

Politecnico di Torino

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale A.a. 2023/2024 Sessione di Laurea Novembre 2024

"Analisi comparativa delle performance degli Host Professionali e Non Professionali su Airbnb a Milano"

Relatrice:

Prof. Raguseo Elisabetta

Candidato:
Donatiello Alessia

Correlatore:

Dott. Milone Francesco Luigi

SOMMARIO

| ABSTRACT | 1 |
|---|----|
| REVISIONE DELLA LETTERATURA | 2 |
| SHARING ECONOMY | 2 |
| PIATTAFORME DIGITALI | |
| SHARING ECONOMY PLATFORM | 3 |
| AIRBNB | 5 |
| 'LA PEGGIOR IDEA CHE ABBIA MAI FUNZIONATO' | |
| AIRBNB – GAME CHANGER | |
| AIRBNB – GENTRIFICATION | |
| PROFESSIONALIZZAZIONE DEGLI HOST | 11 |
| CONFRONTO DELLE TARIFFE DI AIRBNB E DEGLI HOTEL IN TUTTO IL MONDO | 15 |
| LE POLITICHE DI PRICING DI AIRBNB | |
| STRATEGIE DI PRICING SU AIRBNB | 18 |
| AIRBNB NELLA CITTA' DI MILANO | |
| MILANO: LA CITTA' DEGLI EVENTI | 25 |
| RESEARCH STUDY | 28 |
| OBIETTIVO DELLA RICERCA | 28 |
| DATASET | 29 |
| ANALISI DESCRITTIVA E SVILUPPO DELLE IPOTESI | |
| RELAZIONI TRA VARIABILI | |
| IPOTESI | |
| STRUMENTI PER L'ANALISI | |
| 1. EXCEL | |
| 3. SINERGIA TRA EXCEL E STATA | |
| L'ANALISI SU EXCEL | 38 |
| MODELLO | 40 |
| MODELLO DI REGRESSIONE MULTIVARIATA | 40 |
| ANALISI DI REGRESSIONE MULTIVARIATA - MODELLI BASE | 41 |
| VARIABILI INDIPENDENTI | |
| VARIABILI DIPENDENTI | |
| MODELLO: L'AVERAGE REVENUE PER OFFERED DAY (ANNO 2023) | |
| TABELLA 3. OUTPUT STATA - AVERAGE REVENUE PER OFFERED DAY (ANNO 2023) | |
| MODELLO: OCCUPANCY RATE (ANNO 2023) | 48 |
| MODELLO: AVERAGE RENT PRICE (ANNO 2023) | 51 |
| TABELLA 9. OUTPUT STATA - AVERAGE RENT PRICE (ANNO 2023) | 51 |
| MODELLO: L'AVERAGE REVENUE PER OFFERED DAY (ANNI 2019,2021,2022,2023) | 55 |
| MODELLO: OCCUPANCY RATE (ANNI 2019,2021,2022,2023) | 57 |
| MODELLO AVERAGE RENT PRICE (ANNI 2019,2021,2022,2023) | 59 |

| ANALISI DI REGRESSIONE MULTIVARIATA - MODELLI BASE, CONFRONTO SUI DIFFERENZIALI | 61 |
|---|----|
| L'AVERAGE REVENUE PER OFFERED DAY - CONFRONTO DIFFERENZIALI | 61 |
| AVERAGE OCCUPANCY RATE - CONFRONTO DIFFERENZIALI | |
| AVERAGE RENT PRICE - CONFRONTO DIFFERENZIALI | 63 |
| ANALISI DI REGRESSIONE MULTIVARIATA PIÙ VARIABILI – I MODELLO | 66 |
| ANALISI DI REGRESSIONE MULTIVARIATA PIÙ VARIABILI – II MODELLO | 69 |
| CONCLUSIONI | 71 |
| LIMITI E SVILUPPI FUTURI | 74 |
| BIBLIOGRAFIA E REFERENZE | 76 |
| SITOGRAFIA | 78 |
| INDICE FIGURE | 79 |
| INDICE TABELLE | 80 |

ABSTRACT

Negli ultimi anni, la sharing economy ha assunto un ruolo sempre più rilevante, trasformando settori tradizionali e creando nuove opportunità economiche. Una caratteristica distintiva di questo modello economico è la partecipazione di decisori individuali non professionisti, accanto a imprese e agenti professionali, sul lato dell'offerta. Questa dinamica è particolarmente evidente in piattaforme come Airbnb, leader mondiale nell'ambito degli affitti a breve termine.

Il presente lavoro di tesi si inserisce nel filone della letteratura che analizza l'impatto della professionalizzazione all'interno di Airbnb. Nella letteratura di riferimento, è generalmente definito "host professionale" l'utente che gestisce più di una proprietà sulla piattaforma, in contrasto con l'host non professionale, che ne gestisce solo una. L'obiettivo di questa ricerca è analizzare l'esistenza di differenze significative nelle performance operative e finanziarie tra le due tipologie di host e determinare in che misura tali differenze si manifestino in relazione alla stagionalità.

Per rispondere a questa domanda, la tesi analizza tre indicatori di performance principali: Average revenue per offered days, Occupancy Rate, Average rent price.

La città di riferimento sui cui sono condotte le analisi è Milano, città che si distingue per la frequenza e rilevanza di eventi di ogni genere e fiere internazionali, pertanto scenario dinamico e altamente turistico. In particolare, si esplorerà come l'host professionale sia potenzialmente più abile nel regolare i prezzi in risposta a queste fluttuazioni della domanda, massimizzando così i profitti.

L'analisi è articolata su due orizzonti temporali; in primo luogo, sono studiati modelli di base per i dati del 2023, l'anno più recente del dataset. L'obiettivo è ottenere una comprensione più precisa delle dinamiche attuali del mercato Airbnb. Successivamente l'analisi è estesa a livello aggregato agli anni dal 2019 al 2023, escludendo il 2020 in cui il mercato del turismo è stato fortemente impattato dalla pandemia di COVID 19.

Questo studio contribuisce a una migliore comprensione del fenomeno della professionalizzazione nella sharing economy e delle sue implicazioni economiche per gli operatori del settore.

REVISIONE DELLA LETTERATURA

SHARING ECONOMY

La **sharing economy** è un modello economico in cui beni e servizi sono condivisi tra individui, spesso attraverso l'utilizzo di piattaforme digitali. Questo paradigma si basa sull'idea di utilizzare le risorse in modo più efficiente, permettendo alle persone di affittare, scambiare o condividere con altri ciò che possiedono. *Frenken & Schor* definiscono la sharing economy come: "consumatori che si concedono reciprocamente l'accesso temporaneo a beni fisici sottoutilizzati, eventualmente in cambio di denaro".

La sharing economy differisce dai mercati tradizionali poiché spesso coinvolge persone 'comuni' che diventano fornitori di servizi, non solo aziende o professionisti, ciò può causare inefficienze poiché questi sono più suscettibili a vincoli comportamentali.

Questo modello può offrire diversi vantaggi: costi ridotti, la facilità nell'uso, l'accessibilità a una differenziata e più vasta gamma di servizi e la possibilità per le persone di monetizzare le proprie risorse sottoutilizzate. Tuttavia, può anche presentare sfide regolatorie e di sicurezza poiché le transazioni avvengono spesso tra individui senza la mediazione di un'entità professionale. Esempi comuni includono servizi come:

- Airbnb: dove i proprietari possono affittare le loro case o stanze a turisti per un breve periodo di tempo
- Uber: che permette ai proprietari di auto di offrire passaggi a pagamento
- BlaBlaCar: una piattaforma per il carpooling, che mette in contatto automobilisti con posti liberi con persone che devono fare lo stesso tragitto.

I principali modelli di business della sharing economy sono:

- P2P: peer-to-peer, due individui collaborano per scambiarsi beni e servizi direttamente tra loro, senza la necessità di un intermediario terzo o l'uso di una società incorporata o impresa.
- B2C: business-to-consumer, vendita diretta di prodotti e servizi tra un'azienda e i consumatori finali.
- B2B: business-to-business, transazioni tra imprese, come tra un produttore e un grossista o tra un grossista e un rivenditore.

• O2O: online-to-offline commerce, è una strategia aziendale che guida i potenziali clienti dai canali online agli acquisti nei negozi fisici.

PIATTAFORME DIGITALI

L'obiettivo principale di una **piattaforma** è connettere diverse tipologie di utenti, facilitando gli scambi attraverso l'uso della piattaforma stessa. Il suo valore risiede nella capacità di collegare l'offerta alla domanda senza mai possedere i beni scambiati, agendo semplicemente come intermediario tra gli utenti che effettuano la transazione. Diversamente dai modelli di business tradizionali, che si basano sulla trasformazione di beni o sulla rivendita di prodotti, una piattaforma digitale non richiede un grosso investimento iniziale in termini di infrastrutture o manodopera.

Sharing economy platform

Le piattaforme digitali nella sharing economy sono siti web o applicazioni che facilitano l'interazione e la transazione tra individui, fungendo da intermediari tecnologici che connettono chi offre e chi cerca beni o servizi, permettendo transazioni dirette tra le parti coinvolte.

La funzione principale delle piattaforme di sharing è mettere in relazione due o più gruppi di utenti (multi-side) a vantaggio reciproco. Secondo l'economia industriale, il vantaggio per un gruppo di utenti dipende dalla partecipazione dell'altro gruppo alla piattaforma (Armstrong, 2006). Questo fenomeno è noto come esternalità di rete.

L'esternalità di rete è un concetto fondamentale per comprendere come funzionano le piattaforme digitali. Un'esternalità di rete si verifica quando il valore di un prodotto o servizio per un utente aumenta al crescere del numero di altri utenti che utilizzano lo stesso prodotto o servizio. Nel caso specifico di Airbnb esempi di esternalità di rete sono visibili sia dal lato offerta che dal lato della domanda. Più host mettono le loro case o stanze su Airbnb, maggiore sarà la varietà e la disponibilità di alloggi per i viaggiatori. D'altro lato, più viaggiatori utilizzano Airbnb, maggiore sarà la probabilità che nuovi host decidano di offrire i loro alloggi sulla piattaforma, aumentando così l'offerta

disponibile. Le piattaforme di sharing economy sfruttano le esternalità di rete per creare valore e migliorare l'esperienza degli utenti, creando un effetto di feedback positivo, dove il valore della piattaforma cresce man mano che più utenti si uniscono. Questo può portare a una crescita esponenziale e a una posizione di mercato dominante. Tuttavia, coesistono anche sfide significative per mantenere un equilibrio tra domanda e offerta e garantire che la crescita non comprometta la qualità del servizio.

L'espansione dell'ecosistema della sharing economy e il sempre più vasto utilizzo delle piattaforme digitali sono stati facilitati dalla presenza di internet e delle tecnologie annesse (May, Königsson, & Holmstrom, 2017). Fattori come la flessibilità e la facilità nell'utilizzo della piattaforma, la riduzione dei costi di ricerca, la gestione semplificata delle transazioni e l'effetto feedback che genera vere e proprie community, sono i punti di forza che caratterizzano tale ecosistema (Sutherland & Jarrahi, 2018).

"In the collaborative economy it's not the idea of sharing that's new... What's different now is the introduction of technology into the concept." H.O. Maycotte, Umbel.

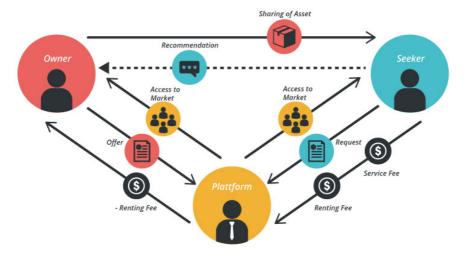


FIGURA 1. SHARING ECONOMY SISTEM /BMTOOLBOX.NET/

AIRBNB

'LA PEGGIOR IDEA CHE ABBIA MAI FUNZIONATO'

Airbnb, piattaforma che consente l'affitto di proprietà di breve periodo, nasce nel 2007 a San Francisco dall'intuizione di Brian Chesky e Joe Gebbia, i quali approfittarono del boom turistico in città, dovuto all'annuale conferenza dell'Industrial Design Society of America, per trarne vantaggio economico offrendo in affitto letti gonfiabili (airbed) ubicati nel loro salone di casa. Da qui il nome iniziale del sito Airbedandbreakfast.com, semplificato in Airbnb subito dopo.



FIGURA 2. IL MODELLO DI PIATTAFORMA DI AIRBNB /www.2-pm.it/

Il fondatore di Dropbox, Drew Houston, ha definito Airbnb "*la peggior idea che abbia mai funzionato*", in riferimento alla sorprendente crescita e successo della piattaforma nonostante l'iniziale scetticismo riguardo al concetto di condividere case con estranei. Houston ha evidenziato come, nonostante le molteplici sfide e dubbi iniziali, Airbnb sia riuscita a diventare una delle startup più di successo al mondo.

L'approccio innovativo al marketing e l'enfasi sulla creazione di una comunità basata sulla fiducia tra ospiti e host sono stati i pilastri fondamentali di Airbnb. Nonostante le preoccupazioni iniziali riguardo alla sicurezza e alle regolamentazioni legali, Airbnb ha investito significativamente in sicurezza,

assicurazione e conformità normativa per costruire la fiducia necessaria per la solidità della community.

L'implementazione di un modello che permettesse alle persone di guadagnare profitti extra, affittando i propri spazi non utilizzati, e la piattaforma semplice da usare e user-friendly hanno attratto milioni di utenti. L'azienda ha continuamente innovato il suo prodotto, aggiungendo esperienze, migliorando il servizio clienti e introducendo servizi come Airbnb Plus per garantire standard di qualità più elevati. Espandendosi a livello globale, Airbnb ad oggi opera in oltre 220 paesi e regioni, con milioni di annunci e un fatturato annuo di circa 10 miliardi di dollari. Solo nel 2023 Airbnb ha generato 9,92 miliardi di dollari in tassi di transazione, con un tasso medio di acquisizione del 13,5%.



FIGURA 3. AIRBNB REVENUE MODEL – /FOURWEEKMBA.COM/

AIRBNB – GAME CHANGER

Airbnb ha contribuito a rivoluzionare il settore del turismo, non solo ampliando il concetto di sharing economy all'ambito degli affitti brevi, ma anche influenzando fattori economici e sociali delle realtà locali in cui la piattaforma trova ampio utilizzo, incentivando anche la crescita di attività commerciali locali, come ristoranti e negozi, in aree che potrebbero non essere tradizionalmente turistiche.

Tutto ciò ha segnato un vero e proprio cambio di paradigma per il settore turistico, cambiando radicalmente l'idea di short term renting e ridefinendo le

pratiche esistenti portando a nuove prospettive e modi di operare. In questo contesto, trova perfetta applicazione il concetto di "disruptive innovation" sviluppato da *Clayton Christensen*, un professore della Harvard Business School. Una disruptive innovation è un tipo di innovazione che crea un nuovo mercato e un nuovo network di valore, disgregando e soppiantando gli operatori storici del settore. Queste innovazioni spesso iniziano come prodotti o servizi più semplici e meno costosi, destinati a un segmento di mercato solitamente trascurato dalle aziende incumbent. Airbnb è un esempio emblematico di disruptive innovation, avendo trasformato il settore dell'ospitalità abbattendo le barriere di ingresso, creando nuove reti di valore e migliorando costantemente l'esperienza utente, portando a una trasformazione profonda e duratura del mercato. Oltre agli alloggi, Airbnb offre esperienze locali organizzate dai residenti. Queste possono includere tour, lezioni di cucina, escursioni e altre attività uniche che permettono ai viaggiatori di vivere le destinazioni in modo autentico.

Airbnb guadagna principalmente attraverso le commissioni che addebita sia agli host (i proprietari degli alloggi) che agli ospiti (i viaggiatori) per ogni prenotazione effettuata tramite la sua piattaforma. Agli ospiti è addebita una commissione di servizio che varia generalmente dal 5% al 20% del costo totale della prenotazione, calcolata in base a la durata del soggiorno, il tipo di alloggio e la regione. Dagli host, invece, è trattenuta una percentuale (generalmente intorno al 3%) dal compenso che riceve per ogni prenotazione, commissione che copre i costi di elaborazione dei pagamenti e l'uso della piattaforma. Con l'espansione del servizio alle esperienze locali e ai programmi di Airbnb plus e luxe (con un'offerta di qualità superiore), Airbnb guadagna attraverso commissioni più elevate su queste prenotazioni esclusive. Gli host possono pagare per aumentare la visibilità dei loro annunci sulla piattaforma, garantendo così un maggiore tasso di prenotazione. Questo rappresenta una fonte di reddito aggiuntiva per Airbnb che offre, tra l'altro, pacchetti assicurativi e programmi di protezione per proprietari e ospiti, come l'Airbnb Host Guarantee e l'Airbnb Host Protection Insurance. Alcuni di guesti servizi comportano un costo aggiuntivo, generando ulteriori entrate. Altre entrate son generate attraverso accordi di partnership, collaborando con altre aziende del settore turistico, come compagnie aeree e fornitori di servizi.

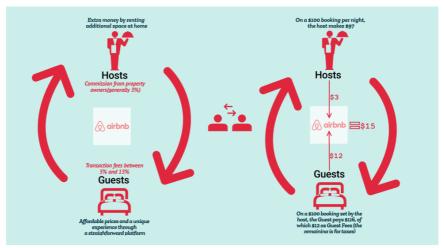


FIGURA 4. AIRBNB- BUSINESS MODEL - /FOURWEEKMBA.COM

Il modello di business di Airbnb è basato principalmente su commissioni, ma si sta evolvendo per includere una gamma più ampia di servizi e offerte, sfruttando la sua vasta base di utenti e il suo marchio globale per diversificare le sue fonti di reddito.

AIRBNB - SWOT ANALYSIS

Quando si analizza la strategia aziendale e il contesto competitivo di Airbnb, è cruciale adottare strumenti che permettano di identificare sia i punti di forza che di debolezza interni, oltre alle opportunità e minacce esterne. Una SWOT analysis (Strengths, Weaknesses, Opportunities, Threats) fornisce un quadro completo per comprendere le dinamiche che influenzano l'operatività di Airbnb in un mercato globale in continua evoluzione. Questo strumento di analisi strategica consente di esplorare come Airbnb abbia capitalizzato i suoi vantaggi competitivi, affrontato le sfide interne, e si sia posizionato per sfruttare nuove opportunità, il tutto mentre naviga attraverso un panorama di regolamentazioni crescenti e concorrenza intensificata. Analizzando questi aspetti, si può ottenere una visione chiara delle future mosse strategiche di Airbnb e della sua capacità di mantenere la propria leadership nel settore dell'ospitalità.



TABELLA 1. SWAT ANALYSIS /BUSINESSMODELANALYST.COM/

Il successo di Airbnb è dovuto a numerosi fattori, l'idea innovativa di business portata avanti dall'azienda gode del vantaggio del first-mover, sfrutta efficacemente l'effetto rete e il concept di piattaforma digitale. Nel tempo, con valide e accattivanti strategie di marketing, Airbnb ha rafforzato l'immagine del proprio brand e della propria reputazione. Si distingue, ad oggi, per la capacità di offrire una gamma diversificata di alloggi che vanno dalle stanze private agli interi appartamenti, adattandosi così a diverse esigenze di viaggio e di budget. La piattaforma beneficia di un forte comunità fidelizzata di utenti, sia host che ospiti.

Ancora ampie sono le opportunità di crescita per l'azienda nel settore, come l'espansione in nuovi mercati emergenti e l'ampliamento della sua offerta di servizi, quali esperienze locali e attività, traendo anche vantaggio dalle tendenze di viaggio post-pandemia, che hanno portato ad un aumento della domanda per alloggi unici e soggiorni a lungo termine. Le collaborazioni con altre aziende nel settore del turismo e dell'ospitalità possono fornire ulteriori opportunità di crescita.

Airbnb deve affrontare diverse minacce, tra cui la concorrenza crescente di altre piattaforme di affitti a breve termine e hotel tradizionali che stanno migliorando le loro offerte digitali. Le regolamentazioni più severe in molte città rappresentano un rischio significativo per il modello di business. Inoltre, le preoccupazioni per la sicurezza e la privacy degli utenti potrebbero influenzare la fiducia dei consumatori e la reputazione della piattaforma.

Uno dei principali punti di debolezza di Airbnb è la variabilità della qualità del servizio, che può dipendere notevolmente dall'host individuale. La gestione delle recensioni negative e delle controversie tra host e ospiti rappresenta spesso una sfida, con annessi rischi di attività fraudolente.

Spesso capita che la presenza di Airbnb generi effetti di esternalità negative per i contesti residenziali in cui le proprietà sono allocate, quale l'aumento degli affitti, l'impossibilità di trovare locali in renting per lunghi periodi di tempo, Airbnb ha infatti ridotto l'offerta di affitti a lungo termine, poiché i proprietari preferiscono affittare a breve termine per ottenere maggiori profitti. Le comunità locali hanno spesso lamentato un aumento del rumore, del traffico e del degrado dovuti all'afflusso continuo di turisti che spesso genera diffusione di atti vandalici e rumori molesti nelle ore serali.

Il settore delle piattaforme digitali è costantemente soggetto a regolamentazioni e verifiche legali al fine di garantire la tutela dei consumatori e dei fornitori del servizio, oltre che dell'ecosistema circostante. Alcune giurisdizioni, a seguito del diffondersi di Airbnb, hanno imposto restrizioni agli affitti a breve termine e spinto molte città all'imposizione di normative più rigide (Barron, Kung e Proserpio, 2020). Alcune città, come San Francisco e Londra, hanno imposto limiti sul numero di giorni in cui una proprietà può essere affittata su piattaforme come Airbnb. Ad esempio, San Francisco permette agli host di affittare la loro proprietà per un massimo di 90 giorni all'anno senza che il proprietario sia presente, Amsterdam ha limitato gli affitti a breve termine a un massimo di 30 giorni all'anno per unità, cercando di bilanciare il turismo con la necessità di proteggere la disponibilità abitativa per i residenti. In altri contesti è richiesto che gli host si registrino presso le autorità locali o ottengano una licenza per affittare le loro proprietà a breve termine (esempio la città di New York). Diverse città (Parigi) hanno imposto tasse specifiche sugli affitti a breve termine, simili a quelle applicate agli hotel: tasse di soggiorno e altre imposte locali. Altre, invece, hanno imposto restrizioni sulle aree in cui gli affitti a breve termine sono consentiti (Barcellona). Alcune giurisdizioni richiedono che le proprietà affittate a breve termine rispettino standard di sicurezza specifici, come rilevatori di fumo, estintori e uscite di emergenza.

La rapida crescita di Airbnb ha spinto molte città a implementare regolamentazioni più rigide per gestire l'impatto economico, sociale e abitativo. Queste normative variano notevolmente in base alle esigenze specifiche di ogni città, ma condividono l'obiettivo comune di equilibrare i

benefici del turismo con la protezione delle comunità locali e del mercato immobiliare.

AIRBNB - GENTRIFICATION

Uno dei fenomeni emersi dall'avvento di Airbnb è la gentrificazione. La gentrification, concetto coniato da Ruth Glass negli anni '60, è un fenomeno urbano in cui un quartiere, tipicamente abitato da residenti a basso reddito, subisce un processo di trasformazione sociale ed economica. Questo processo porta all'arrivo di nuovi residenti più benestanti e a un aumento del costo della vita nella zona, spesso spingendo fuori i residenti originari, causando un cambiamento nell'identità del quartiere.

In riferimento ad Airbnb, la gentrification può essere amplificata in diversi modi. Con l'aumento delle proprietà che vengono affittate a breve termine tramite Airbnb, i proprietari spesso preferiscono affittare ai turisti piuttosto che ai residenti locali. Questo può portare a un aumento dei prezzi degli immobili, rendendo l'affitto o l'acquisto di case meno accessibile per i residenti originari. Con l'aumento dei turisti e dei nuovi residenti, il carattere del quartiere può cambiare drasticamente. Le attività commerciali locali possono essere sostituite da negozi e ristoranti più orientati ai turisti, alterando l'identità culturale del quartiere. A causa dell'aumento degli affitti e della pressione immobiliare, i residenti a basso reddito possono essere costretti a lasciare il quartiere. Questo fenomeno può contribuire a una maggiore disuguaglianza e alla perdita del patrimonio culturale della comunità.

Ciò che evince dal diffondersi di questo fenomeno è come Airbnb può portare benefici economici ai proprietari di immobili e alla città in termini di turismo, ma a causa dell'accelerare della gentrification, porta conseguenze negative per i residenti a basso reddito e per l'identità culturale dei quartieri.

PROFESSIONALIZZAZIONE DEGLI HOST

Caratteristica particolare della sharing economy è la co-presenza, lato offerta, di entità professionali e non, come ad esempio locatori occasionali. Diversi sono gli studi portati avanti in letteratura che riguardano il comportamento di

entrambe le categorie di players. Alcuni di questi studi hanno dimostrato come gli host non professionali siano maggiormente soggetti a comportamenti di maggior avversione (Mayer 2001), attenzione limitata (DellaVigna and Pollet 2009) e presunzione (Malmendier and Tate 2008); atteggiamenti, questi, che determino un inferiore prestazione in termini di revenues.

Al principio, la figura dell'host si identificava con quella di soggetti con poca esperienza professionale e formazione, il cui intento era principalmente utilizzare la piattaforma per avere reddito extra attraverso spazi di proprietà sottoutilizzati (Li, Moreno, & Zhang, 2015). Inizialmente la gran parte degli host offriva solo un annuncio, nel 2014 solo il 16% era multiproprietario, situazione ribaltatasi dal 2019, quando questa tipologia di proprietario inizia a dominare per numero di annunci ricoprendo il 70% dei ricavi dell'azienda (Dogru, Mody, & al., 2020).

Fenomeno, sempre più diffuso, dunque è la professionalizzazione degli host, trasformazione che vede individui occasionali, che affittano una stanza o una casa per un breve periodo, in operatori professionali che gestiscono più proprietà e con standard più elevati di servizio. Questo cambiamento è guidato dalla necessità di competere e differenziarsi in un mercato sempre più affollato e dalle aspettative crescenti dei viaggiatori. La gestione di diverse proprietà contemporaneamente è particolarmente comune in grandi città turistiche. Molti host professionisti hanno iniziato a standardizzare i servizi offerti, come la pulizia professionale, in accordo con ditte esterne, la disponibilità di lenzuola e asciugamani di alta qualità, e l'offerta di articoli da toeletta premium. Per migliorare l'esperienza degli ospiti, si offrono spesso servizi aggiuntivi come tour guidati, trasferimenti aeroportuali o esperienze culinarie, stabilendo anche partnership con aziende locali per offrire servizi esclusivi ai propri ospiti.

Crescenti sono anche gli investimenti in marketing e branding per distinguersi dalla concorrenza. Questo può includere la creazione di siti web dedicati, la gestione di profili sui social media e l'offerta di pacchetti speciali e collaborazioni con personaggi pubblici di rilievo.

Alcuni host seguono corsi di formazione ottenendo certificazioni per migliorare le loro competenze e prestazioni nella gestione delle proprietà. Airbnb stesso offre il programma di "Superhost", riconoscimento che offre agli host che negli ultimi 12 mesi dalla valutazione si sono distinti offrendo

eccellenti standard qualitativi di ospitalità e ottenendo le migliori valutazioni degli ospiti.



- Given to a particular listing
- High guest ratings (above 4.9 stars)
- Minimum of five positive reviews
- Strong reliability record (1% average for cancellations and quality-related customer service issues)
- · Re-assesed daily



- Given to a particular host
- Overall rating: A **4.8+ stars rating** for the past 365 days
- Response rate: You must have a 90% or higher response rate (within 24hrs)
- Number of stays: You must have completed
 10+ stays that equal 100 nights or more
- Cancelation rate: A cancellation rate of 1% or lower
- · Re-assesed quarterly

FIGURA 5. GUEST FAVORITE BADGE VS SUPERHOST STATUS. STRSPECIALIST.COM

La **professionalizzazione di un host** è definita in base al numero di annunci, alle proprietà gestite, alla qualità del servizio offerto, agenti operanti come vere e proprie aziende e non come host regolari (Adamiak, 2018; Deboosere et al., 2019; Grisdale, 2021). La professionalizzazione è un fattore determinante per i prezzi e le entrate (Deboosere et al., 2019). In alcune città stanno proliferando i "ghost hotel" su Airbnb, ovvero numerose stanze private e proprietà acquistate esclusivamente per affitti a breve termine (Wachsmuth e Weisler, 2018).

La letteratura identifica anche una figura intermedia, che si interpone tra cliente e proprietario, definita "Middle-man", individuandone, nello specifico, tre categorie (Moatti 2015): power-sharer, power operator e power-organizer. Il primo compra degli asset per poi condividerli con gli utenti, il secondo dota questi ultimi di strumenti che permettano loro di gestire le operazioni al meglio e con relativo dispendio di energie, mentre il terzo organizza la community e costruisce fiducia.

In questi contesti gli intermediari che compaiono possono includere gestori di proprietà professionisti o società di gestione che si occupano di vari aspetti della gestione degli affitti per conto degli host, come la pulizia, la comunicazione con gli ospiti e la manutenzione della proprietà. Questi intermediari aggiuntivi operano all'interno dell'ecosistema di Airbnb, ma la piattaforma stessa rimane l'intermediario principale che facilita l'interazione tra host e guest.

Le analisi condotte, dei dati spaziali e quantitativi, di annunci e prenotazioni di Airbnb hanno fornito numerose informazioni sulla presenza degli host professionali nel mercato degli affitti a breve termine, una classe in rapida crescita di micro-imprenditori. Essendo, dunque, sempre più massiccia la contrapposizione tra figure professioniste e non, è cruciale comprendere come queste tendenze influenzino i risultati di mercato e quali misure possano ottimizzare l'efficienza del mercato stesso. Saranno analizzate, in seguito, empiricamente le differenze in termini di performance e comportamento tra operatori professionisti e non professionisti.

Alcuni studi (Karen Xie, Cindy Yoonjoung Heo, Zhenxing Eddie Mao) hanno analizzato l'esistente relazione tra le valutazioni dei clienti e le performance di entrate delle proprietà di Airbnb e di come questo possa essere un fattore discriminante che rende l'ospite indifferente tra il preferire l'annuncio di un host professionista o meno. Sempre in questo contesto l'host professionale è stato categorizzato in due macro-gruppi: host con più annunci, ovvero quelli che gestiscono più di una proprietà su Airbnb e host a tempo pieno, che affittano cioè per periodi di tempo prolungato, entrambe le categorie rappresentano circa il 71% dei 14,1 miliardi di dollari di entrate di Airbnb nei suoi 12 principali mercati. Gli host part-time, a differenza di quelli a tempo pieno, affittano le loro unità per periodi di tempo più brevi o solo occasionalmente. Sono stati indagati anche i comportamenti degli host in relazione al tentativo di questi di ottenere feedback positivi dai clienti.

La valutazione dei clienti agisce come segnale di qualità che influenza i successivi ospiti. Si evince che l'effetto positivo della valutazione dei clienti tende a essere ridotto in casi in cui l'host abbia più annunci, ma amplificato qualora fosse a tempo pieno. L'altro numero di annunci riduce l'asimmetria informativa tra ospite e proprietario, generando maggior fiducia, di conseguenza aumentano le prenotazioni sulle proprietà del singolo host, più prenotazioni generano più recensioni, che se positivehanno un effetto di esternalità di rete positiva.

Xie e Mao (2017) segnalano la tendenza di host multiproprietari a prediligere quantità a qualità con l'aumentare del numero di annunci pubblicati, ciò potrebbe compromettere l'esperienza e la valutazione del cliente. Pertanto, è

importante monitorare la qualità delle performance di questa tipologia di proprietari, con analisi incrociate di eventuali aumenti di annunci e diminuzione della qualità percepita dai clienti.

Alcuni studi (Oskam, van der Rest, & Telkamp, 2018) suggeriscono come chi possiede almeno tre proprietà abbia maggior propensione a investire in risorse e skill manageriali portando questi a specializzarsi sempre più come come micro-imprenditori, diventando sempre più rilevanti sulla piattaforma. Questo cambiamento sta portando ad una maggiore standardizzazione e miglioramento della qualità delle offerte, ma solleva anche questioni riguardo alla concorrenza leale e all'impatto sui mercati immobiliari locali.

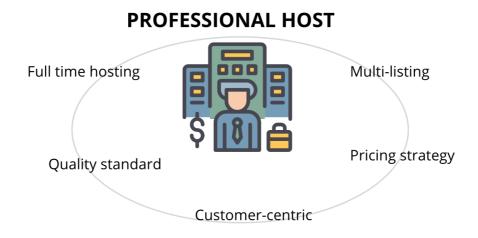


FIGURA 6. CARATTERISTICHE DELL'HOST PROFESSIONALE

CONFRONTO DELLE TARIFFE DI AIRBNB E DEGLI HOTEL IN TUTTO IL MONDO

Una delle principali motivazioni che portano i consumatori a scegliere Airbnb rispetto ad altre opzioni di alloggio è il prezzo, generalmente inferiore rispetto a quello delle camere d'albergo.

Un articolo al riguardo di *busbud.com* confronta i costi tra Airbnb e hotel in diverse città del mondo per aiutare i viaggiatori a trovare le opzioni di alloggio più convenienti. Nel 2023, i prezzi degli Airbnb sono aumentati significativamente rispetto gli anni precedenti, rendendo non sempre chiaro quale sia l'opzione più economica.

L'analisi ha esaminato 220.000 annunci di Airbnb e i tassi medi degli hotel in 22 città (riportati in tabella 1). Negli Stati Uniti e a Toronto, gli Airbnb risultano più economici in 7 città su 12, specialmente nel Nord-Est e nel Pacifico nord-occidentale, mentre gli hotel sono più convenienti nel Sud. In Europa e Australia, gli Airbnb sono generalmente più economici in 8 delle 9 città analizzate, con differenze notevoli a Berlino, Madrid, Parigi e Vienna, dove gli hotel possono costare quasi il doppio degli Airbnb. Tuttavia, a Barcellona e Austin, gli hotel sono nettamente più economici.

| CITTA' | PREZZO HOTEL | PREZZO AIRBNB |
|------------------|--------------|---------------|
| Austin | \$160 | \$286 |
| Boston | \$213 | \$181 |
| Chicago | \$179 | \$150 |
| Los Angeles | \$175 | \$170 |
| Nashville | \$178 | \$201 |
| New Orleans | \$191 | \$201 |
| New York City | \$245 | \$164 |
| Portland | \$149 | \$118 |
| San Diego | \$152 | \$214 |
| San Francisco | \$217 | \$221 |
| Seattle | \$195 | \$145 |
| Toronto | \$148 | \$89 |
| Washington, D.C. | \$173 | \$149 |
| Amsterdam | \$191 | \$146 |
| Barcellona | \$172 | \$312 |
| Berlino | \$128 | \$65 |
| Londra | \$252 | \$144 |
| Madrid | \$132 | \$73 |
| Parigi | \$214 | \$110 |
| Sydney | \$185 | \$140 |
| Venezia | \$233 | \$147 |
| Vienna | \$147 | \$75 |

TABELLA 2. PREZZO MEDIO PER NOTTE HOTEL E AIRBNB - WWW.BUSBUD.COM

Il tipo di sistemazione Airbnb influisce anche sul prezzo: le stanze private costano in media 75 dollari a notte, mentre condividere una stanza è più economico. Affittare un'intera casa o appartamento può costare in media 183 dollari, con alcune città europee che offrono opzioni sotto i 100 dollari.

Gli annunci di Airbnb possono offrire risparmi notevoli in molte città, ma la scelta tra hotel e Airbnb dipende dalla destinazione e dalle esigenze specifiche del viaggiatore.

LE POLITICHE DI PRICING DI AIRBNB

Le politiche di pricing di Airbnb sono flessibili e variano in base a diversi fattori, sia per gli host che per i viaggiatori. La piattaforma utilizza un sistema di pricing dinamico, che consente agli host di modificare automaticamente i prezzi in base alla domanda, alla stagionalità, agli eventi locali e ad altri fattori di mercato. Questo sistema, chiamato "Smart Pricing", suggerisce ai proprietari di allineare i loro prezzi con quelli di mercato per massimizzare le prenotazioni. Gli host stabiliscono un prezzo base per notte, ma possono anche aggiungere costi aggiuntivi, come una tariffa per la pulizia o per ospiti extra. Il prezzo finale che l'ospite paga include queste tariffe, più eventuali tasse locali e la commissione di Airbnb. I proprietari possono offrire sconti per prenotazioni di lunga durata, come settimanali o mensili, incentivando soggiorni più prolungati. Inoltre, possono applicare sconti temporanei per attrarre più clienti durante periodi di bassa domanda.

Il sito offre diverse opzioni di politiche di cancellazione, che variano da flessibili a rigorose. Gli host scelgono quale politica applicare, e questa influisce sul rimborso che un ospite può ricevere in caso di cancellazione. Le politiche più rigide spesso sono associate a prezzi più bassi per attrarre clienti disposti a prendere un rischio maggiore.

Gli host possono impostare prezzi specifici per date particolari (come festività o eventi locali) o per soggiorni lunghi, e possono anche offrire tariffe scontate a ospiti abituali o a chi prenota con largo anticipo.

Queste politiche permettono ad Airbnb di adattarsi alle esigenze di un mercato globale, offrendo sia flessibilità che possibilità di ottimizzare i guadagni per gli host e risparmi per i viaggiatori.

STRATEGIE DI PRICING SU AIRBNB

Le strategie di pricing per Airbnb sono cruciali per massimizzare i profitti degli host durante tutto l'anno, è opportuno, dunque, distinguere alta, bassa e stagioni di spalla che rappresentano periodi con differenze significative nella domanda e nei prezzi. È essenziale per gli host comprendere queste fluttuazioni per adeguare i prezzi e massimizzare i ricavi.

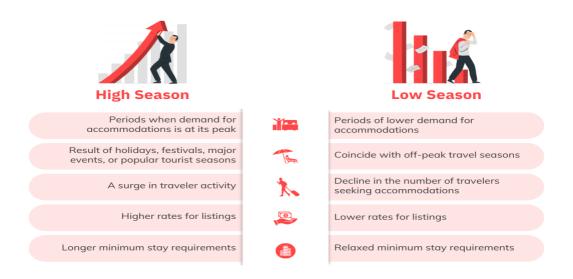


FIGURA 7. CARATTERISTICHE DELL'ALTA E BASSA STAGIONE PER AIRBNB-HELLO.PRICELABS.CO

È fondamentale svolgere un'analisi approfondita per individuare i momenti di maggiore domanda e gli eventi che influenzano le prenotazioni nell'area di interesse. Esistono numerosi strumenti validi come MD Link per esaminare i dati storici e le tendenze di mercato al fine di comprendere come adattare i prezzi. E' fondamentale captare gli eventi locali che possono influenzare la domanda e adattate la strategia di pricing stagionale di conseguenza. È utile confrontare i prezzi delle proprietà simili nella stessa area e stabilire tariffe competitive che rispecchino il valore e i servizi offerti dall'alloggio. Elementi come la posizione, la dimensione della proprietà, i servizi disponibili e l'esperienza degli ospiti influenzano significativamente i prezzi.

È utile implementare strategie di dynamic pricing per regolare le tariffe in tempo reale, in base alle fluttuazioni della domanda e dell'offerta. Si possono utilizzare strumenti di dynamic pricing o software come Pricelabs Dynamic Pricing, che considerano i tassi di occupazione, i prezzi della concorrenza e la domanda di mercato.

La bassa stagione può presentare sfide particolari per gli host, ma con una strategia di prezzo appropriata è possibile raggiungere comunque la redditività. Durante questo periodo, è vantaggioso offrire opzioni di prenotazione più flessibili, come requisiti di soggiorno minimo ridotti o sconti last-minute, per attrarre viaggiatori che pianificano soggiorni spontanei o brevi fughe. Questa flessibilità può risultare attraente per gli ospiti che preferiscono maggiore libertà nei loro piani di viaggio. Per aumentare l'appeal dell'alloggio durante la bassa stagione, è consigliabile considerare l'inclusione di servizi o comfort aggiuntivi, come la colazione gratuita, politiche di cancellazione flessibili, sconti per soggiorni prolungati o altri vantaggi che distinguano l'alloggio dalla concorrenza. È utile mettere in evidenza queste offerte nella descrizione dell'alloggio per attirare maggiormente gli ospiti.

Le stagioni di spalla, tra alta e bassa stagione, richiedono una strategia flessibile che adatti i prezzi alla domanda e offerta, promuova offerte speciali e metta in risalto i punti di forza unici della proprietà.

Una strategia di pricing ben strutturata è essenziale per il successo su Airbnb, permettendo agli host di massimizzare i profitti durante tutte le stagioni sfruttando le dinamiche della domanda e le analisi dei dati. L'uso di dati e strumenti di dynamic pricing, come Pricelabs, è fondamentale per monitorare il mercato, automatizzare i prezzi e ottimizzare i profitti durante tutto l'anno. Gli host possono personalizzare le regole di prezzo e monitorare le performance per migliorare continuamente la loro strategia.

Al fine di perseguire questo obiettivo, numerosi sono i software presenti sul mercato di gestione dei prezzi e delle entrate progettati per proprietari di case vacanze e gestori di proprietà che utilizzano piattaforme come Airbnb, Vrbo e altre di affitto a breve termine. Lo scopo principale è aiutare gli host a massimizzare i loro ricavi attraverso l'uso di strategie di dynamic pricing e di ottimizzazione delle tariffe. Software come PriceLabs utilizzano algoritmi avanzati e analisi dei dati per monitorare continuamente vari fattori di mercato, come la domanda e l'offerta locale, le tendenze delle prenotazioni, la stagionalità, la concorrenza e altri parametri rilevanti. Sulla base di queste informazioni, il sito ausiliare regola automaticamente le tariffe degli alloggi in tempo reale, suggerendo prezzi ottimali per ogni giorno.

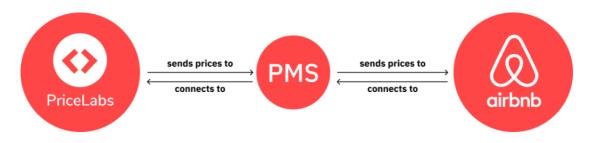


FIGURA 8. FLUSSO DI LAVORO PRICELABS – AIRBNB. OFFTOPICLAB.ORG/AIRBNB-2023/

PriceLabs analizza i dati e suggerisce prezzi ottimali per le proprietà in base a vari fattori come la domanda, la stagionalità e la concorrenza. Invia, successivamente, i prezzi suggeriti al PMS (Property Management System), che è il sistema di gestione delle proprietà. Il PMS funge da intermediario che gestisce e coordina le informazioni tra PriceLabs e le piattaforme di prenotazione online come Airbnb. Il PMS invia i prezzi aggiornati a Airbnb, che li applica alle inserzioni delle proprietà. Questo assicura che le tariffe delle proprietà su Airbnb siano sempre ottimizzate in base alle analisi di PriceLabs.

AIRBNB NELLA CITTA' DI MILANO

A partire da Expo 2015, la città di Milano ha visto negli anni sviluppare ampiamente il fenomeno dell'overtourism. Martina Riva, assessora del turismo, la definisce come "Una città dove l'evento la fa da padrone, unica città al mondo con più week di settimane, sempre attiva, sempre attraente" è una città "innovativa e contemporanea". I ritmi frenetici, dinamici e scanditi su brevi periodi mettono a dura prova gli ambiti sociali, dei servizi e ambientali di Milano.

Su Airbnb, a settembre 2023, gli annunci presenti su Milano sono 24.177, circa 5.000 in più rispetto il 2022.

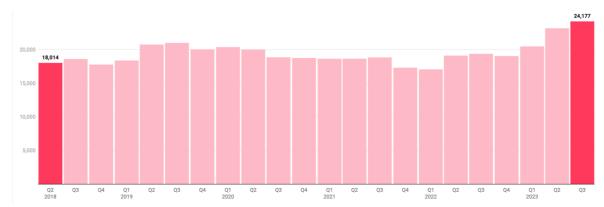


FIGURA 9. NUMERO DI ANNUNCI AIRBNB PRESENTI SUL TERRIRORIO DI MILANO PER TRIMESTRE DAL 2018 AL 2023. *OFFTOPICLAB.ORG/AIRBNB-2023/*

Il grafico, riportante il numero di annunci Airbnb presenti nella città di Milano, mostra come questi siano aumentati di circa il 35%. I dati sono presi da InsideAirbnb, progetto indipendente di ricerca e analisi che mira a fornire dati dettagliati e trasparenti sulle attività di Airbnb nelle città di tutto il mondo.

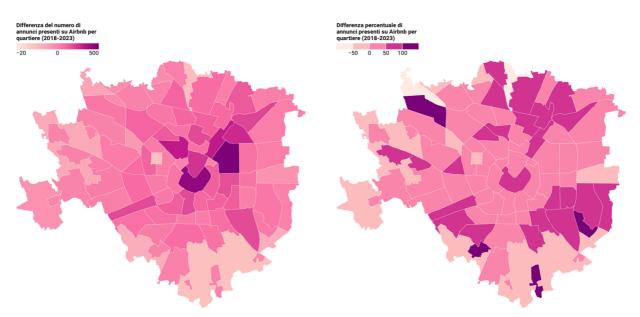


FIGURA 10. DIFFERENZE ANNUNCI IN NUMERO E IN PERCENTUALE PER QUARTIERE NELLA CITTA' DI MILANO

Dal 2018, tutte le aree della città hanno registrato un incremento degli annunci, le mappe evidenziano come l'aumento più significativo in termini

assoluti si sia concentrato lungo l'asse che collega idealmente il centro a NoLo, attraversando Porta Venezia e la Stazione Centrale.

Analizzando, invece, l'incremento in termini percentuali, emerge che, ad eccezione del centro storico, i quartieri più periferici sono quelli che stanno registrando le crescite più marcate, segno di una diffusione del fenomeno turistico a livello comunale. Le zone come Giambellino, Corvetto, e Viale Monza/Via Padova hanno visto i maggiori investimenti: numerosi appartamenti sono stati acquistati a prezzi favorevoli e trasformati in alloggi per affitti brevi, che offrono rendimenti più elevati rispetto alle proprietà centrali, più costose e rischiose. In questo modo, si riesce a minimizzare il rischio di morosità o danni, che spesso è percepito come più alto nelle aree periferiche dove le difficoltà economiche sono più presenti.

La pressione turistica sul mercato immobiliare ha inizialmente superato le barriere del Centro storico, espandersi anche in aree precedentemente considerate periferiche e poco attrattive. Questo fenomeno ha contribuito all'aumento dei prezzi delle abitazioni a Milano, costringendo sempre più famiglie e studenti a lasciare la città perché non più in grado di sostenere i costi abitativi.

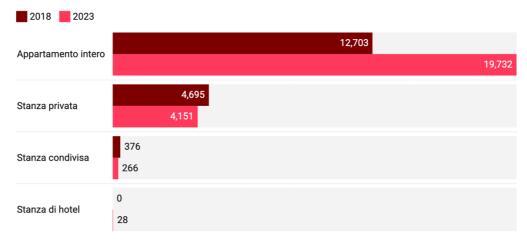


FIGURA 11. TIPOLOGIA DI ANNUNCI PUBBLICATI SU AIRBNB NELLA CITTA' DI MILANO, DAL 2018 AL 2023. *OFFTOPICLAB.ORG/AIRBNB-2023/*

Dal 2018 al 2023 la tipologia di proprietà in affitto è nettamente cambiata, si osserva un notevole incremento degli annunci per appartamenti interi, che passano da 12.703 nel 2018 a 19.732 nel 2023, indicando una crescente

preferenza degli host nel mettere a disposizione intere abitazioni, probabilmente per massimizzare i guadagni. Gli annunci di stanze private mostrano una leggera diminuzione, scendendo da 4.695 a 4.151, segno che questa tipologia è meno popolare rispetto la precedente.

Le stanze condivise vedono anch'esse un calo, da 376 a 266 annunci, confermando che questo tipo di offerta è meno comune. Infine, emerge una nuova categoria di annunci non presente nel 2018: le stanze di hotel, con 28 annunci nel 2023, che riflette un'espansione della piattaforma anche verso strutture ricettive tradizionali.

Il mercato Airbnb sembra sempre più orientato verso la disponibilità di appartamenti interi, con un leggero declino per le soluzioni più economiche come stanze private o condivise.

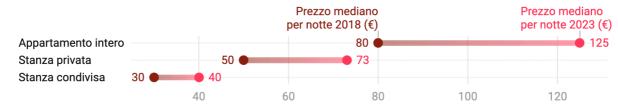


FIGURA 12. DIFFERENZA TRA PREZZO MEDIANO PER TIPOLOGIA DI ANNUNCIO NEL 2018 E NEL 2023. *OFFTOPICLAB.ORG/AIRBNB-2023/*

Il prezzo mediano per notte ha registrato un forte incremento, avvicinandosi sempre di più al costo di una camera d'albergo. In particolare, il costo degli appartamenti interi è cresciuto di oltre il 50% in soli 5 anni, un aumento che non può essere attribuito all'inflazione, ma piuttosto alla speculazione nel mercato degli affitti brevi.

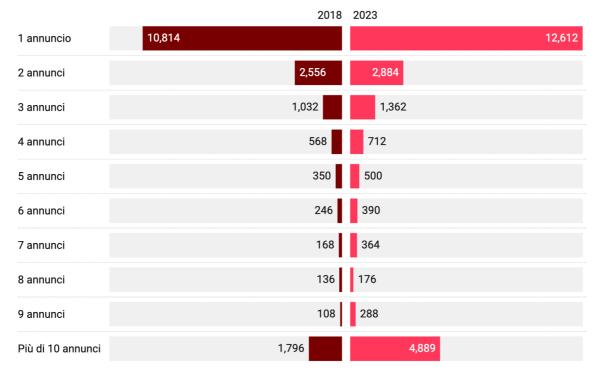


FIGURA 13. DISTRIBUZIONE DEGLI ANNUNCI PER HOST DAL 2018 AL 2023 A MILANO. OFFTOPICLAB.ORG/AIRBNB-2023/

Alcuni host gestiscono più annunci, che possono includere sia stanze separate nello stesso appartamento che interi appartamenti o case. Circa la metà degli annunci a Milano è gestita da utenti che possiedono almeno due proprietà in città. Il grafico fornisce una chiara visione di questo fenomeno: il 20% degli annunci è infatti gestito da host che controllano almeno 10 proprietà ciascuno, una cifra che è quasi triplicata negli ultimi cinque anni, passando da 1.796 a 4.889.

Tali host multiproprietari sono per lo più di agenzie specializzate nell'affitto a breve termine, che offrono ai proprietari un reddito fisso mensile e si occupano della gestione delle prenotazioni e della relazione con gli ospiti, liberando i proprietari dal peso di queste attività. Questo modello è particolarmente attraente per quei proprietari che preferiscono evitare i contratti di locazione tradizionali, come il "4+4", o altre soluzioni come il "canone concordato" o il social housing, mantenendo così la libertà di rientrare in possesso della proprietà quando lo desiderano.

Questa dinamica ha portato a una concentrazione della gestione di migliaia di appartamenti nelle mani di pochi attori. Tale concentrazione, che può essere vista come una forma di oligopolio, può influenzare significativamente i prezzi

di mercato degli alloggi e introdurre complessità burocratiche, aggiungendo un ulteriore intermediario tra la piattaforma (Airbnb) e l'utente finale, rendendo più difficile una eventuale regolamentazione del settore.

La crescente "professionalizzazione" degli host ha contribuito a eliminare quel senso di autenticità che il vecchio slogan "Feeling at home" cercava di trasmettere, portando a una standardizzazione estetica e qualitativa degli appartamenti. Un indice importante per comprendere una delle motivazioni portanti dell'espansione della figura di host professionale è il reddito medio lordo stimato da InsideAirbnb di circa 25,000€ per l'anno 2023, per gli annunci molto attivi, ovvero le proprietà con molte recensioni e attive negli ultimi sei mesi.

MILANO: LA CITTA' DEGLI EVENTI

I grandi eventi rappresentano un potente motore per l'attrattività e lo sviluppo di un territorio, fungendo da strumenti efficaci per il marketing territoriale e la promozione, oltre a essere un indicatore chiave della crescita e del progresso delle Smart city. L'Expo del 2015 ha segnato un punto di svolta cruciale, dando l'avvio a un periodo di grande espansione turistica non solo per Milano, ma per l'intera Italia.

Milano si posiziona al terzo posto tra le città europee per numero di grandi eventi, come rilevato da uno studio di Fondazione Fiera Milano in collaborazione con la Graduate School Aseri dell'Università Cattolica di Milano. Dopo la pausa forzata dalla pandemia, la città ha ripreso con grande slancio, ospitando fiere, eventi, mostre e saloni.

Eventi internazionali come la Design Week, la Fashion Week e la Digital Week esercitano un impatto significativo su tutto il settore immobiliare. L'enorme afflusso di visitatori e appssionati provenienti da tutto il mondo porta attenzione a nuove aree della città, incentivando la riqualificazione urbana. Il Salone del Mobile, in particolare, ha giocato un ruolo cruciale nella rivalutazione di diverse zone di Milano, conferendo una nuova identità a quartieri come Tortona e Giambellino, che sono diventati protagonisti del Fuori Salone.

Durante l'Arch Week, sono state esaminate le iniziative di riqualificazione che hanno contribuito a trasformare questi quartieri in aree alla moda e di tendenza, dando loro una nuova identità e rendendoli sempre più attrattivi sia per i residenti che per gli investitori.

Tra i vari eventi che animano Milano, ce n'è uno che spicca per l'enorme afflusso di turisti e ha portato molti residenti a considerare l'idea di affittare la propria stanza o appartamento su Airbnb: la Design Week. In questa settimana, sia spazi pubblici che privati vengono offerti al miglior offerente, spesso a tariffe decisamente elevate rispetto alla norma.

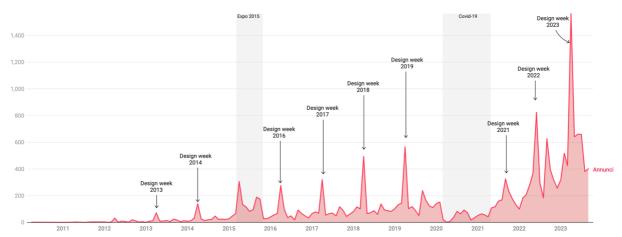


FIGURA 14. PRIME REVIEW RILASCIATE DAGLI OSPITI PER LA CITTA' DI MILANO. OFFTOPICLAB.ORG/AIRBNB-2023/

La data della prima recensione lasciata da un ospite è un indicatore utile per determinare da quanto tempo un annuncio è attivo su Airbnb. I picchi di nuove recensioni si registrano tipicamente ad aprile, il mese in cui si svolge la Design Week. Nel grafico è possibile vedere l'impatto di questo evento attraverso l'andamento delle prime recensioni. Questo evidenzia come eventi di grande richiamo fungano da catalizzatori per l'incremento degli annunci.

Milano offre molte opportunità anche per gli appassionati di musica, qualsiasi genere si tratti. Numerose sono le star internazionali che scelgono Milano come palcoscenico per esibirsi in Italia, dai grandi eventi ospitati a San Siro ai concerti nel teatro che ha accolto le voci più celebri, dalle sing streets ai lussuosi showroom della moda. Artisti del calibro di Beyoncè, Madonna, Taylor Swift, Coldplay hanno portando con sé un'enorme affluenza di fan internazionali. Questi eventi non solo portano musica di livello mondiale a

Milano, ma generano anche un significativo afflusso di turisti. Gli appassionati viaggiano per assistere ai concerti, contribuendo all'economia locale attraverso spese alloggi, ristorazione, shopping e trasporti.

Milano è anche da tempo riconosciuta come una delle principali mete europee per eventi sportivi di rilievo, grazie alle sue strutture all'avanguardia, alla tradizione sportiva e alla capacità di organizzare manifestazioni di livello internazionale. Ha ospitato diverse finali di Champions League, l'ultima nel 2016 a San Siro, e si prepara a essere una delle sedi delle Olimpiadi Invernali del 2026 insieme a Cortina. Inoltre, la città è stata sede della Final Four di Eurolega di basket, dei Mondiali di Scherma 2023 e spesso accoglie l'arrivo del Giro d'Italia. Questi eventi non solo promuovono Milano a livello globale, ma generano anche un impatto economico significativo e favoriscono lo sviluppo infrastrutturale e urbano oltre che implementare il fenomeno del turismo in città.

Milano è una delle "Big Four" della moda, insieme a Parigi, New York e Londra. La città ha consolidato la sua reputazione di capitale della moda fin dagli anni '70 e '80, grazie a marchi iconici come Armani, Versace, Prada e Dolce & Gabbana. La Fashion Week è un momento cruciale per l'industria, dove vengono presentate le ultime tendenze e innovazioni stilistiche. La Fashion Week di Milano è uno degli eventi più prestigiosi nel calendario della moda mondiale. Si tiene due volte all'anno, a febbraio/marzo per la collezione autunno/inverno e a settembre/ottobre per la collezione primavera/estate, e attira designer, modelli, giornalisti e celebrità da tutto il mondo portando con se un grand numero di turisti e annessa richiesta di alloggi temporanei. La piattaforma Airbnb ha registrato, durante l'ultima Milano fashion week, il boom di richieste con un aumento del +458% degli affitti e un guadagno pari a €3.050 per singolo host (Fonte: Starting Finance).

RESEARCH STUDY

OBIETTIVO DELLA RICERCA

Partendo dalla definizione di host professionale proposta da *Li, Moreno, e Zhang (2015),* che identifica come tale colui che possiede due o più proprietà su Airbnb, e sulla base dello studio da questi avanzato; la presente tesi si propone di ricercare ed esaminare l'esistenza di differenze significative nelle performance operative e finanziarie tra le due tipologie di host e determinare in che misura tali differenze si manifestino in relazione alla stagionalità.

La città di Milano, grazie al suo dinamismo e alla sua rilevanza in ambiti come la moda, lo spettacolo e lo sport, offre un contesto ideale per analizzare questo fenomeno. Milano è frequentemente teatro di eventi di grande risonanza, che generano variazioni significative nella domanda di alloggi a breve termine. Questo rende la città un caso di studio particolarmente interessante per comparare le performance di host professionali e non professionali, utilizzando metriche come il tasso di occupazione, il prezzo medio per notte e il ricavo totale per proprietà.

L'obiettivo è capire se e in che misura gli host professionali riescano a ottimizzare le loro strategie di pricing in modo più efficace rispetto agli host non professionali, massimizzando così i loro ricavi durante i periodi di alta domanda legati a eventi speciali.

L'analisi si è articolata in tre aree principali:

1. In primo luogo, sono stati studiati modelli di base con solo due variabili indipendenti per analizzare le performance secondo tre indicatori sui dati del 2023, l'anno più recente del dataset. L'obiettivo era ottenere una comprensione più precisa delle dinamiche attuali del mercato Airbnb. Questa analisi ha permesso di individuare periodi specifici dell'anno in cui i picchi delle performance possono essere associati a eventi particolari che si svolgono a Milano. Tuttavia, a causa della natura mensile del dataset, non è stato possibile esaminare singoli eventi di breve durata. E' possibile, invece, individuare l'effetto sulla piattaforma di Airbnb di tre eventi particolari: la Design Week ad aprile, la Fashion Week a febbraio e settembre, e gli I-Days tra fine maggio e inizio luglio. La durata estesa di questi eventi permette di riflettere i

cambiamenti nella domanda di alloggi su periodi più ampi, facilitando l'analisi rispetto ad eventi di durata inferiore.

- 2. La stessa tipologia di analisi dei modelli base del punto 1 è stata poi replicata su un orizzonte temporale più ampio, considerando i dati dal 2019 al 2023, escludendo il 2020. In questo contesto, è emersa chiaramente l'influenza dell'epidemia di COVID-19, evidenziando come i trend osservati per il 2023 associati e eventi di natura culturale/mondana/musicale non siano del tutto riscontrabili negli anni precedenti, poiché la pandemia ha alterato le dinamiche di mercato anche per Airbnb.
- 3. L'ultima parte dell'analisi si è concentrata su un solo indicatore di performance, l'Average Revenue per Offered Days, che è stato approfondito utilizzando un modello con un maggior numero di variabili di controllo per offrire un quadro più dettagliato e accurato.

DATASET

I dati utilizzati per le analisi di questa ricerca provengono da un dataset relativo alla piattaforma Airbnb, fornito dai docenti del Politecnico di Torino. Il dataset contiene informazioni dettagliate riguardanti le attività della piattaforma nella città di Milano, coprendo un arco temporale che va dal 2019 al 2023.

Nello specifico, i dati raccolgono informazioni sulle prenotazioni e sulle caratteristiche degli alloggi disponibili su Airbnb, consentendo un'analisi delle dinamiche del mercato durante questo periodo. Tuttavia, per l'analisi è stato deciso di escludere l'anno 2020 a causa dell'impatto della pandemia di COVID-19, che ha comportato una sospensione pressoché totale degli eventi sociali e una significativa riduzione del turismo. Tale situazione ha creato una deviazione nei dati che avrebbe potuto influenzare negativamente i risultati. Sebbene nel 2021 si osservi una tendenza al ribasso, legata ancora all'effetto della pandemia, i dati di questo anno sono stati inclusi nell'analisi per fornire un quadro più completo dell'evoluzione post-pandemica del mercato.

Il dataset fornito è stato sottoposto a un processo di pulizia preliminare, eliminando tutte le informazioni ritenute non rilevanti per l'analisi. Questa

operazione ha permesso di garantire la qualità e l'affidabilità dei dati utilizzati, riducendo il rumore e ottimizzando la coerenza delle informazioni.

Le voci che sono state prese in considerazione per l'analisi sono le seguenti:

1. Property ID

Property ID è un identificativo univoco assegnato a ciascuna proprietà elencata su Airbnb. Ogni proprietà (casa, appartamento, stanza, ecc.) ha un proprio codice alfanumerico che serve a distinguerla dalle altre nel database.

2. Reporting Month

Reporting Month indica il mese di riferimento per i dati raccolti. Questo campo specifica a quale mese si riferiscono i dati. È fondamentale per analizzare le variazioni nel tempo e confrontare le performance mensili delle proprietà.

3. MonthlyRevenue (USD)

MonthlyRevenue (USD) rappresenta i ricavi totali in dollari americani che la proprietà ha generato durante il mese specificato nel campo "Reporting Month". Questo include gli importi pagati dagli ospiti per affittare la proprietà durante il mese in questione. È una misura chiave della performance economica della proprietà.

4. Reservation Days

Reservation Days si riferisce al numero totale di giorni in cui la proprietà è stata prenotata nel mese. È utile per calcolare il tasso di occupazione e analizzare la domanda della proprietà.

5. Available Days

Available Days rappresenta il numero di giorni in cui la proprietà non è stata prenotata nel mese pur essendo disponibile. Non tutti gli host rendono la loro proprietà disponibile per tutto il mese.

6. Year

Year specifica l'anno a cui si riferiscono i dati (nel database di riferimento gli anni dell'analisi sono 2019,2021,2022,2023).

7. Airbnb HOST ID

Airbnb HOST ID è un identificativo univoco associato a ciascun host su Airbnb. Permette di identificare chi è il proprietario o il gestore delle varie proprietà.

Se lo stesso host gestisce più proprietà, tutte avranno lo stesso HOST ID, il che permette di distinguere tra host professionali (con più proprietà) e non professionali (con una sola proprietà).

8. Listing Type

Listing type indica la tipologia di proprietà messa a disposizione, le tipologie analizzate in questo studio sono: intero appartamento, camera privata in appartamento condiviso e camera condivisa.

9. **City**

City indica la città in cui si trova la proprietà. Nel caso specifico, essendo l'analisi rivolta alla città di Milano, tutte le proprietà si troveranno in questa città.

10. Number of Reviews

Number of Reviews rappresenta il numero totale di recensioni che una proprietà ha ricevuto dagli ospiti fino al mese in esame. Le recensioni possono essere considerate un indicatore di popolarità e qualità del servizio offerto dalla proprietà.

11. Overall Rating

Overall Rating è la valutazione complessiva data dagli ospiti alla proprietà su Airbnb, una valutazione più alta indica una migliore esperienza degli ospiti. È un altro indicatore della qualità del servizio offerto dalla proprietà e può influenzare le future prenotazioni. In questa analisi la scala di rating presente nel database è in centesimi.

12.Superhost

Su Airbnb, il titolo di Superhost è assegnato ai host che offrono un'esperienza di ospitalità eccezionale e costantemente apprezzata dagli ospiti. Questo status è riconosciuto attraverso specifici requisiti di performance che Airbnb valuta ogni trimestre.

Per un'analisi più accurata delle performance degli host su Airbnb, sono state create le seguenti variabili:

1. **Offered Days**: Questa variabile è stata ottenuta sommando i giorni di prenotazione (Reservation Days) e i giorni in cui la proprietà è disponibile (Available Days). Essa rappresenta il numero complessivo di

- giorni in cui l'host ha offerto la proprietà per affitti, permettendo di valutare meglio la capacità e la disponibilità dell'host nel lungo periodo.
- 2. Media Overall Rating: Questa variabile è stata creata calcolando la media dei punteggi di valutazione complessiva (Overall Rating) delle proprietà raggruppate per ciascun Host ID. Tale media consente di valutare il livello medio di soddisfazione degli ospiti per le proprietà di un singolo host, offrendo una misura aggregata della qualità dell'esperienza di soggiorno.
- 3. **Somma di Numero di Reviews**: Questa variabile raggruppa il numero di recensioni (Number of Reviews) di tutte le proprietà sotto lo stesso Host ID. Essa rappresenta la somma delle recensioni totali ricevute da un host e permette di quantificare il livello complessivo di interazione e di esperienza degli ospiti, utile per comprendere la popolarità e il coinvolgimento generato dalle offerte di un singolo host.

ANALISI DESCRITTIVA E SVILUPPO DELLE IPOTESI

Questa sezione introduce l'analisi descrittiva e lo sviluppo delle ipotesi che guideranno la successiva fase inferenziale. L'obiettivo è identificare le principali tendenze nei dati e formulare ipotesi che verranno testate per confermare o smentire le relazioni suggerite.

Relazioni tra variabili

L'analisi descrittiva rappresenta un passaggio essenziale per comprendere la natura del dataset e le principali dinamiche che caratterizzano gli alloggi presenti sulla piattaforma Airbnb a Milano. Essa permette di esaminare le caratteristiche chiave degli host e delle loro proprietà.

In particolare, l'analisi descrittiva si è concentrata sui seguenti aspetti:

- Ricavo medio mensile per host (Average revenue per Offered days):
 esame dei prezzi medi per giorni offerti, utile a verificare se gli host
 professionali riescono a ottenere tariffe superiori per le loro proprietà,
 chiamata anche Average revenue per offered days.
- Tasso di occupazione (Occupancy Rate): analisi della distribuzione del tasso di occupazione tra le due categorie di host, per comprendere se

- gli host professionali ottengono tassi di prenotazione più elevati rispetto agli host non professionali.
- Prezzo medio di affitto (Average Rent Price): esame dei prezzi medi per notte, utile a verificare se gli host professionali riescono a ottenere tariffe superiori per le loro proprietà.

Per il calcolo dell'Occupancy Rate e dell'Average Revenue, è stata creata una nuova variabile denominata Offered Days, che rappresenta il totale dei giorni in cui un host ha messo a disposizione una proprietà per la prenotazione in un determinato mese.

La variabile Offered Days è stata ottenuta come somma di due campi presenti nel database:

- Reserved Days: giorni effettivamente prenotati durante il mese.
- Available Days: giorni in cui la proprietà è stata offerta ma non è stata prenotata.

La formula per calcolare Offered Days è dunque:

 $Offered\ Days = Reserved\ Days + Available\ Days$

Ipotesi

Tracciata questa panoramica generale, si passa allo sviluppo delle ipotesi di ricerca, che hanno guidato l'analisi più approfondita e la successiva verifica. Le ipotesi sono state formulate sulla base delle evidenze emerse dall'analisi descrittiva e delle intuizioni teoriche riguardanti il mercato degli affitti brevi. Le ipotesi sviluppate mirano a esplorare specifiche relazioni tra le variabili.

Ipotesi 1: Un host professionale genera un ricavo medio mensile più alto rispetto a un host non professionale, a parità di altre condizioni.

Per questa ipotesi, è stato analizzato il MonthlyRevenue (USD), la variabile chiave per misurare la performance economica. Il numero di giorni in cui la proprietà è offerta (Offered Days) e i giorni di prenotazione (Reservation Days) sono stati presi in considerazione per calcolare il ricavo medio per ogni giorno in cui la proprietà è stata disponibile.

$$Average\ Revenue\ per\ Offered\ Day = \frac{MonthlyRevenue\ (USD)}{Offered\ Days}$$

La differenza tra host professionali e non professionali è confrontata utilizzando questo indicatore, per valutare chi ottiene performance migliori.

Quando si effettua una valutazione delle revenue totali, è normale aspettarsi che un host professionale generi un volume di ricavi maggiore rispetto a un host non professionale, dato che il primo possiede più proprietà. Tuttavia, per ottenere un confronto equo tra host professionali e non professionali, è stato necessario normalizzare l'analisi. Per questo motivo, si è deciso di considerare i giorni offerti dalle proprietà come fattore di normalizzazione. Includendo i giorni offerti nel calcolo, è stato possibile confrontare le revenue per giorno offerto, piuttosto che le revenue totali. Questo approccio ha consentito di valutare la performance su una base più omogenea, indipendentemente dal numero di proprietà possedute dall'host. Nel caso degli host professionali, i giorni offerti sono stati calcolati sommando i giorni di tutte le proprietà gestite dallo stesso host. In questo modo, l'analisi ha potuto concentrarsi sulla redditività relativa delle giornate effettivamente offerte in affitto, piuttosto che sul numero complessivo di proprietà. Questa normalizzazione permette di confrontare meglio le performance tra host professionali e non professionali, senza che il numero di proprietà distorca i risultati.

Altri motivi per cui l'indicatore Average Revenue è calcolato sui giorni disponibili (Offered Days) anziché sui giorni di prenotazione (Reservation Days):

- 1. Valutare l'efficienza dell'host: Gli Offered Days rappresentano i giorni in cui l'host decide di mettere la proprietà sul mercato e riflette la strategia dell'host di offrire la proprietà per l'affitto. Misurare il ricavo sui giorni disponibili permette di capire quanto efficacemente l'host monetizzi le opportunità che crea.
- 2. Confronto equo: Considerare i giorni offerti normalizza il confronto tra host che potrebbero avere strategie diverse. Ad esempio, un host professionale potrebbe rendere la proprietà disponibile tutto il mese, mentre un non professionale potrebbe offrirla solo per alcuni giorni. Basarsi sui giorni offerti permette di confrontare l'efficienza nel massimizzare i ricavi quando la proprietà è effettivamente sul mercato, rendendo il confronto tra i due gruppi più equo.

- 3. Influenza della disponibilità: L'host controlla direttamente i giorni in cui la proprietà è offerta, ma non ha controllo assoluto sui giorni prenotati, che dipendono anche dalla domanda. Usando i giorni offerti, l'indicatore misura l'abilità dell'host nel massimizzare i ricavi in base alla loro stessa offerta, riducendo l'influenza di fattori esterni come fluttuazioni impreviste della domanda.
- 4. RevPAR del settore alberghiero: Questo approccio è simile al Revenue per Available Room (RevPAR), una metrica usata nel settore alberghiero per misurare l'efficacia del management nell'ottimizzare i ricavi rispetto alla capacità disponibile.

Ipotesi 2: Gli host professionali ottengono un tasso di occupazione (Occupancy Rate) maggiore rispetto agli host non professionali.

E' analizzato il tasso di occupazione di ogni proprietà, calcolato come:

$$Occupancy\ Rate = \frac{Reservation\ Days}{Offered\ Days}$$

L'ipotesi è che gli host professionali abbiano una strategia più efficace per massimizzare i giorni in cui la loro proprietà è prenotata, grazie a una gestione più professionale e dinamica.

Meccanismi che supportano un maggiore tasso di occupazione per gli host professionali

- 1. Ottimizzazione della disponibilità: Gli host professionali cercano di minimizzare i periodi in cui le loro proprietà rimangono vuote, utilizzando tecniche di prenotazione incrociata e promozioni per periodi di bassa domanda. Sono anche più disposti a offrire sconti per prenotazioni di ultima ora o a medio termine.
- Prezzi dinamici: L'uso di algoritmi dinamici per modificare i prezzi a seconda della domanda del mercato è una pratica comune tra gli host professionali. Questo approccio aiuta a mantenere un tasso di occupazione elevato anche in periodi di bassa stagione o in caso di fluttuazioni impreviste.
- 3. Maggiore visibilità e marketing: Grazie a strategie di marketing più aggressive e una migliore conoscenza delle piattaforme, gli host professionali riescono a raggiungere un pubblico più ampio. Utilizzano strategie SEO e recensioni professionali per migliorare il ranking delle

- loro proprietà su siti di prenotazione come Airbnb o Booking.com, garantendo una maggiore visibilità rispetto agli host non professionali.
- 4. Esperienza e affidabilità: Gli host professionali hanno maggiori probabilità di ottenere recensioni positive grazie a un'attenzione costante all'esperienza del cliente. Le recensioni elevate e le risposte rapide alle richieste di prenotazione incentivano ulteriormente il tasso di occupazione.
- 5. Gestione delle prenotazioni multiple: gli host professionali, gestendo più proprietà, aumentando la loro capacità di sfruttare sinergie operative e tecnologiche, il che migliora ulteriormente la loro efficienza e la capacità di massimizzare il tasso di occupazione complessivo.

Ipotesi 3: Gli host professionali applicano un prezzo medio di prenotazione più alto rispetto agli host non professionali.

L'Average Rent Price (prezzo medio di affitto per notte) è calcolato dividendo il MonthlyRevenue (USD) per il numero di giorni di prenotazione (Reservation Days):

$$Average\ Rent\ Price = \frac{MonthlyRevenue\ (USD)}{Reservation\ Days}$$

Secondo questa ipotesi, ci si aspetta che gli host professionali, potendo segnalare una qualità del servizio superiore (es. miglior numero di recensioni o valutazioni), siano in grado di ottenere prezzi di affitto più alti rispetto ai non professionali.

STRUMENTI PER L'ANALISI

1. EXCEL

Microsoft Excel è un software sviluppato da Microsoft per la gestione e l'analisi di dati strutturati ed è particolarmente utile per operazioni preliminari, pulizia dei dati e analisi descrittive di base.

Le funzionalità principali di Excel utilizzate per questo lavoro di tesi sono le seguenti:

- Importazione e pulizia dei dati: Excel ha permesso di importare il dataset e di ripulirlo attraverso strumenti come "Trova e sostituisci", "Rimuovi duplicati" e filtri avanzati.
- Organizzazione e gestione dei dati: i dati sono stati organizzati in tabelle e fogli separati e tramite formule integrate sono stati estratti i valori di interesse.
- Analisi descrittiva dei dati: l'utilizzo di tabelle pivot è stato molto utile per riepilogare i dati, mostrando aggregazioni come conteggi, somme, medie e massimi/minimi e per il calcolo di percentuali e altre statistiche descrittive.
- Visualizzazione dei dati: Attraverso grafici (istogrammi, grafici a barre, grafici a torta, ecc.), è stata possibile una rappresentazione visiva immediata dei dati.
- Strumenti di analisi dei dati: Il componente aggiuntivo "Strumenti di analisi" (che può essere abilitato nelle opzioni) ti offre la possibilità di effettuare analisi statistiche come regressioni lineari, analisi delle varianze (ANOVA), e correlazioni.

2. STATA

Stata è uno strumento professionale di analisi statistica e gestione dei dati, molto più adatto per analisi econometriche o statistiche avanzate, come può essere necessario in una tesi su Airbnb (ad esempio per l'analisi di prezzi, domanda/offerta, o trend temporali).

Le funzionalità principali di Stata utilizzate per questo lavoro di tesi sono le seguenti:

- Pulizia e manipolazione avanzata dei dati
- Analisi statistica avanzata
- Regressioni multiple: sono stati costruiti e analizzati modelli di regressione lineari multipli
- Visualizzazione dati e grafici: Stata ha permesso di creare grafici personalizzati per illustrare trend, distribuzioni e risultati di analisi statistiche

3. SINERGIA TRA EXCEL E STATA

L'integrazione tra Stata ed Excel è stata utilizzata per ottimizzare il processo di analisi dei dati, sfruttando i punti di forza di entrambi i software in fasi differenti del lavoro.

- Pre-elaborazione dei dati in Excel: Excel è stato utilizzato come strumento per l'esplorazione preliminare e la pulizia del dataset. In questa fase, sono state eseguite operazioni di formattazione e gestione dei dati, inclusa l'eliminazione di valori nulli e la realizzazione di una prima analisi descrittiva dei dati.
- Analisi avanzata in Stata: Una volta preparati i dati, questi sono stati esportati da Excel in formato CSV per poi essere importati in Stata. Qui è stata eseguita un'analisi statistica avanzata, sfruttando le funzionalità del software per analisi di regressione.
- Visualizzazione e reportistica finale: I risultati ottenuti tramite l'analisi in Stata sono stati analizzati e visualizzati anche in formato grafico al fine di avere una lettura dell'output più chiara e immediata.

L'ANALISI SU EXCEL

Per condurre l'analisi, sono stati eseguiti vari passaggi in Microsoft Excel, a partire dalla distinzione tra host professionali e non professionali all'interno del database, procedendo poi con la creazione di tabelle aggregate che ne sintetizzassero le informazioni rilevanti.

Prima di tutto, è stato necessario raggruppare e sommare i dati per ciascun host. Questa operazione è stata realizzata mediante una tabella pivot, nella quale la variabile relativa all'identificativo dell'host è stata posizionata nell'area delle righe, seguita dalla variabile "Mese" per specificare il periodo. Successivamente, la variabile "Property.ID" è stata trascinata nell'area dei valori e impostata sul conteggio, al fine di calcolare il numero di proprietà associate a ciascun host per ogni mese. Ulteriori variabili, come "Monthly.Revenue," "Days.Offered" e "Days.Occupied" sono state incluse nell'area dei valori e sommate per ottenere una panoramica aggregata per ogni host e mese.

In seguito, si è proceduto alla classificazione degli host come "professionali" o "non professionali" in base al numero di proprietà gestite. Per determinare tale classificazione, è stata inserita una colonna aggiuntiva accanto alla tabella pivot, contenente una formula condizionale che assegnava l'etichetta "Professional" agli host con più di una proprietà e "Not Professional" a quelli con una sola. Tale etichettatura è stata applicata in modo dinamico e indipendente per ogni mese, poiché il numero di proprietà gestite da un host può variare mensilmente. Inoltre, per completare il set di dati, è stata aggiunta una colonna che raccoglie il numero totale di giorni in cui le proprietà erano disponibili sul mercato nel mese di riferimento, derivata dalla somma dei giorni disponibili e dei giorni occupati.

Dopo questa classificazione, sono stati creati due fogli separati per analizzare, rispettivamente, gli host professionali e non professionali. In ciascuno dei due fogli sono stati calcolati i dati medi e aggregati, con particolare attenzione ai ricavi mensili, ai giorni offerti e ai giorni occupati. La somma dei ricavi mensili per ogni host, organizzati per mese, è stata eseguita utilizzando la funzione SOMMA.PIÙ.SE, in modo da consentire la somma subordinata a condizioni multiple, come il mese e l'etichetta dell'host.

Infine, sono state calcolate variabili derivate, quali il tasso di occupazione ("Occupancy Rate"), il ricavo medio per giorno offerto e il prezzo medio di affitto, utili per verificare l'ipotesi di ricerca.

MODELLO

MODELLO DI REGRESSIONE MULTIVARIATA

La regressione multivariata è una tecnica statistica utilizzata per esaminare la relazione tra una variabile dipendente (o risposta) e due o più variabili indipendenti (o esplicative). Rispetto alla regressione semplice, in cui si analizza la relazione tra una singola variabile indipendente e una dipendente, la regressione multivariata permette di modellare situazioni più complesse in cui la variabile dipendente è influenzata da più fattori.

Il modello di regressione multivariata assume la seguente forma:

$$Yi = \beta 0 + \beta 1X1, i + \beta 2X2, i + \cdots + \beta kXk, i + \epsilon i$$

Dove:

- Yi è la variabile dipendente per l'osservazione i, ovvero il valore che si vuole prevedere o spiegare.
- X1,i, X2,i,...,Xk,i sono le variabili indipendenti (esplicative) per l'osservazione i, che si suppone influenzino Yi.
- β0β è l'intercetta del modello, il valore di Y quando tutte le variabili indipendenti sono uguali a zero.
- β1,β2,...,βk sono i coefficienti di regressione associati alle rispettive variabili indipendenti X1,X2,...,Xk che misurano il cambiamento atteso di Y per un'unità di cambiamento in X, mantenendo costanti tutte le altre variabili.
- ci è il termine di errore per l'osservazione ii, che rappresenta le variazioni non spiegate dal modello

L'obiettivo di un modello di regressione multivariata è:

- Quantificare l'effetto delle variabili indipendenti su una variabile dipendente.
- Prevedere il valore della variabile dipendente dati i valori delle variabili indipendenti.
- Determinare se le variabili indipendenti hanno un'influenza statisticamente significativa sulla variabile dipendente, solitamente utilizzando test statistici come il p-value o l'R-quadrato.

ANALISI DI REGRESSIONE MULTIVARIATA - MODELLI BASE

Sono stati stimati inizialmente tre modelli base di regressione lineare utilizzando esclusivamente due variabili indipendenti. L'analisi è stata condotta sui dati relativi all'anno 2023, anno del dataset più recente, al fine di ottenere una comprensione più accurata delle dinamiche attuali del mercato Airbnb. L'obiettivo è stato esaminare come le variabili scelte influenzassero i risultati, fornendo una visione chiara delle tendenze più recenti e delle interazioni tra le variabili nel contesto contemporaneo.

L'analisi di regressione multivariata è stata condotta per valutare l'effetto combinato di due variabili indipendenti, "Etichetta" (che indica se l'host è professionale o non professionale) e "mese" (che rappresenta il periodo dell'anno), su tre variabili di performance derivate: il ricavo medio per giorno offerto (Average Revenue per Offered Day), il prezzo medio per giorno riservato (Average Rent Price) e il tasso di occupazione (Occupancy Rate). Questa metodologia ha permesso di analizzare come il tipo di host e la stagionalità abbiano influenzato le prestazioni degli host su Airbnb in maniera più dettagliata e accurata.

Variabili indipendenti

Etichetta:

 Questa variabile categoriale è stata utilizzata per distinguere tra host professionali e non professionali. Su Stata per poter effettuare la regressione è stata trasformata in variabile binaria professional host (1 se professionale e 0 altrimenti).

• Mese:

 La variabile mese ha rappresentato la stagionalità. Il valore di stringa del database di partenza è stato codificato con una nuova variabile numerica Month_num che varia da 1 a 12.

Variabili dipendenti

- 1. Average Revenue per Offered Day: Il ricavo medio giornaliero per ogni giorno in cui una proprietà è offerta in affitto.
- 2. **Occupancy Rate**: Il tasso di occupazione, cioè la proporzione di giorni riservati rispetto ai giorni totali in cui una proprietà è stata offerta.

3. Average Rent Price: Il prezzo medio per notte per le prenotazioni confermate.

Di seguito sono riportati i tre modelli in cui si analizza come ognuna delle sopra citate variabili dipendenti sia influenzata dalle due esplicative.

L'obiettivo principale dei modelli di base sviluppati è stato quello di evidenziare il vantaggio economico derivante dall'essere un host professionale rispetto a un host non professionale. Questo vantaggio risulta particolarmente pronunciato in determinati periodi dell'anno, caratterizzati da picchi di domanda legati a eventi e manifestazioni importanti a Milano. Per mettere in luce tale divario, non sono state analizzate solo le performance complessive delle due tipologie di host nelle diverse casistiche, ma è stata anche esaminata e enfatizzata la differenza tra i valori totali ottenuti.

L'effetto marginale della variabile **professional_host** è stato calcolato per valutare l'impatto della professionalità dell'host rispettivamente sulle tre variabili dipendenti stimate. Per ciascun mese, è stata stimata la differenza della variabile indipendente di riferimento tra host professionali e non professionali, identificando così il delta che riflette le differenti performance.

MODELLO: L'AVERAGE REVENUE PER OFFERED DAY (ANNO 2023)

Average Revenue per Offered Day = $\beta 0 + \beta 1$ professional_host + $\beta 2$ Month_num + ϵ

| Source | SS | df | MS | Number o | | = | 41,413 | |
|----------------|---------------|-----------|------------|----------------------|-------|-----|------------------|------------|
| Model | 15240207.9 | 23 | 662617.736 | F(23, 41 Prob > F | | = | 123.74 0.0000 | |
| Residual | 221629997 | | 5354.80435 | R-square | | = | 0.0643 | |
| Residuat | 221029997 | 41,309 | 3334.60433 | Adj R-so | | = | 0.0638 | |
| Total | 236870205 | 41,412 | 5719.84462 | Root MSE | | = | 73.177 | |
| verage_revenue | e_per_offer~y | Coef | Std. Err. | t | P> t | [9 |)5% Conf | . Interval |
| 1.profe | essional_host | 24.99429 | 4.54899 | 5.49 | 0.000 | 16 | 5.07818 | 33.9104 |
| | Month_num | | | | | | | |
| | 2 | 8.959498 | 2.237845 | 4.00 | 0.000 | 4. | 573274 | 13.3457 |
| | 3 | 5.639511 | 2.204207 | 2.56 | 0.011 | 1. | 319218 | 9.95980 |
| | 4 | 41.91743 | 2.070186 | 20.25 | 0.000 | 37 | 7.85982 | 45.9750 |
| | 5 | 22.25092 | 2.098103 | 10.61 | 0.000 | 18 | 3.13859 | 26.3632 |
| | 6 | 26.98487 | 2.068545 | 13.05 | 0.000 | 22 | 2.93048 | 31.0392 |
| | 7 | 10.55264 | 2.049212 | 5.15 | 0.000 | 6. | 536143 | 14.5691 |
| | 8 | -2.768726 | 2.043158 | -1.36 | 0.175 | -6. | 773359 | 1.23590 |
| | 9 | 26.05762 | 2.011366 | 12.96 | 0.000 | 2 | 22.1153 | 29.9999 |
| | 10 | 13.55493 | 2.021592 | 6.71 | 0.000 | 9. | 592569 | 17.517 |
| | 11 | -4.133576 | 2.025151 | -2.04 | 0.041 | -8. | 102916 | 164236 |
| | 12 | -8.64526 | 1.997168 | -4.33 | 0.000 | -12 | 2.55975 | -4.73076 |
| rofessional_h | ost#Month_num | | | | | | | |
| | 1 2 | 11.87387 | 6.394605 | 1.86 | 0.063 | | 659692 | 24.4074 |
| | 1 3 | 4.598092 | 6.296049 | 0.73 | 0.465 | -7. | 742299 | 16.9384 |
| | 1 4 | 21.23254 | | 3.55 | 0.000 | | .49561 | 32.9694 |
| | 1 5 | 18.93599 | 6.062808 | 3.12 | 0.002 | 7. | 052761 | 30.8192 |
| | 1 6 | 17.61872 | 5.936438 | 2.97 | 0.003 | 5 | 5.98318 | 29.2542 |
| | 1 7 | 10.53743 | 5.830268 | 1.81 | 0.071 | 8 | 3900199 | 21.9648 |
| | 1 8 | -4.18181 | 5.79652 | -0.72 | 0.471 | -15 | 5.54311 | 7.17949 |
| | 1 9 | 10.50347 | 5.767245 | 1.82 | 0.069 | 8 | 3004549 | 21.8073 |
| | 1 10 | 7.061117 | 5.730819 | 1.23 | 0.218 | -4 | 1.17141 | 18.2936 |
| | 1 11 | 1.883641 | 5.695029 | 0.33 | 0.741 | -9. | 278737 | 13.0460 |
| | 1 12 | 1.551238 | 5.62449 | 0.28 | 0.783 | -9. | 472883 | 12.5753 |
| | _cons | 51.57337 | 1.594188 | 32.35 | 0.000 | 48 | 3.44873 | 54.6980 |

TABELLA 3. OUTPUT STATA - AVERAGE REVENUE PER OFFERED DAY (ANNO 2023)

Funzione utilizzata in Stata:

regressAverage_revenue_per_offered_daysprofessional_host##i.Month_n um

- regress: è il comando per eseguire una regressione lineare in Stata. E'
 utilizzato per stimare la relazione tra una variabile dipendente e una o
 più variabili indipendenti.
- Average_Rent_Price: Questa è la variabile dipendente, cioè la variabile che si vuole spiegare o prevedere con la regressione. In questo caso, è il prezzo medio dell'affitto.
- professional_host: Questa è una delle variabili indipendenti, variabile che si ipotizza influenzi la variabile dipendente. In questo caso, indica se l'host è un professionista o no.
- ##: Questo simbolo in Stata serve per includere un'interazione tra due variabili. Significa che non solo è stato stimato l'effetto delle due variabili separatamente, ma anche l'effetto combinato (interazione) tra di esse.
- i.Month_num: Il prefisso i. in Stata indica che Month_num è una variabile categorica (ad esempio i mesi dell'anno, da 1 a 12). In questo modo, Stata tratta ogni valore di Month_num come una categoria distinta.

. margins professional_host#Month_num

Adjusted predictions Number of obs = 41,413

Model VCE : OLS

Expression : Linear prediction, predict()

| | | [τ | Delta-method | | | | |
|--------------------------|------|----------|--------------|-------|-------|------------|------------|
| | | Margin | Std. Err. | t | P> t | [95% Conf. | [Interval] |
| professional_host#Month_ | _num | | | | | | |
| 0 | 1 | 51.57337 | 1.594188 | 32.35 | 0.000 | 48.44873 | 54.69801 |
| 0 | 2 | 60.53287 | 1.570514 | 38.54 | 0.000 | 57.45463 | 63.61111 |
| 0 | 3 | 57.21288 | 1.5222 | 37.59 | 0.000 | 54.22934 | 60.19643 |
| 0 | 4 | 93.49081 | 1.320695 | 70.79 | 0.000 | 90.90221 | 96.079 |
| 0 | 5 | 73.82429 | 1.364038 | 54.12 | 0.000 | 71.15075 | 76.49783 |
| 0 | 6 | 78.55824 | 1.318122 | 59.60 | 0.000 | 75.9747 | 81.1417 |
| 0 | 7 | 62.12601 | 1.287569 | 48.25 | 0.000 | 59.60235 | 64.6496 |
| 0 | 8 | 48.80465 | 1.277912 | 38.19 | 0.000 | 46.29991 | 51.3093 |
| 0 | 9 | 77.63099 | 1.226441 | 63.30 | 0.000 | 75.22714 | 80.0348 |
| 0 | 10 | 65.1283 | 1.24314 | 52.39 | 0.000 | 62.69172 | 67.5648 |
| 0 | 11 | 47.4398 | 1.248921 | 37.98 | 0.000 | 44.99188 | 49.8877 |
| 0 | 12 | 42.92811 | 1.203015 | 35.68 | 0.000 | 40.57018 | 45.2860 |
| 1 | 1 | 76.56767 | 4.260502 | 17.97 | 0.000 | 68.21699 | 84.9183 |
| 1 | 2 | 97.40103 | 4.210836 | 23.13 | 0.000 | 89.1477 | 105.654 |
| 1 | 3 | 86.80527 | 4.077969 | 21.29 | 0.000 | 78.81236 | 94.7981 |
| 1 | 4 | 139.7176 | 3.663409 | 38.14 | 0.000 | 132.5373 | 146.89 |
| 1 | 5 | 117.7546 | 3.768783 | 31.24 | 0.000 | 110.3677 | 125.141 |
| 1 | 6 | 121.1713 | 3.579181 | 33.85 | 0.000 | 114.156 | 128.186 |
| 1 | 7 | 97.65774 | 3.411873 | 28.62 | 0.000 | 90.97039 | 104.345 |
| 1 | 8 | 69.61713 | 3.357569 | 20.73 | 0.000 | 63.03622 | 76.1980 |
| 1 | 9 | 113.1288 | 3.326206 | 34.01 | 0.000 | 106.6093 | 119.648 |
| 1 | 10 | 97.18372 | 3.256313 | 29.84 | 0.000 | 90.80127 | 103.566 |
| 1 | 11 | 74.31773 | 3.190648 | 23.29 | 0.000 | 68.06399 | 80.5714 |
| 1 | 12 | 69.47364 | 3.081288 | 22.55 | 0.000 | 63.43425 | 75.51303 |

TABELLA 4. PREVISIONI MARGINALI - AVERAGE REVENUE PER OFFERED DAY (ANNO 2023)

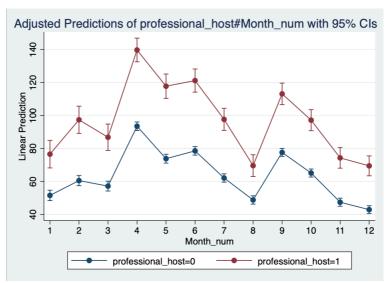


FIGURA 15. L'AVERAGE REVENUE PER OFFERED DAY (ANNO 2023)

Il grafico (figura 15) mostra le previsioni aggiustate del modello per i due gruppi di host rispetto all'Average Revenue per Offered Day, durante i 12 mesi dell'anno 2023, con intervalli di confidenza al 95%.

- L'asse orizzontale (x) rappresenta i mesi dell'anno, indicati da "Month num" (da 1 a 12).
- L'asse verticale (y) rappresenta la previsione lineare del revenue medio per giorno offerto.
- I due gruppi indicati sono:
 - professional_host = 0 (linea blu con cerchi): host non professionali
 - professional_host = 1 (linea rossa con quadrati): host professionali
- Le barre verticali rappresentano gli intervalli di confidenza al 95%, indicando la precisione delle previsioni in base al modello.

Si osserva una chiara differenza nel revenue medio per giorno offerto tra host professionali e non professionali. In generale, gli host professionali (linea rossa) tendono ad avere un ricavo medio più alto rispetto agli host non professionali (linea blu) in tutti i mesi. Le differenze tra i due gruppi variano nel tempo: ci sono periodi in cui il delta tra host professionali e non professionali è più ampio e altri in cui è più ridotto. Gli intervalli di confidenza mostrano che, sebbene ci sia una variabilità nei dati, in generale le previsioni

per gli host professionali sono significativamente più alte rispetto a quelle per gli host non professionali.

Successivamente è stata condotta l'analisi sul differenziale di performance tra le due tipologie di host. Il comando margins in Stata è utilizzato per calcolare le medie marginali o gli effetti marginali delle variabili in un modello statistico. L'opzione dydx() calcola la derivata della variabile dipendente rispetto a una variabile esplicativa specifica, ovvero l'effetto marginale di un cambiamento in quella variabile.

In questo caso dydx calcola la differenza marginale (derivata) della variabile dipendente rispetto alla variabile professional host.

Expression : Linear prediction, predict()

dy/dx w.r.t. : 1.professional_host

| | - 1 | Delta-method | | | | |
|---------------------|------------|--------------|-------|-------|------------|-----------|
| | dy/dx | Std. Err. | t | P> t | [95% Conf. | Interval] |
| 0.professional_host | (base outc | ome) | | | | |
| 1.professional_host | | | | | | |
| Month_num | | | | | | |
| 1 | 24.99429 | 4.54899 | 5.49 | 0.000 | 16.07818 | 33.91041 |
| 2 | 36.86816 | 4.49418 | 8.20 | 0.000 | 28.05948 | 45.67685 |
| 3 | 29.59239 | 4.352806 | 6.80 | 0.000 | 21.06079 | 38.12398 |
| 4 | 46.22683 | 3.894201 | 11.87 | 0.000 | 38.59412 | 53.85955 |
| 5 | 43.93029 | 4.008032 | 10.96 | 0.000 | 36.07446 | 51.78612 |
| 6 | 42.61302 | 3.814182 | 11.17 | 0.000 | 35.13714 | 50.0889 |
| 7 | 35.53172 | 3.64674 | 9.74 | 0.000 | 28.38404 | 42.67941 |
| 8 | 20.81248 | 3.592538 | 5.79 | 0.000 | 13.77103 | 27.85394 |
| 9 | 35.49776 | 3.54511 | 10.01 | 0.000 | 28.54927 | 42.44625 |
| 10 | 32.05541 | 3.485537 | 9.20 | 0.000 | 25.22368 | 38.88714 |
| 11 | 26.87794 | 3.426374 | 7.84 | 0.000 | 20.16217 | 33.5937 |
| 12 | 26.54553 | 3.307806 | 8.03 | 0.000 | 20.06216 | 33.0289 |

Note: dy/dx for factor levels is the discrete change from the base level.

TABELLA 5. DIFFERENZIALE DI PERFORMANCE - AVERAGE REVENUE PER OFFERED DAY (ANNO 2023)

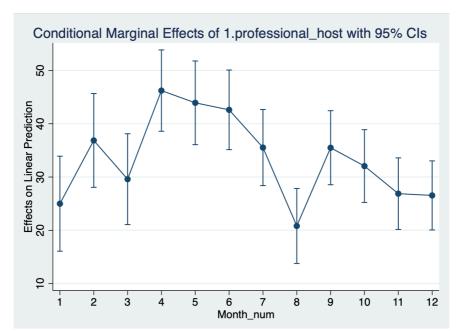


FIGURE 16. DIFFERENZIALE DELL'AVERAGE REVENUE PER OFFERED DAY (ANNO 2023)

L'effetto dell'essere un host professionale sull'Average Revenue per Offered Day varia durante l'anno. Nei mesi da aprile a luglio (mesi 4-7) il differenziale di performance raggiunge i valori più alti. Nei mesi successivi, specialmente verso la fine dell'anno (mesi 10-12) e ad agosto (mese 8), l'effetto marginale diminuisce, suggerendo che la differenza nel revenue medio per giorno offerto tra host professionali e non professionali si riduce in questi periodi.

MODELLO: OCCUPANCY RATE (ANNO 2023)

 $Occupancy\ rate = \beta 0 + \beta 1\ professional_host\ + \beta 2\ Month_num\ + \epsilon$

. regress occupacy_rate professional_host##i.Month_num if Year=="2023"

| Source | SS | df | MS | Number of obs | = | 41,413 |
|----------|------------|--------|------------|---------------|---|--------|
| | | | | F(23, 41389) | = | 104.77 |
| Model | 321.105682 | 23 | 13.9611166 | Prob > F | = | 0.0000 |
| Residual | 5515.48711 | 41,389 | .133259733 | R-squared | = | 0.0550 |
| | | | | Adj R-squared | = | 0.0545 |
| Total | 5836.59279 | 41,412 | .14093965 | Root MSE | = | .36505 |

| occupacy_rate | Coef. | Std. Err. | t | P> t | [95% Conf. | Interval] |
|-----------------------------|----------|-----------|-------|-------|------------|-----------|
| 1.professional_host | .114065 | .022693 | 5.03 | 0.000 | .0695862 | .1585439 |
| Month_num | | | | | | |
| 2 | .0610261 | .0111637 | 5.47 | 0.000 | .039145 | .0829072 |
| 3 | .0423855 | .0109959 | 3.85 | 0.000 | .0208333 | .0639376 |
| 4 | .1294663 | .0103273 | 12.54 | 0.000 | .1092246 | .149708 |
| 5 | .14242 | .0104666 | 13.61 | 0.000 | .1219053 | .1629347 |
| 6 | .167944 | .0103191 | 16.28 | 0.000 | .1477183 | .1881697 |
| 7 | .0633606 | .0102227 | 6.20 | 0.000 | .043324 | .0833973 |
| 8 | 0184593 | .0101925 | -1.81 | 0.070 | 0384368 | .0015181 |
| 9 | .1503279 | .0100339 | 14.98 | 0.000 | .1306613 | .1699945 |
| 10 | .0891294 | .0100849 | 8.84 | 0.000 | .0693628 | .108896 |
| 11 | 0336335 | .0101026 | -3.33 | 0.001 | 0534349 | 0138321 |
| 12 | 0811444 | .009963 | -8.14 | 0.000 | 1006721 | 0616166 |
| professional_host#Month_num | | | | | | |
| 1 2 | .0175227 | .0319001 | 0.55 | 0.583 | 045002 | .0800475 |
| 1 3 | 0050457 | .0314084 | -0.16 | 0.872 | 0666069 | .0565154 |
| 1 4 | 0143224 | .0298725 | -0.48 | 0.632 | 0728731 | .0442283 |
| 1 5 | .0185261 | .0302449 | 0.61 | 0.540 | 0407545 | .0778066 |
| 1 6 | 0002195 | .0296144 | -0.01 | 0.994 | 0582644 | .0578255 |
| 1 7 | .0088789 | .0290848 | 0.31 | 0.760 | 0481279 | .0658858 |
| 1 8 | 0297674 | .0289165 | -1.03 | 0.303 | 0864443 | .0269095 |
| 1 9 | 0219064 | .0287704 | -0.76 | 0.446 | 078297 | .0344842 |
| 1 10 | 0254538 | .0285887 | -0.89 | 0.373 | 0814883 | .0305806 |
| 1 11 | 0290275 | .0284102 | -1.02 | 0.307 | 084712 | .026657 |
| 1 12 | 0392443 | .0280583 | -1.40 | 0.162 | 0942391 | .0157505 |
| _cons | .3864235 | .0079527 | 48.59 | 0.000 | .370836 | .4020111 |

TABELLA 6. OUTPUT STATA - OCCUPANCY RATE (ANNO 2023)

. margins professional_host#Month_num

Adjusted predictions Number of obs = 41,413

Model VCE : OLS

Expression : Linear prediction, predict()

| | 1 | Delta-method | | | | |
|----------------------------|----------|--------------|-------|-------|------------|----------|
| | Margin | Std. Err. | t | P> t | [95% Conf. | Interval |
| rofessional_host#Month_num | | | | | | |
| 0 1 | .3864235 | .0079527 | 48.59 | 0.000 | .370836 | .402011 |
| 0 2 | .4474496 | .0078346 | 57.11 | 0.000 | .4320936 | .462805 |
| 0 3 | .428809 | .0075936 | 56.47 | 0.000 | .4139253 | . 443692 |
| 0 4 | .5158898 | .0065884 | 78.30 | 0.000 | .5029764 | .528803 |
| 0 5 | .5288436 | .0068046 | 77.72 | 0.000 | .5155064 | .542180 |
| 0 6 | .5543675 | .0065756 | 84.31 | 0.000 | .5414793 | .567255 |
| 0 7 | .4497842 | .0064232 | 70.03 | 0.000 | .4371946 | .462373 |
| 0 8 | .3679642 | .006375 | 57.72 | 0.000 | .3554691 | .380459 |
| 0 9 | .5367515 | .0061182 | 87.73 | 0.000 | .5247596 | .548743 |
| 0 10 | .4755529 | .0062015 | 76.68 | 0.000 | .4633978 | .48770 |
| 0 11 | .35279 | .0062304 | 56.62 | 0.000 | .3405784 | .365001 |
| 0 12 | .3052792 | .0060013 | 50.87 | 0.000 | .2935164 | .317041 |
| 1 1 | .5004886 | .0212539 | 23.55 | 0.000 | .4588305 | .542146 |
| 1 2 | .5790374 | .0210061 | 27.57 | 0.000 | .537865 | .620209 |
| 1 3 | .5378283 | .0203433 | 26.44 | 0.000 | .497955 | .577701 |
| 1 4 | .6156325 | .0182752 | 33.69 | 0.000 | .5798127 | .651452 |
| 1 5 | .6614347 | .0188009 | 35.18 | 0.000 | .6245845 | .698284 |
| 1 6 | .6682131 | .0178551 | 37.42 | 0.000 | .6332168 | .703209 |
| 1 7 | .5727281 | .0170204 | 33.65 | 0.000 | .5393677 | .606088 |
| 1 8 | .4522618 | .0167495 | 27.00 | 0.000 | .4194324 | .485091 |
| 1 9 | .6289101 | .0165931 | 37.90 | 0.000 | .5963873 | .661432 |
| 1 10 | .5641641 | .0162444 | 34.73 | 0.000 | .5323247 | .596003 |
| 1 11 | .4378275 | .0159168 | 27.51 | 0.000 | .4066302 | .469024 |
| 1 12 | .3800999 | .0153713 | 24.73 | 0.000 | .3499718 | .410227 |

TABELLA 7. PREVISIONI MARGINALI - OCCUPANCY RATE (ANNO 2023)

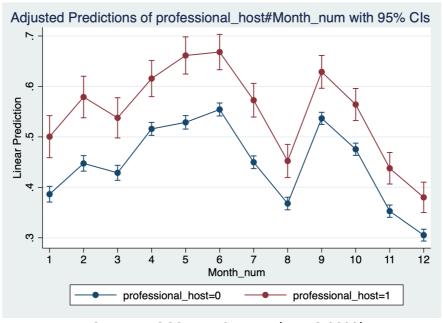


FIGURE 17. OCCUPANCY RATE (ANNO 2023)

Gli host professionali generalmente mantengono un tasso di occupazione più alto rispetto agli host non professionali, suggerendo una gestione più efficace o una maggiore attrattiva delle proprietà gestite da host professionali. Tuttavia, l'impatto della professionalità sul tasso di occupazione varia durante l'anno, con mesi in cui la differenza è più pronunciata e altri in cui è meno significativa.

| . margins Month_num, o | dydx(professi | onal_host) | | | | |
|---|--------------------------------------|--------------|--------|--------|------------|-----------|
| Conditional marginal of Model VCE : OLS | effects | | Number | of obs | = 41,4 | 13 |
| Expression : Linear dy/dx w.r.t. : 1.profe | <pre>prediction, essional_host</pre> | predict() | | | | |
| | | Delta-method | | | | |
| | dy/dx | Std. Err. | t | P> t | [95% Conf. | Interval] |
| 0.professional_host | (base outc | ome) | | | | |
| 1.professional_host | | | | | | |
| Month_num | | | | | | |
| 1 | .114065 | .022693 | 5.03 | 0.000 | .0695862 | .1585439 |
| 2 | .1315878 | .0224196 | 5.87 | 0.000 | .0876448 | .1755307 |
| 3 | .1090193 | .0217144 | 5.02 | 0.000 | .0664587 | .1515799 |
| 4 | .0997427 | .0194266 | 5.13 | 0.000 | .0616662 | .1378191 |
| 5 | .1325911 | .0199944 | 6.63 | 0.000 | .0934016 | .1717806 |
| 6 | .1138455 | .0190274 | 5.98 | 0.000 | .0765515 | .1511396 |
| 7 | .122944 | .0181921 | 6.76 | 0.000 | .0872871 | .1586008 |
| 8 | .0842976 | .0179217 | 4.70 | 0.000 | .0491707 | .1194245 |
| 9 | .0921587 | .0176851 | 5.21 | 0.000 | .0574955 | .1268218 |
| | .0886112 | .0173879 | 5.10 | 0.000 | .0545305 | .1226919 |
| 10 | .0000112 | | | | | |
| 10 11 | .0850375 | .0170928 | 4.98 | 0.000 | .0515353 | .1185397 |

Note: dy/dx for factor levels is the discrete change from the base level.

TABELLA 8. DIFFERENZIALE DI PERFORMANCE - OCCUPANCY RATE (ANNO 2023)

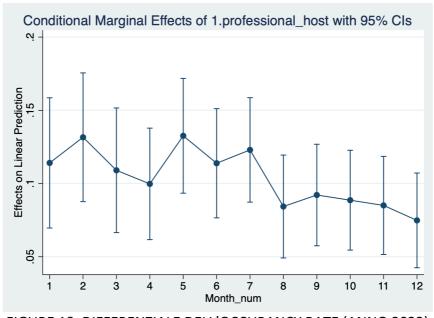


FIGURE 18. DIFFERENZIALE DELL'OCCUPANCY RATE (ANNO 2023)

MODELLO: AVERAGE RENT PRICE (ANNO 2023)

Average Rent price $= \beta 0 + \beta 1 \ professional_host + \beta 2 \ Month_num + \epsilon$

. regress Average_Rent_Price professional_host##i.Month_num if Year=="2023"

| Source | ss | df | MS | Number of obs | = | 31,440 |
|----------|------------|--------|------------|---------------|---|--------|
| | | | | F(23, 31416) | = | 33.29 |
| Model | 10994486.6 | 23 | 478021.158 | Prob > F | = | 0.0000 |
| Residual | 451097213 | 31,416 | 14358.8367 | R-squared | = | 0.0238 |
| | | | | Adj R-squared | = | 0.0231 |
| Total | 462091700 | 31,439 | 14698.0406 | Root MSE | = | 119.83 |

| Average_Rent_Price | Coef. | Std. Err. | t | P> t | [95% Conf. | Interval] |
|----------------------------|-----------|-----------|-------|-------|------------|-----------|
| 1.professional_host | 14.26099 | 7.750337 | 1.84 | 0.066 | 9299794 | 29.45196 |
| Month_num | | | | | | |
| 2 | -1.659216 | 4.238565 | -0.39 | 0.695 | -9.96697 | 6.648539 |
| 3 | .0127889 | 4.163102 | 0.00 | 0.998 | -8.147055 | 8.172632 |
| 4 | 49.07205 | 3.810106 | 12.88 | 0.000 | 41.60409 | 56.5400 |
| 5 | 3.359712 | 3.910773 | 0.86 | 0.390 | -4.305558 | 11.02498 |
| 6 | 4.826574 | 3.840166 | 1.26 | 0.209 | -2.700302 | 12.3534 |
| 7 | .3451525 | 3.887857 | 0.09 | 0.929 | -7.2752 | 7.96550 |
| 8 | -5.910207 | 3.939446 | -1.50 | 0.134 | -13.63168 | 1.81126 |
| 9 | 5.538038 | 3.760721 | 1.47 | 0.141 | -1.833124 | 12.9092 |
| 10 | -3.711851 | 3.826761 | -0.97 | 0.332 | -11.21245 | 3.78875 |
| 11 | -4.305351 | 3.932668 | -1.09 | 0.274 | -12.01354 | 3.40283 |
| 12 | 2.141902 | 3.870605 | 0.55 | 0.580 | -5.444636 | 9.72844 |
| rofessional_host#Month_num | | | | | | |
| 1 2 | 17.3755 | 10.87376 | 1.60 | 0.110 | -3.937498 | 38.6884 |
| 1 3 | 13.50293 | 10.74749 | 1.26 | 0.209 | -7.562586 | 34.5684 |
| 1 4 | 24.41553 | 10.12562 | 2.41 | 0.016 | 4.568916 | 44.2621 |
| 1 5 | 21.13418 | 10.28788 | 2.05 | 0.040 | .9695165 | 41.2988 |
| 1 6 | 19.78362 | 10.08234 | 1.96 | 0.050 | .0218427 | 39.545 |
| 1 7 | 12.47511 | 9.992084 | 1.25 | 0.212 | -7.109767 | 32.0599 |
| 1 8 | 1.494783 | 10.01621 | 0.15 | 0.881 | -18.13739 | 21.1269 |
| 1 9 | 20.88303 | 9.838698 | 2.12 | 0.034 | 1.598793 | 40.1672 |
| 1 10 | 21.21895 | 9.829668 | 2.16 | 0.031 | 1.952408 | 40.4854 |
| 1 11 | 17.29354 | 9.895257 | 1.75 | 0.081 | -2.101559 | 36.6886 |
| 1 12 | 19.19241 | 9.769561 | 1.96 | 0.049 | .0436879 | 38.3411 |
| _cons | 149.0014 | 2.994773 | 49.75 | 0.000 | 143.1315 | 154.871 |

TABELLA 9. OUTPUT STATA - AVERAGE RENT PRICE (ANNO 2023)

. margins professional_host#Month_num

Adjusted predictions Number of obs = 31,440

Model VCE : OLS

Expression : Linear prediction, predict()

| | | Delta-method | | | | |
|----------------------------|----------|--------------|-------|-------|------------|----------|
| | Margin | Std. Err. | t | P> t | [95% Conf. | Interval |
| rofessional_host#Month_num | | | | | | |
| 0 1 | 149.0014 | 2.994773 | 49.75 | 0.000 | 143.1315 | 154.8713 |
| 0 2 | 147.3422 | 2.999461 | 49.12 | 0.000 | 141.4631 | 153.221 |
| 0 3 | 149.0142 | 2.891841 | 51.53 | 0.000 | 143.3461 | 154.682 |
| 0 4 | 198.0735 | 2.35547 | 84.09 | 0.000 | 193.4567 | 202.690 |
| 0 5 | 152.3611 | 2.51505 | 60.58 | 0.000 | 147.4315 | 157.290 |
| 0 6 | 153.828 | 2.403789 | 63.99 | 0.000 | 149.1165 | 158.539 |
| 0 7 | 149.3466 | 2.479266 | 60.24 | 0.000 | 144.4871 | 154.20 |
| 0 8 | 143.0912 | 2.559407 | 55.91 | 0.000 | 138.0747 | 148.107 |
| 0 9 | 154.5395 | 2.274721 | 67.94 | 0.000 | 150.0809 | 158.99 |
| 0 10 | 145.2896 | 2.382316 | 60.99 | 0.000 | 140.6201 | 149.95 |
| 0 11 | 144.6961 | 2.548963 | 56.77 | 0.000 | 139.7 | 149.692 |
| 0 12 | 151.1433 | 2.452124 | 61.64 | 0.000 | 146.3371 | 155.949 |
| 1 1 | 163.2624 | 7.148361 | 22.84 | 0.000 | 149.2513 | 177.273 |
| 1 2 | 178.9787 | 7.012425 | 25.52 | 0.000 | 165.2341 | 192.723 |
| 1 3 | 176.7781 | 6.861352 | 25.76 | 0.000 | 163.3296 | 190.226 |
| 1 4 | 236.75 | 6.075539 | 38.97 | 0.000 | 224.8417 | 248.658 |
| 1 5 | 187.7563 | 6.280713 | 29.89 | 0.000 | 175.4459 | 200.066 |
| 1 6 | 187.8726 | 5.983943 | 31.40 | 0.000 | 176.1438 | 199.601 |
| 1 7 | 176.0827 | 5.798901 | 30.36 | 0.000 | 164.7166 | 187.448 |
| 1 8 | 158.847 | 5.805703 | 27.36 | 0.000 | 147.4676 | 170.226 |
| 1 9 | 189.6835 | 5.61764 | 33.77 | 0.000 | 178.6727 | 200.694 |
| 1 10 | 180.7695 | 5.556907 | 32.53 | 0.000 | 169.8777 | 191.661 |
| 1 11 | 176.2506 | 5.599212 | 31.48 | 0.000 | 165.2759 | 187.225 |
| 1 12 | 184.5967 | 5.418826 | 34.07 | 0.000 | 173.9756 | 195.217 |

TABELLA 10. PREVISIONI MARGINALI - AVERAGE RENT PRICE (ANNO 2023)

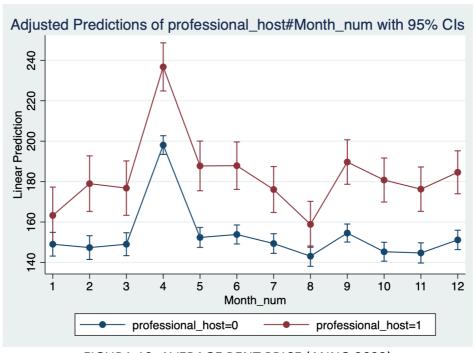


FIGURA 19. AVERAGE RENT PRICE (ANNO 2023)

Analizzando i mesi di Aprile (Design Week) e Settembre (fashion week) della figura 21

1. Aprile (Design Week):

- Si nota un significativo picco nella linea rossa degli host professionali, che raggiunge il suo massimo proprio in corrispondenza del mese di aprile (mese 4), con una previsione lineare che supera i 240, mentre la linea blu degli host non professionali si ferma a circa 200.
- Questo differenziale (circa 40 unità in termini di prezzo) indica che gli host professionali sono in grado di capitalizzare maggiormente nel mese di Aprile, sfruttando l'aumento di domanda dovuto alla Design Week.
- Questo suggerisce una strategia di pricing più efficace da parte degli host professionali, che adeguano i prezzi in modo da massimizzare i profitti sfruttando l'aumento della domanda di alloggi dovuta all'evento.

2. Settembre (Fashion Week):

- Un altro picco rilevante si osserva a settembre (mese 9), dove il differenziale tra host professionali e non professionali si allarga nuovamente.
- Gli host professionali fissano prezzi significativamente più alti rispetto agli host non professionali in questo mese, riflettendo una strategia simile a quella di aprile. Il divario è più moderato rispetto ad aprile, ma comunque significativo, con gli host professionali che prevedono affitti attorno ai 180-190, mentre i non professionali rimangono attorno ai 140-160.
- Anche in questo caso, la Fashion Week rappresenta un evento cruciale che i professionisti del settore degli affitti riescono a sfruttare al massimo, adattando i prezzi in modo efficace per intercettare la domanda di visitatori.

In entrambi i casi, gli host professionali mostrano una maggiore flessibilità e consapevolezza del mercato, riuscendo a incrementare i prezzi in modo più aggressivo durante i periodi di alta domanda (eventi speciali come la Design Week e la Fashion Week). Gli host non professionali, invece, tendono a mantenere prezzi più stabili e meno sensibili alle variazioni della domanda causate da eventi, il che potrebbe indicare una minore capacità di adattarsi o una strategia di pricing meno dinamica.

Questo suggerisce che, in un mercato come quello di Milano, caratterizzato da eventi internazionali di grande richiamo, gli host professionali beneficiano di una migliore comprensione dei meccanismi di domanda e offerta e applicano prezzi più elevati in modo strategico, massimizzando i profitti nei periodi di alta domanda.

. margins Month_num, dydx(professional_host)

Conditional marginal effects Number of obs = 31,440

Model VCE : OLS

Expression : Linear prediction, predict()

dy/dx w.r.t. : 1.professional_host

| | dy/dx | Delta-method Std. Err. | t | P> t | [95% Conf. | Interval] |
|---------------------|------------|---------------------------|------|-------|------------|-----------|
| 0.professional_host | (base outc | ome) | | | | |
| 1.professional_host | | | | | | |
| Month_num | | | | | | |
| 1 | 14.26099 | 7.750337 | 1.84 | 0.066 | 9299794 | 29.45196 |
| 2 | 31.63648 | 7.626983 | 4.15 | 0.000 | 16.6873 | 46.58567 |
| 3 | 27.76392 | 7.445865 | 3.73 | 0.000 | 13.16973 | 42.3581 |
| 4 | 38.67652 | 6.516166 | 5.94 | 0.000 | 25.90457 | 51.44846 |
| 5 | 35.39516 | 6.765562 | 5.23 | 0.000 | 22.1344 | 48.65593 |
| 6 | 34.04461 | 6.448703 | 5.28 | 0.000 | 21.40489 | 46.68432 |
| 7 | 26.7361 | 6.306664 | 4.24 | 0.000 | 14.37479 | 39.09741 |
| 8 | 15.75577 | 6.344821 | 2.48 | 0.013 | 3.319672 | 28.19187 |
| 9 | 35.14402 | 6.060713 | 5.80 | 0.000 | 23.26478 | 47.02325 |
| 10 | 35.47993 | 6.046044 | 5.87 | 0.000 | 23.62945 | 47.33042 |
| 11 | 31.55452 | 6.152104 | 5.13 | 0.000 | 19.49616 | 43.61289 |
| 12 | 33.4534 | 5.947822 | 5.62 | 0.000 | 21.79543 | 45.11137 |
| | I | | | | | |

Note: dy/dx for factor levels is the discrete change from the base level.

TABELLA 11. DIFFERENZIALE DI PERFORMANCE - AVERAGE RENT PRICE (ANNO 2023)

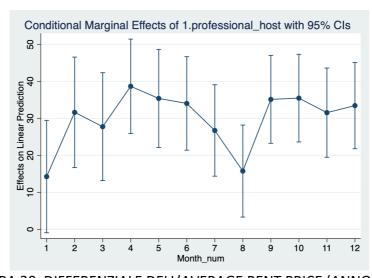


FIGURA 20. DIFFERENZIALE DELL'AVERAGE RENT PRICE (ANNO 2023)

MODELLO: L'AVERAGE REVENUE PER OFFERED DAY (ANNI 2019,2021,2022,2023)

Average Revenue per Offered Day = $\beta 0 + \beta 1$ professional_host + $\beta 2$ Month_num + ϵ

| Source | SS | df | | MS | Number of F(23, 1437 | | 143,773 227.99 | |
|--------------|----------------|---------|-------|----------|----------------------|-------|-------------------|-----------|
| Model | 22516457.4 | 23 | 9789 | 76.41 | Prob > F | = | 0.0000 | |
| Residual | 617255710 | 143,749 | | 98264 | R-squared | = | 0.0352 | |
| | | | | | Adj R-squa | | 0.0350 | |
| Total | 639772168 | 143,772 | 4449. | 90796 | Root MSE | = | 65.528 | |
| verage_reven | ue_per_offer~y | Co | ef. | Std. Er | r. t | P> t | [95% Conf. | Interval] |
| 1.pro | fessional_host | 10.83 | 652 | 1.592158 | 6.81 | 0.000 | 7.715924 | 13.95712 |
| | Month_num | | | | | | | |
| | 2 | 5.264 | 962 | .8668289 | 6.07 | 0.000 | 3.565994 | 6.96393 |
| | 3 | 3.532 | 986 | .9127479 | 3.87 | 0.000 | 1.744018 | 5.321954 |
| | 4 | 23.95 | 437 | .8863954 | 27.02 | 0.000 | 22.21705 | 25.69169 |
| | 5 | 15.15 | 125 | .8890414 | 1 17.04 | 0.000 | 13.40875 | 16.89376 |
| | 6 | 25.89 | 386 | .8774363 | 3 29.51 | 0.000 | 24.1741 | 27.61362 |
| | 7 | 14.84 | 587 | .8779749 | 16.91 | 0.000 | 13.12505 | 16.56668 |
| | 8 | 9.476 | 492 | .88174 | L 10.75 | 0.000 | 7.748297 | 11.20469 |
| | 9 | 36.4 | 574 | .8727065 | 41.78 | 0.000 | 34.74692 | 38.16789 |
| | 10 | 26.88 | 418 | .8929155 | 30.11 | 0.000 | 25.13409 | 28.63428 |
| | 11 | 17.36 | 155 | .8991501 | 19.31 | 0.000 | 15.59923 | 19.12387 |
| | 12 | 13.98 | 545 | .8837322 | 15.83 | 0.000 | 12.25335 | 15.71755 |
| rofessional_ | host#Month_num | | | | | | | |
| | 1 2 | 7.419 | 628 | 2.289938 | | 0.001 | 2.931394 | 11.90786 |
| | 1 3 | 3.791 | 823 | 2.525166 | 1.50 | 0.133 | -1.157453 | 8.7411 |
| | 1 4 | 8.53 | 513 | 2.452316 | 3.48 | 0.001 | 3.728639 | 13.34162 |
| | 1 5 | 9.923 | 239 | 2.443624 | 4.06 | 0.000 | 5.133783 | 14.71269 |
| | 1 6 | 12.22 | 137 | 2.395519 | 5.10 | 0.000 | 7.526205 | 16.91654 |
| | 1 7 | 8.87 | 481 | 2.382265 | 3.73 | 0.000 | 4.205617 | 13.544 |
| | 1 8 | 3.203 | 098 | 2.379656 | 1.35 | 0.178 | -1.460981 | 7.867177 |
| | 1 9 | 10.84 | 115 | 2.383643 | 4.55 | 0.000 | 6.169253 | 15.51304 |
| | 1 10 | 13.24 | 407 | 2.450264 | 5.41 | 0.000 | 8.441597 | 18.04654 |
| | 1 11 | 9.626 | 215 | 2.45873 | 3.92 | 0.000 | 4.807142 | 14.44529 |
| | 1 12 | 7.13 | 822 | 2.408283 | 2.96 | 0.003 | 2.418036 | 11.8584 |
| | _cons | 29.49 | 725 | .606122 | 2 48.67 | 0.000 | 28.30926 | 30.68523 |

TABELLA 12. OUTPUT STATA - AVERAGE REVENUE PER OFFERED DAY (ANNI 2019, 2021, 2022, 2023)

. margins Month_num, dydx(professional_host)

Conditional marginal effects Number of obs = 143,773

Model VCE : OLS

Expression : Linear prediction, predict() dy/dx w.r.t. : 1.professional_host

| | dy/dx | Delta-method Std. Err. | t | P> t | [95% Conf. | Interval] |
|-------------------------------|------------|---------------------------|-------|-------|------------|-----------|
| 0.professional_host | (base outc | ome) | | | | |
| 1.professional_host Month_num | | | | | | |
| 1 | 10.83652 | 1.592158 | 6.81 | 0.000 | 7.715924 | 13.95712 |
| 2 | 18.25615 | 1.645858 | 11.09 | 0.000 | 15.0303 | 21.482 |
| 3 | 14.62835 | 1.959974 | 7.46 | 0.000 | 10.78684 | 18.46986 |
| 4 | 19.37165 | 1.865177 | 10.39 | 0.000 | 15.71594 | 23.02736 |
| 5 | 20.75976 | 1.853735 | 11.20 | 0.000 | 17.12648 | 24.39305 |
| 6 | 23.0579 | 1.789844 | 12.88 | 0.000 | 19.54984 | 26.56596 |
| 7 | 19.71133 | 1.772067 | 11.12 | 0.000 | 16.23812 | 23.18455 |
| 8 | 14.03962 | 1.768557 | 7.94 | 0.000 | 10.57328 | 17.50596 |
| 9 | 21.67767 | 1.773918 | 12.22 | 0.000 | 18.20082 | 25.15451 |
| 10 | 24.08059 | 1.862478 | 12.93 | 0.000 | 20.43017 | 27.73101 |
| 11 | 20.46274 | 1.873609 | 10.92 | 0.000 | 16.7905 | 24.13497 |
| 12 | 17.97474 | 1.806889 | 9.95 | 0.000 | 14.43327 | 21.51621 |

Note: dy/dx for factor levels is the discrete change from the base level.

TABELLA 13. DIFFERENZIALE DI PERFORMANCE - AVERAGE REVENUE PER OFFERED DAY (ANNI 2019, 2021, 2022, 2023)

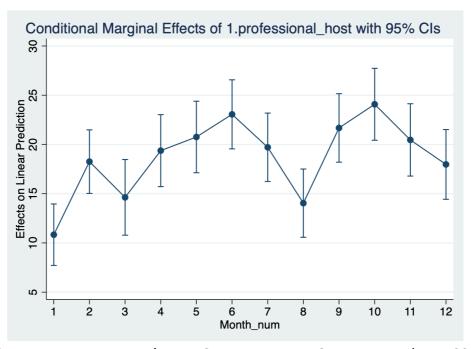


FIGURE 21. DIFFERENZIALE DELL'AVERAGE REVENUE PER OFFERED DAY (ANNI 2019-2021-2022-2023)

MODELLO: OCCUPANCY RATE (ANNI 2019,2021,2022,2023)

 $Occupancy\ rate = \beta 0 + \beta 1\ professional_host\ + \beta 2\ Month_num\ + \epsilon$

. regress occupacy_rate professional_host##i.Month_num

| Source | ss | df | MS | Number of obs | = | 143,773 |
|----------|------------|---------|------------|---------------|---|---------|
| | | | | F(23, 143749) | = | 255.15 |
| Model | 837.563428 | 23 | 36.4158012 | Prob > F | = | 0.0000 |
| Residual | 20516.3805 | 143,749 | .14272364 | R-squared | = | 0.0392 |
| | | | | Adj R-squared | = | 0.0391 |
| Total | 21353.944 | 143,772 | .148526444 | Root MSE | = | .37779 |

| occupacy_rate | Coef. | Std. Err. | t | P> t | [95% Conf. | Intervall |
|-----------------------------|----------|-----------|-------|-------|------------|-----------|
| | | | | | | |
| 1.professional_host | .0747236 | .0091792 | 8.14 | 0.000 | .0567326 | .0927146 |
| Month_num | | | | | | |
| 2 | .0447322 | .0049975 | 8.95 | 0.000 | .0349372 | .0545272 |
| 3 | .0268574 | .0052622 | 5.10 | 0.000 | .0165435 | .0371712 |
| 4 | .1000665 | .0051103 | 19.58 | 0.000 | .0900504 | .1100826 |
| 5 | .1067606 | .0051255 | 20.83 | 0.000 | .0967146 | .1168065 |
| 6 | .1577664 | .0050586 | 31.19 | 0.000 | .1478515 | .1676812 |
| 7 | .1083475 | .0050617 | 21.41 | 0.000 | .0984266 | .1182685 |
| 8 | .0745374 | .0050835 | 14.66 | 0.000 | .0645739 | .0845009 |
| 9 | .2549722 | .0050314 | 50.68 | 0.000 | .2451109 | .2648336 |
| 10 | .2004432 | .0051479 | 38.94 | 0.000 | .1903534 | .2105329 |
| 11 | .1275611 | .0051838 | 24.61 | 0.000 | .1174009 | .1377213 |
| 12 | .0857222 | .0050949 | 16.82 | 0.000 | .0757362 | .0957081 |
| professional host#Month_num | | | | | | |
| 1 2 | .0351387 | .0132021 | 2.66 | 0.008 | .0092629 | .0610144 |
| 1 3 | .0008385 | .0145582 | 0.06 | 0.954 | 0276953 | .0293722 |
| 1 4 | 0037699 | .0143382 | -0.27 | 0.790 | 0314805 | .0239407 |
| 1 5 | .0298584 | .0141382 | 2.12 | 0.034 | .002246 | .0574708 |
| 1 6 | .0216644 | .0138108 | 1.57 | 0.034 | 0054044 | .0374708 |
| 1 7 | .0289525 | .0137343 | 2.11 | 0.117 | .0020335 | .0558716 |
| 1 7 | .0289525 | .0137343 | 1.35 | 0.035 | 0083298 | .0454493 |
| | .0046093 | .0137193 | | | | .0315439 |
| | | | 0.34 | 0.737 | 0223253 | |
| 1 10 | .0282734 | .0141264 | 2.00 | 0.045 | .000586 | .0559608 |
| 1 11 | .026079 | .0141752 | 1.84 | 0.066 | 0017041 | .0538621 |
| 1 12 | .0113865 | .0138843 | 0.82 | 0.412 | 0158265 | .0385996 |
| _cons | .2568671 | .0034944 | 73.51 | 0.000 | .2500181 | .2637162 |

TABELLA 14. OUTPUT STATA - OCCUPANCY RATE (ANNI 2019, 2021, 2022, 2023)

. margins $Month_num$, $dydx(professional_host)$

Conditional marginal effects Number of obs = 143,773

Model VCE : OLS

Expression : Linear prediction, predict()

dy/dx w.r.t. : 1.professional_host

| | | Delta-method | | | | |
|---------------------|------------|--------------|-------|-------|------------|-----------|
| | dy/dx | Std. Err. | t | P> t | [95% Conf. | Interval] |
| 0.professional_host | (base outo | ome) | | | | |
| 1.professional_host | | | | | | |
| Month_num | | | | | | |
| 1 | .0747236 | .0091792 | 8.14 | 0.000 | .0567326 | .0927146 |
| 2 | .1098622 | .0094888 | 11.58 | 0.000 | .0912644 | .1284601 |
| 3 | .075562 | .0112997 | 6.69 | 0.000 | .0534148 | .0977093 |
| 4 | .0709536 | .0107532 | 6.60 | 0.000 | .0498776 | .0920297 |
| 5 | .104582 | .0106872 | 9.79 | 0.000 | .0836352 | .1255288 |
| 6 | .096388 | .0103189 | 9.34 | 0.000 | .0761631 | .1166128 |
| 7 | .1036761 | .0102164 | 10.15 | 0.000 | .0836522 | .1237 |
| 8 | .0932833 | .0101962 | 9.15 | 0.000 | .0732991 | .1132676 |
| 9 | .0793329 | .0102271 | 7.76 | 0.000 | .059288 | .0993778 |
| 10 | .1029969 | .0107376 | 9.59 | 0.000 | .0819514 | .1240425 |
| 11 | .1008026 | .0108018 | 9.33 | 0.000 | .0796312 | .1219739 |
| 12 | .0861101 | .0104172 | 8.27 | 0.000 | .0656927 | .1065275 |
| | | | | | | |

Note: dy/dx for factor levels is the discrete change from the base level.

TABELLA 15. DIFFERENZIALE DI PERFORMANCE - OCCUPANCY RATE (ANNI 2019, 2021, 2022, 2023)

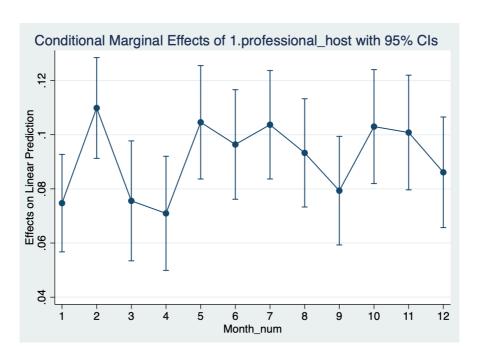


FIGURE 22. DIFFERENZIALE DELL'OCCUPANCY RATE (ANNI 2019-2021-2022-2023)

MODELLO AVERAGE RENT PRICE (ANNI 2019,2021,2022,2023)

Average Rent price

 $= \beta 0 + \beta 1 \ professional_host + \beta 2 \ Month_num + \epsilon$

. regress Average_Rent_Price professional_host##i.Month_num

| Source | SS | df | MS | Number of obs | = | 92,406 |
|----------|------------|--------|------------|---------------|---|--------|
| | | | | F(23, 92382) | = | 27.19 |
| Model | 8432261.9 | 23 | 366620.083 | Prob > F | = | 0.0000 |
| Residual | 1.2457e+09 | 92,382 | 13484.38 | R-squared | = | 0.0067 |
| | | | | Adj R-squared | = | 0.0065 |
| Total | 1.2541e+09 | 92,405 | 13572.2769 | Root MSE | = | 116.12 |

| Average_Rent_Price | Coef. | Std. Err. | t | P> t | [95% Conf. | Interval] |
|-----------------------------|-----------|-----------|-------|-------|------------|-----------|
| 1.professional_host | 4.724653 | 3.257245 | 1.45 | 0.147 | -1.659514 | 11.10882 |
| Month_num | | | | | | |
| 2 | 1.321403 | 2.04615 | 0.65 | 0.518 | -2.689031 | 5.331837 |
| 3 | 2.319136 | 2.199813 | 1.05 | 0.292 | -1.992475 | 6.630747 |
| 4 | 32.56206 | 2.048535 | 15.90 | 0.000 | 28.54695 | 36.57717 |
| 5 | 5.491609 | 2.077778 | 2.64 | 0.008 | 1.419186 | 9.564032 |
| 6 | 14.81343 | 2.003041 | 7.40 | 0.000 | 10.88749 | 18.73937 |
| 7 | 3.426055 | 2.035657 | 1.68 | 0.092 | 5638114 | 7.415921 |
| 8 | 4.006612 | 2.073844 | 1.93 | 0.053 | 0581005 | 8.071325 |
| 9 | 11.02384 | 1.94347 | 5.67 | 0.000 | 7.214663 | 14.83302 |
| 10 | 6.354752 | 2.02443 | 3.14 | 0.002 | 2.386889 | 10.32262 |
| 11 | 6.792546 | 2.084358 | 3.26 | 0.001 | 2.707225 | 10.87787 |
| 12 | 11.44714 | 2.056379 | 5.57 | 0.000 | 7.416657 | 15.47762 |
| professional_host#Month_num | | | | | | |
| 1 2 | 2.106024 | 4.650133 | 0.45 | 0.651 | -7.008189 | 11.22024 |
| 1 3 | 2.437715 | 5.242768 | 0.46 | 0.642 | -7.838056 | 12.71349 |
| 1 4 | 6.723026 | 4.969454 | 1.35 | 0.176 | -3.017054 | 16.4631 |
| 1 5 | 4.766186 | 4.965725 | 0.96 | 0.337 | -4.966585 | 14.49896 |
| 1 6 | 6.189575 | 4.790171 | 1.29 | 0.196 | -3.19911 | 15.57826 |
| 1 7 | 1.977851 | 4.78818 | 0.41 | 0.680 | -7.406932 | 11.36263 |
| 1 8 | -5.510357 | 4.825239 | -1.14 | 0.253 | -14.96778 | 3.947062 |
| 1 9 | 9.62745 | 4.678393 | 2.06 | 0.040 | .4578474 | 18.79705 |
| 1 10 | 12.81411 | 4.851655 | 2.64 | 0.008 | 3.304913 | 22.3233 |
| 1 11 | 9.251988 | 4.92895 | 1.88 | 0.061 | 408703 | 18.91268 |
| 1 12 | 9.677976 | 4.848014 | 2.00 | 0.046 | .1759191 | 19.18003 |
| _cons | 129.9485 | 1.448026 | 89.74 | 0.000 | 127.1104 | 132.7866 |

TABELLA 16. OUTPUT STATA - AVERAGE RENT PRICE (ANNI 2019, 2021, 2022, 2023)

Expression : Linear prediction, predict()
dy/dx w.r.t. : 1.professional_host

| | 1 | Delta-method | | | | |
|---------------------|------------|--------------|-------|-------|------------|-----------|
| | dy/dx | Std. Err. | t | P> t | [95% Conf. | Interval] |
| 0.professional_host | (base outc | ome) | | | | |
| 1.professional_host | | | | | | |
| Month_num | | | | | | |
| 1 | 4.724653 | 3.257245 | 1.45 | 0.147 | -1.659514 | 11.10882 |
| 2 | 6.830677 | 3.318749 | 2.06 | 0.040 | .3259625 | 13.33539 |
| 3 | 7.162368 | 4.108159 | 1.74 | 0.081 | 8895812 | 15.21432 |
| 4 | 11.44768 | 3.75311 | 3.05 | 0.002 | 4.091622 | 18.80373 |
| 5 | 9.490838 | 3.748171 | 2.53 | 0.011 | 2.144462 | 16.83721 |
| 6 | 10.91423 | 3.512277 | 3.11 | 0.002 | 4.030201 | 17.79825 |
| 7 | 6.702504 | 3.509561 | 1.91 | 0.056 | 1762001 | 13.58121 |
| 8 | 785704 | 3.559956 | -0.22 | 0.825 | -7.763182 | 6.191774 |
| 9 | 14.3521 | 3.358232 | 4.27 | 0.000 | 7.770003 | 20.9342 |
| 10 | 17.53876 | 3.59568 | 4.88 | 0.000 | 10.49126 | 24.58626 |
| 11 | 13.97664 | 3.699311 | 3.78 | 0.000 | 6.726029 | 21.22725 |
| 12 | 14.40263 | 3.590765 | 4.01 | 0.000 | 7.364766 | 21.44049 |

Note: dy/dx for factor levels is the discrete change from the base level.

TABELLA 17. DIFFERENZIALE DI PERFORMANCE - AVERAGE RENT PRICE (ANNI 2019, 2021, 2022, 2023)

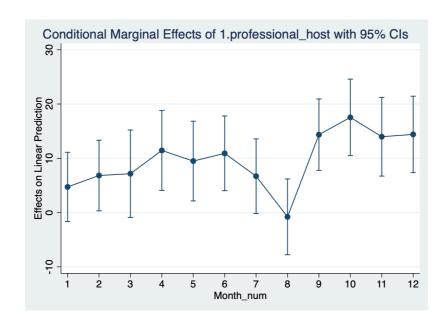


FIGURE 23. DIFFERENZIALE DELL'AVERAGE RENT PRICE (ANNI 2019-2021-2022-2023)

ANALISI DI REGRESSIONE MULTIVARIATA - MODELLI BASE, CONFRONTO SUI DIFFERENZIALI

L'AVERAGE REVENUE PER OFFERED DAY - CONFRONTO DIFFERENZIALI

Grafico anno 2023

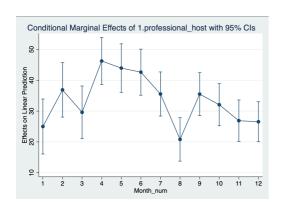
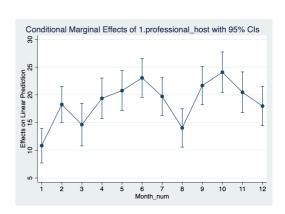


Grafico Anni 2019,2021,2022,2023



Nel grafico del solo anno 2023, gli effetti marginali tendono a essere più alti in valore assoluto rispetto al grafico che include anche gli anni 2019, 2021 e 2022. In particolare, i mesi di aprile, giugno e luglio nel 2023 mostrano un impatto marginale considerevolmente maggiore, con valori superiori a 40 per i ricavi medi giornalieri. Nei dati aggregati (2019, 2021, 2022 e 2023), l'effetto dell'essere un host professionale è più contenuto, oscillando tra 10 e 25. Questo potrebbe riflettere un adattamento più graduale delle dinamiche di mercato nel tempo, con differenze meno marcate tra host professionali e non professionali su un arco temporale più lungo.

Il grafico per il 2023 mostra barre di errore (intervalli di confidenza al 95%) più ampie, suggerendo una maggiore variabilità o incertezza nell'effetto stimato per ciascun mese. Questo potrebbe derivare dalla maggiore volatilità del mercato nel 2023 o da eventi specifici di quell'anno che hanno influenzato la capacità degli host professionali di generare ricavi. Al contrario, nel grafico che include anche gli anni precedenti, gli intervalli di confidenza sono più contenuti, suggerendo che l'effetto dell'essere un host professionale è più stabile nel tempo, con una variabilità ridotta.

Nel grafico del 2023, l'effetto marginale di essere un host professionale appare più irregolare, con picchi e cali evidenti nei diversi mesi (ad esempio,

un picco in aprile e una discesa marcata in agosto e dicembre). Questo andamento può essere indicativo di un mercato che risponde a eventi specifici o cambiamenti improvvisi nella domanda. Nei dati aggregati, l'effetto marginale segue un andamento stagionale più prevedibile, con un trend di crescita graduale nei mesi primaverili e un picco tra settembre e ottobre, prima di calare verso dicembre. Questo andamento più regolare potrebbe indicare la presenza di una stagionalità consolidata nel mercato Airbnb a Milano, con gli host professionali che traggono vantaggio in modo più prevedibile durante periodi di alta domanda come l'autunno.

L'analisi comparativa tra i due grafici rivela come la professionalizzazione degli host su Airbnb influisca sui ricavi medi giornalieri, con alcune differenze significative tra l'analisi limitata al solo 2023 e quella che include più anni. Nel 2023, gli effetti marginali di essere un host professionale sono più ampi e variabili, suggerendo un mercato più dinamico o soggetto a eventi eccezionali. Invece, l'analisi sui dati aggregati (2019, 2021, 2022 e 2023) mostra un effetto più stabile e strutturale, con una stagionalità che riflette una domanda più consolidata nel tempo, resta il fatto che il periodo post pandemia non è da considerare pienamente affidabile per un'analisi di questo tipo.

AVERAGE OCCUPANCY RATE - CONFRONTO DIFFERENZIALI

Grafico anno 2023

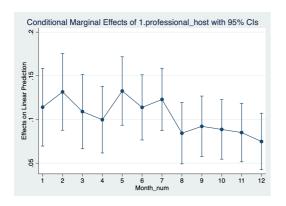
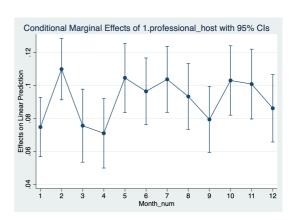


Grafico Anni 2019,2021,2022,2023



Nel grafico relativo al solo anno 2023, l'effetto marginale di essere un host professionale sui tassi di occupazione è più pronunciato, con valori che si aggirano intorno a 0,1-0,15 nella maggior parte dei mesi. Questo suggerisce che nel 2023 gli host professionali abbiano registrato tassi di occupazione più elevati rispetto ai non professionali, potenzialmente a causa di una gestione più efficace delle prenotazioni e di una maggiore capacità di attrarre clienti in

un mercato specifico di quell'anno. Nel grafico in cui gli anni sono aggregati (2019, 2021, 2022, 2023), l'effetto marginale è più ridotto e stabile, oscillando principalmente tra 0,06 e 0,12. Questa differenza può indicare che, osservando un periodo temporale più lungo, il vantaggio competitivo degli host professionali in termini di tasso di occupazione si mantiene ma risulta meno accentuato.

Nel grafico del solo 2023, le barre di errore (intervalli di confidenza al 95%) sono leggermente più ampie, indicando una maggiore variabilità e incertezza nei valori stimati dell'effetto marginale di professionalità sull' *occupancy_rate*. Questo potrebbe suggerire che nel 2023 ci siano stati fattori specifici e variabili, come eventi imprevedibili o cambiamenti nella domanda, che hanno reso più volatile l'effetto degli host professionali sui tassi di occupazione.

Nel grafico aggregato, gli intervalli di confidenza sono più stretti, suggerendo che l'effetto di essere un host professionale è più stabile quando osservato su più anni. Questo supporta l'idea che il vantaggio competitivo degli host professionali in termini di tasso di occupazione sia una tendenza consolidata piuttosto che un fenomeno di breve durata.

Questa analisi supporta l'idea che la professionalità sia un fattore cruciale per massimizzare i tassi di occupazione su Airbnb, con effetti più marcati in alcuni anni specifici e un impatto costante nel lungo periodo.

AVERAGE RENT PRICE - CONFRONTO DIFFERENZIALI

Grafico anno 2023

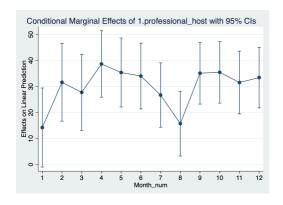
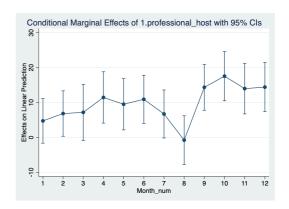


Grafico Anni 2019,2021,2022,2023



Nel grafico per il solo anno 2023, l'effetto marginale di essere un host professionale è generalmente più alto, con valori che oscillano tra 10 e 50 a seconda del mese. Questo suggerisce che nel 2023 gli host professionali abbiano avuto una maggiore capacità di mantenere prezzi di affitto più elevati rispetto agli host non professionali, riflettendo un possibile vantaggio competitivo.

Nel grafico aggregato (2019, 2021, 2022 e 2023), l'effetto marginale è più contenuto, variando principalmente tra 0 e 20. Questa riduzione nell'ampiezza può indicare che, sebbene gli host professionali mantengano prezzi medi più alti nel tempo, il differenziale di prezzo rispetto agli host non professionali è meno pronunciato su un periodo temporale più lungo, probabilmente dovuto anche alle dinamiche di mercato legate all'epidemia da COVID19.

Nel grafico del solo 2023, gli intervalli di confidenza (95% CI) sono ampi, indicando una maggiore incertezza nelle stime mensili. Questo potrebbe essere dovuto alla specificità del mercato nel 2023, caratterizzato da una maggiore volatilità dei prezzi. Nel grafico con dati aggregati, gli intervalli di confidenza sono più stretti, suggerendo che l'effetto della professionalità sul prezzo medio di affitto è più stabile e prevedibile nel lungo termine.

Nel grafico relativo al 2023, l'effetto marginale di essere un host professionale sul *Average Rent Price* mostra picchi significativi in mesi come aprile, giugno e luglio, seguiti da un calo nei mesi successivi per poi risalire da settembre. Questo andamento è sicuramente correlato a eventi quali design week, fashion week e festival musicali che generano alta domanda in quei mesi specifici.

Nel grafico aggregato, l'effetto marginale presenta un andamento più uniforme, con un leggero aumento nei mesi estivi e autunnali (tra giugno e ottobre), che coincidono con periodi di alta stagione turistica. Questo andamento suggerisce che gli host professionali tendono a mantenere prezzi più alti durante i periodi di alta domanda, ma in maniera più prevedibile rispetto al solo anno 2023.

Nel 2023, gli host professionali mostrano una capacità accentuata di applicare prezzi medi più elevati, suggerendo un vantaggio competitivo in un contesto di mercato specifico. Nei dati aggregati, l'effetto è più stabile, indicando che il vantaggio dei professionisti sui prezzi è una tendenza consolidata ma meno volatile.

Entrambi i grafici mostrano un incremento nei prezzi medi di affitto durante i mesi estivi e autunnali, con differenze più marcate nel 2023. Questo suggerisce che gli host professionali sfruttano la stagionalità per massimizzare i guadagni, con un approccio più dinamico nel breve termine (2023) e più stabile nel lungo periodo.

Questa analisi rafforza l'idea che la professionalizzazione rappresenti un vantaggio per gli host Airbnb, soprattutto nella gestione dei prezzi, permettendo loro di mantenere un posizionamento di prezzo più alto rispetto ai non professionali e di adattarsi meglio ai picchi di domanda stagionale.

ANALISI DI REGRESSIONE MULTIVARIATA PIÙ VARIABILI – I MODELLO

Average Revenue per Offered Day

- $= \beta 0 + \beta 1 professional_{host} + \beta 2 Month_{num}$
- $+\beta$ 3MediaOverallRating
- $+\beta 4SommadiNumerofReviews +\beta 5AirbnbSuperhost$
- $+\beta 6ListingType_Category + \epsilon$

. regress Average_revenue_per_offered_day professional_host##i.Month_num MediadiOverallRating SommadiNumberofReviews AirbnbSuperhost_du > mmy i.ListingType_Category

| Source Model Residual Total | SS 50307940.8 335000107 385308048 | 28 102,858 102,886 | MS 1796712.17 3256.91834 3744.99978 | Number of F(28, 1028 Prob > F R-squared Adj R-squa Root MSE | 58) = = = | 102,887 551.66 0.0000 0.1306 0.1303 57.069 | |
|--------------------------------------|--|--------------------------|--|--|-----------------|---|-------------|
| verage_revenu | ue_per_offer~y | Coe | ef. Std. E | r. t | P> t | [95% Conf | . Interval] |
| 1.pro | fessional_host | 5.5129 | 83 1.61609 | 9 3.41 | 0.001 | 2.34545 | 8.680516 |
| | Month_num | | | | | | |
| | 2 | 4.5612 | 83 .827712 | 2 5.51 | 0.000 | 2.938978 | 6.183588 |
| | 3 | .72375 | 89 .884057 | 6 0.82 | 0.413 | -1.008982 | 2.4565 |
| | 4 | 11.946 | 39 .873556 | 2 13.67 | 0.000 | 10.22823 | 13.65255 |
| | 5 | 8.9591 | .09 .876407 | 5 10.22 | 0.000 | 7.241361 | 10.67686 |
| | 6 | 21.452 | .866027 | 9 24.77 | 0.000 | 19.75482 | 23.14962 |
| | 7 | 12.275 | 32 .871239 | 8 14.09 | 0.000 | 10.5677 | 13.98294 |
| | 8 | 10.223 | .87738 | 5 11.65 | 0.000 | 8.503526 | 11.94285 |
| | 9 | 35.596 | 71 .873395 | 8 40.75 | 0.000 | 33.87887 | 37.30256 |
| | 10 | 27.54 | 62 .90503 | 4 30.44 | 0.000 | 25.77235 | 29.32006 |
| | 11 | 22.197 | 33 .914213 | 4 24.28 | 0.000 | 20.40549 | 23.98918 |
| | 12 | 19.026 | .897686 | 9 21.20 | 0.000 | 17.26721 | 20.78612 |
| rofessional h | nost#Month_num | | | | | | |
| | 1 2 | 7.5601 | .63 2.327! | 2 3.25 | 0.001 | 2.998255 | 12.12207 |
| | 1 3 | 3.8145 | | | 0.153 | -1.420805 | 9.049914 |
| | 1 4 | 4.2177 | | | 0.108 | 9295345 | 9.364958 |
| | 1 5 | 8.8406 | | | 0.001 | 3.726778 | 13.95449 |
| | 1 6 | 14.114 | 85 2.56019 | 3 5.51 | 0.000 | 9.096904 | 19.13279 |
| | 1 7 | 8.8616 | | | 0.001 | 3.843202 | 13.88017 |
| | 1 8 | 5.9236 | | | 0.021 | .8841119 | 10.96196 |
| | 1 9 | 13.617 | | | 0.000 | 8.564913 | 18.67088 |
| | 1 10 | 15.301 | | | 0.000 | 9.963233 | 20.63933 |
| | 1 11 | 11.282 | | | 0.000 | 5.889684 | 16.67607 |
| | 1 12 | 6.892 | | | 0.010 | 1.635174 | 12.14997 |
| Modiad | iOverallRating | 35503 | 44 011024 | 2 29.86 | 0.000 | .332571 | . 3792977 |
| | umberofReviews | .35593 | | | 0.000 | .0402617 | .0442886 |
| | | 18.506 | | | 0.000 | 17.51932 | 19.48134 |
| ATLDUDS | uperhost_dummy | 10.500 | ולטשכ. ככי | 4 30.96 | 0.000 | 17.51932 | 19.46134 |
| Listing | Type_Category | | | | | | |
| | 2 | -28.362 | .40862 | 8 -69.41 | 0.000 | -29.16321 | -27.56141 |
| | 3 | -34.286 | 71 1.4916 | .8 –22.99 | 0.000 | -37.21026 | -31.36316 |
| | _cons | -4.4737 | 64 1.2306 | i4 -3.64 | 0.000 | -6.88585 | -2.061678 |

Questo modello di regressione lineare multipla analizza come diverse variabili indipendenti influenzino la variabile dipendente "Average Revenue per Offered Day" per gli host su Airbnb. Il periodo di analisi comprende gli anni 2019, 2021 e 2022. Sono stati esclusi i dati relativi al 2023 per mancanza della variabile "ListingType_Category" e sono stati omessi i dati relativi alle "hotel room" come tipologia di proprietà.

Interpretazione dei Coefficienti:

- 1. professional_host: Il coefficiente positivo (5,512983; p = 0,001) indica che essere un host professionale aumenta significativamente il ricavo medio giornaliero di circa 5,51 unità rispetto a un host non professionale, mantenendo costanti tutte le altre variabili. Questo risultato è statisticamente significativo e suggerisce un vantaggio economico associato alla professionalità.
- 2. Month_num(1-12): Le variabili "Month_num" rappresentano la stagionalità e mostrano come i ricavi varino durante l'anno. Alcune osservazioni principali includono:
 - Marzo (Month_num 3) ha un effetto non significativo (p = 0,413), mentre altri mesi come aprile (13,67) e settembre (30,44) mostrano aumenti significativi e sostanziali nei ricavi (p < 0,001).
 - Settembre, in particolare, ha il coefficiente più alto (30,44), evidenziando che i ricavi sono molto più alti rispetto a gennaio, probabilmente a causa di eventi o alta domanda turistica.
- 3. Interazione professional_host#Month_num: L'interazione tra "professional_host" e i vari mesi mostra come l'effetto di essere un host professionale vari in base al mese:
 - Settembre (9) ha un coefficiente significativo di 13,61789 (p < 0,001), suggerendo che i professionisti ottengono ricavi maggiori rispetto ai non professionali durante questo mese.
 - Altri mesi come novembre e dicembre mostrano effetti simili, sottolineando che il vantaggio della professionalità è più evidente in certi periodi dell'anno.
- 4. MediadiOverallRating: Il coefficiente per la valutazione media complessiva è 0,355 (p < 0,001), suggerendo che una valutazione migliore contribuisce a incrementare i ricavi giornalieri.
- 5. Somma di Number of Reviews: Il numero totale di recensioni ha un impatto positivo e significativo (coefficiente = 0,0422; p < 0,001), indicando che gli annunci con più recensioni tendono a generare ricavi più alti.
- 6. AirbnbSuperhost_dummy: Gli host con status di Superhost hanno un vantaggio economico significativo, con un incremento di 18,50 nel ricavo medio giornaliero (p < 0,001). Da questo si evince che lo status di

- Superhost è percepito come valore aggiunto dagli utenti, generando un aumento dei ricavi.
- 7. ListingType_Category: La tipologia di proprietà ha un effetto significativo:
 - <u>Le camere private in appartamenti condivisi (categoria 2) e le camere condivise (categoria 3) hanno coefficienti negativi (-28,36231 e -34,28671 rispettivamente), indicando ricavi inferiori rispetto agli appartamenti privati (categoria di riferimento).</u>
 - La diminuzione è particolarmente pronunciata per le camere condivise, il che implica che gli appartamenti privati offrono un vantaggio competitivo nei ricavi.

Essere un host professionale è associato a un incremento significativo nel ricavo medio per giorno offerto, specialmente in specifici mesi dell'anno, evidenziando il vantaggio della professionalizzazione nel mercato Airbnb. Una valutazione complessiva più alta e lo status di Superhost contribuiscono a migliorare i ricavi, suggerendo che la qualità percepita dagli utenti è un fattore cruciale per il successo sulla piattaforma. Inoltre, gli appartamenti privati offrono ricavi significativamente più alti rispetto alle camere private e condivise, confermando la rilevanza della tipologia di alloggio sulle performance finanziarie.

ANALISI DI REGRESSIONE MULTIVARIATA PIÙ VARIABILI – II MODELLO

Average Revenue per Offered Day

- $= \beta 0 + \beta 1 \, professional_{host} + \beta 2 \, Month_{num}$
- $+\beta$ 3MediaOverallRating
- $+\beta 4SommadiNumer of Reviews +\beta 5AirbnbSuperhost +\epsilon$

| Source Model Residual | 58234772.7 533751556 | | MS 2239798.95 3941.86045 | Number of F(26, 1354 Prob > F R-squared Adj R-squa | 106) = = = = | 135,433 568.21 0.0000 0.0984 0.0982 | | |
|-----------------------------|-------------------------|---------|--------------------------------|--|-----------------------|---|-------------|--|
| Total | 591986329 | 135,432 | 4371.09641 | | = | 62.784 | | |
| verage_revenu | ue_per_offer~y | Co | ef. Std. | Err. t | P> t | [95% Conf. | . Interval] | |
| 1.pro1 | fessional_host | 2.716 | 505 1.544 | 181 1.76 | 0.079 | 3100609 | 5.74307 | |
| | Month_num | | | | | | | |
| | 2 | 5.670 | 452 .8517 | 418 6.66 | 0.000 | 4.001054 | 7.33985 | |
| | 3 | 2.553 | | | 0.004 | .8043105 | 4.302741 | |
| | 4 | 22.81 | | | 0.000 | 21.11203 | 24.52609 | |
| | 5 | 15.26 | | | 0.000 | 13.54928 | 16.98744 | |
| | 6 | 26.60 | | | 0.000 | 24.91096 | 28.30516 | |
| | 7 | 15.47 | 569 .8666 | 415 17.86 | 0.000 | 13.77709 | 17.17429 | |
| | 8 | 10.07 | 226 .8710 | 653 11.56 | 0.000 | 8.364989 | 11.77953 | |
| | 9 | 38.22 | 012 .8623 | 673 44.32 | 0.000 | 36.52989 | 39.91034 | |
| | 10 | 28.29 | 249 .8844 | 346 31.99 | 0.000 | 26.55901 | 30.02596 | |
| | 11 | 18.13 | 758 .8912 | 292 20.35 | 0.000 | 16.39079 | 19.88437 | |
| | 12 | 14.74 | 641 .8773 | 277 16.81 | 0.000 | 13.02686 | 16.46595 | |
| rofessional_h | nost#Month_num | | | | | | | |
| _ | 1 2 | 7.061 | 655 2.212 | 011 3.19 | 0.001 | 2.726154 | 11.39716 | |
| | 1 3 | 5.745 | | | 0.018 | .9747221 | 10.51599 | |
| | 1 4 | 10.40 | | | 0.000 | 5.766124 | 15.04755 | |
| | 1 5 | 11.45 | 845 2.364 | 075 4.85 | 0.000 | 6.82491 | 16.09199 | |
| | 1 6 | 13.61 | 255 2.320 | 421 5.87 | 0.000 | 9.064572 | 18.16054 | |
| | 1 7 | 10.29 | 468 2.308 | 569 4.46 | 0.000 | 5.769926 | 14.81943 | |
| | 1 8 | 4.85 | 385 2.305 | 242 2.11 | 0.035 | .3356186 | 9.372082 | |
| | 1 9 | 11.65 | 883 2.310 | 617 5.05 | 0.000 | 7.130061 | 16.18759 | |
| | 1 10 | 13.1 | 508 2.375 | 289 5.54 | 0.000 | 8.495279 | 17.80633 | |
| | 1 11 | 10. | 362 2.385 | 731 4.34 | 0.000 | 5.68601 | 15.03799 | |
| | 1 12 | 8.124 | 775 2.335 | 799 3.48 | 0.001 | 3.546653 | 12.7029 | |
| Mediadi | iOverallRating | 7.20e | -07 2.88e | -08 24.95 | 0.000 | 6.63e-07 | 7.76e-07 | |
| SommadiNu | ımberofReviews | .053 | 059 .0010 | 341 51.31 | 0.000 | .0510322 | .0550858 | |
| AirbnbSu | perhost_dummy | 27.97 | 913 .4188 | 116 66.81 | 0.000 | 27.15826 | 28.79999 | |
| | _cons | 22.05 | 504 .6004 | 615 36.73 | 0.000 | 20.87815 | 23.23194 | |

La decisione di non includere la variabile *ListingType_Category* in questo modello consente di incorporare l'anno 2023, per il quale questa variabile non è disponibile. Questa scelta metodologica risulta utile per esplorare l'impatto di altre variabili (professionalità, stagionalità, reputazione, ecc.) sui ricavi medi giornalieri in un periodo più ampio e recente.

Interpretazione dei Coefficienti:

1. **professional_host**: Il coefficiente di 2,716055 (p = 0,079) per "professional_host" è positivo ma non significativo a un livello convenzionale di p < 0,05. Questo suggerisce che, quando si includono

- i dati del 2023 senza controllare per *ListingType_Category*, l'effetto della professionalità non risulta statisticamente rilevante. Questo può indicare che l'impatto della professionalità potrebbe essere attenuato o confuso da altri fattori presenti nell'analisi di un periodo più esteso.
- 2. **Month_num (1-12)**: Le variabili di mese riflettono la stagionalità e mostrano variazioni significative nel ricavo medio per giorno offerto:
 - Mesi come giugno (coefficiente = 26,60806) e settembre (coefficiente = 38,22012) presentano aumenti notevoli e significativi rispetto a gennaio, indicando un impatto stagionale marcato.
 - O Anche ottobre (28,29249) e dicembre (14,74641) mostrano aumenti significativi, con i ricavi più alti nei mesi di settembre e ottobre, che potrebbero coincidere con periodi di maggiore domanda turistica e di eventi importanti a Milano.
- 3. Interazione professional_host#Month_num: L'interazione tra "professional_host" e i vari mesi suggerisce che il vantaggio per gli host professionali varia notevolmente durante l'anno:
 - Gennaio (coefficiente = 7,06155; p = 0,001) e marzo (coefficiente = 5,745357; p = 0,018) presentano un vantaggio significativo per gli host professionali rispetto ai non professionali.
 - O Settembre (coefficiente = 11,65883) e novembre (coefficiente = 13,1508) mostrano anch'essi vantaggi notevoli per gli host professionali, indicando che questi mesi offrono maggiori opportunità di profitto per gli host con gestione professionale.
- 4. **MediadiOverallRating**: Il coefficiente di 7,020e-07 (p < 0,001) per la valutazione media complessiva è positivo e significativo, suggerendo che un incremento della valutazione media è associato a un aumento del ricavo medio giornaliero, anche se l'effetto è relativamente moderato.
- 5. **Somma di Number of Reviews**: Il numero di recensioni ha un impatto positivo e significativo (coefficiente = 0,053059; p < 0,001), confermando che gli annunci con un maggior numero di recensioni tendono a generare più ricavi. Questo può essere dovuto a una maggiore visibilità e fiducia da parte dei clienti.
- 6. **AirbnbSuperhost_dummy**: Il coefficiente per lo status di Superhost è 27,97913 (p < 0,001), il che indica un effetto significativo e positivo. Questo suggerisce che gli host Superhost godono di un vantaggio economico sostanziale, riflettendo la preferenza degli utenti per alloggi gestiti da Superhost, considerati più affidabili.

CONCLUSIONI

Il presente elaborato ha analizzato le differenze nelle performance operative e finanziarie tra host professionali e non professionali su Airbnb nella città di Milano. Le analisi si sono basate su tre indicatorichiave di performance: Average revenue per offered day, Occupancy Rate e Average Rent Price, studiati sia per il singolo anno 2023 sia per il periodo che include gli anni 2019 al 2023, escludendo il 2020.

I risultati indicano chiaramente che gli host professionali ottengono, in media, performance finanziarie superiori rispetto ai non professionali, soprattutto in termini di ricavo medio per giorno offerto e tasso di occupazione.

- Average revenue per offered day (2023): I coefficienti positivi per la variabile professional_host, nei mesi, con un p-value di **0,000**, indicano che gli host professionali generano, in media, circa x euro in più al giorno rispetto ai non professionali. Tale differenza di ricavo è statisticamente significativa e si conferma anche nei dati aggregati per gli anni 2019, 2021, 2022 e 2023, suggerendo che il fenomeno non è occasionale ma riflette una tendenza persistente nel tempo.
- Occupancy Rate (2023): Anche per il tasso di occupazione, il coefficiente per professional_host è significativo (con un p-value di **0,000**), indicando che gli host professionali hanno un tasso di occupazione superiore per ogni mese dell'anno rispetto ai non professionali. Questa maggiore capacità di mantenere alta l'occupazione si conferma anche nei modelli pluriennali.

Questi risultati suggeriscono che la professionalità degli host si traduce in un'efficace gestione delle proprietà, una maggiore attrattività per i clienti e una più alta ottimizzazione dei ricavi.

L'analisi delle interazioni tra la variabile *professional_host* e i mesi dell'anno (*Month_num*) evidenzia l'importanza della stagionalità nel contesto di Milano. Le differenze di performance tra host professionali e non professionali variano infatti in base al periodo dell'anno:

- Average revenue per offered day (2023): Gli host professionali registrano picchi di ricavi significativi nei mesi di aprile, maggio e giugno, periodi in cui Milano ospita eventi e fiere di rilevanza internazionale, attirando un numero

elevato di visitatori. Ad esempio, il coefficiente di **21,23** per l'interazione tra professional_host e aprile indica un guadagno aggiuntivo sostanziale per gli host professionali rispetto ai non professionali. Questo dimostra la loro capacità di adeguare dinamicamente i prezzi e massimizzare i ricavi durante i picchi di domanda.

- Occupancy Rate (2023): Il tasso di occupazione per gli host professionali tende a essere elevato e costante durante tutto l'anno, senza picchi o cali significativi in base alla stagionalità. Questo suggerisce che la professionalizzazione non solo migliora il tasso di occupazione complessivo, ma lo rende anche meno suscettibile alle fluttuazioni stagionali, garantendo una maggiore stabilità nel flusso di prenotazioni.

L'effetto della professionalizzazione sui prezzi medi di affitto (Average Rent Price) appare meno netto rispetto agli altri indicatori:

- Average Rent Price (2023): Sebbene il coefficiente per professional_host sia positivo non raggiunge una significatività statistica standard (p-value **0,066**), indicando che la differenza di prezzo medio tra host professionali e non professionali non è marcata.

Tuttavia il coefficiente per *professional_host* diventa più significativo nei modelli pluriennali che includono variabili di controllo come *MediaOverallRating, SommadiNumberofReviews, AirbnbSuperhost_dummy* e *ListingType_Category*. Da ciò si deduce che, una volta controllati aspetti legati alla qualità e alla reputazione dell'alloggio, gli host professionali riescono comunque ad applicare prezzi leggermente più alti, probabilmente grazie a strategie di pricing più sofisticate e a una migliore capacità di interpretare le dinamiche di mercato.

L'analisi è stata ulteriormente arricchita dall'inclusione di variabili di controllo relative alla qualità offertace alla reputazione dell'host (superhost):

- *MediaOverallRating* e *SommadiNumberofReviews* presentano coefficienti positivi e significativi, confermando che una valutazione media elevata e un alto numero di recensioni sono correlati a ricavi maggiori. Ciò sottolinea l'importanza della fiducia e della qualità percepita dagli utenti.
- AirbnbSuperhost_dummy: Gli host con status di Superhost ottengono ricavi

significativamente più alti, confermando che la reputazione è un fattore determinante su Airbnb.

- *ListingType_Category*: Le differenze tra le categorie di alloggio sono anch'esse rilevanti, con alcune tipologie (appartamenti privati) che generano ricavi medi giornalieri superiori rispetto a camere condivise.

Risulta, dunque, evidente che la professionalizzazione sia un elemento cruciale per migliorare le performance su Airbnb, sia in termini di ricavi sia in termini di occupazione. Gli host professionali mostrano una maggiore capacità di adattarsi alle dinamiche della domanda, una miglior ottimizzazione dei prezzi e capitalizzazione sui picchi stagionali. Tali capacità si rivelano particolarmente vantaggiose in una città turistica come Milano, dove la domanda è altamente influenzata da eventi e fiere internazionali.

LIMITI E SVILUPPI FUTURI

Nonostante i risultati significativi, è importante considerare alcune limitazioni dello studio. La definizione di "host professionale", basata sul numero di proprietà gestite, potrebbe non riflettere completamente il grado di professionalità nella gestione. Anche gli host con una sola proprietà potrebbero adottare pratiche professionali, al contrario non tutti gli host multiproprietari potrebbero gestirle efficacemente. Inoltre, l'assenza di variabili relative alla posizione esatta degli alloggi e alle loro caratteristiche specifiche potrebbe introdurre deviazioni nelle stime. Infatti, la localizzazione e la qualità dell'alloggio sono fattori altamente significativi per i ricavi e i tassi di occupazione, e la loro esclusione potrebbe limitare la precisione dei risultati.

Un'altra considerazione riguarda la generalizzabilità dei risultati. Lo studio si focalizza esclusivamente su Milano. Le conclusioni potrebbero non essere applicabili ad altre città o regioni con caratteristiche diverse. Future ricerche potrebbero estendere l'analisi ad altri contesti geografici per verificare la robustezza dei modelli e delle ipotesi.

È anche possibile che il modello sia altamente influenzabile da variabili non osservate come la capacità imprenditoriale dell'host, l'investimento in marketing o l'uso di tecnologie avanzate per la gestione delle prenotazioni.

Nonostante queste limitazioni, lo studio offre importanti implicazioni pratiche. Gli host non professionali potrebbero migliorare le proprie performance adottando pratiche più professionali, come l'uso di strumenti di pricing dinamico, l'investimento nella qualità dell'alloggio e l'ottimizzazione della presenza online.

La professionalizzazione degli host su Airbnb sembra essere un fattore chiave per ottenere performance operative e finanziarie superiori. Gli host professionali dimostrano una maggiore capacità di adattarsi alle dinamiche di mercato, massimizzando i ricavi e mantenendo elevati tassi di occupazione, specialmente nei periodi di alta domanda.

Per consolidare e approfondire queste conclusioni, future ricerche potrebbero includere variabili aggiuntive come la localizzazione precisa degli alloggi e le loro caratteristiche specifiche e adottare metodologie più sofisticate per isolare l'effetto causale della professionalizzazione. Inoltre, estendere l'analisi

ad altri contesti geografici permetterebbe di verificare la generalizzabilità dei risultati e di comprendere meglio le dinamiche del mercato della sharing economy in diverse realtà.

Lo studio della professionalizzazione dell'host su Airbnb non è solo di interesse accademico ma ha anche rilevanti implicazioni pratiche per gli operatori del settore. Promuovere la professionalizzazione può contribuire a migliorare la qualità del servizio offerto, aumentare la soddisfazione dei clienti e sostenere la crescita della piattaforma.

BIBLIOGRAFIA E REFERENZE

- Adamiak C (2018) Mapping airbnb supply in european cities. Annals of Tourism Research 71: 67–71. Crossref.
- Agent Pricing in the Sharing Economy: Evidence from Airbnb. Li, Moreno,
 & Zhang (2019)
- Armstrong, M. (2006). Competition in Two-Sided Markets. Rand Journal of Economics, 37.
- Christensen, Clayton M, Michael E Raynor, McDonald Rory, and Rory McDonald. 2015. "What Is Disruptive Innovation?" Harvard Business Review 93(12): 44–53.
- Deboosere R, Kerrigan DJ, Wachsmuth D, et al. (2019) Location, location and professionalization: A multilevel hedonic analysis of airbnb listing prices and revenue. Regional Studies, Regional Science, 6(1): 143–156.Crossref.
- DellaVigna S (2009) Psychology and economics: evidence from the field.
 J Econ Lit 47(2):315–372
- Dogru, T., Mody, M., & al., e. (2020). Airbnb 2.0: Is it a sharing platform or a loadging corporation. Boston University, School of Hospitality Administration.
- Frenken, K., & Schor, J. (2019). Putting the sharing economy into perspective. In A research agenda for sustainable consumption governance, 121-135.
- Georges Casamatta, Sauveur Giannoni, Daniel Brunstein, Johan Jouve (2022) Host type and pricing on Airbnb: Seasonality and perceived market power.
- Jelke R. Bosma (2022) Platformed professionalization: Labor, assets, and earning a livelihood through Airbnb
- Karen Xie, Cindy Yoonjoung Heo, Zhenxing Eddie Mao, Do professional hosts matter Evidence from multi-listing and full-time hosts in Airbnb, Journal of Hospitality and Tourism Management, Volume 47,2021
- Kyle Barron, Edward Kung, Davide Proserpio (2020) "The effect of homesharing on house prices and rents: evidence from airbnb", Marketing Science, pp. 1-25
- May, Königsson, & Holmstrom. (2017). Unlocking the sharing economy:
 Investigating the barriers for the sharing economy in a city context. First Monday.

- Mayer C (2001) Loss aversion and seller behavior: evidence from the housing market. Q J Econ 116:1233–1260
- Malmendier U, Tate G (2008) Who makes acquisitions CEO overconfidence and the market's reaction. J Financ Econ 89(1):20–43
- Moatti, Sophie-Charlotte. 2015. "The Sharing Economy's New Middlemen." Harvard Business Review: 1–4.
- Oskam, J., van der Rest, J. P., & Telkamp, B. (2018). What's mine is yours, but at what price? Dynamic pricing behavior as an indicator of Airbnb host professionalization. Journal of Revenue and Pricing Management, 17, 311-328.
- Sutherland, & Jarrahi. (2018). The sharing economy and digital platforms: A review and research agenda. Elsevier Ltd.
- Xie, K., & Mao, Z. (2017). The impacts of quality and quantity attributes of Airbnb hosts on listing performance. International Journal of Contemporary Hospitality Managemen

SITOGRAFIA

https://www.2-pm.it/2021/12/02/cose-una-piattaforma-digitale

https://bmtoolbox.net/patterns/sharing-economy/

https://hbr.org/2015/12/what-is-disruptive-innovation

https://businessmodelanalyst.com/it/analisi-swot-di-airbnb/

https://fourweekmba.com/it/modello-di-business-di-airbnb/

https://fourweekmba.com/airbnb-revenue-model/

https://www.busbud.com/blog/airbnb-vs-hotel-rates/

https://hello.pricelabs.co/it/strategie-di-prezzi-stagionali-su-airbnb-per-lalta-e-la-bassa-stagione/

https://hello.pricelabs.co/it/strategie-di-prezzi-stagionali-su-airbnb-per-lalta-e-la-bassa-stagione/

https://www.offtopiclab.org/airbnb-2023/

https://insideairbnb.com

https://www.ilriformista.it/perche-milano-e-la-capitale-dei-grandi-eventi-e-la-citta-motore-di-idee-e-creativita-376520/

https://www.gloriouscrew.com/it-it/blog/real-estate-news/leffetto-degli-eventi-di-milano-sulla-citta-e-sul-mercato-immobiliare

https://keynest.com/us/blog/airbnbs-winter-2023-release-guest-favorite-badge-vs-superhost-status

https://strspecialist.com/airbnb-guest-favorite-badge-vs-superhost/

INDICE FIGURE

| FIGURA 1. SHARING ECONOMY SISTEM | 4 |
|---|----|
| FIGURA 2. IL MODELLO DI PIATTAFORMA DI AIRBNB | 5 |
| FIGURA 3. AIRBNB REVENUE MODEL | 6 |
| FIGURA 4. AIRBNB- BUSINESS MODEL | 8 |
| FIGURA 5. GUEST FAVORITE BADGE VS SUPERHOST STATUS | 13 |
| FIGURA 6. CARATTERISTICHE DELL'HOST PROFESSIONALE | 15 |
| FIGURA 7. CARATTERISTICHE DELL'ALTA E BASSA STAGIONE PER AIRBNB | 18 |
| FIGURA 8. FLUSSO DI LAVORO PRICELABS – AIRBNB | 20 |
| FIGURA 9. NUMERO DI ANNUNCI AIRBNB PRESENTI SUL TERRIRORIO DI MILANO PER TRIMESTRE DAL 2 AL 2023 | |
| FIGURA 10. DIFFERENZE ANNUNCI IN NUMERO E IN PERCENTUALE PER QUARTIERE NELLA CITTA' DI MIL. | |
| FIGURA 11. TIPOLOGIA DI ANNUNCI PUBBLICATI SU AIRBNB NELLA CITTA' DI MILANO, DAL 2018 AL 2023 | |
| FIGURA 12. DIFFERENZA TRA PREZZO MEDIANO PER TIPOLOGIA DI ANNUNCIO NEL 2018 E NEL 2023 | 23 |
| FIGURA 13. DISTRIBUZIONE DEGLI ANNUNCI PER HOST DAL 2018 AL 2023 A MILANO | 24 |
| FIGURA 14. PRIME REVIEW RILASCIATE DAGLI OSPITI PER LA CITTA' DI MILANO | 26 |
| FIGURA 15. L'AVERAGE REVENUE PER OFFERED DAY (ANNO 2023) | 45 |
| FIGURE 16. DIFFERENZIALE DELL'AVERAGE REVENUE PER OFFERED DAY (ANNO 2023) | 47 |
| FIGURE 17. OCCUPANCY RATE (ANNO 2023) | 49 |
| FIGURE 18. DIFFERENZIALE DELL'OCCUPANCY RATE (ANNO 2023) | 50 |
| FIGURA 19. AVERAGE RENT PRICE (ANNO 2023) | 52 |
| FIGURA 20. DIFFERENZIALE DELL'AVERAGE RENT PRICE (ANNO 2023) | 54 |
| FIGURE 21. DIFFERENZIALE DELL'AVERAGE REVENUE PER OFFERED DAY (ANNI 2019-2021-2022-2023) | 56 |
| FIGURE 22. DIFFERENZIALE DELL'OCCUPANCY RATE (ANNI 2019-2021-2022-2023) | 58 |
| FIGURE 23. DIFFERENZIALE DELL'AVERAGE RENT PRICE (ANNI 2019-2021-2022-2023) | 60 |

INDICE TABELLE

| TABELLA 1. SWAT ANALYSIS | 9 |
|--|----|
| TABELLA 2. PREZZO MEDIO PER NOTTE HOTEL E AIRBNB | 16 |
| TABELLA 3. OUTPUT STATA - AVERAGE REVENUE PER OFFERED DAY (ANNO 2023) | 43 |
| TABELLA 4. PREVISIONI MARGINALI - AVERAGE REVENUE PER OFFERED DAY (ANNO 2023) | 44 |
| TABELLA 5. DIFFERENZIALE DI PERFORMANCE - AVERAGE REVENUE PER OFFERED DAY (ANNO 2023) | 46 |
| TABELLA 6. OUTPUT STATA - OCCUPANCY RATE (ANNO 2023) | 48 |
| TABELLA 7. PREVISIONI MARGINALI - OCCUPANCY RATE (ANNO 2023) | 49 |
| TABELLA 8. DIFFERENZIALE DI PERFORMANCE - OCCUPANCY RATE (ANNO 2023) | 50 |
| TABELLA 9. OUTPUT STATA - AVERAGE RENT PRICE (ANNO 2023) | 51 |
| TABELLA 10. PREVISIONI MARGINALI - AVERAGE RENT PRICE (ANNO 2023) | 52 |
| TABELLA 11. DIFFERENZIALE DI PERFORMANCE - AVERAGE RENT PRICE (ANNO 2023) | 54 |
| TABELLA 12. OUTPUT STATA - AVERAGE REVENUE PER OFFERED DAY (ANNI 2019, 2021, 2022, 2023) | 55 |
| TABELLA 13. DIFFERENZIALE DI PERFORMANCE - AVERAGE REVENUE PER OFFERED DAY (ANNI 2019, 2022, 2023) | |
| TABELLA 14. OUTPUT STATA - OCCUPANCY RATE (ANNI 2019, 2021, 2022, 2023) | 57 |
| TABELLA 15. DIFFERENZIALE DI PERFORMANCE - OCCUPANCY RATE (ANNI 2019, 2021, 2022, 2023) | 58 |
| TABELLA 16. OUTPUT STATA - AVERAGE RENT PRICE (ANNI 2019, 2021, 2022, 2023) | 59 |
| TABELLA 17. DIFFERENZIALE DI PERFORMANCE - AVERAGE RENT PRICE (ANNI 2019, 2021, 2022, 2023) | 60 |
| TABELLA 18. OUTPUT STATA - AVERAGE REVENUE PER OFFERED DAY MODELLO I | 66 |
| TABELLA 19. OUTPUT STATA - AVERAGE REVENUE PER OFFERED DAY MODELLO II | 69 |