



**Politecnico
di Torino**

Politecnico di Torino

Corso di Laurea Magistrale
in Ingegneria Gestionale

A.A. 2025 / 2026
Sessione di laurea Marzo 2026

**Sentiment analysis delle recensioni
online e performance economiche:
il caso Airbnb in Puglia**

Relatori:

Prof. Francesco Luigi Milone

Prof. Luigi Buzzacchi

Candidata:

Giulia Fanelli

Indice

1	Introduzione	1
2	Revisione della letteratura	3
2.1	Nascita ed evoluzione della piattaforma Airbnb	3
2.2	Modello di business Airbnb	4
2.3	Asimmetria informativa ed experience goods	4
2.4	Reputazione e segnalazione	5
2.5	Electronic Word-of-Mouth	6
2.6	Recensioni come strumento informativo	7
2.7	Limiti informativi e distorsioni dei sistemi di recensione	8
2.8	Sentiment analysis	9
2.9	Implicazioni per l'analisi empirica e gap di ricerca	9
2.10	Tabella riassuntiva	11
3	Metodologia	14
3.1	Ruolo del sentiment nell'analisi empirica	14
3.2	Scelta dell'approccio metodologico per l'estrazione del sentiment	15
3.3	Modelli Transformer e architettura BERT	16
3.4	Modello utilizzato e ambiente di sviluppo	16
3.5	Implementazione della pipeline di sentiment analysis	17
3.6	Valutazione del modello e controlli di coerenza	18
3.7	Costruzione del dataset di analisi e allineamento temporale	19
4	Analisi descrittiva	21
4.1	Dataset di analisi	21
4.2	Distribuzione temporale del panel e permanenza degli annunci	24
4.3	Distribuzione territoriale degli annunci	26
4.4	Tipologia, dimensione e capacità degli alloggi	28
4.5	Distribuzione delle variabili economiche	31
4.6	Differenze tra aree costiere e non costiere	35

4.7	Copertura del sentiment e tempistica di formazione della reputazione	37
5	Analisi econometrica	43
5.1	Modelli di regressione	44
5.2	Stime pooled OLS: analisi separata e congiunta delle componenti reputazionali	45
5.2.1	Sentiment come unica variabile reputazionale	46
5.2.2	Stock di recensioni come unica variabile reputazionale	50
5.2.3	Specificazione congiunta	52
5.2.3.1	Eterogeneità stagionale nell'effetto della reputazione	56
5.3	Dispersione del sentiment: confronto between e within	63
5.4	Stime fixed effects: analisi separata e congiunta delle componenti reputazionali	64
5.4.1	Stock di recensioni come unica variabile reputazionale	65
5.4.2	Sentiment come unica variabile reputazionale	67
5.4.3	Specificazione congiunta	70
5.4.4	Verifiche di robustezza: placebo e lead del sentiment stock	73
5.4.5	Analisi della probabilità di mesi senza prenotazioni	74
6	Conclusioni	77
A	Codice Python per la sentiment analysis	82

Elenco delle figure

4.1	Distribuzione degli annunci attivi nel tempo	24
4.2	Distribuzione della durata di permanenza degli annunci (mesi consecutivi)	25
4.3	Località con il maggior numero di annunci	27
4.4	Cartina della Puglia con il numero di annunci per comune	28
4.5	Distribuzione del numero di camere da letto	29
4.6	Distribuzione del numero di bagni	30
4.7	Cartina della Puglia con tasso di occupazione medio annuncio-mese	32
4.8	Distribuzione dell'ADR	33
4.9	Distribuzione dei ricavi mensili	34
4.10	Evoluzione mensile del tasso di occupazione medio per aree costiere e non costiere	37
4.11	Quota mensile di osservazioni annuncio-mese con nuove recensioni	39
4.12	Distribuzione del tempo di attesa tra l'ingresso dell'annuncio nel panel e la prima recensione	40
4.13	Mesi in cui il sentiment è osservato per annuncio	41
5.1	Effetto marginale del sentiment sul tasso di occupazione: bassa vs alta stagione	59
5.2	Effetto marginale del sentiment sull'ADR per bassa e alta stagione	61
5.3	Effetto marginale del sentiment sul ricavo mensile per bassa e alta stagione	63

Elenco delle tabelle

2.1	Sintesi delle principali evidenze della letteratura su recensioni, reputazione e performance economiche nei mercati digitali	11
3.1	Variabili di sentiment generate	18
4.1	Categorie e principali variabili del dataset di analisi	23
4.2	Dimensioni e orizzonte temporale del dataset economico	23
4.3	Statistiche descrittive della durata di permanenza degli annunci	26
4.4	Distribuzione delle osservazioni per tipologia di annuncio	29
4.5	Distribuzione degli annunci per capienza massima	31
4.6	Statistiche descrittive del tasso di occupazione	31
4.7	Quota di mesi con tasso di occupazione nullo	32
4.8	Statistiche descrittive dell'ADR	33
4.9	Statistiche descrittive dei ricavi mensili	34
4.10	Distribuzione delle osservazioni tra aree costiere e non costiere	35
4.11	Performance economiche per tipologia territoriale	36
4.12	Distribuzione delle tipologie di annuncio per area costiera	36
4.13	Prenotazioni e recensioni a livello di annuncio	38
4.14	Disponibilità dell'informazione reputazionale nel panel annuncio-mese	38
4.15	Durata dell'osservazione del sentiment per annuncio	41
4.16	Statistiche descrittive del numero totale di recensioni per annuncio	42
5.1	Pooled OLS: intensità del sentiment e tasso di occupazione	47
5.2	Pooled OLS: intensità del sentiment e ADR	48
5.3	Pooled OLS: intensità del sentiment e ricavi mensili	49
5.4	Pooled OLS: stock di recensioni e tasso di occupazione	50
5.5	Pooled OLS: stock di recensioni e ADR	51
5.6	Pooled OLS: stock di recensioni e ricavi mensili	52
5.7	Pooled OLS: specificazione congiunta e tasso di occupazione	53
5.8	Pooled OLS: specificazione congiunta e ADR	55
5.9	Pooled OLS: specificazione congiunta e ricavi mensili	56

5.10 Pooled OLS: specificazione congiunta e tasso di occupazione - eterogeneità stagionale	58
5.11 Pooled OLS: specificazione congiunta e ADR - eterogeneità stagionale	60
5.12 Pooled OLS: specificazione congiunta e ricavi mensili - eterogeneità stagionale	62
5.13 Dispersione del sentiment within - between	64
5.14 Effetti fissi: stock di recensioni e tasso di occupazione	66
5.15 Effetti fissi: stock di recensioni e ADR	66
5.16 Effetti fissi: stock di recensioni e ricavi mensili	67
5.17 Effetti fissi: sentiment e tasso di occupazione	68
5.18 Effetti fissi: sentiment e ADR	69
5.19 Effetti fissi: sentiment e ricavi mensili	70
5.20 Effetti fissi: specificazione congiunta e tasso di occupazione	71
5.21 Effetti fissi: specificazione congiunta e ADR	72
5.22 Effetti fissi: specificazione congiunta e ricavi mensili	73
5.23 Placebo e lead del sentiment stock	74
5.24 Modello logit a effetti fissi: probabilità di mese senza prenotazioni . .	75

Capitolo 1

Introduzione

Il mercato degli affitti brevi rappresenta una componente rilevante del settore turistico e immobiliare caratterizzata da un'elevata eterogeneità dell'offerta e da dinamiche competitive fortemente influenzate dall'intermediazione digitale. Le piattaforme digitali svolgono un ruolo centrale nel coordinare domanda e offerta di alloggi turistici, modificando in modo significativo i meccanismi di formazione dei prezzi, di allocazione della domanda e di trasmissione dell'informazione tra gli operatori del mercato. Airbnb si configura come uno dei principali intermediari globali in questo mercato, avendo introdotto modelli innovativi di interazione tra host e ospiti basati su sistemi di reputazione digitale.

La riduzione dell'asimmetria informativa, ottenuta grazie alla pubblicazione delle valutazioni numeriche e delle recensioni testuali che gli utenti lasciano al termine del soggiorno, permette la creazione di aspettative più accurate circa la qualità delloggio e del servizio, esercitando così una notevole influenza sulle decisioni di prenotazione.

Attraverso tecniche di sentiment analysis è possibile misurare la polarità emotiva dei testi, ottenendo indicatori quantitativi della percezione degli utenti che possono essere integrati in modelli economici ed econometrici, ampliando l'insieme delle variabili osservabili tradizionalmente utilizzate nello studio delle performance delle strutture ricettive.

Il presente lavoro di tesi ha l'obiettivo di analizzare la relazione tra il sentiment espresso nelle recensioni Airbnb e le principali variabili economiche delle strutture ricettive in Puglia. In particolare, lo studio intende verificare se e in che misura un sentiment più positivo sia associato a migliori performance in termini di tasso di occupazione, livello dei prezzi e ricavi, controllando per le caratteristiche strutturali degli alloggi e per le dinamiche di mercato.

La tesi è strutturata come segue. Il Capitolo 2 introduce il contesto degli affitti brevi e il funzionamento della piattaforma Airbnb e presenta una rassegna della

letteratura sul mercato degli affitti di breve termine, sull'uso delle recensioni online e sulle applicazioni della sentiment analysis nel settore turistico. Il Capitolo 3 descrive i dati utilizzati e la metodologia adottata, illustrando il processo di costruzione del dataset e l'approccio di sentiment analysis. Il Capitolo 4 è dedicato all'analisi descrittiva delle recensioni e delle variabili economiche, mentre il Capitolo 5 presenta l'analisi econometrica e la discussione dei risultati. Il Capitolo 6 conclude il lavoro, riassumendo le principali evidenze emerse e discutendone le implicazioni.

Capitolo 2

Revisione della letteratura

2.1 Nascita ed evoluzione della piattaforma Airbnb

Airbnb nasce nel 2007 a San Francisco come iniziativa imprenditoriale finalizzata a offrire una soluzione alternativa all'alloggio tradizionale in occasione di eventi caratterizzati da elevata domanda e limitata disponibilità ricettiva.

L'idea originaria consisteva nella messa a disposizione di spazi abitativi privati, inizialmente sotto forma di semplici sistemazioni temporanee, attraverso una piattaforma online in grado di mettere in contatto diretto ospiti e proprietari.

Successivamente, la piattaforma ha allargato i propri confini passando dall'essere un servizio informale di condivisione dell'alloggio a una vera e propria infrastruttura digitale strutturata per l'intermediazione di affitti di breve periodo su scala globale.

Infatti, nel corso degli anni successivi alla fondazione, Airbnb ha conosciuto una rapida espansione geografica e funzionale, favorita dall'adozione di strumenti digitali in grado di semplificare il processo di ricerca, prenotazione e pagamento degli alloggi. Si è verificato un progressivo ampliamento e differenziazione dell'offerta che ha incluso non solo abitazioni private, ma anche appartamenti dedicati all'attività ricettiva e, in alcuni casi, strutture gestite in modo professionale.

Con il passare del tempo, la piattaforma ha ulteriormente esteso le proprie funzionalità, introducendo strumenti di gestione per gli host, politiche di cancellazione differenziate e sistemi di supporto alle transazioni, rafforzando il proprio ruolo di intermediario digitale.

Un elemento distintivo è rappresentato dall'adozione di sistemi di feedback bidirezionali fondati sulle esperienze maturate nel corso del soggiorno. In particolare, Airbnb ha introdotto meccanismi che permettono agli ospiti di esprimere una valutazione dell'alloggio e di accompagnarla con un commento testuale, mentre agli host è data la possibilità di valutare il comportamento dei clienti durante la permanenza.

La crescita del numero cumulato di recensioni nel tempo, e quindi la disponibilità di informazioni relative alle esperienze passate degli utenti, ha consentito di accrescere la trasparenza del mercato e di facilitare il confronto tra alternative.

2.2 Modello di business Airbnb

Il modello di business di Airbnb si fonda sulla fornitura di un'infrastruttura digitale che consente la realizzazione di scambi di alloggio di breve periodo tra soggetti privati, senza che la piattaforma assuma direttamente la gestione o la proprietà delle unità offerte. Attraverso questo assetto, i proprietari possono rendere disponibili i propri spazi abitativi mediante la pubblicazione di annunci che ne descrivono le caratteristiche essenziali, mentre i potenziali ospiti hanno la possibilità di individuare l'alloggio più coerente con le proprie esigenze attraverso strumenti di ricerca e selezione basati su criteri predefiniti, quali localizzazione, periodo di soggiorno e condizioni di utilizzo.

Lo scambio avviene in un ambiente digitale strutturato grazie al coordinamento, da parte della piattaforma, delle principali fasi del processo di prenotazione, dalla richiesta iniziale fino al completamento della transazione economica. Airbnb è responsabile della gestione finanziaria dello scambio e applica una commissione sulla transazione, creando in tal modo la propria remunerazione. Questa configurazione rende più semplice l'interazione tra le parti e riduce la complessità operativa dovuta alla contrattazione diretta, rendendo più semplice, per una vasta gamma di utenti, l'accesso al mercato.

Nel corso della sua evoluzione, la piattaforma ha progressivamente introdotto strumenti volti a supportare l'attività degli host e a rendere più efficiente l'organizzazione dell'offerta, come sistemi di gestione della disponibilità, opzioni contrattuali differenziate e funzionalità di supporto alla comunicazione. Questi elementi hanno favorito una parziale standardizzazione del processo di offerta del servizio di alloggio, pur in presenza di una marcata eterogeneità delle unità disponibili, che continuano a differenziarsi per caratteristiche strutturali, localizzazione e modalità di gestione.

2.3 Asimmetria informativa ed experience goods

Il servizio di alloggio turistico presenta caratteristiche che lo rendono difficilmente valutabile prima del momento del consumo. A differenza dei beni materiali standardizzati, la qualità dell'esperienza di soggiorno dipende da una combinazione di fattori eterogenei quali le caratteristiche dell'immobile, la localizzazione, il conte-

sto circostante e le modalità di interazione con il proprietario, molti dei quali non risultano pienamente osservabili ex ante. La fruizione del servizio avviene, inoltre, in un momento temporalmente separato rispetto alla decisione di acquisto, impedendo al consumatore di verificare direttamente la qualità dell'alloggio prima della prenotazione.

Nella letteratura economica, beni e servizi di questo tipo rientrano nella categoria dei beni di esperienza, per i quali la valutazione della qualità è possibile soltanto dopo l'utilizzo (Nelson, 1970). Nel caso dell'alloggio turistico, le informazioni disponibili prima dell'acquisto sono generalmente limitate a descrizioni fornite dal venditore e a elementi visivi selezionati, che non consentono una valutazione completa e oggettiva dell'esperienza complessiva (Darby and Karni, 1973). Di conseguenza, la qualità effettiva del servizio emerge solo a seguito del soggiorno, quando il consumatore è in grado di confrontare le proprie aspettative con l'esperienza realmente vissuta.

Questa configurazione crea un'asimmetria informativa tra le parti coinvolte nello scambio. I proprietari hanno informazioni più accurate sulla qualità dell'alloggio e sulle condizioni del servizio, mentre i potenziali ospiti devono fare scelte basate su informazioni parziali e non complete. Il processo decisionale dei consumatori è quindi caratterizzato da un elevato grado di incertezza se non si impiegano strumenti in grado di colmare tale divario informativo. Ciò può avere un impatto negativo sia sull'efficienza complessiva del mercato che sulla loro propensione alla prenotazione (Akerlof, 1978).

Infatti, dal punto di vista economico, l'asimmetria informativa può generare inefficienze rilevanti poiché la difficoltà nel distinguere tra offerte di diversa qualità può condurre a fenomeni di selezione avversa, in cui gli alloggi di qualità più elevata faticano a differenziarsi rispetto a quelli di qualità inferiore, riducendo gli incentivi a investire nel miglioramento del servizio. Inoltre, l'incertezza associata alla scelta dell'alloggio può influenzare la disponibilità a pagare dei consumatori e alterare le dinamiche di formazione dei prezzi nel mercato degli affitti di breve periodo (Nelson, 1974).

La presenza di meccanismi informativi in grado di rendere osservabili le esperienze passate assume un ruolo centrale nel funzionamento del mercato.

2.4 Reputazione e segnalazione

In contesti caratterizzati da informazione imperfetta, gli scambi economici richiedono l'esistenza di meccanismi in grado di trasmettere indicazioni attendibili sulle caratteristiche non osservabili dei beni e dei servizi offerti.

La teoria della segnalazione studia come determinati comportamenti o caratteristiche possano svolgere questa funzione informativa, a condizione che il loro utilizzo comporti costi o vincoli tali da renderne l'adozione non conveniente da parte di operatori di bassa qualità. La reputazione può essere considerata come un segnale costruito nel tempo che deriva dall'osservazione delle interazioni passate e che permette, ai clienti, di formulare aspettative più precise sulla qualità futura.

A differenza dei segnali puntuali, la reputazione si sviluppa attraverso un processo dinamico, nel quale le decisioni presenti degli operatori sono influenzate dalle conseguenze attese nel lungo periodo. In presenza di scambi ripetuti, il mantenimento di standard elevati diventa razionale per gli operatori, poiché eventuali comportamenti opportunistici possono compromettere i benefici futuri associati alla fiducia accumulata (Shapiro, 1983). Questo meccanismo introduce una forma di disciplina endogena, che contribuisce a limitare l'incertezza dei consumatori anche in assenza di strumenti di controllo diretto.

L'affermazione dei mercati digitali ha profondamente modificato le modalità attraverso cui tali segnali vengono prodotti e resi accessibili. Le piattaforme online consentono infatti di raccogliere, aggregare e rendere pubbliche informazioni sulle transazioni concluse, trasformando esperienze individuali in indicatori osservabili da una platea ampia di utenti. La reputazione assume, quindi, una dimensione facilmente accessibile e comparabile, incidendo direttamente sulle scelte dei consumatori e sulle condizioni di scambio (Cabral and Hortaçsu, 2010). La visibilità delle informazioni accumulate nel tempo amplifica l'impatto dei comportamenti passati, rafforzando il legame tra performance storica e risultati futuri. Tuttavia, affinché il segnale reputazionale risulti informativo, le informazioni devono essere sufficientemente aggiornate, comparabili tra operatori e difficilmente soggette a manipolazione. In presenza di queste condizioni, i sistemi basati sulla reputazione possono attenuare le distorsioni generate dall'informazione asimmetrica, favorendo una migliore allocazione delle risorse e una maggiore efficienza del mercato.

2.5 Electronic Word-of-Mouth

Il word of mouth rappresenta una forma di comunicazione informale attraverso cui i consumatori condividono opinioni, valutazioni ed esperienze relative a beni e servizi con altri individui. Nella letteratura, tale fenomeno viene descritto come uno scambio interpersonale di informazioni non mediato da soggetti commerciali, caratterizzato da un'elevata credibilità percepita in virtù dell'indipendenza della fonte e della natura esperienziale del contenuto trasmesso (Arnould et al., 2004). Tradizio-

nalmente si sviluppa all'interno di reti sociali ristrette e si basa su interazioni dirette, il che ne limita la diffusione spaziale e temporale, pur mantenendone un'elevata capacità di influenza sul processo decisionale.

L'affermazione delle tecnologie digitali ha trasformato tali dinamiche, favorendo l'emergere di forme di comunicazione tra consumatori mediate da piattaforme online, comunemente definite *electronic word-of-mouth*. Queste modalità si caratterizzano per la capacità di raggiungere un pubblico potenzialmente illimitato, per la persistenza nel tempo dei contenuti generati e per la fruizione asincrona delle informazioni, che possono essere consultate anche a distanza di tempo rispetto al momento in cui sono state espresse (Hennig-Thurau et al., 2004). Tali caratteristiche amplificano l'impatto delle opinioni espresse, trasformando le esperienze individuali in una risorsa informativa accessibile su larga scala.

Le informazioni condivise online consentono ai potenziali acquirenti di integrare le proprie valutazioni con elementi qualitativi difficilmente osservabili attraverso canali informativi tradizionali, contribuendo a ridurre l'incertezza associata alla decisione di acquisto (Cheung et al., 2008). In questo senso, l'eWOM svolge una funzione informativa che si affianca alle informazioni fornite direttamente dai venditori.

Come sottolinea lo studio di Duan et al. (2008), fondamentale è anche il ruolo di segnali indiretti associati all'eWOM, quali il volume delle opinioni disponibili o la convergenza delle valutazioni espresse poiché sono elementi che incidono fortemente sulla percezione di affidabilità delle informazioni e possono influenzare le decisioni di scelta, con effetti osservabili sull'intenzione di acquisto e sulla disponibilità a pagare.

2.6 Recensioni come strumento informativo

Le recensioni online rappresentano una forma strutturata di informazione generata dagli utenti, che risulta come esito delle esperienze di consumo. A differenza di altre modalità di comunicazione tra consumatori, le recensioni sono generalmente associate a una transazione effettivamente avvenuta e vengono raccolte secondo schemi predefiniti dalle piattaforme, assumendo una configurazione piuttosto omogenea che ne facilita la consultazione e il confronto tra alternative rendendole perciò una fonte informativa centrale nel processo decisionale degli utenti (Chen and Xie, 2008).

Accanto alle valutazioni sintetiche espresse attraverso punteggi numerici, le recensioni integrano frequentemente contenuti testuali che consentono agli utenti di articolare la propria esperienza facendo riferimento a specifici aspetti del servizio fruito. Come sottolineato da Chen e Xie (2011), la compresenza di queste due componenti permette di superare i limiti informativi di una misura puramente aggregata della

qualità, offrendo una rappresentazione più articolata e dettagliata dell'esperienza di consumo.

Attraverso il testo delle recensioni diventano infatti osservabili dimensioni qualitative difficilmente riconducibili a un singolo indicatore numerico. I contenuti prodotti dagli utenti possono riflettere una pluralità di aspetti dell'esperienza, quali le caratteristiche dell'alloggio, la coerenza tra la descrizione e la realtà, la localizzazione o le modalità di interazione con il fornitore del servizio, consentendo agli utenti di attribuire un peso differenziato ai diversi elementi dell'esperienza in funzione delle proprie preferenze individuali, rafforzando il ruolo delle recensioni nei contesti caratterizzati da un'elevata eterogeneità dell'offerta (Ghose and Ipeirotis, 2010).

2.7 Limiti informativi e distorsioni dei sistemi di recensione

L'utilizzo di sistemi di valutazione basati sui contributi degli utenti presenta una serie di criticità che ne limitano la capacità di riflettere in modo accurato la qualità effettiva delle esperienze di consumo. La letteratura ha evidenziato, in primo luogo, una marcata concentrazione delle valutazioni su valori elevati, che determina una distribuzione fortemente asimmetrica dei punteggi disponibili. Tale fenomeno, comunemente indicato come *rating inflation*, riduce il potere discriminante delle misure sintetiche, attenuando il contenuto informativo delle medie aggregate (Luca, 2016).

A questa distorsione strutturale si affiancano effetti legati ai comportamenti di partecipazione degli utenti; infatti, la propensione a esprimere una valutazione non risulta infatti uniforme, ma tende a manifestarsi con maggiore intensità in presenza di esperienze particolarmente positive o negative. Ne consegue una rappresentazione parziale delle esperienze complessive, nella quale i giudizi intermedi risultano sottorappresentati, con implicazioni rilevanti sulla rappresentatività dell'informazione osservabile (Hu et al., 2009).

Ulteriori criticità emergono nei contesti in cui i meccanismi di feedback prevedono forme di valutazione reciproca tra le parti coinvolte nello scambio, come nel caso di Airbnb. Lo studio di Fradkin et al. (2015) dimostra che, in tali situazioni, la possibilità di ritorsioni possa incentivare comportamenti strategici, inducendo gli utenti ad attenuare il contenuto critico delle proprie valutazioni.

2.8 Sentiment analysis

La crescente disponibilità di contenuti testuali generati dagli utenti ha reso centrale il problema di come estrarre in modo sistematico l'informazione rilevante da grandi volumi di testo non strutturato. In risposta a questa esigenza, sono state sviluppate un insieme di metodologie finalizzate all'identificazione e alla misurazione dell'orientamento valutativo espresso nei testi scritti, che consentono di sintetizzare giudizi qualitativi in indicatori interpretabili e confrontabili (Liu, 2022). Attraverso tali strumenti, informazioni discorsive ed eterogenee possono essere trasformate in variabili quantitative utilizzabili nell'analisi empirica.

Questi approcci permettono di cogliere l'atteggiamento complessivo degli utenti nei confronti di un bene o di un servizio, andando oltre la semplice presenza di termini positivi o negativi. Come evidenziato da Pang e Lee (2008), l'obiettivo è sintetizzare l'orientamento emotivo e valutativo del testo preservandone una parte significativa del contenuto semantico. In tal modo, l'informazione contenuta nelle recensioni può essere ricondotta a misure sintetiche senza perdere completamente la ricchezza espressiva del linguaggio naturale.

L'utilizzo di tecniche di analisi del contenuto testuale risponde inoltre all'esigenza di affrontare le distorsioni informative discusse nei paragrafi precedenti, consentendo di esaminare in modo più granulare l'informazione prodotta dagli utenti e di correlarle con esiti economici rilevanti, quali vendite, prezzi o performance di mercato.

2.9 Implicazioni per l'analisi empirica e gap di ricerca

La letteratura analizzata ha evidenziato che l'informazione generata dagli utenti svolge un ruolo centrale nei mercati digitali caratterizzati da elevata eterogeneità dell'offerta e da una forte componente esperienziale. Le recensioni rappresentano uno strumento fondamentale per orientare le decisioni di consumo, influenzando le aspettative degli utenti e incidendo sugli esiti economici delle transazioni. I sistemi di valutazione sono il risultato di processi informativi non neutrali, nei quali le modalità di partecipazione, gli incentivi individuali e le dinamiche di interazione tra gli utenti possono introdurre distorsioni sistematiche rispetto alla qualità effettivamente sperimentata.

Nonostante questi avanzamenti, una parte rilevante della letteratura empirica continua a fare affidamento su misure sintetiche, spesso limitate a indicatori nu-

merici aggregati, che faticano a cogliere la complessità dell'informazione contenuta nelle esperienze di consumo. Tale approccio risulta particolarmente restrittivo nei contesti in cui il valore del servizio dipende da una pluralità di dimensioni qualitative e soggettive, difficilmente riconducibili a una singola misura riassuntiva. Ne consegue che l'analisi degli effetti economici delle recensioni rischia di basarsi su proxy informative parziali, con implicazioni sulla capacità di interpretare correttamente le relazioni tra informazione, comportamento dei consumatori e risultati di mercato.

Alla luce di queste considerazioni, emerge la necessità di adottare strumenti in grado di valorizzare in modo più completo l'informazione testuale prodotta dagli utenti, superando i limiti delle misure tradizionali e consentendo una rappresentazione più aderente delle valutazioni espresse nelle recensioni.

Il presente lavoro si inserisce in questo spazio di ricerca, proponendo un'analisi empirica che mira a esaminare la relazione tra il contenuto informativo delle recensioni e alcune variabili economiche chiave nel mercato degli affitti di breve periodo.

2.10 Tabella riassuntiva

Tabella 2.1: Sintesi delle principali evidenze della letteratura su recensioni, reputazione e performance economiche nei mercati digitali

Autori	Contesto	Focus analitico	Principali evidenze	Rilevanza per il presente studio
Nelson (1970); Darby e Karni (1973)	Teoria economica	Beni di esperienza e informazione imperfetta	La qualità dei beni di esperienza è osservabile solo dopo il consumo; l'informazione ex ante risulta incompleta e imperfetta	Fondamento teorico dell'incertezza informativa nel mercato degli affitti di breve periodo
Akerlof (1970)	Teoria economica	Asimmetria informativa e selezione avversa	L'assenza di segnali credibili di qualità può generare inefficienze di mercato e ridurre gli incentivi a offrire qualità elevata	Motiva il ruolo delle recensioni come meccanismo correttivo dell'asimmetria informativa
Shapiro (1983)	Mercati con reputazione	Reputazione come segnale dinamico	La reputazione emerge da interazioni ripetute e incentiva comportamenti di qualità nel lungo periodo	Supporta l'interpretazione del sentiment cumulato come misura reputazionale
Cabral e Hortaçsu (2010)	Piattaforme digitali	Dinamiche della reputazione online	La visibilità delle informazioni passate amplifica l'impatto delle performance storiche sugli esiti futuri	Giustifica l'uso di misure cumulative di sentiment nelle analisi empiriche

Continua nella pagina successiva

Autori	Contesto	Focus analitico	Principali evidenze	Rilevanza per il presente studio
Duan, Gu e Whinston (2008)	Mercati online	Volume e valenza delle recensioni	Il volume delle recensioni influisce sulla domanda anche indipendentemente dal contenuto medio	Rilevanza del controllo per il numero di recensioni cumulative
Cheung et al. (2008)	eWOM	Credibilità e utilità informativa	Le recensioni online riducono l'incertezza e influenzano le decisioni di acquisto	Fondamento del legame tra informazione testuale e comportamento dei consumatori
Chen e Xie (2011)	E-commerce	Valutazioni numeriche vs contenuti testuali	Il testo delle recensioni fornisce informazione complementare rispetto ai punteggi sintetici	Motiva l'uso della sentiment analysis oltre i rating numerici
Ghose, Ipeiris e Sundararajan (2012)	Mercati digitali	Testo delle recensioni e performance	Il contenuto testuale delle recensioni è informativo per prezzi e vendite	Base empirica per collegare sentiment e variabili economiche
Hu, Pavlou e Zhang (2009)	Sistemi di rating	Bias di partecipazione	Le recensioni non rappresentano un campione casuale delle esperienze	Giustifica un approccio cauto all'interpretazione delle misure di reputazione
Luca e Zervas (2016)	Ristorazione online	Rating inflation	Distribuzione fortemente sbilanciata dei punteggi verso valori elevati	Rafforza l'utilità di misure testuali per superare i limiti dei rating
Fradkin et al. (2018)	Airbnb	Reciprocal reviewing e bias strategici	La valutazione reciproca induce comportamenti opportunistici e attenuazione delle critiche	Motiva l'analisi del contenuto testuale rispetto ai soli punteggi

Continua nella pagina successiva

Autori	Contesto	Focus analitico	Principali evidenze	Rilevanza per il presente studio
Pang e Lee (2008); Liu (2012)	Text mining	Sentiment analysis	Le tecniche di sentiment consentono di sintetizzare il contenuto valutativo dei testi	Fondamento metodologico dell'approccio adottato nel presente lavoro

Capitolo 3

Metodologia

Il presente capitolo descrive la metodologia adottata per l'analisi empirica delle recensioni Airbnb e delle performance economiche degli annunci nella regione Puglia. L'obiettivo è quello di integrare fonti informative di natura eterogenea (testi non strutturati, indicatori economici e caratteristiche degli alloggi) all'interno di uno schema di analisi appropriato, capace di trasformare tali informazioni in variabili quantitative utilizzabili nelle successive analisi descrittive ed econometriche.

Ponendo particolare attenzione alla corretta gestione della dimensione temporale e alla coerenza informativa tra le diverse fonti, vengono utilizzati strumenti di Processing Natural Language e tecniche standard di costruzione di dati panel.

La metodologia si articola in due fasi principali. Le recensioni testuali vengono prima elaborate mediante una procedura di sentiment analysis, volta a estrarre una misura sintetica della valutazione espressa dagli utenti, interpretabile come proxy della qualità percepita degli annunci. Successivamente, l'informazione reputazionale viene integrata nel dataset economico a frequenza mensile attraverso una costruzione dei dati panel che tiene conto della sequenza temporale tra la disponibilità delle recensioni e le decisioni di prenotazione, assicurando che le variabili di sentiment siano osservate prima delle performance economiche e prevenendo l'impiego di informazione contemporanea o futura.

3.1 Ruolo del sentiment nell'analisi empirica

A differenza dei rating numerici aggregati, che costituiscono un indicatore sintetico già ampiamente utilizzato nella letteratura, il sentiment testuale consente di valorizzare il contenuto informativo delle recensioni, integrando giudizi articolati e valutazioni complessive in una misura scalare utilizzabile nell'analisi empirica.

Dal punto di vista metodologico, il sentiment viene utilizzato come componente informativa che entra direttamente nei modelli econometrici per analizzare le performance degli annunci, pertanto, la sua costruzione e il suo utilizzo sono orientati a garantire coerenza temporale e interpretabilità economica, in modo da riflettere l'informazione effettivamente disponibile ai potenziali ospiti al momento della prenotazione.

3.2 Scelta dell'approccio metodologico per l'estrazione del sentiment

L'estrazione del sentiment da testi non strutturati può essere affrontata attraverso approcci differenti, che si distinguono per complessità, requisiti informativi e capacità di rappresentare il contenuto semantico delle recensioni. In base alle caratteristiche del dataset analizzato e degli obiettivi empirici del lavoro, risulta pertanto necessario adottare una metodologia di analisi piuttosto che un'altra.

Gli approcci **lessicali**, basati su dizionari di parole a cui è associata una polarità predefinita, assegnano un punteggio di sentiment aggregando il contributo dei singoli termini presenti nel testo. Tali metodi risultano semplici da implementare e computazionalmente efficienti, ma sono spesso inadeguati nel contesto delle recensioni Airbnb che hanno testi lunghi, narrativi e spesso ambigui; inoltre, non sono in grado di modellare il contesto semantico delle frasi, gestiscono in modo limitato fenomeni linguistici come le negazioni e presentano una forte dipendenza dalla lingua e dal dominio applicativo di riferimento.

Le tecniche **supervisionate tradizionali** rappresentano una seconda categoria. Queste trasformano i testi in rappresentazioni numeriche in base alla presenza e alla frequenza delle parole e utilizzano questi dati come input per modelli statistici per classificare i sentiment. Tali metodologie consentono di ottenere risultati più precisi rispetto agli approcci lessicali, ma sono limitate da una rappresentazione del linguaggio naturale rigida e poco informativa dal punto di vista semantico. Richiedono, inoltre, la disponibilità di dataset etichettati specifici per lingua e dominio, che sono difficilmente accessibili nel contesto delle recensioni Airbnb.

Infine, i modelli di **deep learning basati su architetture Transformer** sono comunemente considerati più affidabili nel campo del *Natural Language Processing*, poiché permettono di rappresentare in modo più informativo il contenuto testuale rispetto ai metodi tradizionali, restituendo una valutazione complessiva che emerge dall'interazione tra più frasi e non dalla semplice presenza di singole parole. Tale caratteristica risulta particolarmente rilevante nell'analisi delle recensioni online, che

presentano una struttura narrativa e un contenuto valutativo spesso articolato. La letteratura empirica documenta come l'impiego di queste architetture sia associato, in media, a risultati più stabili e accurati nelle applicazioni di sentiment analysis su testi di tipo *review-like*.

L'adozione di un modello Transformer pre-addestrato, nel caso in esame, è una scelta metodologica coerente con gli obiettivi dell'analisi poiché le recensioni sono multilingue e non ci sono etichette di sentiment esplicite, cioè non è disponibile una classificazione preventiva delle recensioni in categorie valutative.

3.3 Modelli Transformer e architettura BERT

I modelli Transformer si basano sul meccanismo di *self-attention*, che consente di valutare dinamicamente l'importanza di ciascun token rispetto a tutti gli altri all'interno del testo. Questo approccio supera i limiti dei modelli sequenziali tradizionali, i quali processano il testo in modo strettamente ordinato e presentano difficoltà nel catturare dipendenze semantiche a lunga distanza.

BERT (*Bidirectional Encoder Representations from Transformers*) è un Transformer encoder bidirezionale: la rappresentazione di ciascuna parola viene costruita considerando simultaneamente il contesto precedente e successivo. Ne derivano **embedding contestuali**, ovvero rappresentazioni numeriche delle parole che variano in funzione del contesto in cui esse compaiono. Nel caso delle recensioni Airbnb, questa caratteristica risulta cruciale per la corretta interpretazione di negazioni, frasi concessive (ad esempio “everything was great, but ...”), coesistenza di giudizi positivi e criticità puntuali, nonché dipendenze semantiche distribuite su più frasi.

BERT utilizza un paradigma in due fasi per l'addestramento: una fase di pre-training su grandi corpora testuali multilingue utilizzando obiettivi auto-supervisionati; e una fase di fine-tuning su un compito specifico, in questo caso la classificazione del sentiment.

3.4 Modello utilizzato e ambiente di sviluppo

Il modello utilizzato è `nlptown/bert-base-multilingual-uncased-sentiment`, una variante multilingua di BERT fine-tuned per la sentiment analysis su una scala ordinale a cinque livelli, interpretabili come una valutazione da una a cinque stelle. Il risultato del modello è una classe di sentiment predetta e un punteggio di confidenza associato.

La scelta di questo modello è motivata da tre elementi principali: (i) il supporto multilingua, fondamentale data l'eterogeneità linguistica delle recensioni; (ii) la natura ordinale dell'output, coerente con il carattere valutativo delle recensioni online; (iii) l'ampio utilizzo del modello in applicazioni consolidate su testi di tipo recensione.

L'implementazione è stata realizzata in linguaggio Python, utilizzando un ambiente dedicato gestito tramite Anaconda, al fine di garantire l'isolamento delle dipendenze software e la replicabilità dell'analisi. Le principali librerie impiegate sono `transformers` (tokenizer, modello e pipeline NLP), `torch` (framework di deep learning), `pandas` e `numpy` (manipolazione e analisi dei dati), `tqdm` (monitoraggio dell'avanzamento) e `openpyxl` (esportazione dei risultati in formato Excel). L'intera procedura di analisi ha richiesto un tempo computazionale complessivo di circa 9 ore.

3.5 Implementazione della pipeline di sentiment analysis

La pipeline è stata progettata per elaborare in modo robusto un dataset di grandi dimensioni, garantendo tolleranza a interruzioni del processo e completa replicabilità dei risultati.

Le recensioni vengono caricate in un DataFrame pandas, con la colonna testuale trattata come stringa per evitare problemi dovuti a valori mancanti o formati eterogenei. La pipeline HuggingFace integra tokenizer, modello e post-processing per l'inferenza.

I testi più lunghi vengono troncati alla lunghezza massima consentita, ovvero 512 token di input, poiché i modelli BERT presentano questo limite massimo. Tale scelta introduce un'ipotesi operativa comunemente utilizzata in letteratura secondo cui l'informazione rilevante ai fini del sentiment è concentrata principalmente nelle prime parti del testo.

Per contenere l'uso di memoria e migliorare la stabilità computazionale su CPU, le recensioni vengono processate in batch di dimensione limitata. L'avanzamento dell'elaborazione è monitorato tramite una progress bar, che fornisce informazioni sulla percentuale completata e sul tempo residuo stimato. È stato inoltre implementato un meccanismo di salvataggio incrementale dei risultati su file intermedi, che consente di riprendere l'elaborazione dal punto di interruzione in caso di crash o spegnimento del sistema.

Al termine dell’elaborazione, l’output del modello viene organizzato in un insieme di variabili di sintesi, che rendono il sentiment stimato utilizzabile nelle analisi successive. La Tabella 3.1 riporta le principali variabili di sentiment generate dalla pipeline, illustrandone il significato, la tipologia e il relativo utilizzo all’interno dell’analisi empirica.

Tabella 3.1: Variabili di sentiment generate

Variabile	Descrizione	Tipo	Utilizzo
<code>sent_label</code>	Classe di sentiment predetta (1–5 stelle)	Ordinale	Analisi descrittiva
<code>sent_score</code>	Confidenza associata alla predizione	Continua (0–1)	Controllo di affidabilità
<code>sent_stars</code>	Conversione numerica della label	Intera (1–5)	Regressioni e aggregazioni

3.6 Valutazione del modello e controlli di coerenza

Il dataset utilizzato non fornisce una *ground truth* esplicita del sentiment e, di conseguenza, non consente il calcolo di metriche di accuratezza basate su un approccio supervisionato. Per questo motivo, la valutazione del modello è stata condotta attraverso strategie di verifica indirette.

È stato effettuato un controllo qualitativo a campione, confrontando manualmente il sentiment assegnato dal modello con il contenuto semantico delle recensioni. Tale analisi ha evidenziato una buona coerenza complessiva, con alcune eccezioni riconducibili alla presenza di elementi negativi salienti all’interno di recensioni complessivamente positive. Questi casi rappresentano una limitazione interpretativa nota dei modelli di sentiment analysis, ma non compromettono l’utilizzo del sentiment come variabile sintetica in analisi aggregate e modelli econometrici.

Infine, è stato utilizzato l’indicatore di confidenza associato alla classificazione (`sent_score`) come strumento di verifica interna dell’affidabilità delle predizioni, al fine di valutare la coerenza tra il grado di certezza espresso dal modello e le caratteristiche semantiche delle recensioni analizzate. Valori più elevati sono risultati prevalentemente associati a testi contraddistinti da giudizi valutativi chiari e coerenti, mentre livelli di confidenza più contenuti tendono a emergere in presenza di recensioni ambigue o caratterizzate dalla compresenza di elementi positivi e negativi.

Nel corso del controllo qualitativo a campione, le predizioni a bassa confidenza hanno mostrato una maggiore incidenza di casi borderline o di difficile interpreta-

zione, mentre le classificazioni ad alta confidenza sono risultate più stabili e maggiormente coerenti con il contenuto semantico del testo. Il punteggio di confidenza non viene tuttavia utilizzato nelle analisi econometriche, ma esclusivamente come indicatore di controllo della qualità della misura di sentiment estratta.

Prima di procedere all'aggregazione temporale delle recensioni e alla loro integrazione con il dataset economico, il corpus testuale è stato sottoposto ad una procedura di selezione finalizzata all'esclusione delle recensioni generate automaticamente dalla piattaforma a seguito della cancellazione di una prenotazione. Tali osservazioni, riconoscibili per la presenza di un contenuto testuale standardizzato e per l'assegnazione sistematica di una valutazione negativa, non esprimono un giudizio soggettivo dell'ospite sull'esperienza di soggiorno, ma riflettono esclusivamente un evento di natura amministrativa legato all'annullamento della prenotazione. La rimozione di queste recensioni consente pertanto di evitare l'introduzione di una distorsione artificiale nella distribuzione del sentiment e di preservarne l'interpretazione come misura informativa della qualità percepita dell'alloggio da parte degli utenti.

3.7 Costruzione del dataset di analisi e allineamento temporale

La costruzione del dataset completo di analisi richiede un'integrazione coerente tra informazioni eterogenee per natura e frequenza temporale, provenienti dal dataset economico degli annunci e dal corpus delle recensioni testuali. L'unità di osservazione adottata è la coppia annuncio–mese, scelta che consente di analizzare l'evoluzione delle performance economiche nel tempo e, al contempo, di associare a ciascun periodo una misura sintetica dell'informazione reputazionale disponibile sulla piattaforma.

Il dataset economico è strutturato a frequenza mensile e riporta, per ciascun annuncio attivo, informazioni relative ai ricavi, ai giorni effettivamente prenotati e ai giorni in cui l'alloggio risulta disponibile sul mercato. A partire da tali variabili elementari vengono costruiti due indicatori sintetici di performance: il tasso di occupazione (*occupancy*) e il prezzo medio giornaliero (*average daily rate*, ADR). Il primo misura l'intensità di prenotazione dell'annuncio condizionatamente ai giorni in cui esso risulta effettivamente offerto sul mercato, mentre il secondo cattura il livello dei prezzi praticati nei giorni in cui l'alloggio viene effettivamente prenotato. Entrambe le variabili non sono osservate direttamente, ma vengono ricostruite in modo da riflettere il comportamento economico degli host e l'interazione con la

domanda, evitando distorsioni legate a periodi di inattività o a presenze parziali nel mese di riferimento.

Le recensioni, al contrario, sono disponibili a livello di singolo testo e sono caratterizzate da una dimensione temporale coincidente con la data di pubblicazione. Al fine di rendere confrontabili le due fonti informative, le recensioni sono state ricondotte a una dimensione temporale mensile e aggregate a livello di annuncio, così da consentire un'integrazione coerente con il dataset economico.

Successivamente, si è passati all'allineamento temporale tra informazione reputazionale e variabili economiche. Poiché le recensioni influenzano le decisioni di prenotazione solo a partire dal momento in cui risultano visibili agli utenti, la misura di sentiment associata al mese t incorpora esclusivamente recensioni pubblicate fino al mese $t - 1$. Tale scelta consente di evitare l'utilizzo di informazione contemporanea o futura e di rispettare la sequenza causale tra disponibilità dell'informazione e comportamento di domanda, rendendo il sentiment una variabile predeterminata rispetto agli esiti economici osservati nel periodo.

La reputazione dell'annuncio è modellata come una grandezza cumulativa, costruita aggregando progressivamente le valutazioni di sentiment delle recensioni disponibili nel tempo. Questa impostazione riflette la natura persistente dell'informazione reputazionale sulle piattaforme digitali, in cui le recensioni passate continuano a influenzare le aspettative degli utenti anche a distanza di tempo.

Un'operazione di merge a livello di annuncio e mese viene poi utilizzata per integrare i dati economici ed i dati delle recensioni aggregate. Ciò consente di mantenere tutte le osservazioni economiche e di associare la misura del sentiment solo nei periodi in cui è effettivamente disponibile. Pertanto, la variabile di sentiment rimane inosservata nei mesi iniziali dell'attività dell'annuncio, fino alla pubblicazione della prima recensione. Nei periodi successivi, in assenza di nuove recensioni, lo stock reputazionale viene invece mantenuto costante.

Capitolo 4

Analisi descrittiva

Questo capitolo presenta un'analisi descrittiva del dataset di analisi con l'obiettivo di illustrare la struttura del campione e la distribuzione delle principali variabili economiche e reputazionali considerate nello studio. Vengono esaminate le caratteristiche degli annunci in termini di tipologia, localizzazione territoriale e dinamica temporale, la variabilità degli indicatori di performance economica e delle misure di sentiment estratte dalle recensioni.

4.1 Dataset di analisi

Il dataset di analisi costituisce la base informativa per le analisi descrittive ed empiriche sviluppate nei capitoli successivi ed è organizzato a frequenza mensile. L'unità di osservazione è la coppia annuncio–mese, ottenuta integrando le informazioni economiche degli annunci con misure sintetiche di reputazione derivate dalle recensioni testuali e opportunamente allineate dal punto di vista temporale. Il database risultante comprende complessivamente 1,048,575 osservazioni e descrive l'evoluzione congiunta delle performance economiche e reputazionali degli alloggi nel tempo.

Le osservazioni sono identificate da un codice univoco dell'annuncio (*PropertyID*) e da una variabile temporale mensile (*ReportingMonth*), che consente di collocare ciascuna rilevazione lungo la dimensione temporale del panel. Pertanto, la struttura dei dati è di tipo longitudinale, con osservazioni ripetute nel tempo per ciascun annuncio, e riflette la natura dinamica del mercato degli affitti di breve periodo.

Il dataset include un insieme di variabili riconducibili a quattro principali dimensioni informative. Un primo gruppo riguarda le **performance economiche mensili** degli alloggi e comprende il ricavo totale espresso in dollari statunitensi (*RevenueUSD*), il numero di giorni prenotati (*ReservationDays*), il numero di giorni in cui l'alloggio risulta disponibile ma non prenotato sul mercato (*AvailableDays*), il

tasso di occupazione mensile (*Occupancy*) e il prezzo medio giornaliero (*ADR*). Tali indicatori consentono di descrivere l'intensità di utilizzo degli annunci e le strategie di prezzo adottate nel tempo.

Un secondo ambito informativo riguarda la **reputazione degli annunci**, misurata attraverso indicatori di sentiment costruiti a partire dalle recensioni testuali.

La variabile principale utilizzata nell'analisi è il sentiment medio cumulato (*sentiment_mean_cum*), definito come la media cumulativa dei punteggi di sentiment associati alle recensioni pubblicate fino al mese $t - 1$. Tale misura è ottenuta dividendo la somma dei punteggi di sentiment osservati fino a $t - 1$ per il numero cumulato di recensioni nello stesso periodo e rappresenta quindi una misura sintetica della reputazione complessiva dell'alloggio così come risulta osservabile dagli utenti all'inizio del mese t .

In aggiunta, è utile distinguere tra due concetti informativi differenti: da un lato, un indicatore che segnala i mesi in cui viene generata nuova informazione reputazionale, assumendo valore unitario nel mese successivo a quello in cui è presente almeno una nuova recensione testuale (*sentiment_available*); dall'altro, un indicatore che cattura la disponibilità complessiva dell'informazione reputazionale nel panel, assumendo valore unitario a partire dal mese successivo alla prima recensione osservabile per l'annuncio e mantenendosi tale anche nei periodi successivi in assenza di nuovi feedback (*sentiment_stock_available*). Infine *reviews_cum* riporta il numero cumulato di recensioni disponibili nel tempo. Queste variabili consentono di descrivere il processo graduale di formazione della reputazione e la copertura informativa del sentiment nel panel.

Un terzo gruppo di variabili descrive le **caratteristiche strutturali dell'alloggio**, includendo il numero di camere da letto, il numero di bagni, la capacità massima di ospiti e la tipologia dell'annuncio (*ListingType*). È inoltre presente un indicatore relativo allo stato di Superhost dell'host, sebbene tale informazione non sia disponibile per tutte le osservazioni. Queste variabili permettono di cogliere l'eterogeneità dell'offerta e costituiscono importanti elementi di differenziazione tra gli annunci.

Infine, un ulteriore blocco informativo riguarda la **localizzazione geografica** degli alloggi. Oltre alle coordinate spaziali, il dataset include informazioni testuali sul comune e sulla città di appartenenza, nonché variabili di classificazione amministrativa e territoriale, utili per analisi aggregate a livello istituzionale o geografico.

Tabella 4.1: Categorie e principali variabili del dataset di analisi

Categoria	Variabili principali
Identificativi e tempo	PropertyID, ReportingMonth, Year
Performance economica (variabili di base)	RevenueUSD, NumberOfReservations, ReservationDays, AvailableDays
Performance economica (variabili derivate)	Occupancy, ADR
Informazione reputazionale (sentiment)	sentiment_mean_cum, reviews_cum, sentiment_available, sentiment_stock_available
Caratteristiche dell'alloggio	Bedrooms, Bathrooms, MaxGuests, Listing-Type
Stato dell'host	AirbnbSuperhost
Localizzazione geografica	City, Comune, Latitude, Longitude
Classificazioni territoriali	MARKET, COD_REG, SLL_2011_T, DEN_SLL2011

Dal punto di vista temporale, il dataset copre un orizzonte di tre anni, estendendosi da gennaio 2017 a dicembre 2019, per un totale di 36 periodi mensili consecutivi. Il campione include complessivamente 58,905 annunci distinti. La durata della presenza degli alloggi nel dataset varia in modo significativo: alcuni annunci risultano attivi per l'intero periodo di osservazione, mentre altri compaiono solo per un numero limitato di mesi. Ne deriva una struttura di panel non bilanciato, che consente di sfruttare sia la variabilità trasversale tra annunci sia la variabilità temporale all'interno dello stesso alloggio.

Tabella 4.2: Dimensioni e orizzonte temporale del dataset economico

Elemento	Valore
Periodo di osservazione	Gennaio 2017 – Dicembre 2019
Numero di periodi	36
Numero di annunci distinti	58,905
Numero totale di osservazioni	1,048,575
Struttura del panel	Non bilanciato

4.2 Distribuzione temporale del panel e permanenza degli annunci

La Figura 4.1 mostra l'evoluzione del numero di annunci attivi nel tempo nel periodo 2017–2019. L'andamento evidenzia una crescita complessiva dell'offerta lungo l'intero orizzonte di osservazione, accompagnata da una marcata componente stagionale. In ciascun anno si osserva infatti un incremento del numero di annunci nei mesi primaverili ed estivi, seguito da una contrazione nelle fasi autunnali e invernali, coerentemente con la stagionalità della domanda turistica.

Il profilo temporale mostra anche che il livello medio degli annunci attivi aumenta di anno in anno; infatti, i picchi osservati nei mesi centrali del 2018 e del 2019 sono notevolmente più elevati rispetto a quelli raggiunti nel 2017, indicando un'espansione dell'offerta che non si limita solo ai periodi di alta stagione. Questo indica che la crescita del mercato degli affitti brevi sia dovuta sia a fluttuazioni cicliche che a un processo di progressiva strutturazione e consolidamento dell'offerta nel tempo.

Tuttavia, la presenza di fasi di riduzione del numero di annunci, in particolare a ridosso dei mesi invernali, indica che l'offerta è molto flessibile, con una parte degli alloggi che entra ed esce dal mercato in base alle condizioni stagionali.

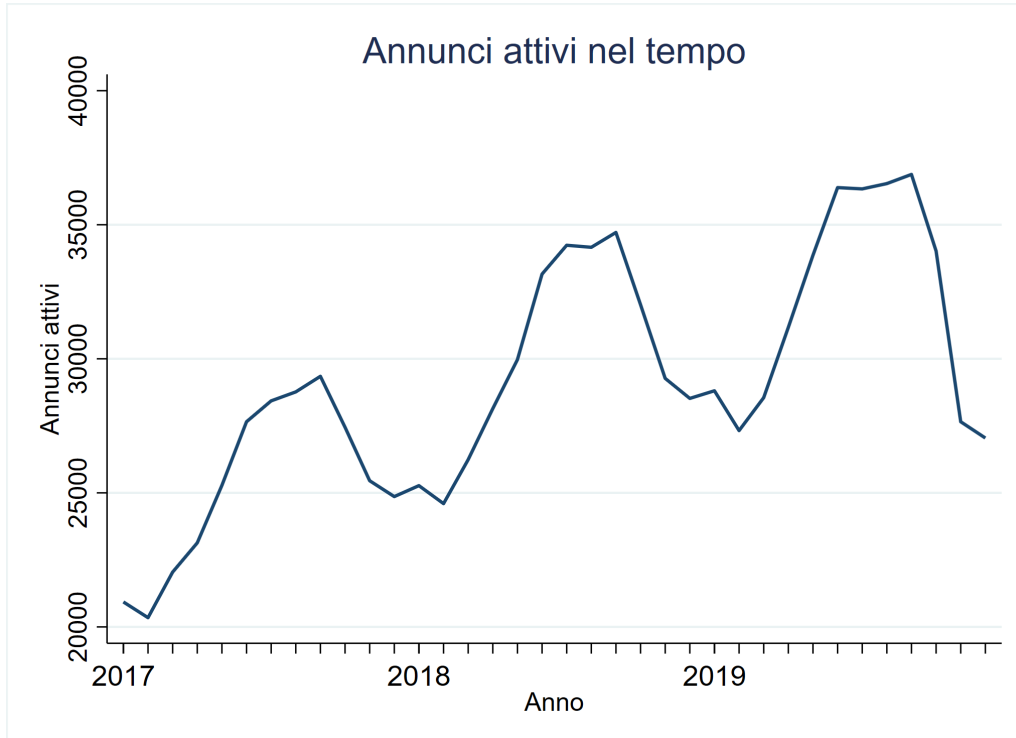


Figura 4.1: Distribuzione degli annunci attivi nel tempo

A complemento dell'evidenza aggregata, la Figura 4.2 riporta la distribuzione

della durata di permanenza degli annunci nel campione misurata come numero di mesi consecutivi di osservazione, al fine di catturare la continuità della presenza degli annunci nel panel. Eventuali periodi di assenza interrompono quindi la permanenza e non vengono sommati ai fini del calcolo.

La distribuzione appare estremamente eterogenea e caratterizzata da una forte dispersione. Ciò sottolinea la coesistenza di annunci attivi per un numero limitato di mesi e di alloggi che rimangono disponibili per una parte significativa, o addirittura per l'intero orizzonte temporale in questione.

Si osserva una quota elevata di annunci con durate relativamente brevi, indicativa di un'elevata rotazione dell'offerta, probabilmente correlata a utilizzi stagionali o a una partecipazione intermittente al mercato degli affitti brevi.

La presenza di un picco marcato in corrispondenza delle durate massime indica l'esistenza di un gruppo di alloggi costantemente in attività che contribuisce, in modo continuo, all'offerta complessiva nel periodo di osservazione.

Questa configurazione suggerisce che la crescita del numero di annunci osservata a livello aggregato sia il risultato congiunto dell'ingresso di nuovi alloggi e della permanenza nel tempo di una parte dell'offerta già esistente, piuttosto che di un semplice ricambio completo degli annunci, riflettendo la natura composita del mercato degli affitti brevi, in cui convivono operatori occasionali e professionali.

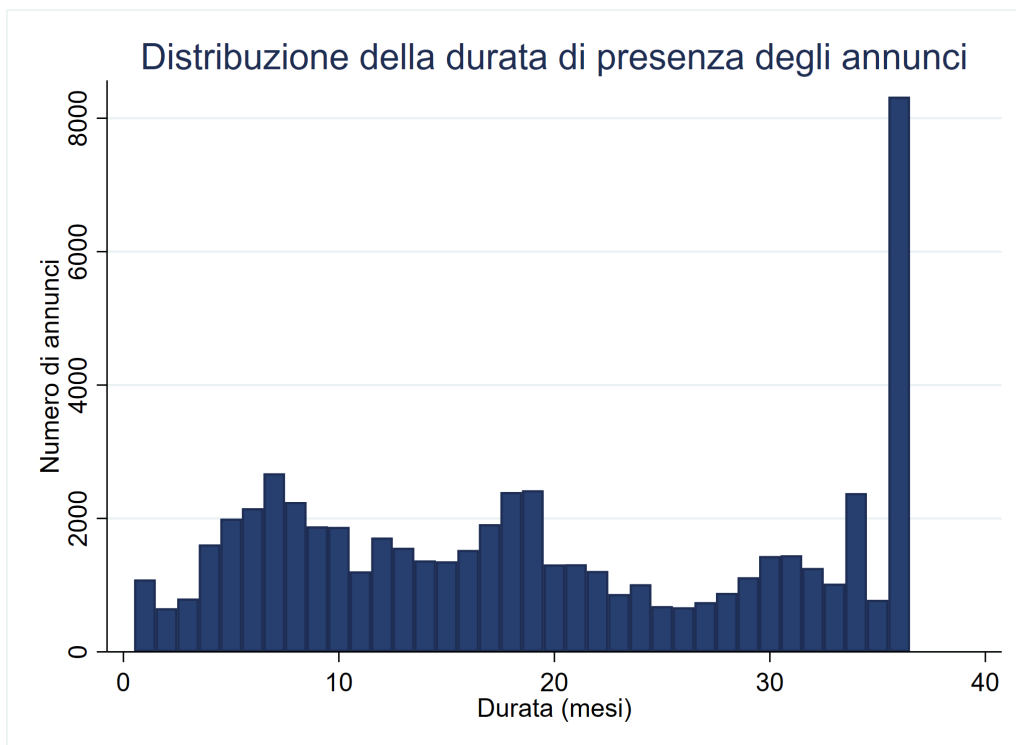


Figura 4.2: Distribuzione della durata di permanenza degli annunci (mesi consecutivi)

La Tabella 4.3 sintetizza le principali statistiche descrittive relative alla durata di permanenza (considerando i mesi consecutivi). La durata media è pari a circa 19,6 mesi, con una mediana di 18 mesi, suggerendo che un annuncio tipico rimanga attivo per circa un anno e mezzo. Tuttavia, la dispersione risulta elevata, come indicato da una deviazione standard superiore agli 11 mesi. In particolare, il 25% degli annunci presenta una durata inferiore a 9 mesi, mentre il quartile superiore supera i 31 mesi; una quota non trascurabile di alloggi risulta attiva per l'intero periodo di osservazione, raggiungendo il valore massimo di 36 mesi.

Tabella 4.3: Statistiche descrittive della durata di permanenza degli annunci

Indicatore	Durata (mesi)
Numero di osservazioni	58,905
Media	19.57
Mediana (50° percentile)	18
Deviazione standard	11.22
1° percentile	1
5° percentile	4
10° percentile	5
25° percentile	9
75° percentile	31
90° percentile	36
95° percentile	36
99° percentile	36
Valore minimo	1
Valore massimo	36

L'analisi congiunta delle dinamiche temporali e della distribuzione delle durate suggerisce che il mercato sia caratterizzato da un significativo turnover, affiancato dalla presenza di una componente stabile di annunci persistentemente attivi, che contribuisce in modo rilevante alla crescita osservata dello stock complessivo di alloggi disponibili.

4.3 Distribuzione territoriale degli annunci

La distribuzione spaziale degli annunci evidenzia una marcata eterogeneità territoriale, con una forte concentrazione dell'offerta in un numero limitato di comuni. Per

analizzare tale dimensione, il numero di annunci è stato calcolato considerando una sola osservazione per ciascun alloggio, indipendentemente dalla durata temporale della sua presenza nel campione.

La Figura 4.3 mostra i dieci comuni con il maggior numero di annunci presenti nel dataset. Lecce e Gallipoli emergono come i principali poli dell'offerta, con oltre 3,400 annunci ciascuno, seguite da Ostuni, che supera le 3,200 unità. Un secondo gruppo comprende località a forte vocazione turistica costiera, quali Porto Cesareo, Bari e Nardò, che presentano valori compresi tra circa 2,200 e 2,600 annunci. Chiudono la classifica Monopoli, Melendugno, Ugento e Otranto, con un numero di annunci comunque superiore alle 1,200 unità.

La concentrazione osservata evidenzia il ruolo centrale delle destinazioni costiere ma la presenza di comuni dell'entroterra tra le località con il maggior numero di annunci, indica una diffusione dell'offerta che interessa anche contesti territoriali legati a forme di turismo culturale o rurale.

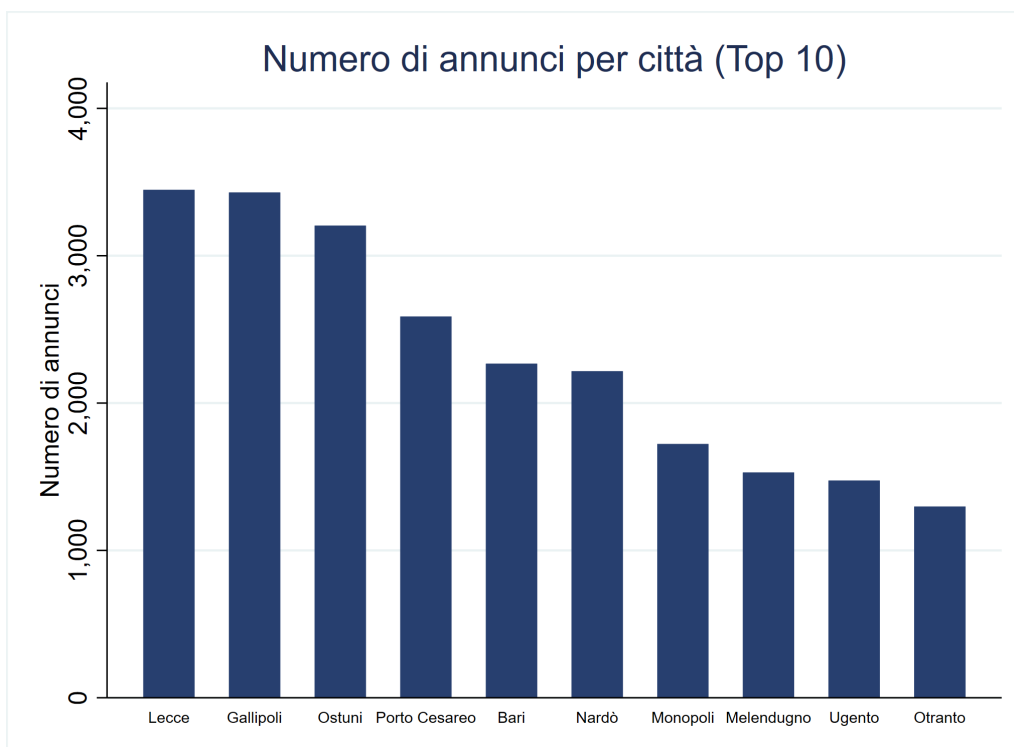


Figura 4.3: Località con il maggior numero di annunci

In Figura 4.4, la distribuzione, per comune, del numero di annunci in Puglia.

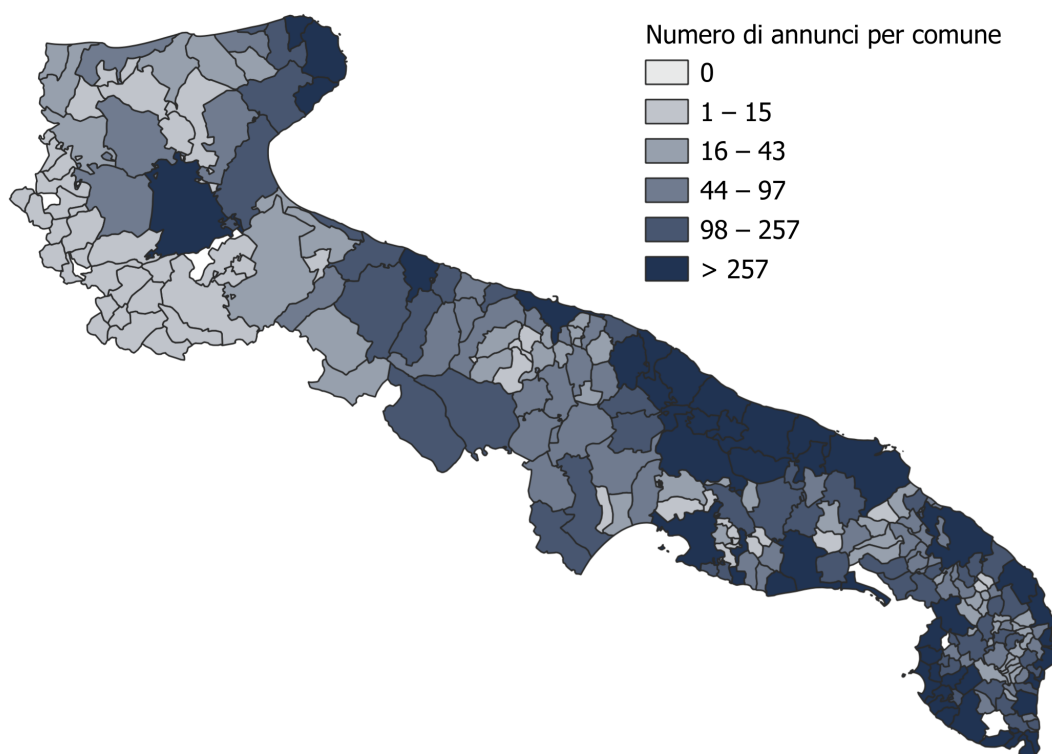


Figura 4.4: Cartina della Puglia con il numero di annunci per comune

4.4 Tipologia, dimensione e capacità degli alloggi

La struttura dell'offerta nel mercato analizzato, si caratterizza per una marcata prevalenza di soluzioni residenziali complete e di dimensioni medio-piccole, delineando un profilo fortemente orientato verso l'ospitalità non alberghiera.

Come emerge dalla Tabella 4.4, la quasi totalità delle osservazioni è riconducibile alla tipologia *Entire home/apt*, che rappresenta circa l'80% del campione, mentre le *Private room* costituiscono una quota significativamente più contenuta e le categorie *Hotel room* e *Shared room* risultano del tutto marginali.

La composizione risultante da questa analisi riflette una configurazione dell'offerta prevalentemente basata sull'uso esclusivo dell'alloggio, coerente con una domanda turistica orientata a forme di soggiorno flessibili e autonome.

Tabella 4.4: Distribuzione delle osservazioni per tipologia di annuncio

Tipologia di annuncio	Osservazioni	Percentuale
Entire home/apt	47,124	80.00
Hotel room	10,857	18.43
Private room	731	1.24
Shared room	176	0.30

Accanto alla tipologia contrattuale, la struttura fisica degli alloggi contribuisce in modo rilevante alla caratterizzazione dell'offerta.

La distribuzione del numero di camere da letto, riportata nella Figura 4.5, evidenzia una forte concentrazione su valori contenuti: la maggior parte degli annunci dispone di una o due camere, mentre le abitazioni con tre o più camere costituiscono un segmento progressivamente meno frequente.

Inoltre, l'offerta include una notevole quantità di alloggi privi di camere da letto separate, che possono essere monocali o open space, in linea con la natura residenziale e compatta dell'offerta.

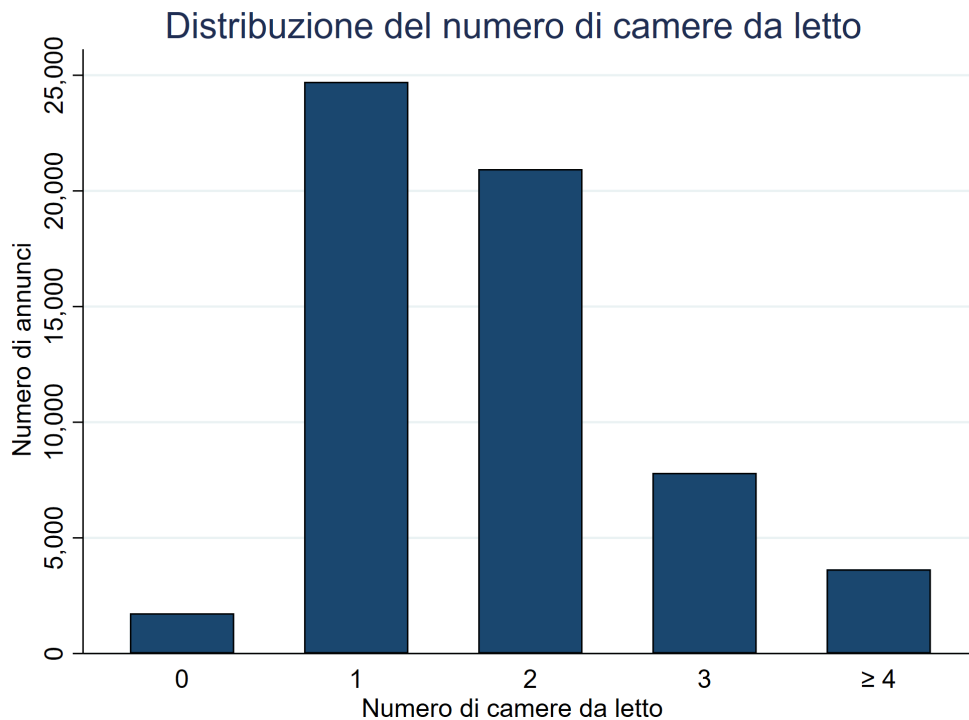


Figura 4.5: Distribuzione del numero di camere da letto

Un quadro analogo emerge dall'analisi del numero di bagni, illustrata nella Figura 4.6.

Le unità con un bagno e mezzo o due bagni sono rare e la distribuzione è principalmente concentrata su valori pari o inferiori a un bagno. Le unità con tre o più servizi costituiscono la parte residuale.

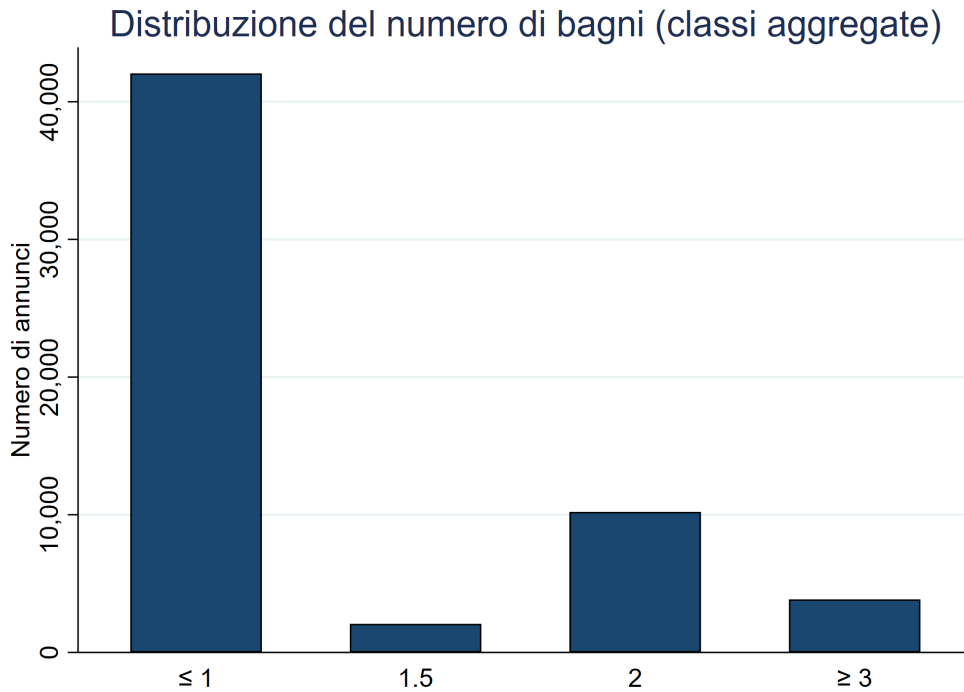


Figura 4.6: Distribuzione del numero di bagni

Nota: I valori intermedi derivano dalla classificazione adottata dalla piattaforma, che distingue tra servizi completi e servizi parziali.

Infine, l'analisi della capienza massima, riportata in Tabella 4.5, conferma le evidenze emerse in precedenza.

La distribuzione mostra una netta prevalenza di unità destinate a piccoli gruppi: la modalità pari a quattro ospiti raccoglie da sola circa il 28% del campione e oltre la metà delle osservazioni risulta concentrata nelle categorie fino a quattro posti letto.

Gli alloggi in grado di ospitare gruppi numerosi o strutture di grandi dimensioni costituiscono un segmento residuale dell'offerta, mentre la frequenza degli annunci diminuisce notevolmente con la crescita della capienza.

Tabella 4.5: Distribuzione degli annunci per capienza massima

Capienza massima (ospiti)	Annunci	Percentuale (%)	Cum. (%)
1	616	1.05	1.05
2	11,216	19.04	20.09
3	5,811	9.87	29.95
4	16,673	28.30	58.26
5	7,034	11.94	70.20
6	8,976	15.24	85.44
7	2,110	3.58	89.02
8	3,008	5.11	94.12
9	773	1.31	95.44
10+	2,688	4.56	100.00
Totale	58,905	100.00	

4.5 Distribuzione delle variabili economiche

Questa sezione esamina la distribuzione delle principali variabili economiche associate agli annunci, con riferimento al tasso di occupazione, all'Average Daily Rate (ADR) e ai ricavi mensili. La dimensione considerata sarà quella annuncio-mese.

Il tasso di occupazione, definito come rapporto tra il numero di giorni prenotati e il totale dei giorni in cui l'annuncio risulta disponibile nel mese, assume valori compresi nell'intervallo unitario $[0, 1]$.

La Tabella 4.6 mostra una distribuzione fortemente concentrata sui valori più bassi, infatti, sia la mediana che il primo quartile sono pari a zero, mentre la media è 0,152. Questo riflette una marcata polarizzazione dell'attività economica, in cui una quota rilevante di annunci rimane inattiva per molti mesi dell'anno.

Tabella 4.6: Statistiche descrittive del tasso di occupazione

Variabile	N	Media	Dev. Std.	p25	Mediana	p75	Min	Max
Occupancy	1,048,575	0.152	0.287	0.000	0.000	0.143	0.000	1.000

Tale evidenza è ulteriormente chiarita dalla Tabella 4.7, che riporta la frequenza dei mesi caratterizzati da un tasso di occupazione nullo. Circa il 66.8% delle os-

servazioni corrisponde a mesi senza alcuna prenotazione, suggerendo che una parte significativa dell'offerta opera in modo discontinuo o prevalentemente stagionale.

Tabella 4.7: Quota di mesi con tasso di occupazione nullo

Occupancy = 0	Frequenza	Percentuale (%)
No	348,689	33.25
Sì	699,886	66.75
Totale	1,048,575	100.00

In Figura 4.7 la distribuzione, per comune, del tasso di occupazione medio annuncio-mese.

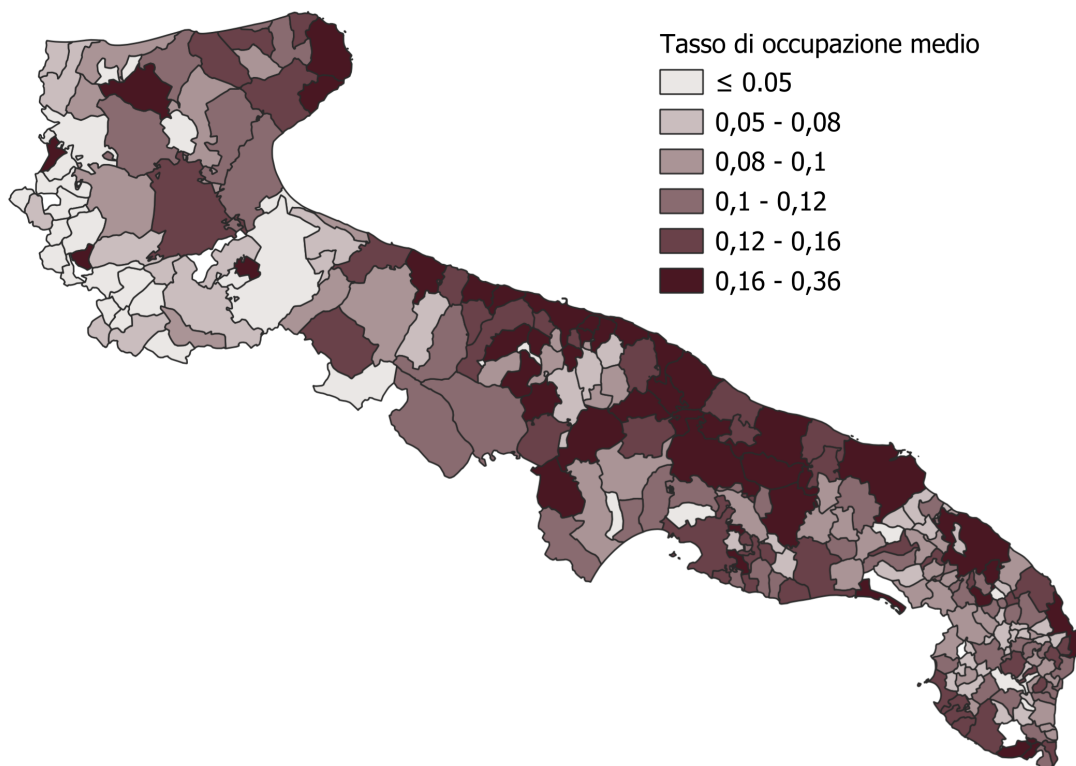


Figura 4.7: Cartina della Puglia con tasso di occupazione medio annuncio-mese

L'Average Daily Rate (ADR), calcolato come rapporto tra i ricavi mensili e il numero di giorni prenotati, è osservabile esclusivamente nei mesi in cui l'annuncio registra almeno una prenotazione.

I valori riportati nella Tabella 4.8 mostrano una distribuzione dell'ADR fortemente sbilanciata verso i valori più elevati. La media (1,156 USD) risulta infatti nettamente superiore alla mediana (830 USD), indicando che la maggior parte degli

annunci applica prezzi giornalieri relativamente contenuti, mentre una quota ridotta di alloggi presenta livelli di ADR molto più alti, tali da spingere verso l'alto il valore medio. L'elevata deviazione standard conferma la presenza di una marcata variabilità dei prezzi, riflettendo un'ampia eterogeneità nelle strategie tariffarie adottate dagli host.

Tabella 4.8: Statistiche descrittive dell'ADR

Variabile	N	Media	Dev. Std.	p25	Mediana	p75	Min	Max
ADR (USD)	348,689	1,156.07	1,239.03	570.00	830.00	1,266.67	10.00	57,340.00

La Figura 4.8 mostra un boxplot dell'ADR costruito sul sottocampione compreso tra il primo e il novantanovesimo percentile, al fine di ridurre l'influenza dei valori estremi. Anche dopo tale restrizione, la distribuzione presenta una marcata dispersione e una pronunciata asimmetria verso l'alto.

Questo risultato mostra che la forte variabilità dei prezzi giornalieri non è solo dovuta alla presenza di pochi annunci con tariffe eccezionalmente elevate, ma riguarda anche la parte centrale della distribuzione dove i livelli di ADR degli alloggi sono molto diversi tra loro.

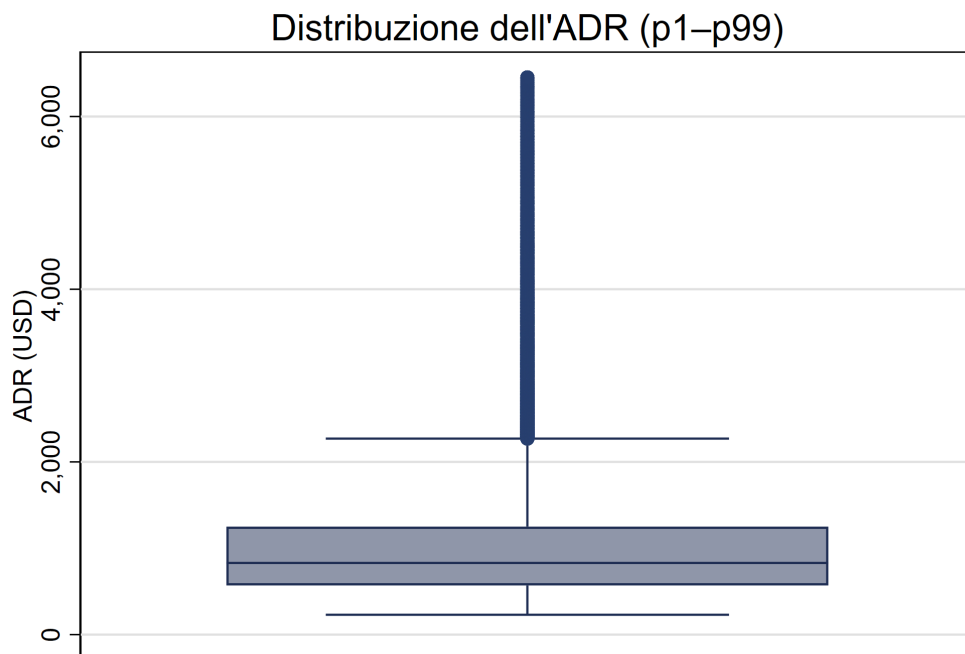


Figura 4.8: Distribuzione dell'ADR

In linea con le evidenze emerse per il tasso di occupazione e per l'ADR, la distribuzione dei ricavi mensili, riportata in Tabella 4.9, presenta una struttura fortemente

asimmetrica. La mediana pari a zero indica che almeno metà delle osservazioni non genera ricavi nel mese considerato, coerentemente con l'elevata quota di mesi senza prenotazioni osservata in precedenza. Al contrario, la media risulta pari a circa 4,830 USD, segnalando la presenza di una coda destra molto pronunciata, riconducibile a una ristretta quota di annunci in grado di combinare livelli elevati di occupazione e prezzi giornalieri più alti.

Questo sbilanciamento è ulteriormente accentuato da valori massimi molto elevati, che riflettono la capacità di alcuni alloggi di intercettare una forte domanda e generare ricavi significativamente superiori alla media del campione.

Tabella 4.9: Statistiche descrittive dei ricavi mensili

Variabile	N	Media	Dev. Std.	p25	Mediana	p75	Min	Max
Ricavi mensili (USD)	1,048,575	4,829.48	15,260.95	0.00	0.00	2,760.00	0.00	1,050,000

La Figura 4.9 rappresenta la distribuzione dei ricavi mensili mediante un box-plot in scala logaritmica (utilizzata poichè consente di migliorare la leggibilità della distribuzione, fortemente influenzata da valori estremi, e di mettere in evidenza la notevole dispersione dei ricavi anche nella parte centrale). La figura conferma che l'eterogeneità delle performance economiche non è limitata a pochi casi eccezionali, ma caratterizza in modo strutturale l'insieme degli annunci.

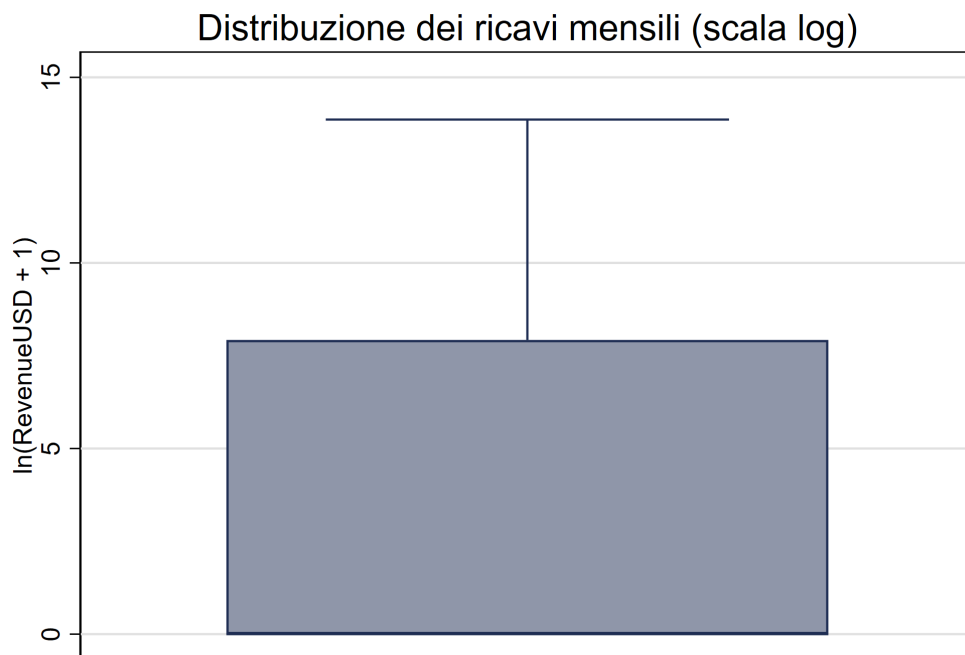


Figura 4.9: Distribuzione dei ricavi mensili

Nel complesso, l'analisi delle variabili economiche mostra un mercato fortemente disomogeneo, caratterizzato da una minoranza di alloggi che concentra una parte significativa dell'attività economica e dalla coesistenza di annunci con performance limitate o nulle.

4.6 Differenze tra aree costiere e non costiere

Al fine di cogliere in modo più strutturato le eterogeneità territoriali del mercato, il campione è stato ulteriormente suddiviso distinguendo tra annunci localizzati in comuni costieri e annunci situati in aree dell'entroterra.

La classificazione è basata su una variabile binaria che identifica la natura costiera del comune di appartenenza dell'alloggio.¹

Dal punto di vista quantitativo, la ripartizione tra le due categorie risulta sostanzialmente bilanciata.

Come riportato nella Tabella 4.10, circa il 48.4% delle osservazioni è riferibile ad annunci localizzati in comuni costieri, mentre il restante 51.6% riguarda aree non costiere. Tale equilibrio riflette una diffusione dell'offerta che non si limita esclusivamente alle località balneari, ma coinvolge in modo significativo anche territori interni.

Tabella 4.10: Distribuzione delle osservazioni tra aree costiere e non costiere

Tipologia territoriale	Percentuale
Non costieri	51.60
Costieri	48.40

La distinzione territoriale assume tuttavia maggiore rilevanza quando si considerano le performance economiche degli annunci.

La Tabella 4.11 mostra come, in media, gli alloggi situati in comuni costieri hanno tassi di occupazione, ADR e ricavi mensili più alti rispetto a quelli situati nell'entroterra. In particolare, nelle aree costiere, il tasso di occupazione medio è di circa 0.15, mentre nelle aree non costiere è di circa 0.11. Analogamente, l'ADR e i ricavi medi mensili risultano sistematicamente superiori per gli annunci costieri.

¹La distinzione tra comuni costieri e non costieri è stata ottenuta mediante una classificazione manuale, basata sulla presenza o meno di un affaccio diretto sul mare secondo i confini amministrativi comunali.

Tabella 4.11: Performance economiche per tipologia territoriale

Area	Occupancy media	ADR medio	Ricavo medio mensile
Non costieri	0.112	1080.47	3955.98
Costieri	0.149	1227.92	5760.88

Le differenze osservate suggeriscono una maggiore capacità delle destinazioni costiere di intercettare la domanda turistica, sia in termini di intensità di utilizzo degli alloggi sia di valorizzazione economica degli stessi.

Analizzando invece la tipologia di alloggi, come riportato nella Tabella 4.12, gli annunci di tipo *entire home/apartment* risultano maggiormente concentrati nelle aree costiere, mentre le aree non costiere presentano una quota relativamente più elevata di stanze private e condivise. Questo suggerisce modelli di utilizzo differenti degli immobili, coerenti con una domanda prevalentemente turistica nelle località costiere e più mista nei contesti interni.

Tabella 4.12: Distribuzione delle tipologie di annuncio per area costiera

Tipologia di annuncio	Non costieri (%)	Costieri (%)
Entire home/apartment	48.75	51.25
Private room	62.81	37.19
Shared room	63.91	36.09
Hotel room	61.07	38.93

Infine, la Figura 4.10 consente di analizzare la dinamica temporale del tasso di occupazione medio nelle due aree. L'andamento mensile evidenzia una marcata stagionalità, con picchi ricorrenti nei mesi estivi e livelli contenuti nel resto dell'anno. Sebbene la forma del profilo stagionale risulti sostanzialmente analoga tra aree costiere e non costiere, i livelli di occupazione degli annunci costieri si collocano metodicamente su valori superiori lungo l'intero periodo di osservazione.

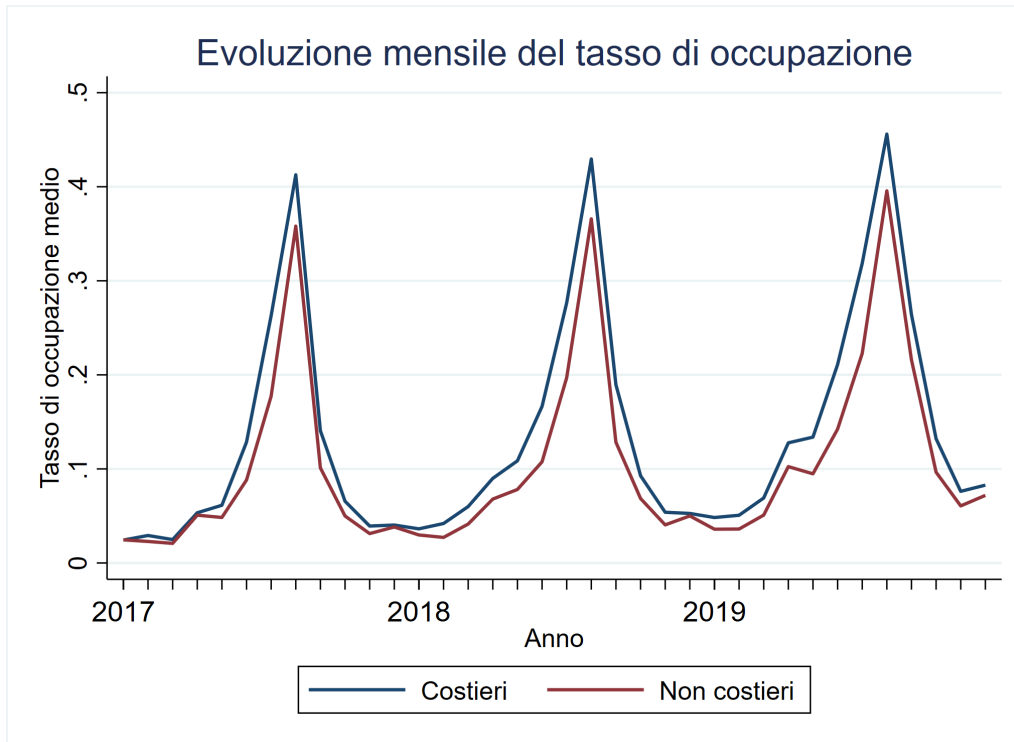


Figura 4.10: Evoluzione mensile del tasso di occupazione medio per aree costiere e non costiere

4.7 Copertura del sentiment e tempistica di formazione della reputazione

Poiché l'informazione reputazionale deriva esclusivamente dalle recensioni testuali lasciate dagli ospiti, la variabile di sentiment non risulta osservabile per tutte le unità del panel. Nel periodo di analisi considerato, il dataset economico include complessivamente 58,905 annunci distinti; di questi, 53,643 annunci (pari al 90,53%) risultano prenotati almeno una volta, indicando che la grande maggioranza degli annunci entra effettivamente in contatto con la domanda.

Limitando l'analisi alle sole recensioni rilasciate nel periodo 2017–2019, 26,558 annunci distinti ricevono almeno una recensione testuale. Tuttavia, non tutti risultano utilizzabili nel panel annuncio–mese ai fini dell'analisi econometrica ma solo 21,412 annunci presentano almeno un mese in cui l'informazione reputazionale risulta effettivamente disponibile nel panel economico secondo l'allineamento temporale adottato poichè per alcuni la prima recensione viene pubblicata nell'ultimo mese di osservazione disponibile mentre per altri in un mese per il quale non esiste una successiva osservazione economica.

Tabella 4.13: Prenotazioni e recensioni a livello di annuncio

Categoria di annuncio	Numero	% sul totale
Annunci distinti osservati	58,905	100.00
Annunci prenotati almeno una volta	53,643	90.53
Annunci con almeno una recensione	26,558	45.09
Annunci prenotati senza recensioni	27,085	45.99

Considerando, invece, il panel annuncio–mese sono presenti complessivamente 1,048,575 osservazioni.

È fondamentale distinguere tra la presenza di nuove recensioni nel mese e la disponibilità complessiva di informazione reputazionale sul mercato.

Considerando il sentiment come un flusso informativo, ovvero considerando solo ogni nuova recensione inserita, tale variabile risulta osservabile in 86,103 osservazioni, pari a circa l'8.21% del panel, riflettendo la bassa probabilità che una prenotazione si traduca in un feedback testuale in ciascun mese.

Adottando invece una prospettiva di tipo *stock*, coerente con l'interpretazione della reputazione come informazione cumulata e persistente, la copertura informativa aumenta sensibilmente. La reputazione viene considerata disponibile nel mese t sulla base dell'informazione formatasi fino al mese $t - 1$, quindi, la reputazione risulta utilizzabile in 312,312 osservazioni annuncio–mese, pari al 29.78% del panel complessivo (Tabella 4.14).

Tabella 4.14: Disponibilità dell'informazione reputazionale nel panel annuncio–mese

Condizione	Osservazioni	% sul totale
<i>Nuova informazione reputazionale (flusso)</i>		
Mesi con nuove recensioni	86,103	8.21
Mesi senza nuove recensioni	962,472	91.79
<i>Informazione reputazionale disponibile (stock, $t - 1$)</i>		
Reputazione non disponibile	736,263	70.22
Reputazione disponibile	312,312	29.78
Totale osservazioni annuncio–mese	1,048,575	100.00

Dal punto di vista temporale, il flusso di nuova informazione reputazionale mostra una dinamica marcatamente stagionale. Come illustrato nella Figura 4.11, la

quota di osservazioni annuncio–mese in cui si registra la presenza di nuove recensioni aumenta sensibilmente nei mesi di maggiore intensità turistica, quando il numero di prenotazioni è più elevato.

Tale andamento riflette uno stretto legame tra livelli di attività economica e probabilità che una prenotazione si traduca in un feedback testuale.

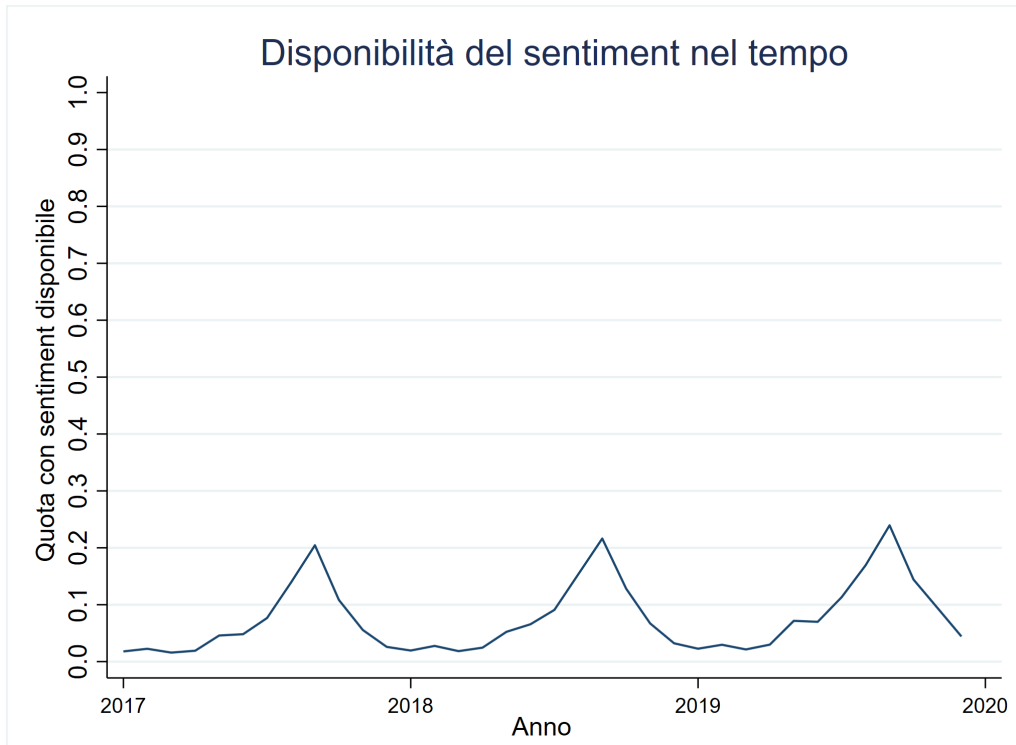


Figura 4.11: Quota mensile di osservazioni annuncio–mese con nuove recensioni

Un ulteriore elemento rilevante riguarda la tempistica di formazione della reputazione. Considerando gli annunci che ricevono almeno una recensione osservabile nel panel economico, il tempo che intercorre tra il primo mese di presenza dell’annuncio nel dataset e la pubblicazione della prima recensione è pari a 4 mesi in mediana, con una media di circa 6.5 mesi. Come mostrato nella Figura 4.12, la distribuzione del tempo di attesa presenta una marcata asimmetria e una coda destra pronunciata: il 10% degli annunci attende almeno 17 mesi prima di ricevere la prima recensione e, in casi estremi, tale intervallo supera i 30 mesi.

Questa evidenza indica che l’ingresso nel processo reputazionale è spesso ritardato rispetto all’esistenza dell’annuncio e alla sua attività economica, suggerendo che una quota non trascurabile dell’offerta opera per periodi prolungati in assenza di feedback osservabili.

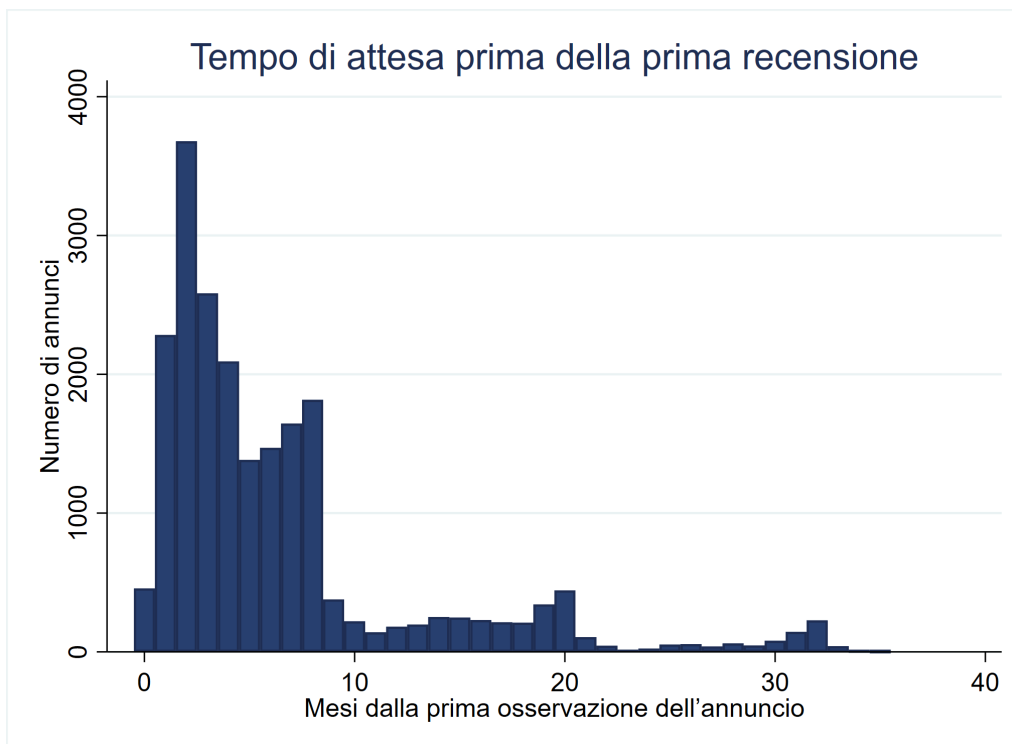


Figura 4.12: Distribuzione del tempo di attesa tra l'ingresso dell'annuncio nel panel e la prima recensione

La Figura 4.13 mostra, inoltre, la distribuzione della durata dello stock reputazionale degli annunci, definita come il numero di mesi per i quali l'informazione reputazionale risulta osservabile a partire dalla prima recensione ricevuta.

In media, lo stock reputazionale è disponibile per circa 16.4 mesi, con una mediana pari a 16 mesi e una deviazione standard di circa 10 mesi. Un quarto degli annunci presenta una durata dello stock inferiore a 6 mesi, mentre un ulteriore quarto mantiene una reputazione osservabile per oltre 27 mesi. Il valore massimo osservato è pari a 35 mesi, corrispondente alla quasi totalità dell'orizzonte temporale analizzato.

La distribuzione appare ampia ma sostanzialmente simmetrica, evidenziando una marcata eterogeneità nella permanenza degli annunci nel processo reputazionale una volta che la reputazione si è formata.

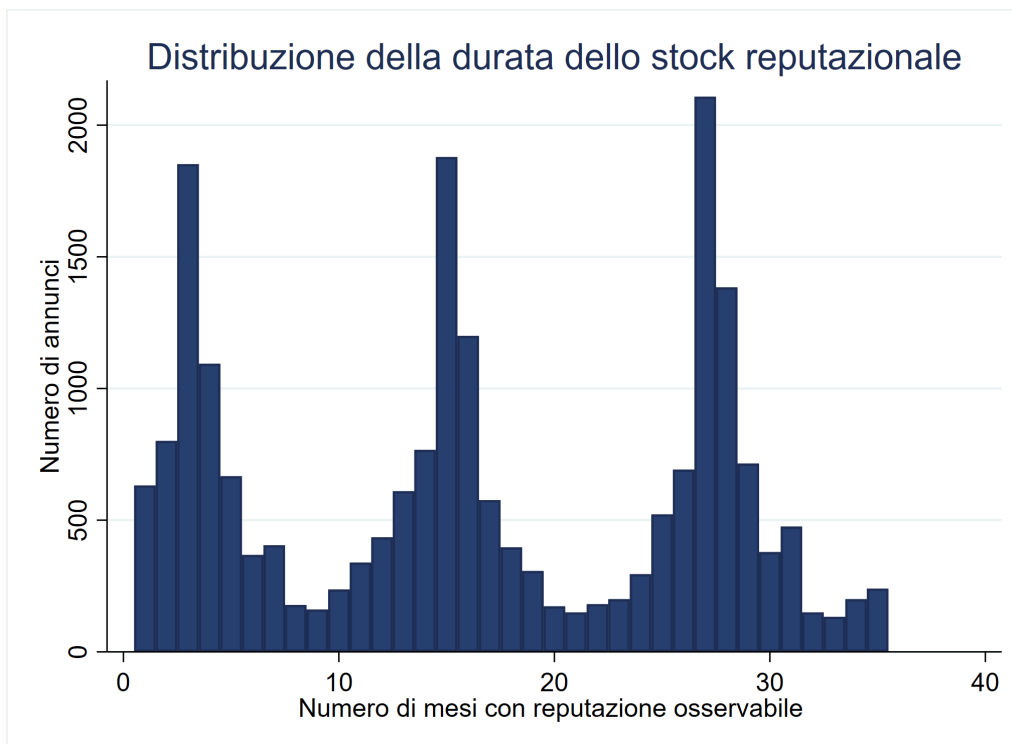


Figura 4.13: Mesi in cui il sentiment è osservato per annuncio

Per quanto riguarda il numero medio di mesi osservati, per gli annunci che hanno almeno una recensione e considerando i soli mesi in cui viene rilasciata nuova informazione reputazionale, si trova un valore pari a 4.02, con una mediana di 2 mesi ed il 25% degli annunci presenta una sola osservazione con sentiment disponibile (Tabella 4.15).

Tali risultati riflettono sia la marcata stagionalità della domanda turistica, che concentra in pochi mesi le nuove recensioni, sia la natura episodica del meccanismo di feedback, per cui solo una parte delle prenotazioni genera effettivamente una recensione.

Tabella 4.15: Durata dell'osservazione del sentiment per annuncio

	Media	P25	Mediana	P75	Min	Max
Numero di mesi osservati con sentiment	4.02	1	2	5	1	36

Infine, si analizza il numero totale di recensioni accumulate dagli annunci che presentano almeno una recensione osservabile nel panel economico.

Come riportato in Tabella 4.16, la mediana è pari a 3 recensioni, mentre il valore medio si attesta a 9.74, segnalando la presenza di una coda destra pronunciata.

Il 75% degli annunci non supera le 9 recensioni complessive, mentre solo il 10% oltrepassa le 24 recensioni.

Questi risultati indicano che la maggior parte degli alloggi riceve un numero limitato di feedback, a fronte di una quota ridotta di annunci che concentra un volume molto elevato di recensioni.

Tabella 4.16: Statistiche descrittive del numero totale di recensioni per annuncio

Statistica	Valore
Media	9.74
Mediana	3
Primo quartile (p25)	1
Terzo quartile (p75)	9
90-esimo percentile (p90)	24
95-esimo percentile (p95)	40
Massimo	473

Capitolo 5

Analisi econometrica

Questo capitolo sviluppa l'analisi econometrica finalizzata a valutare empiricamente la relazione tra la reputazione online degli annunci e le loro performance economiche nel mercato degli affitti di breve periodo.

L'obiettivo è stimare in che misura l'informazione reputazionale, sintetizzata attraverso una misura di sentiment derivata dalle recensioni degli utenti, si associ ai risultati economici osservati a livello di annuncio-mese, tenendo conto dell'elevata eterogeneità strutturale e temporale che caratterizza il mercato analizzato.

L'impostazione metodologica adottata si basa sull'impiego di modelli di regressione lineare, che permettono di analizzare in modo sistematico la relazione media tra le variabili economiche di interesse e gli indicatori di reputazione online, tenendo conto di un insieme articolato di fattori di controllo in grado di catturare sia le caratteristiche osservabili degli annunci sia eterogeneità non direttamente misurabili, riconducibili alla dimensione territoriale e temporale del fenomeno analizzato.

Vengono prima stimati modelli pooled OLS, nei quali il campione è trattato come un insieme di osservazioni indipendenti nel tempo e tra unità, con l'obiettivo di fornire una rappresentazione sintetica della relazione media tra il sentiment espresso nelle recensioni e le performance economiche degli alloggi.

A parità di caratteristiche strutturali dell'immobile, localizzazione geografica e periodo di riferimento, tale specificazione consente di confrontare annunci differenti tra loro e di mettere in evidenza eventuali differenze sistematiche nei risultati economici associate a livelli eterogenei di reputazione online, assumendo pertanto una funzione prevalentemente descrittiva all'interno del disegno empirico complessivo.

Successivamente, l'analisi sfrutta la dimensione panel del dataset attraverso la stima di modelli con effetti fissi a livello di annuncio per confrontare ciascun alloggio con sé stesso nel tempo, eliminando l'influenza di tutte le caratteristiche specifiche dell'annuncio che non variano nel periodo di osservazione, anche quando non diretta-

mente osservabili. In questo modo, la relazione stimata tra sentiment e performance economiche è identificata esclusivamente da variazioni temporali della reputazione all'interno dello stesso annuncio.

In tutti i modelli applicati vengono inoltre inclusi effetti temporali, al fine di controllare per la stagionalità e per le dinamiche comuni che interessano l'intero mercato nel corso del tempo, come fluttuazioni della domanda turistica o shock macroeconomici consentendo di isolare il contributo informativo della reputazione rispetto a variazioni sistematiche che non dipendono dalle caratteristiche del singolo annuncio.

5.1 Modelli di regressione

L'analisi inferenziale sviluppata in questo capitolo si basa su modelli di regressione lineare, utilizzati come strumento per descrivere e quantificare la relazione tra informazione reputazionale e performance economiche degli annunci nel mercato degli affitti di breve periodo.

L'obiettivo è analizzare come le differenze e le variazioni nella reputazione online degli annunci si associno sistematicamente a differenze nelle performance osservate, una volta condizionato per un insieme articolato di fattori rilevanti.

In forma generale, la relazione di interesse può essere rappresentata dalla seguente equazione:

$$y_{it} = \alpha + \beta R_{it} + \mathbf{X}'_{it}\boldsymbol{\gamma} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (5.1)$$

dove y_{it} indica una variabile di performance economica dell'annuncio i nel periodo t . Nel corso dell'analisi, tale variabile assumerà alternativamente il tasso di occupazione mensile, l'Average Daily Rate (ADR) o i ricavi mensili, al fine di cogliere diverse dimensioni dell'attività economica.

Il termine R_{it} rappresenta una misura sintetica della reputazione online dell'annuncio, costruita a partire dalle recensioni disponibili sulla piattaforma ed in particolare indica l'informazione reputazionale disponibile all'inizio del periodo t , costruita a partire dalle recensioni accumulate fino al periodo $t - 1$.

Il coefficiente β cattura l'associazione media tra reputazione e performance economica, condizionatamente alle altre variabili incluse nel modello.

Il vettore \mathbf{X}_{it} raccoglie un insieme di controlli osservabili che possono variare nel tempo e che contribuiscono a spiegare l'andamento delle performance economiche, mentre μ_i rappresenta una componente specifica dell'annuncio, che sintetizza tutte le caratteristiche invarianti nel tempo e non direttamente osservabili. Il termine λ_t

indica invece effetti comuni a tutti gli annunci in un dato periodo, volti a catturare dinamiche aggregate e componenti stagionali del mercato.

Infine, ε_{it} è il termine di errore idiosincratico ossia la componente delle performance economiche dell'annuncio i nel periodo t che non è spiegata né dalla reputazione, né dalle variabili di controllo osservabili, né dagli effetti specifici dell'annuncio o del periodo. Esso cattura pertanto fattori transitori e non osservati, come shock di domanda localizzati, eventi contingenti o variazioni casuali nel comportamento degli utenti, che incidono sulle performance in modo imprevedibile e non sistematico. L'errore idiosincratico è assunto avere valore atteso nullo e varianza finita, e rappresenta la fonte residua di variabilità delle osservazioni una volta condizionato per le componenti strutturali e temporali incluse nel modello.

A partire da questa formulazione generale, l'analisi si articola in diverse applicazioni del modello, che differiscono per le assunzioni adottate sulla struttura di μ_i e sull'utilizzo della dimensione panel del dataset.

5.2 Stime pooled OLS: analisi separata e congiunta delle componenti reputazionali

L'analisi econometrica prende avvio dalla stima di modelli pooled OLS a livello di annuncio-mese, con errori standard clusterizzati per annuncio e inclusione di controlli strutturali (Bedrooms, Bathrooms, MaxGuests), territoriali (COMUNE) ed effetti temporali mensili.

Coerentemente con l'interpretazione della reputazione come informazione disponibile nel mese t solo se formata entro il periodo precedente, sia il sentiment sia il numero cumulato di recensioni vengono allineati temporalmente a $t - 1$.

Per distinguere il contributo della componente qualitativa (sentiment medio cumulato) da quello della componente quantitativa (stock di recensioni) e valutare se ciascuna mantenga un effetto autonomo, si stimano specifiche alternative e una specifica congiunta.

Si procede in modo sequenziale stimando:

1. un modello con solo l'intensità del sentiment (`sentiment_intensity`),
2. un modello con il solo stock di recensioni (`log(1 + reviews_cumulative)`),
3. un modello con entrambe le variabili incluse congiuntamente.

Tale strategia consente di valutare se ciascuna componente mantenga un effetto autonomo sulle performance economiche oppure se l'inclusione simultanea attenui l'impatto di una delle due.

5.2.1 Sentiment come unica variabile reputazionale

Si stima in primo luogo una specifica pooled OLS in cui la sola componente reputazionale inclusa è il sentiment medio cumulato disponibile nel mese t , allineato all'informazione disponibile fino a $t - 1$.

L'obiettivo è isolare il contributo della dimensione qualitativa della reputazione, mantenendo invariati controlli strutturali, tipologia di annuncio, mercato territoriale ed effetti temporali mensili. Gli errori standard sono clusterizzati a livello di annuncio.

La Tabella 5.1 riporta i risultati relativi al tasso di occupazione. Il coefficiente associato a `sentiment_intensity` è pari a 0.0357 ed è statisticamente significativo al livello dell'1% ($p < 0.001$).

Dal punto di vista economico, un incremento unitario del sentiment (su scala 1-5) è associato, in media, a un aumento di circa 3.6 punti percentuali nel tasso di occupazione mensile, a parità di caratteristiche dell'alloggio, mercato e periodo temporale.

Il modello presenta un R^2 pari a 0.3238, indicando che circa il 32% della variabilità cross-section e temporale dell'occupazione è spiegata dalle variabili incluse nella specifica.

Tabella 5.1: Pooled OLS: intensità del sentiment e tasso di occupazione

	Coefficiente	Errore standard	p -value
<code>sentiment_intensity</code> (intensità del sentiment)	0.0357352	0.0024971	< 0.001
Controlli strutturali	Sì		
Tipologia annuncio	Sì		
Mercato territoriale	Sì		
Effetti temporali mensili	Sì		
Numero osservazioni		311.096	
R^2		0.3238	
Errori clusterizzati per annuncio		Sì	

Con riferimento all'Average Daily Rate (Tabella 5.2), il coefficiente del sentiment risulta pari a 29.48 e non è statisticamente significativo ai livelli convenzionali ($p = 0.125$).

Ciò implica che, a parità di caratteristiche dell'alloggio, tipologia, mercato e mese, non emerge evidenza robusta di una relazione statisticamente distinta da zero tra l'intensità del sentiment e il prezzo medio giornaliero.

L' R^2 del modello è pari a 0.4646, suggerendo un buon livello di capacità esplicativa per una specifica pooled.

Tabella 5.2: Pooled OLS: intensità del sentiment e ADR

	Coefficiente	Errore standard	<i>p</i> -value
<code>sentiment_intensity</code> (intensità del sentiment)	29.47708	19.22287	0.125
Controlli strutturali	Sì		
Tipologia annuncio	Sì		
Mercato territoriale	Sì		
Effetti temporali mensili	Sì		
Numero osservazioni		153.091	
R^2		0.4646	
Errori clusterizzati per annuncio		Sì	

Infine, la Tabella 5.3 riporta i risultati per i ricavi mensili. Il coefficiente stimato per il sentiment è pari a 883.84 ed è statisticamente significativo al livello dell'1% ($p < 0.001$).

In termini economici, un incremento unitario del sentiment è associato a un aumento medio dei ricavi mensili di circa 884 dollari, a parità di struttura dell'alloggio, mercato e periodo.

Tabella 5.3: Pooled OLS: intensità del sentiment e ricavi mensili

	Coefficiente	Errore standard	<i>p</i> -value
sentiment_intensity (intensità del sentiment)	883.8404	195.9427	< 0.001
Controlli strutturali	Sì		
Tipologia annuncio	Sì		
Mercato territoriale	Sì		
Effetti temporali mensili	Sì		
Numero osservazioni		311.096	
R^2		0.2604	
Errori clusterizzati per annuncio		Sì	

Nel complesso, le tre stime pooled OLS delineano un quadro in cui la reputazione “qualitativa” risulta associata a migliori performance economiche nel mese lungo più dimensioni.

L’effetto positivo su *occupancy* suggerisce che una valutazione testuale più favorevole si traduca in una domanda più intensa, aumentando la probabilità di prenotazione e/o il numero di giorni prenotati nel mese.

Inoltre, per l’ADR l’evidenza non è statisticamente conclusiva nella specifica considerata, coerentemente con il fatto che il pricing possa dipendere in misura rilevante da determinanti aggiuntivi non osservati e da scelte strategiche dell’host. Infine, l’associazione positiva con i ricavi mensili indica che, a parità di condizioni strutturali e temporali, un sentiment più elevato è correlato a una maggiore capacità di generare fatturato nel mese corrente.

I risultati sono compatibili con l’idea che la reputazione agisca come segnale di qualità in un mercato caratterizzato da asimmetria informativa: recensioni più positive riducono l’incertezza dell’ospite e rendono l’annuncio relativamente più attraente rispetto ai concorrenti, determinando effetti sui volumi di prenotazione e, in ultima istanza, sui ricavi.

È rilevante notare anche che l’effetto del sentiment sull’occupazione risulta stimato con elevata precisione statistica, mentre per l’ADR la significatività è assente nella specifica stimata; ciò è coerente con il fatto che le strategie di pricing possono essere maggiormente eterogenee tra host e più influenzate da determinanti non osservati

(ad esempio politiche di sconto, obiettivi di riempimento, vincoli operativi), mentre la domanda tende a reagire più sistematicamente a informazioni reputazionali facilmente interpretabili dagli utenti.

5.2.2 Stock di recensioni come unica variabile reputazionale

In questa specificazione la reputazione viene misurata esclusivamente attraverso lo *stock cumulato di recensioni* disponibile nel mese t ed allineato a $t - 1$.

La variabile utilizzata nelle regressioni è $\log(1 + \text{reviews cumulative})$, così da attenuare l'asimmetria della distribuzione dello stock e ottenere una scala più comparabile tra annunci.

La Tabella 5.4 riporta i risultati pooled OLS per il tasso di occupazione.

Il coefficiente associato a $\log(1 + \text{reviews cumulative})$ è positivo e altamente significativo, indicando che una maggiore quantità cumulata di feedback è associata, in media, a livelli più elevati di occupazione mensile, a parità di caratteristiche strutturali, tipologia di annuncio, mercato e mese.

Un incremento unitario di $\log(1 + \text{reviews cumulative})$, cioè approssimativamente un aumento dello stock di recensioni di circa 2.7 volte, è associato a un aumento medio di circa 5.4 punti percentuali nel tasso di occupazione mensile.

L'entità dell'effetto, oltre a essere stimata con elevata precisione, risulta coerente con l'interpretazione dello stock di recensioni come segnale quantitativo di affidabilità e popolarità dell'annuncio.

Tabella 5.4: Pooled OLS: stock di recensioni e tasso di occupazione

	Coefficiente	Errore standard	p -value
$\log(1 + \text{reviews cumulative})$ (stock di recensioni)	0.0538264	0.0014017	< 0.001
Controlli strutturali	Sì		
Tipologia annuncio	Sì		
Mercato territoriale	Sì		
Effetti temporali mensili	Sì		
Numero osservazioni		311.096	
R^2		0.3441	
Errori clusterizzati per annuncio		Sì	

La Tabella 5.5 riporta i risultati per l’Average Daily Rate.

Il coefficiente dello stock è negativo e pari a -65.54 ($p < 0.001$), suggerendo che, a parità di caratteristiche osservabili e del contesto temporale/territoriale, annunci con uno stock di recensioni più elevato tendono ad applicare un prezzo medio giornaliero inferiore. Tale evidenza è compatibile con l’ipotesi che una parte degli annunci con lunga storia di attività persegua strategie maggiormente orientate ai volumi, oppure che lo stock catturi anche aspetti legati all’anzianità dell’annuncio e a politiche di pricing più conservative.

Tabella 5.5: Pooled OLS: stock di recensioni e ADR

	Coefficiente	Errore standard	p -value
$\log(1 + \text{reviews cumulative})$ (stock di recensioni)	-65.54289	4.678989	< 0.001
Controlli strutturali	Sì		
Tipologia annuncio	Sì		
Mercato territoriale	Sì		
Effetti temporali mensili	Sì		
Numero osservazioni		153.091	
R^2		0.4692	
Errori clusterizzati per annuncio		Sì	

Infine, la Tabella 5.6 riporta i risultati per i ricavi mensili.

Il coefficiente associato a $\log(1 + \text{reviews cumulative})$ è positivo e pari a 917.60 ($p < 0.001$), indicando una relazione robusta tra stock reputazionale e ricavi nel mese. In media, un incremento unitario nel logaritmo dello stock di recensioni è associato a un aumento di circa 918 USD di ricavi mensili.

Considerati congiuntamente i risultati su *occupancy* e ADR, l’evidenza è coerente con un canale prevalente legato alla quantità: l’aumento della domanda (giorni prenotati) più che compensa l’associazione negativa osservata sul prezzo medio giornaliero.

Tabella 5.6: Pooled OLS: stock di recensioni e ricavi mensili

	Coefficiente	Errore standard	<i>p</i> -value
<code>log(1 + reviews cumulative)</code> (stock di recensioni)	917.6039	58.58399	< 0.001
Controlli strutturali	Sì		
Tipologia annuncio	Sì		
Mercato territoriale	Sì		
Effetti temporali mensili	Sì		
Numero osservazioni		311.096	
R^2		0.2628	
Errori clusterizzati per annuncio		Sì	

Poiché la reputazione di un annuncio è composta sia da una dimensione quantitativa (numero cumulato di recensioni) sia da una dimensione qualitativa (sentiment medio delle recensioni), l'analisi separata non consente di distinguere se l'associazione attribuita allo stock rifletta effettivamente la quantità di feedback oppure, almeno in parte, la qualità media delle valutazioni ricevute.

Per questo motivo, nella sezione successiva, si stima una specificazione congiunta.

5.2.3 Specificazione congiunta

Dopo aver analizzato separatamente la componente qualitativa (sentiment medio cumulato) e quella quantitativa (stock cumulato di recensioni), si stima una specificazione congiunta che include simultaneamente `sentiment_intensity` e `log(1 + reviews cumulative)`.

L'obiettivo è isolare il contributo marginale di ciascuna dimensione reputazionale, verificando se gli effetti osservati nelle regressioni separate riflettano effettivamente canali distinti oppure se una parte dell'associazione sia riconducibile alla correlazione tra qualità e quantità della reputazione.

Le stime mostrano che entrambe le variabili mantengono un'associazione statisticamente significativa con le performance economiche, anche quando incluse nello stesso modello e a parità di controlli strutturali dell'alloggio, tipologia di annuncio, mercato territoriale ed effetti temporali mensili, con errori standard clusterizzati a livello di annuncio.

Per il tasso di occupazione (Tabella 5.7), il coefficiente del sentiment è pari a 0.0284 ($p < 0.001$), mentre quello dello stock di recensioni è pari a 0.0528 ($p < 0.001$).

Rispetto alle specificazioni separate, il coefficiente del sentiment risulta ridotto in ampiezza, segnalando che una parte dell'effetto precedentemente attribuito alla qualità media delle recensioni rifletteva anche la maggiore numerosità di feedback associata agli annunci con reputazione più elevata. Tuttavia, il coefficiente rimane statisticamente e economicamente rilevante, indicando che la qualità delle valutazioni esercita un effetto autonomo sull'occupazione.

Lo stock di recensioni mantiene un effetto positivo e di entità consistente, suggerendo che la quantità di informazione reputazionale costituisce un segnale indipendente di affidabilità e popolarità. Tale esito indica che sia la qualità sia la quantità della reputazione contribuiscono ad accrescere la domanda, attraverso canali parzialmente distinti.

Tabella 5.7: Pooled OLS: specificazione congiunta e tasso di occupazione

	Coefficiente	Errore standard	p -value
<code>sentiment_intensity</code> (intensità del sentiment)	0.0284	0.0024	< 0.001
<code>log(1 + reviews_cumulative)</code> (stock di recensioni)	0.0528	0.0014	< 0.001
Controlli strutturali	Sì		
Tipologia annuncio	Sì		
Mercato territoriale	Sì		
Effetti temporali mensili	Sì		
Osservazioni		311,096	
R^2		0.3458	
Errori clusterizzati per annuncio		Sì	

Per l'ADR (Tabella 5.8), emerge una dinamica differenziata tra qualità e quantità della reputazione.

L'intensità del sentiment risulta positiva e statisticamente significativa ($\beta = 39.60$, $p = 0.037$), coerentemente con l'esistenza di un premio di prezzo associato a recensioni mediamente più favorevoli.

Al contrario, lo stock di recensioni presenta un coefficiente negativo e significativo ($\beta = -66.50$, $p < 0.001$), indicando che, a parità di qualità media, gli annunci con una maggiore numerosità di recensioni cumulative tendono a praticare ADR inferiori.

In questo caso, il passaggio dal modello separato a quello congiunto modifica in modo rilevante l'evidenza empirica.

Nella specificazione univariata, il coefficiente di `sentiment_intensity` risulta pari a 29.48 e non statisticamente significativo ($p = 0.125$).

Una volta inclusa anche la variabile `log(1+reviews_cumulative)`, il coefficiente del sentiment diventa positivo e statisticamente significativo.

Tale variazione è coerente con la presenza di correlazione positiva tra intensità del sentiment e numero cumulato di recensioni. Poiché nel modello congiunto lo stock di recensioni risulta associato negativamente all'ADR, l'omissione di tale variabile nella regressione separata induce una sottostima dell'effetto del sentiment.

L'inclusione simultanea delle due variabili reputazionali consente invece di identificare l'effetto marginale della qualità media delle recensioni a parità di quantità di feedback ricevuti.

Il coefficiente positivo del sentiment può essere interpretato come evidenza di un premio di prezzo associato a una migliore reputazione qualitativa, mentre il coefficiente negativo dello stock suggerisce che, a parità di qualità percepita, annunci con maggiore anzianità o maggiore numerosità di recensioni adottano strategie di prezzo più contenute.

Tabella 5.8: Pooled OLS: specificazione congiunta e ADR

	Coefficiente	Errore standard	<i>p</i> -value
<code>sentiment_intensity</code> (intensità del sentiment)	39.6045	19.0176	0.037
<code>log(1 + reviews cumulative)</code> (stock di recensioni)	-66.5001	4.6376	< 0.001
Controlli strutturali	Sì		
Tipologia annuncio	Sì		
Mercato territoriale	Sì		
Effetti temporali mensili	Sì		
Osservazioni		153,091	
R^2		0.4695	
Errori standard clusterizzati per annuncio		Sì	

Infine, per i ricavi mensili (Tabella 5.9), entrambe le componenti reputazionali risultano positive e altamente significative.

Sia il coefficiente del sentiment (760.01) che quello dello stock (889.78) sono inferiori rispetto alla specificazione isolata ma rimangono statisticamente robusti.

Tabella 5.9: Pooled OLS: specificazione congiunta e ricavi mensili

	Coefficiente	Errore standard	<i>p</i> -value
Sentiment disponibile (<code>sentiment_intensity</code>)	760.0084	195.6669	< 0.001
log(1 + <code>reviews cumulative</code>) (stock di recensioni)	889.7792	57.8030	< 0.001
Controlli strutturali	Sì		
Tipologia annuncio	Sì		
Mercato territoriale	Sì		
Effetti temporali mensili	Sì		
Osservazioni		311,096	
R^2		0.2633	
Errori standard clusterizzati per annuncio		Sì	

La generale riduzione dei coefficienti rispetto ai modelli separati è coerente con la presenza di correlazione tra qualità e quantità della reputazione: includendo entrambe le variabili, ciascun coefficiente misura l'effetto netto, ossia l'impatto marginale di una dimensione a parità dell'altra.

Il confronto tra specificazioni separate e modello congiunto evidenzia dunque che entrambe le dimensioni della reputazione mantengono un contributo autonomo alle performance economiche.

Tuttavia, trattandosi di stime pooled OLS, tali risultati riflettono prevalentemente variazioni tra annunci, ossia differenze sistematiche tra alloggi con livelli reputazionali differenti.

Non è possibile escludere che parte delle associazioni stimate sia guidata da caratteristiche non osservate e time-invariant dell'annuncio come qualità intrinseca, posizione particolarmente favorevole o capacità gestionale dell'host che risultano correlate sia alla reputazione sia alle performance economiche.

5.2.3.1 Eterogeneità stagionale nell'effetto della reputazione

Dopo aver analizzato l'effetto medio della reputazione online sulle performance economiche degli annunci, l'attenzione viene ora rivolta alla possibile eterogeneità stagionale di tale relazione.

Si intende verificare se l'impatto del sentiment reputazionale vari in funzione delle condizioni di mercato, distinguendo tra periodi di alta e bassa stagione.

L'ipotesi sottostante è che il ruolo informativo della reputazione non sia uniforme nel tempo, ma dipenda dall'intensità della domanda.

Nei mesi di alta stagione, caratterizzati da una maggiore pressione competitiva e da una più ampia possibilità di scelta per gli ospiti, le valutazioni lasciate dagli utenti potrebbero assumere un peso più rilevante nel processo decisionale, amplificando l'effetto della reputazione sulle performance degli alloggi.

Dal punto di vista empirico, tale eterogeneità viene analizzata stimando modelli pooled OLS a livello di annuncio-mese, in cui l'effetto della reputazione è lasciato variare in funzione di una variabile binaria che identifica i mesi di alta stagione (giugno-settembre).

L'inclusione di un termine di interazione tra la misura di reputazione e la dummy stagionale consente di valutare se l'intensità dell'impatto del sentiment differisca significativamente tra alta e bassa stagione, a parità di caratteristiche strutturali dell'alloggio, tipologia di annuncio, mercato territoriale ed effetti temporali mensili.

I risultati relativi al tasso di occupazione sono riportati in Tabella 5.10.

Il coefficiente associato al sentiment reputazionale risulta positivo e statisticamente significativo, indicando che, in bassa stagione, una reputazione migliore è associata a un aumento dell'occupazione media dell'alloggio.

L'interazione tra sentiment e alta stagione è anch'essa positiva e altamente significativa, segnalando che l'effetto marginale della reputazione sull'occupazione è sensibilmente più elevato nei mesi estivi.

Tabella 5.10: Pooled OLS: specificazione congiunta e tasso di occupazione - eterogeneità stagionale

	Coefficiente	Errore standard	<i>p</i> -value
<code>sentiment_intensity</code> (Bassa stagione)	0.0186	0.0022	< 0.001
<code>sentiment_intensity</code> × Alta stagione	0.0288	0.0030	< 0.001
<code>log(1 + reviews cumulative)</code> (stock di recensioni)	0.0528	0.0014	< 0.001
Controlli strutturali	Sì		
Tipologia di annuncio	Sì		
Mercato territoriale	Sì		
Effetti temporali mensili	Sì		
Osservazioni		311,096	
R^2		0.3462	
Errori standard clusterizzati per annuncio		Sì	

La Figura 5.1 fornisce una rappresentazione grafica di tale eterogeneità, mostrando che un incremento unitario del sentiment si associa a un aumento del tasso di occupazione pari a circa 1.86 punti percentuali in bassa stagione e a circa 4.74 (2.88+1.86) punti percentuali in alta stagione.

La differenza tra i due regimi suggerisce che, nei periodi di maggiore intensità della domanda, la reputazione svolga una funzione di selezione particolarmente efficace, consentendo agli annunci meglio valutati di intercettare una quota maggiore della domanda disponibile.

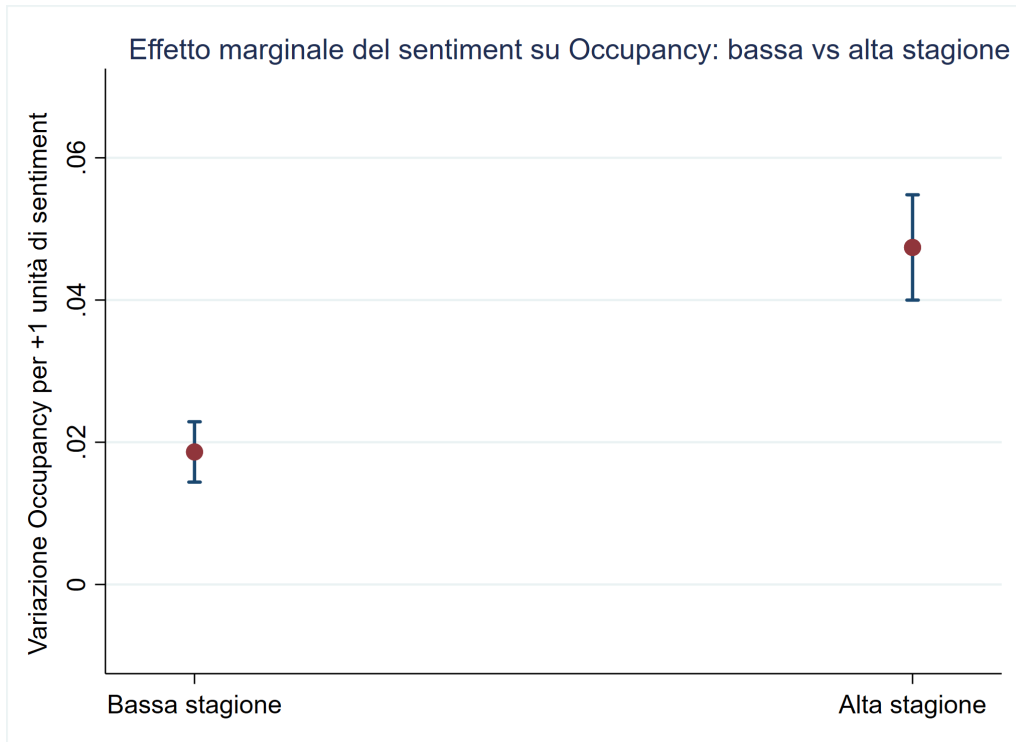


Figura 5.1: Effetto marginale del sentiment sul tasso di occupazione: bassa vs alta stagione

La Tabella 5.11 riporta invece i risultati relativi all'ADR.

Il coefficiente del sentiment reputazionale è positivo e statisticamente significativo in bassa stagione, indicando che annunci con una reputazione migliore applicano prezzi più elevati.

Tuttavia, l'interazione con la variabile di alta stagione non risulta statisticamente significativa, suggerendo l'assenza di una differenza sistematica dell'effetto del sentiment sul prezzo per notte tra alta e bassa stagione.

Tabella 5.11: Pooled OLS: specificazione congiunta e ADR - eterogeneità stagionale

	Coefficiente	Errore standard	<i>p</i> -value
<code>sentiment_intensity</code> (Bassa stagione)	35.9516	16.9585	0.034
<code>sentiment_intensity</code> × Alta stagione	6.6724	15.3764	0.664
<code>log(1 + reviews cumulative)</code> (stock di recensioni)	-66.4924	4.6381	< 0.001
Controlli strutturali	Sì		
Tipologia di annuncio	Sì		
Mercato territoriale	Sì		
Effetti temporali mensili	Sì		
Osservazioni		153,091	
R^2		0.4695	
Errori standard clusterizzati per annuncio		Sì	

Come evidenziato nella Figura 5.2, le stime puntuali dell'effetto del sentiment sull'ADR risultano simili nei due periodi e gli intervalli di confidenza sono ampiamente sovrapposti.

Tale riscontro indica che, pur consentendo un posizionamento su livelli di prezzo mediamente più elevati, la reputazione non mostra un impatto differenziato tra alta e bassa stagione; la formazione dei prezzi appare quindi influenzata prevalentemente da caratteristiche strutturali dell'alloggio e dalla stagionalità generale della domanda, più che da un utilizzo stagionalmente variabile del capitale reputazionale.

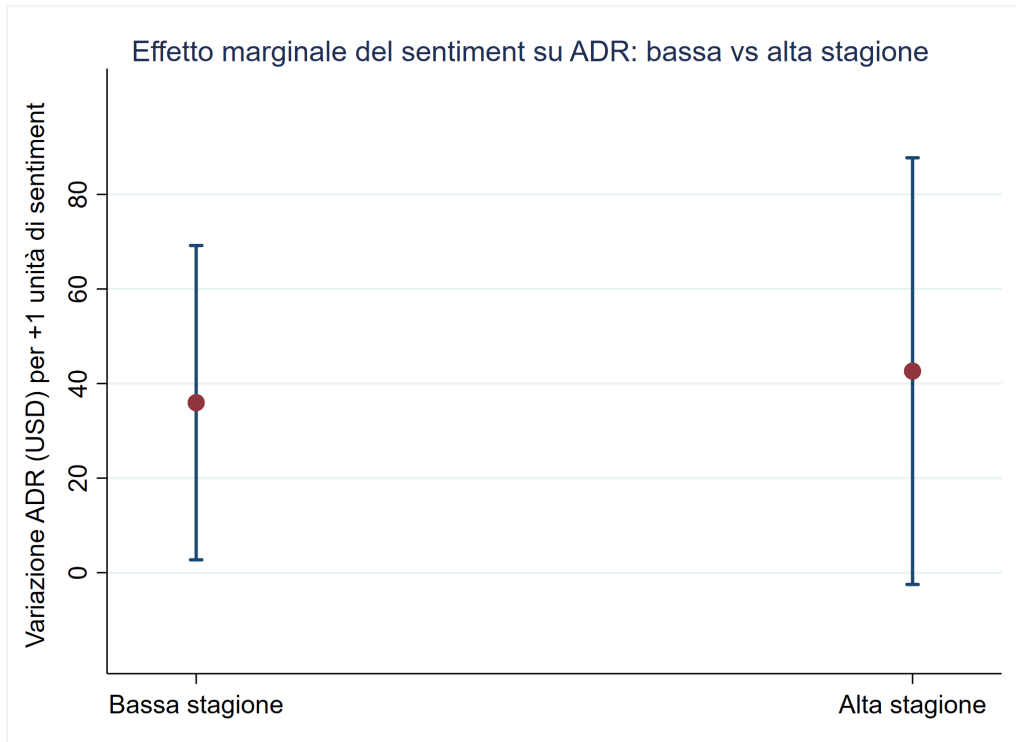


Figura 5.2: Effetto marginale del sentiment sull'ADR per bassa e alta stagione

Infine, la Tabella 5.12 presenta i risultati relativi ai ricavi mensili.

Sia il coefficiente del sentiment reputazionale sia l'interazione con la variabile di alta stagione risultano positivi e statisticamente significativi, indicando che l'effetto complessivo della reputazione sui ricavi è significativamente più elevato nei mesi estivi.

Tabella 5.12: Pooled OLS: specificazione congiunta e ricavi mensili - eterogeneità stagionale

	Coefficiente	Errore standard	<i>p</i> -value
<code>sentiment_intensity</code> (Bassa stagione)	414.8144	101.7113	< 0.001
<code>sentiment_intensity</code> × Alta stagione	1,017.9780	404.5283	0.012
<code>log(1 + reviews cumulative)</code> (stock di recensioni)	889.1765	57.7733	< 0.001
Controlli strutturali	Sì		
Tipologia di annuncio	Sì		
Mercato territoriale	Sì		
Effetti temporali mensili	Sì		
Osservazioni		311,096	
R^2		0.2635	
Errori standard clusterizzati per annuncio		Sì	

La Figura 5.3 mostra che un incremento unitario del sentiment è associato a un aumento del ricavo mensile di circa 414.8 dollari in bassa stagione, mentre l'effetto raggiunge circa 1,432.8 dollari nei mesi di alta stagione.

Considerando congiuntamente i risultati su occupazione e ADR, si osserva che l'incremento dei ricavi associato alla reputazione sia trainato principalmente da un aumento delle quantità vendute (notti prenotate), piuttosto che da un aumento sistematico dei prezzi.

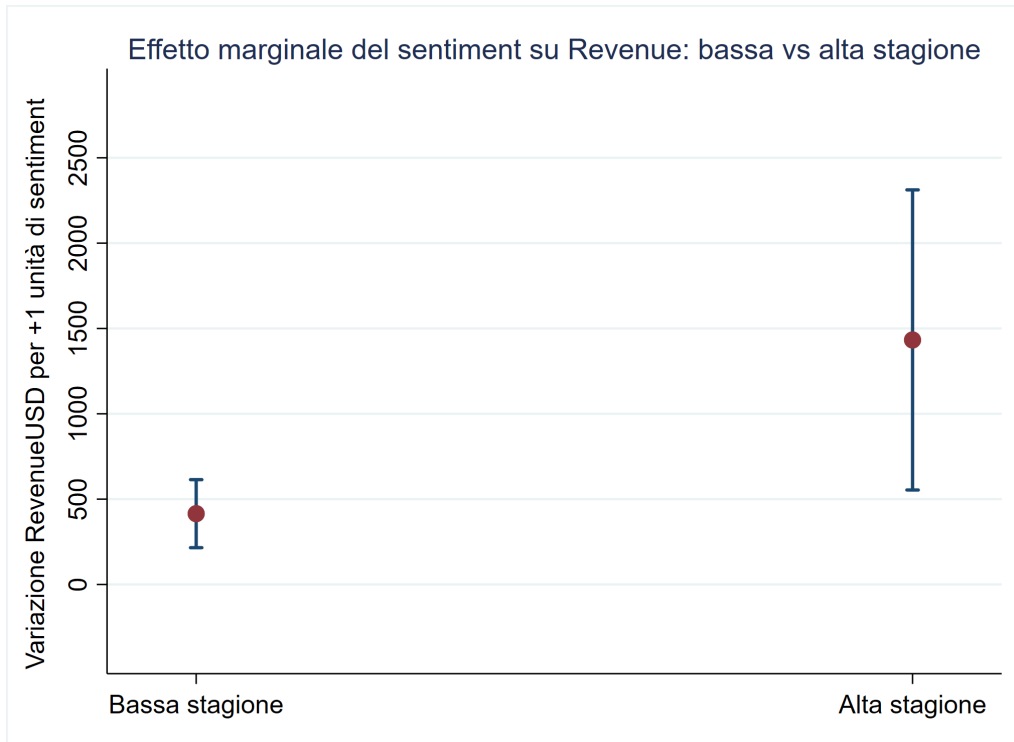


Figura 5.3: Effetto marginale del sentiment sul ricavo mensile per bassa e alta stagione

Nel complesso, l'analisi mette in luce come la reputazione online agisca come un amplificatore delle performance economiche soprattutto nei periodi di maggiore pressione della domanda, rafforzando la capacità degli annunci meglio valutati di attrarre ospiti e generare ricavi nei momenti di massima intensità del mercato.

5.3 Dispersione del sentiment: confronto between e within

Prima di procedere alla stima dei modelli panel, è utile analizzare come la dispersione dell'informazione reputazionale si distribuisca tra la dimensione trasversale e quella temporale del campione.

Questa analisi consente di comprendere se le differenze reputazionali emergano prevalentemente tra annunci diversi oppure nel tempo all'interno dello stesso annuncio, fornendo indicazioni rilevanti per l'interpretazione dei risultati econometrici successivi.

Risulta che la dispersione del sentiment è significativamente più elevata nella dimensione *between* rispetto a quella *within*, infatti, la deviazione standard tra an-

nunci è pari a circa 0.54, mentre la deviazione standard intra-annuncio si attesta su un valore pari a circa 0.12.

Ciò indica che, sebbene la reputazione possa variare nel tempo per un singolo annuncio, le differenze più marcate si osservano nel confronto tra annunci diversi, che presentano livelli medi di valutazione sensibilmente eterogenei.

Le variazioni temporali all'interno dello stesso annuncio risultano invece più contenute, riflettendo una dinamica reputazionale caratterizzata da aggiustamenti incrementali nel tempo. Di conseguenza, l'informazione reputazionale appare maggiormente informativa nella dimensione trasversale, mentre la sua evoluzione temporale tende a manifestarsi con intensità più limitata.

Tabella 5.13: Dispersione del sentiment within - between

Componente	Deviazione standard
Between annunci	0.543
Within annuncio	0.125
Totale (overall)	0.490

Questa struttura della dispersione suggerisce che i modelli pooled OLS siano particolarmente adatti a catturare le differenze sistematiche di performance economica associate a livelli reputazionali differenti tra annunci, mentre i modelli con effetti fissi a livello di annuncio svolgono un ruolo complementare, consentendo di verificare se variazioni marginali della reputazione nel tempo si riflettano in cambiamenti delle performance economiche, una volta controllato per l'eterogeneità strutturale invariata nel tempo.

5.4 Stime fixed effects: analisi separata e congiunta delle componenti reputazionali

Per tenere conto dell'eterogeneità non osservata a livello di alloggio, l'analisi viene estesa stimando modelli panel con effetti fissi a livello di annuncio.

Tale specificazione consente di controllare per tutte le caratteristiche invariabili nel tempo dell'alloggio, quali la localizzazione puntuale, la qualità intrinseca non misurabile, le dotazioni non osservate o lo stile dell'host, che potrebbero essere correlate sia con la reputazione online sia con le performance economiche, generando un potenziale bias nelle stime pooled OLS.

Il modello a effetti fissi identifica l'effetto della reputazione sfruttando esclusivamente la variazione temporale intra-annuncio, confrontando ciascun alloggio con sé stesso nel tempo.

Coerentemente con l'impostazione teorica adottata, l'informazione reputazionale è modellata come uno *stock persistente* disponibile nel mese t solo se formato entro il periodo precedente ($t-1$).

Il coefficiente associato al sentiment misura pertanto se un miglioramento della reputazione di un annuncio rispetto al proprio livello storico medio sia associato a variazioni nelle performance economiche, a parità di annuncio e di condizioni di mercato comuni.

5.4.1 Stock di recensioni come unica variabile reputazionale

In questa prima specificazione, la reputazione è approssimata esclusivamente dalla sua componente *quantitativa*, misurata dallo stock di recensioni accumulate fino al mese precedente.

La variabile esplicativa principale è $\log(1 + \text{reviews cumulative})$ ottenuta applicando una trasformazione logaritmica allo stock (con l'aggiunta di 1 per gestire i valori nulli), così da attenuare l'asimmetria della distribuzione e rendere l'effetto interpretabile come variazione associata a incrementi proporzionali del numero di recensioni.

I risultati relativi al tasso di occupazione, riportati in Tabella 5.14, mostrano che, una volta controllato per l'eterogeneità fissa a livello di annuncio, lo stock cumulato di recensioni disponibili fino a $t-1$ mantiene un coefficiente negativo e altamente significativo.

Il coefficiente associato a $\log(1 + \text{reviews cumulative})$ è pari a -0.0218 ($p < 0.001$) indicando che, a parità di alloggio e di condizioni di mercato comuni, un incremento dello stock reputazionale è associato a una lieve riduzione dell'occupazione media. In particolare, un aumento del 10% nel numero cumulato di recensioni implica una variazione dell'occupancy di circa -0.002 punti, ossia circa 0.2 punti percentuali.

Questo risultato può riflettere effetti di ciclo di vita dell'annuncio, fenomeni di progressiva saturazione della domanda o strategie di riposizionamento nel tempo che accompagnano l'anzianità sulla piattaforma.

Tabella 5.14: Effetti fissi: stock di recensioni e tasso di occupazione

	Coefficiente	Errore standard	<i>p</i> -value
$\log(1 + \text{reviews cumulative})$ (stock di recensioni)	-0.0218	0.0015	< 0.001
Effetti fissi annuncio (μ_i)		Sì	
Effetti temporali mensili (λ_t)		Sì	
Osservazioni		311,096	
Annunci		20,882	
R^2 within		0.3302	
Errori standard clusterizzati per annuncio		Sì	

Per quanto riguarda il prezzo medio giornaliero, i risultati in Tabella 5.15 indicano che lo stock di recensioni cumulative ha un coefficiente positivo e altamente significativo.

Il valore stimato, pari a 14.74 ($p < 0.001$), suggerisce che, a parità di annuncio, l'accumulazione di esperienza e visibilità sulla piattaforma sia associata a un incremento dell'ADR nel tempo.

In termini quantitativi, un aumento del 10% nello stock di recensioni è associato a un incremento dell'ADR di circa 1.4 dollari per giorno prenotato.

Tabella 5.15: Effetti fissi: stock di recensioni e ADR

	Coefficiente	Errore standard	<i>p</i> -value
$\log(1 + \text{reviews cumulative})$ (stock di recensioni)	14.7396	2.2379	< 0.001
Effetti fissi annuncio (μ_i)		Sì	
Effetti temporali mensili (λ_t)		Sì	
Osservazioni		153,091	
Annunci		18,986	
R^2 within		0.1194	
Errori standard clusterizzati per annuncio		Sì	

Un quadro coerente emerge per i ricavi mensili complessivi, riportati in Tabella 5.16.

Il coefficiente associato allo stock di recensioni è positivo e statisticamente significativo (455.90, $p < 0.001$), indicando che, a parità di annuncio, l'accumulazione di reputazione storica è associata a un incremento dei ricavi nel tempo.

Un aumento del 10% nello stock di recensioni è associato a circa 43 dollari di ricavi mensili aggiuntivi.

Questo risultato, congiuntamente all'evidenza sull'ADR, suggerisce che la reputazione quantitativa operi principalmente attraverso un meccanismo di maggiore capacità di monetizzazione, più che tramite un incremento dell'occupazione.

Tabella 5.16: Effetti fissi: stock di recensioni e ricavi mensili

	Coefficiente	Errore standard	p -value
$\log(1 + \text{reviews cumulative})$ (stock di recensioni)	455.9019	57.3414	< 0.001
Effetti fissi annuncio (μ_i)		Sì	
Effetti temporali mensili (λ_t)		Sì	
Osservazioni		311,096	
Annunci		20,882	
R^2 within		0.2242	
Errori standard clusterizzati per annuncio		Sì	

Nel complesso, i modelli a effetti fissi indicano che la componente quantitativa della reputazione online è sistematicamente associata a un aumento dei prezzi e dei ricavi nel tempo, mentre l'effetto sull'occupazione risulta di segno opposto e di entità contenuta.

L'accumulazione di recensioni riflette quindi un processo di consolidamento e maturazione dell'annuncio sulla piattaforma, che si traduce in una maggiore capacità di estrarre valore economico piuttosto che in un incremento della quantità di domanda intercettata.

5.4.2 Sentiment come unica variabile reputazionale

In questa seconda specificazione si considera la reputazione esclusivamente nella sua componente qualitativa, misurata dall'intensità del sentiment (`sentiment_intensity`)

disponibile nel mese t e costruita come informazione cumulata fino a $t-1$.

Tale scelta consente di isolare il contributo della valutazione media, prescindendo dalla dimensione quantitativa dell'esperienza reputazionale (numero di recensioni), e di verificare se miglioramenti della percezione dell'alloggio rispetto al proprio livello storico siano associati a variazioni nelle performance economiche.

Inoltre, l'uso della misura in forma di *stock laggato* riduce potenziali problemi di simultaneità imponendo che l'informazione reputazionale osservabile nel mese t sia necessariamente maturata prima della realizzazione degli outcome nello stesso periodo.

I risultati relativi al tasso di occupazione, riportati in Tabella 5.17, indicano che, una volta controllato per l'eterogeneità fissa a livello di annuncio, l'intensità del sentiment disponibile nel mese t non risulta statisticamente significativa.

Il coefficiente stimato è pari a 0.0054 ($p = 0.221$), suggerendo che variazioni marginali della valutazione media rispetto al livello storico dell'alloggio non si traducano, nel breve periodo, in un cambiamento sistematico dell'occupazione.

Tale performance osservata è coerente con l'interpretazione secondo cui la componente "qualitativa" della reputazione tende a riflettere differenze persistenti tra annunci piuttosto che dinamiche intra-annuncio nel tempo.

Il vantaggio reputazionale associato a valutazioni più positive appare già incorporato nelle caratteristiche strutturali (non osservate) dell'alloggio, che il modello a effetti fissi assorbe.

Tabella 5.17: Effetti fissi: sentiment e tasso di occupazione

	Coefficiente	Errore standard	p -value
<code>sentiment_intensity</code> (intensità del sentiment)	0.0054	0.0044	0.221
Effetti fissi annuncio (μ_i)		Sì	
Effetti temporali mensili (λ_t)		Sì	
Osservazioni		311,096	
Annunci		20,882	
R^2 within		0.3290	
Errori standard clusterizzati per annuncio		Sì	

Anche per quanto riguarda il prezzo medio giornaliero, i risultati in Tabella 5.18

confermano l'assenza di una relazione statisticamente significativa tra intensità del sentiment e ADR all'interno dello stesso annuncio.

Il coefficiente è pari a 7.83 ($p = 0.464$), indicando che miglioramenti della reputazione qualitativa non si accompagnano, nel periodo successivo, a un adeguamento sistematico dei prezzi.

Tabella 5.18: Effetti fissi: sentiment e ADR

	Coefficiente	Errore standard	p -value
<code>sentiment_intensity</code> (intensità del sentiment)	7.8251	10.6739	0.464
Effetti fissi annuncio (μ_i)		Sì	
Effetti temporali mensili (λ_t)		Sì	
Osservazioni		153,091	
Annunci		18,986	
R^2 within		0.1191	
Errori standard clusterizzati per annuncio		Sì	

Un quadro analogo emerge per i ricavi mensili complessivi, riportati in Tabella 5.19. Anche in questo caso, il sentiment non risulta statisticamente significativo nel modello a effetti fissi: il coefficiente è pari a 199.98 con $p = 0.353$.

Pertanto, una variazione della reputazione qualitativa all'interno dello stesso annuncio non appare associata a un incremento sistematico dei ricavi nel periodo successivo, una volta controllate le condizioni di mercato comuni e le caratteristiche fisse dell'alloggio.

Questo risultato è coerente con l'idea che i ricavi risentano principalmente di componenti più persistenti e cumulative della reputazione (esperienza e visibilità) o di fattori di domanda stagionali, piuttosto che di variazioni marginali del sentiment.

Tabella 5.19: Effetti fissi: sentiment e ricavi mensili

	Coefficiente	Errore standard	<i>p</i> -value
sentiment_intensity (intensità del sentiment)	199.9755	215.1108	0.353
Effetti fissi annuncio (μ_i)		Sì	
Effetti temporali mensili (λ_t)		Sì	
Osservazioni		311,096	
Annunci		20,882	
R^2 within		0.2239	
Errori standard clusterizzati per annuncio		Sì	

Nel complesso, le stime a effetti fissi mostrano che l'intensità del sentiment, isolata dalle componenti invarianti dell'alloggio, non presenta una relazione robusta con le performance economiche e operative nel breve periodo.

La dinamicaa emersa suggerisce che il sentiment catturi soprattutto differenze cross-section persistenti nella qualità percepita e nel posizionamento degli annunci, mentre la variazione intra-annuncio nel tempo risulta troppo contenuta o rumorosa per generare effetti misurabili su occupazione, ADR e ricavi.

5.4.3 Specificazione congiunta

In questa terza specificazione le due componenti della reputazione vengono considerate congiuntamente: la dimensione quantitativa, misurata dallo stock cumulato di recensioni fino a $t-1$ ($\log(1 + \text{reviews cumulative})$), e la dimensione qualitativa, misurata dall'intensità del sentiment disponibile nel mese t (**sentiment_intensity**).

L'obiettivo è verificare se, una volta controllato simultaneamente per l'anzianità reputazionale e per la valutazione media, ciascuna componente mantenga un effetto autonomo sulle performance economiche.

I risultati riportati in Tabella 5.20 mostrano che, includendo entrambe le variabili nel modello a effetti fissi, lo stock di recensioni mantiene un coefficiente negativo e altamente significativo (-0.0217 , $p < 0.001$), sostanzialmente invariato rispetto alla specificazione in cui era incluso da solo.

Al contrario, l'intensità del sentiment non risulta statisticamente significativa (0.0034 , $p = 0.449$).

Ciò indica che, anche una volta controllato per l'anzianità reputazionale, la componente qualitativa continua a non presentare un effetto autonomo sull'occupazione intra-annuncio nel tempo.

Tabella 5.20: Effetti fissi: specificazione congiunta e tasso di occupazione

	Coefficiente	Errore standard	<i>p</i> -value
log(1 + reviews cumulative) (stock di recensioni)	-0.0217	0.0015	< 0.001
sentiment_intensity (intensità del sentiment)	0.0034	0.0045	0.449
Effetti fissi annuncio (μ_i)		Sì	
Effetti temporali mensili (λ_t)		Sì	
Osservazioni		311,096	
Annunci		20,882	
R^2 within		0.3302	
Errori standard clusterizzati per annuncio		Sì	

Per il prezzo medio giornaliero (Tabella 5.21) lo stock di recensioni mantiene un effetto positivo e statisticamente significativo (14.82, $p < 0.001$), mentre il sentiment rimane non significativo (9.45, $p = 0.377$).

Questo suggerisce che l'incremento dell'ADR nel tempo sia principalmente associato alla maturazione reputazionale in termini di esperienza e visibilità, piuttosto che a variazioni marginali nella tonalità delle recensioni.

Tabella 5.21: Effetti fissi: specificazione congiunta e ADR

	Coefficiente	Errore standard	<i>p</i> -value
log(1 + reviews cumulative) (stock di recensioni)	14.8201	2.2415	< 0.001
sentiment_intensity (intensità del sentiment)	9.4479	10.6917	0.377
Effetti fissi annuncio (μ_i)		Sì	
Effetti temporali mensili (λ_t)		Sì	
Osservazioni		153,091	
Annunci		18,986	
R^2 within		0.1195	
Errori standard clusterizzati per annuncio		Sì	

Un quadro analogo emerge per i ricavi mensili complessivi (Tabella 5.22).

Lo stock di recensioni mantiene un coefficiente positivo e significativo (457.99, $p < 0.001$), mentre il sentiment non risulta statisticamente rilevante (242.82, $p = 0.259$).

L'inclusione simultanea delle due variabili non altera in modo sostanziale l'effetto della componente quantitativa, suggerendo che l'associazione positiva tra esperienza accumulata e ricavi non sia mediata dalla variazione della valutazione media.

Tabella 5.22: Effetti fissi: specificazione congiunta e ricavi mensili

	Coefficiente	Errore standard	<i>p</i> -value
log(1 + reviews cumulative) (stock di recensioni)	457.9876	57.4209	< 0.001
sentiment_intensity (intensità del sentiment)	242.8199	215.1657	0.259
Effetti fissi annuncio (μ_i)		Sì	
Effetti temporali mensili (λ_t)		Sì	
Osservazioni		311,096	
Annunci		20,882	
R^2 within		0.2242	
Errori standard clusterizzati per annuncio		Sì	

Nel complesso, la specificazione congiunta mostra che la componente quantitativa della reputazione mantiene un effetto robusto e statisticamente significativo su tutte le variabili economiche considerate, mentre la componente qualitativa non presenta un effetto autonomo.

Tale esito evidenzia che, nel contesto analizzato, la reputazione operi prevalentemente attraverso un meccanismo di accumulazione di esperienza e visibilità sulla piattaforma, che incide in modo sistematico su prezzi e ricavi e, in misura più contenuta e di segno opposto, sull'occupazione.

La variazione intra-annuncio dell'intensità del sentiment, invece, appare troppo limitata o già incorporata nelle caratteristiche strutturali dell'alloggio per generare effetti economici distinti nel breve periodo.

5.4.4 Verifiche di robustezza: placebo e lead del sentiment stock

Al fine di verificare la solidità dei risultati ottenuti con modelli panel a effetti fissi, sono stati implementati due modelli di verifica di robustezza basati su una diversa collocazione temporale della variabile reputazionale.

In primo luogo, è stato stimato un *placebo test* in cui l'outcome al tempo $t - 1$ viene spiegato dal sentiment osservato in $t + 1$.

In assenza di reverse causality o di correlazioni spurie, non dovrebbe emergere alcuna relazione statisticamente significativa tra una variabile futura e un outcome passato.

In secondo luogo, è stato stimato un modello con *lead* del sentiment, in cui l'outcome corrente y_t è messo in relazione con il sentiment futuro ($t + 1$).

Anche in questo caso, l'assenza di significatività rappresenta un'indicazione favorevole, in quanto segnala l'assenza di dinamiche anticipatorie sistematiche.

I risultati, riportati in Tabella 5.23, mostrano che il coefficiente associato al sentiment futuro non risulta statisticamente significativo né nel placebo né nel modello con lead, per nessuna delle tre variabili di performance considerate (occupancy, ricavi e ADR).

Questo dimostra che non emergono pattern sistematici di causalità inversa o effetti anticipatori tra sentiment e performance economiche e rafforza l'interpretazione dei risultati principali come associazioni che non sembrano guidate da dinamiche temporali spurie.

Tabella 5.23: Placebo e lead del sentiment stock

	Occupancy	RevenueUSD	ADR
<i>Placebo:</i> $y_{t-1} \leftarrow \text{Sentiment}_{t+1}$			
Sentiment (lead)	-0.0048 (0.386)	-416.84 (0.131)	-25.95 (0.062)
Osservazioni	271,325	271,325	108,678
<i>Lead:</i> $y_t \leftarrow \text{Sentiment}_{t+1}$			
Sentiment (lead)	0.0021 (0.683)	-20.18 (0.936)	4.13 (0.720)
Osservazioni	279,904	279,904	139,272

5.4.5 Analisi della probabilità di mesi senza prenotazioni

Per completare l'analisi, è stato stimato un modello logit panel a effetti fissi in cui la variabile dipendente $no_booking_{it}$ assume valore pari a 1 nei mesi in cui l'annuncio i non registra alcuna prenotazione e 0 altrimenti.

L'obiettivo è verificare se una reputazione più elevata sia associata a una minore probabilità di osservare periodi completamente inattivi.

Il modello è stimato mediante logit condizionale a effetti fissi, che identifica i parametri sfruttando esclusivamente la variazione *within* dell'annuncio nel tempo.

Di conseguenza, contribuiscono alla stima soltanto gli annunci che alternano mesi con e senza prenotazioni.

Gli annunci sempre attivi o sempre inattivi nel periodo osservato non entrano nella likelihood condizionata, poiché non forniscono variazione informativa, questo spiega la dimensione campionaria inferiore rispetto alle regressioni lineari precedenti (260,345 osservazioni).

Tabella 5.24: Modello logit a effetti fissi: probabilità di mese senza prenotazioni

	Coefficiente	Errore standard
<code>sentiment_intensity</code> (intensità del sentiment)	-0.041	(0.035)
$\log(1 + \text{reviews cumulative})$ (stock di recensioni)	0.149***	(0.007)
Effetti fissi annuncio	Sì	
Effetti temporali mensili	Sì	
Numero osservazioni	260,345	

Note: modello logit condizionale a effetti fissi.

Errori standard robusti clusterizzati per annuncio. *** $p < 0.01$.

I risultati indicano che, una volta controllato per l'eterogeneità non osservata dell'annuncio e per la dinamica temporale comune, il sentiment stock non mostra un effetto statisticamente significativo sulla probabilità di registrare un mese completamente inattivo.

Questo è coerente con una lettura economica secondo cui la reputazione non opera principalmente sulla probabilità di “entrare” o “uscire” dal mercato in un determinato mese, bensì sulla capacità di modulare l'intensità della domanda quando questa è presente.

Il coefficiente positivo e significativo associato allo stock di recensioni (in logaritmo) segnala invece una forte componente di persistenza temporale: gli annunci con maggiore storia informativa tendono a presentare una dinamica più stabile nel tempo. Tuttavia, trattandosi di una variabile cumulata costruita con carry-forward, tale relazione va interpretata come indicativa di una struttura informativa consolidata più che di un effetto causale immediato sui mesi di inattività.

Tale analisi suggerisce quindi che la reputazione funzioni prevalentemente come meccanismo di segnalazione che influenza il livello e la composizione della performance economica (occupancy, prezzo e ricavi), mentre la probabilità di registrare

almeno una prenotazione in un dato mese appare maggiormente legata a fattori strutturali e stagionali.

Capitolo 6

Conclusioni

Il lavoro ha affrontato il problema della misurazione quantitativa della reputazione online e della sua relazione con le performance economiche degli annunci Airbnb, costruendo un flusso metodologico che parte dal testo non strutturato delle recensioni e arriva a un dataset panel annuncio–mese integrato, utilizzabile per identificare associazioni tra dimensioni reputazionali e outcome economici.

Il primo passaggio ha riguardato la trasformazione delle recensioni testuali in una variabile numerica di sentiment, necessaria per rendere l'informazione reputazionale comparabile, aggregabile e impiegabile in modelli econometrici. Tale obiettivo è stato perseguito tramite un approccio basato su modelli Transformer, sfruttando la capacità di BERT di produrre rappresentazioni contestuali e di cogliere dipendenze semantiche non locali, particolarmente rilevanti nel dominio delle recensioni, dove negazioni, frasi concessive e giudizi misti sono frequenti.

Il modello selezionato, `nlptown/bert-base-multilingual-uncased-sentiment`, restituisce una classificazione ordinale su cinque livelli, interpretabile come un punteggio 1–5 e coerente con la natura valutativa dei contenuti analizzati. L'implementazione in Python ha impiegato una pipeline HuggingFace che integra tokenizer, inferenza e post-processing; per garantire stabilità computazionale e replicabilità su un corpus di grandi dimensioni sono stati introdotti batch processing, troncamento a 512 token (limite architetturale del modello) e salvataggi incrementali, così da rendere il processo tollerante a interruzioni e riproducibile. L'output del modello è stato quindi ricondotto a variabili sintetiche, distinguendo tra label predetta e punteggio di confidenza, utilizzato esclusivamente come controllo di coerenza. Prima dell'aggregazione è stata inoltre eseguita una pulizia mirata del dataset, eliminando le recensioni automatiche legate a cancellazioni di prenotazione, che avrebbero introdotto una componente meccanica e non informativa nella distribuzione del sentiment.

Una volta ottenuta una misura numerica del sentiment a livello di recensione, la seconda fase ha richiesto l'allineamento della dimensione temporale e l'integrazione con il dataset economico. L'unità di osservazione adottata è la coppia annuncio-mese, scelta che permette di descrivere simultaneamente l'evoluzione nel tempo delle performance e l'accumulazione progressiva del capitale reputazionale.

Sul lato economico, a partire dalle variabili elementari relative a ricavi, giorni prenotati e giorni disponibili, sono stati costruiti degli indicatori sintetici: l'occupancy, definita come rapporto tra giorni prenotati e giorni in cui l'alloggio risulta disponibile sul mercato, così da poter misurare l'intensità della domanda condizionatamente alla scelta di offerta dell'host, evitando distorsioni legate a periodi di indisponibilità volontaria dell'alloggio e l'ADR come prezzo medio nei giorni effettivamente prenotati, quindi definito solo in presenza di `ReservationDays` positivi.

Sul lato reputazionale, la scelta cruciale ha riguardato l'allineamento temporale: poiché le recensioni influenzano la domanda solo a partire dal momento in cui sono visibili, la reputazione utilizzata nel mese t incorpora esclusivamente informazione formata entro $t - 1$. Ne consegue che sia la componente qualitativa (sentiment medio cumulato) sia la componente quantitativa (numero cumulato di recensioni, in logaritmo) sono state costruite come stock predeterminati rispetto all'outcome del mese corrente. Tale impostazione riduce la contaminazione da informazione contemporanea e rende più credibile la sequenza interpretativa tra reputazione osservabile e performance.

L'analisi econometrica è stata sviluppata in modo sequenziale, iniziando con specificazioni pooled OLS e introducendo progressivamente scelte modellistiche più restrittive, in modo da distinguere ciò che deriva da differenze strutturali tra annunci da ciò che è associato a variazioni temporali all'interno dello stesso annuncio.

Quando la reputazione è misurata esclusivamente attraverso la componente qualitativa, emerge un'associazione positiva con il tasso di occupazione e con i ricavi mensili, mentre l'effetto sul prezzo medio giornaliero non risulta statisticamente distinto da zero. Ciò suggerisce che recensioni mediamente più favorevoli siano correlate a una maggiore capacità di attrarre domanda e generare fatturato complessivo, mentre il canale del prezzo non appare immediatamente evidente se non si distingue tra qualità e quantità della reputazione.

Considerando invece soltanto la componente quantitativa, ossia lo stock cumulato di recensioni, si osserva una relazione positiva con occupazione e ricavi, ma negativa con l'ADR. Questa configurazione è coerente con un meccanismo in cui la maggiore esperienza e visibilità dell'annuncio sulla piattaforma si traducono in una domanda più intensa e in ricavi più elevati, accompagnati però da livelli di prezzo mediamente

inferiori, verosimilmente riconducibili a strategie orientate ai volumi o a dinamiche di ciclo di vita dell'annuncio.

La specificazione congiunta consente di separare in modo più netto le due dimensioni della reputazione. Entrambe le componenti risultano associate all'occupazione, indicando che sia la qualità media delle recensioni sia la loro numerosità contribuiscono ad aumentare la domanda.

Per quanto riguarda il prezzo medio giornaliero, l'inclusione simultanea delle due variabili rivela che la qualità reputazionale è associata a un premio di prezzo, mentre la maggiore quantità di recensioni si accompagna a livelli di prezzo inferiori. Tale risultato evidenzia come l'effetto della qualità possa risultare attenuato nelle specificazioni separate a causa della correlazione con la componente quantitativa.

Per i ricavi mensili, entrambe le dimensioni mantengono un'associazione positiva, suggerendo che qualità e quantità operino congiuntamente nel rafforzare la performance complessiva dell'annuncio.

Successivamente è stata condotta un'analisi di eterogeneità stagionale che ha mostrato che l'effetto della reputazione non è uniforme nel tempo.

Per il tasso di occupazione, la componente qualitativa esercita un impatto più intenso nei mesi di alta stagione, indicando che nei periodi di maggiore pressione della domanda la reputazione assume un ruolo più rilevante nel processo di selezione degli alloggi.

Per l'ADR, non emerge una differenza sistematica tra alta e bassa stagione, suggerendo che il premio di prezzo associato alla reputazione non dipenda in modo significativo dal regime stagionale.

Imvece, per i ricavi mensili, l'effetto complessivo della reputazione risulta più marcato nei mesi estivi, coerentemente con un'amplificazione del canale delle quantità vendute nei periodi di maggiore domanda.

Prima di stimare i modelli panel con effetti fissi, è stata analizzata la struttura della variabilità della misura reputazionale distinguendo tra componente *between* (differenze medie tra annunci) e componente *within* (variazioni nel tempo all'interno dello stesso annuncio).

L'analisi mostra che la dispersione del sentiment è concentrata soprattutto nella dimensione *between* e quindi che gli annunci differiscono tra loro in modo sistematico per livello medio di reputazione, mentre le variazioni nel tempo all'interno dello stesso annuncio risultano relativamente contenute. La reputazione qualitativa tende cioè a evolvere in modo graduale e incrementale, senza oscillazioni marcate nel breve periodo.

Questa evidenza suggerisce che le stime pooled OLS catturino in larga misu-

ra differenze strutturali tra annunci con livelli reputazionali diversi, differenze che possono riflettere qualità intrinseca, localizzazione, capacità gestionale o altri fattori persistenti nel tempo ed anticipa che nei modelli a effetti fissi, i quali eliminano la componente tra-annunci, l'effetto del sentiment possa attenuarsi o perdere significatività, semplicemente perché la variazione intra-annuncio disponibile per l'identificazione è limitata.

Il passaggio ai modelli panel con effetti fissi modifica in modo sostanziale il quadro interpretativo. Una volta controllato per tutte le caratteristiche invarianti nel tempo dell'annuncio, la componente qualitativa della reputazione perde sistematicamente significatività per occupazione, ADR e ricavi.

Ciò indica che le differenze associate al sentiment osservate nei modelli pooled riflettono principalmente differenze strutturali tra annunci, quali qualità intrinseca, localizzazione o capacità gestionale, piuttosto che variazioni temporali all'interno dello stesso alloggio.

Al contrario, la componente quantitativa della reputazione mantiene un'associazione robusta anche nei modelli a effetti fissi, suggerendo che l'accumulazione di recensioni nel tempo rappresenti una dimensione dinamica in grado di incidere sulle performance economiche.

L'esperienza maturata sulla piattaforma e la progressiva costruzione di uno storico informativo sembrano quindi avere un impatto sistematico su prezzi e ricavi, mentre l'effetto sull'occupazione appare più contenuto e di segno opposto, coerentemente con possibili effetti di ciclo di vita o di riposizionamento strategico.

Sono state poi incluse verifiche di robustezza mirate a escludere che le associazioni stimate siano guidate da dinamiche spurie o anticipatorie.

Sono stati implementati test placebo e lead del sentiment stock, spostando la variabile reputazionale nel futuro rispetto all'outcome (sia per spiegare un outcome passato sia per spiegare l'outcome corrente con sentiment futuro).

Se fossero emerse relazioni significative tra sentiment futuro e outcome passati o correnti, l'interpretazione della reputazione come informazione predeterminata e informativa sarebbe indebolita dalla presenza di causalità inversa o pattern temporali meccanici.

L'assenza di significatività in tali specificazioni ha rappresentato invece un'indicazione favorevole, poiché non evidenzia relazioni sistematiche tra informazione futura e performance osservate.

Per completare l'analisi, è stata introdotta una specificazione dedicata al *marginale estensivo* della domanda, ossia alla probabilità che un annuncio non registri alcuna prenotazione in un determinato mese.

A tal fine è stato stimato un modello logit panel a effetti fissi, in cui la variabile dipendente assume valore pari a 1 nei mesi privi di prenotazioni e 0 negli altri casi con l'obiettivo di valutare se la reputazione influenzi la probabilità di osservare un mese completamente inattivo, controllando per l'eterogeneità non osservata invariabile nel tempo a livello di annuncio e per gli effetti temporali comuni.

I risultati mostrano che la componente qualitativa della reputazione, misurata attraverso l'intensità del sentiment, non esercita un effetto statisticamente significativo sulla probabilità di inattività. Variazioni della valutazione media rispetto al livello storico dell'annuncio non risultano quindi associate a cambiamenti sistematici nella probabilità di assenza totale di domanda nel periodo successivo.

Diversamente, la componente quantitativa della reputazione, rappresentata dallo stock cumulato di recensioni, presenta un'associazione significativa con tale probabilità.

Questo risultato è coerente con l'interpretazione dello stock come indicatore di esperienza accumulata e presenza consolidata sulla piattaforma, elementi che contribuiscono a rendere la dinamica della domanda più stabile nel tempo.

Appendice A

Codice Python per la sentiment analysis

In questa appendice è riportato il codice Python utilizzato per l'inferenza automatica del sentiment su larga scala.

La pipeline implementa: l'elaborazione batch per contenere l'uso di memoria su CPU, il troncamento automatico dei testi a 512 token, in accordo con i vincoli architetturali di BERT ed il salvataggio incrementale dei risultati su file, al fine di rendere il processo completamente riprendibile in caso di interruzioni.

```
1 import os
2 import pandas as pd
3 from tqdm import tqdm
4 from transformers import pipeline
5
6 # =====
7 # Parametri di configurazione
8 # =====
9
10 BATCH_SIZE = 16
11 SAVE_EVERY = 2000
12 OUTPUT_FILE = "sentiment_progress.csv"
13
14 # =====
15 # Caricamento e preparazione del dataset
16 # =====
17
18 # Il file contiene l'intero corpus di recensioni Airbnb
19 df = pd.read_excel("recensioni_airbnb.xlsx")
```

```

20
21 # Conversione esplicita a stringa per evitare problemi
22 # con valori nulli o formati misti
23 df["review_text"] = df["review_text"].astype(str)
24
25 # =====
26 # Inizializzazione della pipeline di sentiment analysis
27 # =====
28
29 sentiment_pipe = pipeline(
30     task="sentiment-analysis",
31     model="nlptown/bert-base-multilingual-uncased-sentiment",
32     device=-1 # Inferenza su CPU
33 )
34
35 # =====
36 # Gestione della ripartenza
37 # =====
38
39 start_row = 0
40 if os.path.exists(OUTPUT_FILE):
41     previous_results = pd.read_csv(OUTPUT_FILE)
42     start_row = len(previous_results)
43
44 # =====
45 # Inferenza batch con salvataggio incrementale
46 # =====
47
48 results_buffer = []
49 texts = df["review_text"].tolist()
50
51 for i in tqdm(range(start_row, len(texts), BATCH_SIZE)):
52     batch_texts = texts[i:i + BATCH_SIZE]
53
54     predictions = sentiment_pipe(
55         batch_texts,
56         truncation=True,
57         padding=True,
58         max_length=512
59     )

```

```

60
61     for pred in predictions:
62         label = pred["label"]           # es. "4 stars"
63         score = pred["score"]          # livello di
            confidenza
64         stars = int(label.split()[0])   # conversione
            numerica (1--5)
65         results_buffer.append((label, score, stars))
66
67     # -----
68     # Salvataggio periodico su file
69     # -----
70     if len(results_buffer) >= SAVE_EVERY or i + BATCH_SIZE >=
        len(texts):
71         end_row = min(i + BATCH_SIZE, len(texts))
72         chunk = df.iloc[end_row - len(results_buffer):end_row
            ].copy()
73
74         chunk["sent_label"] = [r[0] for r in results_buffer]
75         chunk["sent_score"] = [r[1] for r in results_buffer]
76         chunk["sent_stars"] = [r[2] for r in results_buffer]
77
78         if os.path.exists(OUTPUT_FILE):
79             chunk.to_csv(OUTPUT_FILE, mode="a", header=False,
                index=False)
80         else:
81             chunk.to_csv(OUTPUT_FILE, index=False)
82
83         results_buffer = []
84
85     # =====
86     # Esportazione finale dei risultati
87     # =====
88
89     final_df = pd.read_csv(OUTPUT_FILE)
90     final_df.to_excel("sentiment_final.xlsx", index=False)

```

Listing A.1: Pipeline Python per sentiment analysis con salvataggio incrementale

Bibliografia

- Akerlof, G. A. (1978). The market for lemons: Quality uncertainty and the market mechanism. *Academic Press*, 84(3):235–251.
- Arnould, E. J., Price, L. L., and Zinkhan, G. M. (2004). *Consumers*. McGraw-Hill.
- Cabral, L. and Hortaçsu, A. (2010). The dynamics of seller reputation: Evidence from ebay. *Journal of Industrial Economics*, 58(1):54–78.
- Chen, Y. and Xie, J. (2008). Online consumer reviews: Word-of-mouth as a new element of marketing communication mix. *Management Science*, 57(3):477–491.
- Cheung, C. M. K., Lee, M. K. O., and Rabjohn, N. (2008). The impact of electronic word-of-mouth: The adoption of online opinions in online customer communities. *Internet Research*, 18(3):229–247.
- Darby, M. R. and Karni, E. (1973). Free competition and the optimal amount of fraud. *The Journal of law and economics*, 16(1):67–88.
- Duan, W., Gu, B., and Whinston, A. B. (2008). The dynamics of online word-of-mouth and product sales - an empirical investigation of the movie industry. *Journal of Retailing*, 84(2):233–242.
- Fradkin, A., Grewal, E., Holtz, D., and Pearson, M. (2015). Bias and reciprocity in online reviews: Evidence from field experiments on airbnb. *EC*, 15:15–19.
- Ghose, A. and Ipeirotis, P. G. (2010). Estimating the helpfulness and economic impact of product reviews: Mining text and reviewer characteristics. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 23(10):1498–1512.
- Hennig-Thurau, T., Gwinner, K. P., Walsh, G., and Gremler, D. D. (2004). Electronic word-of-mouth via consumer-opinion platforms: What motivates consumers to articulate themselves on the internet? *Journal of Interactive Marketing*, 18(1):38–52.

- Hu, N., Pavlou, P. A., and Zhang, J. (2009). Overcoming the j-shaped distribution of product reviews. *Communications of the ACM*, 52(10):144–147.
- Liu, B. (2022). *Sentiment Analysis and Opinion Mining*. Springer Nature.
- Luca, M. (2016). Reviews, reputation, and revenue: The case of yelp.com. *Harvard Business School NOM Unit Working Paper*.
- Nelson, P. (1970). Information and consumer behavior. *Journal of Political Economy*, 78(2):311–329.
- Nelson, P. (1974). Advertising as information. *Journal of Political Economy*, 82(4):729–754.
- Shapiro, C. (1983). Premiums for high quality products as returns to reputations. *Quarterly Journal of Economics*, 98(4):659–679.