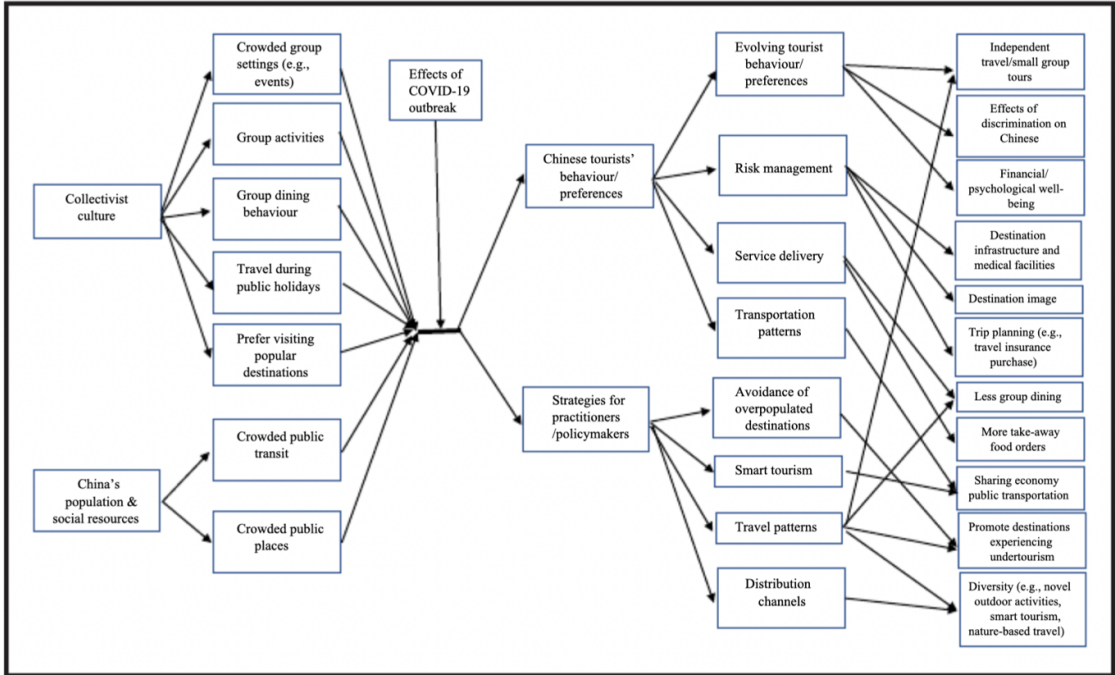


Figura 1: Effetti del Covid-19 sulle abitudini della popolazione cinese

L'obiettivo di questo lavoro mira a comprendere gli effetti della pandemia sulla piattaforma Airbnb, in particolare legati alla teoria dei segnali (Spence,1974). Con tale modello, quindi, è possibile analizzare come i segnali, definiti come segni visibili, possano dare informazioni su qualità del prodotto o dei servizi per permettere di ridurre le asimmetrie informative tra le parti, nate dall'impossibilità dell'acquirente di testare fisicamente il prodotto o il servizio d'interesse. Spesso i venditori di bassa qualità evitano segnali costosi e facili da verificare e utilizzano meno segnali rispetto ai venditori di alta qualità, che a loro volta ne utilizzano alcuni più costosi (Mavlanova, 2020). Uno dei segnali più utilizzati per ridurre queste asimmetrie e favorire lo scambio di informazioni è il prezzo.

Basandosi sull'articolo intitolato 'A big data analysis of COVID-19 impacts on Airbnbs' bookings behavior applying construal level and signaling theories' (2020), il seguente lavoro mira a comprendere come un prezzo maggiore mandi segnali sulla qualità dei servizi Airbnb e che mostri quindi una maggiore pulizia e professionalità, caratteristiche necessarie per i viaggiatori (in seguito agli accorgimenti sviluppati con la pandemia e che permettano di ridurre la contagiosità durante le interazioni tra loro e gli host).

Attraverso l'analisi dei dati si potrà, a seconda dei risultati ottenuti, comprendere se la componente psicologica nata dalla pandemia riguardo una maggiore attenzione verso pulizia, professionalità ed igiene si trasformi in una maggiore disponibilità a pagare premium price.

Per effettuare il lavoro verrà utilizzato il software 'STATA' che garantisce la possibilità di effettuare analisi di statistica descrittiva, oltre che regressioni e controlli di robustezza.

2. LITERATURE REVIEW

L'avvento della tecnologia ha influenzato la vita quotidiana e le abitudini delle persone. La creazione di nuove piattaforme online ha, però, influenzato anche l'economia ed il turismo, passando da una tipologia tradizionale ad una tipologia innovativa, conosciuta come Peer-to-peer. Una delle piattaforme con maggior successo è Airbnb*. L'idea, inizialmente come ricerca di camere disponibili in appartamenti, si è ampliata anche a case, ville e persino castelli. La facilità di prenotazione e la possibilità di essere sempre accessibile ha condotto Airbnb ad un enorme successo nel giro di pochi anni (Mody et al., 2021).

Nel 2016 la piattaforma ha accolto più di 60 milioni di ospiti in più di 3.400 città in tutto il mondo, per un valore di 25,5 miliardi di dollari. Circa il 57% degli annunci di Airbnb erano interi appartamenti e case, mentre circa il 40% degli ospiti erano americani con un'età media di 35 anni (Airbnb, 2016). Grazie alla sua forte quota di mercato, alle offerte convincenti e alle dinamiche della piattaforma online, Airbnb si è posizionata con successo e riconosciuta come piattaforma di pernottamento leader nel settore (Guttentag, 2015). Airbnb, in quanto start-up della sharing economy, è diventata un concorrente chiave non solo di altri agenti di viaggio online (OTA) (ad esempio TripAdvisor, Expedia, Travelocity) ma anche di hotel tradizionali.

A causa dell'*exploit* di queste piattaforme, sempre più studiosi si sono interessati all'argomento della sharing economy ed hanno tentato di comprendere i fenomeni legati ai comportamenti dei viaggiatori alla base

*Piattaforma nata nel 2008 da due designer per affittare il proprio spazio in più a viaggiatori senza alloggio

delle piattaforme P2P, in particolare Airbnb.

I risultati dei vari studi forniscono un quadro chiaro del fatto che la conoscenza del fenomeno rimane alquanto limitata, data prevalentemente dalla ricerca sulla sharing economy nel turismo che non ha raggiunto un livello tale da definirsi oggettivamente significativo. Nei vari periodi di ricerca sulla sharing economy che si sono susseguiti, ognuno è stato caratterizzato da un focus su aree tematiche specifiche, con ricercatori (prevalentemente occidentali) che hanno dimostrato un impegno teorico limitato e hanno utilizzato una gamma limitata di metodi e prospettive (disciplinari, stakeholder, settori) per esaminare i temi (Mody et al., 2021).

Gli studiosi hanno provato a comprendere diversi meccanismi legati alle piattaforme P2P, in particolare:

- Le motivazioni dei consumatori legate alla scelta della piattaforma, date dalla possibilità delle imprese della sharing economy che consentono a tutti di essere consumatori e produttori contemporaneamente (Botsman e Rogers, 2011), per cui, nel caso di Airbnb, host e ospiti possono essere immediatamente collegati in base alle rispettive offerte e aspettative e quindi attirati dalla piattaforma a discapito dei competitors (Chen and Xie, 2017).
- Le motivazioni dei consumatori riguardo la volontà di continuare ad utilizzare le piattaforme P2P in caso di soggiorni a breve termine (e quindi indirettamente studiare la fidelizzazione del cliente), legate principalmente alla qualità del sistema fornito dalla piattaforma ed alla fiducia e professionalità trasmessa dall'host (Wang and Filieri, 2020).
- Le motivazioni dei consumatori alla base della sospensione dell'utilizzo della piattaforma P2P, strettamente connesse ai vari problemi che potrebbero nascere in seguito all'utilizzo di una piattaforma online, come una

manca di controllo igienico fisico, svantaggio comparativo della piattaforma ed il problema relativo al rapporto qualità-prezzo (Huang, 2020).

Pertanto, si è cercato di studiare le determinanti della fidelizzazione, concentrandosi sulle strategie di presentazione della propria *property*, sulle foto del profilo o sulla reputazione personale (Wu et al., 2017; Tussyadiah e Park, 2018; Wang et al., 2020). Un numero limitato di articoli ha esaminato l'effetto delle piattaforme online sugli incumbent, in particolare Zervas et al. (2015) per Airbnb, Seamans e Zhu (2014) e Kroft e Pope (2014) per Craigslist, e Aguiar e Waldfogel (2015) per Spotify.

Altre ricerche sono state effettuate analizzando i passaggi fondamentali delle fasi di acquisto e post-acquisto effettuati dal consumatore, concentrandosi sulle determinanti dell'acquisto (Filieri et al., 2022) e sulle possibilità di riacquisto del prodotto o del servizio (Mao e Lyu, 2017; So et al., 2019), nonché i fattori che determinano il godimento del cliente (So et al., 2021), ma anche la soddisfazione e la fedeltà del cliente (Lee e Kim, 2018; Wang e Jeong, 2018; Ju et al., 2019).

Anche Airbnb, in quanto piattaforma P2P, è stata oggetto di numerosi studi riguardanti prezzi e fattori determinanti delle prestazioni degli host. In particolare, il lavoro di (Chen e Xie, 2017) ha analizzato la possibile relazione tra le caratteristiche dell'annuncio ed il prezzo, usando quindi l'approccio dei prezzi edonistici (poi riutilizzato da Filieri et al. 2020, da cui questo lavoro prende spunto). Altri studi hanno dimostrato una relazione significativa tra le caratteristiche dell'host (ad esempio lo status di superhost, elenchi multipli e identità verificate) e prezzi più alti (Wang e Nicolau, 2017).

"Se non riuscissimo a mantenere gli host esistenti o ad aggiungerne di nuovi, o se gli host non riuscissero a fornire soggiorni ed esperienze di alta qualità, la

nostra attività, i risultati delle operazioni e le condizioni finanziarie sarebbero sostanzialmente influenzati negativamente", ha affermato Airbnb, aggiungendo che un ulteriore calo o l'interruzione dei viaggi e dell'ospitalità o altra recessione economica "influirebbe sostanzialmente negativamente sulla nostra attività, sui risultati delle operazioni e sulla condizione finanziaria".

Per comprendere fin da subito il funzionamento utile all'analisi del fenomeno, è necessario definire diverse tipologie di Host, in particolare i privati ed i professionisti. La prima categoria rispecchia coloro che vogliono solo trarre benefici dalla propria abitazione rendendola disponibile ai viaggiatori in cambio della remunerazione, mentre la seconda categoria utilizza gli affitti a breve termine in modo professionale, traendo compensi dalle proprie attività. Negli ultimi anni è nata anche la figura del Superhost, ovvero l'affittuario con le seguenti caratteristiche:

- Almeno 10 ospiti in un anno;
- Una veloce risposta alle richieste degli ospiti, poche prenotazioni cancellate;
- Almeno l'80 per cento delle recensioni con 5 stelle.

Questa figura permette di ottenere maggiore visibilità sulla piattaforma ed un badge che ne accerta la migliore qualità del servizio offerto.

È bene puntualizzare che anche la tipologia di affittuario (host o superhost) influenza l'andamento economico della piattaforma nelle varie città.

Ad esempio, Xie e Mao (2017) hanno studiato i possibili effetti delle caratteristiche dell'host (ad esempio, numero di annunci per host, la posizione, la possibilità di essere o meno super host, la reattività dell'host, gli anni di esperienza o la verifica dell'identità dell'host stesso) sulla performance degli

annunci (ad esempio, prenotazione mensile record) utilizzando un campione di 5805 alloggi in Texas, Stati Uniti.

Abrate e Viglia (2019) hanno misurato l'impatto dei segnali di reputazione dell'host e la reputazione del servizio offerto rispetto alle variazioni dei ricavi, utilizzando un campione di 981 annunci in cinque città europee. Kwok e Xie (2019), infine, hanno utilizzato un campione di oltre 20mila alloggi Airbnb negli Stati Uniti per 3 anni (2014–2017).

Gli studiosi sopracitati hanno scoperto una correlazione positiva tra il posizionamento dei prezzi (ovvero prezzi competitivi), i prezzi dinamici e gli host con gli annunci che hanno generato ricavi più elevati. Bresciani et al. (2021) mostrano come i viaggiatori abbiano meno probabilità di prenotare alloggi condivisi su Airbnb per le implicazioni che il contagio e la possibile trasmissione del virus hanno sulla mente umana. Filieri et al. (2022) studiano l'effetto dei segnali legati alla possibile cancellazione della prenotazione sul tasso di occupazione degli host di Airbnbs e considerano vari segnali di credibilità delle fonti come moderatori della relazione.

Filieri (2020), lavoro da cui prende spunto il seguente elaborato, ha come obiettivo l'analisi dei possibili cambiamenti del comportamento legato alla prenotazione dei consumatori dopo le chiusure imposte dal COVID-19. Viene utilizzata l'analisi effettuata da (Filieri, 2020) utilizzando il medesimo database ma completando l'analisi sulla teoria dei segnali ed integrandola utilizzando le transazioni avvenute nel quinquennio che ricopre il pre e post- pandemia (2017-2022). In questo modo è possibile comprendere se le conclusioni ottenute da (Filieri et al., 2020) nel breve periodo possano essere o meno estese anche a lungo termine.

2.2 TEORIA DEI SEGNALI

Come precedentemente accennato, la teoria dei segnali si basa sulla possibilità di utilizzare dei segnali (oggettivamente osservabili e comprensibili) per ottenere informazioni riguardo fenomeni inosservabili, riducendo quindi le asimmetrie informative.

(Spence, 1974) propone questa teoria in campo economico, in particolare nella teoria Agente-Principale in cui le asimmetrie informative legate all'effettiva produttività del primo non permettono al Principale di comprendere efficacemente le potenzialità dell'Agente.

La visione di Spence entra in contrasto con la visione tradizionale della produttività, in quanto per quest'ultima l'educazione è ciò che permette di far crescere il capitale umano, mentre per Spence è un modo di segnalare gli individui più abili dagli individui meno abili.

Spence idealizza quindi un modello in cui vi sono due tipi di lavoratori:

- Lavoratori a bassa produttività
- Lavoratori ad alta produttività

Non avendo informazioni sulla tipologia dei lavoratori l'impresa offre il medesimo contratto per i lavoratori generando due diversi tipi di equilibrio:

- *Pooling equilibrium* in cui la segnalazione non riesce e quindi l'impresa non inferisce sulla qualità del lavoratore
- *Separating equilibrium* la segnalazione riesce, l'impresa riesce ad inferire la qualità del lavoratore dal suo grado di istruzione

Per ovviare al problema, quindi, Spence propone di utilizzare dei segnali (età, percorso di studi, attività effettuate etc.) per permettere al Principale di approssimare la produttività ad un valore simile all'effettiva produttività dell'Agente (non conosciuta).

Il medesimo procedimento può essere applicato anche ad altri settori economici, in particolare alle transazioni digitali o alla *sharing economy*. Il problema principale dei consumatori risiede nella mancata possibilità di conoscere l'effettiva qualità del servizio, del prodotto o la reputazione del venditore (Shen et al., 2011; Mavlanova et al., 2012; Filieri et al., 2022).

In particolare, per le transazioni su Airbnb, i viaggiatori non hanno la possibilità di conoscere per esattezza la qualità del servizio (della proprietà, dell'igiene e della pulizia) per cui utilizzano dei segnali per ottenere una discreta approssimazione ed ottimizzare la scelta in base alle proprie esigenze (Mao e Lyu, 2017; Zervas et al., 2021).

Il principale segnale che permette di ridurre le asimmetrie informative dando indicazioni sull'effettiva qualità del servizio è il prezzo. Il prezzo è una tipologia di segnale che può ridurre l'incertezza e inviare segnali preacquisto sulla qualità non conosciuta dei servizi. (Wolinsky, 1983) giunge alla conclusione che qualsiasi consumatore preferisce una qualità maggiore, ma può variare in base alla propria disponibilità a pagare. Infatti, gli host potrebbero ottenere una qualità maggiore ma con costi maggiori. Lo stesso Wolinsky, giunge a due importanti conclusioni:

- Il prezzo risulta non essere arbitrario, ma maggiore del costo marginale della qualità che segnala
- I prezzi possono essere utilizzati come segnali che differenziano esattamente i livelli di qualità disponibili, esistendo quindi un punto d'equilibrio in cui il prezzo segnala un livello di qualità univoco.

Cohen et al. (2016) utilizza le discontinuità nella politica dei prezzi di Uber per stimare il surplus del consumatore derivante dalla *sharing economy*. Tuttavia, mentre Cohen et al. (2016) presuppongono che gli operatori storici non

cambino il loro comportamento, Farronato et al. (2022) incorporano vincoli di capacità e consentono che i prezzi degli hotel si adeguino in assenza di Airbnb. Anche nell'analisi del P2P, quindi, i segnali di prezzo trasmettono informazioni circa la qualità dell'alloggio, della pulizia e della professionalità. In seguito alla pandemia COVID-19 queste ultime due caratteristiche potrebbero giocare un ruolo chiave nella scelta dell'alloggio, in modo da ridurre i rischi di contagi e la possibilità di contrarre il virus. L'ipotesi che questo lavoro si pone è il seguente: la disponibilità a pagare *premium price* dei viaggiatori sarà maggiore come nel primo periodo post-COVID 19 (quindi agosto 2020) in quanto la pandemia ha trasformato radicalmente ed in modo permanente la disponibilità a pagare dei viaggiatori, che saranno più propensi, quindi, a pagare un prezzo premium per una maggiore qualità del servizio.

2.3 RISULTATI PRECEDENTI

Filieri (et al., 2020) analizza nel proprio lavoro due principali teorie, la teoria dei segnali (come già precedentemente accennato) e la teoria dei livelli spaziali e sociali. Tale lavoro viene condotto su un database contenente tutte le transazioni avvenute sul territorio italiano nel mese di agosto 2019 ed Agosto 2020 (in modo da ottenere le variazioni tra il periodo pre-COVID 19 ed il periodo post).

Per completezza di analisi il lavoro viene svolto in tre diversi passaggi:

- il primo passaggio, analizzando la statistica descrittiva
- Il secondo passaggio tramite l'utilizzo dell'econometria (in particolare la regressione di tipo Logit)

- Il terzo ed ultimo passaggio, a causa di una mancata convenzione di definizione di premium price, attraverso due controlli di robustezza delle regressioni, variando la soglia del premium price.

2.3.1 STATISTICA DESCRITTIVA

In questa prima fase vengono analizzate le variazioni delle varie variabili nei due anni precedentemente descritti. I valori ottenuti dalle operazionalizzazioni delle variabili di premium price e del livello spaziale e sociale sono fissi, mentre le altre variabili sono considerate nei due anni.

È fondamentale riportare come il COVID-19 abbia portato un drastico calo del tasso di occupazione dell'alloggio, con una media generale scesa dal 57% a circa il 42%, segno di quanto la pandemia abbia effettivamente ridotto i soggiorni nonostante la possibilità, in quel periodo, di spostarsi.

Nonostante il fatturato sia in netto calo nel periodo post COVID-19 (Hu and Lee, 2020), come facilmente prevedibile, vi sono risultati che meritano attenzione: la disponibilità a pagare premium price nel secondo periodo cresce di due punti percentuali (dal 23% al 25% circa) a discapito del non-premium price che decresce dello stesso valore, indice di una maggiore attenzione verso la qualità del servizio a discapito di un prezzo maggiore da pagare; la distanza sociale non subisce particolari variazioni, mentre la distanza spaziale mostra come ci sia una netta variazione di geolocalizzazione dell'alloggio, prediligendo destinazioni rurali e suburbani piuttosto che urbani (causata dalla pandemia ma anche da un possibile trend turistico alla riscoperta della terra piuttosto che delle grandi metropoli).

2.3.2 ANALISI ECONOMETRICA

Il modello utilizzato da Filieri (et al., 2020) è basato sulla tipologia di regressione Logit, adottando errori standard clusterizzati a livello di singolo annuncio ed include gli effetti temporali.

Il modello, applicato per agosto 2019 e 2020, si basa sullo stesso insieme di annunci attivi, in modo tale da avere un confronto equo tra gli effetti stimati sul logaritmo dell'odds ratio.

Tali risultati, a livello nazionale italiano, mostrano come l'impatto dei log-odds sui premium price nel 2019 abbiano un valore negativo, ovvero che gli alloggi *premium* abbiano una minore possibilità di essere prenotati.

Discorso opposto per l'anno successivo in cui l'effetto dei log-odds sui premium price è positivo, risultato che mostra una maggiore probabilità di prenotazione per gli alloggi *premium price*.

Anche riguardo la distanza sociale, quindi le tipologie di alloggio, i risultati suggeriscono effetti marginali medi positivi in entrambi gli anni considerati, ma con effetti maggiori per il 2020 (per interi appartamenti e stanze private) come annunciato dall'ipotesi di lavoro.

3. METODOLOGIA

3.1 CAMPIONAMENTO E DESCRIZIONE DEI DATI

L'analisi dei dati del presente lavoro ripercorre i passaggi svolti nell'articolo 'A big data analysis of COVID-19 impacts on Airbnbs' bookings behavior applying construal level and signaling theories' (Filiari et al., 2020), motivo per il quale è stato utilizzato il medesimo database (AirDNA, un fornitore dati sugli alloggi leader a livello mondiale).

I dati racchiudono un intervallo di tempo di cinque anni (2017-2022) in modo da completare l'analisi sui premium price ed ottenere informazioni complete anche nel *long period* post covid. In secondo luogo, si è scelto di analizzare il mercato italiano, uno dei mercati europei più grandi di Airbnb (AllTheRooms.Analytics, 2021).

Infine, si sono considerati solo annunci che presentano in modo continuativo le uniche possibilità di essere riservato e disponibile (*reserved o available*) e non indisponibilità (*unavailable*) dovute a fattori esterni, quali cessazione dell'attività o problemi logistici e/o ristrutturazione, che negavano la possibilità a proprietà non riservate di essere prenotate (Gunter and Onder, 2018).

I dati sono così composti:

- 3,069,780 Osservazioni
- 1,134,640 *Properties*
- Orizzonte temporale dell'annuncio di 5 anni (2017-2022)
- Città di appartenenza della *property*
- Tipologia di pernottamento: Intero appartamento, stanza condivisa, stanza privata, stanza d'hotel

3.2 OPERAZIONALIZZAZIONE DELLE VARIABILI

La prima variabile indipendente oggetto di analisi dell'elaborato è, come detto in precedenza, il segnale *premium price*. Questo segnale può dare indicazioni dell'andamento del mercato Airbnb post-Covid e della differente disponibilità a pagare dei consumatori per ottenere servizi di maggiore qualità, ovvero igiene, pulizia e minore rischio legato al contagio dovuto ad una maggiore indipendenza dell'alloggio.

Per questo motivo, sono stati divisi i prezzi in due categorie, *premium price* e *non-premium price*, osservando Farronato and Fradkin (2018). I due ricercatori, spinti dalla creazione di un modello teorico di concorrenza tra gli hotel tradizionali ed i P2P e dallo studio degli effetti dati da una probabile maggiore facilità dei P2P di entrare nel mercato degli alloggi, hanno utilizzato l'algoritmo per definire le diverse tipologie di annuncio *Airbnb Luxury*, *Airbnb Upscale*, *Airbnb Midscale* ed *Airbnb Economy*.

Il medesimo algoritmo, quindi, può essere utilizzato per definire i *premium price*, effettuando i vari passaggi come segue:

1. La creazione del pannello di regressione attraverso dati longitudinali (o dati panel), ovvero dati definiti che prevedono l'osservazione di differenti variabili, ciascuna in una serie di periodi di tempo
2. La regressione ad effetti fissi (*robust*, in modo tale da minimizzare i possibili effetti degli *outlier*) così definita:
 - l'algoritmo del prezzo giornaliero (quindi ottenendo *Average Daily Revenues*) normalizzato per il numero di letti, come variabile dipendente
 - Gli effetti fissi delle proprietà ($\alpha(i)$) e gli effetti fissi temporali come variabili indipendenti

3. L'assunzione secondo cui ogni annuncio è associato ad una misura della qualità $q(i)$ che ne identifica la reale distribuzione con il mercato Airbnb
4. Considerata l'impossibilità di ottenere la reale distribuzione di $q(i)$ (ovvero i reali valori), si è stimato dal pannello di regressione una distribuzione $q(i)^{\wedge}$ tale da ottenere

$$q(i) = q(i)^{\wedge} + \Omega(i)$$

5. È stato infine applicato l'*Empirical Bayesian Shrinkage** per ripulire i valori ottenuti e condurli al reale valore $q(i)$

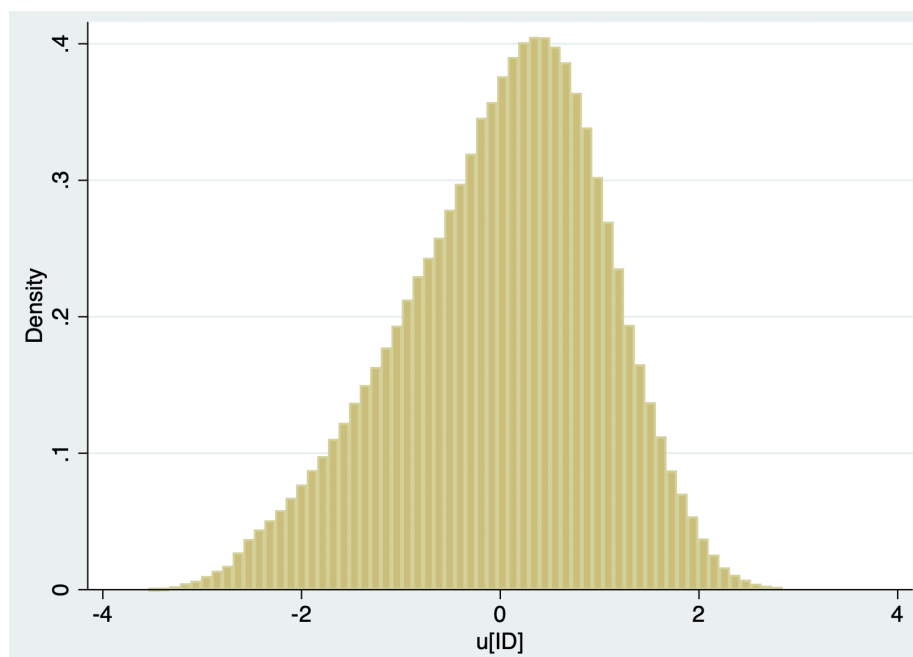


Figura 2: distribuzione della qualità nel triennio 2017-2019

* Il Bayesian Shrinkage è una metodologia basata sull'aggregazione dei residui di una regressione, un'analisi di correlazione degli stessi residui ed il calcolo del Signal to noise. È utilizzata per ripulire i residui ed ottenere la variazione effettiva del residuo attribuibile alla *property*.

L'insieme di questi step conduce ad una variabile continua che misura il price premium di ogni annuncio e segue una distribuzione normale con media zero.

E' stato scelto, quindi, di considerare premium il prezzo superiore al quartile superiore della distribuzione ma, data la mancanza di una definizione univoca ed oggettiva di premium price, si è deciso di operare seguendo (Fileri et al., 2021) e considerando diverse misurazioni dei premium price, il primo superiore al top *20th percentile* ed il secondo superiore al *top 15th percentile* (rispettivamente 0.847, 1.001 e 1.173).

La seconda variabile indipendente è legata alla tipologia dell'annuncio. Il Covid ha introdotto cambiamenti anche nella scelta della tipologia di pernottamento e non solo nella disponibilità a pagare un determinato prezzo premium per un servizio di qualità maggiore.

Per analizzare questi cambiamenti, quindi, si è analizzata la distanza sociale, ovvero la possibilità o meno, a seconda della tipologia di pernottamento, di avere più o meno probabilità di avere interazioni sociali con altre persone.

La variabile analizzata, quindi, si divide in quattro diverse tipologie:

- *Entire apartment*
- *Hotel Room*
- *Private Room*
- *Shared Room*

La prima tipologia mostra una minore probabilità di interazione sociale e quindi un basso rischio di contagio, le due categorie centrali presentano un rischio moderato di contagio e quindi una probabilità moderata, l'ultima categoria, invece, indica un'alta probabilità di interazione e quindi di contagio.

È fondamentale introdurre una variabile Dummy con valore uno e zero, rispettivamente per le proprietà occupate o libere, per ottenere variabili di controllo e mostrare l'impatto sulle variabili oggetto di analisi in questo elaborato.

3.3 METODI DI STIMA E REGRESSIONE

Per testare le ipotesi sono state stimate funzioni che rappresentano rispettivamente il numero di notti prenotate, i ricavi ed il tasso di occupazione. Per le prime due variabili dipendenti citate è stato svolto un *check* di robustezza effettuando una successiva regressione della funzione logaritmica delle variabili d'interesse

In particolare, sono stati svolti cinque modelli di regressione:

1. Regressione multipla rispetto alla variabile dipendente *Reservation days* (numero di notti prenotate l'anno per la singola *property*, espresso in centinaia) al variare della *property i* nel periodo *t*.

$$Y_{it} = a + \beta X_{it} + D_t + \varepsilon_i$$

Il vettore X_{it} contiene l'insieme delle variabili di controllo e le variabili esplicative, il vettore β rappresenta il vettore dei coefficienti delle variabili di controllo, il simbolo a ed ε rispettivamente l'intercetta e l'errore residuo della regressione, infine D_t contiene l'insieme degli effetti fissi variabili nel tempo tenendo conto della variazione nel tempo della variabile dipendente sull'anno. Le variabili di controllo ed esplicative restano invariate anche per le altre regressioni.

2. Regressione multipla logaritmica-lineare rispetto alla variabile dipendente della funzione logaritmica dei *Reservation days* al variare della *property i* nel periodo t.

$$\ln(Y_{it}) = a + \beta X_{it} + D_t + \varepsilon_i$$

3. Regressione lineare multipla rispetto alla variabile dipendente *Revenues* al variare della *property i* nel periodo t.

$$Y_{it} = a + \beta X_{it} + D_t + \varepsilon_i$$

4. Regressione multipla logaritmica-lineare rispetto alla variabile dipendente della funzione logaritmica dei *revenues* al variare della *property i* nel periodo t.

$$\ln(Y_{it}) = a + \beta X_{it} + D_t + \varepsilon_i$$

5. Regressione lineare multipla rispetto alla variabile dipendente *occupation rate* (tasso di occupazione) al variare della *property i* nel periodo t.

$$Y_{it} = a + \beta X_{it} + D_t + \varepsilon_i$$

Il vettore X_{it} precedentemente presentato contiene la variabile dummy legata al *premium price*, la variabile dummy legata all'*Interpersonal Social Distance*, la variabile della regione di appartenenza della *property i* ed infine le variabili

rappresentanti il numero di letti ed il numero massimo di ospiti consentiti per l'alloggio.

La regressione è stata effettuata su cinque intervalli di tempo diversi: M1 (2020-2022), M2 (2020), M3 (2021), M4(2022), M5 (2017-2019).

È stata adottata una regressione con errori standard raggruppati rispetto alla singola proprietà, compresi gli effetti fissi temporali.

4. RISULTATI

4.1 STATISTICA DESCRITTIVA

Nella statistica descrittiva si collocano le metodologie riguardanti la raccolta e la sistemazione delle principali informazioni attinenti al fenomeno studiato rappresentato dall'aggregato dei dati a disposizione (Treccani). I metodi statistici che sono stati sviluppati in letteratura e che fanno parte della statistica descrittiva si propongono di:

- a) effettuare un'analisi dei dati per scoprirne la struttura e le anomalie (analisi esplorativa)
- b) operare una sintesi dei dati in modo da far emergere e chiarire le caratteristiche essenziali

Come mostrato nella tabella sottostante, il premium price e l'Interpersonal Social Distancing sono fissati in seguito all'analisi svolta per gli anni 2017 – 2018 – 2019.

Tabella 1: Panel Statistica Descrittiva (A – Premium price, Social Distance. B- Occupation Rate)

Panel A					
Variable Type	Variables	Mean	Std. Dev	Min	Max
Price Premium	Premium (Top 25th Perc.)	0,24		0	1
	Premium (Top 20th Perc.)	0,19		0	1
	Premium (Top 10th Perc.)	0,15		0	1
Interpersonal Social Distancing	Entire Apartment	0,757		0	1
	Hotel Room	0,018		0	1
	Private Room	0,219		0	1
	Shared Room	0,006		0	1

Panel B					
Variable Type	Variables	Mean	Std. Dev	Min	Max
Dependent Variable	Occupation rate - 2019	0,286		0	1
	Occupation rate - 2020	0,195		0	1
	Occupation rate - 2021	0,266		0	1
	Occupation rate - 2022	0,368		0	1

L'occupation rate (Panel B), ovvero il tasso di occupazione annuo della *property*, mostra una variazione negativa da 28,6% nel periodo pre-Covid (2019) fino a circa 19,5% (2020), per poi incrementare il proprio valore nel biennio successivo, rispettivamente 26,6% (2021) e 36,8% (2022). Quest'ultimo valore simboleggia come, in seguito alla pandemia, i viaggiatori siano più predisposti a viaggiare e pernottare tramite piattaforma rispetto al periodo pre-pandemia (+8,2% tra il 2019 ed il 2022).

L'interpersonal Social Distancing è fissato per il triennio 2017-2019, come il premium Price, e mostra una proporzione maggiore di *property* sul territorio nazionale che offrono l'intero appartamento (circa il 75,7%), seguite dalle

stanze private (circa il 21,9%), le stanze d'hotel (1,8%) ed infine le stanze condivise (solo lo 0,6% circa).

È fondamentale precisare che non vi è stato solo un decremento di tasso di occupazione, ma anche di *property* disponibili sul territorio nazionale nel periodo pre e post pandemico. Come rappresentato in *Figura 3*, il numero di *property* disponibili passa da 620,893 nel 2019 a circa 464,200 nel 2020, riducendosi ulteriormente nel 2021 a 421,513 (circa il -32,1% rispetto al 2019) per poi incrementarsi fino a 514,334 nel 2022 (comunque il -17,2% circa dal primo anno considerato).

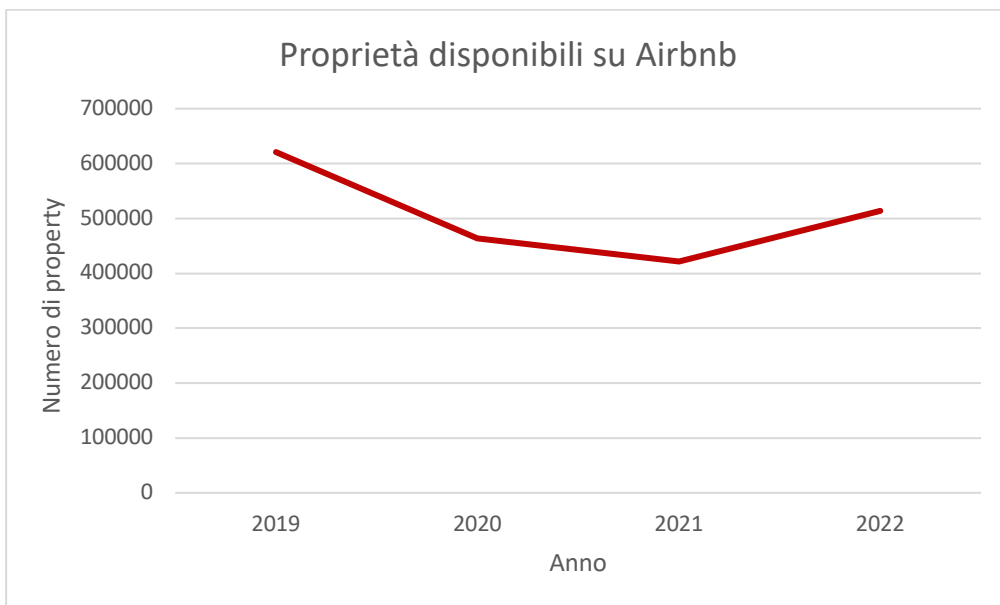


Figura 3. Grafico a linee del numero di *property* disponibili annue sul territorio nazionale

Questa riduzione di *property* si traduce anche in una riduzione di notti riservate sulla piattaforma Airbnb. La tabella sottostante, infatti, mostra i *reservation days* annui analizzato per Premium Price e per Interpersonal Social Distancing, oltre che l'analisi delle variazioni annue.

		Reserved Nights 2019	Reserved Nights 2020	Reserved Nights 2021	Reserved Nights 2022	Delta Reserved Nights 19-20	Delta Reserved Nights 19-21	Delta Reserved Nights 19-22
Price	Italy premium	18732656	6461084	8649714	16940254	-65,51%	-53,83%	-9,57%
		32,86%	35,45%	39,31%	44,39%			
	Non-premium	38278920	11766085	13353495	21218889	-69,26%	-65,12%	-44,57%
		67,14%	64,55%	60,69%	55,61%			
Interpersonal Social Distancing	Entire Apartment	30557527	14462532	17635585	30245239	-52,67%	-42,29%	-1,02%
		77,67%	79,35%	80,15%	79,26%			
	Hotel Room	1303286	533466	415753	640258	-59,07%	-68,10%	-50,87%
		3,31%	2,93%	1,89%	1,68%			
	Private Room	7355698	3191398	3913280	7197953	-56,61%	-46,80%	-2,14%
		18,70%	17,51%	17,78%	18,86%			
	Shared Room	126851	39773	38664	75772	-68,65%	-69,52%	-40,27%
	0,32%	0,22%	0,18%	0,20%				

Tabella 2. Numero di notti riservate annue in Italia

Le notti riservate a prezzi Premium decrementano notevolmente il proprio valore tra il periodo pre e post-Covid, rispettivamente -65,51% nel periodo 19-20 e -53,83% nel periodo 19-21, per poi incrementarsi nel 2022 (arrivando ad una variazione netta negativa di -9,57% rispetto al 2019).

Andamento analogo anche per gli interi appartamenti e le stanze private, in particolare:

- La prima tipologia subisce una variazione negativa per biennio 20-21 rispettivamente di -52,67% e -42,29%, per poi assestarsi nel 2022 al valore iniziale.
- La seconda tipologia si riduce di circa il -56,6% nel 2020 e -46,80% nel 2021, per poi ritornare anche lei nel 2022 allo stesso numero di notti riservate del 2019.

I *non-premium Price*, così come le stanze d'hotel e le stanze condivise, mostrano invece una tendenza decisamente più negativa. I *non-premium price*

si riducono notevolmente nel primo periodo post-Covid (2020) di circa il -69%, per poi restare costante nell'anno successivo (-65% rispetto al 2019) ed incrementarsi leggermente nel 2022 restando comunque severamente in negativo (-44,57% rispetto al 2019).

Le stanze d'hotel e le stanze condivise, infine, mostrano un picco negativo nel 2021 (rispettivamente -68% e -69,5% circa) per poi aumentare leggermente il numero di notti prenotate nel 2022 (rispettivamente -50% e -40%).

È interessante, inoltre, notare come il numero delle notti premium price sia aumentato nel corso degli anni, passando da circa il 33% delle prenotazioni totali del 2019 al 44,4% nel 2022, evidenziando come in seguito alla pandemia i viaggiatori siano meno elastici alla domanda, prediligendo servizi di maggiore igiene e pulizia, oltre che minori interazioni, anche se ciò comporterebbe un costo maggiore del pernottamento. Il denaro, quindi, comincia ad acquisire un valore minore rispetto alla salute ed al benessere fisico della persona.

La percentuale di persone che scelgono l'intero appartamento rispetto alle altre categorie cresce leggermente nel corso dei vari anni (fino ad 80% circa), mentre resta costante la percentuale di stanze private sul totale (circa 18%) e dimezza, infine, la percentuale di stanze d'hotel sul totale delle prenotazioni (dal 3,31% del 2019 all'1,68% del 2022).

La *Tabella 3*, invece, evidenzia i ricavi annui totali sul territorio italiano e le variazioni tra i periodi.

		Revenues 2019	Revenues 2020	Revenues 2021	Revenues 2022	Delta Revenues 2019-2020	Delta Revenues 2019-2021	Delta Revenues 2019-2022
Price	Italy premium	2.030.813.756 €	664.393.607 €	1.014.748.704 €	3.682.505.795 €	-67,28%	-50,03%	81,33%
		41,75%	49,56%	54,01%	65,09%			
	Non-premium	2.833.847.167 €	676.221.708 €	863.965.320 €	1.974.756.100 €	-76,14%	-69,51%	-30,32%
		58,25%	50,44%	45,99%	34,91%			
Entire Apartment	2.722.621.587 €	1.100.079.178 €	1.539.511.825 €	4.905.546.320 €	-59,59%	-43,45%	80,18%	
	83,01%	82,06%	81,94%	86,71%				
Interpersonal Social Distancing	Hotel Room	132.499.441 €	53.217.988 €	45.711.805 €	88.263.369 €	-59,84%	-65,50%	-33,39%
		4,04%	3,97%	2,43%	1,56%			
	Private Room	421.470.039 €	186.223.700 €	292.113.073 €	659.960.364 €	-55,82%	-30,69%	56,59%
		12,85%	13,89%	15,55%	11,67%			
Shared Room	3.438.307 €	1.094.449 €	1.377.321 €	3.506.906 €	-68,17%	-59,94%	2,00%	
	0,10%	0,08%	0,07%	0,06%				

Tabella 3. Ricavi annui in Italia

I *premium price* mostrano una variazione totale negativa del biennio 20-21 rispetto al 2019, rispettivamente -67,3% e -50%, per poi incrementarsi vertiginosamente nel 2022 fino ad una variazione positiva dell'81% circa, non proporzionale quindi all'incremento delle notti riservate per gli stessi premium price.

Discorso analogo per le proprietà Airbnb che offrono l'intero appartamento o le stanze private, con un decremento naturale dei ricavi dovuto alla pandemia nel 2020 (rispettivamente -60% e -55,8% circa) e nel 2021 (rispettivamente -43,45% e -30,7%) ma con una crescita esponenziale nel 2022 (rispettivamente +80% e +56% circa).

I *non-premium price*, così come le stanze d'hotel, ripercorrono la stessa tendenza negativa mostrata nelle variazioni delle notti riservate. La prima categoria subisce una severa variazione negativa di -76% circa nel primo

periodo post-Covid (2020), una tendenza negativa nel secondo periodo post-Covid (2021) di -69%, per poi incrementare i propri ricavi, non riuscendo, però, a ritornare ai livelli pre-pandemici (una variazione totale netta tra il 2019 ed il 2022 di circa -30% di ricavi).

Le stanze condivise, invece, mostrano un andamento differente in quanto, in seguito ad un picco negativo nel biennio post covid 20-21 (-68% per il primo anno e -59,9% per il secondo anno), incrementano il valore totale dei ricavi nel 2022 esponenzialmente ritornando ai livelli di ricavi del 2019 (una variazione netta di circa +2%).

Anche per ciò che concerne i ricavi, è possibile vedere una crescita della quota di mercato legata a ricavi *premium price* (dal 41,75% del 2019 al 65% del 2022) a discapito dei *non-premium price* (che crollano dal 58% circa del fatturato totale a 'solamente' il 34,91%).

Anche gli interi appartamenti guadagnano tre punti percentuali della quota di mercato nel periodo considerato (2019-2022), mentre dimezza ancora la porzione di ricavi legati alle stanze d'hotel (da circa il 4% del fatturato totale annuo all'1,56%).

La statistica descrittiva analizzata nelle precedenti tabelle conduce, quindi, alle seguenti conclusioni:

- I *premium price*, nonostante rappresentino circa il 35-40% delle notti riservate nei vari anni, coprono circa dal 45% al 60% (2022) del fatturato totale annuo italiano.
- In seguito alla pandemia, i *non-premium price* riducono il loro valore sia in termini di notti riservate che di fatturato totale annuo.

- Gli interi appartamenti e le stanze private, nonostante mostrino una riduzione delle notti riservate in Italia nel periodo post pandemia (o recuperano i valori pre-Covid), grazie all'aumento generale dei prezzi legato alla property presentano un severo aumento del fatturato nel periodo post-Covid
- A causa dell'aumento dei prezzi anche le stanze d'hotel, nonostante diminuiscano vertiginosamente le proprie prenotazioni, mostrano una riduzione del fatturato in proporzione minore rispetto alla riduzione di notti prenotate

I viaggiatori, quindi, cambiano le proprie scelte e disponibilità a pagare in seguito alla pandemia, rendendo la domanda meno elastica. Se nel periodo precedente una variazione minima di prezzo portava ad una scelta differente data da un consumatore più sensibile, in questo periodo vi è stata una presa di coscienza dello stesso, prediligendo la propria salute ed il proprio benessere rispetto al risparmio economico possibile.

In questo meccanismo psicologico legato ad una rielaborazione delle priorità ed una variazione delle gerarchie per importanza, un possibile vincitore è rappresentato dall'host premium price. Quest'ultimo non ha solo la possibilità di una maggiore domanda per il proprio alloggio, ma presenta anche prezzi per il pernottamento più che proporzionali alla crescente domanda del servizio.

4.2 ANALISI DI REGRESSIONE

L'analisi di regressione, come già introdotto nel *Paragrafo 3.3*, è stata svolta osservando tre diverse variabili dipendenti, con le prime due analizzate sia in forma lineare che logaritmica:

1. Numero di giorni prenotati (*Reservation Days*, espressi in centinaia)
2. Ricavi (*Revenues*, espressi in migliaia)
3. Tasso di occupazione (*Occupation rate*)

Le regressioni svolte in forma lineare e logaritmica permettono di ottenere dei controlli di robustezza ed analizzare le variazioni della variabile dipendente sia in modo lineare che in percentuale. La regressione *Log-Lin* (ovvero logaritmica-lineare) permette di comprendere quanto varia in percentuale la variabile dipendente al variare della variabile indipendente di una unità, come segue:

$$\frac{\Delta Y}{Y} = \beta \Delta X$$

Le variabili indipendenti utilizzate per effettuare la regressione e testare la variabile d'interesse sono state selezionate evitando una possibile correlazione tra le due grandezze. Per fronteggiare questo problema si è deciso di osservare e tener conto della matrice di correlazione tra le varie grandezze:

Tabella 4: Matrici di correlazioni tra variabili d'interesse e indipendenti

	Reservation days	Bedrooms	MaxGuests	ListType	Dummy Premium	Region
Reseration days	1.0000					
Bedrooms	-0.0489	1.0000				
MaxGuests	-0.0304	0.7797	1.0000			
ListType	-0.0037	-0.2023	-0.3185	1.0000		
Dummy Premium	0.4285	0.1261	0.1573	-0.1069	1.0000	
Region	-0.1089	0.0764	0.0767	-0.0025	-0.1171	1.0000

	Revenues	Bedrooms	MaxGuests	ListType	Dummy Premium	Region
Revenues	1.0000					
Bedrooms	0.2754	1.0000				
MaxGuests	0.2813	0.7797	1.0000			
ListType	-0.0898	-0.2023	-0.3185	1.0000		
Dummy Premium	0.3856	0.1261	0.1573	-0.1069	1.0000	
Region	-0.0711	0.0764	0.0767	-0.0025	-0.1171	1.0000

	Occupation Rate	Bedrooms	MaxGuests	ListType	Dummy Premium	Region
Occupation Rate	1.0000					
Bedrooms	-0.0520	1.0000				
MaxGuests	-0.0413	0.7797	1.0000			
ListType	-0.0368	-0.2023	-0.3185	1.0000		
Dummy Premium	0.5122	0.1261	0.1573	-0.1069	1.0000	
Region	-0.1495	0.0764	0.0767	-0.0025	-0.1171	1.0000

Come mostrato dalle matrici di correlazione, le variabili d'interesse utilizzate per la regressione (*Reservation days, Revenues e Occupation rate*) non sono fortemente correlate alle variabili indipendenti, per cui per il modello di regressione sono state selezionate le seguenti:

1. Dummy dei *Premium Price*
2. Numero di letti (*Bedrooms*)
3. Numero di ospiti massimi della proprietà (*MaxGuests*)
4. Regione di appartenenza della property (*Region*)
5. Dummy temporale per l'anno 2021 e 2022 (*Year 2021 e Year 2022*)
6. Dummy legata alla distanza sociale (*Entire Apartment, Private Room, Hotel Room*, utilizzando le *Shared Room* come base di riferimento per comprendere l'effetto sulla variabile Y)

Il modello di regressione sottostante, quindi, è stato effettuato fissando il numero di notti annue della *property* riservate come variabile dipendente,

considerate in centinaia. Le variabili indipendenti, invece, sono le stesse sopracitate.

	M1	M2	M3	M4	M5
	2020 -2022	2020	2021	2022	2017-2019
Price Premium (Top 25th Perc.)	0.493 * ** (0.001)	0.393 * ** (0.002)	0.438 * ** (0.002)	0.623 * ** (0.003)	-0.136 * ** (0.001)
Entire Apartment (vs. Shared Room)	0.169 * ** (0.008)	0.145 * ** (0.009)	0.185 * ** (0.002)	0.184 * ** (0.002)	0.122 * ** (0.007)
Private Room (vs. Shared Room)	0.195 * ** (0.008)	0.141 * ** (0.01)	0.190 * ** (0.01)	0.253 * ** (0.002)	0.111 * ** (0.007)
Hotel Room (vs. Shared room)	0.359 * ** (0.009)	0.248 * ** (0.016)	0.380 * ** (0.015)	0.529 * ** (0.002)	0.364 * ** (0.008)
Region	-0.006 * ** (0.0008)	-0.005 * ** (0.0011)	-0.003 * ** (0.0013)	-0.009 * ** (0.002)	-0.003 * ** (0.0008)
Bedrooms	-0.059 * ** (0.001)	-0.040 * ** (0.002)	-0.046 * ** (0.002)	-0.080 * ** (0.003)	-0.060 * ** (0.001)
Max Guests	-0.014 * ** (0.0007)	-0.015 * ** (0.0007)	-0.012 * ** (0.0009)	-0.016 * ** (0.001)	-0.020 * ** (0.0004)
Year 2021 (vs. Year 2020)	0.126 * ** (0.001)
Year 2022 (vs. Year 2020)	0.340 * ** (0.002)
Constant	0.399 * ** (0.008)	0.401 * ** (0.009)	0.469 * ** (0.012)	0.775 * ** (0.013)	0.606 * ** (0.006)
Number of obs	1,218,678	393,849	366,800	458,029	1,298,603
Root MSE	0.557	0.41578	0.4976	0.68015	0.60789
R-Squared	0.1757	0.1407	0.1211	0.1395	0.2474

Tabella 5: Regressione multipla del numero di notti riservate come variabile dipendente

La *tabella 5* raffigura i risultati del primo modello di regressione effettuato. L'effetto dei Premium Price sul numero di notti prenotate è positivo per il periodo post-Covid, rispetto al periodo pre-Covid (-0.136 (M5 – 2017/2019)), in particolare l'effetto è sempre maggiore con il passare degli anni fino ad un valore di 0.493 (M4 - 2022), con una significatività di 0.001.

La distanza sociale influisce positivamente sul numero di notti prenotate (considerando come base di riferimento le stanze condivise):

- L'intero appartamento presenta un effetto positivo sia pre che post pandemia, ma con un incremento dell'effetto sulla variabile indipendente che passa da 0.122 (M5 - 2017/2019) a 0.169 (M1 - 2020/2022) con un picco di 0.185 (M4 - 2022).
- Le stanze private mostrano un effetto positivo sulla variabile dipendente rispetto alle stanze condivise, in particolare da 0.111 (M5 - 2017/2019) fino ad un valore di 0.253 (M4 - 2022)
- Le stanze d'hotel mostrano un effetto positivo tra il periodo pre e post pandemico, con effetti costanti nei vari anni (0.364 (M5 - 2017/2019) - 0.359 (M1 - 2020/2022)).

Il numero di letti ed il numero di ospiti massimi per il pernottamento influenzano negativamente la variabile dipendente (rispettivamente -0.059 (M1 - 2020/2022) e -0.014 (M1 - 2020/2022)), mostrando quindi una predisposizione del viaggiatore alla prenotazione di un numero di ospiti minore per pernottamenti lunghi.

L'effetto temporale dell'Anno 2021 e 2022 è positivo, in particolare il 2022 mostra un effetto di 0.340 (M1 - 2020/2022) rispetto al 2020 (variabile di

riferimento), risultato che denota un andamento crescente delle notti prenotate e quindi una ripresa rispetto alle chiusure dovute al Covid-19.

Anche l'effetto della regione di appartenenza della proprietà influisce negativamente sul numero di notti prenotate, che può essere tradotto con una lieve diminuzione spostandosi da Nord a Sud dello stivale (dato l'ordine crescente della variabile *Region* da Nord a Sud)

Il primo modello di regressione, quindi, riassume in parte ciò che era stato già riscontrato nella statistica descrittiva. La scelta dei consumatori di alloggiare in una proprietà *premium price* influisce positivamente sulle notti riservate annue aumentandone il proprio valore. Lo stesso meccanismo di rivalutazione degli alloggi tali da salvaguardare maggiormente la propria salute influisce anche sulla tipologia di appartamento. Gli alloggi con meno interazioni incrementano, infatti, il proprio effetto positivo sul numero di notti riservate per quel tipo di *property* a discapito delle tipologie con maggiore possibilità di contagio.

	M1	M2	M3	M4	M5
	2020 -2022	2020	2021	2022	2017-2019
Price Premium (Top 25th Perc.)	0.965 * ** (0.0023)	0.984 * ** (0.004)	0.947 * ** (0.004)	0.962 * ** (0.003)	-0.267 * ** (0.002)
Entire Apartment (vs. Shared Room)	0.512 * ** (0.023)	0.511 * ** (0.035)	0.585 * ** (0.044)	0.459 * ** (0.0408)	0.402 * ** (0.017)
Private Room (vs. Shared Room)	0.422 * ** (0.023)	0.370 * ** (0.036)	0.464 * ** (0.044)	0.434 * ** (0.041)	0.210 * ** (0.017)
Hotel Room (vs. Shared Room)	0.806 * ** (0.024)	0.746 * ** (0.037)	0.868 * ** (0.047)	0.851 * ** (0.044)	0.753 * ** (0.018)
Region	-0.008 * ** (0.0001)	-0.011 * ** (0.0003)	-0.0006 (0.0003)	-0.012 * ** (0.0003)	-0.0037 * ** (0.0009)
Bedrooms	-0.102 * ** (0.002)	-0.099 * ** (0.004)	-0.087 * ** (0.005)	-0.118 * ** (0.005)	-0.092 * ** (0.002)
Max Guests	-0.0168 * ** (0.001)	-0.019 * ** (0.002)	-0.017 * ** (0.002)	-0.014 * ** (0.0021)	-0.030 * ** (0.0009)
Year 2021	0.262 * ** (0.002)
Year 2022	0.569 * ** (0.002)
Constant	2.877 * ** (0.024)	2.922 * ** (0.036)	2.964 * ** (0.044)	3.547 * ** (0.040)	3.206 * ** (0.017)
Number of obs	1,216,591	393,849	365,221	458,029	1,294,542
Root MSE	1.2138	1.1909	1.2321	1.2166	1.2678
R-Squared	0.1307	0.1118	0.0922	0.1025	0.1760

Tabella 6: Regressione multipla della funzione logaritmica del numero di notti riservate come variabile dipendente

La seconda regressione, mostrata nella tabella soprastante, ripercorre le osservazioni ottenute nella prima regressione, ottenendo però l'effetto percentuale sulla variabile d'interesse causata dalle singole variabili indipendenti.

In particolare, i *premium price* nel periodo post- Covid producono effetti marginali positivi sulla variabile dipendente, mantenendo costante il proprio contributo alla variabile dipendente con il susseguirsi dei vari anni (da 0.984 (M2 – 2020), successivamente 0.947 (M3 – 2021) ed infine un valore nel 2022 di 0.962 (M4 – 2022)). L'effetto marginale del periodo 2020 - 2022 è comunque positivo (0.965 (M1 - 2020/2022) mentre nel periodo pre-pandemia è negativo (-0.267 (M5 – 2017/2019)), con una significatività a 0.001.

La distanza sociale influisce positivamente sulla variabile dipendente, sia nel periodo 2020-2022 che il periodo pre-Covid 2017-2019. L'intero appartamento provoca un effetto totale di 0.512 (M1 - 2020/2022) rispetto alle stanze condivise, con una tendenza costante nei vari anni (0.511 (M2 – 2020), 0.585 (M3 – 2021) e 0.459 (M4 – 2022), con significatività 0.001). Le stanze d'hotel provocano un effetto di 0.806 (M1 - 2020/2022), mentre le stanze private provocano un effetto di 0.422 (M1 - 2020/2022) nello stesso periodo, con una significatività di 0.001, incrementando notevolmente i propri valori rispetto al periodo pre-Covid (0.210 (M5 – 2017/2019)). I coefficienti delle stanze d'hotel mostrano un coefficiente positivo ma costante rispetto alle stanze condivise, lasciando presagire comunque un andamento simile per le due tipologie di appartamento.

Il numero di letti ed il numero massimo di ospiti per il pernottamento, così

come avvenuto nella precedente regressione, mostrano un effetto marginale negativo: la variabile *Bedrooms* di -0.102 (M1 – 2020/2022), mentre la variabile *MaxGuests* ‘solamente’ -0.0168 (M1 – 2020/2022)).

Anche l’effetto temporale delle *Dummy* 2021 e 2022 presentano effetti positivi. La variabile legata all’anno 2022 presenta un valore di 0.569 (M1 - 2020 / 2022) mentre l’anno 2021 mostra un coefficiente di 0.262 (M1 – 2020/2022), dati che testimoniano un andamento crescente delle notti riservate nel lungo periodo post-Covid (di circa +26% per il 2021 ed oltre +56% per il 2022 rispetto al 2020).

L’effetto della regione di appartenenza della *property*, infine, mostra un contenuto effetto negativo, già intravisto nella prima regressione.

La seconda regressione, quindi, conferma le tesi sostenute nella prima, in particolare un incremento vertiginoso del contributo del *premium price* (circa un incremento del 95% delle notti riservate in caso la *property* sia effettivamente *premium*). Anche l’effetto degli interi appartamenti e delle stanze private ripercorre gli stessi effetti della prima regressione, incrementando il proprio contributo rispettivamente di circa il 10% per la prima tipologia ed oltre il 20% per la seconda categoria, rispetto alle stanze condivise.

	M1	M2	M3	M4	M5
	2020 -2022	2020	2021	2022	2017-2019
Price Premium (Top 25th Perc.)	12.215 * ** (0.026)	8.149 * ** (0.031)	11.452 * ** (0.043)	16.378 * ** (0.053)	13.337 * ** (0.023)
Entire Apartment (vs. Shared Room)	2.639 * ** (0.057)	1.773 * ** (0.050)	2.557 * ** (0.102)	3.767 * ** (0.110)	2.222 * ** (0.032)
Private Room (vs. Shared Room)	2.626 * ** (0.058)	1.575 * ** (0.050)	2.445 * ** (0.103)	3.966 * ** (0.111)	1.670 * ** (0.032)
Hotel Room (vs. Shared Room)	5.503 * ** (0.085)	3.577 * ** (0.083)	5.265 * ** (0.151)	8.808 * ** (0.195)	5.314 * ** (0.074)
Region	-0.085 * ** (0.0011)	-0.064 * ** (0.0011)	-0.042 * ** (0.001)	-0.134 * ** (0.002)	-0.062 * ** (0.001)
Bedrooms	0.330 * ** (0.015)	0.442 * ** (0.028)	0.586 * ** (0.033)	0.038 * ** (0.023)	0.459 * ** (0.015)
Max Guests	0.458 * ** (0.007)	0.421 * ** (0.011)	0.501 * ** (0.014)	0.4844 * ** (0.012)	0.443 * ** (0.006)
Year 2021	2.374 * ** (0.014)
Year 2022	5.129 * ** (0.017)
Constant	-1.716 * ** (0.059)	-0.172 * ** (0.0527)	-0.147 * ** (0.105)	2.290 * ** (0.111)	0.213 * ** (0.033)
Number of obs	1,218,678	393,849	366,800	458,029	1,298,603
Root MSE	7.8606	5.362	7.2419	9.5925	7.7185
R-Squared	0.3603	0.3599	0.3585	0.3512	0.4033

Tabella 7: Regressione multipla dei ricavi annui per singola *property* come variabile dipendente

La precedente tabella mostra la terza regressione, effettuata considerando i ricavi annui della singola *property* (espressi in migliaia di dollari) come variabile dipendente.

I *premium price* mostrano un effetto positivo sui ricavi sia nel periodo prima della pandemia che successivamente, segno di come una *property* con una maggiore qualità, e quindi un prezzo maggiore, abbia una quantità di ricavi annui maggiore rispetto ad una *property* con prezzi non premium, a prescindere dagli eventi straordinari. I coefficienti dei premium price sono costanti, quindi, nei periodi analizzati, rispettivamente 13.337 (M5 – 2017/2019) e 12.215 (M1 – 2020/2022) ma con un picco di 16.378 (M4 – 2022).

La tipologia di alloggio influisce positivamente sul fatturato, dato dal costo più elevato delle tipologie di pernottamento con minori interazioni rispetto alle stanze condivise (fissata come variabile omessa). Gli interi appartamenti influiscono sui ricavi positivamente di 2.639 (M1 – 2020/2022), con un picco di 3.767 (M4 – 2022).

Le stanze private aumentano il proprio effetto positivo sui ricavi rispetto alle stanze condivise da 1.670 (M5 – 2017/2019) fino a 2.626 (M1 – 2020/2022), ma con un effetto di 3.966 (M4 – 2022) rispetto alle Shared Room sui ricavi nell'ultimo anno. Gli hotel, infine, hanno un effetto positivo minore nel 2020 rispetto al periodo pre-Covid (5.314 (M5 – 2017/2019)), ma crescente negli ultimi due anni fino a 8.808 (M4 – 2022).

Anche il numero massimo di ospiti ed il numero di letti influisce in modo costante positivo sui ricavi sia per il periodo pre-pandemico che il periodo post pandemico, non alterando quindi l'andamento dei ricavi nel periodo.

L'effetto temporale, infine, influisce positivamente sui ricavi, in particolare sia per l'anno 2021 sia per l'anno 2022 c'è un effetto positivo maggiore rispetto all'anno 2020 preso come riferimento, soprattutto per l'anno 2022 con 5.129 (M1 - 2020/2022), segnale di un aumento generale dei prezzi e di una ripresa economica del paese. La tipologia di regione influisce in modo flebile sui ricavi, in particolare con una lieve diminuzione passando da Nord a Sud della penisola.

I coefficienti delle variabili indipendenti testimoniano, quindi, una netta ripresa dei ricavi nel periodo post-Covid, spesso non proporzionale alle notti riservate. Il 2022, in particolare, testimonia degli effetti positivi dei premium price o delle tipologie di appartamento oltre le attese. I premium price aumentano di circa tre unità il proprio effetto sui ricavi, segnale di un valore dei ricavi anche superiore al periodo 2017 – 2019. Le tipologie di alloggio provocano un effetto positivo di circa il doppio per l'anno 2022 rispetto all'effetto provocato nel periodo pre-pandemico, simbolo di come la tipologia di alloggio influisce in proporzione maggiore sui ricavi rispetto alle notti riservate (con variazioni positive ma limitate).

	M1	M2	M3	M4	M5
	2020 -2022	2020	2021	2022	2017-2019
Price Premium (Top 25th Perc.)	1.475 * ** (0.002)	1.414 * ** (0.004)	1.461 * ** (0.004)	1.534 * ** (0.003)	1.706 * ** (0.002)
Entire Apartment (vs. Shared Room)	1.417 * ** (0.024)	1.471 * ** (0.036)	1.515 * ** (0.046)	1.285 * ** (0.043)	1.274 * ** (0.017)
Private Room (vs. Shared Room)	1.130 * ** (0.024)	1.086 * ** (0.036)	1.197 * ** (0.047)	1.104 * ** (0.043)	0.862 * ** (0.017)
Hotel Room (vs. Shared Room)	1.762 * ** (0.025)	1.755 * ** (0.038)	1.827 * ** (0.050)	1.763 * ** (0.046)	1.684 * ** (0.018)
Region	-0.011 * ** (0.0001)	-0.014 * ** (0.0003)	-0.001 * ** (0.0003)	-0.016 * ** (0.0003)	-0.011 * ** (0.0001)
Bedrooms	-0.008 * ** (0.0017)	0.007 (0.003)	0.0048 (0.0031)	-0.037 * ** (0.003)	0.0026 (0.001)
Max Guests	0.052 * ** (0.0008)	0.568 * ** (0.0015)	0.053 * ** (0.0016)	0.047 * ** (0.002)	0.040 * ** (0.0008)
Year 2021	0.351 * ** (0.002)
Year 2022	0.677 * ** (0.002)
Constant	6.062 * ** (0.024)	6.0325 * ** (0.036)	6.189 * ** (0.047)	6.960 * ** (0.043)	6.428 * ** (0.017)
Number of obs	1,216,591	393,849	366,800	458,029	1,294,542
Root MSE	1.2423	1.1862	1.2864	1.2489	1.2791
R-Squared	0.2600	0.2578	0.2224	0.2273	0.3013

Tabella 8: Regressione multipla della funzione logaritmica dei ricavi annui per singola *property* come variabile dipendente

La quarta regressione, come già detto, ripercorre i risultati ottenuti da quella precedente, ovvero un effetto positivo del premium price, pre e post pandemico (1.706 (M5 2017/2019) significativo a 0.001, 1.475 (M1 – 2020/2022) con lo stesso livello di significatività).

Gli interi appartamenti condizionano positivamente i ricavi ed aumentano leggermente il proprio effetto (1.417 (M1 - 2020/2022) rispetto a 1.274 (M5 – 2017/2019)). Discorso analogo per le stanze private con un coefficiente di 1.130 (M1 2020 - 2022) rispetto a 0.862 (M5 – 2017/2019), mentre le stanze d'hotel hanno un effetto positivo rispetto alle stanze condivise di 1.762, significativo a 0.001 (M1- 2020/2022). Questi contributi positivi superiori delle tipologie di pernottamento rispetto alle stanze condivise si traduce quindi con un maggiore numero di ricavi dovuti ad un maggior costo delle tipologie con meno interazione.

Elemento fondamentale della quarta regressione è rappresentata da coefficienti anomali per il numero di letti, in quanto presenta un valore di 0.0026 (M5 – 2017/2019) rispetto ad un valore di -0.008 (M1 – 2020/2022) ma con il primo non significativo (il coefficiente per il periodo 2020-2022 è significativo a 0.001). L'effetto temporale del biennio 21-22 sulla base di riferimento del 2020 è positivo, in particolare per l'anno 2022, che presenta un coefficiente di 0.677 (M1 - 2020/2022).

Come evidenziato nella precedente regressione, anche nel quarto modello la regione influisce in modo flebile sui ricavi, in particolare con una lieve diminuzione passando da Nord a Sud dello stivale.

	M1	M2	M3	M4	M5
	2020 -2022	2020	2021	2022	2017-2019
Price Premium (Top 25th Perc.)	0.285 * ** (0.0004)	0.271 * ** (0.0008)	0.286 * ** (0.008)	0.296 * ** (0.0008)	-0.078 * ** (0.0004)
Entire Apartment (vs. Shared Room)	0.0079 * ** (0.0036)	0.047 * ** (0.005)	0.093 * ** (0.006)	0.099 * ** (0.007)	0.0023 * ** (0.003)
Private Room (vs. Shared Room)	0.055 * ** (0.0036)	0.032 * ** (0.0054)	0.058 * ** (0.006)	0.077 * ** (0.007)	-0.009 * (0.003)
Hotel Room (vs. Shared Room)	0.091 * ** (0.0039)	0.048 * ** (0.0057)	0.094 * ** (0.0067)	0.148 * ** (0.0071)	0.035 * ** (0.003)
Region	-0.003 * ** (0.0003)	-0.0024 * ** (0.0004)	-0.0025 * ** (0.0005)	-0.0048 * ** (0.0005)	-0.003 * ** (0.0003)
Bedrooms	-0.021 * ** (0.0005)	-0.017 * ** (0.0008)	-0.022 * ** (0.001)	-0.024 * ** (0.009)	-0.021 * ** (0.0004)
Max Guests	-0.013 * ** (0.0002)	-0.0122 * ** (0.0004)	-0.013 * ** (0.0004)	-0.019 * ** (0.0003)	-0.014 * ** (0.0001)
Year 2021	0.068 * ** (0.0004)
Year 2022	0.167 * ** (0.0004)
Constant	0.226 * ** (0.003)	0.233 * ** (0.005)	0.267 * ** (0.006)	0.453 * ** (0.0011)	0.351 * ** (0.003)
Number of obs	1,218,678	393,849	366,800	458,029	1,298,603
Root MSE	0.21449	0.18248	0.20939	0.22697	0.21295
R-Squared	0.3003	0.2765	0.2491	0.3175	0.3601

Tabella 9: Regressione multipla del tasso di occupazione come variabile dipendente

L'ultima regressione considera il tasso di occupazione come variabile dipendente.

I premium price hanno un effetto positivo sul tasso di occupazione nel triennio post pandemico, di circa 0.285 (M1 – 2020/2022), rispetto al triennio pre-Covid (-0.078 (M5 – 2017/2019)).

L'interpersonal social distance, invece, contribuisce in modo positivo al tasso di occupazione per le tre tipologie di pernottamento analizzate rispetto alla variabile omessa (Shared Room), in particolare gli interi appartamenti 0.0079, le stanze private 0.055 e le stanze d'hotel 0.091 (M1 - 2020/2022) tutte con significatività 0.001. Le stesse tipologie, infatti, presentano valori nel periodo 2017-2019 positivi ma nettamente minori: 0.0023 (M5 – 2017/2019) per l'intero appartamento, 0.035 (M5 – 2017/2019) per le stanze d'hotel ed infine -0.009 (M5 – 2017/2019) per le stanze private, con quest'ultima significativa a 0.005).

Il numero di letti e di ospiti massimi riprende l'andamento già analizzato nelle prime due regressioni effettuate, influenzando negativamente la variabile dipendente (rispettivamente -0.021 e -0.013 (M1 – 2020/2022)).

L'effetto temporale del biennio 21-22 influenza positivamente il tasso di occupazione (0.068 e 0.167 (M1 – 2020/2022), dato che testimonia una ripresa riguardo i pernottamenti e quindi una percentuale maggiore di occupazione delle property nel periodo.

Dalle regressioni effettuate è possibile trarre le principali conclusioni sugli effetti di alcune variabili indipendenti sulle variabili d'interesse.

La pressione psicologica e la maggiore probabilità di contagio del virus hanno

modificato le scelte dei viaggiatori e la propria *willingness to pay*. Come già intravisto con l'analisi della statistica descrittiva, anche analizzando i vari modelli di regressione* si è riscontrata la tendenza dei *premium price*, nel triennio post pandemia, ad influenzare positivamente sia le notti riservate (e quindi indirettamente il tasso di occupazione) che i ricavi legati alla *property*. Lo stesso fenomeno ha favorito lo sviluppo di tipologie di pernottamento con minori interazioni e maggiore indipendenza ed autonomia abitativa (crescita di appartamenti e stanze private, meno per le stanze condivise).

L'effetto temporale influisce positivamente sia sulle notti riservate che sui ricavi della *property*, mostrando una netta ripresa di occupazione e di guadagni nel periodo post pandemico. L'effetto delle regioni, infine, è limitato ma comunque interessante in quanto scendendo lungo la penisola diminuisce leggermente il ricavo della proprietà ed il numero di notti annue riservate nella stessa.

*I risultati ottenuti dai modelli di regressione effettuati nel presente elaborato ripercorrono, in parte, i risultati ottenuti dall'articolo di cui prende spunto il lavoro, confermando quindi le conclusioni riportate nell'articolo stesso

4.3 NORD VS SUD: ANALOGIE E DIFFERENZE IN SEGUITO AL COVID-19

Il divario economico tra Nord e Sud è un tema ormai analizzato da molti anni e presente già da secoli. Già nella prima metà del Novecento si è cercato di rivalorizzare il sud emettendo dei sussidi importanti a favore di riqualificazione pubblica di strade, ponti ed opere in genere. L'intento non fu accompagnato dalla realizzazione in quanto il divario tra la parte settentrionale e meridionale non si è ridotto ma ampliato. Il tasso di disoccupazione al Sud è rimasto stabilmente maggiore rispetto al Nord, e con la crisi il rapporto tra il numero di individui e la forza lavoro è incrementato in misura ingente, soprattutto per via della crescita del primo valore. Nel 2020, il tasso di disoccupazione al Nord era del 5,8%; al Sud, era del 15,9%, circa 2,7 volte tanto (IlSole24Ore, 2023). Questo fenomeno ha portato ad un'emigrazione dei giovani meridionali al Nord, in cerca di lavoro ed opportunità di crescita, oltre che retribuzioni più adeguate (circa il 15% dei dipendenti al Sud è sottopagato, contro l'8,4% del Centro-Nord). Dal 2002 al 2021 hanno lasciato il Mezzogiorno oltre 2,5 milioni di persone, in prevalenza verso il Centro Nord (81%). Al netto dei rientri, il Mezzogiorno ha perso 1,1 milioni di residenti. Le migrazioni verso il Centro Nord hanno interessato soprattutto i più giovani: tra il 2002 e il 2021 il Mezzogiorno ha subito un deflusso netto di 808mila under 35, di cui 263 mila laureati. Al 2080 si stima una perdita di oltre 8 milioni di residenti nel Mezzogiorno, pari a poco meno dei due terzi del calo nazionale (-13 milioni). La popolazione del Sud, attualmente pari al 33,8% di quella italiana, si ridurrà ad appena il 25,8% nel 2080.

Su due milioni di famiglie italiane povere, circa 775mila sono al Sud; inoltre, su 5,6 milioni di individui in condizioni di povertà, 2,3 milioni sono del mezzogiorno. In più, in misura percentuale rispetto al totale della popolazione, l'incidenza dei poveri al Sud è maggiore che al Nord, e al Mezzogiorno sono anche cresciuti nell'anno della pandemia: 9,4% nel 2020, contro l'8,6% nel 2019 (IlSole24Ore, 2023).

Nel 2022 gli effetti dell'inflazione si sono propagati soprattutto sul potere d'acquisto delle fasce più deboli: colpite le famiglie a basso reddito, maggiormente concentrate al Sud. Il rapporto Svimez 2023 riporta, infatti, che «Nel 2022 l'inflazione ha eroso 2,9 punti del reddito disponibile delle famiglie meridionali, oltre il doppio del dato relativo al Centro-Nord (-1,2 punti)».

Il Covid-19, inoltre, ha aumentato ulteriormente il divario economico tra Nord e Sud nel primo periodo, a causa della crisi in cui imprese, dipendenti, partite IVA e giovani si sono trovati. La crescita del PIL nel periodo successivo alla pandemia (2021) mostra una disparità fra le due fazioni (rispettivamente +6.8% contro +5% fra Nord e Sud).

Questa differenza di prospettive peggiora se si considera anche il settore in maggiore crisi in seguito alla pandemia, ovvero il Turismo (business core del mezzogiorno). I lockdown e le chiusure regionali hanno condotto ad un crollo vertiginoso dei ricavi legati al turismo ed hanno interrotto la crescita del settore nel Meridione.

Nonostante una disparità nel 2021, il rapporto Svimez 2023 mostra un allineamento tra i due territori. Nel Mezzogiorno si è registrata una crescita del 10,7% che compensa la perdita dell'8,5% del 2023, nel Centro Nord la crescita dell'11% è seguita a una flessione più accentuata (-9,1%). È bene precisare che questo allineamento, come affermato nel rapporto Svimez, «sconta

l'eccezionalità del contesto post-Covid per il tenore straordinariamente espansivo delle politiche di bilancio e la diversa composizione settoriale della ripresa». Il temporaneo allineamento tra settentrione e meridione potrebbe disperdersi già nel biennio successivo. È stato stimato, infatti, che nel 2025 la crescita nazionale dovrebbe attestarsi sul +1,2%. La crescita del Pil meridionale è stimata 4 decimi di punto al di sotto del dato del Centro-Nord: +0,9% a fronte del +1,3.

Queste disparità di povertà, spopolamento e previsioni sono state osservate anche nell'analisi di regressione effettuate precedentemente per il mercato Airbnb, con una leggera differenza dei ricavi e delle notti prenotate tra il Settentrione e Meridione. A questo proposito si è deciso di effettuare una digressione in merito, prendendo due città iconiche del Nord e del Sud, rispettivamente Milano e Bari.

4.3.2 STATISTICA DESCRITTIVA

Per studiare efficacemente il fenomeno è stata applicata la statistica descrittiva effettuata per il territorio nazionale. Si è analizzato, quindi, il numero di notti riservate ed i ricavi per il medesimo periodo sia per Milano che per Bari. È fondamentale precisare che la città del meridione utilizzata come campione rappresentativo per l'analisi è influenzata anche dall'enorme successo legato al turismo degli ultimi anni, dato che potrebbe influenzare la ripresa post-pandemia aumentando esponenzialmente la crescita.

Le due tabelle seguenti mostrano rispettivamente le notti riservate ed i ricavi annui della città di Milano, mentre le due successive rappresentano le medesime variabili per Bari.

Tabella 10: Notti annue riservate per la città di Milano

		Reserved Nights 2019	Reserved Nights 2020	Reserved Nights 2021	Reserved Nights 2022	Delta Reserved Nights 19-20	Delta Reserved Nights 19-21	Delta Reserved Nights 19-22
Price	Italy premium	1507726	463757	444018	889169	-69,24%	-70,55%	-41,03%
		60,53%	45,57%	43,19%	45,65%			
	Non-premium	982950	553981	584155	1058513	-43,64%	-40,57%	7,69%
		39,47%	54,43%	56,81%	54,35%			
Interpersonal Social Distancing	Entire Apartment	1058513	819292	841250	1612344	-22,60%	-20,53%	52,32%
		64,53%	80,50%	81,82%	82,78%			
	Hotel Room	38238	15025	6632	8238	-60,71%	-82,66%	-78,46%
		2,33%	1,48%	0,65%	0,42%			
	Private Room	515203	174745	171603	308795	-66,08%	-66,69%	-40,06%
		31,41%	17,17%	16,69%	15,85%			
	Shared Room	28460	8676	8688	18305	-69,52%	-69,47%	-35,68%
		1,73%	0,85%	0,84%	0,94%			

Tabella 11: Ricavi annui per la città di Milano

		Revenues 2019	Revenues 2020	Revenues 2021	Revenues 2022	Delta Revenues 2019-2020	Delta Revenues 2019-2021	Delta Revenues 2019-2022
Price	Italy premium	89.523.284 €	22.387.530 €	25.407.303 €	144.211.541 €	-74,99%	-71,62%	61,09%
		61,70%	46,17%	44,26%	54,37%			
	Non-premium	55.573.846 €	26.105.669 €	31.993.744 €	121.039.259 €	-53,03%	-42,43%	117,80%
		38,30%	53,83%	55,74%	45,63%			
Interpersonal Social Distancing	Entire Apartment	121.039.259 €	39.029.297 €	46.938.503 €	237.993.460 €	-67,75%	-61,22%	96,63%
		80,67%	80,48%	81,77%	89,72%			
	Hotel Room	4.821.705 €	1.769.594 €	618.687 €	1.117.780 €	-63,30%	-87,17%	-76,82%
		3,21%	3,65%	1,08%	0,42%			
	Private Room	23.425.729 €	7.428.803 €	9.548.580 €	25.270.782 €	-68,29%	-59,24%	7,88%
		15,61%	15,32%	16,63%	9,53%			
	Shared Room	763.992 €	265.505 €	295.277 €	868.778 €	-65,25%	-61,35%	13,72%
		0,51%	0,55%	0,51%	0,33%			

Tabella 12: Notti annue prenotate per la città di Bari

		Reserved Nights 2019	Reserved Nights 2020	Reserved Nights 2021	Reserved Nights 2022	Delta Reserved Nights 19-20	Delta Reserved Nights 19-21	Delta Reserved Nights 19-22
Price	Italy premium	207151	171663	224731	512145	-17,13%	8,49%	147,23%
		37,01%	46,09%	44,60%	50,98%			
	Non-premium	352605	200797	279118	492507	-43,05%	-20,84%	39,68%
		62,99%	53,91%	55,40%	49,02%			
Interpersonal Social Distancing	Entire Apartment	399925	221894	299898	518783	-44,52%	-25,01%	29,72%
		71,45%	75,36%	74,63%	73,41%			
	Hotel Room	21844	8798	9417	13445	-59,72%	-56,89%	-38,45%
		3,90%	2,99%	2,34%	1,90%			
	Private Room	136769	63332	91531	172672	-53,69%	-33,08%	26,25%
		24,43%	21,51%	22,78%	24,44%			
Shared Room	1218	436	1003	1752	-64,20%	-17,65%	43,84%	
		0,22%	0,15%	0,25%	0,25%			

Tabella 13: Ricavi annui per la città di Bari

		Revenues 2019	Revenues 2020	Revenues 2021	Revenues 2022	Delta Revenues 2019-2020	Delta Revenues 2019-2021	Delta Revenues 2019-2022
Price	Italy premium	20.285.023 €	13.738.740 €	23.752.889 €	67.185.004 €	-32%	17,10%	231,20%
		45,51%	52,07%	52,45%	54,49%			
	Non-premium	24.289.502 €	12.645.061 €	21.532.174 €	56.107.235 €	-48%	-11,35%	130,99%
		54,49%	47,93%	47,55%	45,51%			
Interpersonal Social Distancing	Entire Apartment	33.614.572 €	17.304.251 €	27.870.946 €	75.046.770 €	-49%	-17,09%	123,26%
		75,41%	77,31%	76,81%	80,44%			
	Hotel Room	2.334.153 €	968.053 €	1.020.999 €	1.814.738 €	-59%	-56,26%	-22,25%
		5,24%	4,32%	2,81%	1,95%			
	Private Room	8.581.063 €	4.089.948 €	7.363.730 €	16.259.901 €	-52%	-14,19%	89,49%
		19,27%	18,29%	20,31%	17,46%			
Shared Room	44.737 €	21.549 €	29.388 €	170.830 €	-52%	-34,31%	281,85%	
		0,10%	0,10%	0,08%	0,18%			

È possibile trovare delle differenze in seguito all'analisi della statistica descrittiva effettuata su Milano e Bari.

In particolare, Milano presenta un decremento di notti riservate a prezzi premium, con un aumento di notti a prezzi non-premium, probabilmente dovuta ai prezzi già elevati della città in periodo pre-Covid e che hanno portato i viaggiatori a dover optare per scelte non-premium nel periodo post-pandemico. Bari, invece, che per caratteristiche e disponibilità economica della zona aveva una maggiore preferenza verso i *non-premium price*, mostra nel periodo post pandemia un incremento delle notti riservate a prezzi premium, per far fronte ai problemi di contagiosità del virus.

Entrambe le città, invece, presentano un valore dei ricavi maggiore sia in caso di premium price, che non premium price, dovuta ad un aumento generale dei prezzi.

La città lombarda mostra un grande incremento di pernottamenti per interi appartamenti ed un inatteso decremento di stanze private; Bari, invece, mantiene le percentuali legate alla tipologia di appartamento costanti in tutto il periodo analizzato.

L'incremento del turismo nella regione pugliese ha permesso a Bari di aumentare i propri numeri e mostrare un incremento dei ricavi e delle notti prenotate anche maggiore del periodo pre-Covid 19, non legati solamente alla pandemia stessa.

Come già notato a livello Italia, anche nelle singole città è possibile notare un incremento dei prezzi non proporzionale alla variazione di notti riservate. Su tutti, le stanze private a Milano, che con un -40% di notti riservate, mostrano comunque un incremento di circa l'8% di ricavi nel 2022.

4.3.3 ANALISI DI REGRESSIONE

L'analisi di regressione per le due città in oggetto è stata svolta considerando solo due modelli di regressione, in particolare la funzione logaritmica del numero di notti riservate annue ed i ricavi annui della *property*, come variabili d'interesse.

	Milano			Bari		
	M1 2017 -2019	M2 2020-2022	M3 2022	M4 2017-2019	M5 2020-2022	M6 2022
Price Premium (Top 25th Perc.)	1.303 * ** (0.010)	1.158 * ** (0.011)	1.155 * ** (0.019)	0.675 * ** (0.019)	0.938 * ** (0.017)	1.012 * ** (0.026)
Entire Apartment (vs. Shared Room)	0.079 (0.036)	0.023 (0.052)	-0.138 (0.087)	0.373 (0.176)	0.475 (0.191)	0.434 (0.353)
Private Room (vs. Shared Room)	0.202 * ** (0.036)	0.057 (0.053)	-0.023 (0.088)	0.055 (0.178)	0.239 (0.192)	0.249 (0.354)
Hotel Room (vs. Shared room)	0.789 * ** (0.062)	0.628 * ** (0.08)	0.623 * ** (0.195)	0.499 (0.190)	0.589 * (0.198)	0.490 (0.368)
Bedrooms	-0.183 * ** (0.010)	-0.193 * ** (0.013)	-0.245 * ** (0.024)	-0.130 * ** (0.017)	-0.176 * ** (0.015)	-0.215 * ** (0.027)
Max Guests	0.024 * ** (0.0046)	0.021 * ** (0.005)	0.026 * (0.009)	-0.029 * ** (0.008)	-0.025 * ** (0.007)	-0.022 (0.012)
Year 2021 (vs. Year 2020)	...	0.038 * ** (0.013)	0.357 * ** (0.022)	...
Year 2022 (vs. Year 2020)	...	0.505 * ** (0.012)	0.602 * ** (0.0199)	...
Constant	3.131 * ** (0.036)	3.066 * ** (0.05)	3.760 * ** (0.087)	3.291 * ** (0.178)	3.093 * ** (0.192)	3.755 * ** (0.354)
Number of obs	74,800	58,483	21,249	16,433	19,109	7,421
Root MSE	1.3184	1.3232	1.3189	1.3124	1.2252	1.2538
R-Squared	0.1819	0.1600	0.1367	0.1609	0.1340	0.1054

Tabella 14: Regressione della funzione logaritmica del numero di notti riservate usata come variabile dipendente

È possibile quindi, notare le principali differenze anche dal risultato della regressione, svolta per entrambe le città nei rispettivi periodi temporali.

I *premium price* sono tendenzialmente positivi per entrambe le città con una grande differenza di effetto. Per Milano l'effetto della *property premium price* è decrescente nel periodo post pandemico (1.303 (M1 - 2017/2019) - 1.155 (M2 - 2020/2022)), per Bari invece l'effetto è crescente (0.675 (M4 - 2017/2019) - 0.938 (M5 - 2020/2022)) segno di una maggiore disponibilità a pagare prezzi premium per pernottamenti più lunghi dal 2020 in poi.

Considerando l'interpersonal social distance, l'effetto marginale degli interi appartamenti e delle stanze private (comparate alle stanze condivise) è decisamente maggiore per la città pugliese. È bene precisare che, a causa della quantità di informazioni limitate per l'analisi, i risultati ottenuti dalla regressione non sempre sono significativi.

Il numero di letti e di numero massimo di ospiti possibili sono simili per le due città, e rispecchiano pienamente l'andamento della penisola italiana.

Contributo marginale positivo per le Dummy 21-22, con coefficienti maggiori per Bari (0.357 Anno 2021 (M4 - 2020/2022) - 0.602 Anno 2022 (M4 - 2020/2022)) e minori per Milano (0.038 Anno 2021 (M2 - 2020/2022) - 0.505 Anno 2022 (M2 - 2020/2022)), che potrebbero anche in parte spiegare una crescita del turismo nella città pugliese negli ultimi anni.

	Milano			Bari		
	M1	M2	M3	M4	M5	M6
	2017 -2019	2020-2022	2022	2017-2019	2020-2022	2022
Price Premium (Top 25th Perc.)	1.443 * ** (0.009)	1.415 * ** (0.011)	1.480 * ** (0.018)	1.789 * ** (0.019)	1.465 * ** (0.017)	1.537 * ** (0.027)
Entire Apartment (vs. Shared Room)	1.016 * ** (0.034)	0.875 * ** (0.05)	0.695 * ** (0.094)	1.278 * ** (0.163)	1.267 * ** (0.207)	0.994 * (0.34)
Private Room (vs. Shared Room)	0.751 * ** (0.034)	0.558 * ** (0.055)	0.4959 * ** (0.094)	0.827 * ** (0.165)	0.892 * ** (0.208)	0.683 (0.345)
Hotel Room (vs. Shared room)	1.800 * ** (0.059)	1.537 * ** (0.082)	1.509 * ** (0.050)	1.459 * ** (0.178)	1.418 * ** (0.215)	1.117 * ** (0.360)
Bedrooms	-0.013 (0.0089)	-0.045 * ** (0.01)	-0.125 * ** (0.019)	-0.003 * ** (0.017)	-0.040 * ** (0.016)	-0.085 * ** (0.027)
Max Guests	0.094 * ** (0.004)	0.088 * ** (0.005)	0.101 * ** (0.008)	0.027 * ** (0.017)	0.031 * ** (0.007)	0.028 (0.012)
Year 2021 (vs. Year 2020)	...	0.106 * ** (0.013)	0.505 * ** (0.022)	...
Year 2022 (vs. Year 2020)	...	0.745 * ** (0.012)	0.783 * ** (0.021)	...
Constant	6.360 * ** (0.034)	6.346 * ** (0.054)	7.281 * ** (0.093)	6.329 * ** (0.166)	6.302 * ** (0.208)	7.405 * ** (0.345)
Number of obs	74,974	58,704	21,249	16,483	19,128	7,421
Root MSE	1.2539	1.2944	1.2888	1.3218	1.2442	1.2695
R-Squared	0.3035	0.2866	0.2555	0.2752	0.2597	0.2131

Tabella 15: Regressione della funzione logaritmica dei ricavi annui per singola *property* usata come variabile dipendente

La regressione effettuata sul logaritmo dei ricavi annui ha condotto a risultati in linea con il modello Italia, e quindi delle affinità anche tra le due città.

I *premium price* hanno un effetto positivo su entrambe le città, rispettivamente 1.415 (M2 - 2020/2022) per Milano e 1.465 (M5 - 2020/2022) per Bari.

La tipologia di pernottamento ripercorre i risultati ottenuti per il modello Italia, con le tipologie con minore interazione che producono effetto positivo maggiore sui ricavi rispetto alle stanze condivise. Gli interi appartamenti provocano un effetto marginale nel periodo post-Covid di 0.875 (M2 - 2020/2022) rispetto al periodo pre-Covid di 1.016 (M1 - 2017/2019), con una significatività di 0.001. Coefficienti costanti per gli interi appartamenti prenotabili nella città di Bari nei due periodi considerati (1.278 (M4 - 2017/2019) rispetto a 1.267 (M5 - 2020/2022)), ma con un picco negativo di 0.994 per il 2022 (M6 - 2022).

Il numero di notti prenotate provoca un effetto negativo (limitato) sulla variabile dipendente per entrambe le città (-0.045 (M2 - 2020/2022) e -0.040 (M4 - 2020/2022)).

L'effetto temporale dell'anno sui ricavi evidenzia coefficienti positivi, rispettivamente per Bari 0.505 per l'Anno 2021 (M4 - 2020/2022) e 0.783 per l'Anno 2022 (M4 - 2020/2022)) e Milano 0.106 per l'Anno 2021 (M2 - 2020/2022) e 0.745 per l'Anno 2022 (M2 - 2020/2022)).

5.CONCLUSIONI

Il presente elaborato supporta quantitativamente le tesi teoriche dei vari studiosi, entrando talvolta in contraddizione per alcuni aspetti.

I viaggiatori sono disposti a pagare cifre maggiori per soddisfare i propri bisogni legati all'igiene, alla qualità ed alla sicurezza, confermando l'andamento crescente dei *premium price* (segnale forte di una inversione delle priorità). I consumatori non sono più interessati a pernottare al prezzo minore, ma ricercano alloggi che possano conferirgli maggiore tranquillità e minori interazioni sociali. Questo fenomeno mostra una diversa reazione del consumatore all'offerta, in quanto, in seguito alla pandemia, diminuisce fortemente la propria sensibilità al prezzo, ovvero la domanda diventa meno elastica.

La differente elasticità della domanda provoca, nel settore turistico ed in particolare nel mercato Airbnb, una decrescita delle *property non premium* in favore delle *property premium*, invertendo completamente la strategia di business. Nel periodo pre-pandemico le proprietà con una minore qualità avevano una domanda elevata, con un valore di notti prenotate molto alto. Nel periodo successivo, il business viene invertito e le proprietà che offrono una qualità del servizio maggiore (sebbene a prezzi maggiori) vengono preferite, decretandosi 'vincitrici' del mercato Airbnb.

Questa preferenza dei consumatori ai *premium price* conferma le ipotesi proposte precedentemente sulla teoria dei segnali secondo cui il prezzo può essere utilizzato come segnale (Wolinsky, 1983), soprattutto se vi è impossibilità di controllare fisicamente l'alloggio.

L'elaborato mostra, inoltre, un incremento dei prezzi dovuto all'inflazione, in particolare i ricavi crescono più che proporzionalmente rispetto al numero di notti prenotate. Questo fenomeno colpisce soprattutto i premium price e gli interi appartamenti, le due tipologie di annuncio e di alloggio che rispecchiano le scelte del viaggiatore.

I risultati ottenuti supportano la tesi secondo cui la distanza sociale può incidere notevolmente sulle prenotazioni, così come evidenziata in analisi precedenti (Filieri et al., 2020) o mediante esperimenti (Bresciani et al., 2021). Pertanto, l'analisi ha confermato l'importanza di poter selezionare alloggi P2P con minore interazione, favorendo la crescita dello stesso Peer-to-Peer (Tussyadiah e Pesonen, 2016; Liu e Mattila, 2017; Guttentag et al., 2018; Cheng e Jin, 2019) anche dopo il Covid-19. Quindi, viene rafforzata la rilevanza dell'aspetto sociale dell'alloggio P2P anche in un momento in cui le interazioni e gli assembramenti sono considerati come un problema ed un possibile pericolo.

I risultati ottenuti si aggiungono agli studi precedenti, fornendo una maggiore robustezza rispetto ai comportamenti dei viaggiatori e l'andamento del mercato Airbnb nel periodo post-Covid.

Nonostante una meticolosa precisione e selezione dei dati di partenza per lo sviluppo dell'analisi, il seguente elaborato (così come l'articolo su cui si basa) presenta alcune limitazioni.

La prima limitazione è geografica: nonostante l'Italia sia una nazione in cui Airbnb è molto sviluppato, non può considerarsi rappresentativa per i comportamenti dei viaggiatori a livello globale. Un'analisi effettuata in nazioni con diversi comportamenti, un diverso impatto del Covid-19 o una diversa

limitazione spaziale può mostrare risultati differenti.

La seconda limitazione è demografica e sociologica. In particolare, l'analisi non tiene conto della distanza della proprietà dai punti d'interesse, così come non considera le caratteristiche anagrafiche del viaggiatore che effettua la prenotazione, o la possibilità di eventuali interferenze legate ad eventi politico-economici straordinari (es. Guerra in Ucraina) che può influenzare notevolmente i prezzi ed il numero di viaggiatori.

Nonostante alcune limitazioni, la robusta analisi è un punto di partenza per future ricerche nel settore turistico dovute ad eventi simili o per proporre un'analisi simile per altre nazioni o territori geografici.

BIBLIOGRAFIA

- Abrate, G., Viglia, G., 2019. Personal or product reputation? Optimizing revenues in the sharing economy. *J. Travel Res.* 58 (1), 136–148.
- Abril, D. (2020). Airbnb's IPO filing reveals huge COVID impact. *Fortune*. November 17, 2020 1:29 AM GMT+1. Available at: <https://fortune.com/2020/11/16/airbnb-ipo-initial-public-offering-coronavirus-impact/>.
- Aguiar, Luis, and Joel Waldfogel. 2015. "Streaming Reaches Flood Stage: Does Spotify Stimulate or Depress Music Sales?" *National Bureau of Economic Research Working Paper* 21653.
- AllTheRooms Analytics (2021), "Airbnb & Vacation Rental Statistics – Airbnb Statistics by Country", Available: <https://www.alltherooms.com/analytics/airbnb-statistics/>.
- Bresciani, S., Ferraris, A., Santoro, G., Premazzi, K., Quaglia, R., Yahiaoui, D., Viglia, G., 2021. The seven lives of Airbnb. The role of accommodation types. *Ann. Tour. Res.* 88, 103170.
- Chen, Y., Xie, K., 2017. Consumer valuation of Airbnb listings: a hedonic pricing approach". *Int. J. Contemp. Hosp. Manag.* 29 (9), 2405–2424.
- Dolnicar, Sara, and Samira Zare. "COVID19 and Airbnb–Disrupting the disruptor." *Annals of tourism research* 83 (2020): 102961.
- Farronato, Chiara, and Andrey Fradkin. 2022. "The Welfare Effects of Peer Entry: The Case of Airbnb and the Accommodation Industry." *American Economic Review*, 112 (6): 1782-1817.
- Filieri, R., Galati, F., Raguseo, E., 2022. The Host Canceled My Reservation! Impact of Host Cancellations on Occupancy Rate in the P2P Context: A Signaling Theory Perspective. *IEEE Trans. Eng. Manag.* <https://doi.org/10.1109/TEM.2021.3133277>.
- Il Sole 24 Ore, 2023. 'Il divario tra Nord e Sud in Italia: perché va sempre peggio': <https://www.econopoly.ilsole24ore.com/2023/05/08/distanza-nord-sud-italia/>
- Ju, Y., Back, K.J., Choi, Y., Lee, J.S., 2019. Exploring Airbnb service quality attributes and their asymmetric effects on customer satisfaction. *Int. J. Hosp. Manag.* 77, 342–352.
- Kim Lyons, 'Airbnb lost millions in revenue due to the coronavirus, IPO filing reveals', 2020 <https://www.theverge.com/2020/11/16/21570416/airbnb-coronavirus-pandemic-travel-hospitality>
- Kroft, Kory, and Devin G. Pope. 2014. "Does Online Search Crowd Out Traditional Search and Improve Matching
- Ekwok, L., Xie, K.L., 2019. Pricing strategies on Airbnb: are multi-unit hosts revenue pros? *Int. J. Hosp. Manag.* 82, 252–259
- LaCNews24, 'Economia, Nord e Sud allineati nel post Covid ma nel 2025 si riapre il divario. Preoccupano spopolamento e carenza di servizi', Dicembre 2023.

Lee, S., Kim, D.Y., 2018. The effect of hedonic and utilitarian values on satisfaction and loyalty of Airbnb users. *Int. J. Contemp. Hosp. Manag.* 30 (3), 1332–1351.

Mao, Z., Lyu, J., 2017. Why travelers use Airbnb again? An integrative approach to understanding travelers' repurchase intention. *Int. J. Contemp. Hosp. Manag.* 29 (9), 2464–2482.

Marina Novelli, Liv Gussing Burgess, Adam Jones, Brent W. Ritchie, 'No Ebola...still doomed' – The Ebola-induced tourism crisis, *Annals of Tourism Research*, Volume 70, 2018

Mavlanova, T., Benbunan-Fich, R., Koufaris, M., 2012. Signaling theory and information asymmetry in online commerce. *Inf. Manag.* 49 (5), 240–247. Spence, M. (1974), *Market signaling: Informational transfer in hiring and related screening processes*, Cambridge: Harvard University Press.

Mody, M.A., Hanks, L., Cheng, M., 2021. Sharing economy research in hospitality and tourism: a critical review using bibliometric analysis, content analysis and a quantitative systematic literature review. *Int. J. Contemp. Hosp. Manag.* 33 (5), 1711–1745.

Seamans, Robert, and Feng Zhu. 2014. "Responses to Entry in Multi-Sided Markets: The Impact of Craigslist on Local Newspapers." *Management Science*, 60(2): 476–493.

Sigala, Marianna, *Tourism and COVID-19: Impacts and implications for advancing and resetting industry and research*, *Journal of Business Research*, Volume 117, 2020.

So, K.K.F., Xie, K.L., Wu, J., 2019. Peer-to-peer accommodation services in the sharing economy: effects of psychological distances on guest loyalty. *Int. J. Contemp. Hosp. Manag.* 31 (8), 3212–3230.

So, K.K.F., Kim, H., Oh, H., 2021. What makes Airbnb experiences enjoyable? The effects of environmental stimuli on perceived enjoyment and repurchase intention. *J. Travel Res.* 60 (5), 1018–1038.

Treccani, Available: [https://www.treccani.it/enciclopedia/statistica_\(Enciclopedia-Italiana\)/](https://www.treccani.it/enciclopedia/statistica_(Enciclopedia-Italiana)/)

Tussyadiah, I.P., Park, S., 2018. When guest trust hosts for their words: Host description and trust in sharing economy. *Tour. Manag.* 67, 261–272.

Wang, D., Nicolau, J.L., 2017. Price determinants of sharing economy based accommodation rental: A study of listings from 33 cities on Airbnb.com. *Int. J. Hosp. Manag.* 62, 120–131.

Wang, C.R., Jeong, M., 2018. What makes you choose Airbnb again? An examination of users' perceptions toward the website and their stay. *Int. J. Hosp. Manag.* 74, 162–170.

Wang, Y., Asaad, Y., & Filieri, R. (2020). What Makes Hosts Trust Airbnb? Antecedents of Hosts' Trust toward Airbnb and Its Impact on Continuance Intention. *Journal of Travel Research*, 59(4), 686–703.

Huang, D., Coghlan, A., Jin, X., 2020. Understanding the drivers of Airbnb discontinuance. *Ann. Tour. Res.* 80, 102798.

Wen, J., Kozak, M., Yang, S., Liu, F., 2020. COVID-19: potential effects on Chinese citizens' lifestyle and travel. *Tour. Rev.* 76 (1), 74–87.

Wolinsky, A., 1983. Prices as signals of product quality. *Rev. Econ. Stud.* 50 (4), 647–658.

Wu, J., Ma, P., Xie, K.L., 2017. In sharing economy we trust: the effects of host attributes on short-term rental purchases. *Int. J. Contemp. Hosp. Manag.* 29 (11), 2962–2976.

2

Xie, K., Mao, Z., 2017. The impacts of quality and quantity attributes of Airbnb hosts on listing performance. *Int. J. Contemp. Hosp. Manag.* 29 (9), 2240–2260.

Zervas, G., Proserpio, D., Byers, J.W., 2021. A first look at online reputation on Airbnb, where every stay is above average. *Mark. Lett.* 32 (1), 1–16.

Zervas, Georgios, Davide Proserpio, and John Byers. 2015. "The Rise of the Sharing Economy: Estimating the Impact of Airbnb on the Hotel Industry." *Social Science Research Network SSRN Scholarly Paper ID 2366898*, Rochester, NY.