



**Politecnico
di Torino**

Politecnico di Torino

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale

Percorso Finance

Anno Accademico 2025/2026

Sessione di Laurea: Marzo 2026

**Analisi empirica dell'influenza di
visual e textual cues sulle
performance degli host di Airbnb**

Relatrice:

Elisabetta Raguseo

Candidato:

Lorenzo DiMatteo

*“Trust is the risk
premium of the sharing
economy.”
Arun Sundararajan*

ABSTRACT

La ‘Sharing Economy’ ha trasformato radicalmente il settore dell’ospitalità, spostando le transazioni economiche verso piattaforme digitali, dove la fiducia assume un ruolo cruciale. In assenza di interazioni faccia a faccia pre-acquisto, i potenziali ospiti possono affidarsi a segnali informativi presenti nei profili online, al fine di valutare la qualità e l’affidabilità dell’offerta. Secondo studi recenti, questo contesto di asimmetria informativa rende determinante per il successo dell’host la presentazione dell’annuncio.

Partendo da questa premessa, tale studio si focalizza sulla piattaforma Airbnb, leader del mercato peer-to-peer, con lo scopo di indagare l’efficacia della comunicazione digitale. L’obiettivo specifico è comprendere, attraverso un’analisi empirica, in che misura specifici elementi dell’annuncio, ovvero i ‘visual cues’ (in particolare il numero di foto dell’appartamento) e i ‘textual cues’ (in particolare la lunghezza del titolo della descrizione), riescano a influenzare effettivamente le performance economiche e di reputazione degli host. Le variabili dipendenti osservate per misurare tale impatto includono il numero di prenotazioni, l’Average Daily Rate (ADR), l’Occupation Rate e il RevPAN. Inoltre, lo studio approfondisce come queste relazioni siano influenzate da variabili di moderazione quali il numero di recensioni già presenti e la classificazione dell’area geografica (urban class).

Tale lavoro pone le fondamenta sulla ‘Signaling Theory’ e sulla letteratura relativa ai meccanismi di fiducia digitale, analizzando un dataset relativo al mercato italiano. Il valore di questa ricerca si rivela fornendo evidenze quantitative su come l’ottimizzazione strategica del profilo degli host possa tradursi in un vantaggio competitivo, con l’offerta di un’ampia prospettiva sull’influenza dei segnali visivi e testuali anche in contesti urbani differenti.

I capitoli di questa tesi seguono la struttura di un paper scientifico: introduzione al contesto della sharing economy; revisione della letteratura con riferimenti alla ‘Signaling theory’ e agli studi effettuati su Airbnb; ipotesi e obiettivi della ricerca; metodologia; analisi empirica con descrizione dei modelli econometrici e i rispettivi risultati; implicazioni manageriali, principali limitazioni dell’analisi e possibili sviluppi per ricerche future.

SOMMARIO

Sommario

CAPITOLO 1 – INTRODUZIONE.....	6
CAPITOLO 2 – REVISIONE DELLA LETTERATURA.....	8
2.1 Contributo alla letteratura.....	8
2.2 Sharing economy, piattaforme digitali, Airbnb.....	12
2.2.1 Inquadramento teorico: dalle piattaforme digitali alla "Gig Economy".....	13
2.2.2 Airbnb: Evoluzione del modello di business e professionalizzazione degli host.....	14
2.2.3 Impatto competitivo sul settore alberghiero e regolamentazioni.....	15
2.2.4 Dinamiche di mercato durante e post pandemia COVID-19.....	16
2.3 Fondamenti teorici: fiducia e asimmetria informativa.....	17
2.3.1 Il ruolo della fiducia nei mercati digitali peer-to-peer.....	18
2.3.2 La Signaling Theory applicata all'ospitalità: inviare segnali di qualità.....	19
2.3.3 Search Frictions e costi cognitivi: il dilemma del sovraccarico informativo.....	20
2.4 Determinanti della performance: I Cues nell'annuncio.....	21
2.4.1 Il concetto di Digital Storefront e la prima impressione online.....	21
2.4.2 Visual Cues: le immagini come prova di realtà e stimolo alla Mental Imagery.....	22
2.4.3 Analisi della qualità e quantità fotografica sui prezzi e sulla domanda.....	23
2.4.4 Textual Cues: ricchezza informativa, self-description e professionalità percepita.....	24
2.4.5 La soglia di attenzione dell'utente.....	24
2.5 Il ruolo della reputazione online: Social Proof.....	25
2.5.1 Review e Rating: meccanismi di costruzione della fiducia.....	26
2.5.2 L'effetto moderatore delle recensioni sui visual e textual cues.....	27
2.5.3 Segnali negativi: impatto di cancellazioni e disservizi.....	28
2.5.4 Il Superhost badge come segnale di garanzia.....	28
2.6 Eterogeneità territoriali: il contesto come variabile chiave.....	29
2.6.1 Differenze strutturali tra mercati Urbani e Rurali.....	30
2.6.2 Airbnb come motore imprenditoriale nelle aree marginali.....	31
2.6.3 L'impatto della localizzazione sulle strategie di prezzo e presentazione.....	31
2.6.4 Overtourism e valorizzazione del patrimonio storico.....	32
CAPITOLO 3 – IPOTESI E FRAMEWORK DELLA RICERCA.....	33
1. H1: Impatto sui principali performance drivers.....	34
2. H2: Impatto sulla performance economica complessiva.....	34
3. H3: Effetto di moderazione della reputazione.....	34
4. H4: Effetto di moderazione del fattore territoriale.....	34
CAPITOLO 4 - METODOLOGIA.....	36
4.1 Analisi dataset.....	37
4.2 Metriche di performance.....	40
4.3 Creazione del dataset definitivo.....	42
4.4 Software utilizzato: STATA.....	43
4.5 Analisi descrittive.....	44
4.5.1 Numero di foto.....	45
4.5.2 Lunghezza del titolo.....	48
4.5.3 Numero di prenotazioni.....	51
4.5.4 ADR.....	53
4.5.5 Occupation Rate.....	56

SOMMARIO

4.5.6 RevPAN.....	58
4.5.7 Numero di Recensioni.....	60
4.5.8 Superhost.....	63
4.5.9 Rating.....	64
4.5.10 Rural.....	67
4.5.11 Variabili di controllo.....	68
4.5.12 Trend metriche di performance negli anni.....	70
CAPITOLO 5 – RISULTATI.....	72
5.1 Modelli diretti per <i>visual e textual cues</i>.....	73
5.1.1 Effetto dei visual cues (segnali visivi).....	74
5.1.2 Effetto dei <i>textual cues</i> (segnali testuali).....	74
5.1.3 Variabili di controllo.....	75
5.1.4 Analisi complessiva.....	76
5.2 Modelli di moderazione reputazionale.....	77
5.2.1 Interazione numero di recensioni.....	78
5.2.2 Interazione Superhost.....	81
5.2.3 Interazione Rating.....	83
5.2.4 Analisi complessiva e confronto variabili reputazionali.....	85
5.3 Modelli di moderazione territoriale.....	86
5.3.1 Interazione territorio rurale.....	87
5.3.2 Analisi complessiva contesto territoriale.....	89
5.4 Conclusione risultati empirici.....	89
CAPITOLO 6 – LIMITAZIONI E SVILUPPI FUTURI.....	91
6.1 Risposte alle domande di ricerca.....	91
6.2 Implicazioni manageriali.....	93
6.3 Principali limitazioni.....	94
6.4 Possibili sviluppi futuri.....	94
6.5 Conclusione.....	95
APPENDICE.....	96
BIBLIOGRAFIA.....	106
INDICE DELLE FIGURE.....	111
INDICE DELLE TABELLE.....	112

CAPITOLO 1 - INTRODUZIONE

CAPITOLO 1 – INTRODUZIONE

In questo primo capitolo viene introdotto il tema della ricerca con il relativo contesto teorico, le ipotesi che ne hanno guidato lo sviluppo e gli interrogativi principali, a cui si intende fornire una risposta. In secondo luogo viene indicato il contributo della letteratura scientifica analizzata, utile a portare avanti le analisi effettuate sui dataset del mercato italiano.

La trasformazione digitale, al centro di svariate discussioni, ha portato numerose innovazioni e cambiamenti in qualsiasi settore, compreso quello turistico: in particolare l'espansione della *sharing economy*. Questo fenomeno ha ridefinito le dinamiche del mercato tradizionale, introducendo nuove possibilità di intermediazione offerte dalle piattaforme digitali. In questi ambienti, caratterizzati da una forte asimmetria informativa, ovvero una situazione in cui l'acquirente (guest) possiede meno informazioni del venditore (host) sulla reale qualità del servizio prima del consumo, la fiducia diventa la valuta fondamentale di scambio (1) (2). Le piattaforme digitali devono quindi fornire strumenti che permettano di ridurre l'incertezza percepita dagli utenti, trasformando elementi digitali in segnali di affidabilità (3) (4).

Airbnb, fondata nel 2008, rappresenta certamente il caso più emblematico di piattaforma peer-to-peer. In questo ambiente digitale il successo di una transazione non dipende più solo dalle caratteristiche oggettive dell'immobile (come la posizione o i servizi offerti), ma anche in larga parte dalla capacità dell'*host* di segnalare la qualità della propria offerta attraverso il profilo creato sulla piattaforma, dando origine a un vero e proprio nuovo modello di business, secondo la logica della *Disruptive innovation theory* (5). Riguardo invece alla *Signaling Theory* ('Teoria dei Segnali'), i venditori devono inviare *cues* (indizi, segnali) credibili ai compratori al fine di facilitare la decisione d'acquisto in tali condizioni di elevata incertezza (6) (7). Diversi studi mostrano che una particolare cura nello sviluppo della presentazione dell'annuncio, specificamente attraverso *visual cues* (come il numero e la qualità delle foto dell'*host*) e *textual cues* (come la lunghezza o la ricchezza informativa del titolo e della descrizione), influenza direttamente la percezione del valore e la propensione degli utenti a prenotare (*booking intentions*) (8).

La letteratura recente ha evidenziato che nei mercati digitali l'attenzione dell'utente è una risorsa sempre più debole e, per questo motivo, i primi secondi di visualizzazione sono spesso cruciali per un potenziale successo (9). Le immagini costituiscono una prova di realtà e concretezza, permettendo all'ospite di visualizzare l'esperienza (*Mental Imagery* nella percezione di atmosfera, accoglienza, comfort), mentre il testo fornisce i dettagli necessari a confermare le aspettative (10).

CAPITOLO 1 - INTRODUZIONE

Tuttavia la relazione tra la quantità di informazioni fornite e le performance non è detto che sia sempre lineare: sebbene una scarsità di informazioni possa generare diffidenza, un sovraccarico (*information overload*) potrebbe invece confondere l'utente (11). Inoltre, l'efficacia di questi segnali può variare a seconda del contesto, ad esempio in base alla reputazione pregressa del venditore misurata attraverso il numero di recensioni, uno dei fattori più determinanti e impattanti sulle decisioni di acquisto (12).

La tesi si fonda dunque sull'ipotesi che la performance economica e reputazionale su Airbnb non dipenda esclusivamente dalle *amenities* strutturali, ma sia significativamente moderata dalla qualità della comunicazione digitale. Secondo questa linea di principio, si ipotizza che un numero ottimale di foto e una lunghezza adeguata del titolo agiscano come riduttori di incertezza (senza però portare a un'eccessiva perdita di attenzione), portando a un incremento nelle metriche di successo quali il numero di prenotazioni (*number of reservations*), l'ADR (*Average Daily Rate*), l'*occupation rate* e il RevPAN (*Revenue Per Available Night*). Nonostante ciò, come annunciato in precedenza, l'impatto marginale di questi sforzi comunicativi potrebbe diminuire per gli host che possiedono già un elevato numero di recensioni e rating, elevata *duration of membership* o la presenza del *superhost status*, poiché in questo modo la prova sociale (*social proof*) potrebbe sostituire o limitare l'utilità di segnali visivi e testuali (13).

Analizzando l'influenza di tali *cues*, questa ricerca si propone di esplorare il legame tra la presentazione dell'annuncio e i risultati economici dell'*host*, verificando come queste dinamiche si comportino in aree anche molto differenti di uno dei principali mercati turistici europei: l'Italia. L'obiettivo finale è quello di fornire un'evidenza empirica su come le variabili di presentazione dell'annuncio impattino metriche di successo complesse, ma la ricerca si presta anche a offrire spunti pratici per gli *host*, individuando le strategie di ottimizzazione dei contenuti (come foto e titoli) più efficaci allo scopo di massimizzare i ricavi.

In questa prospettiva, la tesi contribuisce al dibattito accademico sull'applicazione della *Signaling Theory* nella *sharing economy*, estendendo l'analisi in modo da considerare anche l'effetto del fattore *urban class* (aree urbane o rurali). Le determinanti del valore e le priorità degli ospiti possono mutare significativamente in base al contesto territoriale, richiedendo strategie di comunicazione differenziate (14). Analizzare e comprendere tutte le varie sfumature permette di delineare linee guida manageriali per una gestione professionale degli annunci, dimostrando come la cura del *digital storefront* sia determinante tanto quanto la qualità fisica dell'alloggio (15).

CAPITOLO 2 – REVISIONE DELLA LETTERATURA

CAPITOLO 2 – REVISIONE DELLA LETTERATURA

2.1 Contributo alla letteratura

Il presente capitolo si propone di effettuare una revisione e valorizzazione dei molteplici studi accademici che hanno analizzato l'evoluzione della *sharing economy* e, nello specifico, le dinamiche competitive all'interno della piattaforma *Airbnb*. La revisione della letteratura qui condotta non si limita a catalogare i contributi esistenti, ma mira a costruire un framework teorico coerente che colleghi le teorie economiche classiche, a partire dai concetti di asimmetria informativa e *Signaling Theory*, alle moderne strategie digitali di presentazione dell'offerta turistica.

Il punto di partenza dell'analisi è la definizione stessa di piattaforme digitali e il loro ruolo innovativo nel mercato dell'ospitalità. La letteratura ha ampiamente discusso riguardo la natura di *Airbnb*: se inizialmente veniva considerato un puro facilitatore di scambi *peer-to-peer* basati sulla condivisione di risorse sottoutilizzate (*sharing economy*), studi più recenti, come *Airbnb 2.0: Is it a sharing economy platform or a lodging corporation?* (16), suggeriscono che la piattaforma stia evolvendo verso una struttura di *lodging corporation*, dove la professionalizzazione degli *host* (in particolare i *multi-unit hosts*) gioca un ruolo sempre più importante. Questa trasformazione ha generato un impatto tangibile sull'industria alberghiera tradizionale, con effetti significativi su metriche quali RevPAR e ADR, evidenziando una competizione diretta *Airbnb-hotel*, soprattutto nei mercati urbani saturi (17)(18). Parallelamente, il dibattito accademico si è esteso al ruolo dei regolatori, analizzando in che modo interventi fiscali o limitazioni temporali (*day limits*) influenzino l'offerta di alloggi e i prezzi degli affitti a lungo termine, creando un complesso trade-off tra espansione del mercato turistico e tutela residenziale (19)(20)(21).

All'interno di questo macro-scenario la revisione si focalizza in seguito su dinamiche microeconomiche, ponendo al centro la figura dell'*host* e le sue decisioni strategiche, al fine di mitigare l'incertezza intrinseca alle transazioni online. In un contesto caratterizzato da asimmetria informativa (Akerlof, 1970), la fiducia (*trust*) diventa la valuta fondamentale. A questo punto entra in gioco la *Signaling Theory* (Spence, 1973), utilizzata come lente interpretativa per comprendere come gli *host* utilizzino il proprio profilo digitale per inviare segnali di qualità ai potenziali *guest* (1)(6)(15).

CAPITOLO 2 – REVISIONE DELLA LETTERATURA

Il primo filone su cui questa ricerca si focalizza nello specifico riguarda i *visual cues* (segnali visivi). Le immagini non assumono una funzione puramente estetica, ma costituiscono una vera e propria prova di realtà. La letteratura evidenzia come le fotografie di alta qualità stimolino la *mental imagery*, permettendo all'utente di pre-visualizzare l'esperienza di soggiorno e riducendo la distanza psicologica tra acquirente e servizio offerto (10). Studi empirici indicano che la quantità e la qualità professionale delle foto sono cause dirette della domanda e della capacità di imporre prezzi superiori (*price premium*), agendo come garanzia tangibile delle condizioni dell'immobile, ma anche dell'esistenza stessa di esso (8).

Il secondo elemento di analisi della tesi riguarda i *textual cues* (segnali testuali), ovvero le informazioni veicolate tramite titoli e descrizioni. La letteratura recente ha raffinato l'analisi di questi elementi, andando oltre la semplice analisi della lunghezza del testo. Bi, Wei, Zhu e Han nel 2025 dimostrano che l'auto-descrizione dell'*host* e il livello di professionalità percepita (autonomia, benefici sociali, associazioni personali, dedizione) impattano significativamente le intenzioni di prenotazione (22). Inoltre, l'analisi del *sentiment* e del tono della comunicazione rivela che la "gentilezza" e l'autenticità trasmesse nel testo possono generare un capitale reputazionale (*kindness capital*) capace di influenzare positivamente il *rating* finale (23). Tuttavia, la relazione tra quantità di informazioni e performance non è sempre lineare: un sovraccarico informativo (*information overload*) può talvolta confondere l'utente, implicando la necessità di un equilibrio tra ricchezza descrittiva e soglia di attenzione (11) (24).

Il terzo pilastro delle strategie dell'*host* considerato è la reputazione digitale, costruita principalmente attraverso la quantità di recensioni e il *Superhost badge*, ma non solo. La letteratura concorda nel ritenere le recensioni il meccanismo di *social proof* più potente: un elevato numero di recensioni positive tende a moderare l'importanza degli altri segnali, rendendo potenzialmente meno critici gli sforzi visuali e testuali degli *host* già affermati (13) (25). Al contrario, segnali negativi come un alto *cancellation rate* (tasso di cancellazione) da parte dell'*host* hanno un impatto distruttivo sulla fiducia e sull'*occupancy rate*, segnalando inaffidabilità al mercato (26). Altra considerazione importante è la distinzione di esperienza offerta (*Standard vs Premium*), capace di modificare le aspettative dei clienti. Infatti, coloro che fanno parte del segmento *premium* cercano coinvolgimento emotivo e simbolico, mentre quelli del segmento *standard* privilegiano la funzionalità, influenzando di conseguenza anche il contenuto delle recensioni (27).

Infine, il contributo della letteratura si estende all'analisi dei fattori territoriali, riconoscendo che le determinanti del successo su *Airbnb* spesso non sono uniformi, ma possono variare

CAPITOLO 2 – REVISIONE DELLA LETTERATURA

significativamente tra aree urbane, suburbane e rurali. Se nelle grandi metropoli la competizione con gli hotel e la vicinanza ai punti di interesse dominano le logiche di prezzo, nelle aree marginali o rurali le piattaforme digitali possono agire da abilitatori di imprenditorialità, riducendo le barriere all'ingresso e valorizzando il patrimonio locale (14) (28). L'avvento della pandemia *COVID-19* ha ulteriormente accentuato queste differenze, modificando le preferenze dei consumatori verso alloggi che garantivano distanziamento sociale e igiene, favorendo l'affitto di interi appartamenti e in zone rurali (meno dense) rispetto ad alloggi condivisi e contesti urbani (29) (30). Anche la relazione tra presenza di aree di conservazione storica e prezzi degli affitti viene amplificata dalla presenza di annunci *Airbnb*, suggerendo un complesso contesto di conflitto tra valorizzazione di quartieri storici (attraverso il turismo) e gentrificazione (costi insostenibili per i cittadini), ma ciò dipende strettamente dal tessuto urbano specifico (31).

In sintesi, la letteratura analizzata fornisce un quadro multidimensionale in cui il **successo dell'host** non è casuale, ma frutto di una **combinazione strategica di segnali visivi, testuali e reputazionali**, la cui efficacia è però **strettamente dipendente dal contesto territoriale** e dall'evoluzione normativa e di mercato.

CAPITOLO 2 – REVISIONE DELLA LETTERATURA

<i>Paper</i>	<i>Descrizione sintetica</i>
<p><i>The impact of information disclosure on consumer purchase behavior on sharing economy platform Airbnb</i> Xu, X., Zeng, S., He, Y.; 2021; International Journal of Production Economics (gold); Keywords: Sharing economy, Information disclosure, Consumer purchase behavior, Platform economy</p>	<p><u>Abstract:</u> Esamina l'influenza della divulgazione delle informazioni sul comportamento d'acquisto dei consumatori su Airbnb, utilizzando dati di 8 grandi città degli USA. L'analisi considera contenuto, fonte, formato e quantità. <u>Variabili dipendenti:</u> Consumer purchase behavior (number of reviews) <u>Variabili indipendenti:</u> Information disclosure, suddivisa per fonte e contenuto (per gli host: number of photos, description length) <u>Risultati:</u> Relazione concava (U rovesciata) tra quantità di informazioni sulla stanza (foto, lunghezza testo) e le prenotazioni. Foto e testo degli host non hanno impatto significativo, a differenza della loro reattività e della verifica dell'identità da parte della piattaforma (impatto positivo).</p>
<p><i>From profile picture to booking choices: Understanding the role of intelligence cues in hosts' photos</i> Bi, J., Wen, X., Han, T., Xu, H.; 2026; Tourism management (gold); Keywords: Profile photos, peer-to-peer accommodation, self-views theory, intelligence cues, booking intentions</p>	<p><u>Abstract:</u> Considera la relazione tra intelligenza percepita nelle foto profilo degli host e intenzioni di prenotazione dei consumatori sulle piattaforme di alloggio p2p. Sviluppa un modello di deep learning per valutare i segnali di intelligenza e quantifica questi segnali negli annunci Airbnb in sette grandi città negli USA. <u>Variabili dipendenti:</u> Booking intentions (Number of reviews, numero notti non disponibili nei prossimi 30 giorni) <u>Variabili indipendenti:</u> Intelligenza percepita da foto profilo host <u>Variabili di moderazione:</u> Psychological safety needs; Self-discrepancy <u>Risultati:</u> Relazione a U tra intelligenza percepita nelle foto e le intenzioni di prenotazione. Bisogni di sicurezza psicologica moderano lato sinistro curva (bassa intelligenza), mentre self-discrepancy modera lato destro (alta intelligenza). Influenza positiva di età, espressione emotiva, qualità immagine; influenza negativa di peli sul viso, sguardo diretto, viso frontale.</p>
<p><i>The impact of host professionalism in self-descriptions on consumer booking intentions in peer-to-peer accommodation</i> Bi, J., Wei, Z., Zhu, X., Han, T.; 2025; Tourism management (gold); Keywords: Sharing economy; Host professionalism; Self-description; Booking intention</p>	<p><u>Abstract:</u> Illustra come il livello di professionalità degli host, espresso nelle auto-descrizioni, influenza le intenzioni di prenotazione. Sono distinti due livelli: professionalità a livello di annuncio (autonomia, benefici sociali) e a livello personale (associazione, dedizione). <u>Variabili dipendenti:</u> Booking intentions (intenzioni di prenotazione) <u>Variabili indipendenti:</u> Dimensioni del professionalism (Autonomy, Societal benefits, Association, Dedication) <u>Variabili di moderazione:</u> Host experience <u>Variabili di mediazione:</u> Professionalismo nelle auto-descrizioni media la relazione tra host self-descriptions e le intenzioni di prenotazione <u>Risultati:</u> Autonomy e benefici sociali aumentano le prenotazioni; associazioni personali negativamente correlate alle prenotazioni, dedizione segue curva U-invertita; esperienza host modera positivamente sia effetti positivi che negativi.</p>
<p><i>The more aesthetic, the better? The impact of photo aesthetics on perceived review helpfulness</i> Xan, Y., Ziqiong Zhang, Ou, C., Zili Zhang; 2025; Decision Support Systems (gold); Keywords: Photo aesthetics, perceived review helpfulness, pleasure, perceived effort, perceived authenticity</p>	<p><u>Abstract:</u> Analizza l'impatto dell'estetica delle foto sull'utilità percepita. Utilizza dati di recensioni di hotel da TripAdvisor e successivamente effettua uno studio sperimentale. <u>Variabili dipendenti:</u> Perceived review helpfulness <u>Variabili indipendenti:</u> Photo aesthetics <u>Variabili di moderazione:</u> Review text length (la lunghezza del testo modera la relazione) <u>Risultati:</u> Esiste una relazione a U rovesciata tra l'estetica delle foto e l'utilità percepita. Livelli moderati di estetica aumentano l'utilità percepita perché aumentano il piacere del lettore e lo sforzo percepito del recensore. La lunghezza del testo modera l'effetto a U rovesciata poiché per recensioni molto lunghe l'impatto dell'estetica delle foto sull'utilità è più debole.</p>

Tabella 1: Tabella sinottica della letteratura di visual e textual cues su Airbnb

CAPITOLO 2 – REVISIONE DELLA LETTERATURA

2.2 *Sharing economy*, piattaforme digitali, Airbnb

L'avvento delle tecnologie digitali ha ridefinito radicalmente i paradigmi economici globali, accelerando una transizione da modelli di consumo tradizionali basati sulla proprietà esclusiva, come gli hotel, a sistemi ibridi fondati sull'accesso e la condivisione, di cui Airbnb ne è l'esempio più lampante. Al centro di questa trasformazione si colloca il concetto di *Sharing Economy*, un ecosistema socio-economico costruito proprio attorno alla condivisione di risorse umane, fisiche e intellettuali. Lo scopo originario era dunque quello di fornire un mezzo utile a favorire interazioni *peer-to-peer* (P2P) e ridurre gli sprechi attraverso l'utilizzo di *asset* sottoutilizzati, ma negli ultimi anni la natura stessa di questo fenomeno e l'utilizzo delle piattaforme digitali sono state oggetto di un intenso dibattito accademico riguardo la potenziale evoluzione verso forme di puro capitalismo, a scapito della concezione iniziale.

Nel settore turistico, la piattaforma digitale Airbnb rappresenta l'emblema di questa rivoluzione, agendo come catalizzatore di nuove dinamiche di mercato che sfidano le strutture dell'ospitalità tradizionale. Tuttavia, anche la definizione di Airbnb come piattaforma di *sharing economy* è oggi messa in discussione. Studi recenti suggeriscono che l'azienda si stia progressivamente allontanando dai principi originali di condivisione collaborativa per assumere gradualmente le sembianze di una *lodging corporation* (società alberghiera) a tutti gli effetti. Questa mutazione è guidata dalla predominanza di host professionisti e *multi-unit*, i quali gestiscono portafogli immobiliari anche molto complessi invece di condividere semplicemente la propria abitazione principale (16).

L'ecosistema che ne deriva è di conseguenza molto vario. Da un lato, le piattaforme digitali come Airbnb hanno abbattuto le barriere all'ingresso, permettendo anche a micro imprenditori di accedere al mercato globale e stimolando la nascita di nuove opportunità economiche, con un impatto efficace in aree geografiche marginali, dove il tessuto imprenditoriale tradizionale ha sempre faticato a emergere. Allo stesso tempo però l'espansione incontrollata ha generato frizioni significative con gli attori *incumbent* (settore alberghiero) e ha sollevato urgenti questioni regolatorie in merito all'influenza sul mercato degli affitti residenziali e alla gentrificazione delle aree urbane (20) (28) (35).

In un tale contesto travagliato, la fiducia digitale e i meccanismi di reputazione diventano la valuta fondamentale di scambio. Poiché le transazioni avvengono in assenza di interazioni fisiche preliminari, gli utenti si affidano a segnali informativi (i *visual* e *textual cues*) e alla reputazione costruita tramite recensioni, *badge* o altro, al fine di mitigare l'asimmetria informativa intrinseca al

CAPITOLO 2 – REVISIONE DELLA LETTERATURA

mercato online. La pandemia da COVID-19 ha agito come un ulteriore *stress test* per questo ecosistema, spostando le preferenze dei consumatori verso standard di sicurezza e igiene più elevati e costringendo gli host a rivedere le proprie strategie di prezzo e presentazione degli annunci per sopravvivere allo shock e adattarsi successivamente alla domanda (30) (36).

Nei paragrafi successivi, verrà analizzato nel dettaglio come questo ecosistema si sia evoluto, partendo dall'inquadramento teorico delle piattaforme, passando per la professionalizzazione del modello di business di Airbnb, fino ad arrivare all'analisi dell'impatto competitivo sugli hotel e delle dinamiche post-pandemiche.

2.2.1 Inquadramento teorico: dalle piattaforme digitali alla "Gig Economy"

Le piattaforme digitali operano come *two-sided markets* (mercati bifronti) o *multi-sided markets* (mercati multifronti), il cui valore principale risiede nella capacità di ridurre i costi di transazione e facilitare il *matching* tra domanda e offerta che, in un mercato tradizionale (analogico), faticerebbero a incontrarsi in modo spontaneo. Nel contesto dell'ospitalità, queste piattaforme non si limitano a connettere *host* e *guest*, ma strutturano l'interazione attraverso algoritmi di *ranking*, sistemi di pagamento sicuri e meccanismi di recensione che cercano di legittimare una necessaria fiducia tra sconosciuti.

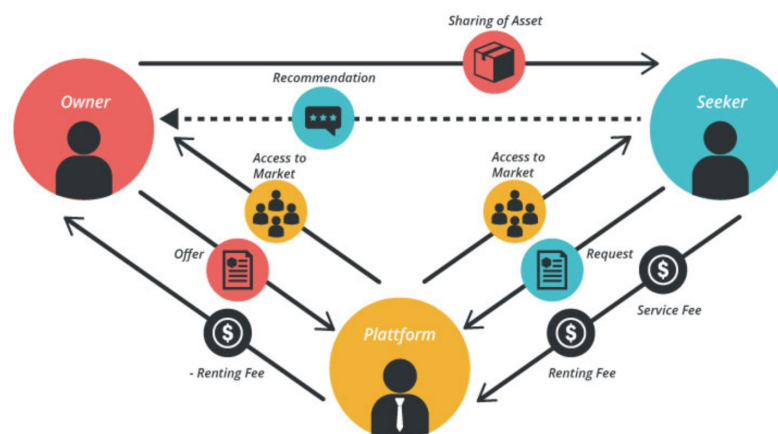


Figura 1: Sharing economy in una piattaforma two-sided (41).

L'evoluzione delle piattaforme digitali ha dato vita al fenomeno della *Gig Economy*, caratterizzato da forme di lavoro su richiesta (on-demand), flessibile e parcellizzato. Sebbene spesso associata alla

CAPITOLO 2 – REVISIONE DELLA LETTERATURA

precarità (*riders* delle consegne a domicilio), nel settore degli affitti brevi questa dinamica assume connotati imprenditoriali specifici. Le piattaforme digitali agiscono infatti come *external enablers* (abilitatori esterni) fornendo l'infrastruttura necessaria affinché individui con risorse immobiliari inutilizzate possano trasformarsi in micro-imprenditori del turismo. Un aspetto cruciale emerso dalla letteratura è la capacità delle piattaforme di democratizzare l'accesso al mercato turistico, estendendo i benefici economici anche a territori precedentemente esclusi. Studi condotti sulle aree marginali italiane, come i Borghi, dimostrano che la penetrazione di Airbnb stimola significativamente la nascita di nuove imprese, agendo come un canale diretto per l'imprenditorialità locale e riducendo i rischi associati all'avvio di nuove attività. Questo effetto è particolarmente evidente in contesti di difficoltà economica, dove la piattaforma offre un'alternativa facilmente accessibile per la generazione di reddito, suggerendo che l'impatto vada oltre la semplice intermediazione, configurandosi come un vero e proprio motore di sviluppo territoriale (28).

Tuttavia, l'efficacia di questo modello si basa sulla capacità degli attori coinvolti di gestire la complessità informativa. In un ambiente digitale infatti la quantità e la qualità delle informazioni divulgate (*information disclosure*) diventano determinanti per il comportamento d'acquisto dei consumatori. La relazione tra la quantità di informazioni fornite (foto, testi) e le prenotazioni non è lineare ma concava (a U rovesciata), indicando che un sovraccarico informativo può essere controproducente tanto quanto la scarsità di dettagli.

2.2.2 Airbnb: Evoluzione del modello di business e professionalizzazione degli host

Nata come piattaforma per la condivisione di spazi domestici (materassi ad aria e stanze libere), *Airbnb* ha subito una profonda metamorfosi che l'ha portata a essere definita da alcuni studiosi *Airbnb 2.0*. La letteratura scientifica evidenzia come l'attuale configurazione del mercato sia dominata non più dal singolo individuo che condivide la propria casa, ma da *multi-unit host* che gestiscono numerose proprietà come vere e proprie attività commerciali. È stato osservato che la maggior parte della quota di mercato nei principali stati USA è ormai detenuta da questi host professionisti, portando a classificare Airbnb più come una *lodging corporation* che come una piattaforma di *sharing economy* pura (16).

La professionalizzazione si riflette nelle strategie di *self-presentation* (auto presentazione) degli host. La gestione dell'annuncio non è più un'attività amatoriale, ma richiede competenze specifiche nella costruzione del *digital storefront*. Studi recenti mostrano che il livello di professionalità

CAPITOLO 2 – REVISIONE DELLA LETTERATURA

espresso nelle *self-descriptions* (auto descrizioni) degli host influenza direttamente le intenzioni di prenotazione: gli utenti tendono a premiare profili che comunicano autonomia e dedizione, mentre penalizzano quelli che appaiono troppo distaccati o puramente speculativi. L'esperienza dell'host agisce come moderatore in questo processo: host più esperti sanno bilanciare meglio i segnali di professionalità con quelli di ospitalità autentica (22).

Parallelamente, la gestione della reputazione è diventata critica: gli host professionisti devono monitorare attentamente i segnali negativi, come il tasso di cancellazione (*cancellation rate*). È stato dimostrato che le cancellazioni frequenti da parte dell'host diminuiscono la fiducia dei consumatori e impattano negativamente l'*occupancy rate*, con effetti che variano per interi appartamenti o stanze condivise. Inoltre, la competizione interna alla piattaforma si è amplificata: a New York, ad esempio, l'introduzione di regolamentazioni severe (Local Law 18) ha modificato la struttura del mercato, riducendo la competizione sui prezzi ma aumentando la concentrazione degli host rimasti, e ha orientato verso una gestione sempre più strategica delle tariffe e dell'offerta (26) (37).

2.2.3 Impatto competitivo sul settore alberghiero e regolamentazioni

L'espansione di Airbnb ha generato un impatto *disruptive* sul settore alberghiero tradizionale. Analisi quantitative condotte su dieci mercati chiave negli Stati Uniti hanno evidenziato che un aumento dell'1% nell'offerta di Airbnb provoca una riduzione dello 0,02% nel RevPAR (*Revenue Per Available Room*) degli hotel, colpendo trasversalmente tutti i segmenti di mercato, da quello *budget* a quello *luxury*. Risultati simili con sfumature diverse sono stati osservati in Italia, dove l'utilizzo della capacità di Airbnb impatta negativamente sulla crescita della redditività degli hotel indipendenti, nonostante la reputazione online e la localizzazione in aree attrattive possano mitigare tale effetto. Non tutti gli studi concordano però su una visione puramente competitiva, in Giappone ad esempio l'impatto aggregato sugli hotel appare meno significativo, suggerendo che in alcuni contesti Airbnb possa servire segmenti di domanda complementari invece che sostitutivi (17) (18) (38).

Oltre alla competizione con gli hotel, la crescita di Airbnb ha sollevato preoccupazioni riguardo al mercato immobiliare di tipo residenziale. In città come Berlino, è emerso che le inserzioni commerciali su Airbnb (affitti brevi) sottraggono unità abitative al mercato degli affitti a lungo termine, causando un inevitabile aumento dei canoni di locazione residenziali. Un fenomeno simile

CAPITOLO 2 – REVISIONE DELLA LETTERATURA

accade sulla costa andalusa, dove la pressione del turismo balneare veicolato dalla piattaforma spiega una parte rilevante dell'incremento dei prezzi degli affitti (20) (35).

Per reagire alle diverse difficoltà i legislatori locali e nazionali hanno introdotto conseguenti misure regolatorie. Le evidenze empiriche suggeriscono che regolamentazioni mirate, come *convex tax* o *day limits* (limiti ai giorni di affitto), possono essere efficaci, in particolare le tasse progressive appaiono più efficienti dei limiti temporali nel bilanciare l'espansione del mercato con la tutela degli alloggi residenziali. In Europa, l'analisi di diverse risposte normative in 13 città ha mostrato che approcci esageratamente restrittivi riducono significativamente l'attività degli *host* professionali, mentre regolamentazioni più morbide o di chiarimento tendono a stabilizzare il mercato nel lungo periodo (19) (21).

2.2.4 Dinamiche di mercato durante e post pandemia COVID-19

La pandemia da COVID-19 ha rappresentato uno shock esogeno senza precedenti per il settore del turismo, costringendo *host* e piattaforme a un rapido adattamento. Durante le fasi più gravi della pandemia la percezione del rischio sanitario è diventata il principale motore decisionale. I viaggiatori hanno aggiornato le loro preferenze, spostandosi dagli hotel verso gli interi appartamenti su *Airbnb*, percepiti come più sicuri perché capaci di garantire un maggiore distanziamento sociale e minori interazioni (39).

La pulizia è passata dall'essere un fattore puramente igienico (*basic factor*) a un importante determinante di fiducia. Studi sperimentali hanno confermato che le informazioni dettagliate sui protocolli di sanificazione, fornite sia dagli *host* che dalla piattaforma tramite etichette standardizzate, influenzavano positivamente le intenzioni comportamentali degli ospiti, riducendo l'ansia legata al contagio (30).

Anche dal punto di vista dell'offerta la pandemia ha imposto l'ideazione e la pratica di nuove strategie. Un'analisi condotta sugli *host* di Roma ha rivelato che coloro che hanno adottato strategie combinate, riducendo i prezzi e introducendo contemporaneamente politiche di cancellazione flessibili, sono riusciti a mitigare le perdite di fatturato in modo più efficace rispetto a chi ha agito su una sola leva. Inoltre, la pandemia ha accentuato la vulnerabilità spazio-temporale del mercato: le destinazioni urbane ad alta densità (come New York e Parigi) e gli alloggi condivisi hanno sofferto maggiormente, mentre le aree rurali e le intere proprietà hanno mostrato maggiore

CAPITOLO 2 – REVISIONE DELLA LETTERATURA

resilienza. Infine, considerando il contesto italiano, è emersa una maggiore disponibilità a pagare un *price premium* per alloggi situati in aree rurali o a bassa densità, riflettendo un desiderio duraturo di sicurezza e distanza psicologica che sembra persistere anche nella fase post-pandemica (36) (40) (29).

2.3 Fondamenti teorici: fiducia e asimmetria informativa

Il funzionamento efficiente di qualsiasi mercato dipende dalla disponibilità e dalla qualità delle informazioni scambiate tra i vari agenti economici. Nel contesto dei mercati digitali *peer-to-peer* questa condizione ideale è però spesso compromessa da una strutturale asimmetria informativa. Questo concetto fu espresso nel celebre lavoro di Akerlof sul *market for lemons* (ovvero il ‘mercato dei bidoni’), dove veniva descritta una situazione in cui una parte della transazione, il venditore (nel caso di Airbnb l’*host*), possiede informazioni rilevanti sulla qualità del bene che l'altra parte, il compratore (nel caso di Airbnb il *guest*), non può conoscere in modo diretto prima dell'acquisto.

Nel settore turistico tradizionale l'asimmetria viene spesso mitigata dalla standardizzazione del servizio, ad esempio le ‘stelle’ degli hotel o la reputazione delle grandi catene internazionali garantiscono qualità. Diversamente accade nel mercato degli affitti brevi, dove l'eterogeneità degli alloggi e l'assenza di professionalità di molti operatori rendono l'incertezza un fattore critico. L'ospite, non avendo la possibilità di ispezionare fisicamente l'immobile prima del check-in, è costretto a basare la propria decisione esclusivamente sulla rappresentazione digitale fornita dall'host. Se l'asimmetria informativa non viene colmata in qualche modo, il rischio percepito può paralizzare il mercato o causare selezione avversa, ovvero un contesto in cui solo gli alloggi di bassa qualità (i ‘bidoni’) rimangono disponibili.

Al fine di colmare tale gap, la fiducia (*trust*) ricopre un ruolo di coordinamento fondamentale, agendo come ‘lubrificante sociale’ che permette agli sconosciuti di interagire ed effettuare transazioni online. La letteratura mostra che l'unico modo per costruire un certo livello di fiducia avviene attraverso una combinazione di garanzie fornite dalla piattaforma, come pagamenti sicuri e assicurazioni, e segnali di affidabilità inviati dai singoli utenti. In questo contesto le teorie economiche e comportamentali si incontrano: per trasformare un visitatore in un acquirente, l'host deve attuare strategie comunicative capaci di ridurre la distanza psicologica e l'incertezza,

CAPITOLO 2 – REVISIONE DELLA LETTERATURA

utilizzando segnali visivi e testuali che rappresentino nel miglior modo possibile la qualità reale dell'esperienza offerta (1).

I seguenti paragrafi analizzano nel dettaglio come la fiducia si forma negli ambienti digitali, come gli host utilizzano la *Signaling Theory* al fine di comunicare qualità, il limite imposto da costi cognitivi e *search frictions* alla quantità di informazioni che gli utenti possono processare in modo efficace.

2.3.1 Il ruolo della fiducia nei mercati digitali peer-to-peer

La fiducia è stata definita in letteratura come la disponibilità di una parte a rendersi vulnerabile alle azioni di un'altra, basandosi sull'aspettativa che l'altra parte eseguirà un'azione importante per chi si fida, indipendentemente dalla capacità di controllarla o monitorarla. Nei mercati P2P, tale vulnerabilità è accentuata dal fatto che l'interazione avviene soprattutto tra estranei e comprende l'ingresso in spazi di tipo privato e intimo.

La costruzione della fiducia sulle piattaforme avviene attraverso svariati canali informativi. Uno studio ha rivelato che le informazioni fornite dagli host, quali i protocolli di pulizia, e quelle certificate dalla piattaforma occupano un ruolo determinante nell'influenzare le intenzioni comportamentali degli ospiti, in particolar modo in contesti di elevata incertezza (pandemia). Nonostante ciò, la fonte di fiducia più potente rimane spesso la *social proof* derivante dalle recensioni degli altri utenti, i quali agiscono da validazione esterna della promessa di valore dell'host (30).

La fiducia rimane però un capitale fragile, la letteratura recente ha infatti evidenziato che i 'segnali negativi' hanno un impatto asimmetrico e spesso distruttivo sulla reputazione. Comportamenti come un alto *cancellation rate* (tasso di cancellazione) da parte dell'host erodono in modo drastico la fiducia, segnalando inaffidabilità e riducendo le performance di *occupation rate* (tasso di occupazione). Questo segnala che la fiducia non dipende solo dalla presenza di attributi positivi, quali belle foto e descrizioni efficaci, ma soprattutto dall'assenza di comportamenti considerati opportunistici o imprevedibili (26).

La fiducia assume ulteriori sfumature diverse a seconda della tipologia di alloggio: la percezione del rischio varia se si prenota un'intera casa o una stanza condivisa, luogo in cui l'interazione forzata con l'host o altri ospiti richiede un livello di fiducia interpersonale più elevato che molti non sono

CAPITOLO 2 – REVISIONE DELLA LETTERATURA

disposti a sopportare. Di conseguenza gli host hanno il dovere di ponderare i propri segnali di fiducia in base alla tipologia della loro offerta e al segmento target di mercato a cui si rivolgono.

2.3.2 La Signaling Theory applicata all'ospitalità: inviare segnali di qualità

Gli attori del mercato devono dunque ricorrere all'invio di segnali al fine di mitigare l'asimmetria informativa e di costruire un livello di fiducia apprezzabile. La *Signaling Theory* è stata introdotta originariamente da Spence nel 1973 per spiegare le dinamiche del mercato del lavoro, essa afferma che, in condizioni di incertezza, i venditori (*host*) di alta qualità hanno un incentivo a inviare segnali costosi o di difficile imitazione allo scopo di distinguersi dai venditori di bassa qualità. Di conseguenza su Airbnb la presentazione dell'annuncio diventa il principale strumento di diffusione di questi segnali (6).

La letteratura applicata al turismo ha identificato diverse categorie di segnali efficaci, in primo luogo i **visual cues** (indizi visivi). Chi, Pan e Huang nel 2021, utilizzando la *Cue Utilization Theory*, hanno dimostrato che caratteristiche estetiche quali luminosità e tonalità delle foto non sono semplici abbellimenti, ma segnali che influenzano effettivamente la percezione di calore e accoglienza, con un impatto diretto sul volume delle prenotazioni (*number of reservations*). In modo analogo Xu e Luo nel 2023 hanno sottolineato che specifici elementi visivi, come la vista esterna dell'edificio, fungono da driver per il meccanismo *click-through*, riuscendo a catturare l'attenzione in un mercato con molta concorrenza (42) (43).

In modo complementare ai segnali visivi, anche i **textual cues** svolgono una funzione di vitale importanza nel confermare le aspettative. Uno studio recente ha verificato che la professionalità dell'host può essere segnalata in modo efficace attraverso le *self-description* (auto-descrizioni). L'utilizzo di un linguaggio che trasmette autonomia, dedizione e responsabilità sociale segnala competenza e affidabilità, incrementando le *booking intentions* (intenzioni di prenotazione). Anche la *consistency* (coerenza) tra ciò che viene mostrato nelle immagini e ciò che viene descritto nel testo o nelle recensioni è un segnale di fiducia e di conferma: differenze rilevanti tra *visual* e *textual cues* generano dissonanza cognitiva e limitano la probabilità di conversione in effettive performance di successo (22).

Infine esistono segnali legati al prezzo e alle politiche di gestione. È stata applicata la *Signaling Theory* per spiegare che in periodi di crisi (pandemia *COVID-19*) un *price premium* (prezzo superiore) può paradossalmente agire come segnale di maggiore sicurezza e igiene, specialmente

CAPITOLO 2 – REVISIONE DELLA LETTERATURA

per alloggi in aree rurali o marginali, dove il prezzo viene considerato anche indice di esclusività e distanziamento sociale (29).

2.3.3 *Search Frictions* e costi cognitivi: il dilemma del sovraccarico informativo

Nonostante la *Signaling Theory* dimostri chiaramente che fornire informazioni riduce l'incertezza, la capacità degli utenti di processare tali segnali non è infinita: a questo punto viene analizzato il concetto di *Search Frictions* (attriti di ricerca) e costi cognitivi. Fradkin ha ipotizzato e verificato che gli utenti nei mercati digitali non esaminano tutte le opzioni disponibili né leggono tutti i dettagli poiché l'attività di ricerca e decodifica delle informazioni comporta un costo in termini di tempo e sforzo mentale (24).

Tale studio introduce il dilemma del sovraccarico informativo (*information overload*), differenziandosi dalla semplice intuizione 'più informazione è meglio', infatti numerosi studi recenti dimostrano che la relazione tra quantità di informazioni e performance segue spesso un andamento non lineare. Xu, Zeng e He nel 2021 hanno identificato una relazione a U rovesciata (concava) tra la quantità di informazioni sulla stanza (numero di foto, lunghezza della descrizione) e il numero di prenotazioni. Inizialmente aggiungere indizi visivi e testuali aiuta a chiarire l'offerta, ma oltre una certa soglia l'eccesso di dettagli crea confusione, aumenta il carico cognitivo e riduce conseguentemente la probabilità di prenotazione (32).

Questo fenomeno è confermato anche da Xan, Ziqiong Zhang, Ou e Zili Zhang nel 2025, ricerca con lo scopo di esplorare l'interazione tra estetica e testo. I loro risultati indicano che l'impatto positivo di foto esteticamente piacevoli sull'utilità percepita può essere attenuato se accompagnato da recensioni o descrizioni eccessivamente lunghe. In presenza di testi molto estesi infatti l'utente fatica a integrare i segnali visivi con quelli testuali, causando una riduzione dell'efficacia complessiva della comunicazione (34).

In conclusione l'efficienza del *digital storefront* di un *host* non risiede nella semplice massimizzazione della quantità di contenuti, ma nella strategia di individuazione di una soglia ottima di segnali. Gli *host* devono quindi bilanciare la necessità di fornire prove tangibili di qualità, in modo da ridurre l'asimmetria informativa dei *guest*, con il vincolo del limite di attenzione degli utenti, al fine di evitare i costi delle *search frictions*.

CAPITOLO 2 – REVISIONE DELLA LETTERATURA

2.4 Determinanti della performance: I *Cues* nell'annuncio

Essendo l'interazione fisica assente nel contesto dei mercati digitali, l'annuncio (*listing*) rappresenta l'unico punto di contatto fondamentale tra l'*host* e il potenziale *guest* prima della prenotazione. Secondo la *Signaling Theory* utilizzata in ambito Airbnb, in presenza di asimmetria informativa i *guest* cercano attivamente dei *cues* al fine di ottenere indicatori affidabili della qualità del servizio e dell'affidabilità dell'*host*. La letteratura ha ampiamente dimostrato che le performance di un annuncio su Airbnb non dipendono esclusivamente dalle caratteristiche strutturali dell'immobile, quali la posizione o il numero di stanze, ma sono significativamente influenzate dalla comunicazione digitale di tali informazioni.

I segnali presenti in un annuncio possono essere divisi in due principali famiglie: ***visual cues*** (segnali visivi), principalmente le fotografie dell'alloggio e dell'*host*, e ***textual cues*** (segnali testuali) come titolo, descrizione e recensioni. Tali elementi hanno il compito complessivo di costruire l'aspettativa dell'utente e ridurre l'incertezza percepita. Nonostante questo, alcuni studi recenti hanno fatto presente che l'efficacia di questi segnali non sempre segue una relazione lineare, dunque la semplice accumulazione di informazioni non garantisce il successo, mentre è importante un occhio di riguardo anche verso la qualità della presentazione e la coerenza tra i diversi segnali.

In questo paragrafo verranno analizzate le possibili determinanti della performance legate alla presentazione dell'annuncio, partendo dal concetto di *Digital Storefront* e dalla gestione della prima impressione, per approfondire in seguito il ruolo delle immagini come stimolo alla *mental imagery* (immaginazione mentale) e visualizzare l'impatto della qualità e quantità fotografica.

Successivamente l'attenzione verrà spostata sui segnali testuali, esplorando l'influenza della descrizione e della professionalità percepita sulla fiducia dei *guest*. Infine si valuterà il trade-off tra lunghezza del contenuto e leggibilità al netto dei costi cognitivi di ricerca.

2.4.1 Il concetto di *Digital Storefront* e la prima impressione online

Il *Digital Storefront* (letteralmente 'vetrina digitale') rappresenta nella maggior parte dei casi il primo e unico ambiente di valutazione dell'offerta. In un mercato con notevole concorrenza come Airbnb, la capacità di catturare l'attenzione dell'utente nei primi istanti di navigazione è critica per generare traffico verso la pagina dell'annuncio e convertirlo poi in prenotazioni effettive. La letteratura definisce questa strategia *click-through*: essa è fortemente condizionata dagli indizi informativi visivi e testuali immediatamente visibili nei risultati di ricerca.

CAPITOLO 2 – REVISIONE DELLA LETTERATURA

Durante la pandemia uno studio focalizzato su tale strategia ha verificato che specifici *visual cues*, come la vista esterna dell'edificio o i dettagli della proprietà, hanno un impatto significativo sull'importante decisione dell'utente di entrare virtualmente nella vetrina digitale. Allo stesso modo anche i segnali testuali certificati, come i *superhost badge* (o *guest favorite*), e le informazioni sulle condizioni di transazione (*cancellation terms*) fungono da potenti catalizzatori dell'attenzione, riducendo nell'immediato la percezione di rischio finanziario e sanitario (43).

Il *Digital Storefront*, dopo aver attratto l'utente, deve avere anche lo scopo di trattenerlo, perciò la coerenza tra l'immagine di copertina e le aspettative create dal prezzo o dal titolo è di monumentale importanza. Quando l'utente approda sulla pagina completa dell'annuncio è alla ricerca di una conferma immediata della promessa di valore che aveva immaginato per merito dell'anteprima. Se i segnali visivi (colori, luminosità) e quelli testuali (recensioni, descrizioni) sono allineati, si genera un effetto di rinforzo che aumenta la definitiva probabilità di acquisto. Al contrario invece una presentazione disordinata o incongrua può causare diffidenza, spingendo l'utente ad abbandonare la pagina a causa degli elevati costi di ricerca necessari per decifrare il valore reale dell'offerta.

2.4.2 *Visual Cues*: le immagini come prova di realtà e stimolo alla *Mental Imagery*

Le immagini rappresentano la componente più persuasiva dell'annuncio, poiché sono riconosciute universalmente una prova di realtà in grado di certificare l'esistenza e lo stato dell'immobile. Oltre a questa funzione, le fotografie svolgono un ruolo psicologico cruciale stimolando la *Mental Imagery*, ovvero la capacità dell'utente di simulare mentalmente l'esperienza di soggiorno prima che questa avvenga.

La letteratura recente ha iniziato a definire le caratteristiche specifiche delle immagini che influenzano le decisioni d'acquisto. A partire dalla *Cue Utilization Theory*, è stato analizzato l'impatto degli indizi cromatici (*picture color cues*). I risultati indicano che le foto con tonalità calde influenzano positivamente le prenotazioni rispetto a quelle con colori freddi, poiché evocano sensazioni di accoglienza e *comfort* domestico. Inoltre la luminosità delle immagini segue una relazione a U rovesciata: foto troppo scure o eccessivamente chiare riducono l'attrattiva, confermando l'esistenza di un livello ottimale di illuminazione che massimizza la percezione di qualità (42).

Un altro aspetto fondamentale dei *visual cues* riguarda la presenza umana, in particolar modo la foto profilo dell'*host*. Lo studio del ruolo degli *intelligence cues* nelle foto profilo degli *host* ha dimostrato che l'intelligenza percepita attraverso il volto ha un effettivo impatto sulle intenzioni di

CAPITOLO 2 – REVISIONE DELLA LETTERATURA

prenotazione seguendo una curva a U. Particolari tratti visivi come l'espressione emotiva e la qualità dell'immagine hanno un'influenza positiva, mentre altri elementi, come uno sguardo troppo diretto o caratteristiche facciali che riducono la percezione di affidabilità, possono avere effetti negativi. Questo conferma che l'elemento visivo non riguarda solo l'oggetto della transazione, ossia l'alloggio, ma anche il soggetto che eroga il servizio (l'*host*), la cui immagine diventa parte integrante della promessa di servizio (33).

2.4.3 Analisi della qualità e quantità fotografica sui prezzi e sulla domanda

La relazione tra le fotografie e la performance economica è stata oggetto di svariati studi empirici, i quali hanno cercato di quantificare l'impatto dell'estetica e del numero di immagini sulle metriche di successo.

Per quanto riguarda la qualità estetica, uno studio del 2025 ha rilevato una relazione a U rovesciata tra l'estetica delle foto e l'utilità percepita dall'utente. Livelli moderati e alti di estetica aumentano il piacere visivo e segnalano lo sforzo dell'*host*, incrementando così la fiducia. Un eccesso di perfezione estetica potrebbe però anche essere considerato artificiale o non autentico, soprattutto se non supportato da descrizioni adeguate e coerenti. Un fattore interessante è che questo effetto viene moderato dalla lunghezza del testo: in presenza di recensioni o descrizioni molto lunghe l'impatto dell'estetica delle foto tende a ridursi, poiché l'utente dispone di altre fonti informative per valutare l'offerta (34).

Anche la quantità delle foto gioca un ruolo importante e complesso, infatti non sempre vale la regola del 'più è meglio'. Un'analisi su otto grandi città USA nel 2021 ha scoperto una relazione concava (a U rovesciata) tra il numero di foto caricate dall'*host* e il numero di prenotazioni. Un numero non adeguato di immagini non riesce a ridurre l'incertezza, mentre un numero eccessivo può portare a *information overload* (sovraccarico informativo), con il risultato di confondere l'utente senza aggiungere alcun valore marginale alla decisione (32).

Infine bisogna fare una distinzione riguardo la fonte delle immagini: una ricerca recente ha indagato l'impatto delle foto generate dagli ospiti (*Guest-Generated Photos*, GGP) rispetto a quelle degli *host*. I risultati mostrano che la presenza di foto degli ospiti può avere un impatto negativo sulle performance di vendita (circa -10% sull'*occupancy rate*), poiché spesso queste immagini sono di bassa qualità e tendono ad aumentare l'incertezza sulla reale condizione dell'immobile, contraddicendo in questo modo l'immagine più curata presentata dall'*host*. In altre occasioni però le GGP possono diventare utili, in particolare quando l'*host* fornisce poche foto ufficiali, poiché esse

CAPITOLO 2 – REVISIONE DELLA LETTERATURA

sono in grado di colmare tale vuoto informativo, ma in ogni caso l'effetto negativo rimane superiore se le foto degli ospiti mostrano interni poco curati o ordinati (44).

2.4.4 *Textual Cues*: ricchezza informativa, *self-description* e professionalità percepita

Mentre le immagini catturano l'attenzione, il testo ha il compito di convertire l'interesse iniziale in effettiva fiducia. I *textual cues* includono non solo le informazioni oggettive sulla proprietà, ma anche elementi soggettivi che aiutano a comprendere la personalità e il livello di professionalità dell'*host*.

Un importante studio recente si è concentrato sulla professionalità dell'*host* espressa tramite le auto-descrizioni (*self-descriptions*), identificando diverse dimensioni di professionalità, a livello di annuncio (autonomia, benefici sociali) e a livello personale (associazione, dedizione). I risultati indicano che descrizioni che sottolineano l'autonomia e i benefici sociali (sostenibilità, impatto locale) aumentano le *booking intentions* (intenzioni di prenotazione), mentre focalizzarsi sulle associazioni personali può risultare controproducente. La dedizione, ovvero l'impegno espresso verso l'ospitalità, segue una curva a U invertita: segnalare impegno è positivo, ma apparire eccessivamente ansiosi può generare sospetto. L'esperienza dell'*host* agisce in ogni caso come moderatore, amplificando gli effetti positivi della professionalità percepita (22).

Anche la coerenza semantica gioca un ruolo chiave: la letteratura ha analizzato l'importanza degli indizi testuali relativi al colore nelle recensioni. Quando le recensioni contengono parole positive che descrivono la luminosità e il calore della proprietà in modo coerente con le foto, il volume delle prenotazioni cresce. Questo risultato permette di affermare che il testo non lavora in isolamento, ma deve necessariamente approvare l'esperienza visiva proposta dalle immagini (42).

Infine segnali testuali certificati come i termini e le condizioni, tra cui *free cancellation* e *pay later*, sono stati considerati *driver* significativi del meccanismo di *click*, poiché riducono le barriere all'entrata e il rischio percepito dall'utente in fase di esplorazione.

2.4.5 La soglia di attenzione dell'utente

Un ultimo fattore critico è la gestione della quantità di testo in relazione alla capacità dell'utente di prestare attenzione: il titolo dell'annuncio e la lunghezza della descrizione rappresentano in questo senso i primi filtri informativi.

CAPITOLO 2 – REVISIONE DELLA LETTERATURA

Secondo la teoria delle *Search Frictions*, gli utenti hanno risorse cognitive limitate e tendono a scartare le opzioni che richiedono un eccessivo sforzo di comprensione e attenzione (24). Questo principio è stato confermato empiricamente da Xu, Zeng e He (2021), i quali hanno rilevato una relazione a U rovesciata anche tra la lunghezza della descrizione (ed eventualmente del titolo) e le prenotazioni effettuate (32).

Un titolo troppo breve comunica scarsità informativa e di conseguenza non riesce a trasmettere i vantaggi competitivi dell'alloggio (*Unique Selling Proposition*), rendendolo invisibile o poco attraente nel *feed* di ricerca. Un titolo o una descrizione troppo lunghi presentano invece un sovraccarico informativo, con il risultato di annoiare l'utente, nascondere informazioni chiave all'interno di un testo ampio e ridurre così l'efficacia comunicativa. Si può quindi affermare che esiste una soglia di attenzione ottimale: gli *host* di successo sono quelli che riescono a condensare la massima ricchezza informativa (*information richness*) in una forma sintetica e facilmente leggibile, semplificando il processo decisionale del *guest* senza saturarne la capacità cognitiva.

Questo equilibrio non è facile da individuare, spesso è dinamico e interagisce con gli altri segnali, ad esempio quando il testo è molto lungo l'utente tende a fare meno affidamento sull'estetica delle foto per giudicare l'utilità delle informazioni, con la conclusione che un testo esaustivo potrebbe compensare parzialmente mancanze visive, ma esclusivamente al costo di un maggiore sforzo richiesto al cliente (34).

2.5 Il ruolo della reputazione online: *Social Proof*

È stato descritto il contesto della *sharing economy*, in cui le transazioni avvengono tra sconosciuti e in assenza di una visita fisica preventiva del bene, per tale motivo la reputazione digitale costituisce l'*asset* più prezioso. Da una parte i segnali visivi e testuali corrispondono a una sorta di promessa dell'*host*, dall'altra la reputazione online agisce da validazione sociale di tale promessa, diminuendo notevolmente l'asimmetria informativa e il rischio percepito in favore dell'ospite. La letteratura identifica questo fenomeno come *Social Proof* (prova sociale), meccanismo di tipo psicologico per cui le persone tendono a ritenere maggiormente corretto un comportamento o una scelta quando vedono che altri lo hanno in precedenza adottato con successo.

In merito ad Airbnb, la reputazione è un fondamentale fattore composto da diversi elementi: il volume e il punteggio delle recensioni (*review volume e rating*), il contenuto testuale dei feedback

CAPITOLO 2 – REVISIONE DELLA LETTERATURA

(*review text*) e i riconoscimenti certificati dalla piattaforma stessa, come il *Superhost badge*. Questi indicatori formano un sistema reputazionale che sostituisce le garanzie tradizionali del settore alberghiero, tra cui la *brand equity* delle grandi catene di hotel, lasciando spazio a un meccanismo di fiducia distribuita e *peer-to-peer*.

Tuttavia la costruzione della reputazione rimane un processo dinamico e fragile. Studi recenti hanno decretato che la fiducia non dipende solo dall'accumulo di recensioni positive, ma viene fortemente influenzata anche da segnali negativi come le cancellazioni da parte dell'host, che possono distruggere in un lampo il capitale reputazionale costruito nel tempo (26). Inoltre la reputazione ha un potente effetto di variabile di moderazione: la presenza di una forte *social proof* può alterare l'efficacia delle strategie di presentazione dell'annuncio, rendendo i *visual* e *textual cues* meno efficaci per gli *host* affermati rispetto ai nuovi entranti. Nelle sezioni successive vengono analizzate nel dettaglio le componenti di questo ecosistema reputazionale.

2.5.1 Review e Rating: meccanismi di costruzione della fiducia

Il sistema di recensioni rappresenta il cuore pulsante della fiducia su Airbnb. Le recensioni non sono semplici valutazioni post-consumo, ma veri e propri strumenti di *governance* della piattaforma che disciplinano il comportamento degli *host* e orientano le scelte dei *guest*. La letteratura ha stabilito che le recensioni agiscono su due livelli: quantitativo, attraverso lo *star rating* (punteggio complessivo), e qualitativo, ovvero il testo della recensione.

Dal punto di vista qualitativo, l'analisi del *sentiment* delle recensioni rivela dimensioni profonde dell'esperienza. Il concetto di *Kindness Capital* ('capitale di gentilezza') significa che la percezione di gentilezza dell'host, estratta attraverso la *sentiment analysis* dei testi, costituisce una parte importante del *rating* finale. Questo studio permette di comprendere che la memorabilità dell'esperienza non dipende solo dalle caratteristiche fisiche dell'alloggio, ma è strettamente legata anche a fattori emotivi e relazionali, compresa l'autenticità dell'interazione tra *guest* e *host* (23).

La funzione delle recensioni cambia anche in base al segmento di mercato. Confrontando le esperienze nelle offerte *Standard* rispetto a quelle *Premium* (*Airbnb Plus* o *Airbnb Luxe*), è emerso che nel segmento *standard* le recensioni tendono a focalizzarsi su aspetti funzionali quali pulizia, posizione e check-in, mentre in quello *premium* vengono premiate maggiormente dimensioni estetiche, simboliche ed emozionali, generando un livello di coinvolgimento e 'delizia' superiore. In questo contesto le recensioni positive diventano un importante strumento per la fidelizzazione e il passaparola (27) (23).

CAPITOLO 2 – REVISIONE DELLA LETTERATURA

Infine le recensioni svolgono un ruolo critico in scenari di incertezza sanitaria, come durante la pandemia da *COVID-19*. Uno studio pubblicato nel 2023 ha rilevato che, sebbene le etichette di sanificazione ufficiali siano importanti, le recensioni dei clienti precedenti rimangono una validazione sociale indispensabile per confermare la reale applicazione dei protocolli di pulizia, rafforzando in questo modo la percezione di affidabilità dell'*host* (30).

2.5.2 L'effetto moderatore delle recensioni sui *visual* e *textual cues*

Una delle dinamiche più interessanti emerse dalla letteratura è l'interazione tra la reputazione accumulata attraverso le recensioni (*reviews*) e gli sforzi di marketing dell'*host*, ovvero i *visual* e *textual cues*. Secondo la teoria economica questi segnali non si possono sommare linearmente, anzi possono anche comportarsi come sostituti. Questo fenomeno, noto come *Substitution Effect* (effetto sostituzione), suggerisce che quando un *host* possiede un elevato numero di recensioni positive (*high social proof*), decresce il valore marginale di avere foto perfette o descrizioni molto dettagliate.

Zhu e Zhang nel 2010 pubblicarono uno studio importante nel contesto delle piattaforme digitali, teorizzando che la reputazione online modera l'impatto delle caratteristiche del prodotto. Per i venditori affermati la *social proof* è sufficiente a garantire un elevato *conversion rate* (tasso di conversione in successo), mentre ai nuovi entranti conviene affidarsi ad altri segnali al fine di abbattere l'incertezza iniziale. Questo concetto è supportato indirettamente da una ricerca successiva (2025), in cui è stato studiato l'impatto delle foto generate dagli ospiti (GGP). Tali foto, essendo spesso di bassa qualità, possono danneggiare le performance, ma l'effetto negativo può essere mitigato quando l'*host* è altamente professionale o ha già fornito un numero sufficiente di foto proprie. Ciò implica che una forte presenza dell'*host* in termini di *effort* può proteggere l'annuncio da segnali esterni non controllabili (25) (44).

Un ulteriore studio pubblicato nello stesso anno ha permesso di osservare che l'impatto dell'estetica delle foto sull'utilità percepita è moderato dalla lunghezza del testo delle recensioni. Quando sono disponibili recensioni molto lunghe e dettagliate infatti l'utente fa meno affidamento alle foto per giudicare l'alloggio. Questo conferma che le recensioni testuali ricche di informazioni possono in qualche modo sostituire la necessità di segnali visivi, riducendo l'impegno che l'*host* deve fornire all'estetica fotografica man mano che la sua reputazione testuale cresce (34).

CAPITOLO 2 – REVISIONE DELLA LETTERATURA

2.5.3 Segnali negativi: impatto di cancellazioni e servizi non adeguati

Mentre le recensioni positive costruiscono la fiducia in modo graduale, i segnali negativi possono far crollare la reputazione molto rapidamente. Nel contesto della *Signaling Theory*, un segnale negativo è decisamente potente poiché viene percepito come un indicatore di rischio e inaffidabilità sistemica.

Indagando l'impatto del tasso di cancellazione (*cancellation rate*) sulle performance degli *host*, sono stati trovati risultati chiari: le cancellazioni effettuate dall'*host* impattano negativamente l'*occupancy rate* e diminuiscono significativamente le prenotazioni future. Questo avviene perché la cancellazione rappresenta una violazione del contratto psicologico con l'ospite, il quale è colto da incertezza sulla reale disponibilità dell'alloggio e inoltre può subire notevoli disagi sia di tipo logistico che emotivo.

Inoltre si è compreso che gli *host* con frequenti cancellazioni subiscono una diminuzione della fiducia degli ospiti più marcata rispetto a quanto guadagnano da comportamenti positivi. Questo fenomeno è noto come *negativity bias*: a parità di intensità, le informazioni negative pesano di più nel processo decisionale rispetto a quelle positive. L'impatto delle cancellazioni varia anche in base al tipo di proprietà: è stato osservato che le conseguenze possono essere diverse per interi appartamenti rispetto a stanze condivise, luoghi in la relazione personale è per natura più stretta.

In sintesi la gestione dei segnali negativi deve avere sempre un occhio di riguardo, poiché l'*host* non è in grado di compensare un alto tasso di cancellazione con un semplice miglioramento in ambito di *visual e textual cues*. Uno scarso livello di reputazione funziona a priori da campanello d'allarme, allontanando la domanda indipendentemente dalla qualità della presentazione (26).

2.5.4 Il *Superhost badge* come segnale di garanzia

In cima alla piramide reputazionale si trova il *Superhost badge*. A differenza delle recensioni generate dagli utenti e delle foto generate dall'*host*, tale *badge* è un *platform signal* (segnale della piattaforma) in grado di certificare il raggiungimento di specifiche soglie di performance, quali alto *rating*, basso *cancellation rate* ed elevato *response rate*, agendo come un marchio di garanzia di qualità (45).

La sua funzione economica principale è la riduzione dei costi di ricerca e dell'incertezza. In questo mercato caratterizzato da eterogeneità e asimmetria informativa, il *badge* si presenta come una

CAPITOLO 2 – REVISIONE DELLA LETTERATURA

semplice guida decisionale, permettendo al *guest* di filtrare rapidamente l'offerta e identificare gli operatori più affidabili senza lo sforzo di analizzare in profondità ogni singola recensione.

Ricerche recenti hanno confermato empiricamente l'efficacia di tali segnali istituzionali.

Considerando il comportamento di navigazione online (*click-through behavior*), è stato dimostrato che la presenza di *badge* specifici, come *guest favorite* o indicatori di *status* simili al *Superhost*, riescono a influenzare significativamente la probabilità che un utente clicchi sull'annuncio. Ciò determina che il *badge* non solo aumenta la fiducia *ex-post*, ossia durante la decisione finale, ma agisce anche *ex-ante* come catalizzatore dell'attenzione visiva tra i numerosi risultati di ricerca (43).

Il ruolo del *Superhost* è stato confrontato anche con altri tipi di segnali: è stato rilevato che i *platform signals*, come la verifica dell'identità o lo *status* dell'*host*, tendono ad avere un impatto positivo sulla domanda più robusto e consistente rispetto ad alcuni contenuti generati dall'*host* stesso, che possono talvolta soffrire di problemi di credibilità o sovraccarico informativo, come spiegato in precedenza (32).

Infine il *badge* è strettamente legato al concetto di professionalità percepita, già espresso precedentemente. La letteratura sostiene che l'esperienza dell'*host*, verificata anche attraverso il *Superhost badge*, è utile per una validazione esterna e oggettiva della professionalità, in termini di dedizione e affidabilità, che l'*host* trasmette nel testo, facendo coincidere la promessa dell'*host* e la garanzia della piattaforma in modo da inviare un segnale completo di fiducia (22).

2.6 Eterogeneità territoriali: il contesto come variabile chiave

Nonostante le piattaforme digitali e in particolare *Airbnb* operino su scala globale offrendo un'infrastruttura tecnologica standardizzata, l'efficacia delle strategie degli *host* e le *performance* economiche degli annunci rimangono profondamente radicate nel contesto locale. La letteratura scientifica ha progressivamente abbandonato l'idea che esista un modello *one-size-fits-all* (uguale per tutti), riconoscendo che le determinanti del valore variano significativamente a seconda di fattori come densità abitativa, vocazione turistica e caratteristiche socio-economiche del territorio. L'ambiente non agisce quindi esclusivamente da sfondo passivo, ma da vera e propria variabile

CAPITOLO 2 – REVISIONE DELLA LETTERATURA

attiva in grado di moderare le relazioni tra i segnali inviati dall'*host* (*visual* e *textual cues*) e la risposta del mercato (14).

In particolare, il contrasto tra aree urbane e rurali ha condotto a implicazioni di notevole importanza. Nelle metropoli la competizione è guidata principalmente dalla posizione strategica e dall'efficienza, mentre nelle aree marginali e nei borghi la piattaforma assume un ruolo diverso, spesso di motore imprenditoriale e di valorizzazione patrimoniale. Inoltre le dinamiche di prezzo e la percezione della fiducia mutano: ciò che rassicura un ospite in centro città, come ad esempio recensioni numerose, può avere un peso anche molto differente per chi cerca un'esperienza di isolamento nella natura. I paragrafi successivi si propongono di esplorare molteplici sfumature territoriali, analizzando differenze strutturali, opportunità imprenditoriali, implicazioni strategiche e impatti sociali causati dalla diffusione di *Airbnb* in tutto il mondo.

2.6.1 Differenze strutturali tra mercati Urbani e Rurali

Le differenze tra mercati urbani e rurali non riguardano esclusivamente la tipologia di alloggio, ma anche la struttura stessa di domanda e offerta. Nelle aree urbane ad alta densità la letteratura individua una correlazione positiva tra la vicinanza al centro città o ai principali punti di interesse (POI) e il prezzo degli affitti, decretando che la rendita derivante dalla posizione sia probabilmente il *driver* principale del valore. In tali contesti gli alloggi *Airbnb* competono direttamente con il settore alberghiero e soffrono maggiormente in periodi di crisi sanitaria o economica, a causa dell'alta concentrazione e dei costi fissi elevati (14) (40).

Al contrario invece i mercati di zone rurali e piccole città stanno mostrando notevoli dinamiche di crescita: dati recenti di *AirDNA* indicano che tali aree registrano tassi di crescita della domanda significativamente più alti (circa +14% annuo) rispetto ai mercati urbani saturi, trainati da inferiori barriere all'ingresso e dalla disponibilità di spazi più ampi (46). In questi contesti il fattore posizione perde il suo primato a favore di attributi legati all'esperienza naturale e alla serenità. Uno studio sui fattori di prezzo nelle aree rurali ha rivelato che, a differenza delle città, lo status di *Superhost* o il numero di recensioni possono avere un impatto non significativo o diverso sul prezzo, poiché la scarsità dell'offerta riduce la necessità di trasmettere segnali reputazionali forti al fine di distinguersi (47). Riguardo alla stagionalità intervengono meccanismi opposti: mentre le città vivono di flussi costanti o legati a viaggi di lavoro, le aree rurali e costiere subiscono picchi di domanda concentrati a causa di fenomeni di turismo balneare e montano, richiedendo strategie di gestione dei ricavi molto più flessibili (35).

CAPITOLO 2 – REVISIONE DELLA LETTERATURA

2.6.2 Airbnb come motore imprenditoriale nelle aree marginali

La crescente espansione di *Airbnb* anche in zone più interne e marginali, come i Borghi italiani, rappresenta uno dei fenomeni più indagati della *sharing economy* contemporanea. Tali territori sono spesso caratterizzati da spopolamento e declino economico, ma le piattaforme digitali possono trasformare tali criticità comportandosi da *external enablers* (abilitatori esterni) di imprenditorialità. Uno studio empirico condotto su 270 Borghi italiani mostra che la penetrazione di *Airbnb* stimola significativamente la nascita di nuove imprese, riducendo i costi di transazione e permettendo ai proprietari di immobili sottoutilizzati di accedere a una domanda turistica globale altrimenti irraggiungibile (28).

Le piattaforme non si limitano a generare reddito supplementare, ma tendono a favorire una forma di imprenditorialità diffusa che si presta a valorizzare il patrimonio immobiliare esistente senza la necessità di ulteriori investimenti edilizi. L'effetto è particolarmente marcato proprio nei territori economicamente svantaggiati, dove *Airbnb* ha la possibilità di diventare un canale diretto per favorire l'imprenditorialità superando alcune inefficienze delle politiche pubbliche tradizionali (28). La natura di questa imprenditorialità rimane però spesso ibrida: molti *host* rurali sono semplici operatori non professionali che combinano i ricavi ottenuti dalla disponibilità di un appartamento con altre attività quali agricoltura e artigianato, creando un prodotto turistico intrinsecamente legato all'identità locale e all'autenticità dell'esperienza, con un totale distacco dall'approccio standardizzato dei *multi-unit hosts* urbani.

2.6.3 L'impatto della localizzazione sulle strategie di prezzo e presentazione

La localizzazione può influenzare in modo determinante le leve strategiche a disposizione dell'*host*, modificando l'efficacia classica dei *visual* e *textual cues*. In particolare la pandemia COVID-19 ha condotto a un cambiamento strutturale nelle preferenze dei consumatori, ovvero si è registrata una disponibilità a pagare un prezzo premium (*Willingness to Pay*) per alloggi situati in aree a bassa densità, percepiti sia fisicamente che mentalmente più sicuri e capaci di garantire il distanziamento sociale (29). Dunque ne risulta che nelle aree extra-urbane la strategia di prezzo può elevarsi notevolmente facendo leva sull'esclusività e sull'isolamento (*psychological distance*).

Anche la presentazione dell'annuncio deve essere in grado di adattarsi al contesto. Mentre nelle città i *visual cues* devono rassicurare sulla pulizia, risaltare la modernità degli interni e mostrare la vicinanza ai servizi, nelle aree rurali l'efficacia delle immagini è legata alla rappresentazione del paesaggio e dell'atmosfera esterna più che della casa in sé. In generale, in ambienti di piccole città o

CAPITOLO 2 – REVISIONE DELLA LETTERATURA

aree rurali, segnali di fiducia quali la qualità delle foto e il numero di recensioni mantengono una forte rilevanza economica, mentre l'utilità del *Superhost status* tende a essere inferiore rispetto ai grandi mercati urbani, a conferma che nelle zone marginali l'autenticità percepita conta più della certificazione formale della piattaforma (47). Inoltre la sensibilità al prezzo può variare, in alcune regioni turistiche (come l'area del Lago Balaton in Ungheria) è stato osservato che l'aggiunta di foto oltre una certa soglia non influenza significativamente il prezzo, indicando che per determinati alloggi e zone esistono altri elementi che hanno un valore nettamente superiore rispetto alla quantità di informazioni caricate (48).

2.6.4 *Overtourism* e valorizzazione del patrimonio storico

Infine l'impatto territoriale di *Airbnb* porta con sé anche esternalità negative, identificate con il termine di gentrificazione turistica o più comunemente *overtourism*. Questo fenomeno assume implicazioni diverse a seconda del tessuto urbano, ad esempio nelle città d'arte e nei centri storici la presenza di aree di conservazione storica (*conservation areas*) è considerata un elemento di attrazione fondamentale. La letteratura mostra che la presenza di *Airbnb* modera positivamente l'effetto di tali aree sui prezzi degli affitti: la combinazione tra pregio storico e facilità di affitto breve amplifica la rendita immobiliare, facendo crescere notevolmente i prezzi residenziali e potenzialmente arrivando a escludere i residenti locali (31). Dinamiche simili si osservano nelle destinazioni costiere, sulla costa andalusa è stato quantificato che l'offerta *Airbnb* dedicata al turismo balneare *sun-and-beach* è responsabile del 13.7% dell'aumento dei prezzi degli affitti residenziali, con un impatto concentrato nelle zone più attrattive (35).

Questo processo di valorizzazione, nonostante recuperi immobili storici che potrebbero altrimenti degradarsi, porta con sé il rischio di trasformare centri storici e borghi in semplici luoghi di sfrenato consumo turistico, privi della loro funzione abitativa originaria. Studi sul centro storico di Roma confermano che la pressione turistica ha dato vita a una geografia dei prezzi policentrica, ovvero più fasce di prezzo a seconda della vicinanza ai poli di interesse storico, dove il valore del patrimonio viene capitalizzato esclusivamente attraverso il mercato degli affitti brevi, alterando profondamente l'identità sociale e l'ecosistema dei quartieri di città (49).

CAPITOLO 3 – IPOTESI E FRAMEWORK DELLA RICERCA

In questo capitolo vengono presentate domande e ipotesi della ricerca, stabilite dopo aver analizzato attentamente la letteratura con le relative evidenze empiriche ed eventuali limitazioni. Tali domande e le conseguenti ipotesi vengono poi spiegate in modo semplice e schematico attraverso un framework, mentre in seguito saranno testate nel prossimo capitolo.

L'obiettivo principale è comprendere le strategie (*visual e textual cues*) da utilizzare nella presentazione dell'annuncio degli *host* sul mercato *Airbnb* italiano e in particolare il loro impatto su svariate dimensioni della performance: la capacità di attrarre domanda attraverso il volume delle prenotazioni (*number of reservations*) e il tasso di occupazione (*occupation rate*), il posizionamento di prezzo attraverso l'ADR (*Average Daily Rate*) e il risultato economico complessivo attraverso il RevPAN (*Revenue Per Available Night*). Successivamente si vuole indagare l'effetto di moderazione su tali relazioni provocato dalla reputazione dell'*host*, attraverso recensioni e certificazioni, e dal contesto territoriale.

In particolare vengono poste le seguenti domande di ricerca:

- **RQ1.** I *Visual Cues* e *Textual Cues* (segnali visivi e testuali) generano un effetto significativo sul volume delle prenotazioni, sul tasso di occupazione e sul prezzo medio giornaliero?
- **RQ2.** I *Visual Cues* e *Textual Cues* (segnali visivi e testuali) generano un effetto significativo sui ricavi per notte disponibile (RevPAN, metrica di sintesi del successo dell'*host*)?
- **RQ3.** La reputazione pregressa dell'*host*, misurata attraverso il volume di recensioni e certificazioni come lo status di *Superhost* o il *Rating*, modera l'efficacia delle strategie e dei segnali di presentazione? Esiste un effetto di sostituzione tra reputazione *host* ed elementi visivi o testuali?
- **RQ4.** Il contesto territoriale, misurato attraverso il confronto tra aree urbane e rurali, modera l'efficacia delle strategie e dei segnali di presentazione?

A cui vengono associate le seguenti ipotesi di ricerca:

CAPITOLO 3 – IPOTESI E FRAMEWORK DELLA RICERCA

1. H1: Impatto sui principali *performance drivers*

- **HP1a:** Gli *host* che rilasciano un maggior numero di informazioni tramite *visual* e *textual cues* (maggior numero di fotografie e maggiore lunghezza del titolo) influenzano positivamente la domanda in termini di numero di prenotazioni e tasso di occupazione.
- **HP1b:** Gli *host* che rilasciano un maggior numero di informazioni tramite *visual* e *textual cues* (maggior numero di fotografie e maggiore lunghezza del titolo) influenzano positivamente il prezzo in termini di ADR (Average Daily Rate).

2. H2: Impatto sulla performance economica complessiva

- **HP2:** Gli *host* che rilasciano un maggior numero di informazioni tramite *visual* e *textual cues* (maggior numero di fotografie e maggiore lunghezza del titolo) influenzano positivamente la performance economica complessiva in termini di RevPAN (Revenue per Available Night).

3. H3: Effetto di moderazione della reputazione

- **HP3a:** La reputazione pregressa dell'*host* in termini di volume delle recensioni modera negativamente (effetto sostituzione) la relazione tra segnali strategici e performance.
- **HP3b:** La reputazione pregressa dell'*host* in termini di *Superhost badge* modera negativamente (effetto sostituzione) la relazione tra segnali strategici e performance.
- **HP3c:** La reputazione pregressa dell'*host* in termini di *Overall Rating* modera negativamente (effetto sostituzione) la relazione tra segnali strategici e performance.

4. H4: Effetto di moderazione del fattore territoriale

- **HP4:** Il fattore territoriale in termini di contesto rurale modera negativamente la relazione tra segnali strategici e performance.

CAPITOLO 3 – IPOTESI E FRAMEWORK DELLA RICERCA

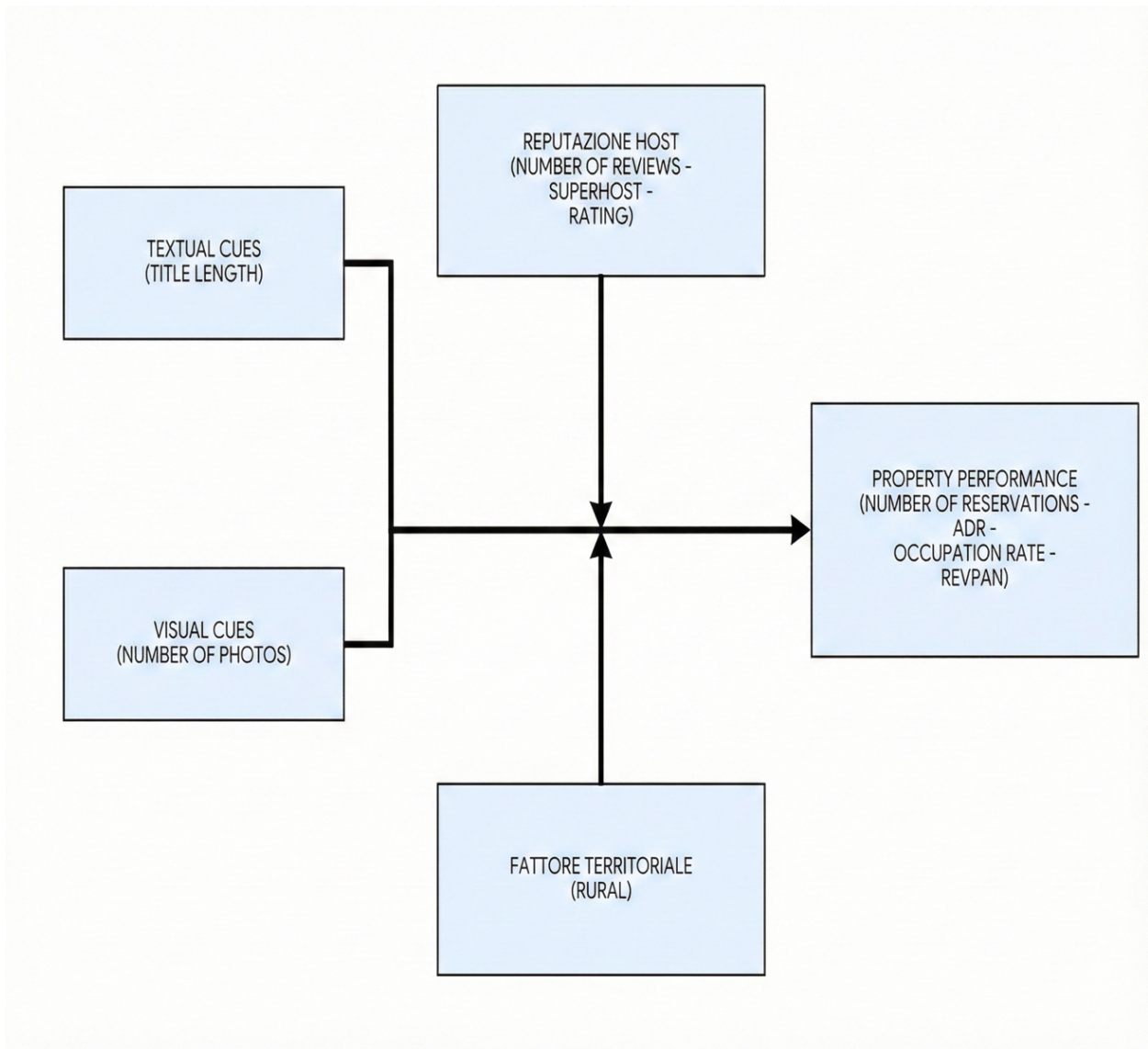


Figura 2: FRAMEWORK della ricerca (54)

CAPITOLO 4 - METODOLOGIA

Nei capitoli seguenti è possibile trovare il cuore empirico della ricerca, seguendo l'obiettivo di trasformare in analisi quantitativa le riflessioni teoriche sulla *Signaling Theory* e sulla *Information Disclosure* nel settore turistico, già approfondite nella prima parte dell'elaborato. Dopo aver effettuato una profonda analisi della letteratura, il presente capitolo si focalizza sul caso di *Airbnb* in Italia, verificando attraverso dati empirici se e come variano le performance degli *host* in base alle strategie di presentazione dell'annuncio, in particolare *visual* e *textual cues*, per poi comprendere se e come tali segnali interagiscono con la presenza di reputazione pregressa dell'*host* e di un contesto territoriale variegato.

L'analisi effettuata è basata su un vasto dataset di dati panel ricavato da *AirDNA*, riferiti a un ampio orizzonte temporale (2019-2024). Il database contiene informazioni di vario tipo sugli annunci Airbnb attivi, comprese le caratteristiche strutturali delle proprietà, le caratteristiche di presentazione degli annunci, le metriche di reputazione e le performance economiche. Tali elementi sono stati utilizzati al fine di costruire le variabili definitive e i KPI presenti nei modelli econometrici.

La ricerca è caratterizzata da due principali tipologie di analisi.

- **Modello base:** rappresenta la stima di un modello econometrico che permettono di valutare l'impatto dei segnali comunicativi (*cues*) scelti dall'*host* su quattro indicatori di performance fondamentali, ossia il numero di prenotazioni, la tariffa media giornaliera (*Average Daily Rate*, ADR), il tasso di occupazione (*Occupation Rate*) e infine il ricavo per notte disponibile (*Revenue Per Available Night*, RevPAN). L'obiettivo di questa prima fase è comprendere se e in che misura, a parità di caratteristiche fisiche dell'alloggio (variabili di controllo), la ricchezza informativa visiva, misurata attraverso il numero di foto degli annunci, e testuale, misurata attraverso la lunghezza del titolo degli annunci, influenzino significativamente i risultati economici ottenuti.
- **Modelli con moderazione:** rappresentano modelli econometrici *cues-performance* con focus sull'effetto moderatore della reputazione e del territorio. Mentre nella prima fase si osserva l'impatto diretto, in seguito si analizza l'efficacia di *visual* e *textual cues* in presenza di affidabilità pregressa dell'*host*, misurata tramite volume delle recensioni, *Overall*

CAPITOLO 4 - METODOLOGIA

Rating ed eventuale *Superhost badge*, e in base alla localizzazione dell'immobile, confrontando ambienti Rurali vs Urbani. Tramite l'inserimento di tali termini di interazione nei modelli ci si propone di verificare l'esistenza di un eventuale effetto di sostituzione (*substitution effect*) tra i segnali strategici degli *host* e la garanzia fornita dalla reputazione o il contesto territoriale in cui si collocano i vari appartamenti.

Le metodologie utilizzate nella ricerca si basano su modelli di regressione lineare multipla (OLS) con trasformazione logaritmica delle variabili a distribuzione non normale e considerazione di effetti fissi temporali (*Year FE*). Tale approccio permette di isolare l'effetto delle variabili di interesse, creando un fattore di controllo dei trend macroeconomici annuali e delle caratteristiche strutturali degli alloggi e fornendo così una maggiore precisione nella stima dei coefficienti.

Il capitolo si propone di offrire un'analisi *data-driven* del mercato *Airbnb* tramite il particolare approfondimento di *visual* e *textual cues*. L'idea di fondo è valutare se strategie apparentemente marginali, come il caricamento di una foto aggiuntiva o la cura del titolo degli annunci, contribuiscono effettivamente a ridurre l'asimmetria informativa, con il conseguente risultato di produrre un impatto economico reale e misurabile.

Con queste premesse la ricerca si inserisce dunque nel dibattito sulle strategie di *Signaling* all'interno di piattaforme digitali e nello specifico su *Airbnb*, rispondendo alle ipotesi con evidenze di potenziale utilità per gli *host* italiani e non solo. In seguito si osserva con attenzione la relazione tra la promessa della presentazione e la garanzia della reputazione, verificando la presenza di un probabile effetto sostituzione. Infine si studia la probabile distinzione, sempre in merito all'efficacia delle strategie, tra i mercati urbani saturi e le destinazioni rurali emergenti.

4.1 Analisi dataset

Lo studio si basa su un dataset ricavato da *AirDNA*, il principale fornitore di dati e analisi riguardo il settore degli affitti a breve termine. Tale piattaforma è stata ideata allo scopo di mettere a disposizione di *host* e investitori gli strumenti più accurati per avere successo in questo settore, tenendo traccia delle prestazioni giornaliere di oltre 10 milioni di proprietà su *Airbnb* e *Vrbo* in 120.000 mercati globali per più di 1.3 milioni di utenti. *AirDNA* raccoglie ed elabora dati provenienti da fonti pubbliche e partner al fine di offrire una panoramica completa del mercato (50).

CAPITOLO 4 - METODOLOGIA

Il dataset utilizzato per la presente ricerca raccoglie gli annunci *Airbnb* in Italia, Francia e Spagna attivi nel periodo temporale compreso tra il 2019 e il 2024. Si tratta di un dataset di tipo panel, organizzato per osservazioni annuali, che contiene un'ampia gamma di variabili relative a performance, reputazione, strategie di presentazione e caratteristiche strutturali degli alloggi.

Tutte le variabili disponibili nel dataset sono le seguenti:

1. Identificative e temporali (host e annuncio)

- *Property ID*: Stringa identificativa univoca della singola proprietà.
- *Airbnb Host ID*: Codice univoco identificativo dell'host.
- *Year*: Anno di riferimento dell'annuncio.
- *Created Date*: Data di creazione dell'annuncio sulla piattaforma.
- *Listing Age*: Longevità dell'annuncio.

2. Variabili di Performance

- *Number of Reservations*: Numero complessivo di prenotazioni ricevute nell'anno considerato.
- *Revenue (USD)*: Ricavi totali generati dall'annuncio, espressi in dollari statunitensi.
- *ADR (Average Daily Rate)*: Tariffa media giornaliera.
- *Occupation Rate*: Tasso di occupazione dell'alloggio.
- *RevPAN*: Ricavi per notte disponibile.
- *Reservation Days*: Numero di giorni in cui l'alloggio è stato occupato.
- *Available Days*: Numero di giorni in cui l'alloggio è rimasto disponibile (non prenotato).

3. Caratteristiche dell'annuncio

- *Number of Photos*: Numero di fotografie caricate nell'annuncio (*Visual Cues*).
- *Listing Title*: Titolo testuale dell'annuncio (*Textual Cues*).
- *Lenghttitle*: Variabile derivata da *Listing Title* che conta il numero di caratteri del titolo (*Textual Cues*).
- *Listing Type*: Tipologia di annuncio (intero appartamento, stanza privata, stanza condivisa).

4. Caratteristiche host

- *Number of Reviews*: Numero totale di recensioni ricevute.
- *Overall Rating*: Punteggio medio complessivo assegnato dagli ospiti (scala da 1 a 5).

CAPITOLO 4 - METODOLOGIA

- *Superhost*: Variabile dummy che indica se l'*host* possiede il *Superhost badge* (1 = vero, 0 = falso).
- *Response Rate*: Tasso di risposta dell'*host* alle richieste di prenotazione (in %).
- *Profhost*: Indica se l'*host* è considerato professionale (1 = vero, 0 = falso).

5. Caratteristiche strutturali alloggio

- *Property Type*: Tipologia architettonica della proprietà (appartamento, villa, stanza ecc.).
- *Bedrooms*: Numero di camere da letto presenti.
- *Bathrooms*: Numero di bagni presenti.
- *Max Guests*: Numero massimo di ospiti consentiti.
- *Cleaning Fee*: Costi di pulizia aggiuntivi.
- *Security Deposit*: Deposito cauzionale richiesto.
- *Published Nightly Rate*: Prezzo base per notte pubblicato.
- *Amenities*: Elenco di servizi e dotazioni disponibili (Wi-Fi, piscina, cucina, parcheggio ecc.).

6. Politiche di Gestione

- *Cancellation Policy*: Politica di cancellazione.
- *Minimum Stay*: Numero minimo di notti prenotabili.
- *Instantbook Enabled*: Indica se è attiva la prenotazione immediata senza bisogno di approvazione (1 = vero, 0 = falso).

7. Caratteristiche territoriali

- *Country*: Paese dell'alloggio (Italia, Francia, Spagna).
- *State*: Regione dell'alloggio.
- *City*: Città dell'alloggio.
- *Latitude*: Coordinata geografica di latitudine dell'alloggio.
- *Longitude*: Coordinata geografica di longitudine dell'alloggio.
- *Urban Class*: Classificazione dell'area in cui si trova l'alloggio (1 = Urbana, 2 = Suburbana, 3 = Rurale).

CAPITOLO 4 - METODOLOGIA

4.2 Metriche di performance

Al fine di studiare la possibile presenza di differenze di performance e verificare le ipotesi di ricerca, viene effettuata un'analisi approfondita dei risultati ottenuti dagli *host* sulla piattaforma. Sono stati dunque selezionati cinque indicatori chiave (KPI), considerati dalla letteratura i più significativi per valutare il successo nel settore degli affitti brevi.

Le variabili dipendenti utilizzate nei modelli sono le seguenti:

1. **Number of Reservations (Numero di prenotazioni)**: somma totale delle prenotazioni che l'*host* ha ricevuto per l'annuncio di un determinato alloggio nell'anno considerato. Indicatore quantitativo della capacità di attrarre domanda.
 - Paper in cui è stata utilizzata: *The Impacts of Quality and Quantity Attributes of Airbnb Hosts on Listing Performance* (51).
2. **ADR - Average Daily Rate**: prezzo medio pagato per notte prenotata. È uno degli indicatori di posizionamento di prezzo più utilizzati nel settore dell'ospitalità. Nel dataset ricavato da *AirDNA* è già presente la variabile calcolata ADR, ma in realtà essa deriva dal rapporto tra il fatturato generato e le notti vendute.
 - Paper in cui è stata utilizzata: *The Impacts of the Peer-to-Peer Platform on the Traditional Lodging Industry: Emerging Trends and Implications for Greater Los Angeles (USA) and Barcelona (Spain)* (52).

La formula di calcolo è:

$$ADR = \frac{Revenue}{Reservation.Days}$$

Dove:

- Revenue: indica i ricavi complessivi generati dall'*host*.
- Reservation Days: corrisponde al numero totale di notti effettivamente occupate.

CAPITOLO 4 - METODOLOGIA

3. **OCC - *Occupation Rate***: percentuale di occupazione dell'alloggio, confrontando le notti prenotate con quelle totali attive in un determinato periodo. Valori elevati indicano una maggiore efficienza nello sfruttamento della capacità produttiva.
- Paper in cui è stata utilizzata: *Negative signals on Peer-to-Peer platforms: The impact of cancellations on host performance across different property types* (26).

La formula di calcolo è:

$$OCC = \frac{ReservationDays}{ReservationDays + AvailableDays}$$

Dove:

- *ReservationDays*: rappresenta le notti prenotate dagli ospiti.
 - *AvailableDays*: rappresenta le notti in cui l'alloggio era libero e disponibile per la prenotazione (sommate alle notti prenotate rappresentano l'offerta totale di notti attive).
4. **RevPAN - *Revenue per Available Night***: l'indicatore di sintesi più importante per la letteratura e per questa ricerca. Deriva dal rapporto tra i ricavi totali e il numero complessivo di notti disponibili (prenotate o libere). Questa metrica permette di capire se la gestione complessiva dell'offerta è realmente ottimale, misurando l'equilibrio tra livello di prezzo (ADR) e tasso di occupazione (OCC). Un RevPAN elevato indica che l'attività è in grado di sfruttare in modo adeguato le proprie risorse, trovando un buon equilibrio tra prezzo, domanda e disponibilità, mentre un RevPAN sotto gli standard può indicare prezzi eccessivamente ridotti o sottoutilizzo della capacità.
 - Paper in cui è stata utilizzata: *Do professional host matter?: evidence from multi-listing and full-time hosts in Airbnb* (53)

La formula di calcolo combina le precedenti in questo modo:

$$RevPAN = \frac{Revenue}{ReservationDays + AvailableDays} = ADR \times OCC$$

CAPITOLO 4 - METODOLOGIA

4.3 Creazione del dataset definitivo

A partire dal dataset descritto in precedenza, sul software STATA sono state create nuove variabili necessarie allo scopo di svolgere in seguito l'analisi di regressione e ricavare i risultati che verranno esposti nel prossimo capitolo.

In particolare, alcune variabili descrittive che non permettevano di effettuare l'analisi sono state trasformate in variabili booleane di semplice comprensione e utilizzo. Inoltre numerose variabili che possedevano una 'distribuzione asimmetrica a destra' (tipico delle variabili su *Airbnb*) sono state trasformate in logaritmiche in modo da ottenere distribuzioni più simili a una normale, poiché i modelli di regressione lineare funzionano meglio se i residui sono distribuiti normalmente.

Le variabili create sono le seguenti:

- ***Shared_room***: indica se la tipologia di annuncio è 'stanza condivisa' (=1 se *listingtype* = Shared room; altrimenti = 0).
- ***Strict_cancellation***: indica se la politica di cancellazione è restrittiva vs flessibile/moderata (=1 se *cancellationpolicy* contiene 'strict'; altrimenti = 0).
- ***Rural***: indica se la proprietà dell'annuncio si trova in un contesto rurale vs urbano/suburbano (=1 se *rural_class* = 3; altrimenti = 0).
- ***Log_photos***: logaritmo della variabile che indica il numero di foto dell'alloggio presenti nell'annuncio ($Log_photos = \log(numberofphotos)$).
- ***Log_title***: logaritmo della variabile che indica la lunghezza del titolo dell'annuncio ($Log_title = \log(lenghttitle)$).
- ***Log_bedrooms***: logaritmo della variabile che indica il numero di camere da letto presenti nell'alloggio ($Log_bedrooms = \log(1+bedrooms)$).
- ***Log_bathrooms***: logaritmo della variabile che indica il numero di bagni presenti nell'alloggio ($Log_bathrooms = \log(bathrooms)$).
- ***Log_reviews***: logaritmo della variabile che indica il numero di recensioni degli utenti in merito alla loro esperienza nell'alloggio ($Log_reviews = \log(1+numberofreviews)$).
- ***Log_rating***: logaritmo della variabile che indica il punteggio complessivo di valutazione dell'alloggio su una scala da 1 a 5 ($Log_rating = \log(overallrating)$).
- ***Log_numberofreservations***: logaritmo della variabile di performance che indica il numero di prenotazioni dell'alloggio in un determinato anno ($Log_numberofreservations = \log(1+numberofreservations)$).

CAPITOLO 4 - METODOLOGIA

- **Log_adr**: logaritmo della variabile di performance che indica il posizionamento di prezzo dell'alloggio ($Log_adr = \log(adr)$).
- **Log_revpan**: logaritmo della variabile di performance che indica il risultato economico complessivo derivante dall'alloggio ($Log_revpan = \log(revpan)$).

Il dataset finale contiene oltre 10 milioni di osservazioni (separate per Italia, Francia, Spagna), garantendo un'analisi robusta e significativa.

4.4 Software utilizzato: STATA

Per lo sviluppo dell'analisi empirica della tesi è stato utilizzato il software statistico STATA, che ha ricoperto un ruolo centrale in ogni fase, a partire dalla iniziale trasformazione di alcune variabili e dalla creazione del dataset finale, fino ad arrivare ai vari modelli econometrici con i coefficienti ricavati tramite l'analisi di regressione. Il volume elevato di osservazioni, oltre 3 milioni esclusivamente per quelle relative ai modelli italiani, ha reso necessario l'utilizzo di un software adeguato a gestire una tale quantità di dati, con lo scopo di ottenere l'efficienza computazionale richiesta.

Come detto in precedenza, per procedere all'elaborazione statistica è stato necessario creare o modificare numerose variabili. Sono infatti state create variabili fondamentali per l'analisi: *dummy* (binarie), come la variabile *rural* per distinguere le aree rurali da quelle urbane, e logaritmiche, come avvenuto per molte variabili di interesse. Tale fase di preparazione ha permesso di rendere il dataset strutturato e coerente, al fine di eliminare valori mancanti (“.”) o anomali (gli *outliers*) che avrebbero potuto modificare le stime in maniera anche determinante.

In seguito STATA ha permesso la creazione di diversi modelli di regressione lineare multipla (OLS - *Ordinary Least Squares*). L'obiettivo primario è stato quello di isolare l'effetto delle strategie di presentazione dell'annuncio, nello specifico i *visual cues* (variabile *log_photos*) e i *textual cues* (variabile *log_title*), e verificarne l'impatto sulle varie dimensioni della performance dell'*host*: la domanda (variabile *log_numberofreservations*), il posizionamento di prezzo (variabile *log_adr*),

CAPITOLO 4 - METODOLOGIA

l'efficienza in base alla capacità (variabile *occupationrate*) e la performance economica complessiva (variabile *log_revpan*).

Come è stato osservato, sono state frequenti le trasformazioni logaritmiche delle variabili sia dipendenti che indipendenti, così da ottenere i definitivi modelli *log-log*. Tale scelta metodologica fornisce risposta in particolare a due esigenze:

1. Interpretazione economica: possibilità di interpretare i coefficienti stimati come elasticità (ϵ), ovvero in termini di variazione percentuale, utile ad esempio a stabilire un aumento dell'1% nel numero di foto quanto impatta in percentuale su una performance economica specifica.
2. Normalizzazione: possibilità di correggere l'asimmetria della distribuzione dei dati (*skewness*) tipica delle metriche finanziarie e numeriche, in modo da ridurre l'impatto dei valori estremi e avvicinare la distribuzione dei residui alla normale, con il risultato di migliorare decisamente l'analisi successiva.

Tutti i modelli includono inoltre un set di effetti fissi temporali (*Year FE*), inseriti come variabili di controllo per eventuali *trend* macroeconomici o *shock* esogeni (pandemia) comuni a tutti gli *host* in un determinato anno.

Infine l'analisi non si è limitata ai modelli base, infatti la flessibilità di STATA ha permesso di stimare specifiche regressioni con termini di interazione, ad esempio tra *visual cues* e reputazione pregressa o tra *textual cues* e tipologia di ambiente, allo scopo di testare ulteriori ipotesi, tra cui l'effetto di sostituzione reputazionale e l'efficacia dei segnali strategici in contesti geografici differenti.

4.5 Analisi descrittive

L'analisi descrittiva elaborata in questo paragrafo e realizzata con l'ausilio di STATA viene effettuata al fine di osservare la distribuzione delle variabili all'interno del dataset e iniziare a comprendere con concretezza le caratteristiche dell'offerta e le strategie di presentazione adottate dagli *host* su *Airbnb*.

CAPITOLO 4 - METODOLOGIA

Vengono considerate attentamente sia le variabili indipendenti di *signaling* (numero di fotografie e lunghezza del titolo relativi all'annuncio) che le variabili di moderazione relative alla reputazione e al contesto (Superhost badge, numero di recensioni, rating, località rurale). Successivamente vengono analizzate le metriche che descrivono il successo economico e operativo degli *host*, come il numero di prenotazioni acquisite, la tariffa media giornaliera (ADR), il tasso di occupazione (*Occupation Rate*) e il ricavo per notte disponibile (RevPAN). Anche alcune variabili di controllo vengono considerate in tale descrizione.

Questa analisi preliminare ha dunque il compito di preparare il terreno per il capitolo successivo, in cui verranno utilizzati modelli di regressione econometrica per confermare statisticamente se e in che modo i segnali visivi e testuali, da soli o in presenza delle variabili di moderazione, influenzano significativamente le performance degli *host* considerate.

Si precisa che sono stati utilizzati esclusivamente gli annunci localizzati in Italia (3.176.475 osservazioni).

4.5.1 Numero di foto

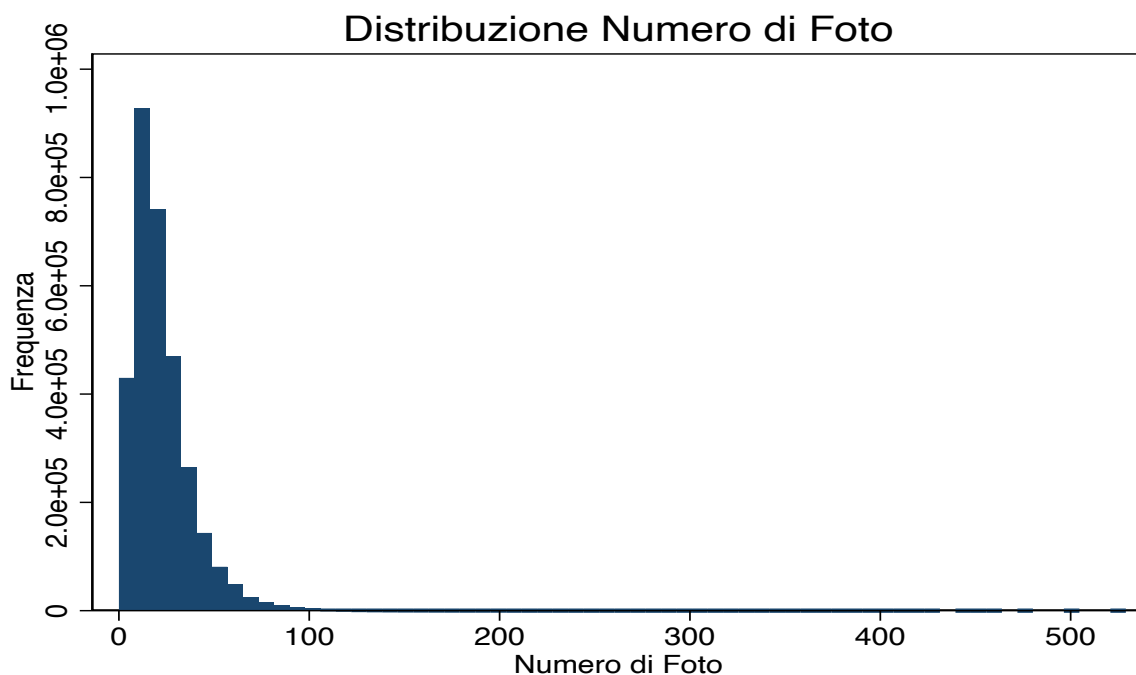


Figura 3: Distribuzione variabile number of photos

CAPITOLO 4 - METODOLOGIA

Number of Photos				
Percentiles		Smallest		
1%	3	0		
5%	6	0		
10%	7	0	Obs	3,175,516
25%	12	0	Sum of Wgt.	3,175,516
50%	19		Mean	22.52101
		Largest	Std. Dev.	16.31303
75%	29	501		
90%	42	501	Variance	266.1149
95%	52	501	Skewness	2.905177
99%	80	529	Kurtosis	28.80354

Tabella 2: Parametri descrittivi variabile *number of photos*

La Figura 3 mostra l'istogramma della frequenza riferita alla variabile *number of photos*. L'analisi visiva e i parametri descrittivi confermano che la distribuzione non segue un andamento Normale, presenta infatti una forte asimmetria positiva ($skewness = 2.9$).

La mediana (percentile 50%) è di 19 foto, mentre la media è 22.5, verificando la presenza di una lunga coda destra caratterizzata da valori estremi (*outliers* fino a 529 foto).

Per tali motivi viene giustificato l'utilizzo della trasformazione logaritmica al fine di normalizzare la distribuzione (riduzione asimmetria e curtosi), ridurre il peso degli *outliers* e linearizzare la relazione, secondo l'ipotesi che l'utilità marginale di ogni foto aggiuntiva è decrescente.

CAPITOLO 4 - METODOLOGIA

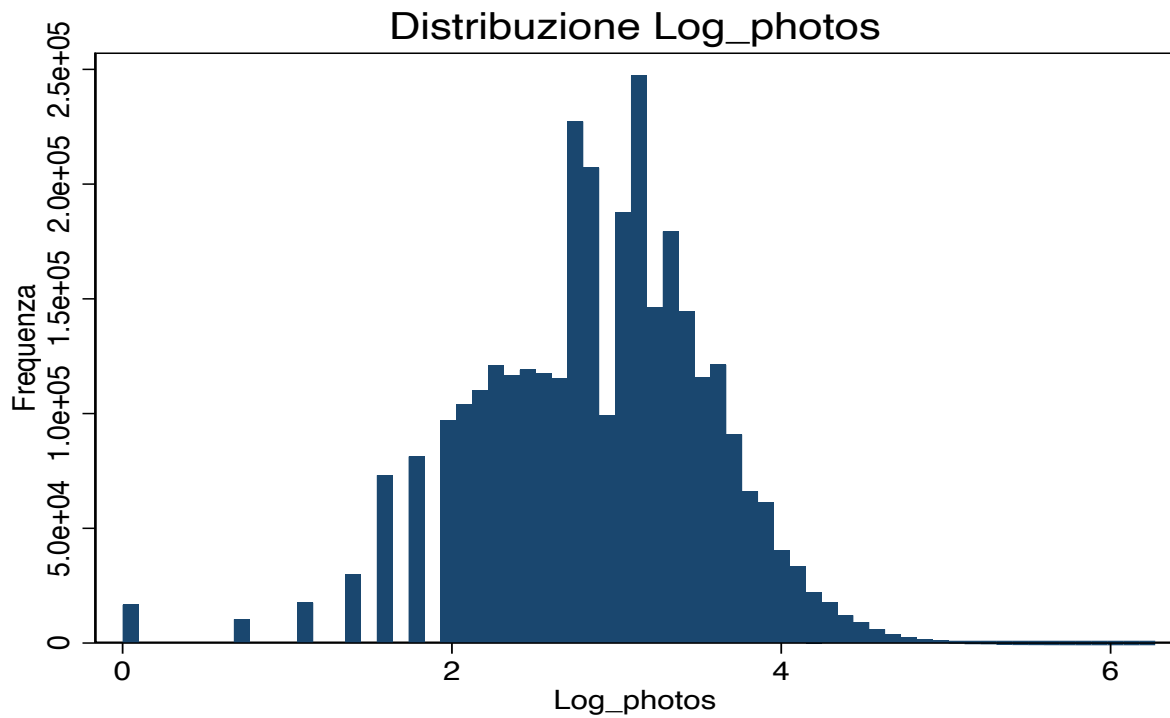


Figura 4: Distribuzione variabile *Log_photos*

La variabile indipendente *log_photos* rappresenta i *visual cues* della ricerca e i suoi parametri descrittivi sono i seguenti:

- Nome variabile: *log_photos*
- Osservazioni: 3 175 445
- Media: 2,889
- Deviazione standard: 0,697
- Minimo: 0
- Massimo: 6,271

CAPITOLO 4 - METODOLOGIA

4.5.2 Lunghezza del titolo

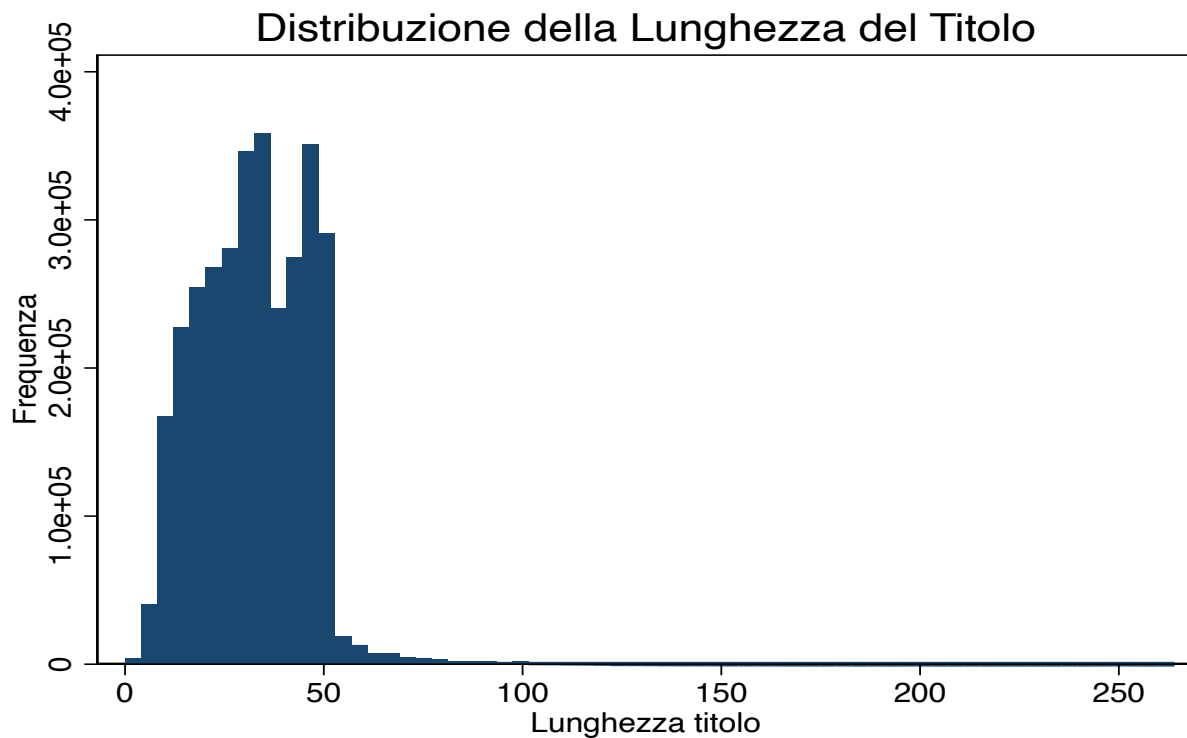


Figura 5: Distribuzione variabile length title

Percentiles		Smallest			
1%	8	0			
5%	12	0			
10%	14	0	Obs	3,176,475	
25%	22	0	Sum of Wgt.	3,176,475	
50%	32		Mean	32.55038	
		Largest	Std. Dev.	13.80868	
75%	43	258			
90%	49	258	Variance	190.6795	
95%	50	258	Skewness	.9296799	
99%	66	264	Kurtosis	10.05527	

Tabella 3: Parametri descrittivi variabile length title

La Figura 5 mostra la distribuzione della frequenza per la variabile *length title*, ovvero la lunghezza del titolo in caratteri. In questo caso la distribuzione sembra a prima vista meno sbilanciata poiché la Media di 32.55 e la Mediana di 32 sono allineate.

CAPITOLO 4 - METODOLOGIA

Nonostante ciò, se si osserva attentamente la distribuzione (Tabella 3), emergono alcune particolarità statistiche importanti. Si può notare facilmente che circa il 90% delle osservazioni rimane tra i 10 e i 50 caratteri. Il grafico e i percentili evidenziano un calo evidente all'altezza dei 50 caratteri, questa tendenza non è casuale ma riflette le limitazioni di visualizzazione da parte di *Airbnb*, costringendo gli *host* a ottimizzare il titolo dell'annuncio per evitare di essere esclusi dai risultati di ricerca. Inoltre la concentrazione centrale non garantisce l'assenza di *outliers*, come si può notare dal valore massimo di 264 caratteri e dal valore della Curtosi elevato (oltre 10), mostrando una distribuzione con alcune code più pesanti rispetto a una normale e una presenza di *host* che utilizzano titoli esageratamente lunghi. Infine un indice di Skewness di 0.93 corrisponde a una lieve asimmetria verso destra.

Nel modello econometrico viene utilizzata la variabile logaritmica *log_title* a causa della presenza di rendimenti informativi decrescenti spiegati dalla *Signaling Theory*, la quale afferma che l'efficacia informativa di un titolo non cresce linearmente all'infinito, al contrario in alcune occasioni può anche ridursi (*information overload*). In ogni caso è chiaro che aggiungere caratteri a un titolo lungo crea meno valore aggiunto rispetto a farlo per un titolo molto breve, a questo proposito si utilizza il logaritmo, che è in grado di catturare tale relazione non lineare. Inoltre, come già espresso per la variabile *log_photos*, il logaritmo permette di interpretare i coefficienti trovati come elasticità.

CAPITOLO 4 - METODOLOGIA

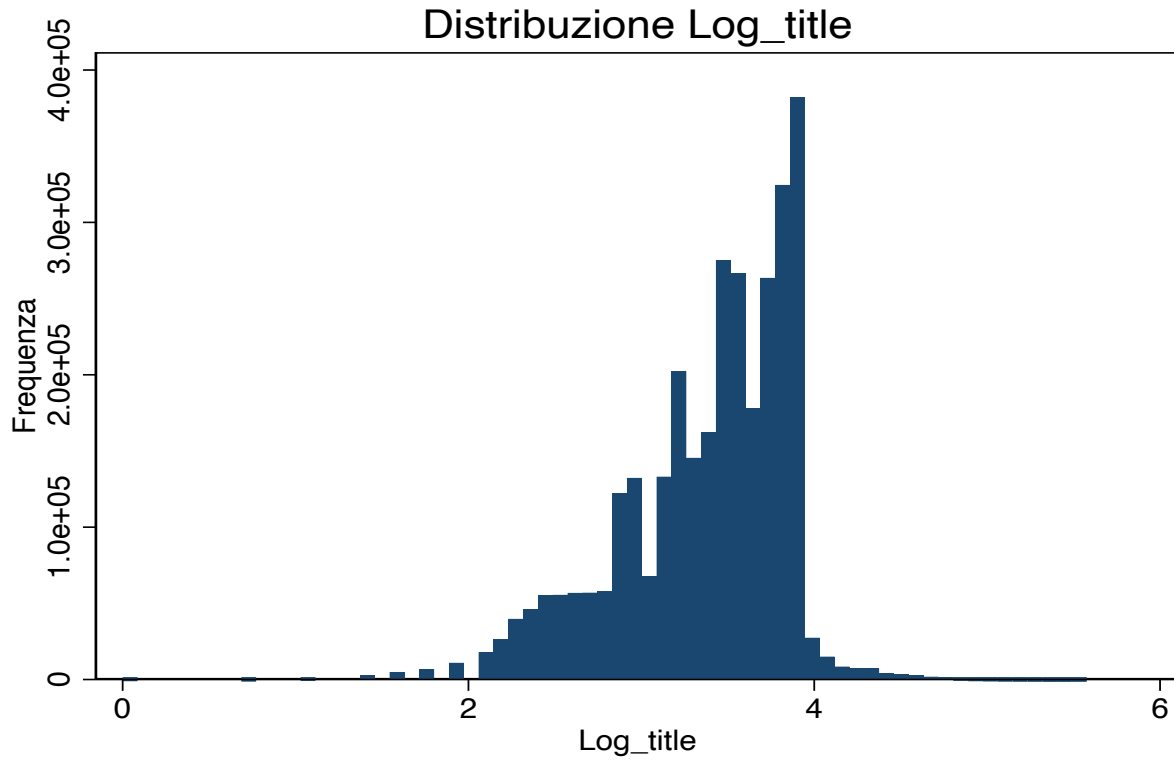


Figura 6: Distribuzione variabile *Log_title*

La variabile indipendente *log_title* rappresenta i *textual cues* della ricerca e i suoi parametri descrittivi sono i seguenti:

- Nome variabile: *log_title*
- Osservazioni: 3 176 427
- Media: 3,379
- Deviazione standard: 0,486
- Minimo: 0
- Massimo: 5,576

CAPITOLO 4 - METODOLOGIA

4.5.3 Numero di prenotazioni

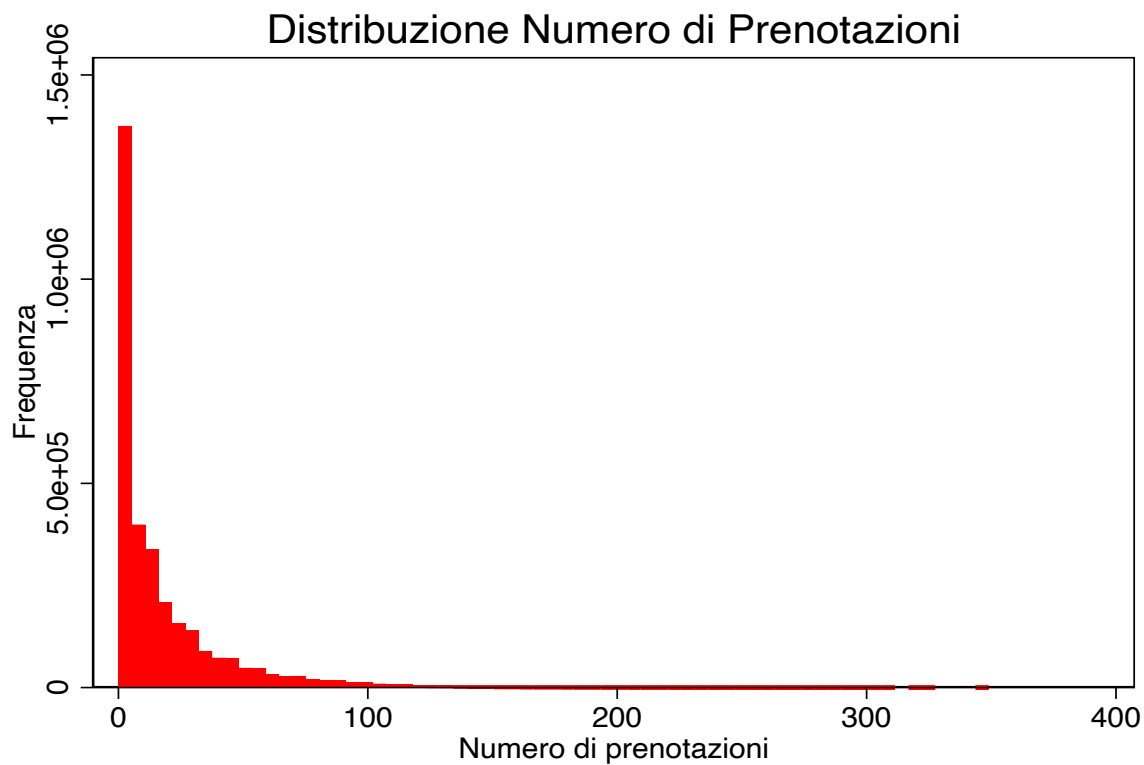


Figura 7: Distribuzione variabile number of reservations

Number of Reservations				
Percentiles	Smallest			
1%	0	0		
5%	0	0		
10%	0	0	Obs	3,176,475
25%	1	0	Sum of Wgt.	3,176,475
50%	8		Mean	17.79398
		Largest	Std. Dev.	25.51246
75%	23	319	Variance	650.8855
90%	49	320	Skewness	2.596643
95%	71	324	Kurtosis	11.93064
99%	119	349		

Tabella 4: Parametri descrittivi variabile number of reservations

CAPITOLO 4 - METODOLOGIA

La Figura 7 rappresenta la distribuzione della variabile *number of reservations*, ovvero il numero di prenotazioni ricevute per l'alloggio. Il grafico mostra una distribuzione a forma di 'L', infatti la maggior parte delle osservazioni sono concentrate nella parte sinistra, ciò significa che la maggioranza degli *host* riceve ogni anno poche prenotazioni: la Mediana pari a 8 (Tabella 4) conferma ulteriormente l'intuizione. Si ottiene dunque che la domanda su *Airbnb* è di natura fortemente asimmetrica, con una coda destra molto lunga fino a un picco di 349 (valore massimo prenotazioni annue nel dataset) che rappresenta un grande squilibrio tra *host top-performer* e comuni. La Tabella 4 mostra anche un indice di asimmetria positiva attraverso la Skewness (2.6) e una distribuzione diversa dalla normale attraverso un indice di Curtosi molto elevato (11.93).

Per questa variabile è dunque fondamentale una trasformazione logaritmica con la creazione della variabile *log_numberofreservations*, in modo da evitare un'analisi di regressione distorta dagli *outliers* che potrebbe portare a coefficienti non significativi.

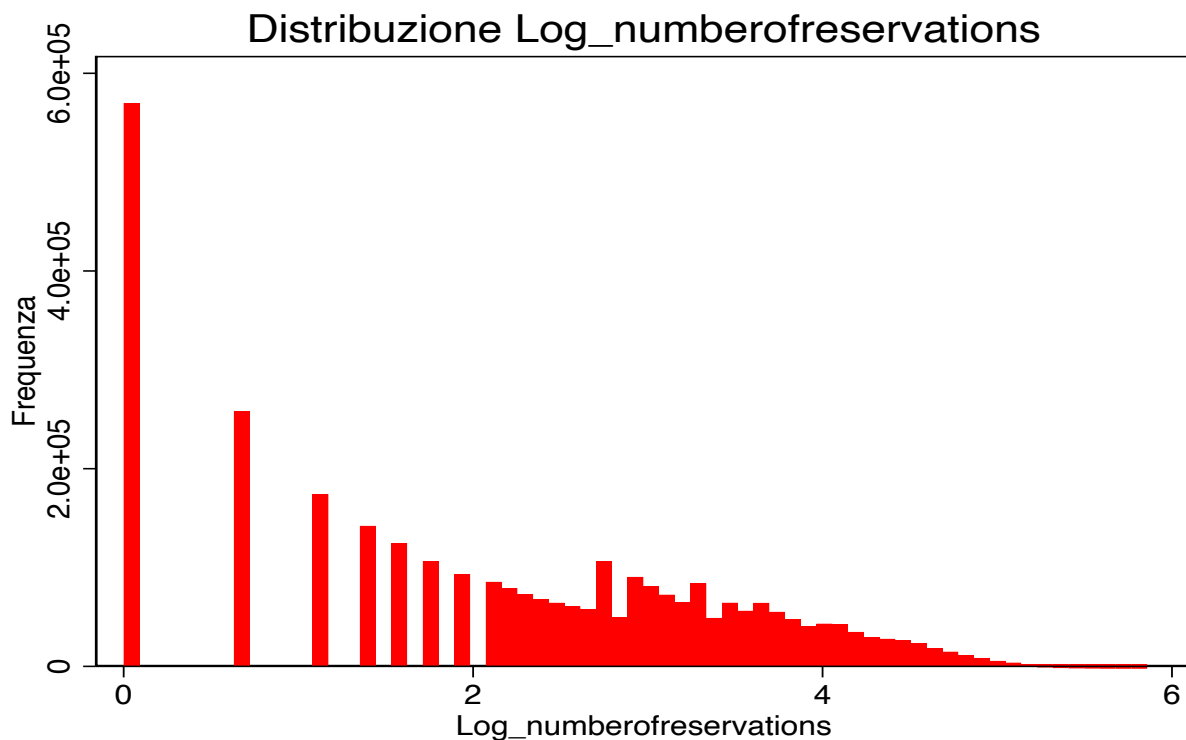


Figura 8: Distribuzione variabile *log_numberofreservations*

CAPITOLO 4 - METODOLOGIA

La variabile dipendente *log_numberofreservations* rappresenta la performance degli *host* legata alla domanda e i suoi parametri descrittivi sono i seguenti:

- Nome variabile: *log_numberofreservations*
- Osservazioni: 3 176 475
- Media: 2,077
- Deviazione standard: 1,406
- Minimo: 0
- Massimo: 5,858

4.5.4 ADR

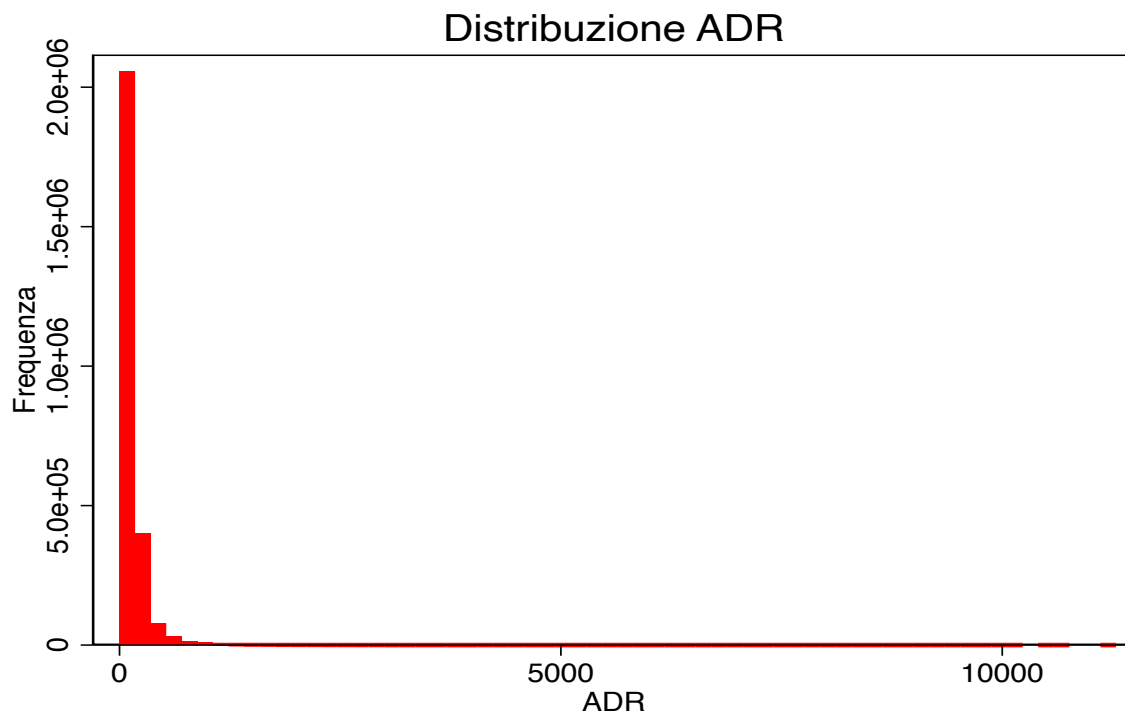


Figura 9: Distribuzione variabile ADR

CAPITOLO 4 - METODOLOGIA

adr				
	Percentiles	Smallest		
1%	26.75269	0		
5%	41.22222	0		
10%	51.72727	0	Obs	2,606,644
25%	73.02381	0	Sum of Wgt.	2,606,644
50%	106.5775		Mean	150.7383
		Largest	Std. Dev.	197.4117
75%	161.4091	10602.25		
90%	261.7381	10711	Variance	38971.37
95%	381.1515	11228	Skewness	11.10236
99%	891	11289	Kurtosis	257.1609

Tabella 5: Parametri descrittivi variabile ADR

L'istogramma (Figura 9) presenta una distribuzione eccessivamente sbilanciata verso sinistra con una coda destra molto lunga, in linea con la natura economica del mercato degli affitti brevi. La maggior parte degli annunci ha un posizionamento di prezzo accessibile, mentre una piccola parte corrisponde a proprietà lussuose aventi prezzi molto superiori rispetto alla media. Il valore atteso infatti corrisponde a 150.74, mentre la Mediana rimane a 106.58 (50% di scostamento): l'offerta solitamente è circa 100, ma il prezzo medio è più alto a causa degli *outliers* con valori oltre 10000. L'indice Skewness è pari a 11.10 e l'indice di Curtosi 257.16, valori molto elevati che indicano una chiara asimmetria e soprattutto dati con un picco elevato su prezzi bassi e frequenza elevata di *outliers* molto distanti dalla media.

L'utilizzo di tale variabile nei modelli econometrici risulterebbe con certezza non adeguato a causa dell'eccessiva influenza degli *outliers*. Dunque la trasformazione logaritmica (\log_adr) è ideale al fine di comprimere i valori dei prezzi riducendo lo scostamento dalla media dei valori estremi, ma anche per normalizzare la distribuzione dei residui e interpretare i coefficienti come variazioni percentuali di prezzo (ϵ), con il vantaggio di confrontare *visual* e *textual cues* con le performance.

CAPITOLO 4 - METODOLOGIA

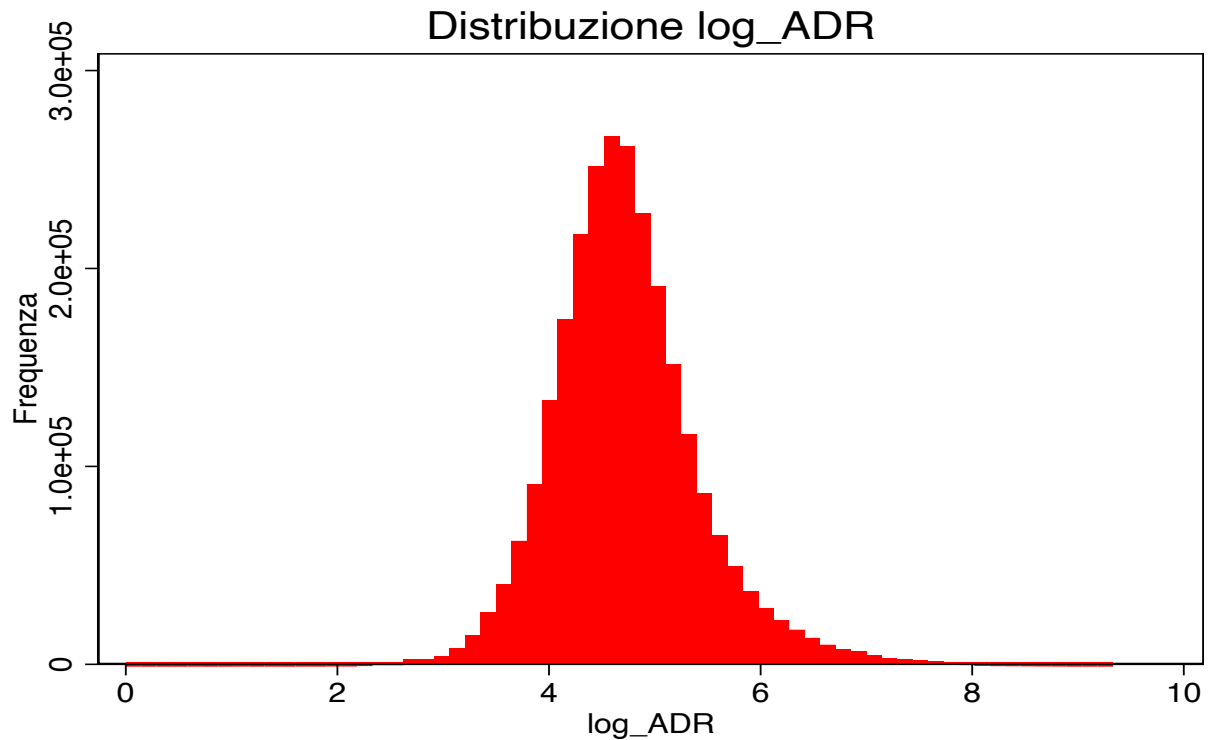


Figura 10: Distribuzione variabile *log_adr*

La variabile dipendente *log_adr*, ovvero il logaritmo naturale di *Average Daily Rate* o tariffa media giornaliera, rappresenta la performance degli *host* legata al posizionamento di prezzo e i suoi parametri descrittivi sono i seguenti:

- Nome variabile: *log_adr*
- Osservazioni: 2 606 097
- Media: 4,725
- Deviazione standard: 0,684
- Minimo: 0
- Massimo: 9,332

CAPITOLO 4 - METODOLOGIA

4.5.5 Occupation Rate

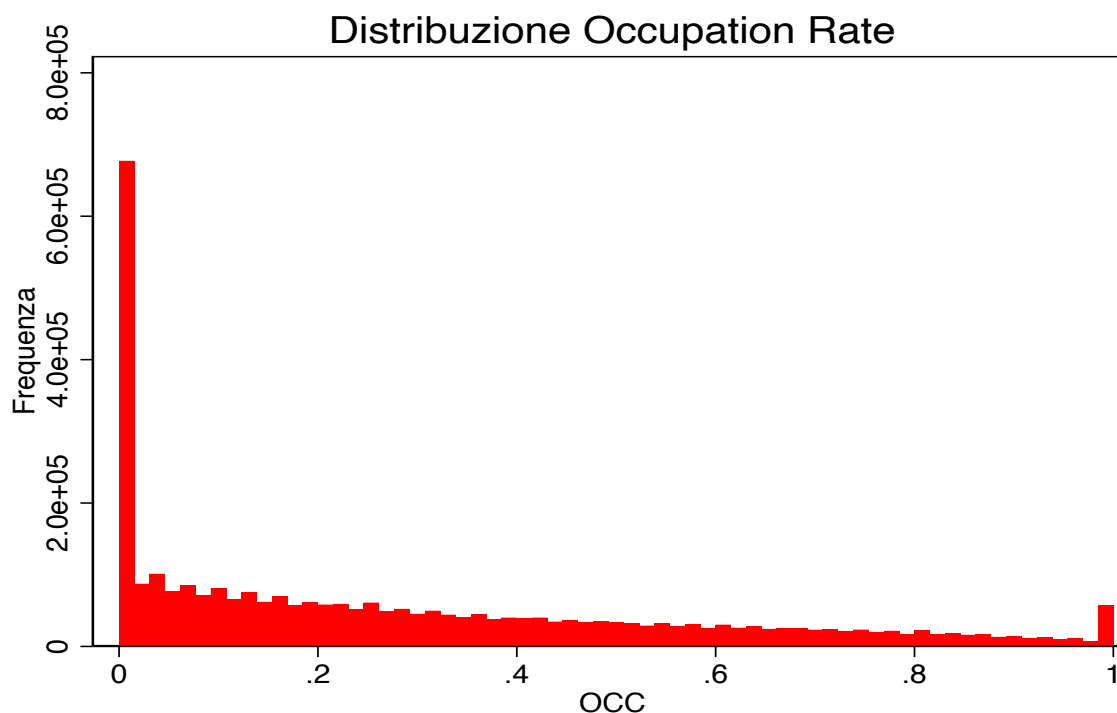


Figura 11: Distribuzione variabile Occupation Rate

occupationrate				
Percentiles		Smallest		
1%	0	0		
5%	0	0		
10%	0	0	Obs	3,176,475
25%	.0327869	0	Sum of Wgt.	3,176,475
50%	.2027397		Mean	.2863346
		Largest		
75%	.471831	1	Std. Dev.	.2815948
90%	.7322404	1	Variance	.0792956
95%	.8571429	1	Skewness	.8546549
99%	1	1	Kurtosis	2.668942

Tabella 6: Parametri descrittivi variabile Occupation Rate

La Figura 11 e la Tabella 6 mostrano la distribuzione dell'*Occupation Rate* (tasso di occupazione), metrica in grado di misurare l'efficienza di utilizzo della capacità attraverso il rapporto tra giorni prenotati e giorni totali disponibili.

Il primo fattore che emerge analizzando l'istogramma è il picco sullo 0, a significare che molti annunci non sono riusciti a ottenere alcuna prenotazione durante l'arco dell'anno considerato. La conferma si può osservare dai percentili in tabella: più del 25% degli annunci non raggiunge il 4%

CAPITOLO 4 - METODOLOGIA

di *Occupation Rate*. Un secondo ma più ridotto picco è presente all'estremo opposto (100% *OCC*), performance degli annunci degli *host top-performer*, i quali possiedono immobili costantemente occupati. Tali performance positive influenzano la media (28.6%) rendendola superiore alla mediana (20.2%), ma in questo caso gli indici di Asimmetria (Skewness = 0.855) e di Curtosi (2.669) rimangono bassi, evitando problemi di lunghe code.

Inoltre tale variabile è per definizione compresa tra 0 e 1, garantendo l'assenza di problemi di scala o di eteroschedasticità. Per tali motivi la conversione in variabile logaritmica non è stata ritenuta utile, infatti la variabile in sé permette di interpretare i coefficienti della regressione in modo diretto e intuitivo come variazione in punti percentuali del tasso di occupazione.

La variabile dipendente *Occupation Rate*, ovvero il tasso di occupazione dell'alloggio in un determinato anno, rappresenta la performance degli *host* legata allo sfruttamento della capacità e i suoi parametri descrittivi sono i seguenti:

- Nome variabile: *occupationrate*
- Osservazioni: 3 176 475
- Media: 0,286
- Deviazione standard: 0,282
- Minimo: 0
- Massimo: 1

CAPITOLO 4 - METODOLOGIA

4.5.6 RevPAN

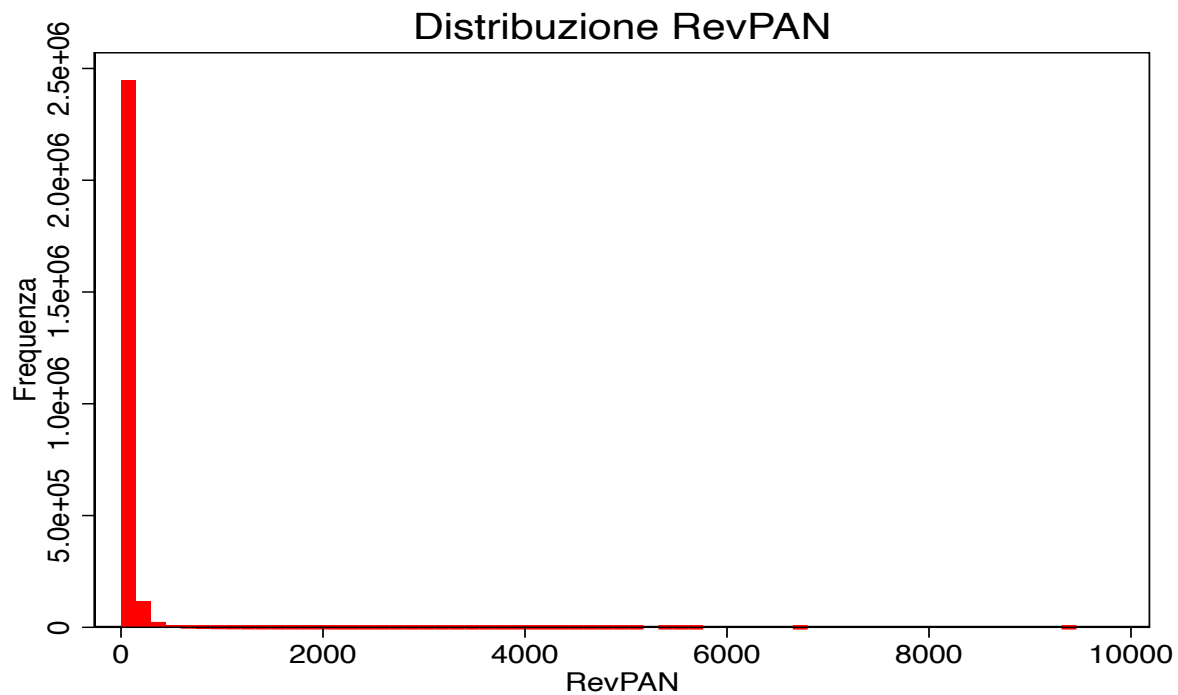


Figura 12: Distribuzione variabile RevPAN

revpan				
Percentiles	Smallest			
1%	.384375	0		
5%	1.704918	0		
10%	3.760976	0	Obs	2,606,644
25%	11.45396	0	Sum of Wgt.	2,606,644
50%	29.67068		Mean	52.18423
		Largest	Std. Dev.	89.46808
75%	62.05395	5538.14		
90%	112.4444	5746	Variance	8004.537
95%	164.8342	6659	Skewness	10.97946
99%	380.9412	9460	Kurtosis	307.6919

Tabella 7: Parametri descrittivi variabile RevPAN

La Figura 12 e la Tabella 7 mostrano la distribuzione della variabile RevPAN (*Revenue Per Available Night* o Ricavi per notte disponibile), considerata una metrica di sintesi fondamentale per comprendere la reale performance economica complessiva degli *host*, poiché combina sia gli indicatori di prezzo (ADR) che quelli di occupazione (OCC).

CAPITOLO 4 - METODOLOGIA

Dall'analisi del RevPAN risulta senza dubbio una estrema asimmetria positiva: l'istogramma sottolinea un'elevatissima frequenza in corrispondenza del reddito più basso e una lunghissima coda che arriva fino a un massimo di 9460 (unità di ricavi per notte), che comprende proprietà di lusso con rendimenti totalmente distanti dalla maggioranza. Per questo motivo il gap tra media (52.18) e mediana (29.67) è molto elevato: una media doppia rispetto alla mediana conferma la presenza di *outliers* molto estremi e non permette di ricavare il reale guadagno dell'*host* rappresentativo. Anche i parametri di Asimmetria e Curtosi sono molto elevati (Skewness circa 11, Kurtosis circa 308), in particolare il secondo indica chiaramente l'esistenza di code con un peso eccessivo sulla distribuzione.

L'utilizzo della variabile logaritmica (*log_revpan*) in questo caso è dunque una scelta obbligata al fine di evitare risultati distorti, comprimendo la varianza (pari a oltre 8000) e facendo tendere la distribuzione verso una Normale (campana di Gauss). Infine la trasformazione si rivela molto utile per l'efficacia di poter considerare i coefficienti dei modelli come elasticità della performance complessiva degli *host* rispetto ai *visual* e *textual cues*.

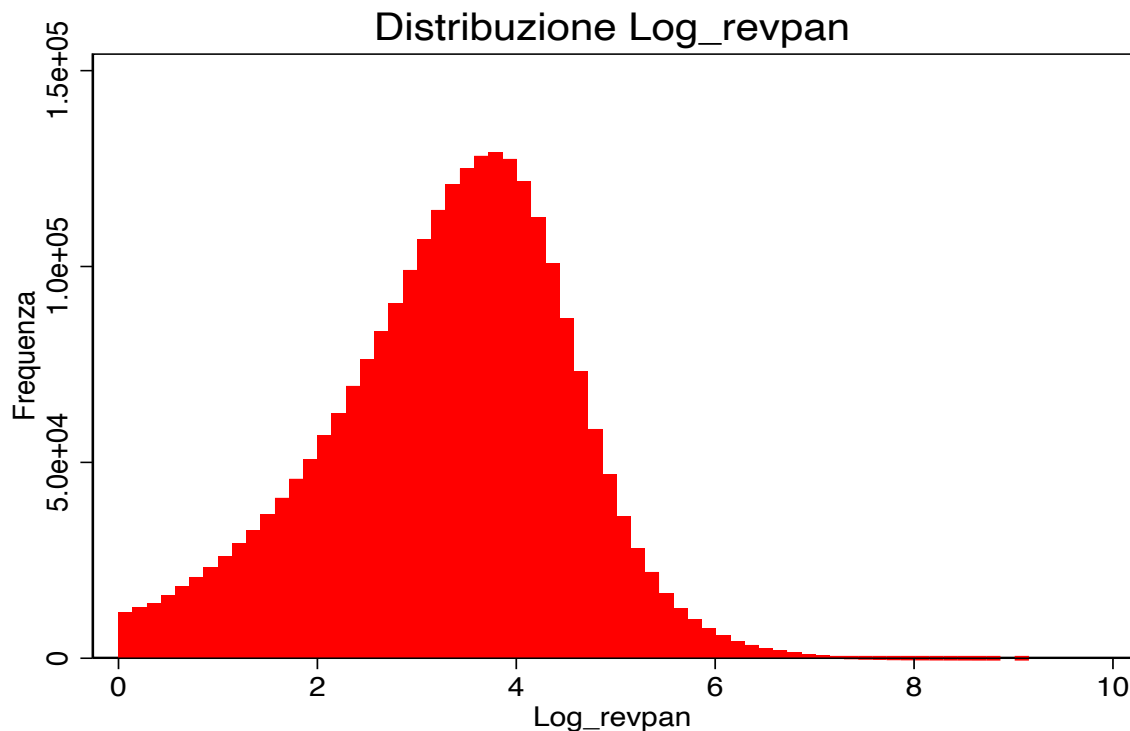


Figura 13: Distribuzione variabile *log_revpan*

CAPITOLO 4 - METODOLOGIA

La variabile dipendente \log_revpan , ovvero il logaritmo naturale del Ricavo per notte disponibile in un determinato anno, rappresenta la performance economica complessiva degli *host* e i suoi parametri descrittivi sono i seguenti:

- Nome variabile: \log_revpan
- Osservazioni: 2 526 482
- Media: 3,313
- Deviazione standard: 1,218
- Minimo: 0
- Massimo: 9,155

4.5.7 Numero di Recensioni

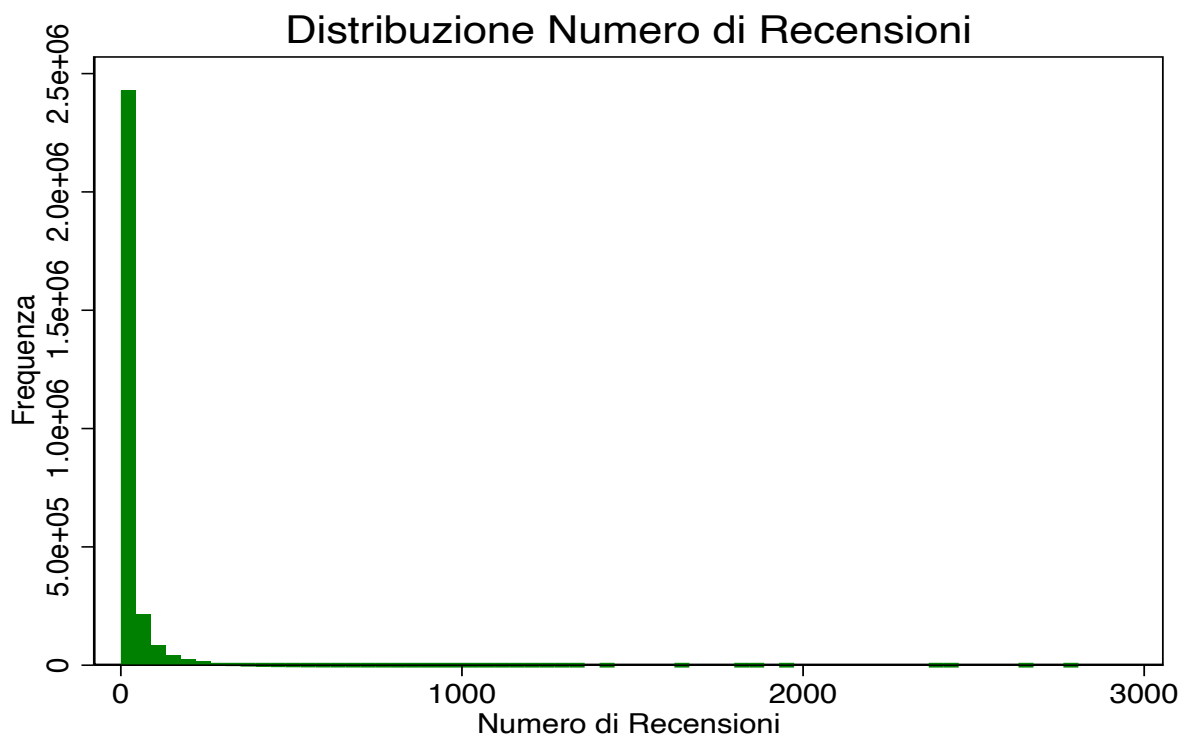


Figura 14: Distribuzione variabile number of reviews

CAPITOLO 4 - METODOLOGIA

Number of Reviews				
	Percentiles	Smallest		
1%	0	0		
5%	0	0		
10%	0	0	Obs	2,830,961
25%	1	0	Sum of Wgt.	2,830,961
50%	5		Mean	23.35108
		Largest	Std. Dev.	51.65514
75%	21	2374		
90%	62	2436	Variance	2668.254
95%	109	2655	Skewness	5.428991
99%	260	2807	Kurtosis	55.20002

Tabella 8: Parametri descrittivi variabile number of reviews

L'istogramma (Figura 14) rappresenta la distribuzione del Numero di Recensioni (variabile *Number of Reviews*), importante per comprendere la reputazione e la fiducia guadagnate dall'*host* su *Airbnb* nel tempo.

Si può facilmente osservare che la maggior parte degli annunci hanno poche o nessuna recensione a causa dei continui nuovi *host* entranti, infatti la Tabella 8 mostra che almeno 25% degli annunci hanno ricevuto al massimo una recensione e la mediana (50%) corrisponde a 5 recensioni, valore di gran lunga inferiore rispetto al valore medio (Media = 23.35). L'unica spiegazione che giustifica una media superiore di circa cinque volte alla mediana è la presenza di *outliers* molto estremi (valore max = 2807 recensioni), i quali coincidono con un ristretto gruppo di *established hosts*, ovvero venditori con un profilo consolidato da tempo sulla piattaforma, spesso professionisti veri e propri che gestiscono vari alloggi su *Airbnb*. La distribuzione lontana dalla normale viene poi verificata dagli indici di Asimmetria e Curtosi elevati.

A tal punto la trasformazione logaritmica del numero di recensioni diventa utile ai fini della successiva creazione delle stime econometriche. Oltre al problema della distribuzione, la variabile logaritma (*log_reviews*) è giustificata dalla *Signaling Theory*, poiché l'aggiunta di una recensione segue un effetto a tasso marginale decrescente, fino a diventare trascurabile per alcuni *host* stabilizzati sulla piattaforma da tempo.

CAPITOLO 4 - METODOLOGIA

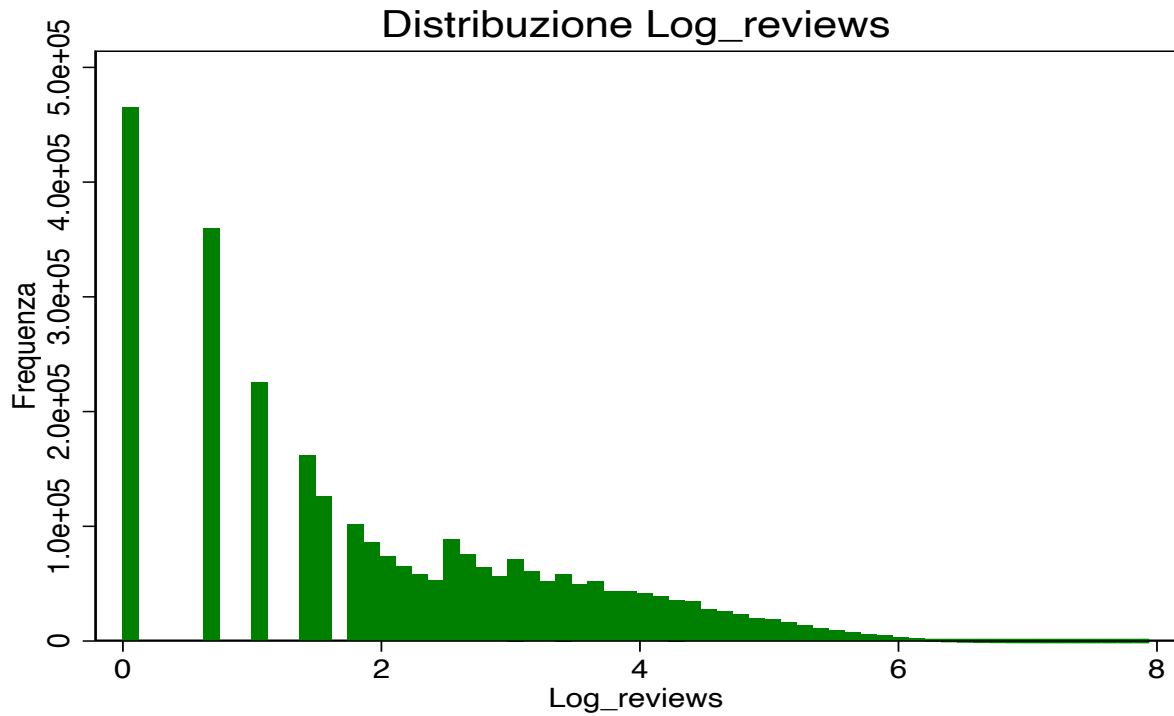


Figura 15: Distribuzione variabile *log_reviews*

La variabile di moderazione *log_reviews*, ovvero il logaritmo naturale del numero di recensioni ottenute dall'*host*, rappresenta la reputazione e la fiducia pregresse degli *host* e i suoi parametri descrittivi sono i seguenti:

- Nome variabile: *log_reviews*
- Osservazioni: 2 830 961
- Media: 2,006
- Deviazione standard: 1,503
- Minimo: 0
- Massimo: 7,94

CAPITOLO 4 - METODOLOGIA

4.5.8 Superhost

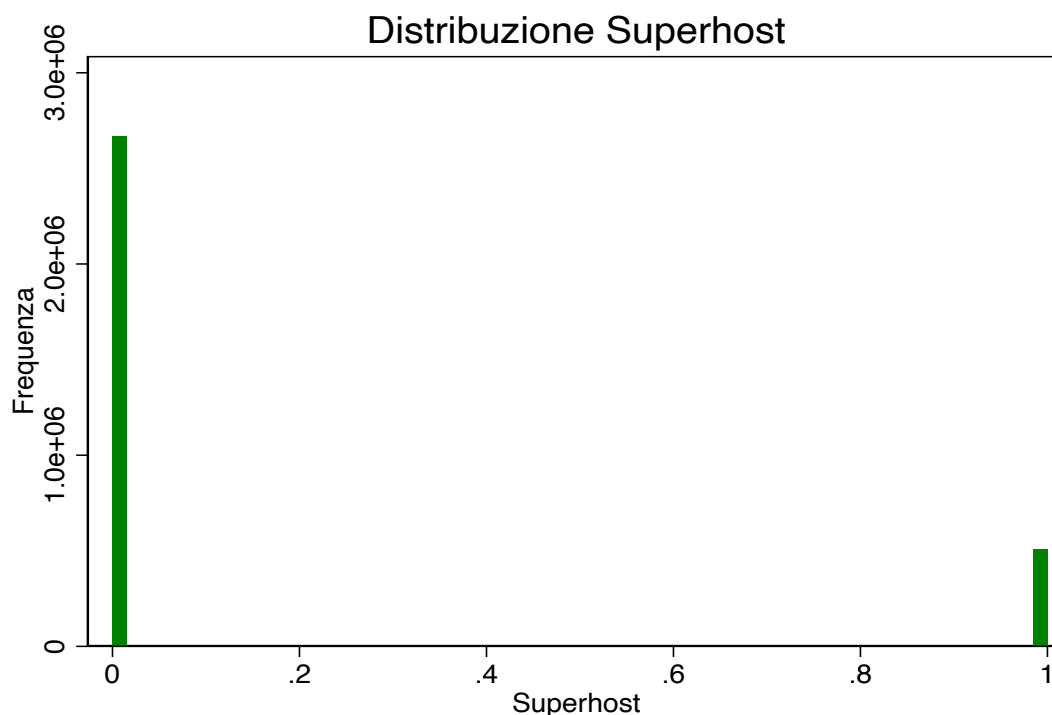


Figura 16: Distribuzione variabile Superhost

superhost					
Percentiles		Smallest			
1%	0	0			
5%	0	0			
10%	0	0	Obs	3,176,475	
25%	0	0	Sum of Wgt.	3,176,475	
50%	0		Mean	.1595517	
		Largest		Std. Dev.	.3661898
75%	0	1			
90%	1	1	Variance	.134095	
95%	1	1	Skewness	1.859409	
99%	1	1	Kurtosis	4.457402	

Tabella 9: Parametri descrittivi variabile Superhost

La Figura 16 mostra la variabile Superhost, ovvero una variabile *dummy* (binaria) che vale 1 in caso di status di *Superhost* acquisito attraverso un badge di qualità ricevuto da *Airbnb* (altrimenti vale 0). L'istogramma permette di notare con immediatezza che la maggioranza degli *host* non possiede il badge, infatti guardando con attenzione la media presente in Tabella 9 si ottiene che solo circa il 16% degli annunci è gestito da un *Superhost* (per le *dummy* la media corrisponde proprio alla percentuale di casi positivi).

CAPITOLO 4 - METODOLOGIA

Tale analisi conferma la natura estremamente selettiva di questo segnale, il quale richiede standard elevati di tasso di risposta, tasso di cancellazione vicino allo zero e valutazioni molto alte, in modo da essere ritenuto da tutti un elemento di credibilità e differenziazione reale rispetto alla massa.

La variabile di moderazione *Superhost* (dummy che certifica la presenza o meno del *superhost badge*) misura l'influenza di un premio attribuito agli *host* più affidabili e i suoi parametri descrittivi sono i seguenti:

- Nome variabile: Superhost
- Osservazioni: 3 176475
- Media: 0,16
- Deviazione standard: 0,366
- Minimo: 0
- Massimo: 1

4.5.9 Rating

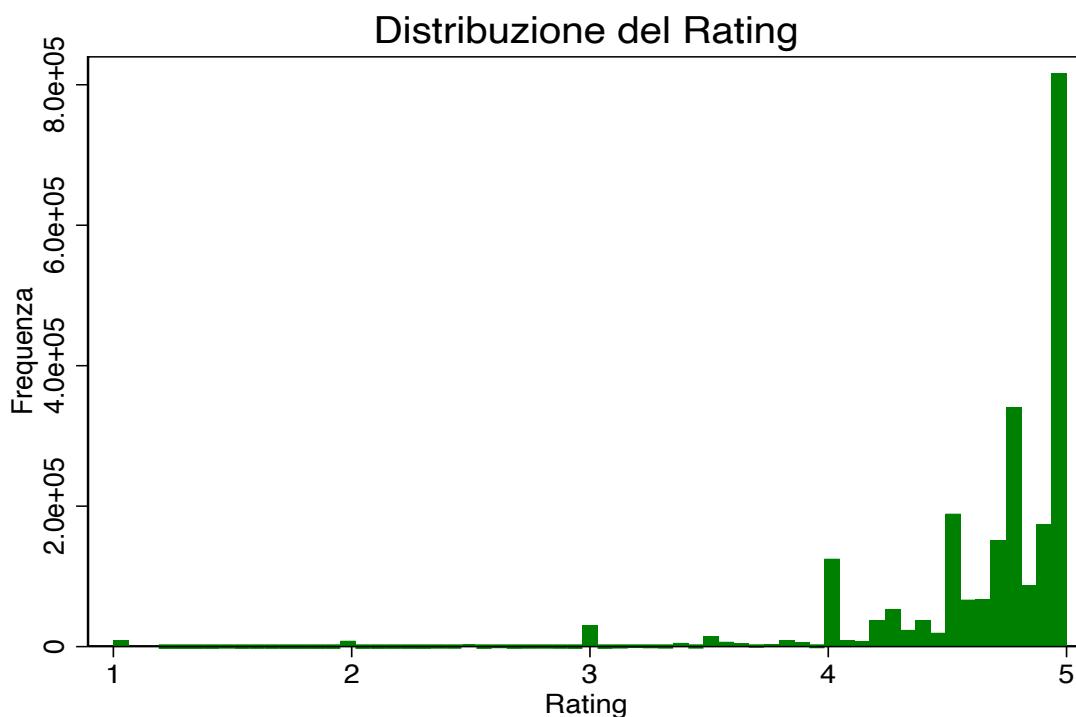


Figura 17: Distribuzione variabile overall rating

CAPITOLO 4 - METODOLOGIA

Overall Rating				
	Percentiles	Smallest		
1%	3	1		
5%	4	1		
10%	4	1	Obs	2,317,504
25%	4.5	1	Sum of Wgt.	2,317,504
50%	4.8		Mean	4.670346
		Largest	Std. Dev.	.4859133
75%	5	5		
90%	5	5	Variance	.2361118
95%	5	5	Skewness	-3.354875
99%	5	5	Kurtosis	19.69105

Tabella 10: Parametri descrittivi variabile overall rating

La Figura 17 e la Tabella 10 mostrano la distribuzione e i parametri descrittivi della variabile *Overall Rating*, ovvero il punteggio medio assegnato dai *guest* agli alloggi su una scala da 1 a 5.

L'analisi grafica fa emergere un *Positivity Bias*, meccanismo tipico nei sistemi di *rating*. Tale *bias* si manifesta attraverso una concentrazione sui valori più alti, dunque al contrario delle altre variabili in questo caso è presente una distribuzione sbilanciata verso destra, infatti circa il 75% delle osservazioni è concentrato tra i valori 4.5 e 5. Il grafico spiega chiaramente che ricevere una valutazione da 1 a 3 stelle è un evento occasionale su *Airbnb*. La distribuzione possiede una media (4.67/5) e una mediana (4.8/5) molto elevate, ne risulta che un alloggio con un rating di 4.5, che dovrebbe rappresentare un'ottima valutazione, è in realtà inferiore alla media di mercato.

I parametri confermano l'osservazione intuitiva: l'indice di asimmetria (Skewness) è negativo (-3.355), proprio a indicare che l'asimmetria si trova a destra, con la coda della distribuzione a sinistra e pochi valori bassi. L'elevato indice di Curtosi (19.69) conferma inoltre che i dati sono estremamente concentrati attorno al picco del valore massimo (5 stelle).

Questa conformazione pone una sfida analitica, poiché risulta più difficile per il modello statistico la distinzione tra un *host* di successo e uno nella media sulla base del *rating*. Si è deciso di effettuare la trasformazione logaritmica (*log_rating*) nei modelli econometrici al fine di interpretare i vari coefficienti come elasticità, la scala logaritmica permette infatti di quantificare l'impatto percentuale di variazioni anche infinitesimali del *rating* sulla performance economica dell'*host*.

CAPITOLO 4 - METODOLOGIA

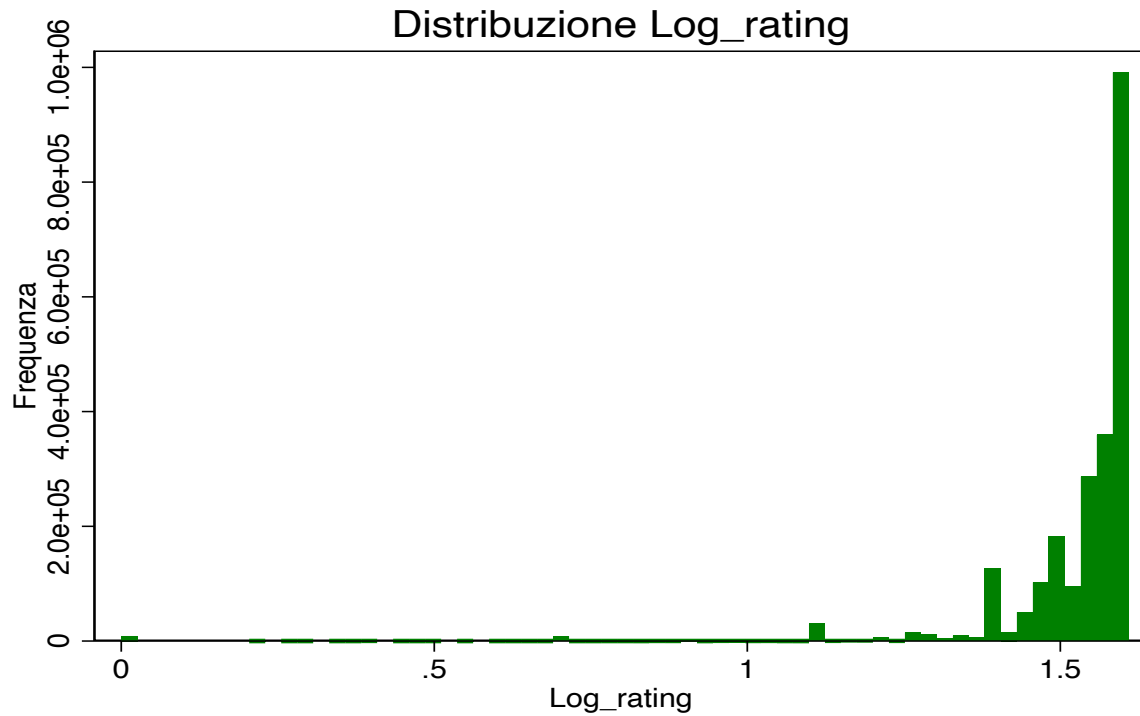


Figura 18: Distribuzione variabile *log_rating*

La variabile di moderazione *log_rating*, ovvero il logaritmo naturale del punteggio complessivo assegnato da *guest* a *host*, misura l'influenza della reputazione pregressa dell'*host* tramite le valutazioni numeriche ricevute e i suoi parametri descrittivi sono i seguenti:

- Nome variabile: *log_rating*
- Osservazioni: 2 317 504
- Media: 1,533
- Deviazione standard: 0,144
- Minimo: 0
- Massimo: 1,609

CAPITOLO 4 - METODOLOGIA

4.5.10 Rural

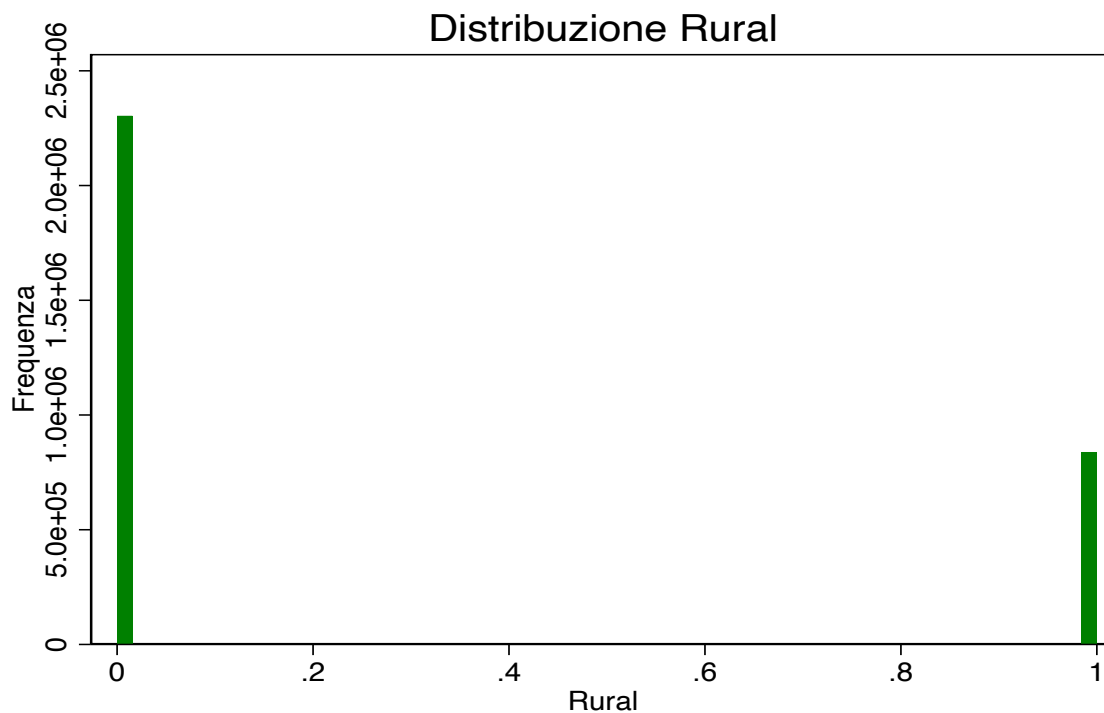


Figura 19: Distribuzione variabile rural

Percentiles		Smallest		
1%	0	0		
5%	0	0		
10%	0	0	Obs	3,142,809
25%	0	0	Sum of Wgt.	3,142,809
50%	0		Mean	.2669017
		Largest	Std. Dev.	.4423406
75%	1	1		
90%	1	1	Variance	.1956652
95%	1	1	Skewness	1.053931
99%	1	1	Kurtosis	2.110772

Tabella 11: Parametri descrittivi variabile rural

La Figura 19 e la Tabella 11 analizzano la composizione geografica del campione, distinguendo gli annunci situati in aree urbanizzate o a ridosso della città (*Urban* o *Suburban*) da quelli localizzati in contesti rurali o marginali (*Rural*).

CAPITOLO 4 - METODOLOGIA

L'analisi delle frequenze svela la seguente conformazione del mercato *Airbnb*: la maggior parte degli annunci si concentra nelle aree urbane o suburbane, riflettendo la principale natura della piattaforma, ovvero la possibilità di sostenere il turismo nelle grandi città d'arte e nei centri storici.

Nonostante questo gli annunci relativi ad alloggi di zone rurali o marginali (come i Borghi italiani) rappresentano circa il 27% (media della *dummy*) del totale: la presenza di questa fetta di mercato è importante allo scopo di verificare una delle ipotesi centrali dello studio, ossia testare l'efficacia delle strategie *visual* e *textual cues* quando l'alloggio si trova in territori isolati, ad esempio alcune caratteristiche estetiche del paesaggio potrebbero risultare molto più impattanti rispetto alla posizione o alla descrizione degli interni.

La variabile di moderazione *rural*, ovvero la variabile dummy con valore 1 in caso di contesto territoriale rurale o marginale (altrimenti vale 0), si propone di verificare l'eventuale effetto di contesti territoriali differenti sulla relazione principale *cues-performance*; i suoi parametri descrittivi sono:

- Nome variabile: *rural*
- Osservazioni: 3 142 809
- Media: 0,267
- Deviazione standard: 0,442
- Minimo: 0
- Massimo: 1

4.5.11 Variabili di controllo

1. Stanza condivisa

- Nome variabile: *shared_room*
- Osservazioni: 3 176 475
- Media: 0,004
- Deviazione standard: 0,061
- Minimo: 0
- Massimo: 1

CAPITOLO 4 - METODOLOGIA

2. Numero di camere da letto

- Nome variabile: *log_bedrooms*
- Osservazioni: 3 175 530
- Media: 0,925
- Deviazione standard: 0,364
- Minimo: 0
- Massimo: 4,431

3. Numero di bagni

- Nome variabile: *log_bathrooms*
- Osservazioni: 3 162 589
- Media: 0,222
- Deviazione standard: 0,412
- Minimo: 0
- Massimo: 4,659

4. Tasso di risposta

- Nome variabile: *responserate*
- Osservazioni: 3 009 070
- Media: 89,068
- Deviazione standard: 26,414
- Minimo: 0
- Massimo: 100

5. Politiche di cancellazione restrittive

- Nome variabile: *strict_cancellation*
- Osservazioni: 3 176 475
- Media: 0,271
- Deviazione standard: 0,445
- Minimo: 0
- Massimo: 1

CAPITOLO 4 - METODOLOGIA

6. Prenotazione istantanea

- Nome variabile: *instantbook*
- Osservazioni: 3 176 475
- Media: 0,487
- Deviazione standard: 0,5
- Minimo: 0
- Massimo: 1

7. Year

Year	Freq.	Percent	Cum.
2019	628,837	19.80	19.80
2020	474,581	14.94	34.74
2021	440,207	13.86	48.60
2022	529,410	16.67	65.26
2023	681,061	21.44	86.70
2024	422,379	13.30	100.00
Total	3,176,475	100.00	

Tabella 12: Tabella riassuntiva variabile di controllo year

4.5.12 Trend metriche di performance negli anni

1. Numero di prenotazioni

year	mean	sd	min	max
2019	19.81	27.32	0.00	304.00
2020	13.69	17.10	0.00	295.00
2021	17.57	21.18	0.00	269.00
2022	25.58	29.80	0.00	320.00
2023	22.78	30.21	0.00	349.00

Tabella 13: Trend metrica number of reservations 2019-2023

In merito al numero di prenotazioni ricevute dagli *host*, si può facilmente notare una decrescita durante l'anno 2020, con ogni probabilità a causa della pandemia globale. Nel 2021 è avvenuta una leggera risalita rimanendo però sotto i livelli pre-pandemia (19.81), mentre nell'anno successivo una grande accelerazione ha portato a un picco di 25.58 di media prenotazioni.

CAPITOLO 4 - METODOLOGIA

2. ADR

year	mean	sd	min	max
2019	125.01	147.50	0.00	11289.00
2020	134.68	159.93	0.00	6837.00
2021	149.95	186.43	0.00	10711.00
2022	156.16	213.11	0.00	10469.84
2023	175.61	240.50	0.00	9954.00

Tabella 14: Trend metrica adr 2019-2023

In merito al prezzo medio giornaliero stabilito dagli *host*, si è verificata una crescita graduale di circa il 7% annuo. Tale aumento è considerato regolare in un contesto di elevata inflazione (picco storico nel 2022), ma è anche possibile un progressivo aumento di professionalità e strategie di differenziazione degli *host* in modo da giustificare la tariffa superiore.

3. Occupation rate

year	mean	sd	min	max
2019	0.28	0.28	0.00	1.00
2020	0.20	0.22	0.00	1.00
2021	0.27	0.25	0.00	1.00
2022	0.37	0.28	0.00	1.00
2023	0.33	0.30	0.00	1.00

Tabella 15: Trend metrica occupation rate 2019-2023

Riguardo alla metrica che indica l'utilizzo della capacità totale degli alloggi, il trend che si osserva è simile a quello del numero di prenotazioni: calo considerevole nel 2020, risalita e picco nel 2022, anno in cui si sono in gran parte alleviate le misure per il COVID-19.

4. RevPAN

year	mean	sd	min	max
2019	40.47	63.44	0.00	3345.77
2020	29.73	50.23	0.00	5532.17
2021	44.50	73.86	0.00	4615.71
2022	61.52	94.63	0.00	5069.25
2023	70.33	114.68	0.00	6659.00

Tabella 16: Trend metrica revpan 2019-2023

Riguardo alla metrica che consente di comprendere il quadro generale delle performance economiche degli *host*, viene confermato un crollo dei ricavi (-25%) nel 2020 a causa della pandemia. In questo caso si nota che già nel 2021 le performance sono tornate a crescere rapidamente e hanno superato i livelli pre-Covid, continuando ad aumentare notevolmente ogni anno. Complessivamente dal 2019 al 2023 si è registrato un aumento del *RevPAN* di oltre il 40%.

CAPITOLO 5 – RISULTATI

Questo capitolo rappresenta il cuore vero e proprio della ricerca, poiché presenta i risultati ottenuti a seguito di numerose stime econometriche volte a dare una risposta alle ipotesi enunciate. I modelli di regressione logaritmica si soffermano in primo luogo sull'effetto diretto delle strategie degli *host* attraverso *visual* e *textual cues* (numero di foto, lunghezza titolo) rispetto alle quattro dimensioni di performance analizzate (numero di prenotazioni, prezzo medio giornaliero, tasso di occupazione, ricavi per notte disponibile). In seguito è stato studiato il possibile effetto di moderazione reputazionale dell'*host* (3 modelli: numero di recensioni, superhost, rating) sulla relazione principale *cues-performance*. Infine l'ultimo modello ha lo scopo di verificare l'ultima ipotesi effettuata, ovvero la moderazione causata dal contesto territoriale (rural) sulla relazione *cues-performance*.

Le stime seguenti riguardano esclusivamente il modello italiano, mentre in appendice è possibile trovare gli stessi modelli con i risultati in merito a Francia e Spagna.

CAPITOLO 5 - RISULTATI

5.1 Modelli diretti per *visual* e *textual cues*

Tabella 17: Modelli diretti *visual* e *textual cues* - performance *host*

	(1) M1: ln(Pren)	(2) M2: ln(ADR)	(3) M3: OCC	(4) M4: ln(RevPAN)
Log Photos	0.129*** [0.001]	0.164*** [0.001]	0.018*** [0.000]	0.264*** [0.001]
Log Title	0.021*** [0.002]	0.092*** [0.001]	0.007*** [0.000]	0.129*** [0.002]
Shared room	-0.278*** [0.013]	-0.924*** [0.007]	-0.074*** [0.003]	-1.241*** [0.015]
Log bedrooms	-0.120*** [0.003]	0.376*** [0.001]	-0.028*** [0.001]	0.296*** [0.003]
Log bathrooms	0.045*** [0.002]	0.453*** [0.001]	0.008*** [0.001]	0.447*** [0.003]
Response rate	0.005*** [0.000]	0.000*** [0.000]	0.001*** [0.000]	0.006*** [0.000]
Superhost	0.272*** [0.002]	0.030*** [0.001]	0.057*** [0.000]	0.208*** [0.002]
Strict cancellation	0.009*** [0.002]	0.182*** [0.001]	0.018*** [0.000]	0.273*** [0.002]
Log reviews	0.271*** [0.001]	-0.058*** [0.000]	0.061*** [0.000]	0.139*** [0.001]
Instant book	0.393*** [0.001]	0.093*** [0.001]	0.091*** [0.000]	0.464*** [0.002]
Rural	-0.027*** [0.002]	0.020*** [0.001]	-0.028*** [0.000]	-0.058*** [0.002]
Log rating	0.186*** [0.005]	0.092*** [0.003]	0.044*** [0.001]	0.333*** [0.006]
Constant	0.665*** [0.010]	3.163*** [0.005]	-0.061*** [0.002]	-0.158*** [0.012]
Year FE	Yes	Yes	Yes	Yes
R-quadro	0.391	0.366	0.231	0.260
N	2218127	1938885	2218127	1938885

Standard error in brackets

*p < 0.10, **p < 0.05, ***p < 0.01

Note: L'analisi è stata condotta su un campione composto da 3.176.475 osservazioni.

La tabella 17 contiene i risultati delle stime econometriche relative al mercato italiano di *Airbnb*. L'analisi è stata condotta su un ampio campione di oltre 3 milioni di osservazioni, in modo da ottenere risultati dotati di elevata robustezza statistica. I modelli stimati valutano l'impatto delle variabili indipendenti al centro della ricerca, ovvero i *visual cues* con il numero di foto e i *textual cues* con la lunghezza del titolo, sulle quattro dimensioni delle performance dell'*host* considerate: Numero di prenotazioni (M1), ADR (M2), Tasso di occupazione (M3) e RevPAN (M4).

CAPITOLO 5 - RISULTATI

I modelli comprendono effetti fissi temporali (*Year FE*) e un R-quadro compreso tra 0.23 e 0.39, quindi si può affermare che le variabili selezionate spiegano una porzione significativa della varianza delle performance.

5.1.1 Effetto dei visual cues (segnali visivi)

La variabile *log_photos*, rappresentante della ricchezza informativa di tipo visivo dell'annuncio, presenta coefficienti positivi e statisticamente significativi al livello dell'1%, ovvero con *p-value* < 0.01, in tutti i modelli. In particolare,

- M1-M2-M3: In termini di domanda l'elasticità è pari a 0.129 (M1), quindi un aumento del 10% nel numero di foto può portare a un incremento dell'1.3% del numero di prenotazioni. L'effetto sul posizionamento di prezzo è anche superiore con un coefficiente di 0.164 (M2). Il coefficiente relativo al tasso di occupazione (M3) risulta inferiore agli altri ma comunque positivo. Si può dedurre da tali coefficienti che fornire maggiori dettagli visivi è sicuramente utile ad attrarre più ospiti, ma soprattutto può giustificare un *price premium* più elevato, dopo aver ridotto l'incertezza percepita sulla qualità dell'alloggio grazie a questi segnali.
- M4: Il RevPAN riflette anche attraverso i coefficienti l'effetto combinato su quantità e prezzo, la variabile relativa al numero di foto ha un coefficiente di 0.264. Un aumento del 10% nel numero di foto corrisponde, *ceteris paribus*, a una crescita del 2.64% del ricavo per notte disponibile. La cura dell'aspetto visivo è dunque una leva importante per la redditività: raddoppiare il numero di foto può generare un aumento sostanziale di oltre il 25% dei ricavi dell'*host*.

5.1.2 Effetto dei textual cues (segnali testuali)

Anche la lunghezza del titolo (variabile *log_title*) esercita un'influenza positiva e significativa su tutte le metriche, confermando che fornire maggiori informazioni testuali aiuta concretamente a migliorare le performance. In particolare,

- M1-M2-M3: Il coefficiente dell'ADR è pari a 0.092 (M2), maggiore rispetto a quello del numero di prenotazioni (M1) e dell'*occupation rate* (M3). Si può dunque concludere che i

CAPITOLO 5 - RISULTATI

textual cues sono molto importanti per il posizionamento di prezzo, mentre sono debolmente significativi in merito alla domanda.

- M4: Anche in questo caso il coefficiente del RevPAN, essendo la combinazione di coefficienti tutti positivi, è superiore e pari a 0.129. Un aumento del 10% nella lunghezza del titolo può portare, *ceteris paribus*, a un incremento dell'1.3% dei ricavi dell'*host*, confermando l'ipotesi che maggiore ricchezza informativa di tipo testuale contribuisce a ottenere maggiori profitti.

Nonostante ciò, i coefficienti trovati sembrano rivelare la seguente informazione: i segnali visivi sono generalmente più potenti di quelli testuali. Si può infatti facilmente notare che tutti i coefficienti riguardo ai *visual cues* sono maggiori di quelli dei *textual cues*, in particolare il modello della metrica di sintesi RevPAN mostra coefficienti uno il doppio dell'altro (0.26 vs 0.13). Il risultato dà una conferma empirica dell'importanza unica dei segnali visivi nel contesto della prenotazione online, poiché gli utenti elaborano in modo preferenziale e più rapido le informazioni visive rispetto a quelle testuali. In questo modo viene confermata l'ipotesi che l'ottimizzazione del titolo sia una strategia complementare efficace, utile anche a confermare ciò che è emerso visivamente. Infine è possibile considerare l'efficacia degli elementi testuali limitata a causa dell'*information overload* e della bassa soglia dell'attenzione da parte degli utenti.

5.1.3 Variabili di controllo

I modelli permettono un'analisi in merito alle numerose variabili di controllo di ogni tipo utilizzate:

- Variabili reputazionali
 - Superhost: Lo status di *Superhost* ha un impatto evidente su tutte le metriche di performance, soprattutto sul numero di prenotazioni (+0.272) e sul RevPAN (+0.208). Secondo lo studio il *badge* rappresenta il segnale di fiducia più forte offerto dalla piattaforma *Airbnb*.
 - Log_reviews: Il volume delle recensioni aumenta fortemente la domanda (M1: 0.271). In maniera controintuitiva l'ADR presenta un coefficiente leggermente negativo (M2: -0.058), ma è possibile dare delle spiegazioni plausibili. Infatti gli *host* possono volutamente mantenere prezzi più competitivi al fine di accumulare un elevato numero di recensioni, seguendo una strategia di volume. Un'altra possibilità è che i prezzi di fascia alta sono legati ad alloggi di lusso difficilmente accessibili

CAPITOLO 5 - RISULTATI

alla maggioranza degli utenti, di conseguenza le recensioni sarebbero ridotte a causa di una minore frequenza di prenotazione.

- Log_rating: La qualità percepita attraverso il *rating* ha un effetto positivo totale, con un elevatissimo coefficiente del RevPAN pari a 0.333.
- Variabili strutturali e politiche:
 - Instant book: Concedere la possibilità di prenotare immediatamente senza attendere un'approvazione è una strategia vincente per la visibilità, con un conseguente grande effetto positivo sul numero di prenotazioni (M1: 0.393) e sui ricavi.
 - Shared Room: L'affitto di una stanza condivisa abbassa in modo drastico il prezzo (M2: -0.924) e i ricavi rispetto a un intero appartamento o una stanza privata.
- Variabili legate al contesto territoriale:
 - Rural: comportamento vario. Nelle aree rurali i prezzi tendono a essere più alti (M2: 0.020), probabilmente a causa della presenza di tipologie di immobili particolari come grandi ville o casali, mentre il numero di prenotazioni (M1: -0.027) e l'occupazione (M3: -0.028) rimangono inferiori: bilanciamento con un RevPAN complessivamente negativo (M4: -0.058) rispetto alle aree urbane. Questo risultato sottolinea stagionalità e flussi di domanda non costanti tipici delle aree marginali.

5.1.4 Analisi complessiva

L'analisi del campione italiano conferma pienamente le ipotesi di ricerca legate alla *Signaling Theory*. Gli *host* agiscono strategicamente riducendo l'asimmetria informativa tramite segnali visivi e testuali come foto e descrizioni. Tali sforzi vengono premiati dal mercato con un aumento della probabilità di prenotazione e del prezzo di vendita, risultando in una maggiore performance economica complessiva (RevPAN), in particolare i segnali visivi giocano un ruolo predominante allo scopo di raggiungere performance concrete.

CAPITOLO 5 - RISULTATI

Esempio comando STATA

```
eststo clear
eststo M1: regress log_numberofreservations log_photos log_title shared_room log_bedrooms
log_bathrooms responserate superhost strict_cancellation log_reviews instantbook rural log_rating
i.year if country=="Italy"
eststo M2: regress log_adr log_photos log_title shared_room log_bedrooms log_bathrooms
responserate superhost strict_cancellation log_reviews instantbook rural log_rating i.year if
country=="Italy"
eststo M3: regress occupationrate log_photos log_title shared_room log_bedrooms log_bathrooms
responserate superhost strict_cancellation log_reviews instantbook rural log_rating i.year if
country=="Italy"
eststo M4: regress log_revpan log_photos log_title shared_room log_bedrooms log_bathrooms
responserate superhost strict_cancellation log_reviews instantbook rural log_rating i.year if
country=="Italy"

esttab M1 M2 M3 M4 using "Modello_base_ITA.rtf", replace b(3) se(3) brackets star(* 0.10 ** 0.05
*** 0.01) label compress nogaps mtitles("M1: ln(Pren)" "M2: ln(ADR)" "M3: OCC" "M4:
ln(RevPAN)") indicate("Year FE" = *.year) stats(r2 N, labels("R-quadro" "N") fmt(3 0))
addnote("Standard errors in brackets.")
```

5.2 Modelli di moderazione reputazionale

Per quanto riguarda il ruolo della reputazione dell'*host*, è stata già ampiamente discussa la sua importanza e influenza nella tesi e nei modelli del paragrafo precedente, ma ora si vuole verificare empiricamente se esiste un effetto di moderazione, ed eventualmente di sostituzione, sulla relazione principale che lega segnali e performance. Al fine di analizzare in profondità tale caratteristica fondamentale della *Sharing Economy*, è stato deciso di effettuare stime econometriche in merito ai tre fattori che descrivono al meglio la reputazione pregressa degli *host*: numero di recensioni, *superhost badge*, *rating*.

CAPITOLO 5 - RISULTATI

5.2.1 Interazione numero di recensioni

Tabella 18: Modelli di moderazione reputazionale: number of reviews

	(1) M1: ln(Pren)	(2) M2: ln(ADR)	(3) M3: OCC	(4) M4: ln(RevPAN)
Log Photos (0 reviews)	0.211*** [0.002]	0.129*** [0.001]	0.026*** [0.001]	0.339*** [0.003]
Log Title (0 reviews)	-0.003 [0.003]	0.074*** [0.002]	-0.001 [0.001]	0.123*** [0.004]
Log Reviews (Main)	0.342*** [0.005]	-0.127*** [0.002]	0.059*** [0.001]	0.223*** [0.005]
Int: Reviews x Photos	-0.035*** [0.001]	0.014*** [0.000]	-0.003*** [0.000]	-0.031*** [0.001]
Int: Reviews x Title	0.010*** [0.001]	0.007*** [0.001]	0.003*** [0.000]	0.003** [0.001]
Shared room	-0.277*** [0.013]	-0.924*** [0.007]	-0.074*** [0.003]	-1.241*** [0.015]
Log bedrooms	-0.120*** [0.003]	0.375*** [0.001]	-0.028*** [0.001]	0.297*** [0.003]
Log bathrooms	0.042*** [0.002]	0.454*** [0.001]	0.008*** [0.001]	0.445*** [0.003]
Response rate	0.005*** [0.000]	0.000*** [0.000]	0.001*** [0.000]	0.006*** [0.000]
Superhost	0.277*** [0.002]	0.029*** [0.001]	0.058*** [0.000]	0.212*** [0.002]
Strict cancellation	0.007*** [0.002]	0.184*** [0.001]	0.017*** [0.000]	0.271*** [0.002]
Instant book	0.392*** [0.001]	0.094*** [0.001]	0.090*** [0.000]	0.463*** [0.002]
Rural	-0.028*** [0.002]	0.020*** [0.001]	-0.028*** [0.000]	-0.058*** [0.002]
Log rating	0.180*** [0.005]	0.095*** [0.003]	0.043*** [0.001]	0.329*** [0.006]
Constant	0.517*** [0.015]	3.323*** [0.008]	-0.056*** [0.003]	-0.348*** [0.017]
Year FE	Yes	Yes	Yes	Yes
R-quadro	0.392	0.366	0.231	0.261
N	2218127	1938885	2218127	1938885

Standard error in brackets

*p < 0.10, **p < 0.05, ***p < 0.01

Note: L'analisi è stata condotta su un campione composto da 3.176.475 osservazioni.

La tabella 18 mostra i risultati dei modelli econometrici utili a verificare l'effetto moderatore della variabile *log_reviews* (logaritmo naturale del numero di recensioni) sulla relazione tra le variabili indipendenti (segnali) e dipendenti (performance). L'obiettivo di questa analisi è stabilire se l'eventuale effetto di moderazione è positivo, ovvero se strategie di *Signaling* e reputazione da

CAPITOLO 5 - RISULTATI

recensioni sono complementari, oppure negativo, ovvero se strategie di *Signaling* e reputazione da recensioni sono sostituiti.

Innanzitutto la tabella permette di osservare il comportamento dei segnali visivi e testuali per gli *host* che rappresentano i nuovi entranti nella piattaforma, trovando i coefficienti per tali variabili in corrispondenza di alloggi privi di recensioni. Relativamente a questa categoria, si nota nell'immediato una grande rilevanza dei segnali visivi, infatti il numero di foto influenza fortemente in modo positivo tutte le performance, in particolare il numero di prenotazioni (M1: 0.211) e il *RevPAN* (M4: 0.339). Osservando gli stessi coefficienti relativi alla lunghezza del titolo (M1 e M3 non significativi) si può affermare che in assenza di *social proof* (0 recensioni) i segnali visivi dominano quelli testuali e rappresentano la migliore opportunità di ridurre l'asimmetria informativa.

In seguito la tabella indica i coefficienti di interazione tra la reputazione guidato dalle recensioni e i segnali degli *host*. La massima attenzione viene rivolta all'interazione recensioni-foto, poiché mostra coefficienti negativi soprattutto rispetto al numero di prenotazioni (M1: -0.035) e al *RevPAN* (M4: -0.031), ma in misura ridotta anche al tasso di occupazione (M3: -0.003). L'ipotesi dell'effetto di sostituzione dunque sembra verificata: mentre l'*host* riceve numerose recensioni guadagnando fiducia, il valore marginale derivato dall'aggiunta di ulteriori foto decresce. Ciò risalta maggiormente confrontando l'effetto dei segnali visivi in assenza e in presenza di recensioni, si può quindi concludere che i nuovi entranti necessitano maggiormente di fornire indizi visivi rispetto agli *host* più esperti. Solo il modello legato al prezzo (M2: 0.014) fa eccezione, probabilmente perché *host* esperti con numerose fotografie possono giustificare un *price premium* sopra la media.

Riguardo invece all'interazione recensioni-titolo, i risultati evidenziano coefficienti positivi ma debolmente significativi (M1: 0.01, il più significativo), dimostrando un leggero effetto di complementarità. Ciò significa che la cura dei segnali testuali diventa ancora più importante al crescere della reputazione, poiché l'utente dopo aver acquisito fiducia per merito delle recensioni considera i dettagli testuali per la scelta definitiva.

Analisi complessiva reputazione tramite recensioni

I modelli di interazione del numero di recensioni dimostrano la dinamicità della *Signaling Theory* su *Airbnb*. Esiste un reale *substitution effect* (effetto sostituzione) per i segnali visivi: le foto sono fondamentali per gli *host* nuovi entranti in questo mercato, ma la loro importanza per attrarre la domanda decresce all'aumentare della reputazione pregressa. Provando a dare una visione

CAPITOLO 5 - RISULTATI

complessiva e fornire un piano d'azione concreto, le strategie manageriali degli *host* dovrebbero evolvere nel tempo: concentrarsi maggiormente nella cura visiva del profilo in principio (*Launch Strategy*), mentre dopo aver ricevuto numerose recensioni (*Growth Strategy*) ci si può focalizzare sull'ottimizzazione del prezzo e sulla cura dei dettagli testuali degli annunci.

CAPITOLO 5 - RISULTATI

5.2.2 Interazione Superhost

Tabella 19: Modelli di moderazione reputazionale: superhost

	(1) M1: ln(Pren)	(2) M2: ln(ADR)	(3) M3: OCC	(4) M4: ln(RevPAN)
Log photos	0.150*** [0.001]	0.161*** [0.001]	0.022*** [0.000]	0.285*** [0.002]
Log title	0.017*** [0.002]	0.092*** [0.001]	0.005*** [0.000]	0.128*** [0.002]
Superhost	0.527*** [0.015]	-0.018** [0.008]	0.084*** [0.004]	0.501*** [0.017]
Int: Superhost x Photos	-0.106*** [0.003]	0.015*** [0.001]	-0.018*** [0.001]	-0.098*** [0.003]
Int: Superhost x Title	0.021*** [0.004]	0.001 [0.002]	0.009*** [0.001]	0.004 [0.004]
Shared_room	-0.273*** [0.013]	-0.925*** [0.007]	-0.073*** [0.003]	-1.236*** [0.015]
Log bedrooms	-0.120*** [0.003]	0.376*** [0.001]	-0.028*** [0.001]	0.297*** [0.003]
Log bathrooms	0.045*** [0.002]	0.453*** [0.001]	0.008*** [0.001]	0.447*** [0.003]
Response rate	0.005*** [0.000]	0.000*** [0.000]	0.001*** [0.000]	0.006*** [0.000]
Strict cancellation	0.008*** [0.002]	0.183*** [0.001]	0.017*** [0.000]	0.272*** [0.002]
Log reviews	0.271*** [0.001]	-0.058*** [0.000]	0.061*** [0.000]	0.139*** [0.001]
Instant book	0.392*** [0.001]	0.093*** [0.001]	0.090*** [0.000]	0.463*** [0.002]
Rural	-0.027*** [0.002]	0.020*** [0.001]	-0.028*** [0.000]	-0.058*** [0.002]
Log rating	0.181*** [0.005]	0.093*** [0.003]	0.043*** [0.001]	0.329*** [0.006]
Constant	0.629*** [0.010]	3.171*** [0.006]	-0.064*** [0.002]	-0.206*** [0.012]
Year FE	Yes	Yes	Yes	Yes
R-quadro	0.392	0.366	0.231	0.261
N	2218127	1938885	2218127	1938885

Standard error in brackets

*p < 0.10, **p < 0.05, ***p < 0.01

Note: L'analisi è stata condotta su un campione composto da 3.176.475 osservazioni.

La tabella 19 comprende i risultati del secondo modello di moderazione reputazionale, ovvero lo studio empirico dell'interazione della variabile binaria *Superhost*. Il *Superhost badge*, assegnato dalla piattaforma a una ristretta cerchia di *host* affidabili allo scopo di segnalare qualità, è sicuramente determinante per l'utente durante il processo di selezione dell'alloggio. L'obiettivo di

CAPITOLO 5 - RISULTATI

questa analisi è verificare se un *Superhost* ha meno necessità di inviare segnali visivi o testuali (effetto di sostituzione) rispetto agli *host* comuni.

Prima di analizzare le interazioni si può osservare l'effetto principale della variabile *Superhost*, in modo da confermare facilmente il suo impatto positivo estremamente significativo per le prenotazioni (M1: 0.527) e il RevPAN (M4: 0.501), con la garanzia di un potente vantaggio competitivo in termini di fiducia. Il coefficiente dell'ADR negativo (M2: -0.018) rimane coerente con la tesi generale della letteratura: prezzi competitivi garantiscono elevati flussi di prenotazioni, necessari a mantenere lo status di *Superhost*.

L'analisi del termine di interazione *Superhost-photos* presenta una dinamica simile a quella osservata per le recensioni. I coefficienti sono negativi e significativi per le prenotazioni (M1: -0.106), l'Occupazione (M3: -0.018) e il RevPAN (M4: -0.098), confermando l'ipotesi effetto di sostituzione. Per un *host standard* i segnali visivi rimangono indispensabili al fine di guadagnare la fiducia dell'ospite. Per un *Superhost* invece la garanzia offerta dal *badge* riduce la dipendenza dalle immagini, poiché essa sostituisce parzialmente la necessità di fornire una prova visiva di esistenza dell'alloggio. Al contrario l'interazione è positiva per l'ADR (M2: 0.015), infatti nonostante i segnali visivi siano meno utili nell'attrarre prenotazioni, questi servono a valorizzare l'appartamento, permettendo ai *superhost* di giustificare prezzi superiori (*price premium*).

Il termine di interazione *Superhost-title* mostra un comportamento diverso anche in questo caso, i coefficienti sono positivi e significativi per le prenotazioni (M1: 0.021) e per l'occupazione (M3: 0.009), dunque un *Superhost* che pone attenzione nella stesura del titolo dell'annuncio rafforza ulteriormente la capacità di attrarre domanda. Una tesi coerente con i risultati indica che la presenza del *badge* diminuisce gradualmente l'utilità marginale dei segnali visivi fungendo da sostituto per la fiducia, mentre l'importanza delle informazioni testuali rimane utile per la scelta finale dell'utente con un effetto complementare.

Analisi complessiva reputazione tramite Superhost

I modelli di moderazione della variabile *Superhost* confermano l'esistenza di un meccanismo di compensazione dei segnali. Il mercato permette una minore ricchezza visiva, sostituita da un contesto di elevata reputazione pregressa, ma premia con una domanda superiore i *Superhost* che continuano a investire nella qualità dei segnali testuali.

CAPITOLO 5 - RISULTATI

5.2.3 Interazione Rating

Tabella 20: Modelli di moderazione reputazionale: rating

	(1) M1: ln(Pren)	(2) M2: ln(ADR)	(3) M3: OCC	(4) M4: ln(RevPAN)
Log photos	0.250*** [0.011]	0.097*** [0.006]	0.039*** [0.003]	0.421*** [0.013]
Log title	-0.098*** [0.015]	0.054*** [0.008]	-0.046*** [0.004]	-0.077*** [0.018]
Log rating	0.140*** [0.037]	-0.112*** [0.021]	-0.036*** [0.009]	0.164*** [0.045]
Int: Rating x Photos	-0.079*** [0.007]	0.044*** [0.004]	-0.014*** [0.002]	-0.102*** [0.009]
Int: Rating x Title	0.078*** [0.010]	0.025*** [0.006]	0.035*** [0.002]	0.134*** [0.012]
Shared room	-0.276*** [0.013]	-0.926*** [0.007]	-0.074*** [0.003]	-1.239*** [0.015]
Log bedrooms	-0.120*** [0.003]	0.376*** [0.001]	-0.028*** [0.001]	0.296*** [0.003]
Log bathrooms	0.045*** [0.002]	0.452*** [0.001]	0.008*** [0.001]	0.448*** [0.003]
Response rate	0.005*** [0.000]	0.000*** [0.000]	0.001*** [0.000]	0.006*** [0.000]
Superhost	0.273*** [0.002]	0.030*** [0.001]	0.057*** [0.000]	0.209*** [0.002]
Strict cancellation	0.009*** [0.002]	0.183*** [0.001]	0.018*** [0.000]	0.272*** [0.002]
Log reviews	0.271*** [0.001]	-0.058*** [0.000]	0.061*** [0.000]	0.139*** [0.001]
Instant book	0.392*** [0.001]	0.093*** [0.001]	0.090*** [0.000]	0.464*** [0.002]
Rural	-0.027*** [0.002]	0.020*** [0.001]	-0.028*** [0.000]	-0.058*** [0.002]
Constant	0.737*** [0.057]	3.476*** [0.032]	0.061*** [0.013]	0.103 [0.070]
Year FE	Yes	Yes	Yes	Yes
R-quadro	0.391	0.366	0.231	0.261
N	2218127	1938885	2218127	1938885

Standard error in brackets

*p < 0.10, **p < 0.05, ***p < 0.01

Note: L'analisi è stata condotta su un campione composto da 3.176.475 osservazioni.

La tabella 20 comprende i risultati degli ultimi modelli di moderazione reputazionale, ovvero quelli legati all'interazione della variabile logaritmica *log_rating*. Il rating, o valutazione media

CAPITOLO 5 - RISULTATI

complessiva, rappresenta l'indicatore vero e proprio della qualità del servizio offerta dagli *host* e percepita dai *guest* precedenti. L'obiettivo di tali modelli è comprendere l'impatto di un'elevata qualità nel servizio attraverso un alto rating sull'efficacia delle strategie visive e testuali degli *host*.

Partendo dall'interazione *rating-photos* si può osservare un trend in linea con le due analisi precedenti di *reviews* e *superhost*. Infatti si notano rapidamente i coefficienti significativamente negativi in corrispondenza di numero di prenotazioni (M1: -0.079), tasso di occupazione (M3: -0.014) e ricavi per notte disponibile (M4: -0.102): effetto di sostituzione confermato ancora una volta. Questo effetto spiega chiaramente che agli *host* con valutazioni basse conviene investire impegno nella cura dei dettagli visivi degli annunci in modo da generare fiducia e aumentare le probabilità di prenotazione, mentre *host* con rating molto alti necessitano meno attenzione nel pubblicare fotografie (effetto marginale decrescente) per merito dell'elevata qualità percepita dai potenziali *guest*. Al contrario un rating elevato seguito da fotografie di qualità è in grado di aumentare ulteriormente l'ADR (M2: 0.044) giustificando un posizionamento di prezzo superiore.

Differenti sono i risultati per l'interazione *rating-title*: coefficienti significativamente positivi (all'1%) in merito alle quattro metriche di performance (M1: 0.078, M2: 0.025, M3: 0.035, M4: 0.134). Emerge così un effetto di complementarità molto forte tra segnali testuali e rating: la cura del titolo da parte di *host* percepiti di qualità (rating alto) amplifica positivamente tutte le metriche di performance, con un elevato risultato economico complessivo. Ad esempio, quando un utente deve scegliere tra due *host* affidabili, la presenza di un titolo ricco di informazioni come 'Luxury Villa with pool and view' può risultare decisivo. Gli *host* con valutazioni inferiori invece fanno fatica a valorizzare i loro indizi testuali, poiché spesso l'utente scarta a priori gli annunci in assenza di fiducia percepita.

Analisi complessiva reputazione tramite rating

I modelli di moderazione della variabile *log_rating* sono un'ulteriore conferma dell'effetto di sostituzione del *rating* complessivo rispetto ai *visual cues* e dell'effetto di complementarità rispetto ai *textual cues*. In particolare le valutazioni pregresse degli ospiti segnalano qualità e di conseguenza affidabilità, riducendo così il valore marginale dei segnali visivi, utili a generare fiducia, e incrementando quello dei segnali testuali, utili a parità di fiducia nel contesto di scelta definitiva da parte dei potenziali *guest*.

CAPITOLO 5 - RISULTATI

5.2.4 Analisi complessiva e confronto variabili reputazionali

Sono state analizzate tre variabili di carattere reputazionale in grado di esprimere concetti simili ma non identici: il numero di recensioni rappresenta principalmente l'esperienza dell'*host*, il *Superhost badge* è una certificazione di affidabilità fornita dalla piattaforma, il *Rating* viene identificato come la reale misura della qualità del servizio percepita dagli ospiti.

Un'analisi aggregata dei tre modelli di moderazione (*Reviews*, *Superhost*, *Rating*) aiuta a costruire un quadro teorico chiaro e solido. I segnali visivi (*visual cues*) tendono a comportarsi come sostituti della reputazione, dimostrandosi più utili in assenza di fiducia pregressa, mentre i segnali testuali (*textual cues*) agiscono come complementi, ovvero funzionano meglio in presenza di una base solida di fiducia.

In termini di strategie pratiche, gli *host* nuovi entranti possono e devono puntare unicamente su elementi visivi (fotografie) al fine di superare la barriera della diffidenza iniziale. Gli *host* affermati e affidabili, ovvero i *Superhost* o *host* con livelli di *rating* massimi, ottengono i rendimenti marginali migliori ottimizzando i segnali testuali (titoli e descrizioni) e concentrandosi sul posizionamento di prezzo, dato che la loro reputazione garantisce a priori un flusso stabile di prenotazioni.

CAPITOLO 5 - RISULTATI

5.3 Modelli di moderazione territoriale

Per quanto riguarda il ruolo della localizzazione geografica, è possibile intuire che il contesto in cui l'immobile si inserisce rappresenta una variabile impattante in termini di criteri di scelta da parte dei turisti. Inoltre l'effetto diretto della localizzazione è stato ampiamente controllato nei modelli precedenti. A questo punto lo studio cerca di verificare in modo empirico se esiste un effetto di moderazione esercitato dal contesto territoriale sulla relazione principale che lega i segnali informativi (*visual e textual cues*) e le performance degli *host*.

La *Sharing Economy*, a differenza dell'industria alberghiera tradizionale, propone un'espansione dei servizi anche in aree marginali poco abitate con possibili risvolti imprenditoriali. È stato deciso di effettuare stime econometriche focalizzate sulla distinzione tra contesto urbano o suburbano e contesto rurale tramite la variabile binaria *Rural*, allo scopo di indagare a fondo le implicazioni di tale 'economia di condivisione'. L'obiettivo finale di questi modelli è comprendere se l'efficacia delle strategie di *Signaling*, rappresentate in questo caso da fotografie e titoli, determina effettivamente chiare variazioni a seconda dell'ambiente in cui l'alloggio si trova.

CAPITOLO 5 - RISULTATI

5.3.1 Interazione territorio rurale

Tabella 21: Modelli di moderazione territoriale: rural

	(1) M1: ln(Pren)	(2) M2: ln(ADR)	(3) M3: OCC	(4) M4: ln(RevPAN)
Log photos	0.130*** [0.001]	0.176*** [0.001]	0.016*** [0.000]	0.265*** [0.002]
Log title	0.028*** [0.002]	0.089*** [0.001]	0.011*** [0.000]	0.135*** [0.002]
Rural	0.076*** [0.014]	0.131*** [0.007]	-0.009*** [0.003]	0.032** [0.015]
Int: Rural x Photos	-0.003*** [0.003]	-0.050*** [0.001]	0.010*** [0.001]	-0.002*** [0.003]
Int: Rural x Title	-0.028*** [0.004]	0.012*** [0.002]	-0.014*** [0.001]	-0.025*** [0.004]
Shared room	-0.278*** [0.013]	-0.919*** [0.007]	-0.075*** [0.003]	-1.241*** [0.015]
Log bedrooms	-0.120*** [0.003]	0.376*** [0.001]	-0.028*** [0.001]	0.296*** [0.003]
Log bathrooms	0.045*** [0.002]	0.454*** [0.001]	0.008*** [0.001]	0.447*** [0.003]
Response rate	0.005*** [0.000]	0.000*** [0.000]	0.001*** [0.000]	0.006*** [0.000]
Superhost	0.272*** [0.002]	0.030*** [0.001]	0.057*** [0.000]	0.208*** [0.002]
Strict cancellation	0.009*** [0.002]	0.183*** [0.001]	0.018*** [0.000]	0.273*** [0.002]
Log reviews	0.271*** [0.001]	-0.058*** [0.000]	0.061*** [0.000]	0.139*** [0.001]
Instant book	0.392*** [0.001]	0.093*** [0.001]	0.090*** [0.000]	0.464*** [0.002]
Log rating	0.186*** [0.005]	0.092*** [0.003]	0.044*** [0.001]	0.333*** [0.006]
Constant	0.639*** [0.011]	3.137*** [0.006]	-0.066*** [0.003]	-0.181*** [0.013]
Year FE	Yes	Yes	Yes	Yes
R-quadro	0.391	0.366	0.231	0.260
N	2218127	1938885	2218127	1938885

Standard error in brackets

*p < 0.10, **p < 0.05, ***p < 0.01

Note: L'analisi è stata condotta su un campione composto da 3.176.475 osservazioni.

La tabella 21 mostra i risultati delle stime econometriche riferite alla variabile moderatrice *rural* (contesto rurale). L'obiettivo principale dell'analisi consiste nello stabilire se l'efficacia dei segnali visivi (tramite *log_photos*) e testuali (tramite *log_title*) venga in qualche modo moderata dal contesto territoriale, in particolare dal contesto rurale rispetto a quello urbano.

CAPITOLO 5 - RISULTATI

Il termine di interazione *rural-photos* varia a seconda delle diverse metriche di performance considerate. L'effetto sull'ADR è significativamente negativo (M2: -0.05), dunque l'elasticità del prezzo rispetto ai segnali visivi dell'alloggio risulta inferiore nelle aree rurali. Ciò trova spiegazione nel fatto che in zone di bellezza paesaggistica il valore marginale delle fotografie degli interni si riduce, essendoci un valore intrinseco attribuito all'ambiente esterno senza il bisogno di doverlo segnalare; in città invece mostrare la qualità degli interni permette una strategia di posizionamento di prezzo più aggressiva. Passando all'occupazione si nota che l'interazione è al contrario significativamente positiva (M3: 0.01), probabilmente a causa della necessità di ridurre l'incertezza dell'utente per indurlo alla prenotazione. Inoltre in zone rurali è generalmente più difficile sfruttare al massimo la capacità per via di stagionalità e flussi discontinui, dunque maggiori segnali visivi potrebbero aiutare in questo senso, a differenza delle zone urbane dove i tassi di occupazione sono già elevati. Infine l'interazione su numero di prenotazioni e RevPAN risulta non significativa, quindi nel complesso non esiste una netta distinzione in merito all'efficacia dei segnali visivi in zone rurali e non, probabilmente perché le fotografie rimangono molto utili in entrambi i contesti. L'elemento interessante che si ottiene è che l'elemento visivo ripaga l'*host* in maniere differenti: nelle zone rurali permette di sfruttare meglio l'occupazione, in quelle urbane invece giustifica una strategia in termini di tariffa più elevata.

L'analisi dell'interazione *rural-title* sembra invece suggerire una funzione delle strategie testuali meno importante in ambito di aree marginali rispetto a quelle urbane. In particolare si nota un effetto di moderazione negativo in modo significativo su prenotazioni (M1: -0.028), occupazione (M3: -0.014) e RevPAN (-0.025): la cura del titolo risulta meno efficace nelle zone rurali in termini di domanda e ricavi. Titoli lunghi e dettagliati rimangono fondamentali nelle aree urbane, a causa di un'elevata concorrenza tra alloggi numerosi e molto simili, infatti specificare nel titolo la posizione o eventuali *amenities* aiuta ad attirare l'attenzione. Diversamente in contesti rurali il titolo deve indicare la tipologia di alloggio o emozionare l'utente, ma non è necessario un titolo eccessivamente lungo poiché non genera alcun valore aggiunto. La descrizione dettagliata di caratteristiche uniche di una proprietà rurale, quali 'piscina privata' o 'vista', garantisce però un posizionamento di prezzo più elevato (M2: 0.012).

CAPITOLO 5 - RISULTATI

5.3.2 Analisi complessiva contesto territoriale

L'analisi del contesto territoriale, alla luce dei risultati ottenuti, è fondamentale per gli *host* al fine di scegliere e attuare la migliore strategia possibile. Nelle aree urbane la ricchezza informativa rimane determinante al fine di migliorare tutte le metriche di performance, data la necessità di differenziazione in tale ambito ad elevata concorrenza. Le strategie attuabili in aree rurali sono più complesse, ma i segnali visivi rappresentano un elemento cruciale in grado di migliorare i tassi di occupazione, metrica spesso in difficoltà in tali contesti. La cura di titoli e segnali testuali è considerata una strategia meno potente in termini di domanda e ricavi, poiché la comunicazione in tali aree deve essere più emozionale rispetto a quella tecnica tipica dei dettagli utili nelle zone urbane.

5.4 Conclusione risultati empirici

Il presente capitolo ha condotto un'ampia analisi empirica in merito all'impatto dei segnali informativi (*signaling cues*) sulle performance degli *host* di *Airbnb* nel territorio italiano, misurando attraverso vari modelli inizialmente gli effetti diretti e in seguito le complesse interazioni con la reputazione pregressa e il contesto territoriale. Complessivamente le stime econometriche effettuate su un campione di oltre 3 milioni di osservazioni permettono di delineare un quadro dinamico delle potenziali strategie di posizionamento sulla piattaforma.

In primo luogo l'analisi dei modelli diretti ha confermato in modo significativo l'importanza di ridurre l'asimmetria informativa, infatti come previsto i *visual cues* e i *textual cues* esercitano un'influenza positiva e statisticamente significativa su tutte le metriche di performance degli *host*, a partire da domanda e prezzo fino ai ricavi complessivi. Emerge anche una gerarchia riguardo all'efficacia di tali segnali: la componente visiva risulta maggiormente impattante rispetto a quella testuale. In un mercato caratterizzato da decisioni e flussi di informazione rapidi, l'immagine rappresenta il primo e più potente veicolo di fiducia, confermando l'enorme impatto delle fotografie in termini di attenzione degli utenti nel contesto della *Sharing Economy*.

CAPITOLO 5 - RISULTATI

In secondo luogo l'introduzione delle variabili di moderazione reputazionale, ovvero recensioni, Superhost e Rating, ha permesso di indagare la natura dinamica del *Signaling*. I risultati supportano fortemente l'ipotesi di un effetto di sostituzione per i segnali visivi, i quali si dimostrano asset critici soprattutto per gli *host* nuovi entranti o con reputazione debole, agendo proprio come sostituti della fiducia mancante. Al crescere della reputazione o dopo l'acquisizione del *Superhost badge* l'utilità marginale delle foto diminuisce in termini di volume di prenotazioni, pur rimanendo utile per il posizionamento di prezzo. Parallelamente si osserva un effetto di complementarità per i segnali testuali: la cura del titolo diventa strategicamente rilevante soprattutto per gli *host* già affermati. Una volta che la reputazione ha rassicurato il cliente sulla sicurezza della transazione tramite *social proof*, la ricchezza descrittiva del testo fa la differenza in termini competitivi, permettendo agli *host* più performanti di massimizzare i ricavi.

Infine l'analisi della moderazione territoriale ha permesso di analizzare l'impatto di un contesto geografico differente, quello delle aree rurali, in contrapposizione alle aree urbane. In città e zone adiacenti i segnali informativi vengono utilizzati trasversalmente come una fondamentale leva competitiva. Nelle aree rurali le strategie non sono uniformi: le foto rimangono essenziali per il tasso di occupazione segnalando la qualità della struttura, mentre l'efficacia di titoli molto dettagliati decresce, a dimostrazione del fatto che sono presenti logiche di scelta differenti in aree differenti.

In conclusione i risultati del Capitolo 5 chiariscono che non esiste una strategia universale per il successo su *Airbnb*. L'efficacia delle strategie di *signaling* è dinamica ed evolve lungo il ciclo di vita dell'*host*: essenzialità dei segnali visivi nella fase iniziale e un graduale passaggio a una strategia più sofisticata attraverso dettagli testuali e ottimizzazione del prezzo, dopo aver accumulato la reputazione necessaria.

Tali risultati empirici costituiscono la base per le implicazioni manageriali e teoriche che verranno discusse nell'ultimo capitolo della ricerca.

CAPITOLO 6 – LIMITAZIONI E SVILUPPI FUTURI

L'ultimo capitolo viene svolto allo scopo di definire una sintesi definitiva dei risultati emersi dall'analisi empirica effettuata nei capitoli precedenti, cercando di fornire importanti implicazioni manageriali applicabili concretamente. Successivamente vengono considerate le principali limitazioni dello studio, al fine di indicare possibili sviluppi futuri a partire dal presente studio, in particolare si pensa a nuovi approfondimenti o ambiti meno esplorati che potrebbero espandere la tematica della ricerca.

6.1 Risposte alle domande di ricerca

L'analisi empirica ha fornito evidenze statistiche robuste che permettono di rispondere alle domande di ricerca formulate nel terzo capitolo.

- **RQ1.** I *Visual Cues* e *Textual Cues* (segnali visivi e testuali) generano un effetto significativo sul volume delle prenotazioni, sul tasso di occupazione e sul prezzo medio giornaliero?

Sì, i risultati dei modelli diretti confermano che la riduzione dell'asimmetria informativa tramite segnali visivi e testuali ha un impatto positivo sulle tre metriche di performance. I *visual cues* mostrano un impatto più elevato, influenzando positivamente sia la probabilità di ricevere prenotazioni che la capacità di fissare un prezzo superiore. I *textual cues* contribuiscono significativamente alle performance seppur con un'elasticità inferiore rispetto alle immagini. La conclusione è che nella fase iniziale di scelta l'utente privilegia l'impatto visivo immediato rispetto alle informazioni testuali.

- **RQ2.** I *Visual Cues* e *Textual Cues* (segnali visivi e testuali) generano un effetto significativo sui ricavi per notte disponibile (RevPAN, metrica di sintesi del successo dell'host)?

CAPITOLO 6 – LIMITAZIONI E SVILUPPI FUTURI

Sì, l'analisi econometrica mostra che un incremento nella ricchezza informativa dell'annuncio si traduce direttamente in un aumento del RevPAN. Tale metrica, essendo la combinazione di *ADR* e *occupation rate* (prezzo e quantità), può essere considerata una misura dell'efficacia complessiva della strategia di presentazione. Anche in merito al RevPAN si nota che raddoppiare l'intensità dei segnali visivi genera un incremento proporzionale dei ricavi superiore rispetto a un analogo sforzo sui segnali testuali.

- **RQ3.** La reputazione pregressa dell'*host*, misurata attraverso il volume di recensioni e certificazioni come lo status di *Superhost* o il *Rating*, modera l'efficacia delle strategie e dei segnali di presentazione? Esiste un effetto di sostituzione tra reputazione host ed elementi visivi o testuali?

Sì, la reputazione pregressa dell'*host* ha un effetto di moderazione sull'efficacia delle strategie. In particolare è presente un effetto di sostituzione tra la reputazione e il ruolo dei visual cues, poiché le fotografie risultano fondamentali soprattutto in contesti di reputazione ridotta come per *host* nuovi entranti o con basse valutazioni. I *visual cues* agiscono dunque come sostituti della fiducia mancante, mentre in seguito al crescere della reputazione il loro impatto marginale sulla domanda e sui ricavi diminuisce. Non si verifica l'ipotesi dell'effetto sostituzione per i *textual cues*, al contrario si osserva un effetto complementare. La cura del testo viene considerata una leva strategica più efficace proprio per gli *host* già affermati e stabili, i quali non hanno la necessità di segnalare fiducia e possono dedicare il loro impegno anche attraverso strategie di prezzo al fine di massimizzare i ricavi complessivi.

- **RQ4.** Il contesto territoriale, misurato attraverso il confronto tra aree urbane e rurali, modera l'efficacia delle strategie e dei segnali di presentazione?

Sì, i risultati empirici dimostrano che generalmente il contesto geografico altera l'efficacia dei segnali. Nelle aree rurali i segnali visivi sono determinanti principalmente allo scopo di migliorare la metrica dell'occupazione, ma rimangono meno efficaci rispetto alle aree urbane per giustificare elevati posizionamenti di prezzo. Inoltre le strategie basate su elementi testuali lunghi e complessi risultano meno performanti nei contesti rurali rispetto alle aree urbane in costante competizione. Si può quindi concludere che la domanda risponde a logiche di scelta differenti in base al contesto territoriale urbano/suburbano o rurale/marginale.

6.2 Implicazioni manageriali

I risultati ottenuti sono in grado di offrire implicazioni e strategie manageriali immediate per gli *host* di *Airbnb* e per i modelli di *business* delle piattaforme digitali in generale.

1. **Strategie per *host* nuovi entranti** (Entry Strategy): l'investimento prioritario per gli *host* nuovi entranti, privi di reputazione, consiste chiaramente nei segnali visivi (*visual cues*). Dato che le fotografie possono agire come sostituti della reputazione, il nuovo *host* deve caricare un numero di immagini superiore alla media al fine di superare la barriera di sfiducia iniziale.
2. **Strategie per *host* esperti** (Growth Strategy): dopo aver ottenuto un numero di recensioni adeguato, molteplici *rating* elevati o il badge di *Superhost*, risulta necessario un cambiamento nella gestione degli annunci, poiché continuare con la sola strategia delle immagini ha un rendimento gradualmente decrescente. Gli *host* affermati dovrebbero focalizzarsi sull'ottimizzazione dei *textual cues* attraverso titoli dettagliati e sulla gestione del prezzo, elementi complementari alla reputazione nel massimizzare il RevPAN.
3. **Strategie di differenziazione per *host* in aree marginali**: gestire alloggi fuori dai centri urbani significa necessariamente utilizzare strategie più complesse rispetto a quelle classiche. La priorità assoluta deve essere attribuita all'impatto visivo tramite fotografie in grado di far trasparire accessibilità e qualità, in modo da garantire un tasso di occupazione accettabile. L'ottimizzazione dei dettagli testuali deve essere indirizzata all'emozionalità invece che alla lunghezza, infatti i modelli mostrano una minore elasticità ai testi eccessivamente lunghi nei contesti marginali.
4. **Implicazioni per piattaforme digitali**: *Airbnb* potrebbe implementare sistemi di consigli strategici personalizzati in base al ciclo di vita degli *host*. È possibile indicare ai nuovi profili la necessità di caricare ulteriori foto quando non sono abbastanza, oppure suggerire a *host* con reputazione elevata di concentrarsi su strategie testuali e di prezzo. In questo modo la piattaforma digitale può aiutare gli *host* a massimizzare la propria utilità e i *guest* nel loro processo di scelta, con un conseguente miglioramento complessivo di tutta la rete al fine di massimizzare le performance della piattaforma stessa.

CAPITOLO 6 – LIMITAZIONI E SVILUPPI FUTURI

6.3 Principali limitazioni

La ricerca presenta alcune evidenti limitazioni che è necessario ammettere per una corretta interpretazione dei risultati.

In primo luogo lo studio si è concentrato empiricamente su aspetti quantitativi dei segnali, ovvero le due variabili indipendenti “numero di foto” e “numero di caratteri del titolo”, dunque manca un’analisi empirica che tenga in considerazione la qualità dei *visual* e *textual cues*. Rimane da analizzare la professionalità e il sentimento che deriva da una fotografia, oppure allo stesso modo ciò che suscita un titolo o una descrizione in base alla maniera in cui vengono scritti. Per esempio un alto numero di foto ma di bassa qualità potrebbe avere effetti peggiori rispetto a una quantità ridotta di foto percepite molto professionali.

In secondo luogo, sebbene il dataset sia molto ampio e rappresentativo, l'utilizzo di dati secondari ricavati da *AirDNA* può impedire l’osservazione di alcune variabili comportamentali dell'*host*, come ad esempio la velocità di risposta ai messaggi privati, capaci di influenzare le decisioni degli utenti e quindi utili da inserire nei modelli per ottenere una visione completa.

Infine l'analisi di questa ricerca è limitata al contesto italiano, ma in appendice è possibile trovare modelli simili riferiti ai mercati francese (Tabelle 22-26) e spagnolo (Tabelle 27-31). Nonostante i risultati delle analisi siano statisticamente robusti, le differenze culturali nella percezione della fiducia e nell'estetica potrebbero rendere alcune conclusioni non generalizzabili a mercati extra-europei quali USA o Asia.

6.4 Possibili sviluppi futuri

A partire dalle limitazioni indicate è possibile individuare alcuni eventuali sviluppi futuri in grado di approfondire i temi ed espandere i risultati di questa ricerca.

- Analisi qualitativa tramite AI: ricerche future potrebbero integrare algoritmi di *Machine Learning* utili ad analizzare il contenuto dei segnali visivi (luminosità, presenza di persone, ordine della stanza) e testuali (*Sentiment Analysis* di titoli e descrizioni). In questo modo si

CAPITOLO 6 – LIMITAZIONI E SVILUPPI FUTURI

può superare il limite qualitativo della ricerca, permettendo agli *host* di comprendere, oltre alla quantità ottimale di segnali, in che modo gestire la comunicazione al fine di massimizzare i ricavi.

- Confronto tra Paesi: è possibile replicare lo studio comparando l'Italia con mercati turistici extra-europei (USA o mercato asiatico), allo scopo di verificare se l'efficacia dei segnali e della reputazione varia in modo significativo a seconda delle differenze culturali nel mondo.
- Confronto tra piattaforme: estendere l'analisi ad altre OTA (*Online Travel Agencies*) come *Booking.com* o *Vrbo*. Una piattaforma più tradizionale e legata al settore alberghiero come *Booking* possiede meccanismi di fiducia e interfacce differenti, dunque è possibile che l'impatto di elementi visivi e testuali cambi significativamente.

6.5 Conclusione

In conclusione, la ricerca conferma la tesi che nel mercato degli affitti brevi l'informazione rappresenta la valuta principale. Gli *host*, oltre al temporaneo utilizzo di uno spazio fisico, vendono la promessa di un'esperienza: la capacità di segnalare la qualità di tale esperienza determina il successo economico.

L'analisi ha svelato che lo sviluppo della tecnologia non uniforma il mercato, al contrario crea nuove opportunità per chi comprende come sfruttarle. Strategie di differenziazione basate sull'utilizzo efficiente di immagini e parole, sulla reputazione e sul contesto territoriale riescono a estrarre maggior valore dal mercato.

Infine la ricerca conferma che la *Sharing Economy* premia i venditori che riescono a trasformare elementi intangibili fondamentali, come fiducia e reputazione, in performance concrete, adattando la propria personalità al contesto storico, culturale e territoriale. Il fine principale deve rimanere quello originario di garantire pari opportunità a chiunque voglia mettersi in gioco nell'economia della condivisione.

APPENDICE

APPENDICE

MODELLI FRANCIA

Tabella 22: Modelli diretti visual e textual cues in Francia

	(1) M1: ln(Pren)	(2) M2: ln(ADR)	(3) M3: OCC	(4) M4: ln(RevPAN)
Log photos	0.124*** [0.001]	0.246*** [0.000]	0.014*** [0.000]	0.301*** [0.001]
Log title	0.025*** [0.001]	0.054*** [0.001]	0.025*** [0.000]	0.140*** [0.001]
Shared room	-0.184*** [0.009]	-0.868*** [0.005]	-0.107*** [0.002]	-1.313*** [0.010]
Log bedrooms	-0.024*** [0.001]	0.442*** [0.001]	-0.007*** [0.000]	0.428*** [0.002]
Log bathrooms	0.054*** [0.002]	0.585*** [0.001]	0.015*** [0.000]	0.612*** [0.002]
Response rate	0.004*** [0.000]	-0.000*** [0.000]	0.001*** [0.000]	0.005*** [0.000]
Superhost	0.248*** [0.001]	-0.040*** [0.001]	0.038*** [0.000]	0.042*** [0.001]
Strict cancellation	-0.058*** [0.001]	0.140*** [0.001]	-0.004*** [0.000]	0.139*** [0.001]
Log reviews	0.353*** [0.000]	-0.083*** [0.000]	0.059*** [0.000]	0.086*** [0.000]
Instant book	0.216*** [0.001]	0.018*** [0.001]	0.038*** [0.000]	0.158*** [0.001]
Rural	0.166*** [0.001]	-0.095*** [0.001]	-0.044*** [0.000]	-0.220*** [0.001]
Log rating	0.068*** [0.004]	0.095*** [0.002]	0.089*** [0.001]	0.465*** [0.005]
Constant	0.634*** [0.008]	3.331*** [0.004]	-0.098*** [0.002]	0.282*** [0.009]
Year FE	Yes	Yes	Yes	Yes
R-quadro	0.412	0.507	0.142	0.237
N	4012751	3540548	4012751	3540548

Standard error in brackets

*p < 0.10, **p < 0.05, ***p < 0.01

Note: L'analisi è stata condotta su un campione composto da 5,249,197 osservazioni.

APPENDICE

Tabella 23: Modelli variabile di moderazione number of reviews in Francia

	(1) M1: ln(Pren)	(2) M2: ln(ADR)	(3) M3: OCC	(4) M4: ln(RevPAN)
Log Photos (0 reviews)	0.252*** [0.002]	0.234*** [0.001]	0.038*** [0.000]	0.419*** [0.002]
Log Title (0 reviews)	-0.083*** [0.003]	0.053*** [0.002]	0.012*** [0.001]	0.135*** [0.003]
Log Reviews (Main)	0.333*** [0.004]	-0.096*** [0.002]	0.065*** [0.001]	0.197*** [0.004]
Int: Reviews x Photos	-0.049*** [0.001]	0.005*** [0.000]	-0.010*** [0.000]	-0.044*** [0.001]
Int: Reviews x Title	0.042*** [0.001]	0.000 [0.001]	0.005*** [0.000]	0.002** [0.001]
Shared room	-0.179*** [0.009]	-0.869*** [0.005]	-0.106*** [0.002]	-1.307*** [0.010]
Log bedrooms	-0.024*** [0.001]	0.442*** [0.001]	-0.007*** [0.000]	0.428*** [0.002]
Log bathrooms	0.046*** [0.002]	0.586*** [0.001]	0.013*** [0.000]	0.604*** [0.002]
Response rate	0.004*** [0.000]	-0.000*** [0.000]	0.001*** [0.000]	0.005*** [0.000]
superhost	0.252*** [0.001]	-0.041*** [0.001]	0.039*** [0.000]	0.045*** [0.001]
Strict cancellation	-0.060*** [0.001]	0.140*** [0.001]	-0.004*** [0.000]	0.137*** [0.001]
Instant book	0.214*** [0.001]	0.019*** [0.001]	0.037*** [0.000]	0.155*** [0.001]
Rural	0.165*** [0.001]	-0.095*** [0.001]	-0.044*** [0.000]	-0.221*** [0.001]
Log rating	0.056*** [0.004]	0.096*** [0.002]	0.087*** [0.001]	0.455*** [0.005]
Constant	0.708*** [0.012]	3.364*** [0.007]	-0.110*** [0.003]	0.015 [0.013]
Year FE	Yes	Yes	Yes	Yes
R-quadro	0.413	0.507	0.142	0.238
N	4012751	3540548	4012751	3540548

Standard error in brackets

*p < 0.10, **p < 0.05, ***p < 0.01

Note: L'analisi è stata condotta su un campione composto da 5,249,197 osservazioni.

APPENDICE

Tabella 24: Modelli variabile di moderazione superhost in Francia

	(1) M1: ln(Pren)	(2) M2: ln(ADR)	(3) M3: OCC	(4) M4: ln(RevPAN)
Log photos	0.146*** [0.001]	0.243*** [0.001]	0.018*** [0.000]	0.318*** [0.001]
Log title	0.017*** [0.001]	0.051*** [0.001]	0.024*** [0.000]	0.139*** [0.002]
Superhost	0.382*** [0.012]	-0.126*** [0.006]	0.074*** [0.003]	0.210*** [0.012]
Int: Superhost x Photos	-0.102*** [0.002]	0.017*** [0.001]	-0.021*** [0.001]	-0.071*** [0.002]
Int: Superhost x Title	0.042*** [0.003]	0.011*** [0.002]	0.006*** [0.001]	0.007** [0.003]
Shared room	-0.183*** [0.009]	-0.868*** [0.005]	-0.107*** [0.002]	-1.312*** [0.010]
Log bedrooms	-0.025*** [0.001]	0.442*** [0.001]	-0.007*** [0.000]	0.428*** [0.002]
Log bathrooms	0.052*** [0.002]	0.585*** [0.001]	0.014*** [0.000]	0.611*** [0.002]
Response rate	0.004*** [0.000]	-0.000*** [0.000]	0.001*** [0.000]	0.005*** [0.000]
Strict cancellation	-0.059*** [0.001]	0.140*** [0.001]	-0.004*** [0.000]	0.139*** [0.001]
Log reviews	0.352*** [0.000]	-0.083*** [0.000]	0.058*** [0.000]	0.086*** [0.000]
Instant book	0.215*** [0.001]	0.019*** [0.001]	0.037*** [0.000]	0.157*** [0.001]
Rural	0.165*** [0.001]	-0.095*** [0.001]	-0.044*** [0.000]	-0.221*** [0.001]
Log rating	0.063*** [0.004]	0.096*** [0.002]	0.088*** [0.001]	0.462*** [0.005]
Constant	0.619*** [0.008]	3.348*** [0.005]	-0.103*** [0.002]	0.254*** [0.009]
Year FE	Yes	Yes	Yes	Yes
R-quadro	0.412	0.507	0.142	0.237
N	4012751	3540548	4012751	3540548

Standard error in brackets

*p < 0.10, **p < 0.05, ***p < 0.01

Note: L'analisi è stata condotta su un campione composto da 5,249,197 osservazioni.

APPENDICE

Tabella 25: Modelli variabile di moderazione rating in Francia

	(1) M1: ln(Pren)	(2) M2: ln(ADR)	(3) M3: OCC	(4) M4: ln(RevPAN)
Log photos	0.282*** [0.009]	0.083*** [0.005]	0.017*** [0.002]	0.253*** [0.010]
Log title	-0.011 [0.014]	0.151*** [0.008]	0.004 [0.004]	0.282*** [0.016]
Log rating	0.230*** [0.032]	0.061*** [0.018]	0.045*** [0.009]	0.715*** [0.037]
Int: Rating x Photos	-0.102*** [0.006]	0.106*** [0.003]	-0.002 [0.002]	0.031*** [0.007]
Int: Rating x Title	0.023*** [0.009]	-0.063*** [0.005]	0.014*** [0.002]	-0.092*** [0.010]
Shared room	-0.183*** [0.009]	-0.869*** [0.005]	-0.107*** [0.002]	-1.312*** [0.010]
Log bedrooms	-0.024*** [0.001]	0.442*** [0.001]	-0.007*** [0.000]	0.428*** [0.002]
Log bathrooms	0.055*** [0.002]	0.584*** [0.001]	0.015*** [0.000]	0.612*** [0.002]
Response rate	0.004*** [0.000]	-0.000*** [0.000]	0.001*** [0.000]	0.005*** [0.000]
Superhost	0.250*** [0.001]	-0.041*** [0.001]	0.038*** [0.000]	0.042*** [0.001]
Strict cancellation	-0.058*** [0.001]	0.140*** [0.001]	-0.004*** [0.000]	0.139*** [0.001]
Log reviews	0.353*** [0.000]	-0.083*** [0.000]	0.059*** [0.000]	0.086*** [0.000]
Instant book	0.215*** [0.001]	0.019*** [0.001]	0.038*** [0.000]	0.158*** [0.001]
Rural	0.166*** [0.001]	-0.095*** [0.001]	-0.044*** [0.000]	-0.221*** [0.001]
Constant	0.385*** [0.049]	3.384*** [0.028]	-0.030** [0.013]	-0.102* [0.057]
Year FE	Yes	Yes	Yes	Yes
R-quadro	0.412	0.507	0.142	0.237
N	4012751	3540548	4012751	3540548

Standard error in brackets

*p < 0.10, **p < 0.05, ***p < 0.01

Note: L'analisi è stata condotta su un campione composto da 5,249,197 osservazioni.

APPENDICE

Tabella 26: Modelli variabile di moderazione rural in Francia

	(1) M1: ln(Pren)	(2) M2: ln(ADR)	(3) M3: OCC	(4) M4: ln(RevPAN)
Log photos	0.137*** [0.001]	0.279*** [0.001]	0.005*** [0.000]	0.301*** [0.001]
Log title	0.000 [0.002]	0.046*** [0.001]	0.028*** [0.000]	0.140*** [0.002]
Rural	0.050*** [0.010]	0.076*** [0.005]	-0.082*** [0.003]	-0.225*** [0.010]
Int: Rural x Photos	-0.037*** [0.002]	-0.088*** [0.001]	0.024*** [0.000]	0.001 [0.002]
Int: Rural x Title	0.060*** [0.003]	0.019*** [0.001]	-0.008*** [0.001]	0.000 [0.003]
Shared room	-0.184*** [0.009]	-0.865*** [0.005]	-0.108*** [0.002]	-1.313*** [0.010]
Log bedrooms	-0.024*** [0.001]	0.442*** [0.001]	-0.007*** [0.000]	0.428*** [0.002]
Log bathrooms	0.055*** [0.002]	0.590*** [0.001]	0.013*** [0.000]	0.612*** [0.002]
Response rate	0.004*** [0.000]	-0.000*** [0.000]	0.001*** [0.000]	0.005*** [0.000]
Superhost	0.249*** [0.001]	-0.040*** [0.001]	0.038*** [0.000]	0.042*** [0.001]
Strict cancellation	-0.058*** [0.001]	0.140*** [0.001]	-0.004*** [0.000]	0.139*** [0.001]
Log reviews	0.353*** [0.000]	-0.084*** [0.000]	0.059*** [0.000]	0.086*** [0.000]
Instant book	0.215*** [0.001]	0.017*** [0.001]	0.038*** [0.000]	0.158*** [0.001]
Log rating	0.068*** [0.004]	0.094*** [0.002]	0.090*** [0.001]	0.465*** [0.005]
Constant	0.690*** [0.009]	3.280*** [0.005]	-0.088*** [0.002]	0.284*** [0.010]
Year FE	Yes	Yes	Yes	Yes
R-quadro	0.412	0.508	0.142	0.237
N	4012751	3540548	4012751	3540548

Standard error in brackets

*p < 0.10, **p < 0.05, ***p < 0.01

Note: L'analisi è stata condotta su un campione composto da 5,249,197 osservazioni.

APPENDICE

MODELLI SPAGNA

Tabella 27: Modelli diretti visual e textual cues in Spagna

	(1) M1: ln(Pren)	(2) M2: ln(ADR)	(3) M3: OCC	(4) M4: ln(RevPAN)
Log photos	0.190*** [0.001]	0.211*** [0.001]	0.040*** [0.000]	0.357*** [0.001]
Log title	-0.044*** [0.002]	0.033*** [0.001]	-0.006*** [0.000]	0.014*** [0.002]
Shared room	-0.187*** [0.012]	-1.020*** [0.007]	-0.108*** [0.003]	-1.507*** [0.013]
Log bedrooms	-0.049*** [0.003]	0.621*** [0.001]	-0.049*** [0.001]	0.486*** [0.003]
Log bathrooms	0.012*** [0.002]	0.392*** [0.001]	-0.003*** [0.001]	0.372*** [0.003]
Response rate	0.005*** [0.000]	-0.000*** [0.000]	0.001*** [0.000]	0.006*** [0.000]
Superhost	0.165*** [0.002]	-0.012*** [0.001]	0.044*** [0.001]	0.093*** [0.002]
Strict cancellation	-0.112*** [0.002]	0.106*** [0.001]	-0.004*** [0.000]	0.121*** [0.002]
Log reviews	0.314*** [0.001]	-0.060*** [0.000]	0.063*** [0.000]	0.117*** [0.001]
Instant book	0.389*** [0.002]	0.087*** [0.001]	0.085*** [0.000]	0.376*** [0.002]
Rural	0.106*** [0.002]	0.041*** [0.001]	-0.051*** [0.001]	-0.116*** [0.002]
Log rating	0.083*** [0.005]	0.096*** [0.003]	0.045*** [0.001]	0.307*** [0.006]
Constant	0.613*** [0.010]	3.000*** [0.006]	-0.034*** [0.003]	0.168*** [0.012]
Year FE	Yes	Yes	Yes	Yes
R-quadro	0.392	0.465	0.198	0.276
N	1833115	1609410	1833115	1609410

Standard error in brackets

*p < 0.10, **p < 0.05, ***p < 0.01

Note: L'analisi è stata condotta su un campione composto da 2,520,541 osservazioni.

APPENDICE

Tabella 28: Modelli variabile di moderazione number of reviews in Spagna

	(1) M1: ln(Pren)	(2) M2: ln(ADR)	(3) M3: OCC	(4) M4: ln(RevPAN)
Log Photos (0 reviews)	0.297*** [0.003]	0.203*** [0.002]	0.047*** [0.001]	0.455*** [0.003]
Log Title (0 reviews)	-0.129*** [0.004]	0.002 [0.002]	-0.022*** [0.001]	-0.068*** [0.004]
Log Reviews (Main)	0.315*** [0.005]	-0.117*** [0.003]	0.048*** [0.001]	0.112*** [0.006]
Int: Reviews x Photos	-0.044*** [0.001]	0.003*** [0.001]	-0.003*** [0.000]	-0.039*** [0.001]
Int: Reviews x Title	0.038*** [0.001]	0.013*** [0.001]	0.007*** [0.000]	0.036*** [0.001]
Shared room	-0.178*** [0.012]	-1.021*** [0.007]	-0.107*** [0.003]	-1.500*** [0.013]
Log bedrooms	-0.049*** [0.003]	0.621*** [0.001]	-0.049*** [0.001]	0.486*** [0.003]
Log bathrooms	0.008*** [0.002]	0.392*** [0.001]	-0.004*** [0.001]	0.368*** [0.003]
Response rate	0.005*** [0.000]	-0.000*** [0.000]	0.001*** [0.000]	0.006*** [0.000]
Superhost	0.170*** [0.002]	-0.012*** [0.001]	0.044*** [0.001]	0.097*** [0.002]
Strict cancellation	-0.115*** [0.002]	0.106*** [0.001]	-0.004*** [0.000]	0.118*** [0.002]
Instant book	0.386*** [0.002]	0.087*** [0.001]	0.084*** [0.000]	0.374*** [0.002]
Rural	0.108*** [0.002]	0.042*** [0.001]	-0.051*** [0.001]	-0.114*** [0.002]
Log rating	0.073*** [0.005]	0.097*** [0.003]	0.044*** [0.001]	0.300*** [0.006]
Constant	0.615*** [0.016]	3.132*** [0.009]	0.002 [0.004]	0.180*** [0.018]
Year FE	Yes	Yes	Yes	Yes
R-quadro	0.393	0.465	0.198	0.277
N	1833115	1609410	1833115	1609410

Standard error in brackets

*p < 0.10, **p < 0.05, ***p < 0.01

Note: L'analisi è stata condotta su un campione composto da 2,520,541 osservazioni.

APPENDICE

Tabella 29: Modelli variabile di moderazione superhost in Spagna

	(1) M1: ln(Pren)	(2) M2: ln(ADR)	(3) M3: OCC	(4) M4: ln(RevPAN)
log_photos	0.210*** [0.001]	0.212*** [0.001]	0.042*** [0.000]	0.374*** [0.002]
log_title	-0.052*** [0.002]	0.028*** [0.001]	-0.009*** [0.000]	0.002 [0.002]
superhost	0.312*** [0.019]	-0.096*** [0.010]	0.022*** [0.005]	0.101*** [0.020]
Int: Superhost x Photos	-0.111*** [0.003]	-0.009*** [0.002]	-0.011*** [0.001]	-0.088*** [0.003]
Int: Superhost x Title	0.058*** [0.005]	0.031*** [0.003]	0.016*** [0.001]	0.076*** [0.005]
shared_room	-0.184*** [0.012]	-1.020*** [0.007]	-0.107*** [0.003]	-1.505*** [0.013]
log_bedrooms	-0.049*** [0.003]	0.621*** [0.001]	-0.049*** [0.001]	0.486*** [0.003]
log_bathrooms	0.012*** [0.002]	0.392*** [0.001]	-0.003*** [0.001]	0.371*** [0.003]
Response Rate	0.005*** [0.000]	-0.000*** [0.000]	0.001*** [0.000]	0.006*** [0.000]
strict_cancellation	-0.113*** [0.002]	0.106*** [0.001]	-0.004*** [0.000]	0.120*** [0.002]
log_reviews	0.314*** [0.001]	-0.060*** [0.000]	0.063*** [0.000]	0.118*** [0.001]
instantbook	0.388*** [0.002]	0.087*** [0.001]	0.085*** [0.000]	0.376*** [0.002]
rural	0.106*** [0.002]	0.042*** [0.001]	-0.051*** [0.001]	-0.115*** [0.002]
log_rating	0.078*** [0.005]	0.096*** [0.003]	0.044*** [0.001]	0.303*** [0.006]
Constant	0.596*** [0.011]	3.014*** [0.006]	-0.030*** [0.003]	0.170*** [0.012]
Year FE	Yes	Yes	Yes	Yes
R-quadro	0.392	0.465	0.198	0.276
N	1833115	1609410	1833115	1609410

Standard error in brackets

*p < 0.10, **p < 0.05, ***p < 0.01

Note: L'analisi è stata condotta su un campione composto da 2,520,541 osservazioni.

APPENDICE

Tabella 30: Modelli variabile di moderazione rating in Spagna

	(1) M1: ln(Pren)	(2) M2: ln(ADR)	(3) M3: OCC	(4) M4: ln(RevPAN)
Log photos	0.351*** [0.010]	0.177*** [0.006]	0.055*** [0.003]	0.551*** [0.012]
Log title	-0.069*** [0.015]	-0.084*** [0.009]	-0.021*** [0.004]	-0.130*** [0.017]
Log rating	0.322*** [0.037]	-0.233*** [0.022]	0.037*** [0.009]	0.341*** [0.043]
Int: Rating x Photos	-0.107*** [0.006]	0.022*** [0.004]	-0.009*** [0.002]	-0.128*** [0.008]
Int: Rating x Title	0.017* [0.010]	0.077*** [0.006]	0.010*** [0.002]	0.095*** [0.011]
Shared room	-0.186*** [0.012]	-1.020*** [0.007]	-0.108*** [0.003]	-1.506*** [0.013]
Log bedrooms	-0.049*** [0.003]	0.621*** [0.001]	-0.049*** [0.001]	0.486*** [0.003]
Log bathrooms	0.013*** [0.002]	0.391*** [0.001]	-0.003*** [0.001]	0.373*** [0.003]
Response rate	0.005*** [0.000]	-0.000*** [0.000]	0.001*** [0.000]	0.006*** [0.000]
Superhost	0.167*** [0.002]	-0.012*** [0.001]	0.044*** [0.001]	0.094*** [0.002]
Strict cancellation	-0.112*** [0.002]	0.106*** [0.001]	-0.004*** [0.000]	0.120*** [0.002]
Log reviews	0.314*** [0.001]	-0.060*** [0.000]	0.063*** [0.000]	0.117*** [0.001]
Instant book	0.388*** [0.002]	0.087*** [0.001]	0.085*** [0.000]	0.376*** [0.002]
Rural	0.106*** [0.002]	0.042*** [0.001]	-0.051*** [0.001]	-0.115*** [0.002]
Constant	0.254*** [0.056]	3.498*** [0.033]	-0.022 [0.014]	0.118* [0.065]
Year FE	Yes	Yes	Yes	Yes
R-quadro	0.392	0.465	0.198	0.276
N	1833115	1609410	1833115	1609410

Standard error in brackets

*p < 0.10, **p < 0.05, ***p < 0.01

Note: L'analisi è stata condotta su un campione composto da 2,520,541 osservazioni.

APPENDICE

Tabella 31: Modelli variabile di moderazione rural in Spagna

	(1) M1: ln(Pren)	(2) M2: ln(ADR)	(3) M3: OCC	(4) M4: ln(RevPAN)
Log photos	0.200*** [0.001]	0.224*** [0.001]	0.040*** [0.000]	0.368*** [0.002]
Log title	-0.051*** [0.002]	0.027*** [0.001]	-0.006*** [0.000]	0.009*** [0.002]
Rural	0.163*** [0.018]	0.214*** [0.010]	-0.037*** [0.005]	0.003 [0.020]
Int: Rural x Photos	-0.067*** [0.003]	-0.090*** [0.002]	-0.001 [0.001]	-0.073*** [0.004]
Int: Rural x Title	0.043*** [0.004]	0.031*** [0.002]	-0.004*** [0.001]	0.032*** [0.005]
Shared room	-0.187*** [0.012]	-1.020*** [0.007]	-0.108*** [0.003]	-1.507*** [0.013]
Log bedrooms	-0.049*** [0.003]	0.620*** [0.001]	-0.049*** [0.001]	0.486*** [0.003]
Log bathrooms	0.014*** [0.002]	0.394*** [0.001]	-0.003*** [0.001]	0.374*** [0.003]
Response rate	0.005*** [0.000]	-0.000*** [0.000]	0.001*** [0.000]	0.006*** [0.000]
Superhost	0.165*** [0.002]	-0.012*** [0.001]	0.044*** [0.001]	0.092*** [0.002]
Strict cancellation	-0.112*** [0.002]	0.106*** [0.001]	-0.004*** [0.000]	0.121*** [0.002]
Log reviews	0.314*** [0.001]	-0.060*** [0.000]	0.063*** [0.000]	0.118*** [0.001]
Instant book	0.388*** [0.002]	0.087*** [0.001]	0.085*** [0.000]	0.376*** [0.002]
Log rating	0.082*** [0.005]	0.095*** [0.003]	0.045*** [0.001]	0.306*** [0.006]
Constant	0.611*** [0.011]	2.980*** [0.006]	-0.036*** [0.003]	0.156*** [0.012]
Year FE	Yes	Yes	Yes	Yes
R-quadro	0.392	0.466	0.198	0.276
N	1833115	1609410	1833115	1609410

Standard error in brackets

*p < 0.10, **p < 0.05, ***p < 0.01

Note: L'analisi è stata condotta su un campione composto da 2,520,541 osservazioni.

BIBLIOGRAFIA

- 1. *The market for "lemons": Quality uncertainty and the market mechanism.* Akerlof, A. G. 1970, Quarterly journal of economics (gold-star)
- 2. *When guests trust hosts for their words: host description and trust in sharing economy.* Tussyadiah, I. P., Park, S. 2018, Tourism management (gold). Keywords: Airbnb, Sharing economy, Peer-to-peer accommodation, Host self-presentation, Self-marketing, Trustworthiness
- 3. *Beyond Zipcar: Collaborative Consumption.* Botsman, R., Rogers, R. 2010, Harvard Business Review (gold)
- 4. *Trust and reputation in the sharing economy: The role in personal photos in Airbnb.* Ert, E., Fleischer A., Magen N. 2016, Tourism management (gold). Keywords: sharing economy, Airbnb, Trustworthiness, Attractiveness, Online Reviews, Electronic word of mouth, Decision making
- 5. *Airbnb: disruptive innovation and the rise of an informal tourism accommodation sector.* Guttentag, D. 2015, Current issues in Tourism (gold). Keywords: Airbnb, short-term rentals, peer-to-peer accommodation, disruptive innovation, informal economy
- 6. *Job market signaling.* Spence, M. 1973, Quarterly journal of economics (gold-star)
- 7. *Signaling theory: A review and assessment.* Cornelly, B.L., et al. 2011, Journal of management (gold-star)
- 8. *What makes a good image? Airbnb demand analytics leveraging interpretable image features.* Zhang, S., et al. 2022, Management Science (gold-star)
- 9. *First impressions on sharing accommodation market platforms: the association between cover image type and property listing price.* Lin, L., et al. 2024, International Journal of Hospitality Management (gold). Keywords: Shared accommodation, Airbnb, Hedonic pricing model, Cover images, Scenes
- 10. *Identifying salient attributes of peer-to-peer accommodation experience.* Tussyadiah, I.P., Zach, F. 2017, Journal of Travel and Tourism Marketing (gold). Keywords: sharing economy, collaborative consumption, business analytics, accommodation, consumer review, text mining
- 11. *The effects of information overload on consumers' subjective state towards buying decision in the internet shopping environment.* Chen, Y., Shang, R., Kao, C. 2009, Electronic Commerce Research and Applications (silver). Keywords: Internet shopping, Information load, Perceived information overload, Consumer purchase decision making, Information filtering, On-line shopping experience

- 12. *The impact of online user reviews on hotel room sales*. Ye, Q., Law, R., Gu, B. 2009, *International Journal of Hospitality Management* (gold). Keywords: Online reviews, online sales, hotels
- 13. *Price determinants on Airbnb: how reputation pays off in the sharing economy*. Teubner, T., Hawlitschek, F., Dann, D. 2017, *Journal of Self-Governance and Management Economics* (gold). Keywords: Airbnb, trust, reputation, sharing economy, peer-to-peer platforms, signaling theory
- 14. *The role of specific attributes in determining prices of Airbnb listings in rural and urban location*. Falk, M., Larpin, B., Scaglione, M. 2019, *International Journal of Hospitality Management* (gold). Keywords: Airbnb prices, Hedonic price model, Quality attributes, Panel data models, Quantile regressions
- 15. *The accommodation experiencescape: a comparative assessment of hotels and Airbnb*. Mody, M.A., Suess, C, Lehto, X. 2017, *International Journal of Contemporary Hospitality Management* (gold)
- 16. *Airbnb 2.0: Is it a sharing economy platform or a lodging corporation?* Dogru, T. et al. 2020, *Tourism management* (gold). Keywords: Airbnb, Airbnb supply, multi-unit hosts, Airbnb market share, hotels
- 17. *Adding evidence to the debate: Quantifying Airbnb's disruptive impact on ten key hotel markets*. Dogru, T., Mody, M., Suess, C. 2019, *Tourism management* (gold). Keywords: Sharing economy, Airbnb, Disruptive innovation, Hotel, RevPAR, ADR, Occupancy rate
- 18. *The impact of Airbnb on the economic performance of independent hotels: an empirical investigation of the moderating effects*. Destefanis et al. 2022, *Current issues in Tourism* (gold). Keywords: Airbnb, hotel, tourism, sharing economy, profitability growth
- 19. *Market Shifts in the Sharing Economy: The impact of Airbnb on Housing Rentals*. Li, H., Kim, Y., Srinivasan, K. 2022, *Management Science* (gold-star). Keywords: cannibalization and market expansion; government regulations; rental housing market; sharing economy
- 20. *Airbnb and rental markets: Evidence from Berlin*. Duso et al., 2024, *Regional Science and Urban Economics* (gold). Keywords: Airbnb, housing market, rents, sharing economy, short-term rental regulation
- 21. *Regulating short-term rental platforms: the effects of local regulatory responses on Airbnbs operations in Europe*. Wessel, M., Schmidt-Kessen, M., Hukal, P. 2024, *Industrial and Corporate Change* (gold). Keywords: Local government, neighborhood, regulatory framework, rental sector
- 22. *The impact of host professionalism in self-descriptions on consumer booking intentions in peer-to-peer accommodation*. Bi et al. 2025, *Tourism Management* (gold). Keywords: Sharing economy, Host professionalism, Self-description, Booking intention
- 23. *Kindness capital and rating bias. A sentiment analysis on Airbnb reviews*. Abrardi, L., Raguseo, E., Rondi, L. 2022. Keywords: Rating system, online reviews, kindness, consumer bias, sentiment analysis, sharing economy, Airbnb
- 24. *Search frictions and the design of online marketplaces*. Fradkin, A. 2015, *The Third Conference on Auctions, Market Mechanisms and Their Applications*. Keywords: search,

marketplaces, market design, simulation, experimentation, frictions, the sharing economy, peer-to-peer markets

- 25. *Impact of Online Consumer Reviews on Sales: The Moderating Role of Product and Consumer Characteristics*. Zhu, F., Zhang, X. 2010, *Journal of Marketing* (gold-star)
- 26. *Negative signals on Peer-to-Peer platforms: The impact of cancellations on host performance across different property types*. Filieri, R., Raguseo, E., Galati, F. 2023, *International Journal of Hospitality Management* (gold). Keywords: Airbnb host, signaling theory, negative signal, cancellation rate, accommodation type, occupancy rate
- 27. *Customer experience with standard and premium Peer-to-Peer offerings: A mixed-method combining text analytics and qualitative analysis*. Filieri et al. 2023, *Journal of Business Research* (gold). Keywords: Customer experience, sharing economy, standard and premium peer-to-peer, Airbnb, text analytics, thematic analysis
- 28. *Do digital platforms create entrepreneurial opportunities? Evidence from marginal areas*. Milone, F.L., Paolucci, E., Raguseo, E. 2025, *Strategic Entrepreneurship Journal* (gold-star). Keywords: Airbnb, difference in differences, digital platforms, entrepreneurship, external enablers
- 29. *A big data analysis of COVID-19 impacts on Airbnbs bookings behavior applying construal level and signaling theories*. Filieri et al. 2023, *International Journal of Hospitality Management* (gold). Keywords: COVID-19, Consumer behavior, Airbnb, Psychological distance, Spatial and social distance, Price premium
- 30. *Peer-to-peer accommodation amid COVID-19: the effects of Airbnb cleanliness information on guests' trust and behavioural intentions*. Godovykh et al. 2023, *International Journal of Contemporary Hospitality Management* (gold). Keywords: Airbnb, behavioral intentions, cleanliness, covid-19, peer-to-peer, sharing economy, trust
- 31. *The moderating effects of Airbnb between urban conservation and housing rental market: A case study of Shanghai*. Zhu, Y., Liu, S. 2024, *Cities* (gold). Keywords: Airbnb, conservation areas, housing rental market, Shanghai, short-term rentals
- 32. *The impact of information disclosure on consumer purchase behavior on sharing economy platform Airbnb*. Xu, X., Zeng, S., He, Y. 2021, *International Journal of Production Economics* (gold). Keywords: Sharing economy, Information disclosure, Consumer purchase behavior, Platform economy
- 33. *From profile picture to booking choices: Understanding the role of intelligence cues in hosts' photos*. Bi, J., Wen, X., Han, T., Xu, H. 2026, *Tourism management* (gold). Keywords: Profile photos, peer-to-peer accommodation, self-views theory, intelligence cues, booking intentions
- 34. *The more aesthetic, the better? The impact of photo aesthetics on perceived review helpfulness*. Xan, Y., Ziqiong Zhang, Ou, C., Zili Zhang; 2025, *Decision Support Systems* (gold). Keywords: Photo aesthetics, perceived review helpfulness, pleasure, perceived effort, perceived authenticity
- 35. *Airbnb, sun-and-beach tourism and residential rental prices. The case of the coast of Andalusia, Spain*. Rodriguez-Perez de Arenaza, Hierro, Patino; 2022, *Current Issues in Tourism* (gold). Keywords: Airbnb, Andalusian coast, rental prices, sun-and-beach tourism

- 36. *How to react a shock? Effects of Airbnb hosts' choices and market segmentation at the time of Covid-19.* Buzzacchi et al. 2023, *Information & Management* (gold). Keywords: Marketing choices, price adjustments, flexible policies, shock, Covid-19, market segmentation, P2P platform
- 37. *Price competition among short-term Airbnb listings in New York City following local law.* Voltes-Dorta, 2025, *Tourism Management* (gold). Keywords: Airbnb, fixed-effects regression, regulations, short-term rentals
- 38. *Impact of Airbnb on the hotel industry in Japan.* Nakamura, Baskaran, Selvarajan; 2024, *Journal of Destination Marketing and Management* (gold). Keywords: Airbnb, Hotel industry, Hotel occupancy rate, Sharing economy, Tourism industry
- 39. *Airbnb vs hotel? Customer selection behaviors in upward and downward COVID-19 trends.* Nicolau et al. 2023, *International Journal of Contemporary Hospitality Management* (gold). Keywords: Airbnb, COVID-19, decision making, hotel, perceive health risk, safety concern
- 40. *Airbnb and COVID-19: SPACE-TIME vulnerability effects in six world-cities.* Kourtit et al. 2022, *Tourism Management* (gold). Keywords: Corona pandemic, COVID-19, hospitality markets, Airbnb, world-cities, survival analysis, Corona echo effects
- 41. *A European agenda for the collaborative economy.* Jana Valant, 2016, European Parliament
- 42. *Examining the direct and interaction effects of picture color cues and textual cues related to color on accomodation-sharing platform rental purchase.* Chi, Pan, Huang; 2021, *International Journal of Hospitality Management* (gold). Keywords: Cue utilization theory, Cue consistency, Textual cues related to color, Accomodation-sharing platform, Rental purchase
- 43. *What makes customers 'Click'? An analysis of hotel list content using deep learning.* Xu, Luo; 2023, *International Journal of Hospitality Management* (gold). Keywords: Click-through behavior, Cover photograph, Hotel badge, Information search, Online travel agent, Search listings
- 44. *Impact of guest-generated photos: Evidence from Airbnb.* Wang et al. 2025, *Annals of Tourism Research* (gold). Keywords: Guest-generated photos, Home-sharing economy, Property uncertainty, Quasi-experiment
- 45. *Be a 'Superhost': the importance of badge systems for peer-to-peer rental accommodation.* Liang et al. 2017, *Tourism Management* (gold). Keywords: Airbnb, Gamification, Review volume, Rating, Online reputation, Sharing economy, Hospitality
- 46. *6 Airbnb growth trends fueling the U.S. STR market in 2025.* B. Gallagher, 2025, AirDNA
- 47. *Host-Related Factors Influencing Airbnb Prices in Rural Areas.* J. Kisieliasukas, 2023, *Management Theory and Studies for Rural Business and Infrastructure Development.* Keywords: sharing economy, Airbnb pricing, host-related factors, rural properties in Airbnb
- 48. *Price determinants of Airbnb listing prices in Lake Balaton Touristic Region, Hungary.* Dudás et al. 2020, *European Journal of Tourism Research.* Keywords: sharing economy, Airbnb, peer-to-peer accommodation rental, hedonic price regression, quantile regression

- 49. *Heritage Value and Short-Term Rentals: Spatial Dynamics of Airbnb Prices in Rome.* Guarini et al. 2025, Land. Keywords: rental prices, Airbnb, cultural heritage, spatial analysis, short-term rentals, real estate market, urban development, tourist attractions, land value
- 50. Sito online AirDNA: <https://www.airdna.co>
- 51. *The Impacts of Quality and Quantity Attributes of Airbnb Hosts on Listing Performance.* Xie, Mao, 2017, International Journal of Contemporary Hospitality Management (gold).
- 52. *The Impacts of the Peer-to-Peer Platform on the Traditional Lodging Industry: Emerging Trends and Implications for Greater Los Angeles (USA) and Barcelona (Spain).* Dell et al. 2017, Journal of Applied Business & Economics.
- 53. *Do professional host matter?: evidence from multi-listing and full-time hosts in Airbnb.* Xie, Heo, Mao, 2021, Journal of Hospitality and Tourism Management (gold). Keywords: Multi-listing hosts, Full-time hosts, Airbnb, Peer-to-peer accommodation sharing.
- 54. *Standing out from the crowd – an exploration of signal attributes of Airbnb listings.* Buhalis et al. 2019, International Journal of Contemporary Hospitality Management (gold). Keywords: Signaling theory, Big data, Airbnb, Binomial logistic model, Booking probability, Sequential Bayesian updating, Sharing economy.

INDICE DELLE FIGURE

Figura 1: Sharing economy in una piattaforma two-sided (41).	13
Figura 2: FRAMEWORK della ricerca (54)	35
Figura 3: Distribuzione variabile number of photos	45
Figura 4: Distribuzione variabile Log_photos	47
Figura 5: Distribuzione variabile length title	48
Figura 6: Distribuzione variabile Log_title	50
Figura 7: Distribuzione variabile number of reservations	51
Figura 8: Distribuzione variabile log_numberofreservations	52
Figura 9: Distribuzione variabile ADR	53
Figura 10: Distribuzione variabile log_adr	55
Figura 11: Distribuzione variabile Occupation Rate	56
Figura 12: Distribuzione variabile RevPAN	58
Figura 13: Distribuzione variabile log_revpan	59
Figura 14: Distribuzione variabile number of reviews	60
Figura 15: Distribuzione variabile log_reviews	62
Figura 16: Distribuzione variabile Superhost	63
Figura 17: Distribuzione variabile overall rating	64
Figura 18: Distribuzione variabile log_rating	66
Figura 19: Distribuzione variabile rural	67

INDICE DELLE TABELLE

Tabella 1: Tabella sinottica della letteratura di visual e textual cues su Airbnb.....	11
Tabella 2: Parametri descrittivi variabile number of photos.....	46
Tabella 3: Parametri descrittivi variabile length title.....	48
Tabella 4: Parametri descrittivi variabile number of reservations.....	51
Tabella 5: Parametri descrittivi variabile ADR.....	54
Tabella 6: Parametri descrittivi variabile Occupation Rate.....	56
Tabella 7: Parametri descrittivi variabile RevPAN.....	58
Tabella 8: Parametri descrittivi variabile number of reviews.....	61
Tabella 9: Parametri descrittivi variabile Superhost.....	63
Tabella 10: Parametri descrittivi variabile overall rating.....	65
Tabella 11: Parametri descrittivi variabile rural.....	67
Tabella 12: Tabella riassuntiva variabile di controllo year.....	70
Tabella 13: Trend metrica number of reservations 2019-2023.....	70
Tabella 14: Trend metrica adr 2019-2023.....	71
Tabella 15: Trend metrica occupation rate 2019-2023.....	71
Tabella 16: Trend metrica revpan 2019-2023.....	71
Tabella 17: Modelli diretti visual e textual cues - performance host.....	73
Tabella 18: Modelli di moderazione reputazionale: number of reviews.....	78
Tabella 19: Modelli di moderazione reputazionale: superhost.....	81
Tabella 20: Modelli di moderazione reputazionale: rating.....	83
Tabella 21: Modelli di moderazione territoriale: rural.....	87
Tabella 22: Modelli diretti visual e textual cues in Francia.....	96
Tabella 23: Modelli variabile di moderazione number of reviews in Francia.....	97
Tabella 24: Modelli variabile di moderazione superhost in Francia.....	98
Tabella 25: Modelli variabile di moderazione rating in Francia.....	99
Tabella 26: Modelli variabile di moderazione rural in Francia.....	100
Tabella 27: Modelli diretti visual e textual cues in Spagna.....	101
Tabella 28: Modelli variabile di moderazione number of reviews in Spagna.....	102
Tabella 29: Modelli variabile di moderazione superhost in Spagna.....	103
Tabella 30: Modelli variabile di moderazione rating in Spagna.....	104
Tabella 31: Modelli variabile di moderazione rural in Spagna.....	105