

POLITECNICO DI TORINO

Collegio di Ingegneria Gestionale – Classe L/9
Corso di Laurea in Ingegneria Gestionale



Tesi di Laurea di II Livello

Titolo

Inner vs Outer London: come ha reagito il mercato di Airbnb alle strategie adottate dagli host?

Relatore:
Prof. Emilio Paolucci
Elisabetta Raguseo
Francesco Luigi Milone

Candidato:
Davide Bauchiero

Anno Accademico 2023-2024

INDICE

1. Introduzione	4
2. Revisione della Letteratura	7
2.1 Panoramica Generale	7
2.2 Strategie a Disposizione degli Host	10
2.3 Preferenze nelle Aree Rurali	16
3. Domanda di Ricerca e Framework	19
4. Dati e Metodologia	20
4.1 Dataset	20
4.2 Variabili Utilizzate	22
5. Risultati	27
5.1 Analisi Descrittive	27
5.1.1 RevenueUSD, RevPan, OCC	27
5.1.2 Strategie degli Host	32
5.1.3 Effetti delle Strategie degli Host	37
5.2 Regressioni	47
5.2.1 Regressione Univariata	48
5.2.2 Regressione Multivariata	51
5.2.2.1 Analisi di Regressione Multivariata LOG-LIN (RevPan) ...	52
5.2.2.2 Analisi di Regressione Multivariata LOG-LIN (OCC)	59
6. Conclusioni e Sviluppi Futuri	66
7. Ringraziamenti	69
8. Bibliografia	70

1. Introduzione

La diffusione di piattaforma di sharing economy, come Airbnb, ha rivoluzionato il settore dell'ospitalità introducendo un nuovo paradigma di utilizzo degli alloggi che ha rivoluzionato il modo in cui i viaggiatori e gli host si connettono.

Il percorso di Airbnb non è stato però immune alla più grande sfida globale degli ultimi anni, la pandemia da Covid-19, che ha portato a una serie di riflessioni profonde sulle dinamiche del mercato degli affitti brevi.

Il seguente lavoro ha l'obiettivo di indagare la reazione del mercato Airbnb di Londra alle diverse strategie adottate dagli host, focalizzandosi sul periodo cruciale che va dal 2019 al 2022. In particolare, l'analisi sarà incentrata sulla suddivisione della metropoli londinese in due macroaree distintive: Inner e Outer London. Questa divisione geografica mira a esplorare le differenze nell'andamento del mercato e nelle strategie adottate dagli host dei diversi quartieri della città.

La categorizzazione tra Inner e Outer London è uno strumento di analisi fondamentale perché offre una prospettiva dettagliata sul mercato degli affitti brevi e permette di individuare le differenze e le similitudini che ci sono state nelle strategie adottate dagli host. L'ipotesi è che i quartieri nella zona centrale siano sensibilmente diversi rispetto a quelli nelle periferie, sottolineando l'importanza di un'approfondita analisi geografica per comprendere al meglio le complesse dinamiche del mercato.

Ci si avvale di un approccio metodologico basato su un set di dati panel raccolti nel periodo compreso tra il 2019 e il 2022, concentrandosi sugli annunci degli host di Airbnb nella città di Londra. Questo insieme di dati è caratterizzato da una vasta gamma di informazioni, tra cui il prezzo di affitto, la collocazione nei diversi quartieri, l'anno di pubblicazione dell'annuncio e molte altre variabili rilevanti per l'analisi proposta.

Tra le variabili chiave, sono inclusi alcuni indicatori fondamentali come l'Occupation Rate (OCC), l'Average Daily Rate (ADR), e il Revenue per Available Night (RevPan). Tali variabili sono state calcolate in un secondo momento sulla base dei dati di affitto giocando un ruolo cruciale nell'analisi che è stata condotta sul mercato.

Il lavoro si focalizza su due aspetti cruciali delle strategie degli host: le politiche di cancellazione e l'utilizzo dell'opzione "Instant Book". Le politiche di cancellazione, determinando il grado di flessibilità nelle prenotazioni, giocano un ruolo centrale nella gestione del rischio per gli host e possono riflettersi direttamente sulla redditività degli annunci. Al contempo, l'opzione "Instant Book" rappresenta un fattore chiave nella semplificazione del processo di prenotazione, con potenziali impatti sulla competitività degli annunci e sulla fiducia reciproca tra host e ospiti.

Al fine di definire chiaramente gli impatti delle diverse strategie adottate dagli host su Airbnb, sono state eseguite analisi incrociate tra le variabili chiave, come l'Occupation Rate (OCC) e il Revenue per Available Night (RevPan), e le strategie stesse.

Questo approccio ha permesso di visualizzare in modo efficace l'andamento di tali variabili nel corso dei mesi, compresi tra il 2019 e il 2022, fornendo così una rappresentazione dinamica della performance degli annunci. Per garantire una comprensione più approfondita delle dinamiche del mercato, la città di Londra è stata suddivisa in due macroaree, Inner e Outer London. Tale suddivisione ha permesso di esaminare le differenze sostanziali tra le due regioni, evidenziando come le strategie degli host abbiano influenzato in modo differenziato l'OCC e il RevPan di ciascuna area. Parallelamente, sono state condotte analisi per valutare la distribuzione delle strategie nel corso degli anni, evidenziando come determinate tipologie di politiche di cancellazione e l'utilizzo dell'opzione Instant Book abbiano registrato variazioni significative. Questo approccio ha permesso di esplorare come tali strategie siano state adottate in modo differente tra host e superhost, offrendo una prospettiva più varia sulla dinamica decisionale dei principali attori della piattaforma.

L'insieme di queste analisi fornisce un quadro il più completo e dettagliato possibile delle interazioni tra le strategie degli host, l'OCC e il RevPan nel contesto di Londra contribuendo a una miglior comprensione delle dinamiche del mercato di Airbnb durante il periodo che va dal 2019 al 2022.

2. Revisione della Letteratura

2.1 Panoramica generale

La pandemia da COVID-19, causata dal virus SARS-CoV-2, ha rappresentato un evento senza precedenti nel XXI secolo, innescando una serie di profonde trasformazioni a livello globale. Emergendo inizialmente a Wuhan, Cina, nel dicembre 2019, il virus ha rapidamente diffuso la sua influenza oltre i confini nazionali, dando vita a una crisi sanitaria, economica e sociale su scala mondiale.

In Europa il primo paese a sperimentare una grave epidemia fu l'Italia all'inizio del 2020, diventando poi anche il primo paese al mondo ad attuare un blocco nazionale il 9 marzo 2020.

La gestione della pandemia ha manifestato una diversificazione di strategie, evidenziando disparità tra le diverse nazioni coinvolte.

Le contromisure adottate, quali lockdown, quarantene e distanziamento sociale, hanno svolto un ruolo cruciale nel contrastare la diffusione del virus, ma hanno anche generato notevoli conseguenze sia a livello economico che psicologico. Le diverse restrizioni e la chiusura di attività non essenziali hanno causato un calo della produzione e del consumo, innescando recessioni e perdite di posti di lavoro su scala globale.

Settori come il turismo, l'ospitalità e l'aviazione hanno subito danni significativi a seguito della pandemia. Le diverse preoccupazioni per la sicurezza hanno ridotto drasticamente la domanda, portando a perdite finanziarie e sfide senza precedenti.

Secondo il rapporto del United Nations World Tourism Organization (UNWTO, 2021), l'intero panorama turistico mondiale ha subito un cambiamento radicale, evidenziando una crisi senza precedenti.

Il documento riferisce che il 100% delle destinazioni turistiche a livello mondiale ha implementato restrizioni di viaggio, con il 27% di esse che ha scelto di mantenere le proprie frontiere chiuse al turismo internazionale. Un tale scenario rappresenta una

rottura significativa rispetto al passato recente, in cui il turismo ha costantemente mostrato una tendenza positiva, con soli leggeri contraccolpi durante l'epidemia di SARS nel 2003 e la crisi economica globale nel 2009 dimostrando però una notevole resilienza, riprendendo la sua crescita.

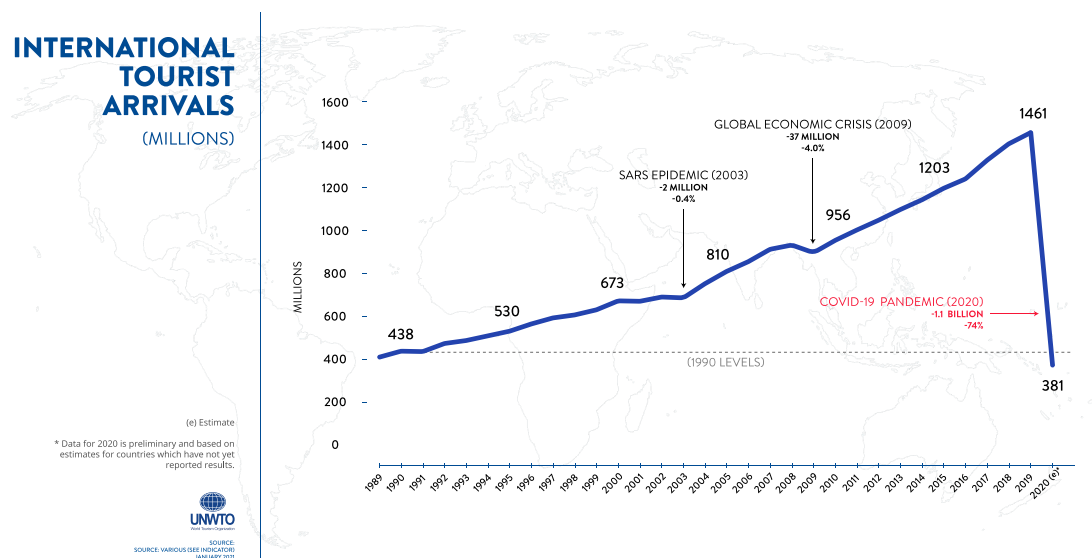


Figura 1: Andamento del turismo internazionale a livello mondiale nel corso degli anni

Tuttavia, la pandemia da COVID-19 ha superato ogni previsione precedente, portando a una deflessione straordinaria del -74% nel numero di turisti internazionali. Questo ha portato i dati ad essere al di sotto dei livelli registrati nel 1990, segnando un crollo vertiginoso da 1461 milioni di turisti a soli 381 milioni.

Questa brusca contrazione testimonia la vulnerabilità del settore turistico di fronte a crisi di portata globale, evidenziando la necessità di riconsiderare le strategie di gestione del rischio e di adottare approcci più resilienti.

Continenti come Nord America ed Europa hanno avuto una ripresa maggiore rispetto al resto mondo grazie ad un maggiore turismo interno e ad un elevata percentuale di

persone vaccinate al contrario di paesi in via di sviluppo che vivono maggiormente di turismo internazionale.

Nel 2022 il turismo internazionale ha visto risultati più forti del previsto, sostenuto dalla grande domanda repressa e dalla revoca o dall'allentamento delle restrizioni di viaggio in un gran numero di paesi. Oltre 900 milioni di turisti hanno viaggiato a livello internazionale il doppio di quelli del 2021 anche se ancora il 37% in meno rispetto al 2019.

L'Europa, la più grande regione di destinazione del mondo, ha registrato 585 milioni di arrivi nel 2022 per raggiungere quasi l'80% dei livelli pre-pandemia (-21% rispetto al 2019).

Il Medio Oriente ha goduto del più forte aumento relativo tra le regioni nel 2022 con arrivi che sono saliti all'83% dei numeri pre-pandemia (-17% rispetto al 2019).

L'Africa e le Americhe hanno entrambi recuperato circa il 65% dei suoi visitatori pre-pandemia, mentre l'Asia e il Pacifico hanno raggiunto solo il 23%, a causa di più forti restrizioni legate alla pandemia (UNWTO, 2023)

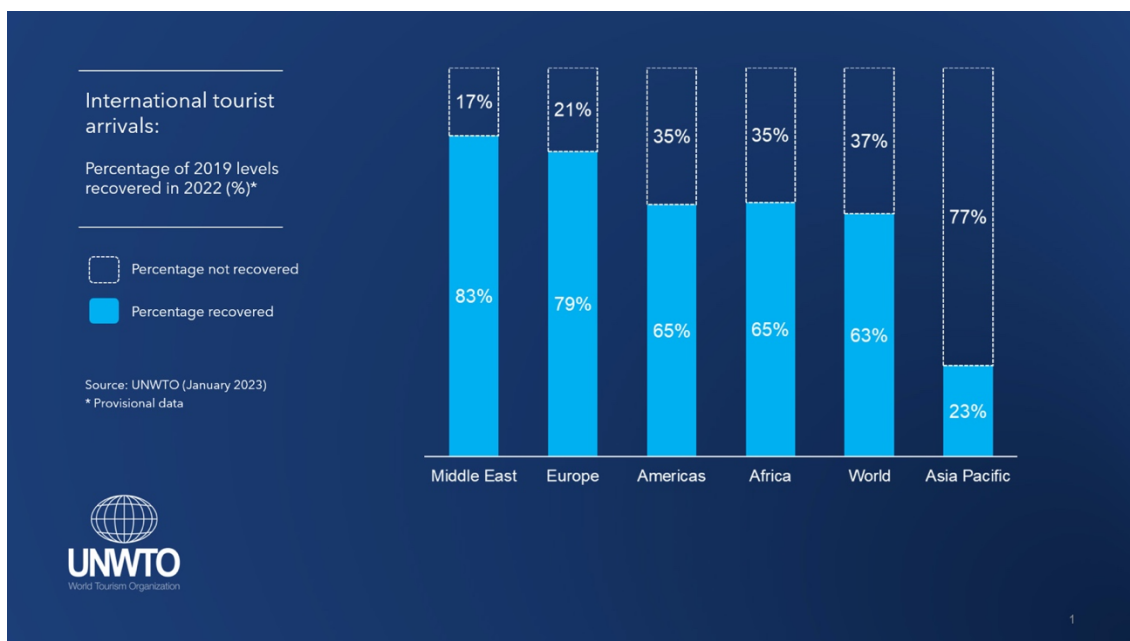


Figura 2: Ripresa del turismo internazionale. Differenze rispetto al 2019

Tra i vari attori coinvolti gli host sono indubbiamente quelli che hanno maggiormente sofferto l'impatto della pandemia dipendendo direttamente dalla domanda dei viaggiatori per generare entrate. La brusca diminuzione dei viaggi e delle prenotazioni causata dalla pandemia ha comportato significative perdite economiche.

Nel contesto specifico di Airbnb, gli ospiti hanno sperimentato impatti relativamente minori, anche perché la piattaforma ha garantito rimborsi durante il periodo Covid attraverso l'implementazione di politiche di cancellazione rigorose. Questa pratica è stata indipendente dai desideri degli host, riconoscendo la pandemia come una forza superiore.

2.2 Strategie a disposizione degli host

Al fine di affrontare la complessità della situazione, gli host hanno intrapreso svariate strategie, sfruttando le risorse messe a disposizione dalla piattaforma.

Tra le diverse tattiche adottate, un'opzione chiave è stata l'implementazione di politiche di cancellazione mirate. Tale approccio aveva lo scopo di fornire maggiore sicurezza e certezza ai potenziali clienti, considerando il rischio imminente di essere improvvisamente impossibilitati a viaggiare, dovuto a fattori come restrizioni lockdown o risultati positivi al tampone.

Un'altra opzione strategica messa a disposizione degli host consiste nell'attivazione della funzionalità "Instant Book", la quale offre la possibilità di effettuare una prenotazione immediata senza la necessità di una comunicazione diretta tra le due parti coinvolte, cioè l'host e il potenziale ospite, al momento della transazione relativa al soggiorno.

L'abilitazione dell'opzione "Instant Book" rappresenta una scelta significativa, in quanto semplifica il processo di prenotazione, consentendo agli ospiti di prenotare immediatamente un alloggio senza richiedere una conferma diretta da parte dell'host.

Grazie a questo processo viene migliorata l'efficienza del processo di prenotazione, riducendo il tempo e la complessità associati tra le parti coinvolte.

Le dinamiche legate a questo tipo di strategie sono state esaminate in diversi articoli scientifici nel corso degli anni sia nel periodo del Covid-19 che non.

Il lavoro svolto da Beatriz Benítez-Aurioles (*Why are flexible booking policies priced negatively?*, 2018) utilizzando dati provenienti da 497,509 inserzioni di Airbnb in 44 città del mondo, conferma una relazione negativa nel mercato degli alloggi turistici peer-to-peer tra politiche di cancellazione flessibili e prezzo notturno, così come tra la possibilità di prenotazione istantanea e il prezzo. Questo fenomeno era stato ipotizzato essere causato da fattori emotivi che andrebbero nella direzione opposta agli incentivi monetari. Tuttavia, l'analisi economica presentata in questo articolo rafforza l'idea che il funzionamento di questi tipi di mercati e, in particolare, i vettori che determinano l'offerta non sono molto diversi da quelli che governano i mercati tradizionali.

Dall'analisi condotta è emerso che le strutture che offrono la possibilità di una prenotazione immediata senza conferma (Instant Book, IB) o una politica di cancellazione flessibile (Cancellazione Flessibile, FC) presentano, in media, tariffe inferiori rispetto a quelle che non adottano tali opzioni. Questo risultato potrebbe inizialmente apparire controintuitivo, poiché ci si potrebbe aspettare una maggiore propensione a pagare da parte dei potenziali ospiti in risposta a tali servizi. Tuttavia, tale fenomeno potrebbe essere spiegato considerando la complessa interazione tra fattori emotivi e incentivi monetari che influenzano sia il lato dell'offerta che della domanda.

I modelli presentati nel contesto di questo studio si basano sul principio fondamentale dell'economia, secondo il quale individui, consumatori e imprese rispondono agli incentivi, cercando rispettivamente di massimizzare le loro funzioni di utilità e profitto. In questo specifico contesto, l'adozione da parte di Airbnb dell'opzione di Instant Book (IB) e delle politiche di cancellazione può essere interpretata non solo come un mezzo per prevenire comportamenti discriminatori, ma anche come una strategia volta ad aumentare il volume d'affari.

Allo stesso modo, gli host hanno la possibilità di attingere all'esperienza del settore alberghiero per quanto riguarda la gestione delle cancellazioni. Dalla letteratura emerge che la volontà dei clienti di pagare non differisce significativamente quando possono cancellare gratuitamente in qualsiasi momento rispetto a quando devono farlo entro 24 ore per ottenere la cancellazione gratuita (cancellazione flessibile). È importante però sottolineare che esistono delle eccezioni in merito al modello che correla l'opzione IB con i prezzi, poiché, in alcune circostanze significative, la relazione si inverte. Questi casi, notevoli in alcune delle più grandi città europee come Amsterdam, Berlino, Ginevra, Parigi e Roma, suggeriscono la presenza di fattori che richiedono ulteriori approfondimenti.

Bisogna tener presente che questo studio è stato condotto in un contesto temporale precedente alla pandemia da Covid-19, fornendo così un quadro significativo e anticipatorio delle dinamiche che potrebbero aver influenzato la risposta del mercato di Airbnb alle strategie adottate dagli host.

Il fatto che sia stato condotto in un periodo pre-pandemico acquisisce maggiore rilevanza poiché offre uno spunto interessante per comprendere come il panorama delle strategie degli host potrebbe essere mutato in risposta alle nuove sfide e alle mutevoli dinamiche del settore.

Nel 2023 il Professore Luigi Buzzacchi (et al.) hanno pubblicato un articolo (How to react to a shock? Effects of Airbnb hosts' choices and market segmentation at the time of Covid-19, 2023) che indaga il modo in cui i fornitori di servizi che operano su una piattaforma online peer-to-peer (P2P) hanno riadattato le loro scelte di marketing per affrontare la pandemia di Covid-19. È svolta un'indagine su un ampio set di dati relativi alle proprietà Airbnb a Roma, osservate da gennaio 2018 a dicembre 2020, fornendo un contributo triplice poiché viene osservato come gli host di Airbnb hanno reagito allo shock della pandemia di Covid-19 in termini di scelte di marketing, come adeguamenti dei prezzi e politiche di cancellazione flessibili; gli effetti diretti di queste scelte sui loro

rendimenti economici; e come i fornitori di servizi su Airbnb hanno reagito per affrontare le nuove esigenze dei loro clienti durante la pandemia di Covid-19.

L'analisi dettagliata del caso di Roma, uno dei mercati turistici più rilevanti globalmente e di notevole importanza in Italia, è stata condotta considerando una significativa contrazione della domanda. Tale contrazione, manifestatasi con una riduzione generale delle prenotazioni compresa tra il 70% e l'80%, ha evidenziato un fenomeno rilevante: il tasso di declino dell'offerta è risultato essere cinque volte inferiore rispetto a quello della domanda. Da ciò è emersa l'ipotesi che, per affrontare gli impatti recessivi e la crescente concorrenza, i fornitori di servizi Airbnb a Roma abbiano adottato strategie di marketing mirate a soddisfare le nuove esigenze della clientela.

Nel corso dell'analisi, è stato osservato un aumento significativo, in valore assoluto, della variazione media dei prezzi. Inoltre, il tasso di cambiamento delle politiche di cancellazione si è orientato principalmente verso servizi più flessibili, registrando un incremento significativo. Un aspetto rilevante è rappresentato dalla correlazione positiva tra questo emergente attivismo di marketing e le performance economiche. In particolare, è stato osservato che la proposta di politiche Moderate/Flessibili è associata positivamente sia alla domanda che ai rendimenti economici. Inoltre, tale proposta agisce come moderatore nella relazione classica tra prezzi e domanda.

L'interpretazione di tali effetti congiunti positivi e significativi delle politiche Moderate/Flessibili e degli adeguamenti dei prezzi suggerisce l'insorgere di meccanismi di screening. Questi meccanismi sembrano essere in grado di selezionare clienti con diverse elasticità, consentendo agli host di estrarre rendimenti più elevati. In linea con le conclusioni precedenti, che indicavano la propensione degli host ad aumentare i prezzi nella speranza di compensare le perdite legate alla pandemia di Covid-19, l'analisi aggiunge un ulteriore livello di comprensione. È importante sottolineare che la proposta di servizi Moderate/Flessibili può essere una strategia efficace per gli host nell'affrontare tale sfida di mercato, pur assumendosi i rischi associati alla possibilità di cancellazioni dell'ultimo minuto.

I risultati mostrano che l'adozione di scelte di marketing combinate ha portato a effetti più che proporzionali sulle performance, consentendo agli host di Airbnb di sfruttare meccanismi di segmentazione di mercato redditizi.

In un contesto di incertezza, la selezione del prezzo emerge come una delle sfide principali per gli host, andando oltre le considerazioni legate alle strategie di politica di cancellazione e di instant book.

Di fronte a una diminuzione della domanda, gli host hanno implementato risposte di prezzo eterogenee. Lo studio di David Boto-Garcia (Heterogeneous price adjustments among Airbnb hosts amid COVID-19: Evidence from Barcelona, 2022) valuta gli adattamenti di prezzo sviluppati da host professionali e non professionali.

Considerando la città di Barcellona come caso di studio, sfrutta dati longitudinali mensili per 24.000 diverse inserzioni su Airbnb osservate tra giugno 2020 e aprile 2021.

I risultati evidenziano una significativa riduzione dei prezzi nelle inserzioni degli host professionali durante il periodo pandemico, superando in diminuzione gli host non professionali, pur mantenendo una media tariffaria più elevata. Gli host professionali sembrano adottare una pratica di discriminazione temporale dei prezzi, adeguando in modo più dinamico le tariffe alle variazioni della domanda e alle condizioni di mercato. L'effetto di riduzione dei prezzi tra gli host professionali mostra una diminuzione a partire da febbraio 2021, suggerendo un ritorno all'incremento delle tariffe giornaliere in risposta a miglioramenti nelle condizioni epidemiologiche.

Contrariamente alle previsioni iniziali, sembra che gli host professionali mantengano una presenza significativa nel mercato, dimostrando una maggiore reattività agli impatti di mercato.

La tematica del pricing delle inserzioni su Airbnb riveste un ruolo cruciale, poiché incide direttamente sul rendimento economico degli host, suscitando pertanto l'interesse di numerosi studi accademici.

Proprio per questo motivo Francesco Luigi Milone (et al.) nel suo articolo (The pricing of European airbnb listings during the pandemic: A difference-in-differences approach employing COVID-19 response strategies as a continuous treatment, 2023) affronta la determinazione dei prezzi delle inserzioni di AirBnb.

Utilizzando un dataset che contiene informazioni settimanali su 130.999 inserzioni attive in modo continuativo in 27 paesi europei dal 2019 al 2020, lo studio esamina innanzitutto l'impatto esogeno delle politiche di risposta (rappresentate dall'Indice di Stringency COVID-19, che valuta la severità delle misure e delle restrizioni implementate da un paese per gestire la pandemia da COVID-19. Questo indice tiene conto di varie azioni adottate dai governi, come lockdown, chiusure di attività, restrizioni di viaggio, distanziamento sociale e altre misure preventive) sulla domanda. In secondo luogo, tenendo conto delle relazioni sia della domanda che dei prezzi, la ricerca analizza le risposte dei prezzi alle variazioni della domanda.

I risultati evidenziano una significativa diminuzione della domanda di Airbnb in risposta all'indice di stringency COVID-19, mentre un aumento della domanda si associa a un incremento nei prezzi delle inserzioni.

In particolare, emergono differenze nelle strategie di pricing tra host commerciali e privati, con i primi che mostrano maggiore sensibilità alle variazioni della domanda. Questi risultati contribuiscono alla comprensione della dinamica dei prezzi nell'ambito dell'economia della condivisione, offrendo implicazioni teoriche, gestionali e per i decisori politici.

Bisogna tenere conto però che non sono state effettuate analisi dettagliate nei sotto-campioni di proprietà, quali la differenziazione tra aree rurali e urbane, la tipologia di alloggi (condivisi o interi) e il periodo della settimana (giorni feriali o weekend).

2.3 Preferenza aree rurali

Uno degli aspetti più significativi manifestatosi nel periodo di pandemia da Covid-19 sta nell'evoluzione delle preferenze dei viaggiatori. Tale mutamento ha delineato una trasformazione delle mete turistiche tradizionalmente concentrate nel centro città, orientandole invece verso aree rurali e periferiche.

Lo studio di Peize Li (et al.) ("Home away from home" in pandemic times: how has COVID-19 changed the Airbnb market in Melbourne?, 2022) si propone di esplorare l'impatto della pandemia da COVID-19 sul mercato di Airbnb nell'area di Greater Melbourne, concentrandosi su modelli temporali e spaziali. Utilizzando un set di dati panel sulle inserzioni di Airbnb a Melbourne, vengono confrontati i modelli pre e post-pandemici in termini di distribuzione temporale, spaziale e durata dei soggiorni. I risultati rivelano che la dinamica temporale del mercato non è stata fondamentalmente alterata dalla pandemia, con fluttuazioni mensili influenzate dalle restrizioni legate ai lockdown. L'incidenza del COVID-19 sulle entrate di Airbnb a livello di quartiere è correlata principalmente alla distanza dal centro città, piuttosto che al numero di casi di COVID.

Una dinamica interessante che è emersa nel corso della pandemia rivela come i sobborghi interni hanno registrato notevoli perdite, mentre quelli esterni hanno guadagnato popolarità grazie all'aumento dei viaggi domestici e dei soggiorni prolungati.

In particolare, i soggiorni prolungati (di 28 giorni o più, come definito dagli algoritmi di prenotazione di Airbnb) sono stati la categoria in più rapida crescita nel mercato di Airbnb, occupando una percentuale significativamente maggiore delle prenotazioni totali a Melbourne rispetto al periodo pre-COVID. Diversamente dai brevi soggiorni di poche notti prenotati per viaggi turistici, i soggiorni prolungati sono di solito prenotati per altri scopi come la ricollocazione temporanea, il lavoro remoto o un cambiamento nello stile di vita. Le recensioni degli ospiti sulla piattaforma supportano anche l'idea che Airbnb si stia adattando a questa evoluzione nei viaggi e nelle sistemazioni.

Anche se i lavoratori remoti non sono attualmente una componente significativa dei profili utente di Airbnb, è possibile che questo stile di vita alternativo al di fuori delle città possa continuare a guadagnare popolarità tra la giovane generazione. Questa tendenza verso una vita regionale tra i giovani lavoratori potrebbe diventare una fonte crescente di domanda per le proprietà di Airbnb nelle aree regionali.

Dopo la riduzione delle restrizioni in Australia, la domanda di alloggi a breve termine si è ripresa rapidamente, ma l'offerta di Airbnb non ha mostrato segni di un recupero forte. La distribuzione spaziale del tasso di ripresa dell'offerta post-pandemia mostra una variazione spaziale simile al rapporto di resilienza. I quartieri nel centro città non hanno mostrato segni significativi di ripresa, mentre quelli nei settori medio ed esterno si stanno riprendendo lentamente o si stanno avvicinando ai loro livelli pre-COVID.

Risultati simili sono emersi anche nello studio condotto da Raffaele Filieri (et al.) (A big data analysis of COVID-19 impacts on Airbnbs' bookings behavior applying construal level and signaling theories, 2023) che indaga l'impatto della pandemia da COVID-19 sul comportamento di prenotazione dei consumatori nel settore degli alloggi peer-to-peer. Lo studio utilizza un dataset composto da 2.041.966 righe contenenti 69.727 proprietà situate in tutte e 21 le regioni italiane nei periodi pre e post COVID-19.

I risultati rivelano inaspettatamente che, in seguito al COVID-19, i consumatori mostrano una maggiore propensione a pagare prezzi premium per gli alloggi P2P, cercando sicurezza e qualità. Emerge chiaramente una preferenza per alloggi situati in aree rurali, offrendo maggiore distanziamento sociale. Nonostante la pandemia, i consumatori persistono nella prenotazione di stanze e appartamenti condivisi, mantenendo il trend pre-COVID-19. L'importanza dell'aspetto sociale rimane evidente, sottolineando che la vicinanza sociale continua a influenzare le scelte degli ospiti.

Complessivamente, i viaggiatori cercano di minimizzare il rischio di contagio optando per alloggi premium in aree meno affollate. Ciò suggerisce che gli host di Airbnb dovrebbero comunicare in modo efficace la qualità e le misure di sicurezza ai potenziali ospiti. Inoltre, l'aumento della preferenza per alloggi interi e la crescente domanda

nelle aree rurali possono influenzare il mercato immobiliare, richiedendo interventi da parte dei responsabili delle politiche per prevenire potenziali problematiche.

Il dataset utilizzato per questa ricerca si è concentrato sugli alloggi Airbnb in Italia, riconosciuto come uno dei mercati più rilevanti per Airbnb, sebbene non sia l'unico. È importante sottolineare che le differenze contestuali, come la gravità della pandemia da COVID-19 in diversi paesi, potrebbero aver esercitato un impatto variabile sui risultati di questo studio. L'Italia, afflitta pesantemente dal COVID-19, potrebbe presentare dinamiche diverse rispetto a contesti in cui la pandemia ha avuto un impatto meno significativo.

Un ulteriore elemento di considerazione è rappresentato dalla cultura, con l'Italia che mostra un alto punteggio per l'evitamento dell'incertezza. L'impatto del COVID-19 sul comportamento del consumatore potrebbe differire per i consumatori provenienti da paesi con un basso punteggio di evitamento dell'incertezza, come nel caso del Regno Unito.

Inoltre, è da notare che il presente studio non ha considerato i vari segmenti di clienti di Airbnb o le caratteristiche sociodemografiche degli ospiti. Differenti segmenti di clientela potrebbero manifestare comportamenti divergenti, ad esempio, con i consumatori più giovani che potrebbero essere inclini a correre maggiori rischi rispetto agli adulti o agli anziani, più esposti a rischi sanitari elevati.

3. Domanda di ricerca e Framework

La letteratura ha ampiamente esplorato il modello di business di Airbnb, analizzando attori, tipologie di host e strategie di pricing, oltre agli impatti sulla dinamica del mercato immobiliare e del settore turistico tradizionale, con particolare attenzione a diverse aree geografiche. Inoltre, numerosi articoli hanno affrontato l'impatto della pandemia da COVID-19 sull'industria alberghiera e sugli affitti a breve termine.

Questo studio si propone di colmare una lacuna nella letteratura accademica, concentrandosi sugli host attraverso un'analisi delle loro scelte strategiche sulla piattaforma, come il tipo di cancellation policy applicata o l'attivazione dell'opzione Instant Book.

Saranno eseguite analisi di queste decisioni nel periodo dal 2019 al 2022, focalizzandosi sulla città di Londra divisa in due macroaree (Inner e Outer London), al fine di comprendere l'evoluzione nel tempo e valutare l'impatto della pandemia. Si cercherà infine di determinare se specifiche scelte strategiche degli host abbiano mitigato l'effetto della crisi pandemica.

Questi dati saranno confrontati con le prestazioni degli host e della piattaforma, identificando relazioni e trend tra variabili strategiche e indicatori di performance come ricavi, tasso di occupazione e RevPan.

4. Dati e metodologia

4.1 Dataset

Per condurre l'analisi delle dinamiche del mercato degli affitti a breve termine di Airbnb prima e dopo la pandemia da COVID-19, è stato adottato un approccio metodologico basato su un set di dati Panel. Tale metodo permette di catturare variazioni temporali e spaziali, dimostrandosi particolarmente idoneo a fornire il miglior quadro possibile delle tendenze nel settore.

Il set di dati considerato si limita alla città di Londra, offrendo così una prospettiva rilevante della situazione del mercato Airbnb nel Regno Unito e a livello globale. Le osservazioni, raccolte nel periodo dal 2019 al 2022, consentono un'analisi delle variazioni nel corso di diversi anni permettendo di osservare le variazioni avvenute nei tre periodi distinti, prima della pandemia, durante la pandemia e una volta finita.

Il set di dati include, inoltre, dettagli relativi ai diversi quartieri di Londra. Questa suddivisione geografica permette di esplorare variazioni specifiche basate sulla località, considerando le diverse dinamiche dei quartieri londinesi. Questo approccio consente di valutare in modo obiettivo se gli impatti della pandemia abbiano influenzato in modo differenziato i vari quartieri, contribuendo così a una comprensione più approfondita nel mercato degli affitti a breve termine a livello locale.

L'inclusione di dati dettagliati relativi agli host, al tipo di appartamento in affitto, ai guadagni, alla presenza o meno dell'opzione "Instant book", all'anno e al mese di riferimento, ai giorni di pernottamento, e alle diverse policy di cancellazione applicate nel set di dati Panel, fornisce una base solida per analizzare al meglio le trasformazioni nel comportamento degli host e nelle preferenze degli ospiti.

Prima di avviare le analisi, è di aiuto avere una visione generale della realtà londinese:

- **Diversità Geografica:** La città di Londra è caratterizzata da una grande diversità geografica e culturale. Ogni quartiere ha le proprie particolarità creando una vasta gamma di opzioni di alloggio su Airbnb. Questa diversità riflette le preferenze e le esigenze di una variegata base di clienti.
- **Dimensione del Mercato:** Londra rappresenta uno dei principali mercati di Airbnb nel Regno Unito e nel mondo. La vasta offerta di alloggi, che varia da appartamenti di lusso a case caratteristiche, contribuisce a rendere Londra una destinazione molto popolare per tutti i tipi di viaggiatori.
- **Impatto della Pandemia:** Come citato inizialmente, Londra è stata particolarmente influenzata dalla pandemia di COVID-19. La sua alta densità di popolazione e l'elevato numero di turisti che la caratterizza hanno reso il mercato degli affitti a breve termine estremamente sensibile agli impatti della crisi sanitaria.

4.2 Variabili utilizzate

È stata condotta un'analisi descrittiva per esaminare l'andamento del mercato di Airbnb a Londra, confrontando i dati raccolti nei diversi anni dal 2019 al 2022. L'obiettivo è quello di tracciare le variazioni nelle dinamiche degli affitti a breve termine nel corso del tempo, valutando come domanda e offerta si siano sviluppate nel periodo considerato.

Alcune delle variabili considerate sono:

- **Average Daily rate (ADR)**

L'ADR, acronimo di "Average Daily Rate" in inglese, si traduce in italiano come "Tariffa Media Giornaliera". Si tratta di un indicatore utilizzato principalmente nel settore alberghiero e dell'ospitalità per misurare la media giornaliera delle tariffe di camera vendute in una determinata struttura o area geografica.

La formula di calcolo dell'ADR è:

$$ADR = \frac{\text{Fatturato totale delle Camere Vendute}}{\text{Numero totale di Camere Vendute}}$$

L'ADR offre una prospettiva sulla media giornaliera dei prezzi delle camere, permettendo di valutare le performance finanziarie e di confrontare diverse strutture o periodi temporali. Un ADR più elevato può suggerire una maggiore redditività per camera venduta.

A differenza del prezzo, l'ADR tiene conto delle notti in cui l'alloggio viene prenotato tenendo conto di un'interazione tra l'offerta e la domanda.

Il prezzo medio in un periodo specifico potrebbe quindi differire dall'ADR in quello stesso periodo, poiché il prezzo viene fissato in anticipo dall'host e non implica automaticamente una prenotazione effettiva.

L'ADR è influenzato non solo dal prezzo a cui viene caricato l'annuncio, ma anche dalla domanda attuale e dalle tendenze di mercato. Durante periodi di crescita economica, gli host possono più facilmente aumentare l'ADR. Al contrario, durante fasi di bassa domanda, è probabile che l'ADR subisca una diminuzione.

L'ADR fornisce quindi un quadro completo delle dinamiche finanziarie, ma è essenziale considerare fattori come l'andamento economico e la richiesta di mercato per interpretare al meglio i risultati.

- **Occupancy Rate (OCC)**

L'Occupancy Rate, traducibile in italiano come "Tasso di Occupazione," è un indicatore utilizzato per misurare quanto tempo una proprietà è stata effettivamente prenotata rispetto al tempo totale in cui avrebbe potuto essere prenotata in un determinato periodo.

La formula di calcolo dell'OCC è:

$$OCC = \frac{\textit{Reservation Days}}{\textit{Reservation Days} + \textit{Available Days}} * 100$$

In breve, rappresenta la percentuale di giorni che sono stati prenotati o occupati rispetto al totale dei giorni disponibili.

Questo indicatore è fondamentale per valutare l'efficienza operativa di un annuncio e può essere utilizzato per prendere decisioni strategiche sulla gestione delle tariffe, la capacità di ospitare clienti e l'ottimizzazione della redditività complessiva.

Un'Occupancy Rate più elevato generalmente indica un migliore utilizzo delle risorse e può essere correlato a una maggiore redditività.

- **Revenue per Available Night (RevPan)**

Il "RevPan" è l'acronimo di "Revenue per Available Night" (Entrate per Notte Disponibile), una metrica essenziale comunemente utilizzata nell'industria alberghiera e dell'ospitalità, compresi servizi come Airbnb.

La formula di calcolo del RevPan si ottiene dividendo il totale delle entrate generate dalla struttura per il numero di notti in cui essa era attiva.

$$RevPan = \frac{Revenue (USD)}{Reservation\ days + Available\ nights}$$

Il RevPAN sintetizza informazioni riguardanti sia la media delle tariffe a cui l'host ha affittato la proprietà (ovvero, l'ADR) che l'occupazione durante un periodo specifico. Ciò offre un indicatore più completo delle prestazioni globali rispetto all'analisi delle singole metriche da sole.

$$RevPan = ADR * OCC$$

Questa metrica fornisce una stima del reddito medio che una struttura può generare per ogni notte in cui offre la possibilità di prenotazione.

Il RevPan è un indicatore critico per valutare l'efficacia della gestione delle entrate. Consente agli host di adottare strategie mirate, regolando le tariffe in risposta alle variazioni di domanda, agli eventi locali o alle fluttuazioni stagionali. L'analisi accurata del RevPan guida, inoltre, strategie di marketing per massimizzare l'occupazione e mantenere la competitività nel mercato.

Questa metrica assume un ruolo chiave come indicatore di performance. Un RevPan al di sotto delle aspettative può segnalare l'opportunità di apportare miglioramenti strutturali, perfezionare i servizi offerti o aggiornare le strategie di marketing.

Il RevPan emerge come uno strumento cruciale per prendere decisioni nel settore dell'ospitalità, migliorando la gestione delle entrate e contribuendo alla performance complessiva delle strutture.

- **Instant Book**

L'"Instant Book" su Airbnb è una funzionalità che consente agli ospiti di prenotare una proprietà senza dover aspettare l'approvazione dell'host in questione. In sostanza, se un host abilita l'opzione "Instant Book" per la propria inserzione, gli ospiti possono prenotare direttamente senza passare attraverso il processo di approvazione manuale da parte del padrone di casa.

Questa opzione è progettata per semplificare il processo di prenotazione, rendendolo più rapido ed efficiente. Gli ospiti interessati a prenotare una proprietà possono farlo senza dover attendere una conferma da parte del padrone di casa.

- **Cancellation Policy**

La variabile "cancellationpolicy" rappresenta le diverse opzioni di politica di cancellazione che un host di Airbnb può applicare ai propri annunci. Questa variabile cattura le condizioni sotto cui un ospite può cancellare una prenotazione e ricevere un rimborso, nonché le eventuali penali associate alla cancellazione.

In particolare, le diverse opzioni sono:

- **Flessibile:** Questa opzione offre una certa flessibilità agli ospiti, consentendo loro di cancellare la prenotazione con un preavviso relativamente breve e di ricevere un rimborso parziale o totale.

- **Moderata:** Una politica di cancellazione moderata impone condizioni leggermente più rigide rispetto a quella flessibile. Gli ospiti potrebbero ricevere un rimborso parziale se cancellano entro un certo periodo di tempo, ma la penale può aumentare man mano che si avvicina la data di arrivo.

- **Stringente:** Questa opzione è la più restrittiva e offre la minor flessibilità agli ospiti. La cancellazione può comportare la mancanza di un rimborso, soprattutto se avviene vicino alla data di inizio della prenotazione.

- **Year & Month**

La variabile "year", unita alla variabile "month", costituisce un indicatore temporale che rappresenta l'anno e il mese specifico in cui è stata effettuata l'osservazione a cui ci si sta riferendo.

Questa combinazione fornisce un contesto temporale dettagliato e preciso per lo studio in corso, consentendo una chiara identificazione della data della prenotazione presa in esame.

Tale precisione temporale è fondamentale per garantire un'interpretazione accurata dei risultati e una contestualizzazione appropriata delle informazioni nel contesto della ricerca condotta.

5. Risultati

5.1 Analisi descrittive

5.1.1 RevenueUSD, RevPan, OCC

La pandemia da Covid-19 ha avuto impatti devastanti sull'industria turistica, con particolare riferimento al settore degli affitti a breve termine, come nel caso di Airbnb.

Le misure restrittive all'interno del Regno Unito hanno determinato un cambiamento significativo nei modelli di viaggio, con una considerevole spostamento del turismo domestico verso le aree rurali. Questo fenomeno è stato guidato dalla ricerca di spazi meno affollati e minori interazioni sociali, in risposta alle preoccupazioni legate alla salute pubblica.

L'analisi condotta ha deciso di concentrarsi sulla città di Londra, una delle principali città europee nonché capitale del Regno Unito. Nel 2023, la metropoli londinese ha consolidato la sua posizione di leadership come la città europea più visitata, delineando un quadro significativo per lo studio in corso. Il privilegio di essere stata la prima scelta per numerosi turisti sottolinea l'importanza della città nel contesto europeo e globale, rendendo la sua analisi fondamentale per comprendere al meglio gli effetti della crisi pandemica.

Una prima panoramica viene data dai ricavi del mercato di Airbnb a Londra mostrando come nel 2019, il valore raggiunto di \$1.547,14 milioni indica un mercato robusto, con una domanda solida e una presenza stabile. Il 2020 ha però visto una notevole riduzione del -69,3% arrivando a \$474,78 milioni evidenziando chiaramente l'impatto negativo della pandemia da Covid-19 sul settore degli affitti a breve termine, con restrizioni di viaggio e preoccupazioni per la salute che hanno causato una drastica

diminuzione nelle prenotazioni. Nel 2021, si osserva un modesto aumento a \$502,48 milioni, indicando un inizio di ripresa del settore turistico, ma con persistenti sfide legate alle restrizioni e alle incertezze correlate alla pandemia.

Infine, il 2022 raggiunge i \$1.109,06 milioni mostrando un trend positivo ed in netta crescita rispetto al periodo pandemico, ma rimane comunque al di sotto dei livelli raggiunti pre Covid-19.

YEAR	RevenueUSD
2019	\$ 1.547,14
2020	\$ 474,78
2021	\$ 502,48
2022	\$ 1.109,06

Tabella 1:RevenueUSD del mercato di Airbnb a Londra

Analizzando più attentamente, emergono differenze significative tra le due macroaree in cui è stata suddivisa la città di Londra, ossia Inner e Outer.

Si nota come nonostante l'impatto negativo della pandemia nel 2020, entrambe le regioni stanno cercando di recuperare terreno.

È interessante far presente che Inner London ha mantenuto un costante primato nei ricavi rispetto a Outer London in tutti gli anni presi in considerazione, suggerendo una maggiore attrattiva e domanda nell'area centrale della città.

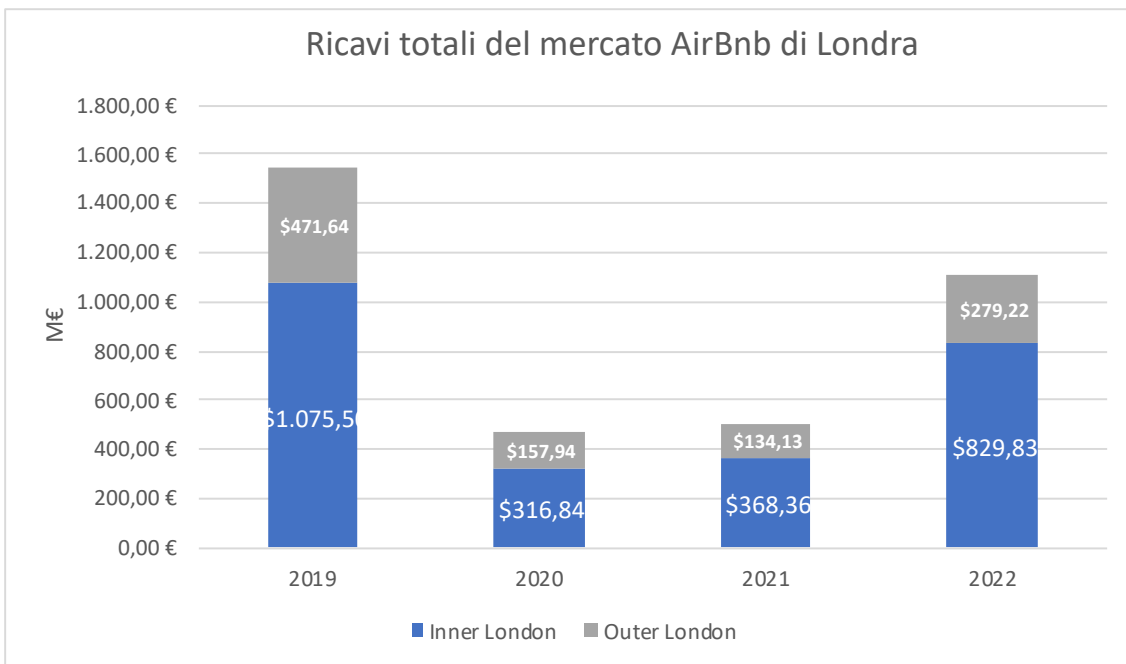


Grafico 1: RevenueUSD divise tra Inner e Outer London

Lo stesso andamento è visibile andando ad osservare anche il RevPan (Revenues per Available Night), un indicatore chiave nel settore alberghiero e degli affitti a breve termine.

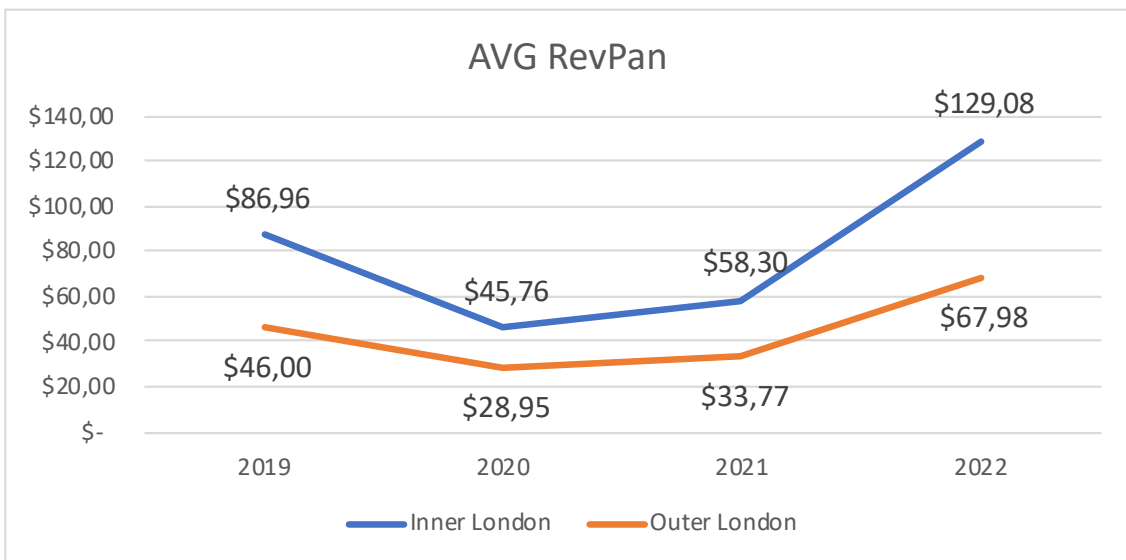


Grafico 2: RevPan medio nel corso degli anni in Inner e Outer London

Dai dati emerge che Outer London ha accusato meno l'impatto della pandemia (-37% tra 2020 e 2019) rispetto a Inner London (-47% tra 2020 e 2019), ma ha fatto più fatica

a riprendersi nonostante abbia anch'essa ampiamente recuperato e superato i livelli pre-pandemici.

In generale però il RevPan relativo alle zone centrali della città risulta essere più alto di quello di zone rurali.

Il grosso divario tra 2019 e 2020 è facilmente imputabile al Covid-19 e alle conseguenti restrizioni imposte dal governo inglese. Airbnb ha infatti prontamente impedito la ricezione di nuove prenotazioni attraverso tutti i calendari nel territorio britannico, a meno che non fossero destinate a lavoratori chiave o a soggiorni essenziali, nel periodo compreso tra il 9 aprile 2020 e il 3 luglio 2020. Nonostante ciò, una percentuale considerevole delle prenotazioni per aprile 2020 era già stata confermata prima dell'insorgere della pandemia, in quanto è comune un intervallo di tempo tra la prenotazione e il relativo soggiorno. Questa restrizione, imposta dalla piattaforma, ha inciso notevolmente sulla domanda durante i mesi di aprile e maggio 2020, praticamente bloccando la possibilità di nuove prenotazioni, andando però a vedere le conseguenze su giugno 2020.

Questa dinamica è visibile andando ad analizzare l'occupation rate nella città di Londra nel corso degli anni che vanno dal 2019 al 2022.

Per avere una visione più dettagliata e precisa sono stati presi in considerazione i singoli mesi e anche in questo caso è stato scelto di dividere la città in due macroaree per poter osservare meglio eventuali differenze che potessero emergere.

Inner London							
MONTH (2019)	OCC 2019	MONTH (2020)	OCC 2020	MONTH (2021)	OCC 2021	MONTH (2022)	OCC 2022
gen-19	36%	gen-20	44%	gen-21	17%	gen-22	35%
feb-19	36%	feb-20	45%	feb-21	15%	feb-22	42%
mar-19	40%	mar-20	32%	mar-21	16%	mar-22	50%
apr-19	44%	apr-20	41%	apr-21	21%	apr-22	55%
mag-19	45%	mag-20	50%	mag-21	24%	mag-22	54%
giu-19	53%	giu-20	4%	giu-21	27%	giu-22	59%
lug-19	53%	lug-20	21%	lug-21	29%	lug-22	60%
ago-19	46%	ago-20	21%	ago-21	30%	ago-22	52%
set-19	52%	set-20	22%	set-21	37%	set-22	54%
ott-19	49%	ott-20	20%	ott-21	37%	ott-22	57%
nov-19	46%	nov-20	15%	nov-21	34%	nov-22	48%
dic-19	48%	dic-20	16%	dic-21	35%	dic-22	49%

Tabella 2: Occupation rate di Inner London

Outer London							
MONTH (2019)	OCC 2019	MONTH (2020)	OCC 2020	MONTH (2021)	OCC 2021	MONTH (2022)	OCC 2022
gen-19	31%	gen-20	40%	gen-21	16%	gen-22	31%
feb-19	30%	feb-20	40%	feb-21	15%	feb-22	35%
mar-19	33%	mar-20	31%	mar-21	15%	mar-22	40%
apr-19	37%	apr-20	51%	apr-21	18%	apr-22	45%
mag-19	38%	mag-20	51%	mag-21	20%	mag-22	45%
giu-19	45%	giu-20	4%	giu-21	23%	giu-22	50%
lug-19	47%	lug-20	20%	lug-21	27%	lug-22	54%
ago-19	41%	ago-20	20%	ago-21	28%	ago-22	47%
set-19	46%	set-20	21%	set-21	33%	set-22	47%
ott-19	43%	ott-20	18%	ott-21	34%	ott-22	50%
nov-19	43%	nov-20	14%	nov-21	30%	nov-22	41%
dic-19	43%	dic-20	15%	dic-21	30%	dic-22	42%

Tabella 3: Occupation rate di Outer London

L'analisi dell'Occupancy Rate (OCC) di Airbnb a Inner e Outer London nei mesi di aprile e maggio degli anni 2019 e 2020 evidenzia un impatto più pronunciato nella zona di Inner London, particolarmente evidente nel mese di aprile 2020.

Allo stesso modo, emergono differenze strutturali pre-pandemiche, con Inner London che generalmente presentava livelli di OCC superiori rispetto a Outer London.

Nell'analisi delle due zone, Inner e Outer London, emerge una variazione considerevole rispetto al medesimo periodo dell'anno precedente. Osservando infatti i mesi di aprile e maggio del 2020 e del 2019 si vede che Inner London registra una leggera contrazione dell'Occupancy Rate (OCC) dal 44% al 41%, mentre Outer London

sperimenta un notevole aumento dal 37% al 51%. Tale differenza potrebbe riflettere i cambiamenti nei modelli di viaggio durante il periodo pandemico.

Durante la pandemia, si è osservato un possibile mutamento nelle preferenze di viaggio. L'aumento significativo dell'OCC a Outer London suggerisce un interesse crescente per destinazioni più periferiche, guidato principalmente dalla ricerca di luoghi meno affollati e più distanti dal centro città.

Questi risultati indicano la necessità di esaminare più approfonditamente i cambiamenti nei comportamenti dei viaggiatori e le loro implicazioni per le dinamiche del mercato Airbnb, con particolare attenzione alla crescente rilevanza delle aree periferiche rispetto ai tradizionali centri urbani.

L'emergere di questi dati suggerisce non solo l'impatto differenziato tra Inner e Outer London durante la pandemia, ma anche la resilienza e la ripresa graduale del settore degli affitti Airbnb nella zona esterna della città.

La costante crescita dell'OCC a partire dal periodo post-critico evidenzia un adattamento positivo alle diverse condizioni di mercato, con possibili implicazioni per le strategie degli host e le dinamiche di domanda nell'area esterna di Londra.

5.1.2 Strategie degli host

Al fine di affrontare gli impatti della pandemia, gli host sono stati dotati di diverse strategie di mitigazione.

Tra le opzioni disponibili, vi era la possibilità di adottare politiche di cancellazione, caratterizzate da livelli di flessibilità variabili. Questa possibilità ha consentito agli host di adattare le proprie pratiche gestionali in risposta alle mutevoli condizioni causate dalla pandemia da COVID-19.

L'adozione di politiche di cancellazione più o meno stringenti ha rappresentato un elemento chiave nella gestione delle incertezze e delle sfide emergenti, consentendo

agli host di mantenere un certo grado di controllo sulla loro attività in un contesto caratterizzato da cambiamenti repentini e imprevedibili.

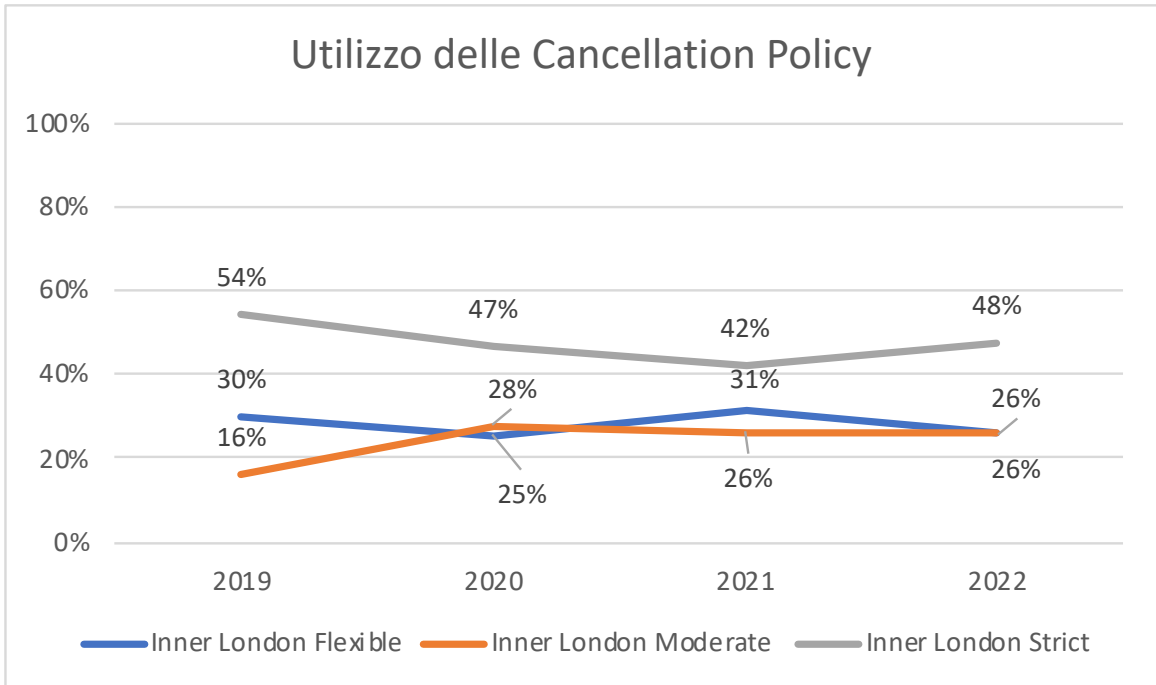


Grafico 3: Utilizzo delle cancellation policy presso Inner London

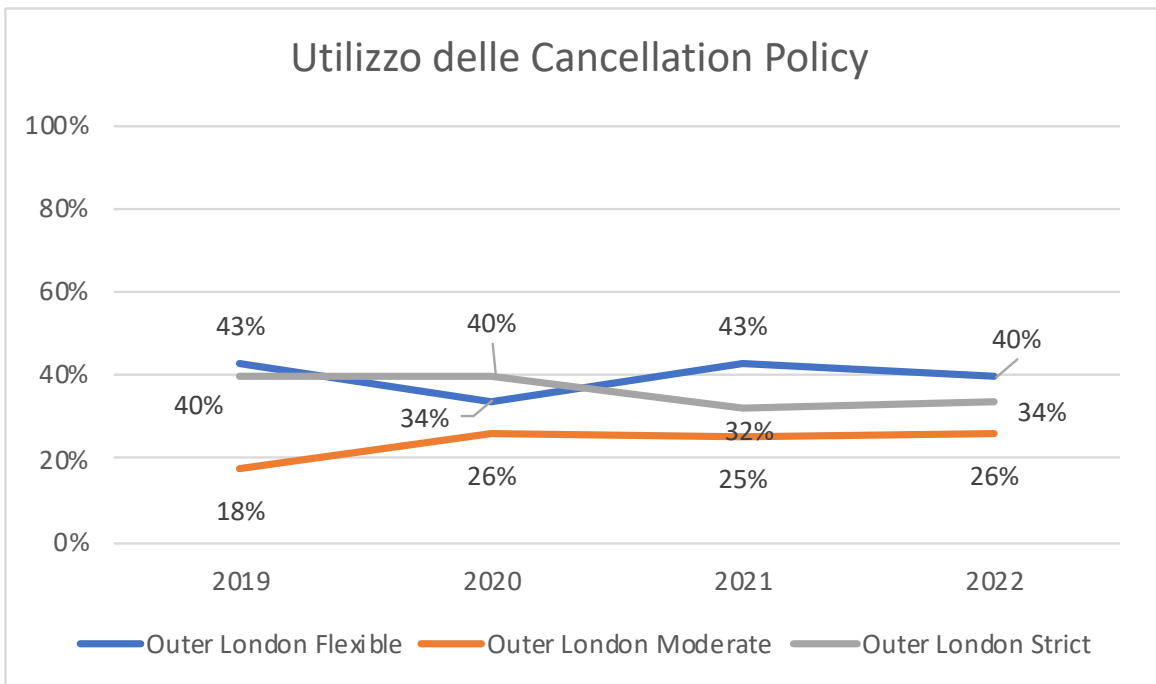


Grafico 4: Utilizzo cancellation policy presso Outer London

In entrambe le aree, la tendenza a preferire politiche di cancellazione più restrittive o moderate sembra persistere nel tempo.

È comunque interessante notare alcune variazioni nel periodo della pandemia (2020) e nei successivi anni, con un aumento delle politiche "Flexible" in Inner London nel 2021. Queste scelte potrebbero riflettere la risposta degli host agli impatti della pandemia e ai cambiamenti nel comportamento dei viaggiatori.

Esaminando le politiche di cancellazione in relazione ai diversi tipi di annunci, emerge una chiara disparità nelle propensioni verso la flessibilità nelle camere condivise e nelle stanze private, rispetto alle case intere o agli appartamenti, i quali mostrano una predilezione per politiche più stringenti.

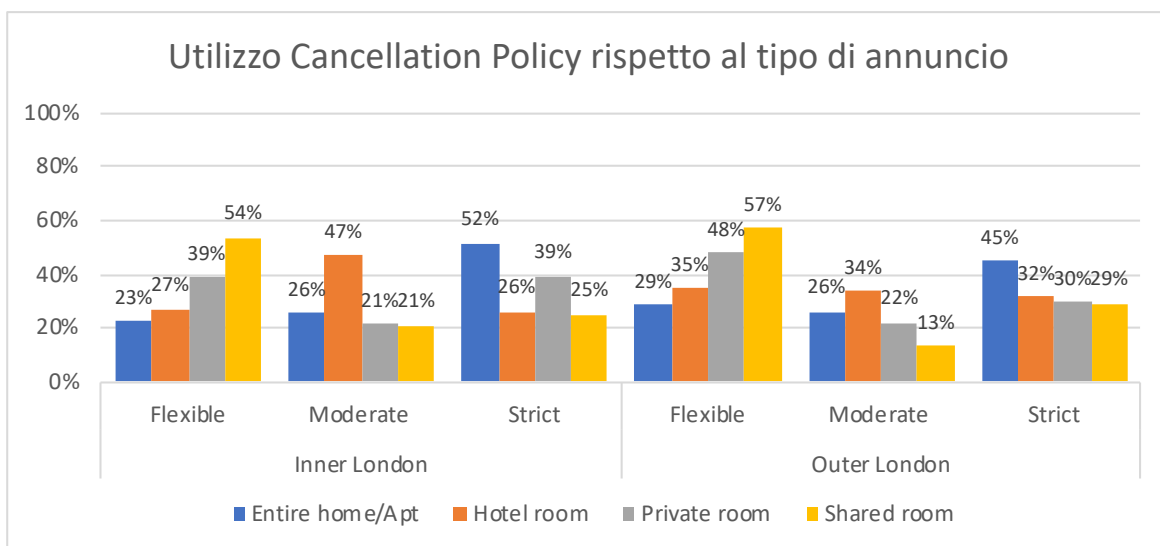


Grafico 5: Utilizzo delle cancellation policy in base al tipo di annuncio

L'analisi evidenzia una uniformità nella selezione del tipo di politica di cancellazione in base al tipo di annuncio, sia per Inner che per Outer London.

In entrambe le aree, le preferenze degli host sono rimaste costanti, riflettendo una stabilità nelle strategie adottate rispetto alle diverse categorie di alloggi.

Un'altra possibile strategia a disposizione degli host consiste nell'attivare la funzione di "Instant Book", consentendo al cliente di vedere la propria prenotazione accettata immediatamente ed eliminando la necessità di contattare direttamente il proprietario. Questa opzione mira a semplificare e velocizzare il processo di prenotazione, offrendo al cliente una risposta istantanea e riducendo l'interazione diretta con l'host.

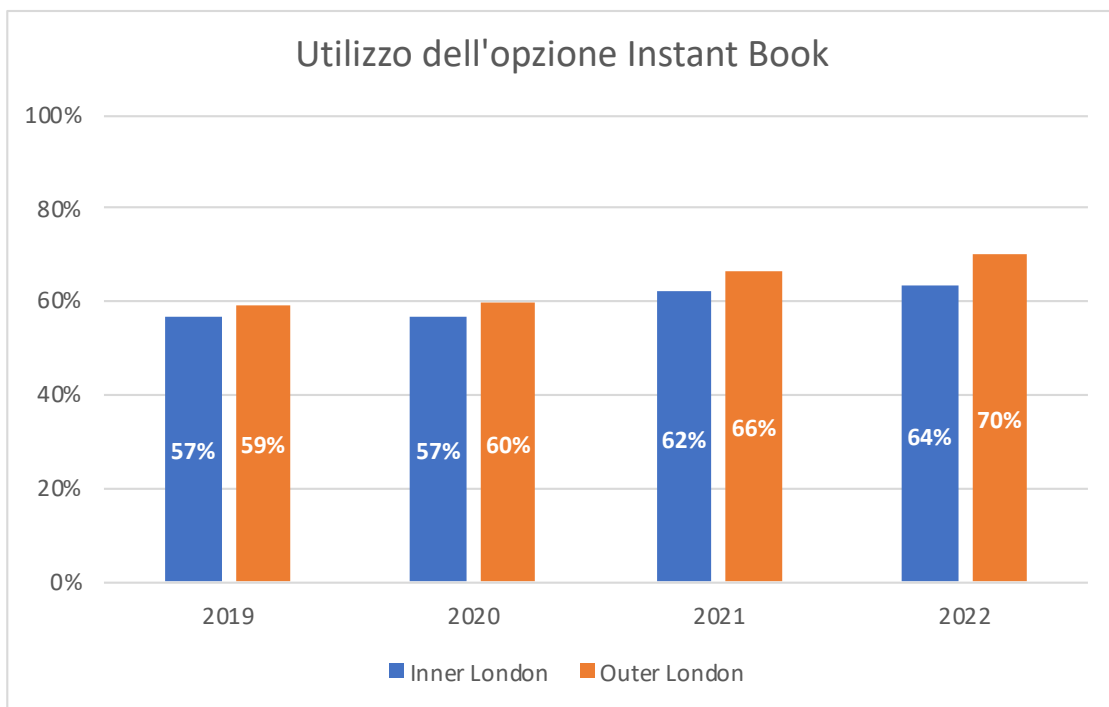


Grafico 6: Utilizzo dell'opzione di instant book tra Inner e Outer London

Inner e Outer London mostrano una tendenza simile nel corso degli anni, con un incremento dell'utilizzo dell'opzione Instant Book a partire dal 2021.

Da sottolineare che tra il 2019 e il 2020 non sono emerse differenze significative nell'utilizzo dell'Instant Book.

È solo a partire dal 2021 che si intravede un trend positivo, suggerendo che la crescente adozione potrebbe essere correlata a una maggiore sicurezza e stabilità nel settore dei viaggi e degli affitti a breve termine.

Questa evoluzione può essere considerata come una preferenza crescente da parte dei proprietari e degli ospiti per transazioni più veloci e dirette attraverso l'opzione Instant Book.

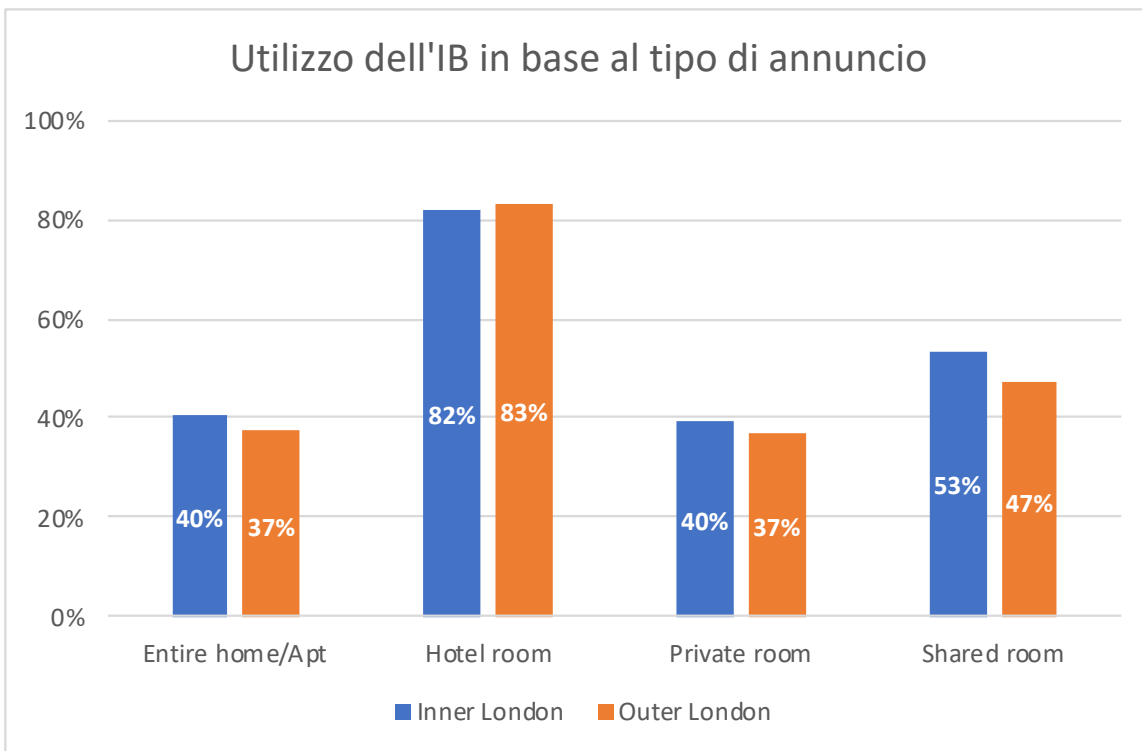


Grafico 7: Utilizzo dell'Instant Book in relazione al tipo di annuncio

Andando ad osservare come è distribuito l'utilizzo dell'Instant Book per tipo di annuncio si osserva che è ampiamente adottata negli annunci di camere d'albergo, ma meno prevalente negli altri tipi di alloggio, dove si preferisce ancora il metodo di prenotazione tradizionale.

Nel confronto tra Inner e Outer London, entrambe le aree mostrano una tendenza simile senza differenze significative nella preferenza per l'Instant Book.

5.1.3 Effetti delle strategie degli host

Gli host hanno deciso di applicare le proprie strategie con la speranza di mitigare il più possibile gli effetti della pandemia da Covid-19.

Andando ad osservare come ha reagito il RevPan, in entrambe le zone geografiche, emerge chiaramente che la categoria "Moderate" registra i valori più elevati, seguita da "Strict" e "Flexible".

La rapida crescita del RevPan osservata in Inner London a partire dal 2021 può essere attribuita a un aumento della domanda turistica successiva alla pandemia.

La politica di cancellazione "Flexible" ha guidato l'incremento percentuale più significativo rispetto al 2019, suggerendo un crescente interesse per la flessibilità nelle prenotazioni.

La politica di cancellazione "Moderate" si è dimostrata particolarmente efficace sia per Inner che per Outer London.

Nel 2022, tali politiche hanno generato i numeri più elevati, evidenziando la loro capacità di soddisfare le esigenze dei clienti in un contesto post-pandemico e di garantire al contempo stabilità finanziaria agli operatori del settore.

	Inner London			Outer London		
YEAR	Flexible	Moderate	Strict	Flexible	Moderate	Strict
2019	\$ 21,52	\$ 56,78	\$ 83,31	\$ 12,72	\$ 28,64	\$ 37,86
2020	\$ 39,44	\$ 52,72	\$ 53,01	\$ 22,86	\$ 35,82	\$ 35,68
2021	\$ 39,08	\$ 82,87	\$ 55,02	\$ 20,84	\$ 49,31	\$ 37,59
2022	\$ 78,84	\$ 152,50	\$ 142,57	\$ 42,45	\$ 87,02	\$ 78,60

Tabella 4: RevPan in base alle cancellation policy in Inner e Outer London

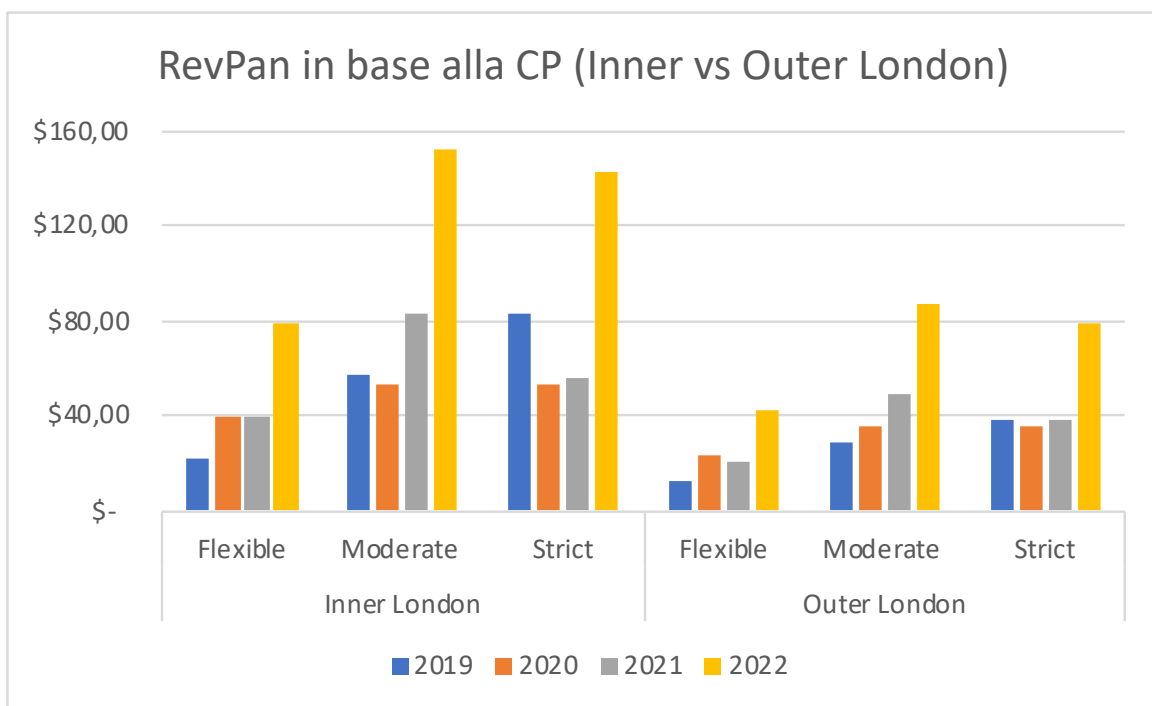


Tabella 5: Andamento del RevPan in base al tipo di Cancellation Policy applicata

Si è indagato anche come ha reagito l'indicatore dell'OCC in relazione alle diverse tipologie di Cancellation Policy tra Inner e Outer London.

Inner London							
MONTH (2019)	OCC 2019	MONTH (2020)	OCC 2020	MONTH (2021)	OCC 2021	MONTH (2022)	OCC 2022
gen-19	15%	gen-20	39%	gen-21	13%	gen-22	28%
feb-19	13%	feb-20	40%	feb-21	13%	feb-22	35%
mar-19	14%	mar-20	30%	mar-21	13%	mar-22	40%
apr-19	17%	apr-20	48%	apr-21	16%	apr-22	46%
mag-19	18%	mag-20	55%	mag-21	18%	mag-22	43%
giu-19	22%	giu-20	4%	giu-21	21%	giu-22	48%
lug-19	22%	lug-20	20%	lug-21	23%	lug-22	48%
ago-19	18%	ago-20	21%	ago-21	24%	ago-22	40%
set-19	18%	set-20	22%	set-21	31%	set-22	43%
ott-19	13%	ott-20	18%	ott-21	31%	ott-22	44%
nov-19	7%	nov-20	14%	nov-21	27%	nov-22	36%
dic-19	7%	dic-20	15%	dic-21	27%	dic-22	38%

Tabella 6: Inner London - Caso cancellation policy Flessibile

Inner London							
MONTH (2019)	OCC 2019	MONTH (2020)	OCC 2020	MONTH (2021)	OCC 2021	MONTH (2022)	OCC 2022
gen-19	32%	gen-20	45%	gen-21	20%	gen-22	37%
feb-19	30%	feb-20	46%	feb-21	18%	feb-22	46%
mar-19	32%	mar-20	34%	mar-21	19%	mar-22	54%
apr-19	37%	apr-20	41%	apr-21	27%	apr-22	61%
mag-19	36%	mag-20	55%	mag-21	30%	mag-22	60%
giu-19	42%	giu-20	6%	giu-21	32%	giu-22	63%
lug-19	41%	lug-20	21%	lug-21	36%	lug-22	67%
ago-19	34%	ago-20	21%	ago-21	37%	ago-22	61%
set-19	32%	set-20	24%	set-21	45%	set-22	63%
ott-19	26%	ott-20	22%	ott-21	46%	ott-22	66%
nov-19	14%	nov-20	18%	nov-21	43%	nov-22	56%
dic-19	13%	dic-20	20%	dic-21	43%	dic-22	57%

Tabella 7: Inner London - Caso cancellation policy Moderata

Inner London							
MONTH (2019)	OCC 2019	MONTH (2020)	OCC 2020	MONTH (2021)	OCC 2021	MONTH (2022)	OCC 2022
gen-19	32%	gen-20	47%	gen-21	16%	gen-22	36%
feb-19	31%	feb-20	48%	feb-21	15%	feb-22	43%
mar-19	32%	mar-20	35%	mar-21	16%	mar-22	49%
apr-19	36%	apr-20	43%	apr-21	20%	apr-22	55%
mag-19	35%	mag-20	54%	mag-21	24%	mag-22	54%
giu-19	42%	giu-20	5%	giu-21	27%	giu-22	60%
lug-19	40%	lug-20	23%	lug-21	29%	lug-22	61%
ago-19	32%	ago-20	23%	ago-21	29%	ago-22	52%
set-19	30%	set-20	23%	set-21	35%	set-22	53%
ott-19	25%	ott-20	20%	ott-21	35%	ott-22	56%
nov-19	17%	nov-20	15%	nov-21	31%	nov-22	48%
dic-19	19%	dic-20	16%	dic-21	33%	dic-22	49%

Tabella 8: Inner London - Caso cancellation policy Stringente

A partire da giugno 2020, si è verificato un significativo declino dell'Occupancy Rate (OCC) in tutte e tre le situazioni prese in considerazione.

Emerge però che l'implementazione di una politica di cancellazione moderata si è dimostrata la soluzione più efficace, conducendo a livelli più elevati rispetto alle politiche flessibile e stringente nel corso del 2021.

La politica di cancellazione flessibile ha contribuito a incrementi più consistenti nell'OCC nel periodo compreso tra il 2019 e il 2022, suggerendo un impatto positivo e una maggiore flessibilità nelle prenotazioni rispetto alle altre politiche.

Outer London							
MONTH (2019)	OCC 2019	MONTH (2020)	OCC 2020	MONTH (2021)	OCC 2021	MONTH (2022)	OCC 2022
gen-19	14%	gen-20	35%	gen-21	13%	gen-22	24%
feb-19	12%	feb-20	34%	feb-21	11%	feb-22	28%
mar-19	13%	mar-20	27%	mar-21	11%	mar-22	31%
apr-19	15%	apr-20	59%	apr-21	13%	apr-22	36%
mag-19	15%	mag-20	55%	mag-21	15%	mag-22	34%
giu-19	18%	giu-20	4%	giu-21	17%	giu-22	39%
lug-19	19%	lug-20	17%	lug-21	20%	lug-22	42%
ago-19	15%	ago-20	18%	ago-21	21%	ago-22	36%
set-19	15%	set-20	19%	set-21	26%	set-22	37%
ott-19	11%	ott-20	15%	ott-21	26%	ott-22	39%
nov-19	6%	nov-20	12%	nov-21	23%	nov-22	31%
dic-19	5%	dic-20	13%	dic-21	23%	dic-22	32%

Tabella 9: Outer London - Caso cancellation policy Flessibile

Outer London							
MONTH (2019)	OCC 2019	MONTH (2020)	OCC 2020	MONTH (2021)	OCC 2021	MONTH (2022)	OCC 2022
gen-19	27%	gen-20	42%	gen-21	20%	gen-22	37%
feb-19	24%	feb-20	42%	feb-21	18%	feb-22	41%
mar-19	25%	mar-20	24%	mar-21	18%	mar-22	48%
apr-19	29%	apr-20	53%	apr-21	23%	apr-22	53%
mag-19	29%	mag-20	56%	mag-21	25%	mag-22	55%
giu-19	35%	giu-20	6%	giu-21	28%	giu-22	59%
lug-19	35%	lug-20	22%	lug-21	33%	lug-22	63%
ago-19	28%	ago-20	22%	ago-21	34%	ago-22	57%
set-19	26%	set-20	23%	set-21	41%	set-22	56%
ott-19	20%	ott-20	21%	ott-21	42%	ott-22	61%
nov-19	12%	nov-20	18%	nov-21	39%	nov-22	50%
dic-19	11%	dic-20	20%	dic-21	38%	dic-22	51%

Tabella 10: Outer London - Caso cancellation policy Moderata

Outer London							
MONTH (2019)	OCC 2019	MONTH (2020)	OCC 2020	MONTH (2021)	OCC 2021	MONTH (2022)	OCC 2022
gen-19	25%	gen-20	43%	gen-21	17%	gen-22	32%
feb-19	23%	feb-20	45%	feb-21	16%	feb-22	36%
mar-19	25%	mar-20	35%	mar-21	16%	mar-22	42%
apr-19	30%	apr-20	52%	apr-21	19%	apr-22	48%
mag-19	29%	mag-20	56%	mag-21	22%	mag-22	47%
giu-19	34%	giu-20	4%	giu-21	26%	giu-22	53%
lug-19	34%	lug-20	22%	lug-21	29%	lug-22	57%
ago-19	27%	ago-20	23%	ago-21	30%	ago-22	50%
set-19	26%	set-20	23%	set-21	36%	set-22	49%
ott-19	20%	ott-20	20%	ott-21	35%	ott-22	52%
nov-19	11%	nov-20	15%	nov-21	31%	nov-22	42%
dic-19	12%	dic-20	16%	dic-21	30%	dic-22	43%

Tabella 11: Outer London - Caso cancellation policy Stringente

Nel periodo successivo a marzo 2020, in seguito all'introduzione del lockdown in Inghilterra, si è registrato un notevole aumento dell'Occupancy Rate (OCC) in Outer London, indicando una preferenza da parte di molte persone di allontanarsi dal centro città per varie ragioni.

L'adozione di una politica di cancellazione moderata si è rivelata particolarmente efficace, portando a livelli più elevati rispetto alle politiche flessibile e stringente nel corso del 2021.

Quella flessibile ha invece contribuito a incrementi più consistenti nell'OCC nel periodo compreso tra il 2019 e il 2022, suggerendo un impatto positivo e una maggiore flessibilità nelle prenotazioni rispetto alle altre politiche.

Nel caso della politica di cancellazione flessibile, si osserva un notevole incremento dell'OCC sia in Inner che in Outer London.

Inner London registra un aumento medio del 194%, mentre Outer London supera tale valore con una crescita media del 203% il che suggerisce un crescente apprezzamento da parte dei viaggiatori per la flessibilità offerta nelle prenotazioni, ma anche per le aree periferiche e non appartenenti al centro di Londra.

Contrariamente, la politica di cancellazione moderata emerge come un elemento di stabilità e resistenza ai cambiamenti di mercato. Nonostante una crescita più moderata, con un aumento medio dell'OCC del 112% nell'Inner London, e del 135% nell'Outer London, questa politica mantiene valori medi superiori rispetto alle altre tipologie suggerendo una maggiore resilienza di questa politica durante il periodo analizzato.

Per quanto riguarda la politica di cancellazione stringente, si evidenzia un incremento più contenuto rispetto alle altre due. Nonostante l'OCC sia superiore in tutti gli anni rispetto al caso flessibile, la crescita media del 76% nell'Inner London e del 106% nell'Outer London propongono una maggiore stabilità. La quasi totale impossibilità di cancellare la prenotazione ha sicuramente contribuito a un OCC elevato.

In generale si può comunque osservare un incremento generale indicando che il mercato degli affitti a breve termine è in ampia ripresa.

Da tenere in considerazione che in tutti e tre i casi l'aumento relativo ad Outer London è superiore rispetto ad Inner London sintomo del fatto che a partire dagli anni della pandemia i quartieri periferici di Londra hanno acquisito popolarità.

Le stesse analisi sono state condotte andando ad analizzare le reazioni del RevPan e dell'occupation rate in relazione all'attivazione o meno dell'instant book.

	Inner London		Outer London	
YEAR	Yes	No	Yes	No
2019	\$ 104,08	\$ 74,23	\$ 51,16	\$ 42,68
2020	\$ 53,47	\$ 44,43	\$ 33,92	\$ 28,05
2021	\$ 68,79	\$ 52,71	\$ 37,91	\$ 32,08
2022	\$ 152,85	\$ 120,52	\$ 79,77	\$ 65,37

Tabella 12: Variazione del RevPan tra Inner e Outer London nei diversi anni in base all'instant book

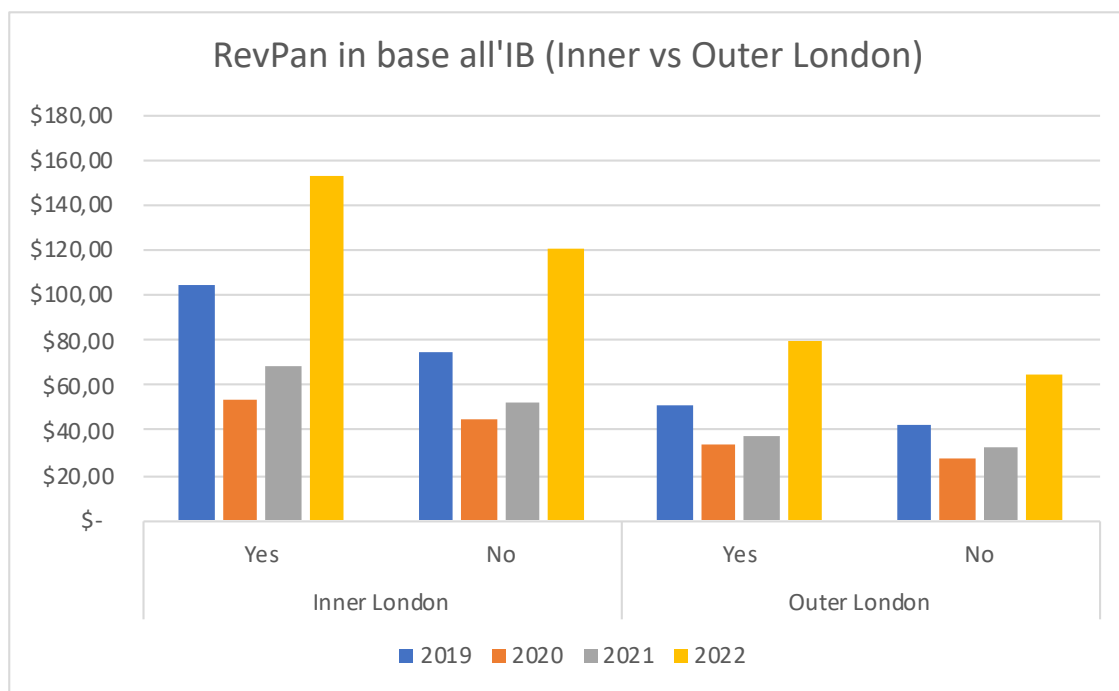


Grafico 8: Variazione del RevPan tra Inner e Outer London nei diversi anni in base all'instant book

Le prenotazioni istantanee risultano essere un elemento significativo per ottenere un RevPan superiore in entrambe le zone, suggerendo che la praticità e la flessibilità offerte da questa modalità di prenotazione sono ben accolte dai viaggiatori.

L'andamento in crescita del RevPan, sia per le prenotazioni istantanee che per quelle non immediate, nei successivi anni al 2020, suggerisce una graduale ripresa del settore alberghiero dalla pandemia.

Inner London ha registrato una diminuzione percentuale del RevPan superiore rispetto a Outer London, specialmente nelle prenotazioni con Instant Book attivo.

In entrambe le zone, l'attivazione dell'opzione Instant Book è associata a valori di RevPan più elevati.

La più veloce crescita del RevPan in Inner London è attribuibile a una maggiore domanda turistica, mentre bisogna sottolineare come Outer London abbia evidenziato un incremento percentuale superiore rispetto a Inner London.

Si è indagato anche come ha reagito l'indicatore dell'OCC in relazione alla presenza di un Instant book attivo oppure no tra Inner e Outer London.

Inner London							
MONTH (2019)	OCC 2019	MONTH (2020)	OCC 2020	MONTH (2021)	OCC 2021	MONTH (2022)	OCC 2022
gen-19	41%	gen-20	48%	gen-21	19%	gen-22	36%
feb-19	43%	feb-20	50%	feb-21	19%	feb-22	45%
mar-19	46%	mar-20	35%	mar-21	19%	mar-22	52%
apr-19	50%	apr-20	44%	apr-21	22%	apr-22	57%
mag-19	50%	mag-20	52%	mag-21	25%	mag-22	55%
giu-19	56%	giu-20	5%	giu-21	28%	giu-22	59%
lug-19	56%	lug-20	25%	lug-21	31%	lug-22	61%
ago-19	48%	ago-20	25%	ago-21	32%	ago-22	51%
set-19	53%	set-20	24%	set-21	38%	set-22	53%
ott-19	53%	ott-20	22%	ott-21	39%	ott-22	56%
nov-19	50%	nov-20	16%	nov-21	36%	nov-22	47%
dic-19	52%	dic-20	18%	dic-21	36%	dic-22	49%

Tabella 13: Inner London - Caso IB attivo

Inner London							
MONTH (2019)	OCC 2019	MONTH (2020)	OCC 2020	MONTH (2021)	OCC 2021	MONTH (2022)	OCC 2022
gen-19	33%	gen-20	42%	gen-21	15%	gen-22	34%
feb-19	31%	feb-20	41%	feb-21	13%	feb-22	41%
mar-19	35%	mar-20	31%	mar-21	15%	mar-22	48%
apr-19	40%	apr-20	39%	apr-21	20%	apr-22	55%
mag-19	41%	mag-20	49%	mag-21	23%	mag-22	54%
giu-19	50%	giu-20	3%	giu-21	26%	giu-22	59%
lug-19	51%	lug-20	19%	lug-21	28%	lug-22	60%
ago-19	45%	ago-20	19%	ago-21	29%	ago-22	53%
set-19	50%	set-20	21%	set-21	36%	set-22	55%
ott-19	46%	ott-20	18%	ott-21	37%	ott-22	58%
nov-19	44%	nov-20	14%	nov-21	33%	nov-22	49%
dic-19	45%	dic-20	15%	dic-21	34%	dic-22	50%

Tabella 14: Inner London - Caso IB non attivo

L'analisi evidenzia che l'adozione di Instant Book (IB) non ha influenzato gli effetti nella stessa misura della decisione di implementare una politica di cancellazione.

La variazione percentuale tra il 2019 e il 2022, quando IB non è attivo, risulta generalmente più elevata rispetto alla situazione in cui è attivo.

Outer London							
MONTH (2019)	OCC 2019	MONTH (2020)	OCC 2020	MONTH (2021)	OCC 2021	MONTH (2022)	OCC 2022
gen-19	36%	gen-20	43%	gen-21	18%	gen-22	32%
feb-19	36%	feb-20	45%	feb-21	17%	feb-22	36%
mar-19	40%	mar-20	34%	mar-21	16%	mar-22	40%
apr-19	43%	apr-20	53%	apr-21	18%	apr-22	44%
mag-19	43%	mag-20	53%	mag-21	21%	mag-22	43%
giu-19	49%	giu-20	5%	giu-21	23%	giu-22	47%
lug-19	50%	lug-20	23%	lug-21	27%	lug-22	50%
ago-19	43%	ago-20	24%	ago-21	28%	ago-22	43%
set-19	49%	set-20	24%	set-21	33%	set-22	44%
ott-19	48%	ott-20	20%	ott-21	34%	ott-22	46%
nov-19	46%	nov-20	15%	nov-21	31%	nov-22	36%
dic-19	46%	dic-20	17%	dic-21	30%	dic-22	39%

Tabella 15: Outer London - Caso IB attivo

Outer London							
MONTH (2019)	OCC 2019	MONTH (2020)	OCC 2020	MONTH (2021)	OCC 2021	MONTH (2022)	OCC 2022
gen-19	28%	gen-20	38%	gen-21	15%	gen-22	31%
feb-19	26%	feb-20	36%	feb-21	14%	feb-22	35%
mar-19	28%	mar-20	29%	mar-21	14%	mar-22	40%
apr-19	33%	apr-20	49%	apr-21	17%	apr-22	46%
mag-19	35%	mag-20	50%	mag-21	20%	mag-22	46%
giu-19	42%	giu-20	3%	giu-21	23%	giu-22	51%
lug-19	45%	lug-20	18%	lug-21	26%	lug-22	55%
ago-19	40%	ago-20	18%	ago-21	28%	ago-22	49%
set-19	45%	set-20	20%	set-21	33%	set-22	49%
ott-19	40%	ott-20	17%	ott-21	34%	ott-22	52%
nov-19	40%	nov-20	13%	nov-21	30%	nov-22	43%
dic-19	40%	dic-20	15%	dic-21	30%	dic-22	44%

Tabella 16: Outer London - Caso IB non attivo

L'analisi conferma che, simile a Inner London, anche in Outer London si manifestano gli stessi risultati. In alcuni mesi l'attivazione di Instant Book ha addirittura comportato l'effetto contrario portando a una diminuzione dell'Occupancy Rate (OCC).

Questo suggerisce che la scelta di utilizzare Instant Book non ha prodotto benefici uniformi, e la sua influenza sull'OCC può variare a seconda delle circostanze.

Quando l'opzione IB è attiva, emerge un incremento medio dell'OCC di appena il 4% in Inner London, con alcune percentuali negative in determinati mesi. Parallelamente, Outer London presenta una tendenza media negativa, con una diminuzione del -5% nell'OCC durante il medesimo periodo.

La situazione si presenta differente quando l'opzione di Instant Book non è abilitata. In questo contesto, Inner London evidenzia un aumento più sostanziale dell'OCC, con una crescita media del 21%. Un andamento simile è riscontrabile a Outer London, dove l'OCC registra una crescita media del 23% senza l'opzione di Instant Book.

In un contesto in cui la sicurezza e la personalizzazione delle esperienze di viaggio sono sempre più importanti, gli ospiti potrebbero preferire la sicurezza offerta dalla comunicazione diretta, specialmente durante periodi di incertezza come quelli causati dalla pandemia.

L'aumento dell'OCC senza Instant Book potrebbe suggerire una maggiore fiducia degli ospiti nel processo di prenotazione tradizionale, che potrebbe essere correlato a una permanenza più prolungata e a una maggiore soddisfazione complessiva.

5.2 Regressioni

L'analisi di regressione è una tecnica utilizzata per esaminare le relazioni tra una variabile dipendente e una o più variabili indipendenti. Il suo scopo principale è quello di comprendere la natura e la forza delle associazioni tra le variabili coinvolte.

Per lo studio in questione si è deciso di condurre le analisi sulle variabili dipendenti RevPan (Revenue per Available Night) e OCC (Occupation rate) mettendole in relazione con più variabili indipendenti.

È stata svolta una prima analisi di regressione univariata attraverso la variabile indipendente CP_Group (La variabile CP_Group assume valore 1 quando la cancellation policy è di tipo flessibile, valore 2 quando è moderata ed infine valore 3 quando è stringente) per vedere quali reazioni suscitasse nel corso degli anni e successivamente si è scelto una regressione multivariata, più precisa della precedente, che tenesse conto anche di:

- Neighbourhood, rappresentato dalla variabile Neigh_Group che assume valore 1 se l'annuncio si trova in Inner London e valore 2 se l'annuncio si trova in Outer London
- Instant Book, rappresentato dalla variabile dummy IB_num che assume valore 1 quando l'Instant Book è abilitato sull'annuncio e valore 0 quando non lo è.

5.2.1 Regressione Univariata

Si decide di analizzare la relazione tra la variabile dipendente RevPan e la variabile CP_Group (La variabile CP_Group assume valore 1 quando la cancellation policy è di tipo flessibile, valore 2 quando è moderata ed infine valore 3 quando è stringente) prima con un modello logaritmico-lineare (LOG-LIN) e successivamente con un modello lineare (LIN-LIN).

Le equazioni di regressione sono:

$$\ln RevPan_{i,t} = \alpha + \beta CP_Group_{i,t} + \epsilon$$

$$RevPan_{i,t} = \alpha + \beta CP_Group_{i,t} + \epsilon$$

I risultati del modello LOG-LIN sono:

$$\ln RevPan_{i,t} = 3,518 + 0,218 CP_Group_{i,t}$$

Il valore di t è minore di -2.58 ($p < 1\%$) si può quindi dedurre il rifiuto dell'ipotesi nulla, ovvero che il coefficiente β risulta statisticamente significativo. In questo caso se la variabile CP_Group assume valore pari a 1 significa che il RevPan aumenta del 21,8%. Guardando alla precisione del modello la varianza spiegata da questo risulta essere molto bassa (R^2 di 0,0257).

La statistica F, invece, risulta essere 25301,48, indicando che la variabile scelta per il modello risulta molto esplicativa.

I risultati del modello LIN-LIN sono:

$$RevPan_{i,t} = 57,658 + 14,925 CP_Group_{i,t}$$

Il valore di t è minore di -2.58 ($p < 1\%$) si può quindi dedurre il rifiuto dell'ipotesi nulla, ovvero che il coefficiente β risulta statisticamente significativo. In questo caso se la variabile CP_Group assume valore pari a 1 significa che il RevPan aumenta di \$ 14,925. Guardando alla precisione del modello la varianza spiegata da questo risulta essere molto bassa (R^2 di 0,0196), leggermente al di sotto della regressione logaritmica-lineare.

La statistica F, invece, risulta essere 21855,00, indicando che la variabile scelta per il modello risulta molto esplicitiva

Allo stesso modo si decide di analizzare anche la relazione tra la variabile dipendente OCC e la variabile CP_Group (La variabile CP_Group assume valore 1 quando la cancellation policy è di tipo flessibile, valore 2 quando è moderata ed infine valore 3 quando è stringente) prima con un modello logaritmico-lineare (LOG-LIN) e successivamente con un modello lineare (LIN-LIN).

Le equazioni di regressione sono:

$$\ln OCC_{i,t} = \alpha + \beta CP_Group_{i,t} + \epsilon$$

$$OCC_{i,t} = \alpha + \beta CP_Group_{i,t} + \epsilon$$

I risultati del modello LOG-LIN sono:

$$\ln OCC_{i,t} = 0,378 + 0,023 CP_Group_{i,t}$$

Il valore di t è minore di -2.58 ($p < 1\%$) si può quindi dedurre il rifiuto dell'ipotesi nulla, ovvero che il coefficiente β risulta statisticamente significativo. In questo caso se la variabile CP_Group assume valore pari a 1 significa che l'occupation rate aumenta del 2,3%, denotando che l'OCC è meno influenzato dal tipo di cancellation policy utilizzata al contrario del RevPan.

Guardando alla precisione del modello la varianza spiegata da questo risulta essere molto bassa (R^2 di 0,0075) .

La statistica F, invece, risulta essere 7459,10, indicando che la variabile scelta per il modello risulta molto esplicativa.

I risultati del modello LIN-LIN sono:

$$OCC_{i,t} = 0,499 + 0,035 CP_Group_{i,t}$$

Il valore di t è minore di -2.58 ($p < 1\%$) si può quindi dedurre il rifiuto dell'ipotesi nulla, ovvero che il coefficiente β risulta statisticamente significativo. In questo caso se la variabile CP_Group assume valore pari a 1 significa che l'OCC aumenta del 3,5%.

Guardando alla precisione del modello la varianza spiegata da questo risulta essere molto bassa (R^2 di 0,0073), pressoché simile al caso della regressione logaritmica-lineare.

La statistica F, invece, risulta essere 7304,42, indicando che la variabile scelta per il modello risulta molto esplicativa.

5.2.2 Regressione Multivariata

La regressione multivariata è stata condotta andando ad analizzare le variabili dipendenti RevPan e OCC in relazioni alle variabili indipendenti:

- **Cancellation Policy**, rappresentata dalla variabile CP_Group che assume valore 1 quando la cancellation policy è di tipo flessibile, valore 2 quando è moderata ed infine valore 3 quando è stringente
- **Neighbourhood**, rappresentato dalla variabile Neigh_Group che assume valore 1 se l'annuncio si trova in Inner London e valore 2 se l'annuncio si trova in Outer London
- **Instant Book**, rappresentato dalla variabile dummy IB_num che assume valore 1 quando l'instant book è abilitato sull'annuncio e valore 0 quando non lo è.
- **Period**, rappresentato dalla variabile New_Period_group che assume valore 1 quando siamo nel periodo PreCovid (Anno 2019), valore 2 quando siamo nel periodo Covid (Anni 2020 e 2021) e valore 3 quando siamo nel periodo Post-Covid (Anno 2022).
- **Listing Type**, rappresentato dalla variabile LT_group che assume valore 1 quando si tratta di Entire Home/Apartment, valore 2 quando si tratta di Hotel room, valore 3 quando si tratta di Private room, valore 4 quando si tratta di Shared room.
- **Bathrooms, bedrooms, numberofphotos** che vanno a identificare rispettivamente i bagni, le camere da letto e il numero di foto per l'annuncio considerato.

5.2.2.1 Analisi di regressione multivariata LOG-LIN (RevPan)

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

- **Modello M1:** si introduce la variabile IB_num.
- **Modello M2:** si aggiunge la variabile CP_group che tiene conto del tipo di cancellation policy utilizzata. Si può notare che introducendo quest'ultima la varianza spiegata dal modello aumenta in modo considerevole (R2 pari a 0.035) e la statistica F allo stesso modo (passando da 2233.881 a 11403.53). Ciò significa che la variabile introdotta, con un coefficiente significativo, contribuisce a rendere il modello più esplicativo.
- **Modello M3** si aggiunge la variabile Neigh_group che assume valore pari a 1 se l'annuncio si trova in Inner London o valore 2 se invece si trova in Outer London. Anche in questo caso si riesce a contribuire ad una migliore interpretazione del modello raddoppiando R2 e aumentano notevolmente la statistica F.
- **Modello M4:** si introduce la variabile New_Period_group che indica il periodo di riferimento in modo da studiare l'andamento nel corso degli anni che vanno dal 2019 al 2022. R2 è in continuo aumento arrivando ad essere oltre il 10% (R2=0,123).
- **Modello M5:** si ritiene importante prendere in considerazione anche la tipologia di property analizzata con l'introduzione della variabile LT_group. Quest'ultima consente di avere un contributo significativo portando il livello di spiegazione del modello prossimo al 30% (R2=0,298).

- **Modello M6-M8:** dal modello M6 al modello M8 vengono aggiunte una per volta altre variabili (Bathrooms, bedrooms, numberofphotos) per cercare di ottenere una visione ancora migliore. ($R^2=0,327$)
- **Modello M9-M10:** in questi modelli sono state inserite le interazioni tra le variabili categoriche New_Period_group e Neigh_group e tra New_Period_group e CP_group arrivando ad un R^2 finale pari 0,336. Anche la statistica F è aumentata con un valore di 33217.498.
- **Modello M11-M12:** in questi ultimi due modelli si è osservato tramite la funzione IF le differenze tra Inner e Outer London.

	M1 b/se/p	M2 b/se/p	M3 b/se/p	M4 b/se/p	M5 b/se/p	M6 b/se/p	M7 b/se/p	M8 b/se/p	M9 b/se/p	M10 b/se/p	M11-Outer London b/se/p	M12 -Inner Lodon b/se/p
1.IB_num	0.086*** (0.002) (0.000)	0.119*** (0.002) (0.000)	0.095*** (0.002) (0.000)	0.129*** (0.002) (0.000)	0.121*** (0.002) (0.000)	0.123*** (0.002) (0.000)	0.137*** (0.002) (0.000)	0.129*** (0.002) (0.000)	0.128*** (0.002) (0.000)	0.125*** (0.002) (0.000)	0.111*** (0.003) (0.000)	0.135*** (0.003) (0.000)
2.CP_group		0.446*** (0.003) (0.000)	0.409*** (0.003) (0.000)	0.407*** (0.003) (0.000)	0.247*** (0.003) (0.000)	0.249*** (0.003) (0.000)	0.239*** (0.003) (0.000)	0.218*** (0.003) (0.000)	0.218*** (0.003) (0.000)	0.332*** (0.007) (0.000)	0.324*** (0.010) (0.000)	0.342*** (0.010) (0.000)
3.CP_group		0.465*** (0.003) (0.000)	0.406*** (0.003) (0.000)	0.406*** (0.003) (0.000)	0.220*** (0.002) (0.000)	0.218*** (0.002) (0.000)	0.214*** (0.002) (0.000)	0.185*** (0.002) (0.000)	0.183*** (0.002) (0.000)	0.382*** (0.006) (0.000)	0.352*** (0.009) (0.000)	0.404*** (0.008) (0.000)
2.Neigh_group			-0.464*** (0.002) (0.000)	-0.454*** (0.002) (0.000)	-0.281*** (0.002) (0.000)	-0.284*** (0.002) (0.000)	-0.305*** (0.002) (0.000)	-0.297*** (0.002) (0.000)	-0.363*** (0.005) (0.000)	-0.339*** (0.005) (0.000)		
2.New_Period_group				-0.142*** (0.003) (0.000)	-0.136*** (0.003) (0.000)	-0.142*** (0.003) (0.000)	-0.137*** (0.003) (0.000)	-0.157*** (0.003) (0.000)	-0.208*** (0.003) (0.000)	-0.036*** (0.006) (0.000)	0.045*** (0.008) (0.000)	-0.021*** (0.008) (0.009)
3.New_Period_group				0.426*** (0.003) (0.000)	0.450*** (0.003) (0.000)	0.449*** (0.003) (0.000)	0.453*** (0.003) (0.000)	0.435*** (0.003) (0.000)	0.437*** (0.004) (0.007)	0.585*** (0.008) (0.000)	0.532*** (0.008) (0.000)	0.600*** (0.008) (0.000)
2.LT_Group					-0.526*** (0.013) (0.000)	-0.526*** (0.013) (0.000)	-0.431*** (0.013) (0.000)	-0.417*** (0.013) (0.000)	-0.417*** (0.013) (0.000)	-0.426*** (0.013) (0.000)	-0.402*** (0.013) (0.000)	-0.434*** (0.013) (0.000)
3.LT_Group					-0.995*** (0.002) (0.000)	-0.991*** (0.002) (0.000)	-0.875*** (0.002) (0.000)	-0.846*** (0.002) (0.000)	-0.847*** (0.002) (0.000)	-0.845*** (0.002) (0.000)	-0.853*** (0.004) (0.000)	-0.836*** (0.004) (0.000)
4.LT_Group					-1.730*** (0.012) (0.000)	-1.761*** (0.013) (0.000)	-1.626*** (0.013) (0.000)	-1.598*** (0.013) (0.000)	-1.599*** (0.013) (0.000)	-1.596*** (0.013) (0.000)	-1.411*** (0.021) (0.000)	-1.711*** (0.016) (0.000)
bathrooms						0.205*** (0.004) (0.000)	0.052*** (0.005) (0.000)	0.042*** (0.004) (0.000)	0.042*** (0.004) (0.000)	0.043*** (0.004) (0.000)	0.017*** (0.005) (0.000)	0.060*** (0.006) (0.000)
bedrooms							0.192*** (0.003) (0.000)	0.169*** (0.003) (0.000)	0.169*** (0.003) (0.000)	0.179*** (0.003) (0.000)	0.179*** (0.005) (0.000)	0.161*** (0.005) (0.000)
numberofphotos								0.009*** (0.000) (0.000)	0.009*** (0.000) (0.000)	0.009*** (0.000) (0.000)	0.010*** (0.000) (0.000)	0.008*** (0.000) (0.000)
2.New_Period_group#2.Neigh_group									0.124*** (0.005) (0.000)	0.096*** (0.006) (0.000)		
3.New_Period_group#2.Neigh_group									-0.008 (0.006) (0.159)	-0.035*** (0.006) (0.000)		
2.New_Period_group#2.CP_group										-0.153*** (0.008) (0.000)	-0.144*** (0.012) (0.000)	-0.163*** (0.011) (0.000)
2.New_Period_group#3.CP_group										-0.244*** (0.007) (0.000)	-0.224*** (0.010) (0.000)	-0.262*** (0.009) (0.000)
3.New_Period_group#2.CP_group										-0.099*** (0.008) (0.000)	-0.081*** (0.012) (0.000)	-0.114*** (0.011) (0.000)
3.New_Period_group#3.CP_group										-0.223*** (0.007) (0.000)	-0.210*** (0.011) (0.000)	-0.237*** (0.009) (0.000)
_cons	4.013*** (0.001) (0.000)	3.611*** (0.002) (0.000)	3.849*** (0.003) (0.000)	3.782*** (0.004) (0.000)	4.219*** (0.003) (0.000)	3.945*** (0.006) (0.000)	3.848*** (0.009) (0.000)	3.771*** (0.008) (0.000)	3.799*** (0.008) (0.000)	3.659*** (0.009) (0.000)	3.348*** (0.009) (0.000)	3.637*** (0.014) (0.000)
N	1.53e+06	9.86e+05	9.84e+05	9.84e+05	9.84e+05	9.84e+05	9.84e+05	9.84e+05	9.84e+05	9.84e+05	4.06e+05	5.78e+05
r2	0.001	0.035	0.075	0.123	0.298	0.311	0.327	0.334	0.335	0.336	0.319	0.291
F	2.233.881	11.403.528	19.634.826	23.637.475	47.123.162	42.902.607	39.939.027	38.263.055	33.217.498	26.057.179	11.803.911	14.544.659

Tabella 17: Regressione Log-Lin RevPan

$$\begin{aligned}
 \ln RevPan = & \alpha + \beta_1 * IB + \beta_2 * CP + \beta_3 * Neighborhood + \beta_4 * Period + \beta_5 \\
 & * LT + \beta_6 * bathrooms + \beta_7 * bedrooms + \beta_7 * numberofphotos \\
 & + \beta_8 * PeriodXNeighborhood + \beta_9 * Period * CP + \epsilon
 \end{aligned}$$

Nel modello M3 si prendono in considerazione le cancellation policy, l'Instant Book e la zona della città di Londra in cui è presente l'annuncio: si nota come l'utilizzo di IB porti ad un aumento del RevPan del 9,5%; per quanto riguarda le cancellation policy si osserva che quella che contribuisce maggiormente a dei livelli più elevati è quella di tipo Moderata, ma seguita subito dopo da quella stringente; risalta infine che la presenza dell'annuncio in Outer London contribuisce negativamente agli incassi degli host paragonato ad Inner London, all'incirca per un -46,4%.

Nel modello M4 tutti i coefficienti risultano significativi al 99%, con una variazione del coefficiente di IB che da 0,095 in M3 diventa 0,129 in M4 (se sull'annuncio è attiva l'opzione di IB si ottiene un aumento del RevPan del 12,9%).

Con l'introduzione della variabile di Periodo risalta il coefficiente per quello che è il periodo Covid, registrando una diminuzione del RevPan del -14,2% al contrario del periodo post-Covid che invece ha un notevole incremento del 42,6%.

Nel modello M5 viene introdotta la variabile LT_group che identifica le diverse tipologie di proprietà. Rispetto alla base che è rappresentata da "Entire Home/Apartment", gli altri annunci generano dei ricavi più bassi in particolare nel caso delle "Shared room". Si può osservare inoltre anche una riduzione in quelli che sono i valori relativi alle cancellation policy (da 0,407 a 0,247 per quelle di tipo Moderata e da 0,406 a 0,220 per quelle di tipo Stringente).

Infine, nei modelli da M6 a M8 si aggiungono anche le variabili riguardanti i bagni, le camere da letto e il numero di foto dell'annuncio. Nell'ultimo modello si può notare come all'aumentare del numero di camere da letto presenti nell'annuncio corrisponde un aumento del RevPan del 16,9%. In misura minore ha un'influenza anche la presenza di più bagni (4,2%) ed infine il numero di foto ha un peso minore sugli introiti (0,9%).

Nel modello M9 viene inserita l'interazione tra le variabili categoriche di Periodo e di Neighborhood. È importante evidenziare che nel caso dell'interazione Periodo post-

Covid e Outer London si ottiene un valore non significativo suggerendo che non c'è sufficiente evidenza nei dati per supportare l'ipotesi che ci sia un effetto reale di quell'interazione sulla variabile dipendente.

Nel modello M10 si aggiunge una seconda interazione tra Period e Cancellation policy. Va sottolineato che tutte le combinazioni tra Periodo e politica di cancellazione hanno restituito un numero negativo indicando che è prevista una diminuzione del RevPan rispetto al periodo di riferimento quando si applica una determinata politica di cancellazione, per una certa combinazione di periodo e politica di cancellazione.

Per misurare gli effetti di queste interazioni è stato usato il comando Contrast che permette di osservare tutte le casistiche.

	Contrast	Std. Err.	t	P>t	[95% Conf. Interval]
New_Period_group@Neigh_group					
(2 vs base) 1	-.1681744	.00374	-44.97	0.00	[-.1755047 -.1608441]
(2 vs base) 2	-.0718048	.0043162	-16.64	0.00	[-.0802644 -.0633451]
(3 vs base) 1	.4778064	.0038844	123.01	0.00	[.4701932 .4854197]
(3 vs base) 2	.442333	.0045312	97.62	0.00	[.4334521 .4512139]

Tabella 18: Interazione Periodo e Neighborhood

Nel caso dell'interazione tra Period e Neighborhood emerge che In Periodo Covid per Inner London c'è una diminuzione media del -16,8% mentre per Outer London del -7,1% rispetto al periodo pre-Covid. In quello post-Covid invece in Inner London c'è un aumento medio del 47,8% e in Outer London del 44,2% rispetto al periodo pre-Covid.

	Contrast	Std. Err.	t	P>t	[95% Conf. Interval]	
New_Period_group@CP_group						
(2 vs base) 1	.0124421	.0055655	2.24	0.025	.001534	.0233502
(2 vs base) 2	-.1403841	.0056374	-24.90	0.000	-.1514332	-.1293349
(2 vs base) 3	-.2320267	.0037822	-61.35	0.000	-.2394397	-.2246137
(3 vs base) 1	.5673577	.0058343	97.25	0.000	.5559227	.5787927
(3 vs base) 2	.4686756	.0057435	81.60	0.000	.4574186	.4799326
(3 vs base) 3	.3441758	.0039969	86.11	0.000	.336342	.3520096

Tabella 19: Interazione Periodo e Cancellation policy

In Periodo Covid l'utilizzo di una Cancellation policy flessibile ha avuto una variazione di 1,2%, una moderata ha avuto una variazione del -14%, una stringente ha avuto una variazione del -23%. In quello post-Covid invece l'utilizzo di una Cancellation policy flessibile ha avuto una variazione del 56,7% rispetto a quello pre-Covid, una moderata ha avuto una variazione del 46,9%, una stringente ha avuto una variazione del 34,4%.

Aggiungendo variabili si è riuscito a rendere il modello maggiormente esplicativo passando da un valore molto basso nel caso di M1, $R^2 = 0,001$, ad un valore finale in M10 pari a $R^2 = 0,336$.

Si può concludere quindi che l'aggiunta progressiva di variabili al modello aumenti la percentuale di varianza spiegata.

Si è andato infine ad analizzare anche quelli che sono gli effetti marginali relativi alle interazioni utilizzate.

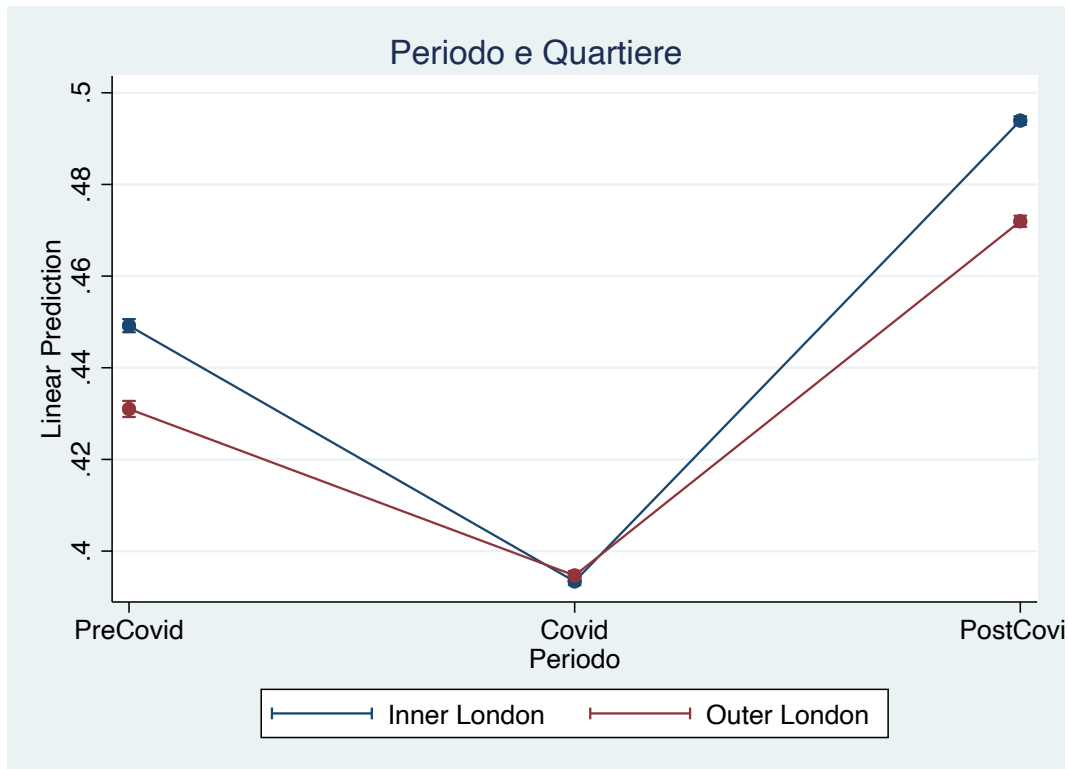


Grafico 9: Effetti marginali dell'interazione tra Periodo e Neighborhood

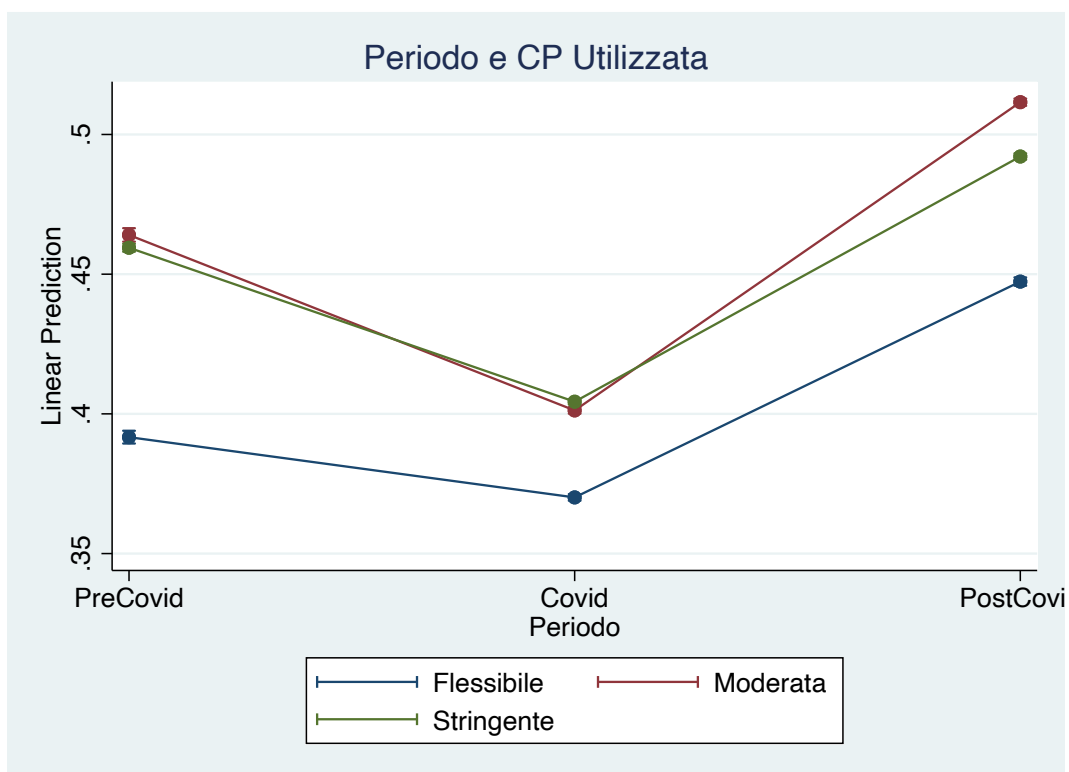


Grafico 10: Effetti marginali dell'interazione tra Periodo e Cancellation policy

5.2.2.2 Analisi di regressione multivariata LOG-LIN (OCC)

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

- **Modello M1:** si introduce la variabile IB_num.
- **Modello M2:** si aggiunge la variabile CP_group che tiene conto del tipo di cancellation policy utilizzata. Si può notare che introducendo quest'ultima la varianza spiegata dal modello aumenta (R2 pari a 0,011) e la statistica F allo stesso modo (passando da 1179,97 a 3438,12). Ciò significa che la variabile introdotta, con un coefficiente significativo, contribuisce a rendere il modello più esplicativo.
- **Modello M3** si aggiunge la variabile Neigh_group che assume valore pari a 1 se l'annuncio si trova in Inner London o valore 2 se invece si trova in Outer London. In questo caso però non si riesce a contribuire ad un miglioramento dell'interpretazione del modello lasciando R2 al valore precedente e facendo anche diminuire la statistica F.
- **Modello M4:** si introduce la variabile New_Period_group che indica il periodo di riferimento in modo da studiare l'andamento nel corso degli anni che vanno dal 2019 al 2022. R2 è in aumento arrivando ad avere R2=0,043 e la statistica F sale ad un livello di 7848,57.
- **Modello M5:** si ritiene importante prendere in considerazione anche la tipologia di property analizzata con l'introduzione della variabile LT_group. Quest'ultima consente di avere un piccolo contributo nella spiegazione del modello portando R2 al livello di 0,044.

- **Modello M6-M8:** dal modello M6 al modello M8 vengono aggiunte una per volta altre variabili (Bathrooms, bedrooms, numberofphotos) per cercare di ottenere una visione ancora migliore. ($R^2=0,047$)
- **Modello M9-M10:** in questi modelli sono state inserite le interazioni tra le variabili categoriche New_Period_group e Neigh_group e tra New_Period_group e CP_group arrivando ad un R^2 finale pari 0,049.
- **Modello M11-M12:** in questi ultimi due modelli si è osservato tramite la funzione IF le differenze tra Inner e Outer London.

	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10	M11-Outer London	M12 -Inner Lodon
	b/se/p	b/se/p	b/se/p	b/se/p	b/se/p	b/se/p	b/se/p	b/se/p	b/se/p	b/se/p	b/se/p	b/se/p
1.IB_num	0.012*** (0.000)	0.012*** (0.000)	0.011*** (0.000)	0.014*** (0.000)	0.015*** (0.000)	0.015*** (0.000)	0.015*** (0.000)	0.014*** (0.000)	0.014*** (0.000)	0.014*** (0.000)	0.016*** (0.001)	0.012*** (0.001)
2.CP_group		0.050*** (0.001)	0.049*** (0.001)	0.049*** (0.001)	0.048*** (0.001)	0.048*** (0.001)	0.049*** (0.001)	0.047*** (0.001)	0.047*** (0.001)	0.072*** (0.002)	0.071*** (0.003)	0.074*** (0.002)
3.CP_group		0.051*** (0.001)	0.049*** (0.001)	0.047*** (0.001)	0.045*** (0.001)	0.046*** (0.001)	0.046*** (0.001)	0.043*** (0.001)	0.043*** (0.001)	0.068*** (0.002)	0.066*** (0.002)	0.069*** (0.002)
2.Neigh_group			-0.013*** (0.000)	-0.011*** (0.000)	-0.010*** (0.000)	-0.010*** (0.000)	-0.010*** (0.000)	-0.009*** (0.001)	-0.021*** (0.001)	-0.018*** (0.001)		
2.New_Period_group				-0.047*** (0.001)	-0.047*** (0.001)	-0.046*** (0.001)	-0.047*** (0.001)	-0.048*** (0.001)	-0.058*** (0.001)	-0.029*** (0.001)	-0.013*** (0.002)	-0.027*** (0.002)
3.New_Period_group				0.045*** (0.001)	0.045*** (0.001)	0.045*** (0.001)	0.045*** (0.001)	0.043*** (0.001)	0.043*** (0.001)	0.057*** (0.002)	0.052*** (0.002)	0.059*** (0.002)
2.LT_Group					-0.058*** (0.002)	-0.058*** (0.002)	-0.062*** (0.002)	-0.061*** (0.002)	-0.061*** (0.002)	-0.075*** (0.002)	-0.075*** (0.005)	-0.055*** (0.003)
3.LT_Group					-0.005*** (0.000)	-0.006*** (0.000)	-0.010*** (0.001)	-0.007*** (0.001)	-0.007*** (0.001)	-0.007*** (0.001)	-0.008*** (0.001)	-0.006*** (0.001)
4.LT_Group					-0.075*** (0.003)	-0.075*** (0.003)	-0.080*** (0.003)	-0.078*** (0.003)	-0.078*** (0.003)	-0.078*** (0.003)	-0.072*** (0.005)	-0.082*** (0.004)
bathrooms						-0.007*** (0.000)	-0.001 (0.000)	-0.002*** (0.000)	-0.002*** (0.000)	-0.002*** (0.000)	-0.004*** (0.001)	0.000 (0.001)
bedrooms							-0.008*** (0.000)	-0.010*** (0.000)	-0.010*** (0.000)	-0.010*** (0.000)	-0.009*** (0.000)	-0.011*** (0.000)
numberofphotos								0.001*** (0.000)	0.001*** (0.000)	0.001*** (0.000)	0.001*** (0.000)	0.001*** (0.000)
2.New_Period_group#2.Neigh_group									0.023*** (0.001)	0.019*** (0.001)		
3.New_Period_group#2.Neigh_group									-0.001 (0.001)	-0.004*** (0.001)		
2.New_Period_group#2.CP_group										-0.041*** (0.002)	-0.037*** (0.003)	-0.045*** (0.003)
2.New_Period_group#3.CP_group										-0.034*** (0.002)	-0.029*** (0.002)	-0.037*** (0.002)
3.New_Period_group#2.CP_group										-0.008*** (0.002)	-0.004 (0.003)	-0.012*** (0.003)
3.New_Period_group#3.CP_group										-0.023*** (0.002)	-0.021*** (0.003)	-0.025*** (0.002)
_cons	0.447*** (0.000)	0.388*** (0.000)	0.395*** (0.001)	0.405*** (0.001)	0.408*** (0.001)	0.418*** (0.001)	0.421*** (0.001)	0.414*** (0.001)	0.420*** (0.001)	0.400*** (0.001)	0.383*** (0.002)	0.399*** (0.002)
N	1.54e+06	1.00e+06	9.98e+05	9.98e+05	9.98e+05	9.98e+05	9.98e+05	9.98e+05	9.98e+05	9.98e+05	4.06e+05	5.91e+05
r2	0.001	0.011	0.011	0.043	0.044	0.045	0.046	0.047	0.048	0.049	0.037	0.055
F	1.179.966	3.438.124	2.764.496	7.848.571	5.380.569	4.893.244	4.528.421	4.287.099	3.776.399	3.064.045	1.112.324	2.442.132

Tabella 20: Regressione Log-Lin OCC

$$\begin{aligned}
 \ln OCC = & \alpha + \beta_1 * IB + \beta_2 * CP + \beta_3 * Neighborhood + \beta_4 * Period + \beta_5 * LT \\
 & + \beta_6 * bathrooms + \beta_7 * bedrooms + \beta_7 * numberofphotos + \beta_8 \\
 & * PeriodXNeighborhood + \beta_9 * Period * CP + \epsilon
 \end{aligned}$$

Nel modello M3 si prendono in considerazione le cancellation policy, l'Instant Book e la zona della città di Londra in cui è presente l'annuncio: si nota come l'utilizzo di IB porti ad un aumento dell'OCC del 1,1%; per quanto riguarda le cancellation policy si osserva che quella Moderata e quella Stringente contribuiscono in egual modo ad un aumento dell'occupation rate pari al 4,9%; risalta infine che la presenza dell'annuncio in Outer London contribuisce negativamente all'OCC paragonato ad Inner London, all'incirca per un -1,3%.

Nel modello M4 tutti i coefficienti risultano significativi al 99%. Con l'introduzione della variabile di Periodo risalta il coefficiente per quello che è il periodo Covid, registrando una diminuzione del RevPan del -4,7% al contrario del periodo post-Covid che invece ha un incremento del 4,5%.

Nel modello M5 viene introdotta la variabile LT_group che identifica le diverse tipologie di proprietà. Rispetto alla base che è rappresentata da "Entire Home/Apartment", gli altri annunci generano livelli di OCC più bassi in particolare nel caso delle "Shared room".

Il resto dei valori subisce delle piccole variazioni, ma nulla da evidenziare.

Infine, nei modelli da M6 a M8 si aggiungono anche le variabili riguardanti i bagni, le camere da letto e il numero di foto dell'annuncio.

Nel modello M9 viene inserita l'interazione tra le variabili categoriche di Period e di Neighborhood. È importante evidenziare che nel caso dell'interazione Periodo post-Covid e Outer London si ottiene un valore non significativo suggerendo che non c'è sufficiente evidenza nei dati per supportare l'ipotesi che ci sia un effetto reale di quell'interazione sulla variabile dipendente.

Nel modello M10 si aggiunge una seconda interazione tra Period e Cancellation policy. Va sottolineato che tutte le combinazioni tra Periodo e politica di cancellazione hanno restituito un numero negativo indicando che è prevista una diminuzione dell'OCC rispetto al periodo di riferimento quando si applica una determinata politica di cancellazione, per una certa combinazione di periodo e politica di cancellazione.

Per misurare gli effetti di queste interazioni è stato usato il comando *contrast* che permette di osservare tutte le casistiche.

	Contrast	Std. Err.	t	P>t	[95% Conf. Interval]
New_Period_group@Neigh_group					
(2 vs base) 1	-.0544198	.0008755	-62.16	0.000	-.0561356 -.0527039
(2 vs base) 2	-.0349587	.0010365	-33.73	0.000	-.0369901 -.0329272
(3 vs base) 1	.0468246	.0009121	51.34	0.000	.045037 .0486123
(3 vs base) 2	.0430223	.0011008	39.08	0.000	.0408648 .0451798

Tabella 21: Interazione Periodo e Neighborhood

Nel caso dell'interazione tra Period e Neighborhood emerge che In Periodo Covid per Inner London c'è una diminuzione media del -5,4% mentre per Outer London del -3,4% rispetto al periodo pre-Covid. In quello post-Covid invece in Inner London c'è un aumento medio del 4,7% e in Outer London del 4,3% rispetto al periodo pre-Covid.

	Contrast	Std. Err.	t	P>t	[95% Conf. Interval]
New_Period_group@CP_group					
(2 vs base) 1	-.019766	.0012968	-15.24	0.000	-.0223077 -.0172243
(2 vs base) 2	-.0610016	.0013648	-44.70	0.000	-.0636766 -.0583266
(2 vs base) 3	-.0533001	.0008982	-59.34	0.000	-.0550605 -.0515397
(3 vs base) 1	.0553226	.00138	40.09	0.000	.0526179 .0580274
(3 vs base) 2	.0471591	.0014028	33.62	0.000	.0444096 .0499086
(3 vs base) 3	.0322887	.0009532	33.87	0.000	.0304205 .034157

Tabella 22: Interazione Periodo e Cancellation policy

In Periodo Covid l'utilizzo di una Cancellation policy flessibile ha avuto una variazione di -1.9%, una moderata ha avuto una variazione del -6,1%, una stringente ha avuto una variazione del -5,3%. In Periodo post-Covid invece l'utilizzo di una Cancellation policy

flessibile ha avuto una variazione del 5,5% rispetto a quello pre-Covid, una moderata ha avuto una variazione del 4,7%, una stringente ha avuto una variazione del 3,2%.

Aggiungendo variabili si è riuscito a rendere il modello maggiormente esplicativo passando da un valore molto basso nel caso di M1, $R^2 = 0,001$, ad un valore finale in M10 pari a $R^2 = 0,049$.

Si può concludere quindi che l'aggiunta progressiva di variabili al modello aumenti la percentuale di varianza spiegata.

Si è andato infine ad analizzare anche quelli che sono gli effetti marginali relativi alle interazioni utilizzate.

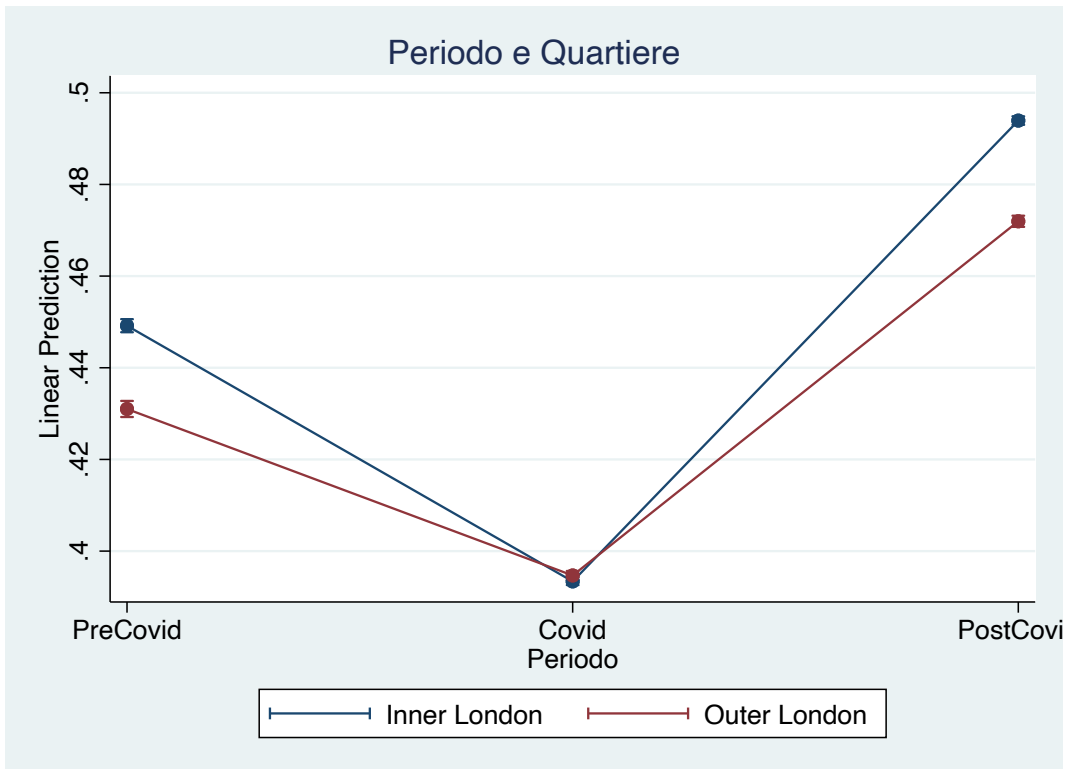


Grafico 11: Effetti marginali dell'interazione tra Periodo e Neighborhood

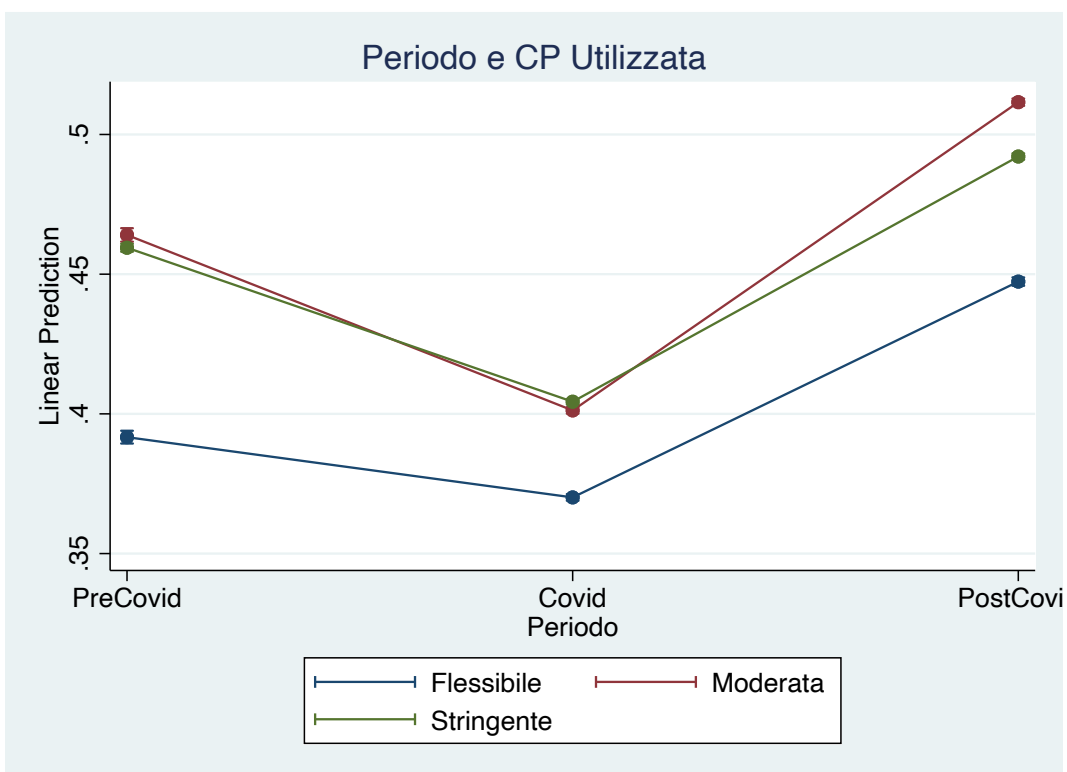


Grafico 12: Effetti marginali dell'interazione tra Periodo e Cancellation policy

6. Conclusioni e sviluppi futuri

Il lavoro svolto si è proposto di analizzare il mercato di AirBnb a Londra, focalizzandosi sulle differenze tra le aree della città e sull'impatto delle politiche di cancellazione e della prenotazione istantanea sui ricavi degli host nel periodo tra il 2019 e il 2022.

I principali risultati dimostrano che l'adozione di una politica di cancellazione moderata si è rivelata la soluzione ottimale, contribuendo a valori più elevati di Revenue per Available Night (RevPan) e tassi di occupazione sia nella zona interna che in quella esterna di Londra. Questo potrebbe essere dovuto al fatto che una politica di cancellazione moderata offre una certa flessibilità agli ospiti, incoraggiandoli a prenotare con maggiore fiducia e consentendo agli host di mantenere una buona prenotazione media senza subire perdite significative in caso di cancellazioni.

D'altra parte, si è osservato che l'utilizzo dell'opzione di prenotazione istantanea (Instant book) ha contribuito a incrementare i valori di RevPan, ma ha mostrato un effetto contrario sul tasso di occupazione, specialmente nella zona esterna di Londra. Questo potrebbe essere dovuto al fatto che l'opzione di prenotazione istantanea può attrarre ospiti più disinvolti che prenotano last-minute, ma potrebbe scoraggiare coloro che preferiscono pianificare in anticipo o che sono alla ricerca di una maggiore flessibilità nella gestione delle prenotazioni.

Infine, è stato evidenziato un aumento di popolarità delle zone esterne di Londra negli anni successivi alla pandemia, con un conseguente aumento del tasso di occupazione e, di conseguenza, del RevPan per gli host, suggerendo che le persone potrebbero aver cercato alloggi più spaziosi e meno densamente popolati, evitando le zone centrali affollate durante il periodo post-pandemia.

Il lavoro contribuisce quindi alla letteratura presente fino ad oggi fornendo una panoramica dettagliata sul mercato di AirBnb a Londra, mostrando le differenze tra le varie aree della città e l'impatto delle politiche di cancellazione e di prenotazione istantanea sui ricavi degli host nel periodo considerato. Queste conclusioni possono essere utilizzate per informare le strategie degli host e delle piattaforme di prenotazione al fine di massimizzare i ricavi e il tasso di occupazione in diverse aree di Londra.

Per quanto riguarda lo sviluppo futuro della ricerca, ci sono diverse direzioni che potrebbero essere esplorate per approfondire ulteriormente la comprensione del mercato di AirBnb a Londra.

In primo luogo, sarebbe interessante analizzare in modo più dettagliato la tipologia di cliente che effettua le prenotazioni negli annunci sulla città di Londra. Un'area di ricerca potrebbe concentrarsi sull'analisi demografica dei clienti, identificando se esiste una correlazione tra l'età dei clienti e la loro propensione a utilizzare funzionalità come l'Instant Book. Si potrebbe ipotizzare che una clientela più giovane sia stata meno influenzata dalla pandemia e abbia accolto con più entusiasmo nuove funzionalità come l'Instant Book, magari perché più abituata all'utilizzo delle tecnologie e più propensa a prendere decisioni last-minute.

In secondo luogo, sarebbe interessante approfondire le differenze nelle prestazioni degli annunci in base alle diverse tipologie di alloggio offerte su AirBnb (ad esempio, intero appartamento/casa, camera d'albergo, camera privata, stanza condivisa). Si potrebbe analizzare se esistono differenze significative nei tassi di occupazione, nei ricavi e nelle preferenze degli ospiti in base alla tipologia di alloggio. Ad esempio, si potrebbe ipotizzare che durante la pandemia e nel periodo post-pandemia, gli ospiti abbiano preferito prenotare intere case/appartamenti anziché camere condivise o camere private in case condivise, a causa delle preoccupazioni legate alla salute e alla sicurezza.

RINGRAZIAMENTI

Desidero esprimere la mia gratitudine a tutte le persone che hanno reso possibile il completamento di questo percorso universitario.

Ai miei genitori e a mio fratello Simone che mi hanno sempre sostenuto e mi hanno incoraggiato fin dal primo giorno.

A mia nonna che ha sempre trovato del buono in ogni mio gesto.

A Rita che è sempre stata pronta a donarmi un sorriso in ogni momento.

Ai miei amici che hanno sempre saputo tirarmi su di morale.

Bibliografía

Alonso-Almeida, M. del M., & Bremser, K. (2013). Strategic responses of the Spanish hospitality sector to the financial crisis. *International Journal of Hospitality Management*, Volume 32, March 2013, Pages 141-148.

Belarmino, A., & Koh, Y. (2020). A critical review of research regarding peer-to-peer accommodations. *International Journal of Hospitality Management*, Volume 84, January 2020, 102315.

Belarmino, A., Ozdemir, O., & Dogru, T. (2021). Always local?: Examining the relationship between peer-to-peer accommodations and restaurants. *Journal of Hospitality and Tourism Management*, Volume 48, September 2021, Pages 289-300.

Benítez-Aurioles, B. (2018). Why are flexible booking policies priced negatively? *Tourism Management*, Volume 67, August 2018, Pages 312-325.

Boto-García, D. (2022). Heterogeneous price adjustments among Airbnb hosts amid COVID-19: Evidence from Barcelona. *International Journal of Hospitality Management*, Volume 102, April 2022, 103169.

Buzzacchi, L., Milone, F. L., Paolucci, E., & Raguseo, E. (2023). How to react to a shock? Effects of Airbnb hosts' choices and market segmentation at the time of Covid-19. *Information & Management*, Volume 60, Issue 7, November 2023, 103857.

Connolly, C., Keil, R., & Ali, S. H. (2020). Extended urbanisation and the spatialities of infectious disease: Demographic change, infrastructure and governance. *Urban Studies*, Volume 58, Issue 2, Pages 245-263.

Dogru, T., Mody, M., & Suess, C. (2019). Adding evidence to the debate: Quantifying Airbnb's disruptive impact on ten key hotel markets. *Tourism Management*, Volume 72, June 2019, Pages 27-38.

Farmaki, A., Miguel, C., Drotarova, M. H., Aleksić, A. Č., Časni, A. Č., & Efthymiadou, F. (2020). Impacts of Covid-19 on peer-to-peer accommodation platforms: Host perceptions and responses. *International Journal of Hospitality Management*, Volume 91, October 2020, 102663.

Ferreri, M., & Sanyal, R. (2018). Platform economies and urban planning: Airbnb and regulated deregulation in London. *Urban Studies*, Volume 55, Issue 15, Pages 3353–3368.

Filieri, R., Milone, F. L., Paolucci, E., & Raguseo, E. (2023). A big data analysis of COVID-19 impacts on Airbnbs' bookings behavior applying construal level and signaling theories. *International Journal of Hospitality Management*, Volume 111, May 2023, 103461.

Gibbs, C., Guttentag, D., Gretzel, U., Morton, J., & Goodwill, A. (2017). Pricing in the sharing economy: a hedonic pricing model applied to Airbnb listings. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, Volume 35, Issue 1, Pages 46–56.

Gyódi, K. (2022). Airbnb and hotels during COVID-19: different strategies to survive. *International Journal of Culture, Tourism and Hospitality Research*.

Hall M. C., Daniel Scott & Stefan Gössling (2020) Pandemics, transformations and tourism: be careful what you wish for, *Tourism Geographies*, 22:3, 577-598

Hossain, M. (2021). The effect of the Covid-19 on sharing economy activities. *Journal of Cleaner Production*, Volume 280, Part 1, 20 January 2021, 124782.

Li, P., Han, S.S. and Wu, H. (2023), ""Home away from home" in pandemic times: how has COVID-19 changed the Airbnb market in Melbourne?", *International Journal of Housing Markets and Analysis*, Vol. 16 No. 3, pp. 450-473.

Mody, M. and Cheng, M. and Hanks, L. 2021. Sharing economy research in hospitality and tourism: a critical review using bibliometric analysis, content analysis and quantitative systematic literature review. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*. 33 (5): pp. 1711-1745.

Sainaghi, R., & Chica-Olmo, J. (2022). The effects of location before and during COVID-19: Impacts on revenue of Airbnb listings in Milan (Italy). *Annals of Tourism Research*, Volume 96, September 2022, 103464

Shan, L., He, S., & Wan, C. (2023). Unraveling the dynamic Airbnb-gentrification interrelation before and after the COVID-19 Pandemic: Evidence from Beijing, China. *Cities*, Volume 137, June 2023, 104270.

Seabra, C., Reis, P., & Abrantes, J. L. (2020). The influence of terrorism in tourism arrivals: A longitudinal approach in a Mediterranean country. *Annals of Tourism Research*, Volume 80, January 2020, 102811.

UNWTO (2020). Impact assessment of the COVID-19 outbreak on international tourism. <https://www.unwto.org/impact-assessment-of-the-covid-19-outbreak-oninternational-tourism>, Accessed date: 16 March 2020.

UNWTO. (2021a). COVID-19 and Tourism | 2020: A year in review. <https://www.unwto.org/covid-19-and-tourism-2020>