



**Politecnico
di Torino**

Politecnico di Torino

Corso di Laurea Magistrale Ingegneria Gestionale

A.a. 2023/2024

Sessione di Laurea Marzo 2024

Airbnb a Madrid:

Analisi degli affitti a breve termine durante il periodo
pandemico

Relatori:

Emilio Paolucci

Francesco Luigi Milone

Candidata:

Giulia Mondino

ABSTRACT:

Questo studio analizza i dati relativi agli annunci pubblicati sulla piattaforma Airbnb nella città di Madrid durante il periodo segnato dalla pandemia da Covid- 19. Lo studio è basato su dati acquisiti dal database di AirDNA riferiti al periodo 2019-2022 e si concentra sull'identificazione di fattori che determinano un premio di prezzo. Partendo dall'estrema capillarità della rete metropolitana e dalla localizzazione delle varie attrazioni turistiche si è deciso di analizzare come questi fattori possano influenzare il processo di formazione dei prezzi degli annunci presenti sulla piattaforma Airbnb. Il database iniziale è stato integrato con i dati necessari a svolgere le analisi relative alle fermate della metropolitana e ai principali musei e monumenti della città. In seguito, è stata eseguita un'analisi descrittiva al fine di verificare le caratteristiche e l'andamento sia delle principali variabili del database sia di quelle aggiunte, focalizzandosi sull'average daily rate. Infine, lo studio è stato approfondito con un'analisi di regressione focalizzandosi sulle variabili oggetto della ricerca.

SOMMARIO

| | |
|--|----|
| 1.INTRODUZIONE | 6 |
| 2.REVISIONE DELLA LETTERATURA | 8 |
| 2.1 Airbnb e settore del turismo | 8 |
| 2.2 Airbnb e Pandemia Covid-19 | 11 |
| 2.2.1 Impatto Covid lato domanda..... | 11 |
| 2.2.2 Impatto Covid lato offerta..... | 12 |
| 2.3 Determinazione dei prezzi..... | 14 |
| 2.4 Caso studio della città di Madrid | 16 |
| 3.DOMANDA DI RICERCA | 19 |
| 3.1 Research Framework | 20 |
| 3.2 Ipotesi..... | 21 |
| 4. METODOLOGIA | 22 |
| 4.1 Raccolta dati | 22 |
| 4.2 Strumenti utilizzati | 24 |
| 4.3 Elaborazione database | 26 |
| 5.ANALISI DESCRITTIVE | 29 |
| 5.1 Analisi descrittive relative alle caratteristiche degli annunci | 29 |
| 5.2 Analisi descrittive relative alla Città di Madrid..... | 37 |
| 5.3 Analisi descrittive relative alle performance degli host..... | 45 |

| | |
|---------------------------------------|----|
| 6. ANALISI REGRESSIONE | 54 |
| 7. CONCLUSIONI E SVILUPPI FUTURI..... | 66 |
| 8. BIBLIOGRAFIA..... | 68 |

1.INTRODUZIONE

Il settore del turismo e dell'ospitalità ha subito un'importante trasformazione a seguito della diffusione della sharing economy. L'economia della condivisione è un modello economico basato sulla condivisione di risorse, servizi, o beni tra individui o aziende attraverso piattaforme online con l'obiettivo di ottimizzare l'uso delle risorse esistenti e ridurre lo spreco. Le piattaforme online forniscono un accesso agevole a un'ampia gamma di servizi, alcuni dei quali sono di qualità superiore e maggiormente accessibili sotto il profilo dei costi rispetto ai loro equivalenti del settore tradizionale.

Tra queste piattaforme c'è Airbnb, una piattaforma di condivisione degli alloggi fondata nel 2008, dove ad oggi sono presenti oltre 7 milioni di annunci in tutto il mondo e che registra un fatturato di oltre 8 miliardi di dollari. Airbnb consente di mettere in contatto i proprietari di sistemazioni, chiamati "Host", con i clienti in cerca di affitti a breve termine. Viene offerta la possibilità di affittare una casa intera, un intero appartamento oppure una stanza singola. Grazie all'interazione con gli Host, questa tipologia di offerta tende a fornire agli ospiti la possibilità di integrarsi maggiormente nella cultura locale e la possibilità di vivere esperienze di soggiorno più coinvolgenti a costi più contenuti rispetto al settore del turismo tradizionale. Si tratta di un nuovo approccio, che sta riscuotendo sempre maggior successo e sta cambiando il concetto di ospitalità.

Gli anni oggetto di studio (2019-2022) comprendono un periodo storico particolare, caratterizzato dalla pandemia da Covid-19. Questo evento, segnato dall'incertezza e dalle varie restrizioni imposte per limitare il diffondersi dell'epidemia, ha avuto un enorme impatto a livello sanitario, sociale ed economico. Sul settore del turismo e dell'ospitalità l'impatto è stato molto pesante; a partire dal marzo 2020 il turismo internazionale si è sostanzialmente fermato a seguito del lockdown, delle restrizioni agli spostamenti, della cancellazione dei voli e della chiusura di numerose attività.

Secondo lo studio condotto dall'organizzazione mondiale del turismo (UNWTO), le spese dei visitatori internazionali in entrata in Europa (international tourism receipts) sono diminuite tra il 2019 e 2020 di 579 miliardi di dollari, in particolare in Spagna la perdita è stata di 52 miliardi di dollari equivalenti ad un -77%. Da un ulteriore studio di UNWTO in collaborazione con AirDNA si evince che gli affitti a breve termine in Europa hanno subito un decremento di circa 30 punti percentuali dal marzo 2020 fino ad aprile 2021, mese in cui è iniziata una fase di progressivo ritorno alla normalità.

La città oggetto di studio è Madrid, capitale della Spagna e residenza ufficiale dei re spagnoli. Madrid è il centro finanziario, politico e culturale del paese e nel 2022 è stata visitata da sei milioni di turisti internazionali (Statista, 2023). La città risulta ben collegata grazie a una capillare rete metropolitana di circa 300 km ed è facilmente raggiungibile sia in treno con la stazione ferroviaria di Atocha che attraverso l'aeroporto internazionale di Madrid-Barajas.

Lo studio si concentrerà nella verifica di quali siano stati i fattori che hanno maggiormente influenzato la formazione dei prezzi degli affitti a breve termine nella città di Madrid, partendo dal periodo pre-covid per poi passare attraverso gli anni della pandemia ed infine al graduale ritorno alla normalità.

Analizzando la città di Madrid, le infrastrutture per il trasporto urbano e la dislocazione delle principali attrazioni turistiche, si andrà a verificare come questi fattori possano influenzare la determinazione dei prezzi degli annunci presenti sulla piattaforma Airbnb.

Si andrà ad integrare il database di partenza di AirDNA, con i dati necessari per svolgere un'analisi che prenda in considerazione la posizione geografica delle fermate della metropolitana, dei musei e dei principali monumenti della città. Si passerà poi ad una fase di analisi descrittiva per verificare l'andamento delle principali variabili andando a focalizzare l'attenzione sull'average daily rate.

Infine, si procederà con lo studio di un'analisi di regressione focalizzata sulle variabili oggetto di ricerca al fine di determinare l'impatto sul prezzo.

2.REVISIONE DELLA LETTERATURA

In questa parte si procederà ad analizzare gli studi presenti in letteratura in merito all'avvento del fenomeno Airbnb e alle implicazioni che questa piattaforma ha portato rispetto a diverse tematiche. Nella prima fase verrà analizzato l'aspetto riguardante l'impatto che Airbnb ha avuto rispetto al settore dell'ospitalità. Successivamente verranno approfonditi i mutamenti che l'arrivo della pandemia da Covid 19 ha portato agli utilizzatori di Airbnb sia dal punto di vista dell'offerta che dal punto di vista della domanda.

Dopodiché si porrà l'attenzione sulla parte di letteratura che ha investigato come le caratteristiche dell'annuncio e la localizzazione possano contribuire alla determinazione del prezzo. Infine, verranno analizzati gli studi già pubblicati rispetto alla specifica situazione degli affitti a breve termine nella città di Madrid.

2.1 Airbnb e settore del turismo

Nel corso degli anni sono state elaborate diverse analisi del fenomeno Airbnb e di come questa piattaforma abbia rivoluzionato il mondo del turismo.

Airbnb può essere considerata un "innovazione distruttiva" per il suo innovativo modello di business. Un prodotto distruttivo attira inizialmente clienti nella fascia bassa del mercato oppure crea un segmento di mercato completamente nuovo.

In seguito, grazie a sviluppi e miglioramenti, la clientela si allarga e questo prodotto entra gradualmente nel mercato mainstream.

Questo processo di innovazione distruttiva può verificarsi in qualsiasi settore economico e il turismo non fa eccezione.

Nella sua analisi Daniel Guttentag analizza come Airbnb abbia scosso il mercato tradizionale dell'ospitalità turistica, utilizzando una piattaforma digitale che consente l'affitto di spazi abitativi tra persone comuni in alternativa agli hotel.

Il fatto di fornire un marketplace online ha reso più semplice per gli host far conoscere le proprie offerte ai potenziali ospiti, pubblicare descrizioni e fotografie dei loro spazi abitativi, comunicare con gli ospiti e accettare prenotazioni e pagamenti. Dal punto di vista dei clienti, Airbnb offre prezzi competitivi inoltre permette spesso accesso alle comodità pratiche di una residenza, come una cucina completa, una lavatrice o un'asciugatrice. (Guttentag, D. (2015))

Nello sviluppo del mercato degli affitti a breve termine si è verificato un crescente numero di host multi-unità. A questo proposito, un'analisi condotta negli Stati Uniti tra ottobre 2014 e luglio 2017 ha rivelato che gli annunci Airbnb gestiti da host multi-unità ottengono maggiori ricavi rispetto agli annunci gestiti da host a singola unità, prendendo in esame annunci di strutture simili tra loro. Questo risultato è riconducibile ad una maggior capacità di gestione acquisita dagli host multi-unità. Di conseguenza, gli host multi-unità sembrano rappresentare una crescente minaccia per gli operatori alberghieri. (Linchi Kwok, K. L. (2019))

Per quanto riguarda l'impatto di Airbnb sugli incumbent, uno studio analizza l'impatto di Airbnb sugli hotel nel mercato italiano nel 2018. Emerge che, per quanto concerne incumbent che possiedono hotel fino a tre stelle si tende a fissare prezzi più bassi nelle città in cui i player dell'economia della condivisione hanno una maggiore presenza e rappresentano quindi una minaccia più rilevante. Inoltre, questo effetto di abbassamento dei prezzi si verifica maggiormente nei weekend, piuttosto che nei giorni feriali in quanto Airbnb è utilizzato principalmente da consumatori in viaggio per vacanza. Per quanto riguarda gli hotel di fascia superiore, quattro-cinque stelle, tendono a mantenere tariffe più elevate. Questo perché gli hotel di fascia alta invece di competere con Airbnb sui prezzi, cercano di massimizzare i guadagni concentrandosi sulla loro clientela principale, cercando di estrarre il massimo dal loro mercato di riferimento. (Paolo Roma, U. P. (2019))

Uno studio, svolto nella città di San Francisco nel 2018, dimostra l'effetto distruttivo di Airbnb sul settore alberghiero, evidenziando come il prezzo degli affitti a breve termine pubblicati su Airbnb influisca sulla domanda di camere d'albergo e il punteggio delle recensioni degli ospiti di Airbnb influisca sulle vendite degli hotel. Emerge che l'impatto di Airbnb sul settore alberghiero va oltre il ruolo "supplementare" e assomiglia più a un ruolo di sostituzione. (Inès Blal, M. S. (2018))

La letteratura fornisce inoltre evidenze di come la presenza di Airbnb abbia aumentato i prezzi delle abitazioni e gli affitti.

Dall'analisi effettuata da Kyle Barron, Edward Kung, Davide Proserpio, prendendo in esame dati che si riferiscono al periodo 2012-2016 relativamente agli Stati Uniti, emerge come l'home sharing crea una dinamica di aumento sia del valore degli immobili che delle tariffe dei contratti di locazione a livello locale. In questo modo si incrementa l'offerta di unità abitative con contratti di affitto a breve termine a discapito dell'offerta a lungo termine. (Kyle Barron, E. K. (2021))

Un'altra analisi che si riferisce agli anni 2007-2017 nella città di Barcellona ha evidenziato come l'attività di Airbnb abbia portato ad un incremento sia dei prezzi degli affitti che del valore degli immobili, in particolare si deduce che l'effetto sui prezzi delle case sia superiore rispetto ai prezzi degli affitti. Nei quartieri con più alta diffusione delle attività di Airbnb, si stima che gli affitti siano aumentati del 7%, mentre i prezzi delle transazioni siano aumentati del 17%. (Miquel-Àngel Garcia-López, J. J.-M.-M. (2020))

2.2 Airbnb e Pandemia Covid-19

2.2.1 *Impatto Covid lato domanda*

Nella letteratura si possono trovare diverse ricerche riguardo l'impatto che ha avuto la pandemia sulla sharing economy.

Secondo uno studio condotto da Bresciani, il bisogno di distanza fisica influenzerà i viaggiatori, le loro decisioni e comportamenti nei prossimi anni; infatti, a causa della pandemia i viaggiatori sceglieranno sempre più il modello di appartamento completo (Stefano Bresciani, A. F. (2021)). Questo contrasta con la letteratura precedente alla pandemia, che indicava come i viaggiatori scegliessero il peer-to-peer per le interazioni e le esperienze sociali. (Tussyadiah, I. P. (2016))

Dallo studio di Raffaele Filieri, Francesco Luigi Milone, Emilio Paolucci, Elisabetta Raguseo grazie a teorie psicologiche e teorie dei segnali, emerge che dopo la pandemia da COVID-19 i consumatori preferiscono pagare un prezzo premium per gli affitti a breve termine in quanto un prezzo più elevato trasmette un segnale di qualità, quindi i clienti si aspettano standard di sicurezza e igiene più elevati. Inoltre, dai dati di sistemazioni peer-to-peer in Italia emerge che i consumatori preferiscono alloggi situati in zone rurali, che consentono una maggiore distanza spaziale dalle aree densamente popolate. Le zone rurali e sub-urbane hanno registrato un aumento nella domanda, mentre le zone urbane hanno visto una diminuzione. (Raffaele Filieri, F. L. (2023))

Sicuramente un importante ruolo nel periodo della pandemia è stato svolto dalla pulizia. Si può notare, da uno studio svolto in Texas, come le proprietà percepite come pulite abbiano risentivo in misura minore della diminuzione di reddito tra il periodo pre e post pandemia. Le proprietà non percepite come pulite hanno subito in media una diminuzione di reddito di 167 dollari al mese. Al contrario, le proprietà

con un livello di pulizia superiore registrano una diminuzione di 35 dollari. (Lily Shen, S. W. (2022))

Dallo studio delle città di Barcellona, Pechino, Londra, Milano, New York e Parigi nel periodo da gennaio 2019 ad agosto 2021 emerge che durante il periodo pandemico è diminuita l'attrattività delle aree centrali delle città. Questo si può ricondurre sia ad una maggiore sensibilità rispetto all'affollamento, sia alle limitazioni imposte ai servizi turistici che tradizionalmente attraggono i visitatori nelle parti centrali delle aree urbane. Un altro dato interessante emerso grazie a questo studio è che il tasso di sopravvivenza sulla piattaforma delle sistemazioni turistiche localizzate nelle aree centrali è minore rispetto al tasso di sopravvivenza delle zone più periferiche per effetto di un minor livello di sicurezza sanitaria percepito. (Karima Kourtit, P. N. (2022))

Rispetto alle misure di contrasto alla diffusione dell'epidemia, è stato realizzato un modello econometrico per verificare l'impatto sulla domanda degli affitti a breve termine in funzione delle direttive dettate dalle autorità governative per limitare la diffusione della pandemia. L'analisi fa riferimento a 130999 annunci localizzati in Europa dal 2019 al 2020. È stato evidenziato come misure di contrasto al covid più stringenti siano associate a minore interesse per sistemazioni Airbnb. (Francesco Luigi Milone, U. G. (2023))

2.2.2 Impatto Covid lato offerta

Dolnicar definisce l'avvento del covid come "Disrupting the Disruptor" in quanto la pandemia ha messo in discussione la stabilità di Airbnb e delle piattaforme simili che era stato "disruptor" del settore alberghiero. Dolnicar prevede che la percentuale di host capitalisti, cioè coloro che operano professionalmente sul mercato degli affitti a breve termine per avere profitti commerciali, diminuirà poiché una parte di loro potrebbero optare per il mercato degli affitti a lungo termine per

limitare i rischi. Mentre crescerà la quota di host "Befriender", coloro che apprezzano l'aspetto sociale dell'ospitalità, e di "Ethicist", i sostenitori principali della sharing economy, riportando Airbnb all'etica di condivisione. Un'altra conseguenza della pandemia, secondo Dolnicar, sarà che il mercato di Airbnb e delle altre piattaforme si riprenderà, ma non ai livelli pre-COVID. (Sara Dolnicar, S. Z. (2020))

A sostegno di questa teoria dagli studi di Hossain emerge che gli host di strutture ricettive stanno valutando la possibilità di trovare inquilini a lungo termine e di concentrarsi sulla popolazione locale piuttosto che sui turisti stranieri. (Hossain, M. (2021)).

Diversi studi hanno rilevato differenze tra host professionisti e non professionisti. Infatti, studiando un database di inserzioni in 27 paesi europei tra il 2019 e il 2020 emerge una differenza riguardante le strategie di prezzo tra host commerciali e host privati. Queste due tipologie di host, infatti, hanno adottato diversi approcci nella determinazione dei prezzi in risposta alle fluttuazioni della domanda. Gli host professionisti tendono a modificare dinamicamente i propri prezzi con maggiore frequenza rispetto a quelli privati dimostrandosi più reattivi alle variazioni della domanda. (Francesco Luigi Milone, U. G. (2023))

Un'evidenza simile la si può trovare con il caso studio della città di Barcellona nel periodo tra giugno 2020 e luglio 2021 svolto da Boto Garcia. Emerge che la diminuzione dei prezzi degli annunci di host professionisti durante la pandemia è significativamente più alta rispetto ai non professionisti, anche se i prezzi medi praticati dai professionisti rimangono mediamente più alti. (Boto-García, D. (2022).)

È stato evidenziato inoltre che la pandemia ha portato a un aumento significativo dell'attività di marketing degli host, associando la modulazione dei prezzi a politiche di cancellazione più flessibili. Questo attivismo di marketing è correlato positivamente ai loro rendimenti economici. Inoltre, lo studio suggerisce che la combinazione di politiche di cancellazione moderate/flessibili e aggiustamenti dei prezzi ha generato risultati economici più elevati, grazie alla capacità di gestire i clienti in base alle loro esigenze. Infine, i risultati indicano che la pandemia ha

portato a un cambiamento nelle preferenze dei clienti, creando nuovi segmenti di clientela, come viaggiatori di alta fascia o viaggiatori d'affari con esigenze di flessibilità. (Luigi Buzzacchi, F. L. (2023))

2.3 Determinazione dei prezzi

Numerosi sono gli studi in letteratura che analizzano la determinazione dei prezzi degli annunci di Airbnb.

Secondo la teoria dei prezzi edonici, il prezzo totale di un prodotto è la somma dei prezzi delle singole caratteristiche che compongono il prodotto (Rosen ,1974). È possibile quindi costruire dei modelli per determinare il prezzo dell'annuncio a partire dalle caratteristiche intrinseche all'annuncio stesso.

Dai risultati di Baldwin Tong & Ulrich Gunter riguardo le città di Madrid, Barcellona e Siviglia si evince che la valutazione complessiva e le caratteristiche indicative della dimensione dell'alloggio hanno la maggiore influenza positiva sul prezzo, mentre il numero di recensioni e la distanza dal centro città hanno la più forte influenza negativa sul prezzo. In particolare, emerge che l'effetto negativo sul prezzo rispetto la distanza dal centro è di almeno 0.109 quindi l'host può decidere di applicare un prezzo premium per la prossimità al centro città, poiché può essere considerato elemento di comodità per accedere ai punti di interesse. (Gunter, B. T. (2020))

Per quanto riguarda la città di Malaga, attraverso un modello edonico econometrico spaziale, è stato dimostrato che i fattori di posizione geografica possono avere significativi effetti positivi e negativi sul prezzo degli appartamenti Airbnb. In particolare, l'accessibilità al centro città, alla spiaggia, ai luoghi di interesse e la pedonalità dell'area in cui si trova l'appartamento hanno un effetto positivo significativo sul prezzo. Inoltre, si nota che il livello di rumore nell'area in cui si trova l'appartamento ha un effetto negativo sul prezzo, probabilmente perché i clienti preferiscono zone tranquille. (Jorge Chica-Olmo, J. G.-M.-G. (2020))

Kristof ' Gyodi e Łukasz Nawaro analizzando dieci città europee verificano se i prezzi diminuiscono allontanandosi dal centro città e dalle stazioni della metropolitana, e

aumentano in prossimità delle attrazioni turistiche più popolari e i ristoranti. Per quanto riguarda l'accesso ai trasporti pubblici, si segnala una relazione negativa significativa tra prezzo e distanza alla stazione della metropolitana per Amsterdam, Atene e Barcellona mentre la relazione risulta avere un effetto significativo e positivo nella città di Roma. La variabile distanza dal centro è significativa per sei delle città studiate ma per Parigi il coefficiente è positivo. I risultati mostrano anche che il punteggio di pulizia ha un impatto notevole sul prezzo. Mentre si riscontra un impatto significativo e positivo dello status di superhost nella metà delle città analizzate. L'analisi suggerisce che gli host con più annunci applicano tariffe più elevate rispetto agli host con un'unica offerta, soprattutto in riferimento agli host con più di quattro annunci. (Kristof Gyodi, Ł. N. (2021).)

Un'ulteriore analisi è stata effettuata da Dan Wang e Juan L. Nicolau esaminando un campione di 180.533 offerte di affitto a breve termine in 33 città situate in Nord America, Europa e Australia. Da questa analisi emerge come incidano positivamente sul prezzo la posizione, la tipologia e la capacità dell'alloggio, oltre alla presenza di più bagni e camere da letto, servizi legati alla disponibilità di connessione Internet wireless o parcheggio gratuito. Infine, questa ricerca conferma il potere delle valutazioni dei clienti, infatti maggiore è la valutazione media dei clienti, più alto è il prezzo. Tuttavia, il numero di recensioni all'anno influisce negativamente sul prezzo in quanto gli annunci più economici tendono a ricevere più prenotazioni e di conseguenza più recensioni. (Dan Wang, J. L. (2017).)

Uno studio eseguito prendendo in esame gli annunci a breve termine nella città di Milano tra gennaio 2020 e marzo 2021 evidenzia come la pandemia ha ridotto considerevolmente il vantaggio del centro città e al contrario ha diminuito lo svantaggio di essere localizzati in modo periferico. Per studiare le differenze tra il periodo precedente alla diffusione della pandemia e il periodo pandemico, questa ricerca analizza il gruppo di variabili di controllo non localizzative (dimensioni, termini contrattuali, regole, host e ospiti) e come variabili esplicative le variabili localizzative quali accessibilità ai trasporti e attività commerciali. Una delle evidenze principali di questo studio è che il gruppo di variabili non localizzative è

cambiato in termini di rilevanza e intensità a seguito della pandemia. I trasporti e i servizi commerciali erano indicatori del ricavo ma con la pandemia, il potere esplicativo di queste due variabili localizzative è leggermente diminuito. I risultati mostrano che durante il periodo pandemico è diminuito leggermente l'interesse per i trasporti pubblici probabilmente a causa del rischio di contagio, ma emerge un interesse marginalmente crescente per i trasporti all'aperto. Altre evidenze riguardano lo status di superhost e i tempi di risposta che hanno giocato un ruolo importante durante questo periodo di incertezza. I fattori non legati alla posizione geografica sono leve strategiche gestite dagli host, mentre la capacità degli amministratori delle città di creare efficienti collegamenti metropolitani può favorire l'aumento delle inserzioni in aree urbane periferiche. (Ruggero Sainaghi, J. C.-O. (2022))

Bin Yao grazie a uno studio effettuato su 41124 annunci tra marzo e aprile 2017 a Londra analizza come i segnali di qualità possano influenzare la probabilità di prenotazione. In media gli annunci con recensioni hanno una probabilità più alta del 15-20% di essere prenotati rispetto ad annunci simili senza recensioni. Emerge che le informazioni sul host come il titolo di "Superhost" e identità verificata sono segnali per attirare prenotazioni su Airbnb, così come la prenotazione istantanea. Per gli annunci che non hanno recensioni la correlazione tra domanda di mercato e prezzo è più debole perché il prezzo può essere considerato come segnale di qualità. La probabilità di prenotazione è correlata positivamente alla popolarità della regione, un numero elevato di annunci all'interno nella regione da segnale di popolarità data da attrazioni turistiche popolari, quartieri sicuri o trasporti convenienti. In generale, rispetto ad altri tipi di annunci, è più probabile che vengano prenotate intere case, con più camere da letto, bagni e servizi, in particolare con internet e cucina. (Bin Yao, R. T. (2019))

2.4 Caso studio della città di Madrid

Javier Gil e Jorge Sequera con un articolo pubblicato nel maggio 2020 esaminano il fenomeno dell'airbnbizzazione nel centro di Madrid. Emerge che Madrid è

condizionata da host professionisti specializzati nel business dell'affitto a breve termine che operano principalmente nel Distretto Centrale della città e la cui attività non è conforme ai principi sharing economy. Questo modello ha più a che fare con le forme di turismo tradizionali che con nuovi modelli di ospitalità basati sui principi della sharing economy, e genera impatti negativi sulla sostenibilità economica della città e dei suoi abitanti. In questa analisi, gli host con una sola inserzione includono sia coloro che affittano una parte della propria residenza, sia coloro che dispongono di una seconda residenza che affittano su Airbnb. Gli altri host, con più inserzioni, sono considerati host professionisti, in quanto non condividono la propria residenza secondo i principi dell'economia della condivisione. (Sequera, J. G. (2020))

Uno studio effettuato da David Boto-García, Matías Mayor, Pablo De la Vega nella città di Madrid, nel periodo aprile-giugno 2018, analizza le dipendenze spaziali nella formazione dei prezzi e l'ipotesi che gli host professionisti fissano i prezzi in modo diverso rispetto agli host di singole strutture. L'obiettivo dello studio è stato analizzare come la posizione geografica influenzi i prezzi di Airbnb e se questa influenza varia a seconda della tipologia di host. Il metodo utilizzato per svolgere questa analisi è stato un modello edonico dei prezzi utilizzando dati riferiti a sei quartieri del centro città di Madrid. Risulta che il numero di musei e monumenti nel raggio di 500 m incidono positivamente sui prezzi, mentre la vicinanza alla stazione ferroviaria di Atocha non incide in modo significativo sui prezzi, probabilmente a causa di effetti di disturbo. L'accessibilità alle fermate della metropolitana è valorizzata positivamente come anche la dimensione della sistemazione, mentre il numero di recensioni è legato negativamente al prezzo. Inoltre, viene confermato che il mercato degli affitti Airbnb sia composto da due tipologie di proprietari che stabiliscono prezzi in modo diverso. Il punto di separazione che distingue gli host professionisti da quelli non professionisti è stato fissato in questa ricerca a dieci inserzioni. Dallo studio emerge che gli host non professionisti per fissare i prezzi siano più influenzati dai prezzi del quartiere mentre quelli professionisti cercano di fissare i prezzi in modo più razionale. (David Boto-García, M. M. (2021).)

Un ulteriore studio approfondisce gli effetti di Airbnb sulla popolazione e sull'economia locale. Alberto Hidalgo, Massimo Riccabonia, and Francisco J. Velazquez, con dati riferiti alla città di Madrid nel periodo 2014-2019 dimostrano che gli affitti a breve termine non spostano solo la popolazione locale, ma anche le attività orientate ai residenti. È emerso che gli affitti a breve termine hanno ridefinito lo spazio urbano per soddisfare meglio le esigenze dei turisti. Tuttavia, l'impatto sull'economia locale, guidato in gran parte dalla crescita delle attività orientate al turismo, nasconde effetti negativi sui settori non turistici. In particolare, le attività orientate alle esigenze dei residenti locali sono particolarmente influenzate dall'arrivo degli affitti a breve termine, indicando che Airbnb limita effettivamente le attività legate ai residenti. (Alberto Hidalgo, M. R. (2023))

3.DOMANDA DI RICERCA

Nella letteratura è presente uno studio di Boto Garcia (Spatial price mimicking on Airbnb: Multi-host vs single-host) riguardo il distretto centrale di Madrid nel periodo aprile-giugno 2018. Tale studio analizza come i prezzi siano influenzati sia dalla localizzazione dell'annuncio che da comportamenti differenti tra host professionisti e non professionisti. Si vuole ampliare la ricerca considerando un periodo temporale più ampio, comprendente la pandemia Covid-19, e allargando la ricerca alla totalità della città per capire se ci siano differenze tra annunci situati nella zona centrale rispetto alle altre zone.

Nella letteratura sono presenti, inoltre, articoli che dimostrano l'esistenza di una correlazione tra la posizione geografica dell'annuncio e il prezzo pubblicato. Questa tematica può essere approfondita considerando l'impatto della pandemia sugli affitti a breve termine nella città di Madrid.

Considerando che la rete metropolitana di Madrid è la seconda più estesa d'Europa e copre in modo capillare la gran parte della città, risulta interessante studiare come questa infrastruttura possa influire sugli affitti a breve termine.

Riguardo la pandemia, vista dal lato offerta, in diversi studi sono stati analizzati i differenti comportamenti e strategie attuate dalle due tipologie di host, professionisti e non professionisti. Invece per quanto concerne la domanda dei clienti emerge che durante questo particolare periodo si siano dimostrati più attenti alla pulizia e all'affollamento, scegliendo soluzioni che garantissero maggior distanziamento sociale al fine di prevenire il contagio. A tale proposito si vuole approfondire se anche la metropolitana e il centro città, in quanto luoghi normalmente affollati, abbiano rappresentato un elemento di criticità.

Si vuole quindi, analizzare come la vicinanza alla rete metropolitana e alle attrazioni turistiche influenzino i prezzi degli annunci e le performance degli host tenendo in considerazione la localizzazione nel distretto centrale e la tipologia di host che gestisce l'annuncio.

3.1 Research Framework

Verrà analizzata come variabile dipendente l'average daily rate mentre come variabili esplicative la distanza dalla fermata metropolitana più vicina e il conteggio dei musei e dei monumenti entro i 500m. Le variabili relative alla localizzazione nel distretto Centro e alla tipologia di host sono state considerate come moderatori al fine di capire come l'effetto delle variabili indipendenti cambia sulla variabile dipendente.

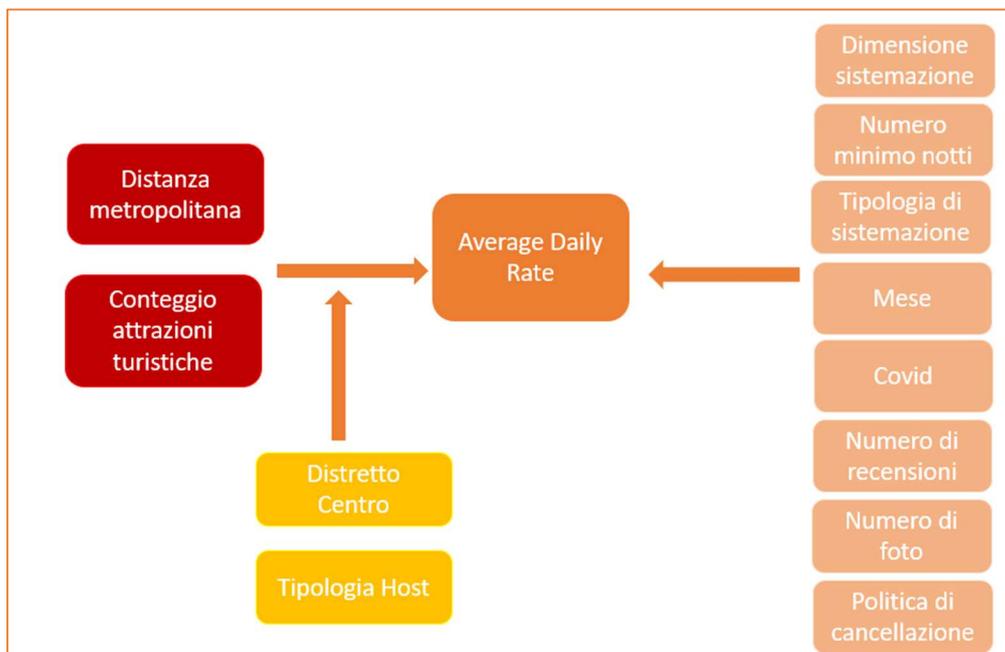


Figura 1: Research framework, i rettangoli in rosa indicano le variabili di controllo, i rettangoli in giallo rappresentano i moderatori, i rettangoli in rosso le variabili esplicative e in arancione la variabile dipendente

3.2 Ipotesi

Per approfondire questa analisi e per capire le relazioni tra le variabili prese in esame si sono definite le seguenti ipotesi:

- La distanza dalla fermata della metropolitana incide negativamente sul prezzo.
- Il numero di attrazioni turistiche nelle vicinanze dell'annuncio incide positivamente sul prezzo.

La prima domanda si focalizza sull'impatto del principale servizio pubblico di trasporto nella città di Madrid. Data la capillarità della rete metropolitana si ipotizza che la vicinanza a tale servizio possa essere interpretato come elemento di comodità e determinare un premio di prezzo.

La seconda ipotesi pone l'attenzione sulla vicinanza di musei e monumenti all'annuncio. In particolare, si vuole capire se la vicinanza a uno o più attrazioni turistiche possa aumentare la remunerazione.

4. METODOLOGIA

4.1 Raccolta dati

I dati relativi ad Airbnb, utilizzati per le analisi, provengono dalla fonte AIRDNA. Il database ottenuto è di tipo panel, quindi, è possibile osservare ciascun annuncio in momenti temporali differenti. Il database risulta essere “Unbalanced” poiché non sono presenti un numero uniforme di osservazioni per ciascun annuncio. Questo dataset contiene 866937 osservazioni di annunci nella città di Madrid e ogni osservazione corrisponde all’annuncio pubblicato in uno specifico mese tra gennaio 2019 e dicembre 2022.

Per ogni annuncio sono riportate le seguenti informazioni:

- **PROPERTY ID:**
ID univoco assegnato da AirDNA per ogni annuncio.
- **REPORTING MONTH:**
Mese e l’anno in cui è stato pubblicato l’annuncio.
- **YEAR**
- **REVENUE (USD):**
Ricavo totale (in dollari USA) conseguito nel periodo di riferimento. Include il prezzo pubblicizzato al momento della prenotazione e le spese di pulizia.
- **RESERVATION DAYS:**
Numero totale di giorni di calendario classificati come riservati durante il periodo di riferimento.
- **AVAILABLE DAYS:**
Numero totale di giorni di calendario che sono stati classificati come disponibili durante il periodo di riferimento.
- **BLOCKED DAYS:**
Numero totale di giorni di calendario che sono stati classificati come bloccati durante il periodo di riferimento.
- **LISTINGTYPE:**
Tipologia di sistemazione dell’annuncio.

- **BEDROOMS:**
Numero di camere da letto.
- **BATHROOMS:**
Numero di bagni.
- **MAX GUESTS:**
Il numero massimo di ospiti che la sistemazione può ospitare.
- **LATITUDE:**
Latitudine della sistemazione.
- **LONGITUDE:**
Longitudine della sistemazione.
- **NEIGHBORHOOD:**
Quartiere in cui si trova l'annuncio.
- **CANCELLATION POLICY:**
Politica di cancellazione dell'annuncio.
- **INSTANTBOOK ENABLED:**
Vero = la sistemazione può essere prenotata senza alcuna comunicazione con l'ospite.
- **NUMBER OF PHOTOS:**
Numero di foto nell'annuncio.
- **NUMBER OF REVIEWS:**
Numero totale di recensioni dell'annuncio.
- **MINIMUM STAY:**
Il pernottamento minimo predefinito richiesto dall'host.
- **PUBLISHED WEEKLY RATE (USD):**
Tariffa settimanale predefinita per un annuncio in USD.
- **PUBLISHED MONTHLY RATE (USD):**
Il prezzo mensile in USD, se specificato dall'host.
- **AIRBNB SUPERHOST:**
Vero o Falso a seconda che l'host sia un Superhost su Airbnb
- **AIRBNB HOST ID:**
L'ID univoco dell'host Airbnb.

4.2 Strumenti utilizzati

Per effettuare le analisi che seguiranno sono stati utilizzati i seguenti strumenti:

- **EXCEL:**

Microsoft Excel è un programma realizzato da Microsoft, dedicato alla produzione ed alla gestione di fogli elettronici. Excel anche offre anche la possibilità di importare ed esportare dati in vari formati, inclusi i file CSV (comma-separated values).

In questo studio è stato utilizzato Excel per importare ed esportare il database in formato csv, realizzare ed elaborare grafici utili alle analisi e per realizzare il nuovo database riguardante le fermate della metropolitana con l'ausilio di Google Maps. Quest'ultimo database è stato creato partendo dall'elenco delle fermate della metropolitana di Madrid (fonte sito metromadrid.es), per ciascuna fermata sono stati inseriti i valori nelle rispettive colonne di latitudine e longitudine rilevati ricercando ciascuna fermata su Google Maps.

- **STATA:**

Date le elevate dimensioni del database di partenza, per svolgere le analisi descrittive e successivamente l'analisi di regressione è stato utilizzato il software STATA. Il database di partenza, in formato csv, è stato importato su Stata dove sono state create nuove variabili utili alle analisi.

Stata è un software statistico utilizzato per l'analisi dati, la gestione e la manipolazione di dataset e la creazione di visualizzazioni statistiche. Fornisce una vasta gamma di strumenti statistici e dispone di un linguaggio di programmazione dedicato. Stata è utilizzato in diversi ambiti per condurre analisi avanzate e modellazione statistica.

Le versioni principali di Stata sono Stata/MP (Multiprocessor), Stata/SE (Special Edition), e Stata/IC (Intercooled).

Stata può importare dati in una varietà di formati, ciò include formati di dati ASCII (come CSV o formati di banca dati) e formati di fogli di calcolo (inclusi vari formati Excel).

La versione utilizzata per lo studio è STATA \IC 16.

- **PYTHON:**

Python è un linguaggio di programmazione ad alto livello, interpretato e progettato per essere utilizzato in una vasta gamma di applicazioni e contesti.

Per eseguire le analisi di questa tesi sono state utilizzate diverse librerie, definite come raccolte di funzioni, moduli e metodi predefiniti che estendono le capacità di un linguaggio di programmazione e permettono di utilizzare funzionalità già implementate. Le librerie utilizzate sono:

- Pandas: per analisi dati, manipolazione dati, visualizzazione dati
- Pyreadstat: leggere file di dati in formato 'sav' (SPSS) e 'dta' (Stata) nel linguaggio di programmazione Python
- Folium: consente di creare mappe interattive

Come ambiente di lavoro è stato utilizzato Visual Studio Code che è un ambiente di sviluppo integrato (IDE) sviluppato da Microsoft. Esso fornisce strumenti e servizi per lo sviluppo di software, supportando diversi linguaggi di programmazione e piattaforme.

Python ai fini della tesi è stato utilizzato per il calcolo delle minime distanze tra le fermate della metropolitana e ogni singolo annuncio e la realizzazione delle mappe per visualizzare in modo più efficace la localizzazione dei punti d'interesse oggetto di studio.

4.3 Elaborazione database

Al database di partenza sono state aggiunte le seguenti variabili:

- ADR: è Average Daily Rate e indica il prezzo medio giornaliero calcolato dividendo i ricavi mensili rispetto le notti prenotate.
- OCC: tasso di occupazione della sistemazione ed è determinato da notti prenotate rispetto alla somma tra notti prenotate e notti disponibili

$$\text{Tasso occupazione} = \frac{\text{Notti prenotate}}{\text{Notti prenotate} + \text{notti disponibili}}$$

- REVPAN: Revenue Per Available Night ed è calcolato moltiplicando il Tasso di occupazione e Average Daily Rate.
- T: da 1 a 48, indica i mesi che compongono i 4 anni presi in considerazione, cioè l'istante temporale in cui è stato considerato quell'annuncio.
- MONTH: da 1 a 12 indica il mese in cui è stato pubblicato l'annuncio.
- COVID: variabile dummy con valore uguale a 1 se la variabile YEAR è 2020 o 2021, indica quindi il periodo pandemico. Sono stati considerati questi due anni poiché caratterizzati da restrizioni, chiusure, lockdown e incertezza legati alla pandemia da Covid-19.

Variabili legate alla tipologia di host:

Riguardo le inserzioni gestite da ciascun host, si è deciso di stabilire a 10 inserzioni la soglia per definire un host professionista in quanto da questa soglia le differenze tra i comportamenti delle due tipologie di host risultano significative secondo quanto emerge da studi già presenti in letteratura. (Deboosere,2019)

- PROP_HOST: Per ciascun mese è stato calcolato il numero di inserzioni gestite da ciascun host quindi indica le inserzioni gestite in un determinato T da un determinato host.
- MEDIA_PROP_HOST: Numero medio di annunci gestiti da ogni host durante periodo 2019-2022.
- HOST_PROFESSIONISTA: indica se le media degli annunci gestiti da un determinato host nel periodo studiato è maggiore di dieci; quindi, se si tratta di un host professionista.

Variabili legate all'accessibilità ai trasporti:

- DIST_STAZIONE: Per quanto riguarda la distanza dalla stazione ferroviaria di Atocha da ciascuna inserzione, è stato possibile calcolare tale distanza considerando la latitudine e longitudine di ciascuna inserzione e la latitudine e longitudine della stazione ferroviaria. Grazie alla formula di Vincenty è stato possibile il calcolo e il risultato è stato salvato nella variabile DIST_STAZIONE.
Indica quindi la distanza in metri tra la posizione dell'annuncio (latitudine e longitudine) e la stazione ferroviaria di Atocha.
- DIST_METRO: Per verificare l'accessibilità alla metropolitana è stata calcolata la distanza dalla fermata della metropolitana più vicina ad ogni singolo annuncio Airbnb. È stato creato un database con l'elenco e i nomi delle 312 fermate (fonte metromadrid.es) e le rispettive latitudini e longitudini, rilevate ricercando ciascuna fermata su Google Maps. Utilizzando Python è stato possibile confrontare i due database al fine di calcolare con un doppio ciclo FOR, la minima distanza tra ciascuna

inserzione e le fermate della metropolitana. I risultati sono stati salvati nella variabile DIST_METRO.

Variabili legate ai distretti:

- DISTRETTI: I 128 quartieri, presenti nel database iniziale, sono stati raggruppati in 21 distretti.
- DISTRETTO_CENTRO: Variabile dummy per indicare se l'inserzione si trova nel distretto "Centro".

Variabili legate alle attrazioni turistiche:

Riguardo le attrazioni turistiche sono stati presi in considerazione 19 punti di interesse turistico suddivisi in 13 musei e 6 monumenti individuati nello studio di Boto Garcia (Spatial price mimicking on Airbnb: Multi-host vs single-host). Per ciascun punto di interesse sono state inserite latitudine e longitudine ed è stata calcolata la distanza da ciascuna inserzione.

- COUNT_MUSEO500: Per quanto riguarda i musei, per ogni inserzione è stato effettuato un conteggio su ogni museo verificando se si trovasse nel raggio di 500 m e poi sono stati sommati i risultati. È stata scelta la distanza di 500 m per rimanere coerenti con il modello di Boto Garcia.
- COUNT_MON500: per ogni inserzione è stato effettuato un conteggio su ogni monumento verificando se si trovasse nel raggio di 500 m e poi sono stati sommati i risultati.
- ATTR_TOURIST: i risultati ottenuti dalle variabili relative ai musei e monumenti sono stati aggregati, a tal proposito è stata aggiunta la variabile ATTR_TOURIST. Con questa variabile si ottiene il conteggio delle attrazioni turistiche entro i 500m dall'annuncio.

5. ANALISI DESCRITTIVE

L'obiettivo di questa sezione è analizzare le caratteristiche del database e delle variabili oggetto dello studio. Si vuole porre particolare attenzione alle variabili che andranno a comporre il modello edonico oltre che verificare se ci siano state delle variabili che hanno subito cambiamenti interessanti tra il periodo pre e post pandemia.

5.1 Analisi descrittive relative alle caratteristiche degli annunci

5.1.1 Numero inserzioni e Tipologia di host:

Dagli studi di Javier Gil & Jorge Sequera emerge la rilevante presenza nella città di Madrid di host multiproprietà. Per questo si vuole verificare, partendo dal database a disposizione, quale è la percentuale degli host che possiedono più di dieci inserzioni, i cosiddetti host professionisti. Inizialmente sono state contate le inserzioni gestite da ciascun host al periodo T, poi è stata calcolata la media degli annunci posseduti da ciascun host durante l'arco temporale studiato. In seguito, grazie alla variabile dummy HOST_PROFESSIONISTA sono stati classificati nelle due categorie: host professionisti e host non professionisti.

Come inserzione si intende l'annuncio pubblicato mensilmente quindi ciascuna proprietà può essere ripetuta nel corso dell'anno in base ai mesi in cui l'host ha deciso di mettere a disposizione la propria sistemazione sulla piattaforma.

Il numero totale di host a Madrid risulta 28972 mentre per quanto riguarda il numero di proprietà (indipendentemente dalla tipologia di sistemazione) gestite sulla piattaforma Airbnb dal 2019 al 2022 risulta essere 63060.

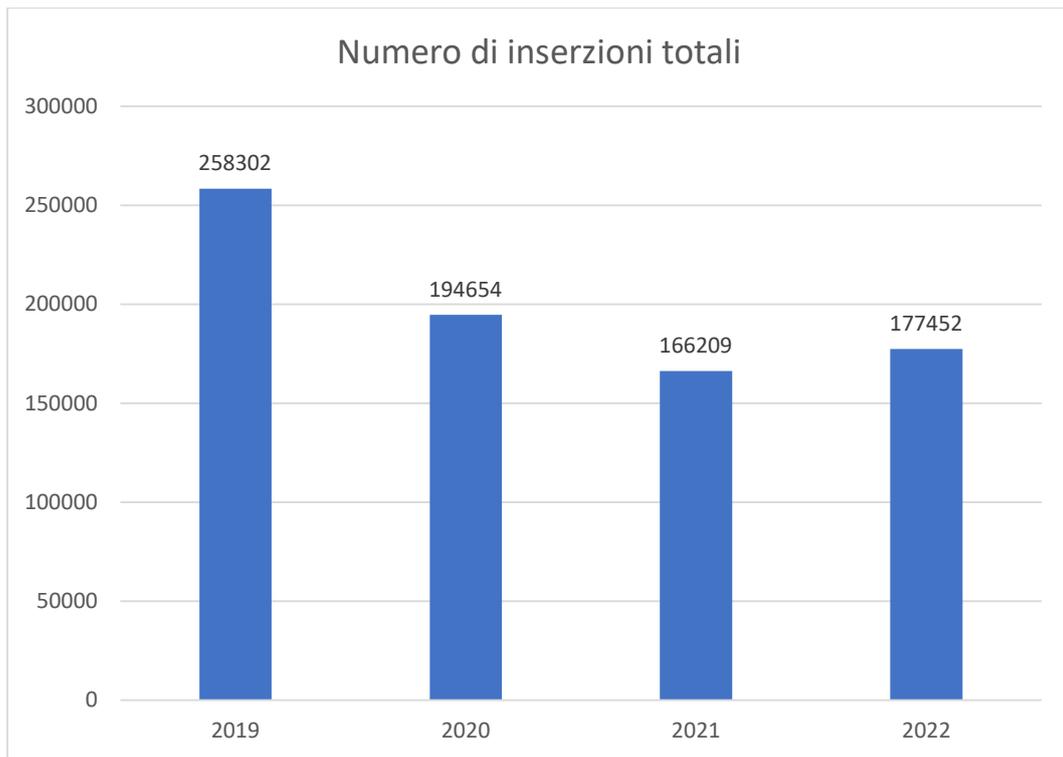


Grafico 1: Numero inserzioni negli anni 2019-2022

A seguito della pandemia il totale delle inserzioni subisce una diminuzione nel 2020 rispetto all'anno precedente del 24%, il trend negativo continua nell'anno 2021 con una diminuzione del 36% rispetto al 2019. Nel 2022 con il graduale ritorno alla normalità si verifica un parziale recupero del numero di annunci pari al 6,8% rispetto al 2021.

Questi numeri confermano le evidenze della letteratura per cui a causa delle restrizioni e dell'incertezza relativa all'evoluzione della pandemia, molti host hanno deciso di uscire dal mercato degli affitti a breve termine.

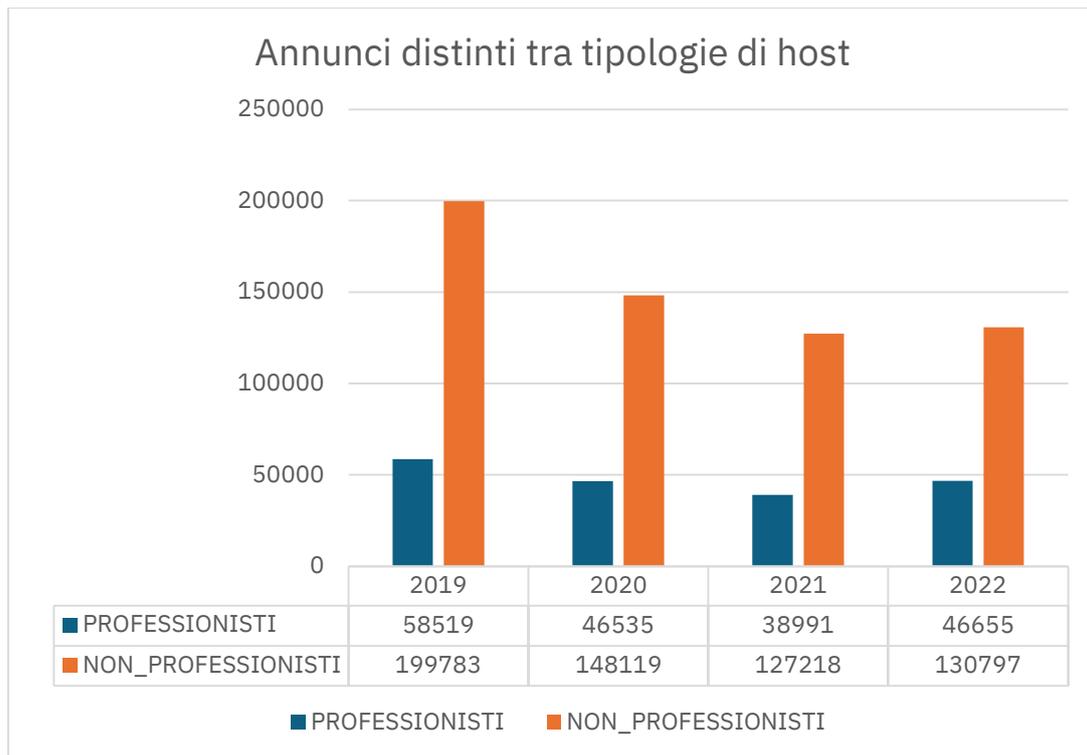


Grafico 2: Numero di inserzioni distinte per tipologia di host

Riguardo la distinzione tra tipologie di host emerge che, nei quattro anni presi in considerazione, mediamente la percentuale di inserzioni gestite da host professionisti rispetto al totale sia del 23%. Si può notare come gli host non professionisti passino da 199783 inserzioni nel 2019 a 130797 nel 2022 con un calo del 34%. Mentre il calo tra il 2019 e 2022 di annunci gestiti da host professionisti risulta essere del 20%.

Questa potrebbe rappresentare un'evidenza per cui gli host professionisti siano riusciti a riprendersi con meno difficoltà dopo la pandemia.

5.1.2 Tipologia di sistemazione

Le tipologie di sistemazioni proposte da Airbnb sono le seguenti:

- Case intere o appartamenti interi:

Questo genere di sistemazione è composto da almeno una camera da letto, da un bagno, da una cucina e da un ingresso privato separato.

- Stanze private:

L'ospite ha una camera da letto privata con accesso esclusivo ma condivide l'utilizzo di almeno un'area comune come bagno, cucina o salotto.

- Stanze condivise:

L'ospite a differenza della stanza privata condivide la stanza da letto con almeno un altro ospite, con cui condivide anche il resto delle altre aree.

- Camere hotel:

offrono servizi e ospitalità tipici degli hotel. Si possono trovare presso boutique hotel o lifestyle hotel, ostelli, bed and breakfast oppure proprietà con caratteristiche simili.

Dai dati emerge che la tipologia di sistemazione più frequente è la casa intera o l'intero appartamento. Negli anni non si registrano particolari tendenze anzi rimane abbastanza costante la percentuale di appartamenti rispetto al totale degli annunci che risulta essere mediamente del 62%. Mentre le stanze private rappresentano mediamente il 34% del totale.

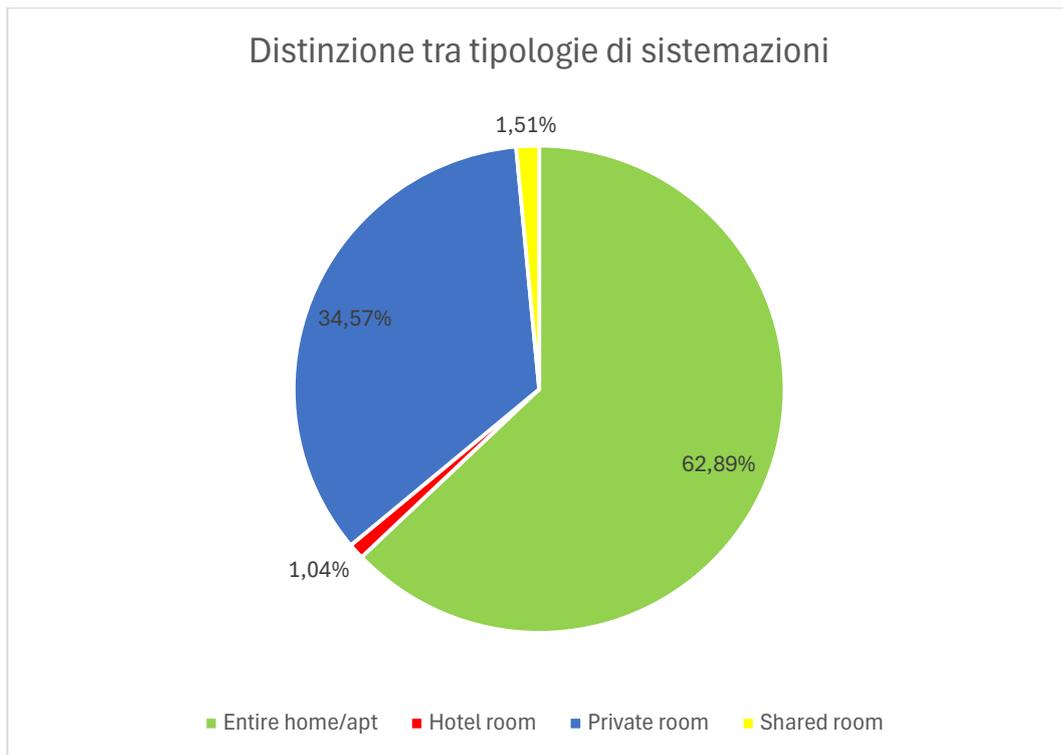


Grafico 3: Distinzione tra le quattro tipologie di sistemazione offerte da Airbnb

È possibile distinguere le tipologie di annunci in base alla tipologia di host a cui appartiene l'annuncio. La maggior parte degli annunci degli host professionisti riguardano appartamenti interi con il 77%, seguono le stanze private con 18%. Per quanto riguarda gli annunci degli host non professionisti la categoria principale risulta essere sempre l'appartamento completo ma con una percentuale pari al 58%, seguito dalle stanze private con il 39%.

Per capire se fosse significativa la differenza tra le quattro tipologie di sistemazione, si è deciso di confrontare la variabile LISTINGTYPE rispetto alle variabili dei prezzi per notte, tasso di occupazione e revpan.

| | Mean | Std. Err. | [95% Conf. Interval] | |
|------------------------|-----------|-----------|----------------------|-----------|
| ADR | | | | |
| Entire home/apt | \$ 139,60 | \$ 0,19 | \$ 139,22 | \$ 139,98 |
| Hotel room | \$ 158,33 | \$ 3,51 | \$ 151,45 | \$ 165,21 |
| Private room | \$ 52,78 | \$ 0,13 | \$ 52,51 | \$ 53,04 |
| Shared room | \$ 37,73 | \$ 0,60 | \$ 36,56 | \$ 38,91 |
| OCCUPATION RATE | | | | |
| Entire home/apt | 63,40% | 0,05% | 63,30% | 63,50% |
| Hotel room | 56,96% | 0,39% | 56,18% | 57,73% |
| Private room | 57,05% | 0,09% | 56,88% | 57,22% |
| Shared room | 44,08% | 0,44% | 43,23% | 44,94% |
| REVPAN | | | | |
| Entire home/apt | \$ 3,82 | \$ 0,13 | \$ 83,55 | \$ 84,08 |
| Hotel room | \$ 79,23 | \$ 1,11 | \$ 77,07 | \$ 81,40 |
| Private room | \$ 26,18 | \$ 0,07 | \$ 26,05 | \$ 26,31 |
| Shared room | \$ 14,65 | \$ 0,24 | \$ 14,18 | \$ 15,12 |

Tabella 1: Analisi delle variabili di performance rispetto Listingtype

Emerge che le quattro tipologie di sistemazione sono significativamente differenti per tutte tre le variabili in esame.

La categoria con prezzi maggiori é quella relativa alle stanze d'hotel (158\$/notte) che offrono però servizi più simili al settore alberghiero tradizionale rispetto al sharing economy e rappresentano solamente l'1.04% del totale. La seconda categoria sono gli appartamenti interi con una media di 139\$ a notte seguita da stanze private e condivise con una media rispettivamente di 52\$ e 37\$.

Per quanto riguarda il tasso di occupazione le case intere hanno ottenuto il migliore risultato con una media del 63,40% seguito da stanze private e stanze di hotel, mentre la media delle stanze condivise è di 12 punti percentuali inferiore alle stanze d'hotel. Da questi dati emerge che i clienti, probabilmente influenzati anche dal particolare periodo storico, abbiano preferito soluzioni che offrissero maggior distanziamento sociale e meno condivisione di spazi.

5.1.3 Policy di Cancellazione

Questa variabile rappresenta la possibilità di cancellazione della prenotazione e può essere di sette diverse tipologie:

- Flessibile
- Flessibile- cancellazione gratuita entro le 48 ore
- Per questo soggiorno potrebbe essere disponibile la cancellazione gratuita
- Moderata
- Rigorosa
- Super rigorosa di 30 giorni
- Super rigorosa di 60 giorni

Nel corso del 2020 rimangono solo più 3 tipologie di policy: flessibile, moderata, rigorosa.

Dall'analisi dei dati emerge che gli host professionisti nel 2019 prediligevano politiche di cancellazioni più rigorose. L'avvento della pandemia ha spinto gli operatori professionisti a preferire policy più flessibili dato il momento di incertezza globale. Le inserzioni con politiche di cancellazione "rigorose" sono passate da 67% del totale al 38% nel 2020, a favore della cancellazione "Flessibile" aumentata dal 10% al 24% e della "Moderata" che ha acquisito 15 punti percentuali.

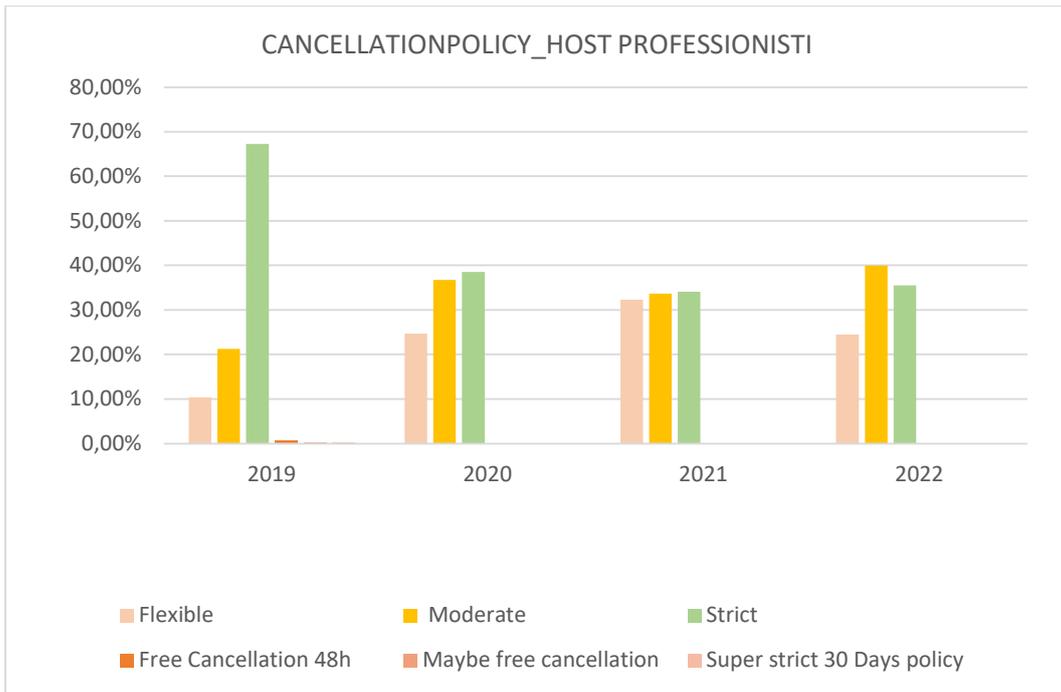


Grafico 4: Politiche di cancellazione attuate da host professionisti

Per quanto concerne gli host non professionisti, già in periodo pre-pandemico la policy di cancellazione più utilizzata era la flessibile. Si può inoltre notare come la cancellazione rigida negli anni subisca un decremento, a favore della moderata.

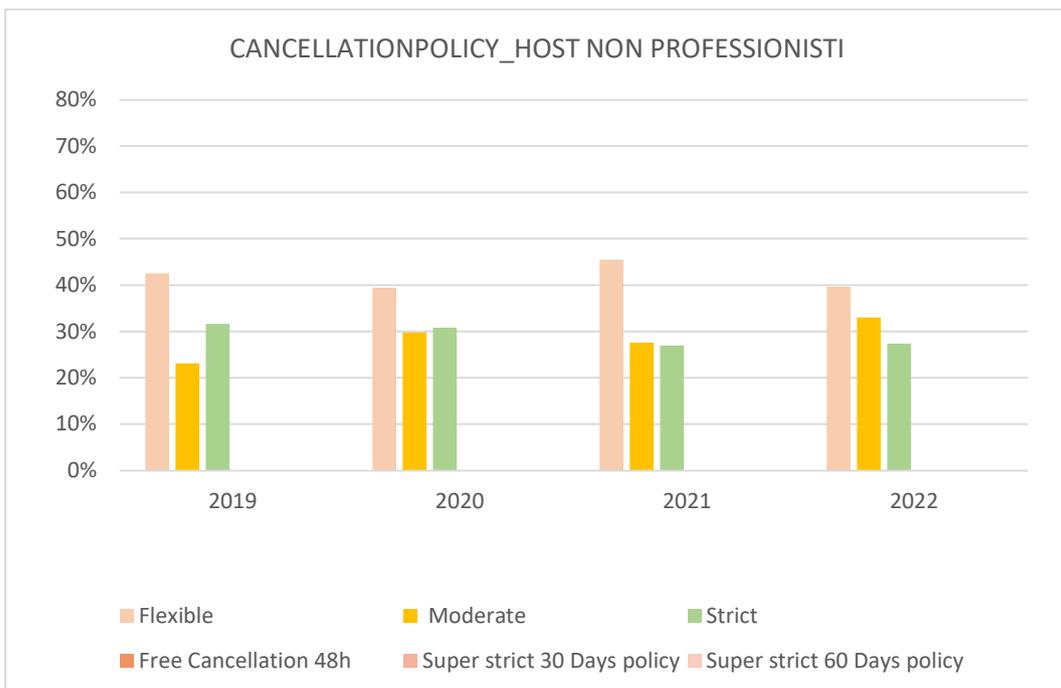


Grafico 5: Politiche cancellazione attuate da host non professionisti

Si può approfondire lo studio andando a considerare le tipologie di sistemazione. Emerge come gli host non professionisti per le stanze private scelgano per circa il 50% delle inserzioni la politica di cancellazione “Flexible” invece per gli appartamenti le percentuali tra le tre principali tipologie di cancellazione sono simili per cui non si evidenziano particolari tendenze.

Gli host professionisti invece per gli appartamenti interi seguono l’andamento descritto precedentemente per cui in periodo pre covid la prevalenza era data dalla cancellazione “rigorosa” per poi diminuire a favore delle altre due negli anni successivi. Rispetto alle stanze private emerge che gli host professionisti prediligano in tutti gli anni presi in esame una politica di cancellazione più rigida. Infatti, nonostante la percentuale di utilizzo di questa policy passi dal 74% al 55% del totale delle inserzioni, rimane comunque la più utilizzata dagli host professionisti.

5.2 Analisi descrittive relative alla Città di Madrid

5.2.1 Distretti

A partire dal database iniziale si possono distinguere 128 quartieri che sono stati raggruppati in 21 distretti al fine di rendere meno dispersiva l’indagine.

Analizzando gli annunci presenti nei vari distretti si può notare come la maggior parte delle sistemazioni si trovi nel distretto “Centro”, che comprende i quartieri di Palacio, Embajadores, Cortes, Justicia, Universidad, Sol, e che rappresenta circa il 50% degli annunci totali. Seguono i distretti Salamanca e Chamberi con il 6% ognuno.

Distinguendo le due tipologie di host emerge che gli annunci degli host non professionisti si trova per il 44% nel distretto “Centro”, seguono con percentuali intorno al 5% “Salamanca”, “Arganzuela”, “Chamberi”, “Tetuan”. Gli annunci degli host professionisti sono localizzati per la maggior parte sempre nel distretto “Centro” con 60%, invece un’altra percentuale rilevante pari a 8% si trova a

“Salamanca”. Per entrambe le tipologie di host i distretti in cui si trova la percentuale minore di annunci sono Villa de Vallecas, Moratalaz, Vicálvaro, San Cristobal.

La media dei prezzi per notte nel distretto «Centro» è di 126 dollari a notte, in particolare per gli host non professionisti la media è pari a 119 \$/ notte mentre per i professionisti è 138 \$/notte. La media dei prezzi fuori dal distretto «Centro» è pari a 101 dollari a notte. Rispetto alle tipologie di sistemazione nel distretto «Centro» il 74% delle sistemazioni sono appartamenti interi mentre 21% sono stanze private.

| DISTRETTO | MEAN | STD. DEV | FREQ. | PERCENT | CUM. |
|--------------------|-----------|-----------|--------|---------|---------|
| Arganzuela | \$ 89,59 | \$ 77,01 | 26555 | 5,11% | 5,11% |
| Barajas | \$ 71,87 | \$ 68,27 | 4105 | 0,79% | 5,91% |
| Carabanchel | \$ 70,81 | \$ 67,18 | 14171 | 3,51% | 9,42% |
| Centro | \$ 125,96 | \$ 112,34 | 271701 | 47,93% | 57,35% |
| Chamartín | \$ 112,08 | \$ 105,43 | 12471 | 2,64% | 59,98% |
| Chamberí | \$ 117,44 | \$ 110,07 | 26789 | 5,89% | 65,87% |
| Ciudad Lineal | \$ 72,08 | \$ 83,30 | 12863 | 2,91% | 68,78% |
| Fuencarral-El Pa.. | \$ 93,73 | \$ 152,79 | 5872 | 1,31% | 70,09% |
| Hortaleza | \$ 97,82 | \$ 101,66 | 9594 | 1,88% | 71,98% |
| Latina | \$ 66,10 | \$ 86,77 | 12133 | 2,77% | 74,75% |
| Moncloa-Aravaca | \$ 119,06 | \$ 114,82 | 1246 | 2,60% | 77,35% |
| Moratalaz | \$ 71,74 | \$ 98,72 | 222 | 0,56% | 77,91% |
| Puente De Vallecas | \$ 64,63 | \$ 65,08 | 14218 | 3,09% | 81,00% |
| Retiro | \$ 120,58 | \$ 111,85 | 16195 | 3,12% | 84,12% |
| Salamanca | \$ 159,52 | \$ 148,75 | 33331 | 6,49% | 90,60% |
| San Blas-Canille.. | \$ 92,49 | \$ 164,38 | 8018 | 2,10% | 92,71% |
| San Cristobal | \$ 60,92 | \$ 51,91 | 350 | 0,09% | 92,79% |
| Tetuán | \$ 96,18 | \$ 95,54 | 19671 | 4,10% | 96,89% |
| Usera | \$ 68,23 | \$ 89,32 | 7397 | 1,62% | 98,51% |
| Vicálvaro | \$ 78,00 | \$ 119,82 | 1136 | 0,29% | 98,80% |
| Villa De Vallecas | \$ 69,19 | \$ 68,80 | 2003 | 0,48% | 99,29% |
| Villaverde | \$ 48,69 | \$ 43,36 | 3122 | 0,71% | 100,00% |

5.2.2 Caratteristiche annuncio

Un'altra importante variabile utile a descrivere le caratteristiche della sistemazione è la dimensione. Dalle variabili a disposizione questa caratteristica la si può analizzare con la variabile MAXGUESTS ed emerge che gli annunci dichiarano di ospitare mediamente tre persone. MAXGUESTS inoltre risulta essere correlata positivamente alle variabili BEDROOM e BATHROOM, ciò significa che aumentando il numero di ospiti aumenta il numero di camere da letto e di bagni.

Riguardo il numero minimo di notti prenotabili risulta essere mediamente di circa cinque notti mentre il numero medio di foto pubblicate è poco superiore a 19. Il numero di reviews medio è 48 reviews per annuncio considerando il fatto che 103213 annunci su 773044 risultano avere 0 reviews.

Considerando il distretto «Centro» rispetto agli altri distretti, questo risulta avere sistemazioni con capacità ricettiva più alta del 20%. Il minimo di notti richieste in questo distretto è di 4,3 in media mentre negli altri distretti il valore sale a 5,67.

Le sistemazioni dei professionisti risultano del 29% in media più capienti dei non professionisti; per quanto riguarda il numero minimo di notti richieste, i professionisti risultano più flessibili accettando soggiorni di 3,5 notti mentre per i non professionisti questo valore sale a 5,4. Per quanto riguarda le recensioni i non professionisti hanno in media il 22% delle recensioni in più rispetto ai professionisti.

| | MAXGUEST | MINIMIMSTAY | NUMBEROFREVIEWS | NUMEROFPHOTO |
|---------------------------|-----------------|--------------------|------------------------|---------------------|
| <i>ALL</i> | 3,33 | 4,98 | 47,97 | 19,15 |
| <i>CENTRO</i> | 3,67 | 4,30 | 65,13 | 21,73 |
| <i>NO_CENTRO</i> | 3,01 | 5,62 | 31,83 | 16,73 |
| <i>PROFESSIONISTI</i> | 4,00 | 3,57 | 41,25 | 22,29 |
| <i>NON_PROFESSIONISTI</i> | 3,11 | 5,43 | 50,09 | 18,16 |

Tabella 3:Caratteristiche degli annunci distinte per distretto Centro e tipologia di host

Sono stati considerati affitti a lungo termine quelli che richiedono soggiorno minimo superiore alle 30 notti e l'89% delle inserzioni con questa regola si trova nei distretti che sono localizzati nelle zone più periferiche. Rispetto al totale delle inserzioni quelle considerate a lungo termine costituiscono il 10%.

5.2.3 Distanza Stazione Ferroviaria

La stazione ferroviaria di Atocha, la principale di Madrid, rappresenta uno dei più importanti punti di arrivo dei turisti in città.

Analizzando la posizione geografica degli annunci presenti sulla piattaforma Airbnb, si osserva come il 99.6% degli annunci risulta avere una distanza maggiore di 500m dalla stazione; gli annunci posti nel raggio di 500m dalla stazione di Atocha hanno un prezzo medio di 114 \$ a notte, in linea con la media dei prezzi rilevati considerando tutti i distretti dalla città. Questo potrebbe indicare che la stazione non viene percepita come elemento di comodità che determina un premio di prezzo, tale localizzazione sembra rappresentare più un punto di arrivo che di permanenza.

5.2.4 Distanza Fermate Metropolitana

La rete metropolitana di Madrid copre in modo capillare la gran parte della capitale con 12 linee e 312 fermate per un totale di 300km ed è la seconda rete metropolitana più estesa d'Europa dopo Londra.

È stato riscontrato che il 53% delle inserzioni è situato ad una distanza inferiore ai 250 m dalla fermata della metropolitana più vicina. In media ciascuna inserzione dista 0,3 km dalla fermata più vicina.

La media dei prezzi a notte, per le inserzioni che si trovano entro i 250m è di 122 \$, mentre per quelli con una distanza maggiore di 250m è di 104\$. Se si considera

solo il distretto «Centro» il 70% delle inserzioni risulta localizzato a meno di 250m dalla fermata della metropolitana più vicina mentre per gli altri distretti la percentuale scende a 34%.

È possibile suddividere gli annunci in più fasce in base alla distanza dalla fermata della metropolitana più vicina e confrontare tra loro la media dei prezzi. Emerge una prima evidenza a supporto dell'ipotesi formulata, infatti, l'average daily rate diminuisce all'aumentare della distanza.

| DISTANZA | MEAN ADR | % |
|-------------------|-----------------|----------|
| <100m | \$ 128,21 | 9,86% |
| 100-250m | \$ 121,44 | 43,28% |
| 250-500m | \$ 109,05 | 35,05% |
| 500-1000m | \$ 91,43 | 8,99% |
| 1000-3000m | \$ 79,63 | 1,59% |

Tabella 4:ADR in funzione dell'accessibilità alle fermate della metropolitana

Per visualizzare la distribuzione geografica delle fermate della metropolitana rispetto alla totalità della città di Madrid, è stata elaborata la seguente mappa ottenuta con Python sulla base dei dati di localizzazione delle fermate acquisiti grazie all'utilizzo di Google Maps.

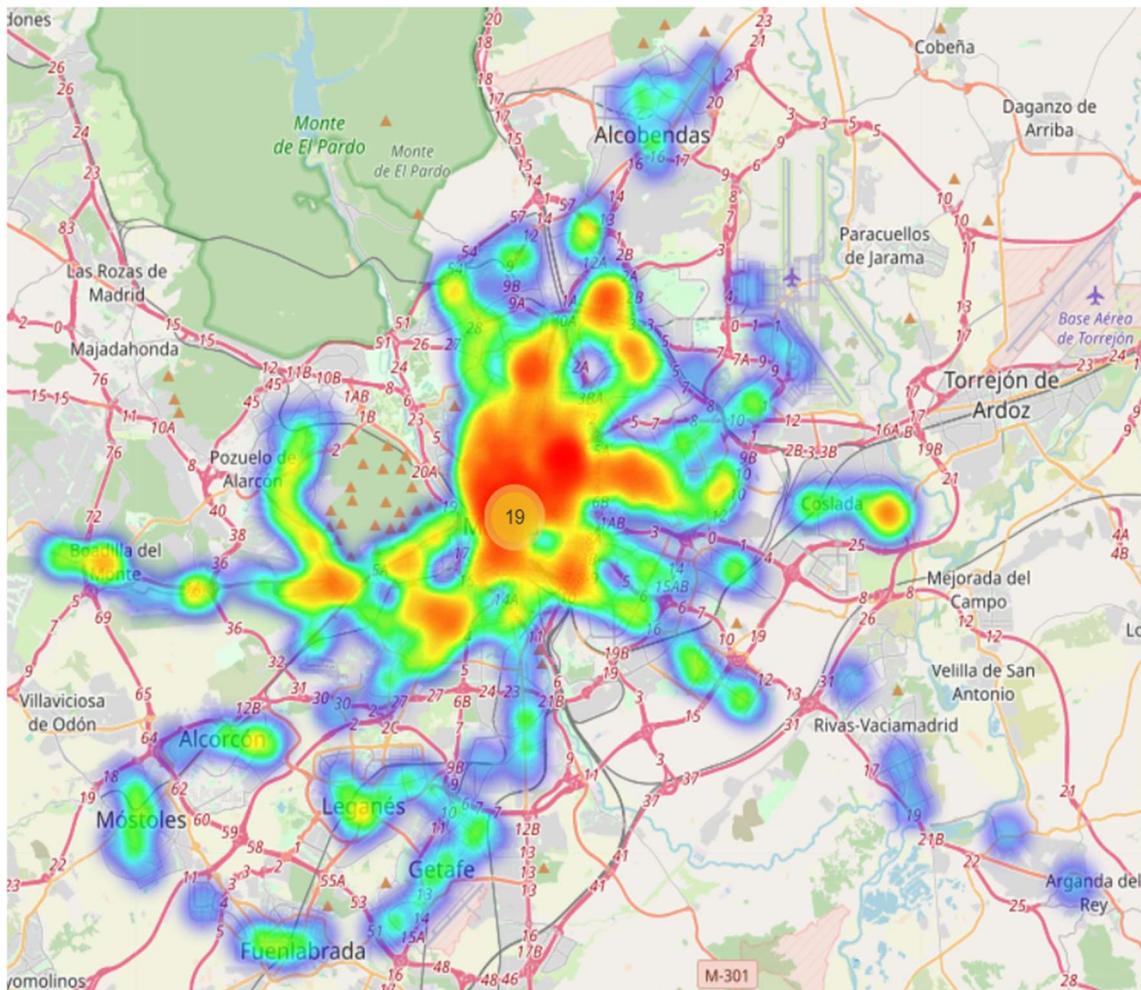


Figura 2: Mappa della concentrazione delle fermate della metropolitana di Madrid

5.2.5 Attrazioni turistiche

L'elenco delle attrazioni turistiche della città di Madrid è stato individuato grazie allo studio di Boto Garcia (Spatial price mimicking on Airbnb: Multi-host vs single-host). Sono stati presi in considerazione 19 punti di interesse turistico suddivisi in 13 musei e 6 monumenti. Per ciascuna attrazione turistica sono state individuate latitudine e longitudine ed è stata calcolata la distanza da ciascun annuncio.

MUSEI

Congreso de los Diputados
Spanish National Library
Museo Nacional de Artes Decorativas
Natural Science National Museum
El Prado Museum
Casón del Buen Retiro
Madrid's Train Museum
Thyssen-Bornemisza National Museum
Museo de la Real Academia de Bellas Artes de San Fernando
Plaza Monumental de Toros de las Ventas
Velázquez's House
Galería de Cristal del Palacio de Cibeles
Botanical Garden

Tabella 5: Elenco dei musei di Madrid selezionati

MONUMENTI

Puerta del Sol
Almudena Cathedral
El Pardo Royal Palace
Plaza Mayor
Debod Temple
Madrid Royal Palace

Tabella 6: Elenco dei monumenti di Madrid selezionati

È evidente che il 20% degli annunci si trova ad una distanza minore di 500m da almeno uno dei musei e il 18% degli annunci si trova ad una distanza minore di 500m da almeno uno dei monumenti. La distanza media degli annunci dai musei e monumenti è rispettivamente di 3 km e 4,4 km.

Nel distretto "Centro" si trovano 7 attrazioni turistiche su 19 e in questo distretto il 48% delle inserzioni risulta avere entro i 500m almeno un'attrazione turistica.

È possibile verificare come all'aumentare del numero di attrazioni turistiche entro i 500m dall'annuncio si verifichi un aumento del prezzo. Dalla tabella sottostante si può notare come gli annunci che non hanno musei o monumenti nel raggio di 500m risultano avere un prezzo medio di 103\$ a notte, questo prezzo cresce

progressivamente con l'aumentare delle attrazioni turistiche fino a 144\$. Questa osservazione è valida fino ad un conteggio di attrazioni pari a tre, con il progressivo aumento delle attrazioni nel raggio di 500m l'ADR tende a stabilizzarsi.

| CONTEGGIO ATTRAZIONI TURISTICHE | MEAN ADR | PERC. |
|--|-----------------|--------------|
| 0 | \$ 103,56 | 70,27% |
| 1 | \$ 133,85 | 8,72% |
| 2 | \$ 139,52 | 6,97% |
| 3 | \$ 144,37 | 7,65% |
| 4 | \$ 142,63 | 4,28% |
| 5 | \$ 142,30 | 1,85% |
| 6 | \$ 142,04 | 0,26% |

Tabella 7: ADR in funzione del numero di attrazioni turistiche nel raggio di 500m

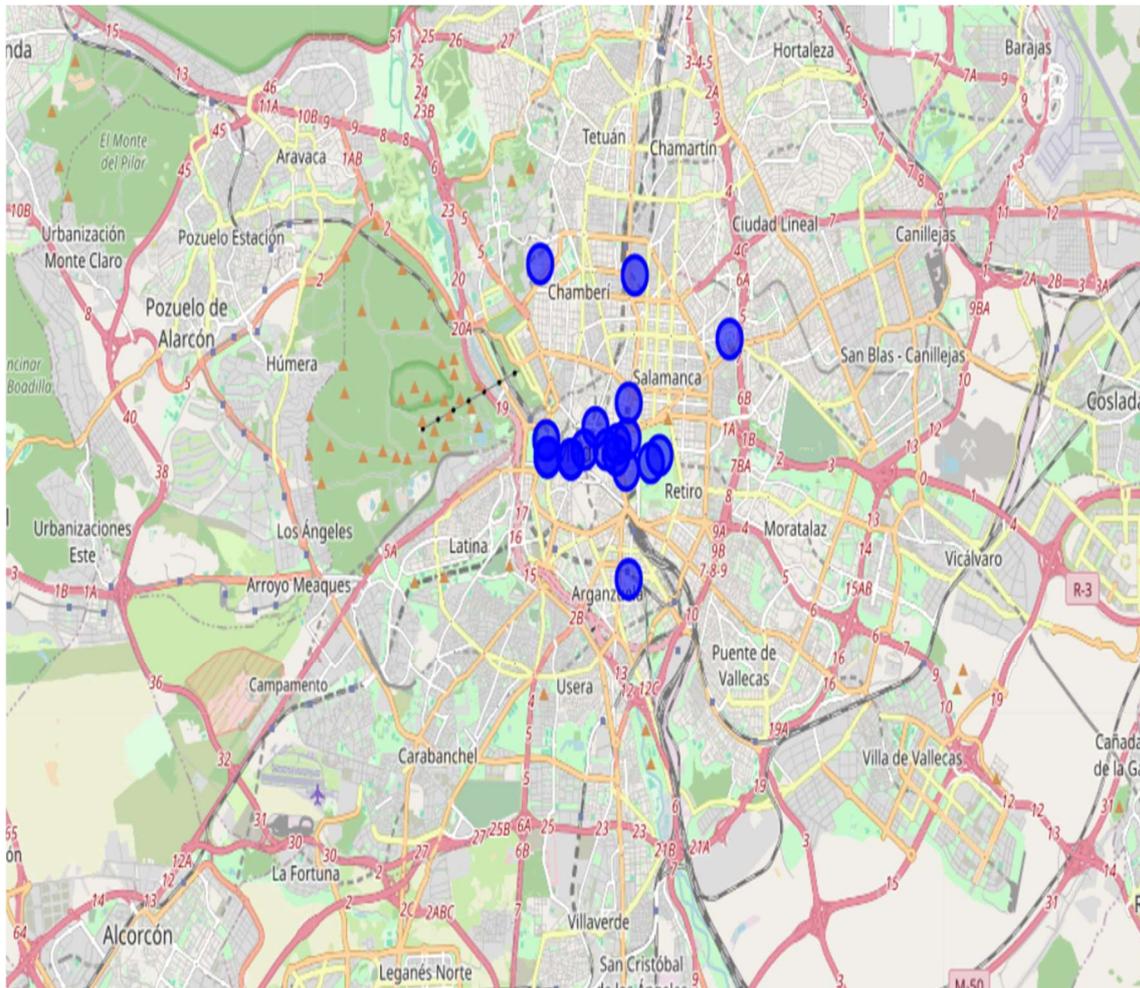


Figura 3: Mappa della città di Madrid elaborata con l'utilizzo di Python in cui sono state evidenziate le attrazioni turistiche

5.3 Analisi descrittive relative alle performance degli host

Per studiare l'andamento delle performance si possono analizzare le variabili relative al tasso di occupazione e ai prezzi rispetto le notti occupate.

5.3.1 Occupation Rate

Il tasso di occupazione rappresenta il rapporto tra le notti prenotate e la somma tra notti prenotate e notti disponibili.

Il grafico sottostante rappresenta l'andamento del tasso di occupazione dal 2019 al 2022 anche considerando la stagionalità.

Come si può notare a partire da marzo 2020 il tasso di occupazione subisce un calo fino a raggiungere un decremento di 40 punti percentuali rispetto lo stesso periodo dell'anno precedente. Si può notare come i mesi subiscano variazioni più accentuate o meno accentuate in funzione delle misure di contenimento della pandemia.

Durante il 2020 il tasso di occupazione medio rimane sotto il 20% mentre nel 2021 il trend è in crescita ma con valori costantemente inferiori a quelli pre- covid. Nel 2022, con il progressivo ritorno alla normalità, il tasso di occupazione ritorna a livelli comparabili a quelli del 2019.

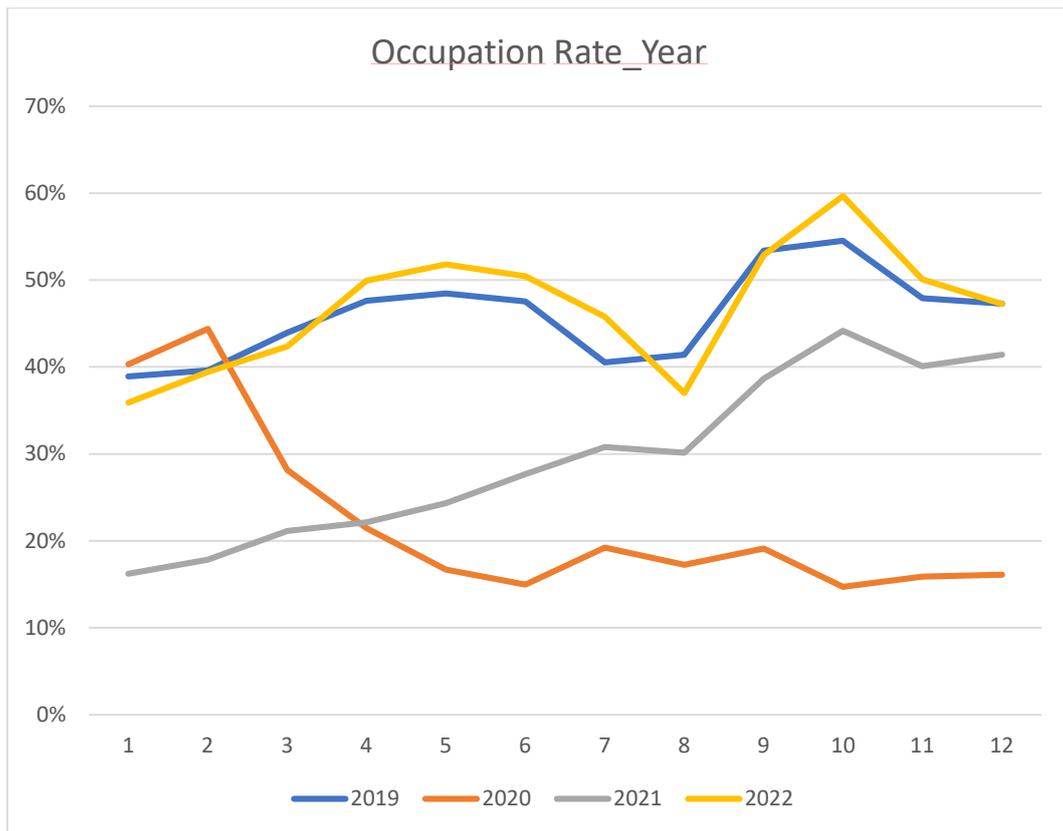


Grafico 6: Andamento del tasso di occupazione dal 2019 al 2022

Rispetto le due tipologie di host, emerge che l'anno in cui è stato registrato il calo maggiore per entrambe le tipologie è stato il 2020. In particolare, gli host non professionisti sono passati dal 45% di tasso di occupazione medio del 2019 al 24% nel 2020 mentre quelli professionisti hanno registrato il 47% nel 2019 e il 28% nel 2020. Si può quindi osservare come l'arrivo della pandemia nel 2020 abbia colpito in egual misura sia host professionisti che non professionisti. Nell'anno successivo gli host non professionisti incrementano il dato dell'anno precedente del 5%, mentre gli host professionisti si sono dimostrati più reattivi nella risposta alla pandemia e la loro capacità manageriale ha permesso di ottenere un incremento del tasso di occupazione medio annuale rispetto al 2020 di 13 punti percentuali. Nell'anno 2022, con il graduale ritorno a una situazione di normalità, il tasso di occupazione degli host professionisti risulta pari al 58%, superiore di sette punti percentuali rispetto gli host non professionisti mentre nel 2019 (Pre-pandemia) questi valori differivano solamente di due punti percentuali.

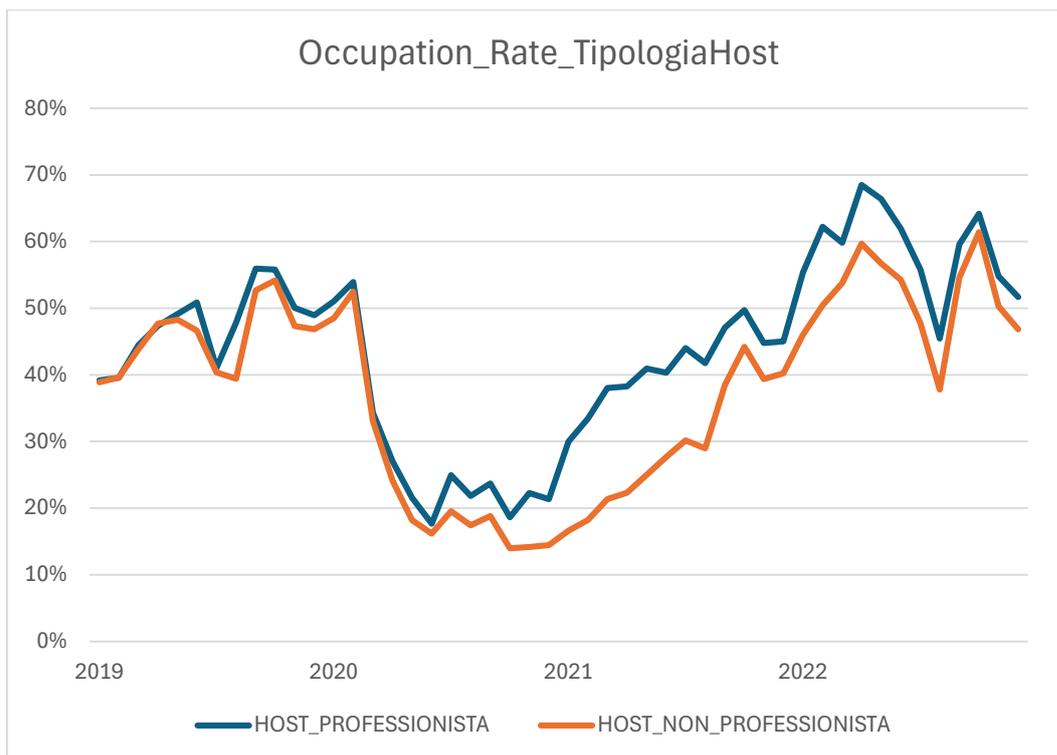


Grafico 7: Andamento negli anni dell'occupation rate distinto in base alla tipologia di host

Il tasso di occupazione può essere valutato anche confrontando le inserzioni situate ad una distanza inferiore ai 250m dalla fermata della metropolitana più vicina con quelle che si trovano a una distanza superiore. È stata scelta tale distanza perché il 53% degli annunci si trova ad una distanza inferiore di 250m. Emerge che nel 2019 vi era una differenza di 15 punti percentuali tra l'occupation rate delle inserzioni con una distanza inferiore a 250m e quelle con una distanza superiore. Con l'arrivo della pandemia, si assiste ad un sostanziale calo generalizzato del tasso di occupazione ma è interessante notare come la differenza tra i due tassi di occupazione si riduce sensibilmente fino a raggiungere una differenza di soli due punti percentuali, probabilmente perché parte delle persone preferivano evitare l'utilizzo di mezzi pubblici per limitare il pericolo di contagio.

Con il ritorno alla normalità la differenza tra i due tassi di occupazione torna ad essere rilevante. Infatti, il tasso di occupazione medio degli annunci entro i 250m risulta del 58%, mentre per gli annunci localizzati oltre i 250m è pari al 39%.

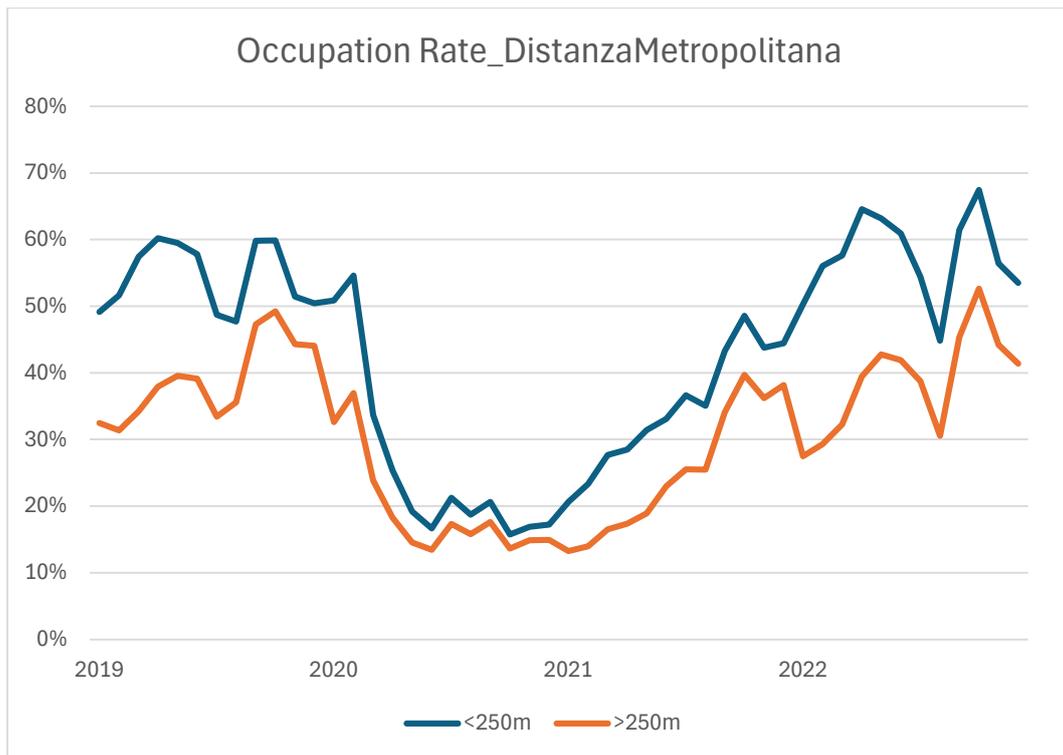


Grafico 8: Tasso di occupazione negli anni distinto tra inserzioni con distanza dalla fermata della metropolitana più vicina entro i 250m e inserzioni situate oltre i 250m

5.3.2 Average Daily Rate

L'Average Daily Rate consente di valutare il prezzo medio giornaliero ed è calcolato dividendo i ricavi mensili rispetto le notti prenotate.

Nel 2019 il prezzo medio per notte risulta essere di 108\$/notte con aumenti nei mesi di maggio e giugno quando questo valore risulta essere di 124\$. Nel 2020 viene registrato un calo ed è particolarmente evidente nei mesi di maggio e giugno con una diminuzione del 15% rispetto al 2019. Nel 2021 i prezzi risultano in linea con i valori del 2019 per quasi tutto il periodo, mentre nel 2022 sono del 21% più alti rispetto al 2019.

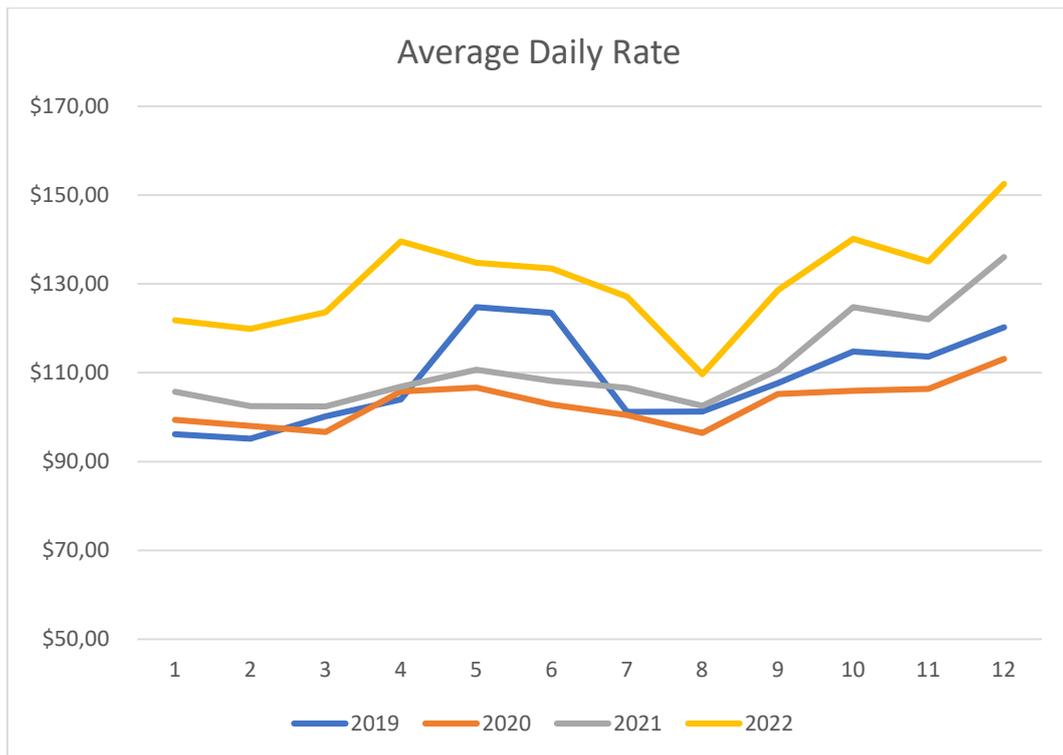


Grafico 9: Andamento dei prezzi a notte tra il 2019 e il 2022

Per quanto riguarda l'analisi dei prezzi per notte rispetto alla tipologia di host, i non professionisti nel periodo 2019-2022 registrano in media 104 dollari di ricavi per notte mentre per gli host professionisti questo valore risulta essere 138 dollari. Anche per questa variabile il 2020 è l'anno in cui i ricavi sono minori per entrambe le tipologie di host, con particolari differenze rispetto l'anno precedente nei mesi di maggio e giugno. Emerge come nel 2021 la media dei ricavi annui ritorni ai livelli pre covid per poi aumentare nel 2022. Si può notare come gli host professionisti reagiscano in maniera più dinamica durante l'intero arco temporale studiato, riuscendo a seguire meglio l'andamento del mercato.

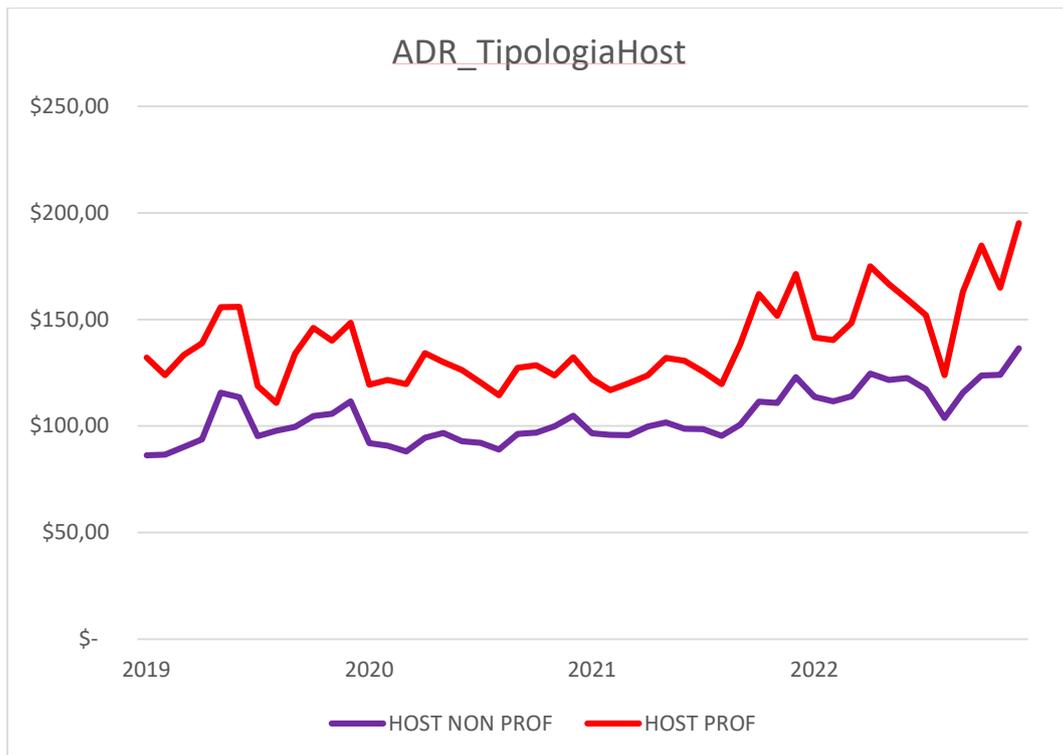


Grafico 10: Andamento negli anni dell'average daily rate distinto in base alla tipologia di host

Per quanto concerne il focus dell'analisi si vuole studiare come il prezzo per notte sia influenzato dalla distanza dalla metropolitana e dalle attrazioni turistiche.

Il grafico rappresenta i prezzi distinti per inserzioni che sono localizzate ad una distanza entro i 250m dalla fermata della metropolitana più vicina e quelle che si trovano ad una distanza superiore ai 250m. Emerge che i prezzi per le inserzioni localizzate vicino alla metropolitana sono superiori rispetto a quelle distanti durante l'intero periodo temporale. Questo dato indica come la vicinanza alla metropolitana rappresenti un elemento di comodità e determini un premio di prezzo. Nel dettaglio la media dei prezzi degli annunci localizzati entro i 250m è pari a 122\$ a notte mentre quelli oltre i 250m registrano una media di 104\$ a notte.

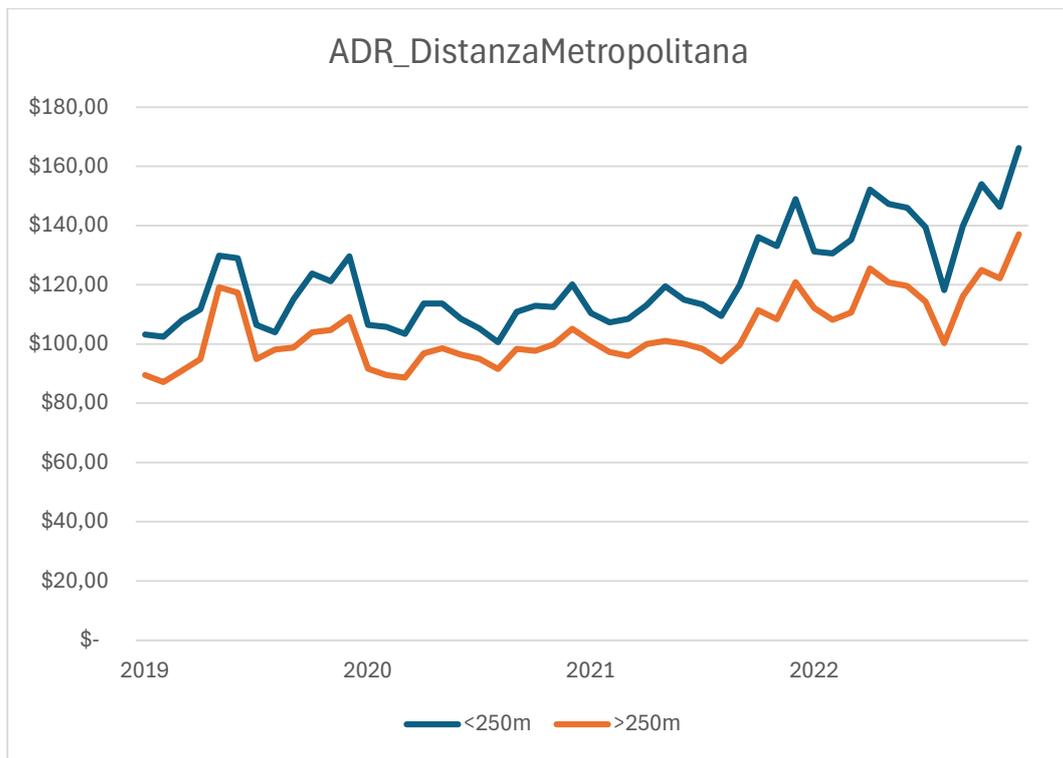


Gráfico 11: Andamento dei prezzi per notte in base alla distanza dalla fermata della metropolitana più vicina

Inoltre, risulta importante capire come i prezzi possano variare in base alla vicinanza alle attrazioni turistiche; quindi si vuole studiare il prezzo distinto per inserzioni con almeno un'attrazione turistica entro i 500m e le inserzioni che non hanno un'attrazione nelle vicinanze.

La media dei prezzi degli annunci localizzati entro i 500m da almeno un'attrazione turistica risulta di 138\$/notte, mentre se non vi sono attrazioni la media scende a 103\$.

Durante l'arco temporale preso in esame si può notare come nel periodo pre e post covid i prezzi seguano maggiormente la stagionalità, mentre nel biennio 20-21 le variazioni di prezzo sono meno rilevanti.

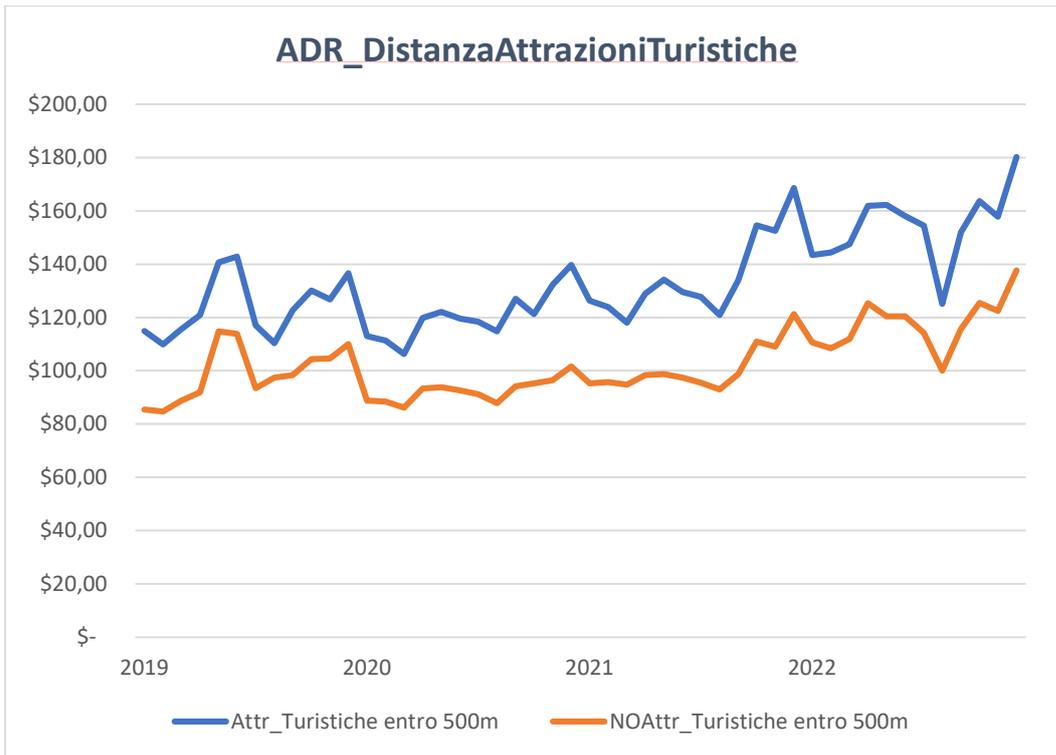


Grafico 12: Andamento dei prezzi negli anni in base alla vicinanza alle attrazioni turistiche

6. ANALISI REGRESSIONE

L'obiettivo principale della regressione è comprendere la relazione tra le variabili, quindi spiegare il comportamento della variabile dipendente in base alle variazioni delle variabili indipendenti. Il modello può essere espresso attraverso un'equazione matematica che coinvolge coefficienti, che rappresentano i parametri del modello.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n + u$$

dove:

- Y è la variabile dipendente.
- $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ sono i coefficienti di regressione.
- x_1, x_2, \dots, x_n sono le variabili indipendenti.
- u rappresenta il termine di errore o residuo, che tiene conto delle influenze non spiegate dal modello.

Rispetto alla domanda di ricerca oggetto di questo studio, si vuole analizzare la relazione tra l'average daily rate e le variabili relative alla distanza tra annuncio e metropolitana e al conteggio delle attrazioni turistiche nelle vicinanze dell'inserzione.

La variabile dipendente Y risulta essere quindi il prezzo per notte ADR (average daily rate).

Le variabili indipendenti X :

- Distanza dalla fermata della metropolitana più vicina.
- Conteggio delle attrazioni turistiche entro i 500m dell'annuncio.

Variabili di controllo:

- i.Listingtype : variabile per indicare la tipologia di sistemazione. Nel modello sono presenti stanze private e stanze condivise confrontate rispetto all'appartamento intero. La categoria Hotel room non è stata considerata nell'analisi di regressione.

- Maxguests: massimo numero di ospiti.
- Minimumstay : pernottamento minimo predefinito.
- i.Month: variabile che indica il mese in cui è stata pubblicata tale inserzione per verificare l'effetto di stagionalità.
- Covid: variabile che indica se l'annuncio è stato pubblicato nel 2020 o 2021.
- Number of reviews : numero di recensioni ricevute.
- Number of photo: numero di foto pubblicate.
- i.Cancellation policy: policy di cancellazione applicata per quell'annuncio. Nel modello sono presenti policy di cancellazione moderata e rigorosa confrontate con la policy di cancellazione flessibile.

Moderatori

- Distretto_Centro: Variabile dummy che indica se la sistemazione si trova nel distretto «Centro».
- Host_professionista: Variabile dummy che indica se la sistemazione è gestita da un host professionista.

Per effettuare l'analisi di regressione è stato formulato un primo modello base contenente le variabili indipendenti, focus dell'analisi, e le variabili di controllo. Le variabili sono state considerate statisticamente significative se il valore del p value risulta minore di 0.1 in questo modo si è sicuri al 90% che il coefficiente sia diverso da 0.

$$\ln \text{ADR}_i = \alpha + \gamma_1 \text{DIST_METRO}_i + \gamma_2 \text{ATTR_TURISTICHE}_i + \beta_1 i.\text{LISTINGTYPE}_i + \beta_2 \text{MAXGUESTS}_i + \beta_3 \text{MINIMUMSTAY}_i + \beta_4 i.\text{MONTH}_i + \beta_5 \text{COVID}_i + \beta_6 \text{NUMBEROFREVIEWS}_i + \beta_7 \text{NUMBEROFPHOTO}_i + \beta_8 i.\text{CANCELLATIONPOLICY}_i$$

| Dependent variable: Ln ADR | M1 | M2 | M3 |
|----------------------------|------------------------------------|------------------------------------|------------------------------------|
| DIST_METRO | -0.241*** (-38.131) (0.006) | | -0.202*** (-34.660) (0.006) |
| ATTR_TURISTICHE | | 0.057*** (-91.384) (0.001) | 0.053*** (-82.656) (0.001) |
| LISTING_PRIVATEROOM | -0.648*** (-276.866) (0.002) | -0.660*** (-286.227) (0.002) | -0.647*** (-279.770) (0.002) |
| LISTING_SHAREDROOM | -1.150*** (-110.920) (0.010) | -1.156*** (-110.370) (0.010) | -1.159*** (-110.688) (0.010) |
| MAXGUESTS | 0.134*** (-222.737) (0.001) | 0.130*** (-217.068) (0.001) | 0.131*** (-218.037) (0.001) |
| MINIMUMSTAY | -0.001*** (-10.270) (0.000) | -0.001*** (-9.269) (0.000) | -0.001*** (-9.649) (0.000) |
| 2.MONTH | -0.001 (-0.299) (0.004) | -0.000 (-0.038) (0.004) | -0.001 (-0.416) (0.004) |
| 3.MONTH | -0.008** (-2.273) (0.004) | -0.006* (-1.764) (0.004) | -0.008** (-2.251) (0.004) |
| 4.MONTH | 0.047*** (-12.145) (0.004) | 0.050*** (-12.783) (0.004) | 0.048*** (-12.381) (0.004) |
| 5.MONTH | 0.070*** (-17.807) (0.004) | 0.073*** (-18.498) (0.004) | 0.071*** (-18.085) (0.004) |
| 6.MONTH | 0.067*** (-17.290) (0.004) | 0.069*** (-17.882) (0.004) | 0.068*** (-17.532) (0.004) |
| 7.MONTH | 0.008** (-2.311) (0.004) | 0.011*** (-2.937) (0.004) | 0.009** (-2.409) (0.004) |
| 8.MONTH | -0.075*** (-19.929) (0.004) | -0.072*** (-19.401) (0.004) | -0.075*** (-20.149) (0.004) |
| 9.MONTH | 0.046*** (-12.279) (0.004) | 0.049*** (-13.025) (0.004) | 0.047*** (-12.455) (0.004) |
| 10.MONTH | 0.121*** (-30.978) (0.004) | 0.123*** (-31.723) (0.004) | 0.121*** (-31.444) (0.004) |
| 11.MONTH | 0.122*** (-31.843) (0.004) | 0.124*** (-32.663) (0.004) | 0.122*** (-32.371) (0.004) |
| 12.MONTH | 0.188*** (-48.999) (0.004) | 0.190*** (-49.757) (0.004) | 0.188*** (-49.499) (0.004) |
| COVID | -0.176*** (-107.280) (0.002) | -0.175*** (-107.532) (0.002) | -0.177*** (-109.091) (0.002) |
| NUMBEROFREVIEWS | -0.001*** | -0.001*** | -0.001*** |

| | | | |
|-----------------------|------------|--------------|------------|
| | (-112.002) | (-114.045) | (-118.058) |
| | (0.000) | (0.000) | (0.000) |
| NUMBEROFPHOTOS | 0.005*** | 0.005*** | 0.005*** |
| | (-65.665) | (-65.392) | (-64.465) |
| | (0.000) | (0.000) | (0.000) |
| CANCELLATION_MODERATA | 0.038*** | 0.040*** | 0.038*** |
| | (-19.542) | (-20.700) | (-19.680) |
| | (0.002) | (0.002) | (0.002) |
| CANCELLATION_RIGIDA | -0.082*** | -0.086*** | -0.088*** |
| | (-39.555) | (-41.583) | (-42.982) |
| | (0.002) | (0.002) | (0.002) |
| _cons | 4.287*** | 4.194*** | 4.259*** |
| | (-969.380) | (-1.081.976) | (-983.145) |
| | (0.004) | (0.004) | (0.004) |
| N | 3.44e+05 | 3.44e+05 | 3.44e+05 |
| r2 | 0.575 | 0.580 | 0.584 |
| F | 19383.35 | 20194.70 | 19421.45 |

In questo primo modello emerge come la distanza dalla fermata della metropolitana più vicina sia correlata negativamente al prezzo, questo significa che a parità delle altre condizioni aumentando la distanza dalla fermata il prezzo dell'inserzione diminuisce.

Per quanto riguarda le attrazioni turistiche, l'aumento del numero di musei o monumenti nel raggio di 500m dall'annuncio influenza positivamente il prezzo.

Listingtype risulta negativo in quanto viene confrontata la sistemazione appartamento intero rispetto sia la stanza privata sia la stanza condivisa. Si può notare come passando da un appartamento intero a una stanza privata ci sia un diminuzione di prezzo con coefficiente pari a -0.647 mentre per la stanza condivisa è -1.159.

Il numero massimo di ospiti è correlato positivamente al prezzo poiché aumentando la capacità della sistemazione aumenta il prezzo mentre l'incremento del numero minimo di notti richieste per la prenotazione influenza negativamente il prezzo.

La variabile Covid risulta negativa, segnale del fatto che durante il periodo pandemico i prezzi fossero inferiori.

Il numero di recensioni è correlato negativamente al prezzo a dimostrazione di quanto già presente nella letteratura; al contrario aumentando il numero di fotografie presenti nell'annuncio aumenta il prezzo.

Anche la politica di cancellazione rigorosa è legata negativamente al prezzo quindi passando da una politica di cancellazione flessibile a una rigorosa il prezzo dell'annuncio diminuisce con un coefficiente pari a -0.088.

In seguito questo modello è stato riprodotto considerando prima solo le inserzioni situate nel distretto «Centro» poi solo le inserzioni localizzate nei restanti distretti fuori dal distretto «Centro».

| Dependent variable: Ln ADR | CENTRO | NO_CENTRO |
|----------------------------|------------------------------------|------------------------------------|
| DIST_METRO | -0.246*** (-23.968) (0.010) | -0.123*** (-22.181) (0.006) |
| ATTR_TURISTICHE | 0.030*** (-42.958) (0.001) | 0.190*** (-72.796) (0.003) |
| LISTING_PRIVATEROOM | -0.547*** (-170.645) (0.003) | -0.681*** (-191.514) (0.004) |
| LISTING_SHAREDROOM | -1.231*** (-97.079) (0.013) | -1.001*** (-57.816) (0.017) |
| MAXGUESTS | 0.133*** (-193.594) (0.001) | 0.129*** (-119.721) (0.001) |
| MINIMUMSTAY | -0.000*** (-3.819) (0.000) | -0.001*** (-9.939) (0.000) |
| 2.MONTH | -0.005 (-1.094) (0.005) | 0.003 (0.505) (0.005) |
| 3.MONTH | -0.004 (-0.878) (0.005) | -0.012** (-2.245) (0.005) |
| 4.MONTH | 0.060*** (-11.782) (0.005) | 0.034*** (-5.971) (0.006) |
| 5.MONTH | 0.079*** (-15.508) (0.005) | 0.064*** (-10.788) (0.006) |
| 6.MONTH | 0.070*** (-13.850) (0.005) | 0.067*** (-11.619) (0.006) |
| 7.MONTH | 0.008 (-1.624) (0.005) | 0.011** (-1.967) (0.005) |
| 8.MONTH | -0.089*** (-18.396) (0.005) | -0.061*** (-10.862) (0.006) |
| 9.MONTH | 0.061*** (-12.576) | 0.033*** (-5.965) |

| | | |
|-----------------------|------------|------------|
| | (0.005) | (0.006) |
| 10.MONTH | 0.149*** | 0.094*** |
| | (-29.222) | (-16.585) |
| | (0.005) | (0.006) |
| 11.MONTH | 0.125*** | 0.121*** |
| | (-25.126) | (-21.762) |
| | (0.005) | (0.006) |
| 12.MONTH | 0.212*** | 0.162*** |
| | (-42.445) | (-29.034) |
| | (0.005) | (0.006) |
| COVID | -0.229*** | -0.121*** |
| | (-107.891) | (-50.145) |
| | (0.002) | (0.002) |
| NUMBEROFREVIEWS | -0.001*** | -0.001*** |
| | (-97.871) | (-71.024) |
| | (0.000) | (0.000) |
| NUMBEROFPHOTOS | 0.004*** | 0.005*** |
| | (-44.008) | (-41.698) |
| | (0.000) | (0.000) |
| CANCELLATION_MODERATA | 0.014*** | 0.058*** |
| | (-5.591) | (-20.479) |
| | (0.003) | (0.003) |
| CANCELLATION_RIGIDA | -0.147*** | -0.035*** |
| | (-53.872) | (-11.420) |
| | (0.003) | (0.003) |
| _cons | 4.367*** | 4.154*** |
| | (-816.360) | (-622.628) |
| | (0.005) | (0.007) |
| N | 1.78e+05 | 1.66e+05 |
| R^2 | 0.551 | 0.597 |
| F | 8668.97 | 10187.26 |

Fuori dal distretto «Centro» l'effetto marginale delle attrazioni turistiche è maggiore, quindi la presenza di musei o monumenti nelle vicinanze dell'annuncio viene remunerato in misura maggiore rispetto al distretto centrale. Il coefficiente nel distretto "Centro" è 0.030 mentre se si considerano le inserzioni fuori dal distretto "Centro" tale coefficiente è 0.190.

La distanza della fermata della metropolitana, invece, incide in maniera maggiore per le sistemazioni nel distretto «Centro».

La variabile Covid risulta avere un effetto negativo sia nel distretto Centro che negli altri distretti ma l'effetto sul prezzo è superiore nel distretto centrale.

Il modello è stato suddiviso rispetto alla tipologia di host con la variabile HOST_PROFESSIONISTA al fine di verificare se la professionalità dell'host incida sul prezzo applicato.

| Dependent variable: Ln ADR | HOST_PROFESSIONISTI | HOST_NON_PROFESSIONISTI |
|----------------------------|------------------------------------|------------------------------------|
| DIST_METRO | -0.288*** (-25.072) (0.011) | -0.175*** (-29.536) (0.006) |
| ATTR_TURISTICHE | 0.037*** (-33.561) (0.001) | 0.060*** (-77.470) (0.001) |
| LISTING_PRIVATEROOM | -0.652*** (-128.367) (0.005) | -0.620*** (-237.884) (0.003) |
| LISTING_SHAREDROOM | -1.349*** (-103.398) (0.013) | -0.962*** (-61.746) (0.016) |
| MAXGUESTS | 0.119*** (-113.848) (0.001) | 0.132*** (-185.603) (0.001) |
| MINIMUMSTAY | -0.000 (-0.585) (0.000) | -0.001*** (-8.559) (0.000) |
| 2.MONTH | -0.004 (-0.576) (0.007) | -0.001 (-0.192) (0.004) |
| 3.MONTH | -0.003 (-0.416) (0.007) | -0.010** (-2.574) (0.004) |
| 4.MONTH | 0.084*** (-11.099) (0.008) | 0.033*** (-7.428) (0.004) |
| 5.MONTH | 0.104*** (-13.899) (0.007) | 0.058*** (-12.819) (0.005) |
| 6.MONTH | 0.096*** (-13.187) (0.007) | 0.057*** (-12.665) (0.004) |
| 7.MONTH | -0.001 (-0.199) (0.007) | 0.013*** (-3.064) (0.004) |
| 8.MONTH | -0.121*** (-17.036) (0.007) | -0.056*** (-12.931) (0.004) |
| 9.MONTH | 0.069*** (-9.563) (0.007) | 0.038*** (-8.765) (0.004) |
| 10.MONTH | 0.170*** (-22.598) (0.008) | 0.102*** (-23.072) (0.004) |
| 11.MONTH | 0.110*** (-15.094) (0.007) | 0.125*** (-28.699) (0.004) |

| | | |
|-----------------------|-----------------------------------|------------------------------------|
| 12.MONTH | 0.210*** (-28.348) (0.007) | 0.177*** (-40.878) (0.004) |
| COVID | -0.221*** (-72.804) (0.003) | -0.161*** (-85.654) (0.002) |
| NUMBEROFREVIEWS | -0.001*** (-49.696) (0.000) | -0.001*** (-103.919) (0.000) |
| NUMBEROFPHOTOS | 0.003*** (-23.403) (0.000) | 0.006*** (-64.344) (0.000) |
| CANCELLATION_MODERATA | 0.128*** (-32.368) (0.004) | -0.013*** (-5.777) (0.002) |
| CANCELLATION_RIGIDA | -0.211*** (-50.929) (0.004) | -0.044*** (-18.295) (0.002) |
| _cons | 4.443*** (-550.698) (0.008) | 4.199*** (-859.125) (0.005) |
| N | 95.747 | 2.48e+05 |
| R^2 | 0.551 | 0.587 |
| F | 5140.34 | 14411.77 |

Emerge che l'host professionista è in grado di capitalizzare meglio la vicinanza alla fermata della metropolitana , infatti l'effetto marginale è maggiore rispetto l'host non professionista. Si passa da -0.288 per i professionisti a -0.175 per i non professionisti.

A partire dal modello base sono state aggiunte le variabili DISTRETTO_CENTRO e HOST_PROFESSIONISTA .

| | |
|----------------------------|-----------------------------------|
| Dependent variable: Ln ADR | |
| DIST_METRO | -0.149*** (-27.106) (0.005) |
| ATTR_TURISTICHE | 0.040*** (-58.853) (0.001) |
| DISTRETTO_CENTRO | 0.075*** (-36.808) (0.002) |
| HOST_PROFESSIONISTA | 0.063*** (-33.339) (0.002) |

| | |
|-----------------------|------------------------------------|
| LISTING_PRIVATEROOM | -0.630*** (-271.524) (0.002) |
| LISTING_SHAREDROOM | -1.181*** (-111.233) (0.011) |
| MAXGUESTS | 0.130*** (-216.828) (0.001) |
| MINIMUMSTAY | -0.001*** (-8.216) (0.000) |
| 2.MONTH | -0.002 (-0.530) (0.004) |
| 3.MONTH | -0.008** (-2.388) (0.004) |
| 4.MONTH | 0.047*** (-12.213) (0.004) |
| 5.MONTH | 0.070*** (-17.856) (0.004) |
| 6.MONTH | 0.067*** (-17.341) (0.004) |
| 7.MONTH | 0.008** (-2.119) (0.004) |
| 8.MONTH | -0.077*** (-20.691) (0.004) |
| 9.MONTH | 0.046*** (-12.417) (0.004) |
| 10.MONTH | 0.121*** (-31.488) (0.004) |
| 11.MONTH | 0.122*** (-32.435) (0.004) |
| 12.MONTH | 0.187*** (-49.462) (0.004) |
| COVID | -0.176*** (-108.517) (0.002) |
| NUMBEROFREVIEWS | -0.001*** (-119.646) (0.000) |
| NUMBEROFPHOTOS | 0.005*** (-62.588) (0.000) |
| CANCELLATION_MODERATA | 0.033*** (-17.050) |

| | |
|---------------------|------------|
| | (0.002) |
| CANCELLATION_RIGIDA | -0.097*** |
| | (-47.000) |
| | (0.002) |
| _cons | 4.203*** |
| | (-933.580) |
| | (0.005) |
| N | 3.44e+05 |
| R^2 | 0.587 |
| F | 18337.86 |

Le due variabili influenzano positivamente il prezzo dell'annuncio e risultano statisticamente significative. In particolare l'impatto sul prezzo della variabile che indica la localizzazione dell'annuncio nel distretto "Centro" corrisponde a un coefficiente pari a 0.075 mentre la gestione dell'annuncio da parte di un host professionista determina un coefficiente pari a 0.063.

Il modello precedente è stato poi replicato distinguendo gli anni oggetto di studio , per capire se l'influenza delle variabili che determinano il prezzo sia cambiata a seconda degli anni. E' stata tolta la variabile COVID dal modello per problemi di collinearità.

| Dependent variable: Ln ADR | 2019 | 2020 | 2021 | 2022 |
|----------------------------|-----------------------------------|------------------------------------|------------------------------------|------------------------------------|
| DIST_METRO | -0.132*** (-10.024) (0.013) | -0.095*** (-9.741) (0.010) | -0.128*** (-11.922) (0.011) | -0.199*** (-27.670) (0.007) |
| ATTR_TURISTICHE | 0.049*** (-21.157) (0.002) | 0.034*** (-27.064) (0.001) | 0.037*** (-27.991) (0.001) | 0.046*** (-42.640) (0.001) |
| DISTRETTO_CENTRO | 0.070*** (-10.789) (0.006) | 0.042*** (-10.801) (0.004) | 0.053*** (-13.514) (0.004) | 0.130*** (-42.021) (0.003) |
| HOST_PROFESSIONISTA | 0.031*** (-4.483) (0.007) | 0.026*** (-6.858) (0.004) | 0.068*** (-18.999) (0.004) | 0.086*** (-30.388) (0.003) |
| 3.LISTINGTPE_GROUP | -0.680*** (-88.729) (0.008) | -0.579*** (-134.173) (0.004) | -0.638*** (-137.037) (0.005) | -0.629*** (-172.570) (0.004) |
| 4.LISTINGTPE_GROUP | -1.171*** (-39.233) (0.030) | (-1.208*** (-61.767) (0.020) | -1.144*** (-47.905) (0.024) | -1.176*** (-72.019) (0.016) |
| MAXGUESTS | 0.128*** (-55.455) (0.002) | 0.120*** (-116.001) (0.001) | 0.138*** (-115.837) (0.001) | 0.141*** (-149.450) (0.001) |
| MINIMUMSTAY | -0.002*** (-5.717) (0.000) | -0.000* (-1.787) (0.000) | -0.000*** (-3.773) (0.000) | -0.001*** (-8.883) (0.000) |

| | | | | |
|-----------------------|-----------------------------------|-----------------------------------|-----------------------------------|-----------------------------------|
| 2.MONTH | -0.016 (-1.644) (0.010) | -0.013*** (-2.597) (0.005) | 0.000 (0.006) (0.010) | 0.004 (0.656) (0.006) |
| 3.MONTH | 0.019** (-1.970) (0.010) | -0.053*** (-10.276) (0.005) | -0.010 (-1.030) (0.009) | 0.028*** (-4.458) (0.006) |
| 4.MONTH | 0.024** (-2.399) (0.010) | -0.028*** (-4.073) (0.007) | 0.027*** (-2.871) (0.009) | 0.116*** (-18.276) (0.006) |
| 5.MONTH | 0.216*** (-18.556) (0.012) | -0.040*** (-5.589) (0.007) | 0.059*** (-6.652) (0.009) | 0.090*** (-14.215) (0.006) |
| 6.MONTH | 0.225*** (-20.184) (0.011) | -0.068*** (-9.339) (0.007) | 0.051*** (-5.811) (0.009) | 0.094*** (-15.047) (0.006) |
| 7.MONTH | 0.001 (0.075) (0.011) | -0.084*** (-12.907) (0.007) | 0.041*** (-4.791) (0.008) | 0.036*** (-5.904) (0.006) |
| 8.MONTH | -0.058*** (-5.013) (0.012) | -0.125*** (-17.890) (0.007) | 0.011 (-1.325) (0.008) | -0.133*** (-21.513) (0.006) |
| 9.MONTH | 0.027** (-2.122) (0.013) | -0.050*** (-6.883) (0.007) | 0.126*** (-15.158) (0.008) | 0.018*** (-2.935) (0.006) |
| 10.MONTH | 0.032** (-2.302) (0.014) | -0.026*** (-3.601) (0.007) | 0.226*** (-26.575) (0.008) | 0.100*** (-15.884) (0.006) |
| 11.MONTH | -0.021 (-1.197) (0.018) | 0.036*** (-4.973) (0.007) | 0.202*** (-24.009) (0.008) | 0.069*** (-11.378) (0.006) |
| 12.MONTH | 0.021 (-1.020) (0.021) | 0.017** (-2.287) (0.007) | 0.278*** (-33.186) (0.008) | 0.163*** (-26.641) (0.006) |
| NUMBEROFREVIEWS | -0.002*** (-36.655) (0.000) | -0.001*** (-68.356) (0.000) | -0.001*** (-70.315) (0.000) | -0.001*** (-85.000) (0.000) |
| NUMBEROFPHOTOS | 0.004*** (-15.740) (0.000) | 0.005*** (-33.155) (0.000) | 0.006*** (-39.344) (0.000) | 0.004*** (-33.259) (0.000) |
| CANCELLATION_MODERATA | 0.051*** (-6.734) (0.008) | 0.056*** (-16.043) (0.003) | 0.007* (-1.899) (0.004) | 0.024*** (-7.893) (0.003) |
| CANCELLATION_RIGIDA | -0.106*** (-14.620) (0.007) | -0.058*** (-15.302) (0.004) | -0.094*** (-24.001) (0.004) | -0.089*** (-27.331) (0.003) |
| _cons | 4.094*** (-304.719) (0.013) | 4.078*** (-561.263) (0.007) | 4.017*** (-407.857) (0.010) | 4.208*** (-595.106) (0.007) |
| N | 37.544 | 1.01e+05 | 86.941 | 1.19e+05 |
| R^2 | 0.555 | 0.541 | 0.610 | 0.645 |
| F | 1996.45 | 4726.76 | 5196.83 | 8149.66 |

Nel 2020 con l'arrivo della pandemia, la variabile DIST_METRO diminuisce il suo impatto sul prezzo passando da -0.132 a -0.095 e anche la variabile riguardante il conteggio dei musei e monumenti ha subito una contrazione nel 2020.

Il premio di prezzo dato dalla posizione dell'annuncio nel distretto centrale è diminuito durante il periodo pandemico.

Nel 2022 con il progressivo ritorno alla normalità le variabili riguardanti distanza dalla metropolitana e localizzazione centrale registrano un effetto ancora superiore rispetto al 2019.

La professionalità dell'host ha acquisito valore durante gli anni probabilmente legato ad una maggiore capacità manageriale (qualità del servizio, gestione del cliente, pulizia).

7. CONCLUSIONI E SVILUPPI FUTURI

L'obiettivo di questo studio è analizzare come il prezzo degli annunci Airbnb sia influenzato da variabili di localizzazione, in particolare si è voluto porre l'attenzione sulla relazione che intercorre tra la formazione del prezzo, la distanza dalla fermata della metropolitana più vicina e il numero delle attrazioni turistiche nelle vicinanze dell'annuncio. Questa relazione è stata ulteriormente approfondita considerando l'effetto della localizzazione dell'annuncio nel distretto Centro e la tipologia di host che gestisce l'annuncio.

Dato il contesto pandemico degli anni oggetto di studio si è voluto, inoltre, analizzare se la metropolitana e la localizzazione al centro della città, in quanto luoghi normalmente affollati, abbiano rappresentato un elemento di criticità.

Grazie all'analisi descrittiva e all'analisi di regressione è stato possibile confermare le ipotesi secondo cui i prezzi degli annunci Airbnb tendono a diminuire allontanandosi dalla rete metropolitana e tendono a crescere in prossimità delle attrazioni turistiche.

Il 53% degli annunci è localizzato a meno di 250m dalla fermata della metropolitana più vicina e per il distretto Centro questa percentuale sale al 70%. Si può notare come la media dei prezzi a notte, per le inserzioni che si trovano entro i 250m è di 122 \$, mentre per quelli con una distanza maggiore di 250m è di 104\$.

Per quanto riguarda le attrazioni turistiche il 28% gli annunci risulta nel raggio di 500m da almeno un museo o un monumento e la media dei prezzi degli annunci localizzati entro i 500m da almeno un'attrazione turistica risulta di 138\$/notte mentre se non vi sono attrazioni la media scende a 103\$.

Con il modello di regressione si dimostra che la distanza dalla fermata della metropolitana più vicina è correlata negativamente al prezzo con un coefficiente di -0.202 mentre l'aumento del numero di musei o monumenti nel raggio di 500m dall'annuncio influenza positivamente il prezzo con un coefficiente di 0.053.

La localizzazione nel distretto "Centro" incide positivamente sul prezzo aumentando l'impatto della distanza dalla fermata della metropolitana. Mentre per

le attrazioni turistiche il fatto di avere un'attrazione a meno di 500m viene remunerato maggiormente fuori da tale distretto.

Emerge quindi come la formazione del prezzo degli annunci pubblicati sulla piattaforma Airbnb sia condizionata da molteplici fattori, ognuno dei quali contribuisce a definire il valore complessivo dell'annuncio.

In merito al numero di annunci presenti sulla piattaforma si può notare che con l'avvento della pandemia il numero di annunci è diminuito del 36% tra il 2019 e il 2021, con il graduale ritorno alla normalità nel 2022 si assiste a un lieve recupero del 6,1% rispetto al 2021.

Per quanto riguarda la tipologia di host si può notare come il 23 % del mercato è gestito da host professionisti, i quali grazie a una maggior capacità manageriale sono stati in grado di seguire in modo più efficace l'andamento del mercato condizionato dalle restrizioni imposte dalla situazione pandemica.

La metropolitana e il centro della città sono stati percepiti come elementi di rischio di contagio durante il periodo pandemico come si può notare sia da un minore impatto sul prezzo sia dal tasso di occupazione. Infatti nel 2019 gli annunci localizzati ad una distanza inferiore ai 250m dalla fermata della metropolitana più vicina avevano un tasso di occupazione superiore di 15 punti percentuali rispetto quelli localizzati ad una distanza superiore ai 250m , con l'avvento della pandemia questa differenza tende ad annullarsi.

Si può quindi verificare che la metropolitana e il centro città essendo luoghi normalmente affollati sono stati considerati elementi critici durante il periodo pandemico.

Questo lavoro potrà essere approfondito in futuro considerando ulteriori variabili di localizzazione come ristoranti, supermercati, luoghi di intrattenimento e aggregazione in modo da analizzare come le opportunità legate alla specifica localizzazione di un annuncio possano determinare un premio di prezzo.

8. BIBLIOGRAFIA

- Alberto Hidalgo, M. R. (2023). When local business faded away: the uneven impact of Airbnb on the geography of economic activities. *Cambridge Journal of Regions, Economy and Society*.
- Bin Yao, R. T. (2019). Standing out from the crowd – an exploration of signal attributes of Airbnb listings. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*.
- Boto-García, D. (2022). Heterogeneous price adjustments among Airbnb hosts amid COVID-19: Evidence from Barcelona. *International Journal of Hospitality Management*.
- Dan Wang, J. L. (2017). *International Journal of Hospitality Management, Volume 62*.
- Dan Wang, J. L. (2017). Price determinants of sharing economy based accommodation rental: A study of listings from 33 cities on Airbnb.com. *International Journal of Hospitality Management, Volume 62*.
- David Boto-García, M. M. (2021). Spatial price mimicking on Airbnb: Multi-host vs single-host. *Tourism Management, Volume 87*.
- Deboosere, R. (2019). Location, location and professionalization: a multilevel hedonic analysis of Airbnb listing prices and revenue. *Regional Studies, Regional Science*.
- Francesco Luigi Milone, U. G. (2023). The pricing of European airbnb listings during the pandemic: A difference-in-differences approach employing COVID-19 response strategies as a continuous treatment. *Tourism Management*.
- Gunter, B. T. (2020). Hedonic pricing and the sharing economy: how profile characteristics affect Airbnb accommodation prices in Barcelona, Madrid, and Seville. *Current Issues in Tourism, Volume 25, Issue 20, 3309-3328*.
- Guttentag, D. (2015). Airbnb: disruptive innovation and the rise of an informal tourism accommodation sector. *Current Issues in Tourism, Volume 18- Issue 12, 1192-1217*.
- Hossain, M. (2021). The effect of the Covid-19 on sharing economy activities. *Journal of Cleaner Production, Volume 280*.
- Inès Blal, M. S. (2018). Airbnb's effect on hotel sales growth. *International Journal of Hospitality Management, Volume 73, 85-92*.
- Jorge Chica-Olmo, J. G.-M.-G. (2020). Effects of location on Airbnb apartment pricing in Málaga. *Tourism Management, Volume 77*.

- Karima Kourtit, P. N. (2022). Airbnb and COVID-19: SPACE-TIME vulnerability effects in six world-cities. *Tourism Management, Volume 93*.
- Kristof Gyodi, Ł. N. (2021). Determinants of Airbnb prices in European cities: A spatial econometrics approach. *Tourism Management, Volume 86*.
- Kyle Barron, E. K. (2021). The Effect of Home-Sharing on House Prices and Rents: Evidence from Airbnb. *Marketing Science, Volume 40, Issue 1*, 23-47.
- Lily Shen, S. W. (2022). Cleanliness is next to income: The impact of COVID-19 on short-term rentals. *Journal of Regional Science, Volume 62*.
- Linchi Kwok, K. L. (2019). Pricing strategies on Airbnb: Are multi-unit hosts revenue pros? *International Journal of Hospitality Management, Volume 82*, 252-259.
- Luigi Buzzacchi, F. L. (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*.
- Miquel-Àngel Garcia-López, J. J.-M.-M. (2020). Do short-term rental platforms affect housing markets? Evidence from Airbnb in Barcelona. *Journal of Urban Economics, Volume 119*.
- Organization, U. N. (s.d.). UNWTO Tourism Recovery Tracker. <https://www.unwto.org/tourism-data/unwto-tourism-recovery-tracker>.
- Paolo Roma, U. P. (2019). Sharing economy and incumbents' pricing strategy: The impact of Airbnb on the hospitality industry. *International Journal of Production Economics, Volume 214*, 17-29.
- Raffaele Filieri, F. L. (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*.
- Rosen, S. (1974). Hedonic Prices and Implicit Markets: Product Differentiation in Pure Competition. *Journal of Political Economy*.
- Ruggero Sainaghi, J. C.-O. (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*.
- Sara Dolnicar, S. Z. (2020). COVID19 and Airbnb – Disrupting the Disruptor. *Annals of Tourism Research*.
- Sequera, J. G. (2020). The professionalization of Airbnb in Madrid: far from a collaborative economy. *Current Issues in Tourism, Volume 25*.
- Statista. (2023). International tourism volume in the Community of Madrid 2001-2022. <https://www-statista->

com.ezproxy.biblio.polito.it/statistics/449249/yearly-number-of-international-tourists-visiting-madrid/.

Stefano Bresciani, A. F. (2021). The seven lives of Airbnb. The role of accommodation types. *Annals of Tourism Research, Volume 88*.

Tussyadiah, I. (2016). Factors of satisfaction and intention to use peer-to-peer accommodation. *International Journal of Hospitality Management, Volume 55*.

Xie, K. K. (2017). The effects of Airbnb's price positioning on hotel performance. *International Journal of Hospitality Management, Volume 67, 174-184*.