

POLITECNICO DI TORINO

Collegio di Ingegneria Gestionale – Classe LM-31

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale



Tesi di Laurea Magistrale

***La valutazione delle performance degli host su Airbnb:
un'analisi empirica degli effetti di genere***

Relatrice:

Prof.ssa Elisabetta Raguseo

Candidata:

Sofia Coraci

Anno Accademico 2025/2026

ABSTRACT

Il seguente elaborato analizza se e in che misura il genere dell'host sia associato a differenze di performance su Airbnb. Le piattaforme peer-to-peer come Airbnb riducono parte dell'incertezza informativa attraverso recensioni e segnali informativi visibili prima della prenotazione, ma non sono necessariamente neutrali; infatti, le differenze legate all'identità dell'host possono riflettersi nelle performance. L'analisi adotta un approccio basato su più metriche, considerando indicatori di domanda, valore economico e reputazione con l'obiettivo di cogliere possibili trade-off tra quantità e qualità.

L'evidenza empirica si basa su un dataset panel fornito da AirDNA relativo alla provincia di Torino (2017–2024), composto da 530.960 osservazioni e su un dataset aggiuntivo riferito al 2024 (41.952 osservazioni) arricchito con l'informazione sulle lingue dichiarate dall'host, estratta automaticamente dai profili tramite uno script in Python. I modelli sono stimati con regressioni OLS, includendo controlli dettagliati ed effetti fissi temporali per assorbire stagionalità e shock comuni.

I risultati mostrano che il gender gap non è univoco: nel modello in cui vengono mostrati gli effetti diretti del genere sulle performance, le host donne risultano associate a minori volumi, ma a maggiori ricavi e migliore reputazione, suggerendo una gestione più orientata alla valorizzazione dell'offerta. Inoltre, il divario varia al cambiare dei segnali, come nazionalità, status di Superhost e numero di foto dell'annuncio che modificano l'intensità e, in alcuni casi, la direzione delle differenze. Infine, l'analisi del 2024 mostra che la componente linguistica non implica performance più elevate e mette in evidenza che al crescere del numero di lingue dichiarate il gap tende ad ampliarsi sulle metriche quantitative ed economiche.

INDICE

ABSTRACT	i
INTRODUZIONE.....	1
CAPITOLO 1 – Piattaforme digitali e trasformazione dell’ospitalità: il caso Airbnb	3
1.1 La trasformazione digitale nel settore del turismo	3
1.1.1 L’impatto della digitalizzazione sul settore alberghiero.....	5
1.2 La sharing economy	6
1.3 Airbnb.....	7
1.3.1 Origini ed evoluzione	8
1.3.2 Il funzionamento della piattaforma	10
1.3.3 L’importanza del profilo dell’host e della comunicazione	11
CAPITOLO 2 – Revisione della letteratura sulla discriminazione di genere.....	13
2.1 Fondamenti teorici.....	13
2.2 Il gender gap nel mercato del lavoro	14
2.3 Global Gender Gap.....	18
2.3.1 Gender gap in Italia	19
2.4 Discriminazione di genere nelle piattaforme digitali	20
2.4.1 Il caso Airbnb	21
2.5 Obiettivi e domande di ricerca	22
CAPITOLO 3 – Metodologia	25
3.1 Analisi dei dataset e costruzione del campione	25
3.1.1 Analisi del dataset principale.....	25
3.1.2 Analisi e costruzione del dataset 2024	28
3.2 Operazionalizzazione delle variabili utilizzate	32
3.2.1 Variabili dipendenti: indicatori di performance.....	32
3.2.2 Variabile indipendente principale.....	34

3.2.3 Variabili di controllo.....	34
3.2.4 Variabili moderatrici.....	35
3.2.5 Effetti fissi temporali.....	35
3.3 Analisi descrittiva.....	37
3.3.1 Statistiche descrittive.....	37
3.3.2 Distribuzioni delle variabili principali	41
CAPITOLO 4 – Risultati	54
4.1 Analisi delle regressioni sul dataset completo.....	55
4.1.1 Modelli base: effetto diretto del genere.....	55
4.1.2 Modelli con moderazione: nazionalità	59
4.1.3 Modelli con moderazione: superhost	62
4.1.4 Modelli con moderazione: multiproperty.....	64
4.1.5 Modelli con moderazione: numero di foto.....	66
4.1.6 Interaction plots: superhost e nazionalità	67
4.2 Analisi delle regressioni sul dataset 2024	72
4.2.1 Modelli base: effetto diretto del genere.....	72
4.2.2 Modelli con moderazione: numero di lingue dichiarate dall’host.....	74
4.2.3 Interaction plots: numero di lingue dichiarate dall’host.....	75
CAPITOLO 5 – Conclusioni	77
5.1 Sintesi dei principali risultati.....	77
5.2 Implicazioni manageriali.....	78
5.3 Limiti della ricerca e sviluppi futuri.....	79
BIBLIOGRAFIA.....	1

INDICE DELLE FIGURE

Figura 1: Crescita degli annunci Airbnb a livello globale (2008-2019). Fonte: Su & Sonnemaker, 2020	9
Figura 2: Gender employment gap nell'UE per tipo di impiego (2013 vs 2023). Fonte: Eurostat, 2025	16
Figura 3: Gender gap nelle retribuzioni orarie nell'UE (2013 vs 2023) Fonte: Eurostat, 2025	17
Figura 4: Quota di donne nella forza lavoro (2015-2024). Fonte: World Economic Forum....	17
Figura 5: Global Gender Gap Index by subindex. Fonte: World Economic Forum, 2025.....	19
Figura 6: Framework di ricerca	24
Figura 7: Esempio di profilo host su Airbnb - sezione Lingue. Fonte: Airbnb	29
Figura 8: Script Python per l'estrazione delle informazioni sulle lingue dal profilo host	32
Figura 9: Distribuzione degli annunci per genere dell'host	42
Figura 10: Distribuzione degli host per genere: (a) distribuzione complessiva; (b) andamento annuale	42
Figura 11: Numero di prenotazioni per genere: (a) media complessiva; (b) andamento della media annua.....	43
Figura 12: ADR per genere: (a) media complessiva; (b) andamento della media annua.....	44
Figura 13: Occupancy rate per genere: (a) media complessiva; (b) andamento della media annua	45
Figura 14: RevPAN per genere: (a) media complessiva; (b) andamento della media annua ...	45
Figura 15: Revenue per genere: (a) media complessiva; (b) andamento della media annua ...	46
Figura 16: Rating per genere: (a) media complessiva; (b) andamento della media annua	46
Figura 17: Distribuzione dello status Superhost	47
Figura 18: Andamento nel tempo del numero di host Superhost	47
Figura 19: Distribuzione dello status Superhost per genere.....	48
Figura 20: Numero medio di foto dell'annuncio per genere	48
Figura 21: Distribuzione della nazionalità degli host.....	49
Figura 22: Distribuzione congiunta di genere e nazionalità degli host	49
Figura 23: Distribuzione degli host multiproperty	50
Figura 24: Distribuzione della tipologia di host in base al numero di alloggi gestiti	50
Figura 25: Distribuzione degli host multiproperty per genere	51
Figura 26: Presenza di lingue dichiarate nel profilo dell'host	51

Figura 27: Distribuzione del numero di lingue dichiarate dall'host.....	52
Figura 28: Frequenza delle lingue dichiarate dagli host	52
Figura 29: Distribuzione del numero di lingue dichiarate per genere.....	53
Figura 30: Interaction plots: Genere – Superhost su a) Reservations b) OCC c) RevPAN d) ADR e) Rating	68
Figura 31: Interaction plots: Genere – Nazionalità su a) ADR b) RevPAN c) Rating d) OCC e) Reservations	70
Figura 32: Interaction plots: Genere – Numero di lingue su a) Reservations b) OCC c) Rating d) ADR e) RevPAN	76

INDICE DELLE TABELLE

Tabella 1: Operazionalizzazione delle variabili	36
Tabella 2: Statistiche descrittive dataset completo.....	39
Tabella 3: Statistiche descrittive dataset 2024.....	41
Tabella 4: Risultati dei modelli diretti del genere sulle performance.....	56
Tabella 5: Risultati dei modelli con interazione tra genere e nazionalità.....	60
Tabella 6: Risultati dei modelli con interazione tra genere e superhost.....	62
Tabella 7: Risultati dei modelli con interazione tra genere e tipologia host	64
Tabella 8: Risultati dei modelli con interazione tra genere e numero di foto	66
Tabella 9: Risultati dei modelli diretti del genere sulle performance (dataset 2024).....	72
Tabella 10: Risultati dei modelli con interazione tra genere e numero di lingue (dataset 2024)	74

INTRODUZIONE

Negli ultimi anni l'ospitalità turistica è stata attraversata da un cambiamento profondo. La scelta dell'alloggio non verte più solo su canali tradizionali, ma avviene sempre più spesso all'interno di piattaforme digitali che mettono in contatto diretto host e guest. Airbnb è uno degli esempi più rilevanti di questa trasformazione, governando lo scambio attraverso regole, strumenti di ricerca e sistemi di reputazione.

In un mercato come quello degli affitti brevi, l'incertezza è elevata perché prima del soggiorno l'ospite non può verificare direttamente l'alloggio e la qualità dell'esperienza. Per questo motivo, le decisioni di prenotazione si basano su segnali osservabili disponibili online, come foto, descrizioni, regole della casa, badge reputazionali e recensioni. Questi elementi svolgono una funzione informativa e consentono alla piattaforma di costruire fiducia, ma possono anche produrre effetti opposti. Quando una parte dei segnali riguarda l'host e le sue caratteristiche esiste il rischio che entrino in gioco preferenze, stereotipi o bias, influenzando risultati economici e reputazionali.

È in questo spazio che si inserisce il tema del gender gap. La letteratura sulla discriminazione suggerisce che differenze di trattamento possono emergere anche in contesti in cui la qualità dell'offerta è simile, soprattutto quando gli scambi avvengono in condizioni di informazione imperfetta. Nel caso delle piattaforme peer-to-peer, inoltre, il confronto non riguarda solo le performance finali, ma anche la fiducia percepita, la probabilità di prenotazione e capacità di accumulare reputazione nel tempo. Ne deriva che eventuali differenze tra host uomini e donne possono manifestarsi in modi diversi a seconda della dimensione considerata.

Questa tesi indaga se e in che misura il genere dell'host è associato a differenze di performance su Airbnb e soprattutto se tali differenze cambiano al variare dei segnali e delle informazioni disponibili. La ricerca effettuata tiene in considerazione più metriche di performance, includendo indicatori di domanda, economici e reputazionali, riuscendo a cogliere anche eventuali trade-off.

L'analisi empirica utilizza un dataset panel di AirDNA relativo alla provincia di Torino nel periodo 2017–2024 e un dataset aggiuntivo creato a partire da un campione di host casuale riferito al 2024, arricchito con un'informazione non presente nel dataset originale, ovvero le lingue dichiarate dall'host sul profilo Airbnb, raccolte tramite uno script in Python. L'idea è che anche l'informazione linguistica possa essere un segnale rilevante, soprattutto in un contesto

internazionale come Airbnb e, quindi, possa influenzare la performance e interagire con il genere.

Di seguito viene riportata brevemente la struttura della tesi, suddivisa in capitoli.

- Il Capitolo 1 introduce il contesto della ricerca, descrivendo come la digitalizzazione abbia trasformato turismo e ospitalità, chiarendo cosa sono le piattaforme digitali e la sharing economy e concludendo con un focus sul funzionamento di Airbnb.
- Il Capitolo 2 presenta i riferimenti teorici sulla discriminazione e sul gender gap, collegandoli ai mercati digitali, concentrandosi sugli studi che hanno analizzato la discriminazione sulle piattaforme e su Airbnb. Nella parte finale vengono presentate le domande di ricerca alla base dell'analisi empirica.
- Il Capitolo 3 spiega nel dettaglio i dati utilizzati, come è stato costruito il campione e come sono state definite le variabili. Vengono descritti gli indicatori di performance, la variabile di interesse, i controlli, i moderatori e l'approccio econometrico e viene riportata l'analisi descrittiva del campione.
- Nel Capitolo 4 si analizzano i risultati delle regressioni, in cui prima viene mostrato l'effetto diretto del genere sul dataset completo e poi si analizza come il rapporto cambia introducendo le moderazioni.
- L'ultimo capitolo riassume i risultati principali, discute le implicazioni manageriali e conclude con limiti dello studio e possibili sviluppi futuri.

CAPITOLO 1

PIATTAFORME DIGITALI E TRASFORMAZIONE DELL'OSPITALITÀ: IL CASO AIRBNB

Questo capitolo fornisce il contesto teorico in cui si colloca la ricerca. Poiché la tesi analizza le performance degli host all'interno di un mercato digitale, è utile chiarire come la trasformazione digitale abbia modificato il turismo e, in particolare, il settore dell'ospitalità.

Nella prima parte si descrive come la digitalizzazione abbia cambiato il modo in cui i servizi turistici vengono cercati, confrontati e acquistati e, inoltre, si introducono le piattaforme digitali e il loro funzionamento.

La seconda parte introduce la sharing economy, mostrando come le piattaforme abbiano economicamente facilitato scambi che prima erano difficili da organizzare, soprattutto quando riguardano risorse inutilizzate e transazioni tra privati. In questo contesto, il valore non deriva solo dall'offerta del bene o servizio, ma dalla capacità della piattaforma di ridurre l'incertezza, garantire sicurezza e rendere comparabili alternative diverse.

Infine, la terza parte si concentra su Airbnb, caso di studio centrale della tesi, mostrando come la piattaforma si inserisca nel panorama della sharing economy nell'ospitalità e come, tramite strumenti di fiducia e reputazione, renda possibile lo scambio tra host e guest.

1.1 La trasformazione digitale nel settore del turismo

Negli ultimi quindici anni, il settore del turismo ha subito una vera e propria rivoluzione. Sempre più spesso, le decisioni riguardanti la ricerca, la prenotazione e la valutazione delle esperienze avvengono attraverso canali digitali. Prima di questa transizione, ottenere informazioni e prenotare era un processo che spesso richiedeva di passare attraverso agenzie fisiche o di contattare direttamente le strutture. In quel periodo, la ricerca era più lenta, costosa e frammentata. Con l'arrivo della digitalizzazione, però, l'incontro tra domanda e offerta avviene sempre più attraverso intermediari digitali che aggregano contenuti, standardizzano informazioni e riducono le frizioni di mercato, rendendo la ricerca più efficiente e ridefinendo le regole competitive del settore.

In questo contesto, sono emersi nuovi attori come le Online Travel Agency (OTA), che non si limitano a vendere camere, ma gestiscono e organizzano flussi informativi su destinazioni e disponibilità (Paolucci et al., 2017). Tuttavia, più in generale, il cambiamento è riconducibile

alla crescente diffusione delle piattaforme digitali, che hanno trasformato le modalità di coordinamento e di scambio informativo lungo l'intero processo di viaggio.

In letteratura, le piattaforme digitali vengono generalmente intese come infrastrutture sociotecniche che mediano le interazioni tra gruppi diversi di utenti e rendono possibili scambi e transazioni, coordinando regole, strumenti e informazioni (de Reuver et al., 2018). Questa definizione è utile perché chiarisce che una piattaforma è un meccanismo di mercato che non solo semplifica la ricerca, ma facilita anche l'incontro tra domanda e offerta. Si può fare una distinzione tra due diverse tipologie di piattaforme, ovvero *piattaforme di transazione*, focalizzate nel facilitare scambi tra diversi lati del mercato e *piattaforme di innovazione*, che permettono a terzi di sviluppare complementi e applicazioni, sottolineando anche che molte piattaforme consolidate possono combinare entrambe le logiche in forme ibride (Cusumano et al., 2020). Nel settore turistico, la componente più evidente è quella transazionale, in cui la piattaforma riduce i costi di ricerca e coordinamento, rendendo possibili scambi tra gruppi che si influenzano a vicenda (come, ad esempio, host e guest), creando un contesto tipico dei mercati multi-sided (Rochet & Tirole, 2003)

Un aspetto caratteristico dei mercati multi-sided è la presenza di esternalità di rete indirette, cioè il valore di una piattaforma per un gruppo di utenti dipende dalla presenza e dall'attività dell'altro gruppo (Rochet & Tirole, 2003; Rysman, 2009). Questo generalmente è un problema tipico durante la fase di avvio, comunemente noto come *chicken-and-egg problem*, per cui ciascun gruppo è incentivato a partecipare solo se l'altro è già presente in misura sufficiente. In pratica, la piattaforma deve raggiungere una massa critica almeno su uno dei due lati per avviare un ciclo di crescita che si amplifica progressivamente, basato sulle esternalità di rete indirette (Caillaud & Jullien, 2003; Rysman, 2009). Per superare questo ostacolo iniziale, le piattaforme adottano strategie di avvio, come sussidiare o ridurre i costi di accesso per il lato più sensibile al prezzo e, di conseguenza, più difficile da attrarre così da far crescere l'altro lato, ma anche partire da un mercato locale dove è più facile raggiungere la massa critica ed espandersi successivamente. In altre situazioni, investono nell'acquisizione iniziale dei primi utenti per rendere credibile l'utilità della piattaforma oppure riducono l'incentivo a usare più piattaforme contemporaneamente, ad esempio, attraverso incentivi o strumenti che aumentano i costi di switching (Caillaud & Jullien, 2003; Rochet & Tirole, 2003; Armstrong, 2006). In questi contesti, non conta solo quanto far pagare, ma soprattutto a chi far pagare e quando, perché nei mercati a due lati la distribuzione dei prezzi può incidere più del prezzo nel complesso (Rochet & Tirole, 2003; Rysman, 2009).

Nel turismo, e in particolare nell'ospitalità peer-to-peer, questo meccanismo è amplificato dall'incertezza informativa, in quanto il consumatore non può valutare pienamente la qualità di un alloggio prima della fruizione e deve prendere decisioni in condizioni di incertezza e rischio percepito. Quindi, la piattaforma non deve soltanto attirare utenti su entrambi i lati del mercato, ma anche rendere lo scambio possibile mentre cresce. Per riuscirci, deve ridurre l'incertezza e l'asimmetria informativa, costruendo fiducia tramite regole e strumenti, ad esempio sistemi di recensioni o informazioni più chiare, che agevolano l'incontro tra domanda e offerta e migliorano la qualità percepita delle transazioni (Sutherland & Jarrahi, 2018; Marth et al., 2022). Queste scelte sono rilevanti perché nel turismo l'offerta è molto varia e spesso le alternative sono difficili da controllare. Per ridurre i tempi di ricerca e l'incertezza, le piattaforme combinano segnali visivi, come foto e descrizioni, badge e informazioni di profilo con le recensioni degli utenti, rendendo più semplice la selezione tra opzioni diverse (Ert et al., 2016). Di conseguenza, la competizione non dipende solo da fattori oggettivi come posizione e prezzo, ma anche da segnali di qualità e affidabilità mostrati online (ad esempio completezza del profilo, verifiche, qualità delle immagini e delle descrizioni) e dal contesto competitivo locale (Buhalis et al., 2019).

Un altro aspetto fondamentale è il ruolo dei dati. Le piattaforme non sono semplici intermediari, ma raccolgono informazioni su domanda, stagionalità, comportamenti di ricerca e performance, per migliorare l'esperienza utente e ottimizzare il funzionamento del mercato. Questo elemento è strettamente collegato alla natura multi-sided dei mercati digitali, poiché la piattaforma deve gestire insieme guest e host e far crescere l'ecosistema attraverso effetti di rete (Sutherland & Jarrahi, 2018). Di conseguenza, le scelte di quali informazioni mostrare, quali comportamenti premiare e quali penalizzare contribuiscono a determinare la competizione e la performance degli operatori, rendendo la piattaforma un sistema non neutrale.

1.1.1 L'impatto della digitalizzazione sul settore alberghiero

La digitalizzazione ha avuto un impatto significativo sugli operatori tradizionali, come hotel e catene alberghiere, soprattutto perché ha aumentato la trasparenza e ha reso più facile confrontare alternative diverse. Ciò ha spostato una parte del potere contrattuale verso gli intermediari digitali, che controllano l'accesso alla domanda e la visibilità online. Nel settore ricettivo, la letteratura distingue due funzioni principali di questi intermediari, ovvero da un lato aiutano a costruire reputazione e a ridurre l'incertezza (come TripAdvisor o Trivago), dall'altro favoriscono la trasformazione della ricerca in prenotazione e la gestiscono attraverso canali di

distribuzione (come Booking ed Expedia) (Paolucci et al., 2017). Gli hotel, quindi, possono beneficiare di una maggiore domanda e visibilità, ma devono sostenere costi di commissioni e affrontare una crescente dipendenza dalle piattaforme.

Parallelamente, la diffusione dell'offerta peer-to-peer, in particolare con Airbnb, ha ampliato il panorama competitivo per gli hotel. Non si tratta più solo di competere con altre strutture tradizionali, ma con un intero ecosistema di alloggi flessibili, che può crescere rapidamente, specialmente durante i periodi di alta domanda. Infatti, le piattaforme peer-to-peer non aumentano la capacità costruendo nuove camere, ma coordinando alloggi già esistenti e rendendoli prenotabili. Le evidenze indicano che l'ingresso di Airbnb può influenzare i ricavi degli hotel in modo non uniforme, colpendo maggiormente le fasce economiche e i mercati leisure, piuttosto che il business travel (Zervas et al., 2017). Inoltre, nel contesto italiano, uno studio su hotel indipendenti evidenzia un impatto negativo di Airbnb sulla crescita della redditività, con effetti che variano in base all'attrattività dell'area in cui la struttura è localizzata (Destefanis et al., 2022).

Infine, la relazione tra piattaforme e hotel non è solo competizione. In presenza di shock esterni, le piattaforme possono aumentare la resilienza. Lo studio di Kim, Lee & Na (2025) dimostra che dopo il lockdown da Covid-19, a New York la percentuale di prenotazioni degli hotel nel campione è crollata drasticamente (da 77% a 43%), mentre quella degli alloggi su Airbnb è diminuita in misura minore (da 64% a 59%). Nella fase successiva alla pandemia, la domanda su Airbnb è ripresa più rapidamente, mentre gli hotel hanno mostrato un ritorno più lento. Questo risultato è interessante perché suggerisce che Airbnb come infrastruttura digitale può spostare e riallocare la domanda nel territorio in tempi minori, grazie alla flessibilità dell'offerta e ai meccanismi di visibilità e prenotazioni tipiche delle piattaforme.

1.2 La sharing economy

Il cambiamento descritto nel paragrafo precedente non riguarda soltanto la digitalizzazione dei canali, ma introduce la nascita di nuovi modelli di business basati sulle piattaforme. In particolare, quando la tecnologia non si limita a rendere più efficienti i servizi esistenti, ma permette a nuovi operatori di entrare nel mercato e monetizzare su risorse sottoutilizzate, come stanze o abitazioni private, l'intermediazione digitale aumenta l'offerta e cambia i confini del settore. Si creano così forme alternative di ospitalità, organizzate tramite marketplace peer-to-peer, dove la piattaforma gestisce fiducia, regole e scambi (Sutherland & Jarrahi, 2018). Questo passaggio spiega l'affermazione della sharing economy nel turismo, che rappresenta una

specifica forma dell'economia delle piattaforme e che ha trovato nell'alloggio peer-to-peer uno dei suoi casi più rappresentativi (Kuhzady et al., 2022)

Negli ultimi anni, il termine “sharing economy” è stato molto utilizzato per descrivere nuove forme di scambio rese possibili dalla tecnologia, soprattutto in settori come trasporti e ospitalità. Tuttavia, la letteratura sottolinea che non esiste una definizione univoca: il termine è spesso usato in modo intercambiabile con espressioni come *collaborative economy*, *platform economy*, *gig economy* o *access economy*, con il rischio di includere aspetti diversi tra loro (Hall et al., 2022; Sutherland & Jarrahi, 2018). Proprio per questa ambiguità, si sottolinea che il concetto di sharing economy ha anche una componente legata a promesse di sostenibilità, efficienza e un uso migliore delle risorse, ma nella realtà molte piattaforme operano come imprese a scopo di lucro, con logiche competitive e strategie di crescita tipiche dell'economia delle piattaforme (Hall et al., 2022).

Più in generale, Botsman e Rogers (2011) definiscono la sharing economy come un sistema in cui individui condividono risorse sottoutilizzate, sia materiali (es. una casa) che non (es. competenze), per ottenere benefici monetari e non monetari. Questo punto è importante perché non tutto ciò che è digitale è sharing economy, ma ciò che la caratterizza è l'idea di accesso (non proprietà) a risorse sottoutilizzate, coordinato da una piattaforma e sostenuto da meccanismi di fiducia.

All'interno del turismo, la sharing economy riguarda soprattutto attività peer-to-peer, dove la qualità è difficile da valutare in anticipo e la fiducia diventa centrale. Si possono classificare le forme di sharing economy nel turismo in macro-ambiti come trasporti, ristorazione, servizi di guida turistica e ospitalità, evidenziando che l'ospitalità è il segmento che ha generato più attenzione per impatti economici e territoriali (Kuhzady et al., 2022).

1.3 Airbnb

Sulla base di quanto discusso sulla sharing economy e sul ruolo delle piattaforme nel rendere possibili scambi tra privato, Airbnb rappresenta un caso particolarmente utile perché mostra in modo concreto come questi principi si traducano nel mercato dell'ospitalità. In particolare, la piattaforma opera come un mercato a due lati che coordina host e guest, attraverso regole e strumenti digitali che riducono i costi di ricerca e aumentano la fiducia nello scambio. In questo settore, la qualità di un alloggio e dell'esperienza complessiva non è pienamente verificabile prima della fruizione e una parte rilevante della decisione si fonda su aspettative, segnali e rischio percepito (Sutherland & Jarrahi, 2018). Proprio per questo, Airbnb non si limita a

mettere in contatto host e guest, ma definisce anche le condizioni che rendono l'incontro possibile, influenzando dinamiche concorrenziali e distribuzione della domanda.

Un altro aspetto distintivo del modello P2P è che, a differenza dell'hotel, dove l'esperienza dipende principalmente dall'asset fisico dato che il marchio e l'organizzazione offrono un set relativamente standardizzato di garanzie, su Airbnb una parte rilevante della qualità percepita deriva dall'interazione con l'host e dai suoi comportamenti. Per questo il profilo dell'host e la sua affidabilità diventano parte del prodotto e funzionano come segnali utili a ridurre l'incertezza in fase di scelta (Buhalis et al., 2019).

1.3.1 Origini ed evoluzione

Airbnb nasce nel 2007 come soluzione informale legata all'idea di ospitalità temporanea ("*air mattress*") e si evolve rapidamente fino a diventare una piattaforma globale di short-term rentals. L'espressione "*air mattress*" rimanda in modo letterale all'origine del progetto: i fondatori, Brian Chesky e Joe Gebbia, durante un periodo di alta domanda alberghiera a San Francisco, decisero di offrire ospitalità nel proprio appartamento mettendo a disposizione materassini gonfiabili e colazione, ad un prezzo inferiore rispetto agli hotel. L'iniziativa venne presentata come una forma di ospitalità temporanea e informale, da qui anche il nome iniziale "AirBed & Breakfast". Poco dopo si unì Nathan Blecharczyk, contribuendo allo sviluppo della componente tecnologica e alla scalabilità del servizio. In questa fase iniziale, l'innovazione non riguardava tanto l'"alloggio" in sé, quanto la possibilità di organizzare digitalmente un'offerta domestica che, senza una piattaforma, sarebbe rimasta informale, poco visibile e difficilmente accessibile a una domanda più ampia (Airbnb, 2025).

Con l'evoluzione della piattaforma, AirBed & Breakfast passa da un'idea iniziale di un'ospitalità occasionale a un vero e proprio marketplace. Il nome viene abbreviato in Airbnb, l'offerta si amplia, includendo non solo posti letto, ma anche stanze private e intere abitazioni, ponendo le basi per la crescita internazionale, grazie a cambiamenti tecnologici e organizzativi. La diffusione di Airbnb può essere vista anche come un processo tipico di adozione di un'innovazione, che all'inizio parte lentamente, poi accelera quando il servizio diventa più conosciuto e percepito come affidabile e rallenta quando raggiunge segmenti più tradizionali (Guttentag & Smith, 2022).

La Figura 1 mostra la crescita progressiva degli annunci Airbnb a livello globale dal 2007 al 2019. Si nota come il numero di annunci rimane molto basso nei primi anni, iniziando a crescere

gradualmente dal 2014. Da quel momento in poi la curva diventa molto più ripida, aumentando esponenzialmente tra il 2014 e il 2017, fino a superare i 7 milioni di annunci nel 2019.

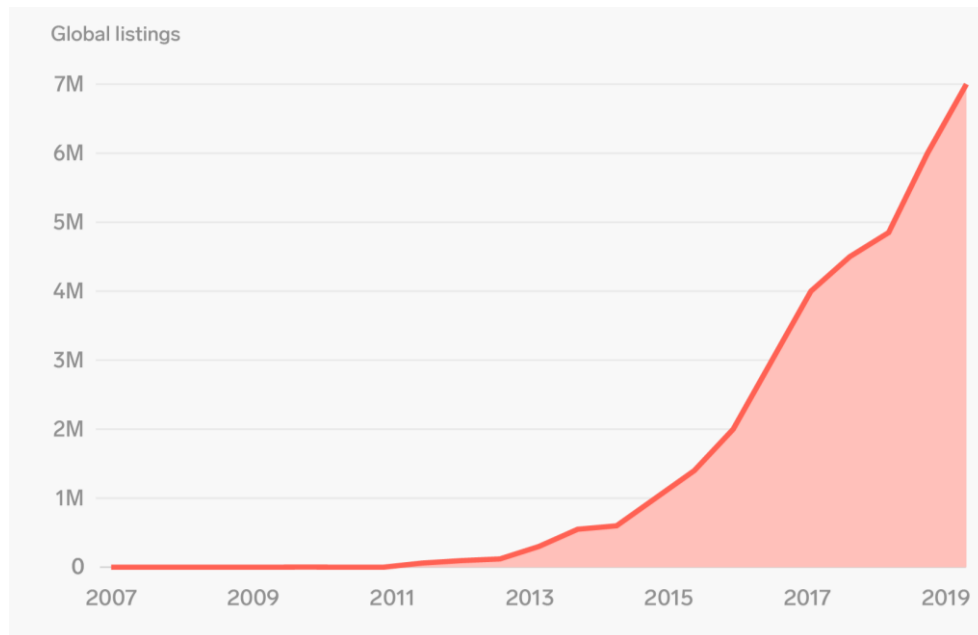


Figura 1: Crescita degli annunci Airbnb a livello globale (2008-2019) Fonte: Su & Sonnemaker, 2020

Questo andamento emerso dal grafico è coerente con la logica delle piattaforme a due lati, già introdotta nei paragrafi precedenti, ovvero superata una fase iniziale più lenta, la piattaforma ha iniziato a scalare velocemente grazie all'espansione internazionale e al rafforzamento dei meccanismi che rendono lo scambio più semplice. Infatti, nelle fasi iniziali la piattaforma è utile ai guest solo se c'è abbastanza offerta e diventa interessante per gli host solo se c'è abbastanza domanda. Per andare oltre questo problema, c'è bisogno non solo di attirare utenti, ma anche di creare condizioni di fiducia e qualità percepita che rendano lo scambio credibile e ripetibile (Hagiu & Wright, 2015; Sutherland & Jarrahi, 2018). Per questo motivo, la piattaforma ha introdotto strumenti, verifiche, tutele per l'ospite, prenotazione immediata e badge come Superhost, che rendono l'affidabilità più facile da riconoscere e riducono le frizioni nel processo di prenotazione (Guttentag & Smith, 2022).

La letteratura suggerisce inoltre che i nuovi utenti preferiscono caratteristiche più simili a quelle degli hotel rispetto ai primi utilizzatori, segnalando uno spostamento verso un servizio più standardizzato (Guttentag & Smith, 2022). Nel tempo, infatti, Airbnb ha visto una professionalizzazione, poiché sono aumentati gli host che gestiscono più annunci (multi-unit) rispetto agli host occasionali, con effetti sulla regolamentazione, sulla concorrenza con il settore tradizionale e sulla natura stessa di Airbnb come "sharing economy" (Dogru et al., 2020)

Infine, un punto importante sottolineato dalla letteratura è la flessibilità dell'offerta. A differenza dell'hotel, che ha capacità quasi fissa nel breve periodo, la capacità del P2P può aumentare rapidamente quando la domanda cresce, perché nuovi host possono entrare sul mercato o attivarsi solo in certi periodi. Questa elasticità aiuta a spiegare perché l'effetto competitivo di Airbnb risulti più forte nei momenti di picco, quando gli hotel sono vicini alla saturazione e i prezzi tendono ad aumentare. In quei casi, l'offerta P2P funziona come una capacità aggiuntiva e influenza prezzi e ricavi degli incumbent (Zervas et al., 2017; Guttentag, 2015).

1.3.2 Il funzionamento della piattaforma

Le performance degli host su Airbnb dipendono anche dal funzionamento della piattaforma. Dal lato della domanda, il percorso del guest inizia con una ricerca per destinazione e date e prosegue con filtri (prezzo, tipologia, servizi) e confronto tra annunci. In questo contesto, la domanda non si distribuisce in modo uniforme tra tutti gli annunci, perché i risultati sono mediati dal ranking e dai sistemi di raccomandazione (Sutherland & Jarrahi, 2018). In generale, essere più in alto nei risultati significa ottenere più visibilità e più probabilità di prenotazione.

Infatti, il funzionamento di Airbnb va visto anche nella prospettiva del platform capitalism: la piattaforma controlla dati, accesso alla domanda e condizioni di visibilità, quindi l'host è formalmente autonomo, ma dipende dall'infrastruttura della piattaforma e dalle sue regole (Kenney & Zysman, 2016). Di conseguenza, la performance degli host dipende anche da fattori non pienamente controllabili, legati all'algoritmo e alle scelte di design, sottolineando la non neutralità della piattaforma (Gillespie, 2014).

Un altro elemento centrale di Airbnb sono le recensioni, che non forniscono semplicemente un'informazione aggiuntiva, ma influenzano la domanda futura e le performance e sapere che una valutazione resterà visibile nel tempo può incentivare host e guest a comportarsi correttamente (Wang & Nicolau, 2017). Allo stesso tempo, i sistemi di recensioni hanno anche dei limiti. Lo studio di Tadelis (2016) dimostra che molti utenti non lasciano recensioni e quindi alcune informazioni sulla qualità possono essere incomplete, le valutazioni tendono spesso ad essere troppo positive e, in alcuni casi, i recensori possono temere ritorsioni o attuare comportamenti strategici. Ciò rende il modo in cui la piattaforma progetta le recensioni fondamentale. Su Airbnb le recensioni sono reciproche tra host e guest, si possono scrivere entro 14 giorni dal check-out e diventano visibili solo dopo che entrambe le parti hanno recensito o allo scadere del termine, così da non influenzarsi a vicenda (Airbnb, 2025).

Su questo punto è interessante anche l'esperimento condotto da Airbnb analizzato da Fradkin e Holtz (2023), in cui ad alcuni ospiti è stato offerto un coupon in cambio della recensione di annunci che non avevano ancora nessuna valutazione, mentre ad un altro gruppo non veniva dato nessun incentivo. Viene fuori che l'incentivo ha effettivamente aumentato il numero di recensioni e, in media, ha generato valutazioni più negative, ma non ha generato un miglioramento nelle performance, suggerendo che la reputazione può favorire fiducia e visibilità, soprattutto nelle fasi iniziali, ma che aumentare la quantità di review non garantisce automaticamente una migliore qualità dell'annuncio.

Inoltre, Airbnb gestisce anche pagamenti e spesso parte delle politiche di rimborso, riducendo costi di transazione e rischi di frode. La presenza di procedure standardizzate per cancellazioni e rimborsi rende lo scambio più sicuro e può incidere sulle performance. Regole percepite come più rassicuranti possono aumentare la conversione, mentre regole eccessivamente rigide possono ridurre la domanda, soprattutto in segmenti più sensibili al rischio (Pavlou & Gefen, 2004; Sutherland & Jarrahi, 2018). Anche strumenti come la prenotazione immediata riducono i tempi di organizzazione tra le due parti e avvicinano l'esperienza a quella tipica delle OTA, mentre indicatori di qualità come Superhost rendono l'affidabilità facilmente identificabile, influenzando sia la scelta dell'ospite sia gli incentivi dell'host a mantenere standard elevati (Ert et al., 2016).

1.3.3 L'importanza del profilo dell'host e della comunicazione

Su Airbnb il profilo dell'host è una parte concreta di come l'annuncio viene percepito perché rende l'host più riconoscibile tramite foto personali, biografia e altre informazioni, che possono aumentare la fiducia, soprattutto in un contesto peer-to-peer. Alcuni studi mostrano che anche solo una foto percepita come affidabile può migliorare la fiducia degli utenti e influenzare la scelta di prenotazione (Ert et al., 2016). Oltre alla componente visiva, profilo e annuncio comunicano anche quanto l'host è organizzato e la presenza di foto coerenti con la realtà, descrizioni complete e regole della casa ben spiegate riducono dubbi e richieste di chiarimenti. Inoltre, chi gestisce più annunci tende ad avere processi più strutturati e una maggiore continuità nella gestione, mentre chi investe nella qualità mostra maggiore attenzione alla presentazione dell'alloggio (Dogru et al., 2020).

Inoltre, in un mercato in cui la domanda può essere internazionale, la comunicazione tra host e guest assume un ruolo centrale. Nel turismo italiano la componente internazionale è rilevante; infatti, nel 2023 i pernottamenti dei non residenti hanno rappresentato oltre metà della domanda

(52,4%) e nel 2024 la quota è salita a circa 54,5% delle presenze complessive (ISTAT 2024; ISTAT, 2025).

In letteratura emerge che le performance risultano particolarmente sensibili a fattori operativi legati alla comunicazione con gli ospiti e ai tempi di risposta (Sengupta et al., 2021) e studi qualitativi evidenziano che nelle interazioni host-guest possono emergere frizioni legate a differenze culturali e barriere linguistiche (Cheng & Zhang, 2019). Coerentemente, il numero di lingue dichiarate dall'host può essere letto come un indicatore della sua capacità di comunicare con ospiti internazionali e potrebbe rappresentare un vantaggio, in linea con evidenze in ambito alberghiero che mostrano che allineare la lingua del servizio con la lingua madre dell'ospite può migliorare l'esperienza del cliente durante il check-in (Wang et al., 2015).

Tuttavia, nel contesto degli affitti brevi questo beneficio può risultare meno netto perché molti viaggiatori scelgono Airbnb anche per ricercare esperienze più autentiche e informali (Tussyadiah & Pesonen, 2016) e potrebbero non attribuire un valore aggiuntivo al perfetto matching linguistico. Inoltre, l'eventuale vantaggio delle lingue può essere attenuato sia dall'introduzione da parte di Airbnb di un sistema di traduzione automatica (Translation Engine), che traduce descrizioni, recensioni e messaggi in oltre 60 lingue (Airbnb, 2022), sia dalla crescente diffusione del self check-in che riduce l'interazione diretta con l'host (Yu et al., 2022). Infine, un esperimento sugli affitti brevi suggerisce che il remote check-in (accoglienza a distanza) può avere un effetto negativo sul rating, anche se il matching linguistico con l'addetto al check-in può essere apprezzato (Alcañiz & Anguera-Torrell, 2022).

CAPITOLO 2

REVISIONE DELLA LETTERATURA SULLA DISCRIMINAZIONE DI GENERE

In questo secondo capitolo viene inquadrato il tema della discriminazione di genere, utilizzandolo come base teorica per l'analisi empirica della tesi, in cui si vuole capire se e in che misura il genere dell'host possa influenzare le performance su Airbnb. La letteratura suggerisce che le disparità di genere possono derivare sia da meccanismi discriminatori sia per differenze nelle strategie e nei vincoli che influenzano le decisioni economiche.

Il capitolo è suddiviso in tre parti. La prima presenta i principali contributi teorici sulla discriminazione e le teorie economiche, seguita da un'analisi dei meccanismi che alimentano il gender gap nel mercato del lavoro. La seconda parte spiega come questi meccanismi possano manifestarsi anche nei mercati digitali, dove la fiducia e la reputazione assumono un ruolo centrale, con un focus su Airbnb, riassumendo le evidenze disponibili sul gender gap nelle piattaforme di ospitalità peer-to-peer e mettendo in evidenza il divario nella letteratura. Infine, vengono definiti gli obiettivi e le domande di ricerca che introducono il capitolo successivo sull'analisi empirica.

2.1 Fondamenti teorici

La discriminazione è un fenomeno economico e sociale che si verifica quando individui con caratteristiche simili vengono trattati in modo diverso a causa della loro appartenenza a un determinato gruppo, come il genere. Si può fare una distinzione tra discriminazione diretta, in cui il trattamento differente è chiaro e palese, e discriminazione indiretta, quando regole che sembrano neutrali portano a conseguenze sistematicamente sfavorevoli per un gruppo (Direttiva 2006/54/CE, art. 2).

In letteratura, ci sono due approcci principali che spiegano come la discriminazione possa manifestarsi nei mercati. La discriminazione basata sul gusto (taste-based discrimination) considera questa stessa come il risultato di preferenze da parte di chi prende decisioni, ad esempio datori di lavoro, colleghi o consumatori, che potrebbero essere disposti a sostenere un costo pur di evitare di interagire con un determinato gruppo. Questo porta a scelte meno efficienti rispetto a un criterio puramente produttivo (Becker, 1957). D'altra parte, la statistical discrimination nasce da informazione imperfetta. Quando la qualità o la produttività non sono facilmente osservabili, caratteristiche visibili come il genere possono essere usate come

indicatori della performance attesa e queste possono rinforzarsi nel tempo attraverso aspettative e incentivi differenziati (Phelps, 1972; Arrow, 1973)

Dal punto di vista empirico, misurare la discriminazione richiede strategie in grado di distinguere quanto del divario osservato sia dovuto a differenze nelle caratteristiche e quanto derivi da un trattamento differenziale. Uno studio rilevante è la decomposizione Blinder–Oaxaca, che divide il gap, in particolare quello salariale, in una parte spiegata da covariate osservabili (come istruzione, esperienza, settore) e una componente residua, spesso interpretata come differenza nei rendimenti (Blinder, 1973; Oaxaca, 1973). Oltre a queste tecniche, la letteratura utilizza anche esperimenti sul campo per misurare la discriminazione in modo più diretto. Si può fare una distinzione tra *correspondence* e *audit studies*. Nei primi, i ricercatori inviano candidature fittizie equivalenti a vere offerte di lavoro, cambiando solo segnali identitari, come il nome che può suggerire genere o nazionalità e misurano le differenze nei tassi di risposta o di convocazione a colloquio (Bertrand & Mullainathan, 2004). Gli *audit studies* seguono una logica simile, ma utilizzano candidati reali comparabili che interagiscono direttamente con i datori di lavoro, differendo solo per il tratto identitario in analisi. Un esempio è lo studio di Neumark, Bank e Van Nort (1996), che analizzano la discriminazione di genere nelle assunzioni di camerieri o cameriere in ristoranti di Philadelphia. I risultati evidenziano una discriminazione contro le donne, soprattutto nei ristoranti di fascia alta, dove le mance e i guadagni attesi sono maggiori, mostrando minori probabilità di colloquio e di offerta di lavoro rispetto ai candidati uomini con profili equivalenti, suggerendo anche un possibile ruolo della discriminazione dei clienti. (Neumark et al., 1996). Questi approcci sono utili perché riducono il rischio che differenze non osservate vengano confuse con discriminazione, dal momento che l'unica variazione tra i profili è introdotto dai ricercatori stessi.

2.2 Il gender gap nel mercato del lavoro

Come anticipato nel paragrafo precedente, la discriminazione può emergere nel mercato del lavoro, già nelle prime fasi del processo di selezione. In questa sezione l'analisi viene ampliata al mercato del lavoro nel suo complesso, dove questi meccanismi si riflettono in divari più persistenti.

Il mercato del lavoro è il contesto più studiato per l'analisi del gender gap. Nonostante la crescita del capitale umano femminile e la maggiore partecipazione al lavoro, le differenze salariali tra uomini e donne sono ancora diffuse e persistono nel tempo. La letteratura mostra che la componente spiegata da caratteristiche osservabili (esperienza, istruzione, settore), si è

ridotta in molti paesi, mentre una quota del divario rimane associata a fattori strutturali e organizzativi (Blau & Kahn, 2017).

Esistono tre tipi di meccanismi dove può emergere la discriminazione. Il primo riguarda la segregazione orizzontale e verticale, che concentra le donne in settori o ruoli mediamente meno remunerati e con minori opportunità di avanzamento (Blau & Kahn, 2017). Il secondo fa riferimento alle interruzioni di carriera e i vincoli legati alla maternità, che incidono su continuità lavorativa e crescita salariale. Su questo punto, evidenze comparative mostrano penalizzazioni associate alla genitorialità sul reddito femminile, interpretate come effetti cumulativi nel tempo (Kleven et al., 2019). Infine, quando la retribuzione premia disponibilità continua, flessibilità estrema e ore lunghe, si generano differenze che colpiscono maggiormente chi ha vincoli di tempo (spesso le donne), anche a parità di competenze. In questa prospettiva, parte del gap deriva da come sono strutturati i lavori più remunerativi e dalla bassa sostituibilità in alcune professioni (Goldin, 2014).

La Figura 2 mostra il *gender employment gap* nell'UE nel 2013 e nel 2023 per tre dimensioni: occupazione, part-time e sottoccupazione. In primo luogo, il divario di occupazione a tempo pieno rimane positivo e solo lievemente in calo, infatti nel 2023 gli uomini continuano ad avere un tasso di occupazione superiore alle donne di circa 10 punti percentuali. In secondo luogo, il grafico evidenzia un gap molto marcato sul part-time, con segno negativo, indicando che il lavoro a tempo parziale è nettamente più diffuso tra le donne, anche se si riduce rispetto al 2013 (circa da -24 a -20 punti). Infine, la sottoccupazione, cioè lavorare meno ore di quante disponibili), è più frequente tra le donne, anche qui con un gap negativo che si attenua leggermente nel tempo.

Nel complesso, una parte rilevante delle disuguaglianze economiche di genere deriva da differenze nella partecipazione e soprattutto nel numero di ore lavorate. Questo risultato evidenzia che indicatori basati solo sulla paga oraria potrebbero sottostimare la disuguaglianza complessiva nei redditi da lavoro.

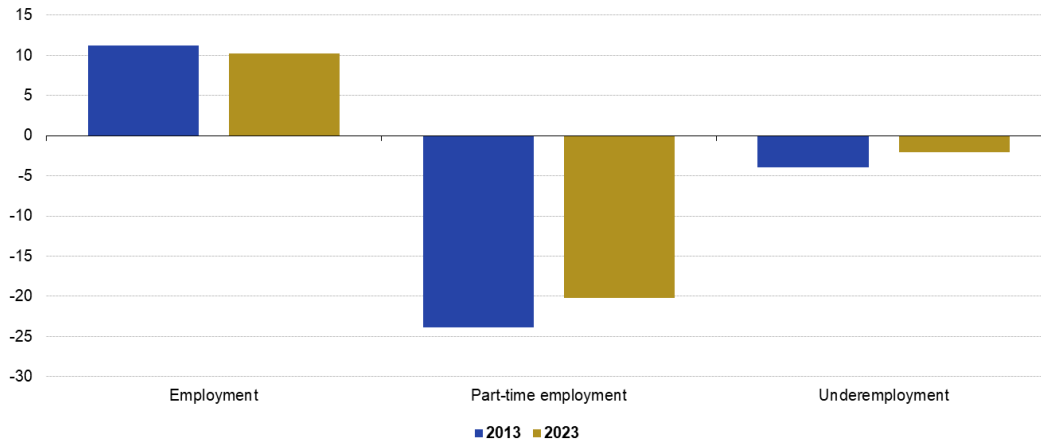


Figura 2: Gender employment gap nell'UE per tipo di impiego (2013 vs 2023). Fonte: Eurostat, 2025

Un punto cruciale nella letteratura sulle disuguaglianze di genere è il *Gender Pay Gap (GPG)*, ovvero uno degli indicatori più utilizzati per descrivere le differenze retributive tra uomini e donne. Solitamente è presentato nella forma *unadjusted* perché non controlla per tutte le caratteristiche che influenzano i salari (ad esempio istruzione, esperienza o settore). Questo indicatore misura la differenza media nelle retribuzioni orarie lorde tra uomini e donne, ma, per quanto detto prima, non coincide automaticamente con la discriminazione a parità di mansione (Blau & Kahn, 2017)

Per distinguere meglio queste componenti, la ricerca utilizza misure *adjusted* che separano la parte del gap spiegata da caratteristiche osservabili dalla parte dovuta a differenze nei rendimenti e da un residuo non spiegato (ad es. Blinder-Oaxaca). È utile perché avvicina l'analisi a un confronto a parità di caratteristiche e rende più chiaro cosa può essere interpretato come componente potenzialmente discriminatoria (Leythienne & Pérez-Julián, 2025).

A livello UE, il gender pay gap unadjusted evidenzia un trend di riduzione nel periodo considerato, con la media che scende dal 16% nel 2013 al 12% nel 2023 (Figura 3), pur mantenendo differenze rilevanti tra Paesi. Infatti, Nel 2023, 24 Paesi su 27 hanno registrato un miglioramento rispetto al 2013, con riduzioni particolarmente marcate in alcuni casi (ad esempio Estonia), mentre emergono ancora forti differenze tra Stati membri, fino a valori negativi (Lussemburgo), dove in media le donne risultano guadagnare leggermente più degli uomini su base oraria (Eurostat, 2025).

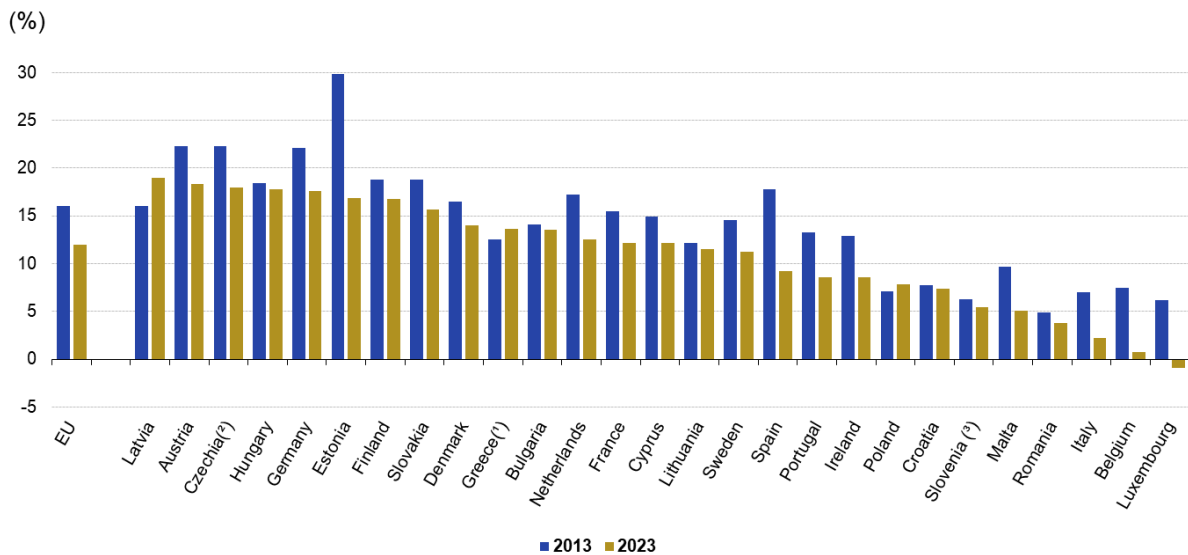


Figura 3: Gender gap nelle retribuzioni orarie nell'UE (2013 vs 2023) Fonte: Eurostat, 2025

Oltre alle differenze salariali, la discriminazione di genere si manifesta lungo l'intera traiettoria lavorativa attraverso meccanismi che incidono su accesso, progressione e qualità dell'occupazione. Un segnale è il glass ceiling, cioè un fenomeno per cui, nonostante una presenza femminile elevata tra gli occupati, le donne restano sottorappresentate nelle posizioni decisionali, a causa di barriere spesso difficili da osservare che ostacolano l'avanzamento di carriera (European Commission, n.d.). In linea con questa definizione, osservando la Figura 4, emerge che nelle economie considerate dal World Economic Forum, tra il 2015 e il 2024, la quota di donne nella forza lavoro cresce solo marginalmente (da 39,3% a 41,2%), mentre la presenza femminile nei ruoli di top-level management resta molto più bassa, pur aumentando da 26,2% a 28,8% (World Economic Forum, 2025).

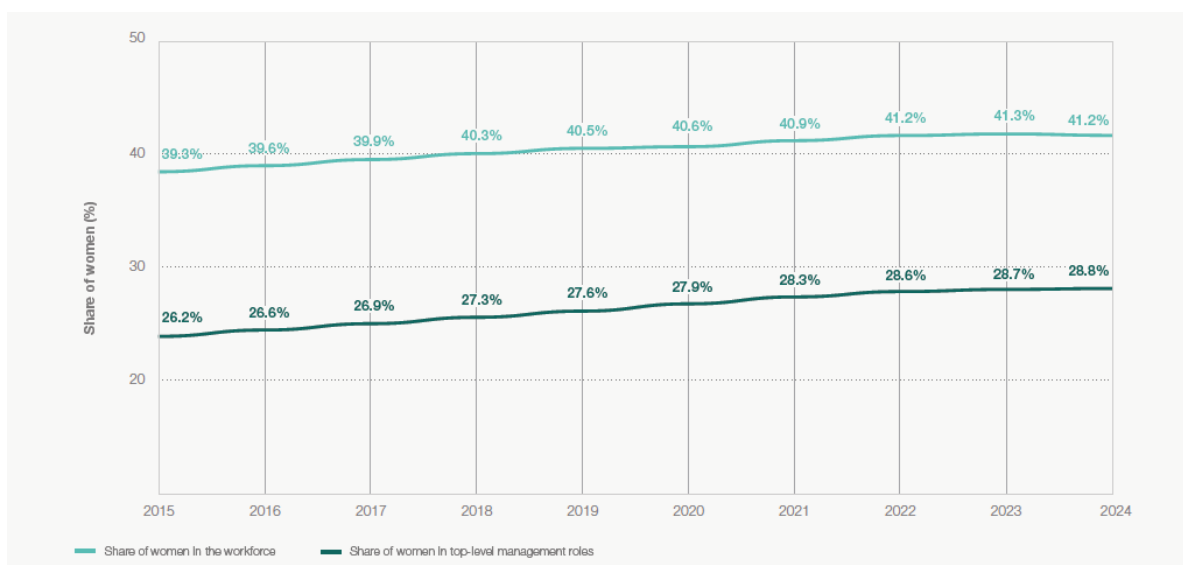


Figura 4: Quota di donne nella forza lavoro(2015-2024). Fonte: World Economic Forum

Un ulteriore elemento rilevante è che il gap tende a essere più elevato nel settore privato rispetto al pubblico: Eurostat (2025) evidenzia che quasi tutti mostrano un GPG più alto nel privato, mentre nel pubblico la differenza può risultare più contenuta anche perché spesso le retribuzioni hanno regole salariali più trasparenti e uniformi. Questo punto è importante perché suggerisce che regole e trasparenza nella determinazione della paga possono contribuire a limitare, almeno in parte, le differenze di genere.

Infine, per capire perché un pay gap orario anche moderato possa coesistere con disuguaglianze economiche più ampie, la Commissione europea affianca al GPG il gender overall earnings gap (GOEG), che combina salario orario, ore pagate e tasso di occupazione: secondo la Commissione, questo indicatore era pari al 36,7% nel 2018. Il confronto tra GPG e GOEG è utile perché chiarisce che una parte rilevante della disuguaglianza passa non solo dal “quanto si paga all’ora”, ma anche dal “quanto si lavora” e dalla probabilità stessa di essere occupati (European Commission, n.d.).

2.3 Global Gender Gap

Per inquadrare la discriminazione di genere in una prospettiva più ampia, è utile richiamare il Global Gender Gap Index del World Economic Forum (WEF), uno degli strumenti comparativi più usati in letteratura perché misura la distanza dalla parità su quattro dimensioni: partecipazione economica e opportunità, empowerment politico, livello di istruzione, salute e benessere (World Economic Forum, 2025). Nel 2025, su 148 Paesi nel mondo, il report stima che a livello globale sia stato colmato il 68,8% del divario complessivo. Limitandosi al campione costante di economie presenti anche nell’edizione precedente, la parità aumenta di circa +0,3 punti percentuali rispetto al 2024. Il WEF stima che la piena parità richiederà ancora 123 anni, evidenziando quanto il progresso rimanga lento e vulnerabile a shock e discontinuità. (World Economic Forum, 2025).

Un riscontro importante del report è mostrare che il divario di genere non è un fenomeno unico: nel 2025 la distanza dalla parità è quasi colmata in Health and Survival (96,2%) e Educational Attainment (95,1%), mentre restano ampi i divari in Economic Participation and Opportunity (61,0%) e soprattutto in Political Empowerment (22,9%) (Figura 5).

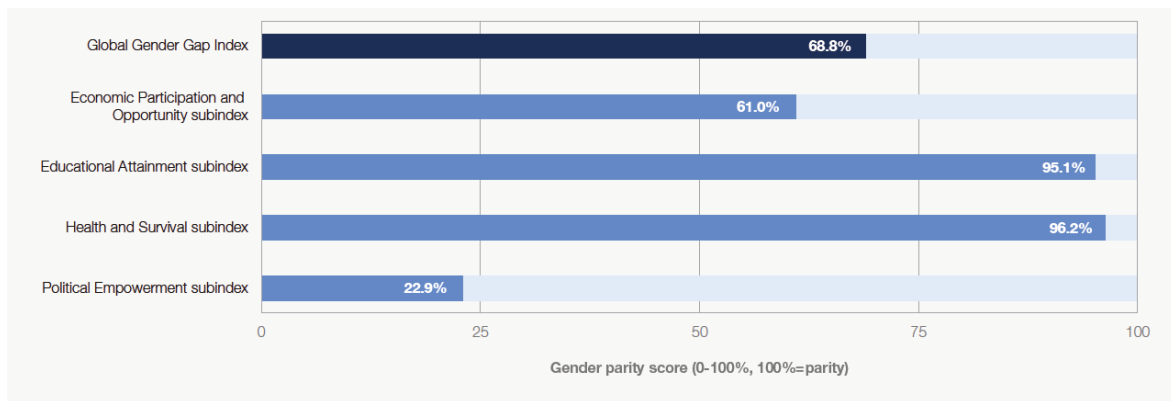


Figura 5: Global Gender Gap Index by subindex. Fonte: World Economic Forum, 2025

Questo risultato è rilevante perché segnala che, anche quando istruzione e salute si avvicinano alla parità, permangono squilibri nelle dimensioni che determinano risorse economiche e potere decisionale, che sono proprio quelle più connesse a opportunità e accesso al reddito. (World Economic Forum, 2025).

Il report sottolinea che tra le economie presenti in tutte le edizioni dal 2006, la componente politica è quella che è migliorata di più nel tempo (da 14,3% nel 2006 a 23,4% nel 2025), ma rimane la più distante dalla parità; analogamente, la dimensione economica passa da 55,1% nel 2006 a 60,7% nel 2025. In altri termini, l'indice indica che i divari più difficili da ridurre riguardano politica ed economia, ambiti in cui lo svantaggio si accumula nel tempo attraverso carriere e promozioni (World Economic Forum, 2025).

2.3.1 Gender gap in Italia

Nel Global Gender Gap Report 2025, l'Italia registra un lieve miglioramento nella classifica generale, avanzando di due posizioni rispetto all'anno precedente, ma resta collocata all'85° posto su 148 Paesi, confermandosi nelle ultime posizioni tra le economie europee. Nel dettaglio, la dimensione più critica è quella della partecipazione economica e opportunità, in cui l'Italia scende al 117° posto (-6 posizioni rispetto al 2024), risultato che rappresenta il peggior posizionamento tra i Paesi europei. La performance risulta invece relativamente migliore nell'empowerment politico, dove si osserva un lieve progresso (dal 67° al 65° posto), mentre nella dimensione dell'istruzione l'Italia migliora dal 56° al 51° posto. Infine, anche l'area della salute e sopravvivenza mostra un recupero contenuto (dal 94° all'89° posto).

Un ulteriore riferimento utile per l'Italia in chiave europea è il Gender Equality Index (EIGE), che varia da 0 a 100, dove 100 indica piena uguaglianza. Questo indicatore misura i gap di

genere su sei dimensioni: lavoro (partecipazione e qualità dell'occupazione), soldi (risorse economiche e reddito), conoscenza (istruzione e percorso formativo), tempo (distribuzione tra lavoro domestico e tempo libero), potere (presenza nei ruoli decisionali), salute (accesso ai servizi). Nell'edizione 2025 l'Italia ottiene 61,9 punti su 100 e si colloca 12^a tra gli Stati membri, mostrando progressi nel tempo ma anche aree di persistente distanza dalla parità, in particolare nelle dimensioni legate a conoscenza e tempo (EIGE, 2025).

Sul lato retributivo, l'ISTAT riporta che nel 2022 il gender pay gap nelle retribuzioni orarie medie è pari al 5,6% (uomini 16,8 €/h vs donne 15,9 €/h), ma il gap aumenta nettamente tra i laureati (ISTAT, 2025).

2.4 Discriminazione di genere nelle piattaforme digitali

Le piattaforme digitali, in particolare quelle peer-to-peer, vengono spesso descritte come un'opportunità per ridurre i divari di genere nei guadagni, poiché possono attenuare alcune barriere tipiche dei contesti lavorativi tradizionali, dal momento che l'accesso alle piattaforme è aperto e si ha la possibilità di definire autonomamente prezzi e condizioni. In questa prospettiva, la sharing economy può offrire alle donne un canale per ottenere redditi più vicini a una remunerazione equa e, in alcuni casi, per integrare salari da lavoro part-time o sostenere spese familiari e domestiche.

Al tempo stesso, però, la digitalizzazione rende più visibili informazioni sui partecipanti ai due lati del mercato (ad esempio profili, foto e altri dettagli personali) che prima non erano disponibili che possono aumentare la credibilità, ma allo stesso tempo mette in risalto caratteristiche come il genere, su cui gli utenti possono basarsi dando un giudizio rapido, soprattutto quando non è chiara la qualità dell'offerta. Di conseguenza, la discriminazione può emergere anche senza un rifiuto esplicito, ma basta che caratteristiche identitarie influenzino la domanda attraverso percezioni di fiducia o preferenze di similarità, producendo differenze negli esiti economici. In particolare, Su e Mattila (2020) mostrano che la congruenza di genere tra host e consumatore può influenzare intenzioni di prenotazione e che la fiducia svolge un ruolo di mediazione. Scoprono che le consumatrici donne manifestano una preferenza significativa per host dello stesso genere, con un aumento dell'intenzione di prenotare mediato soprattutto dalla componente affettiva della fiducia. Questo risultato suggerisce che l'identità dell'host può incidere sulle scelte anche quando la piattaforma offre informazioni standardizzate (Su & Mattila, 2020).

2.4.1 Il caso Airbnb

Airbnb è un contesto particolarmente adatto per studiare la discriminazione perché è caratterizzata da asimmetria informativa elevata prima del soggiorno, decisioni basate su segnali reputazionali e identitari e autonomia dell'host su leve economiche e operative (prezzo, regole, presentazione dell'annuncio).

L'economia della condivisione non è necessariamente neutrale già nella fase di accesso. Si dimostra che in Europa, gli uomini tendono ad accedere ai servizi della sharing economy più spesso grazie a una maggiore disponibilità di risorse economiche e a una più elevata propensione tecnologica, mentre per le donne contano maggiormente risorse di tipo culturale e sociale, come istruzione e competenze. Di conseguenza, i divari osservati sulle piattaforme possono riflettere non solo differenze di performance, ma anche differenze di contesto e di opportunità iniziali (Eichhorn et al., 2022).

Sul versante economico, invece, Davidson & Gleim, (2022) analizzano un campione multi-città di oltre ottomila host e trovano un gender earnings gap a favore degli uomini. In media, gli host uomini ottengono guadagni annui più elevati perché applicano prezzi più alti, registrano più soggiorni e ospitano più persone per prenotazione. Nelle regressioni, la penalizzazione associata al genere femminile si riduce quando si controlla per il numero di ospiti, ma rimane significativa anche includendo ulteriori controlli, indicando che non tutto il divario è spiegato da differenze operative osservabili (Davidson & Gleim, 2022). Infatti, le proprietà delle host donne valgono economicamente di più in media, misurate tramite valori immobiliari di area, suggerendo che il gap non dipende solo dalla qualità dell'asset.

Tuttavia, la letteratura non è univoca. Accanto a risultati che documentano un vantaggio maschile nei guadagni, vi sono studi che suggeriscono che in determinate condizioni le host donne possano essere avvantaggiate. In questa direzione, Ert, Fleischer e Kopolovich (2025) analizzano il caso Airbnb di Tel Aviv, trovano che le host donne ottengono performance economiche superiori di circa il 3%-6% rispetto agli uomini. Gli autori attribuiscono questo risultato a una preferenza della domanda per le host donne, in un mercato in cui la fiducia e l'ospitalità incidono in modo rilevante sulle scelte di prenotazione (Ert et al., 2025).

Un risultato che riguarda il pricing e il ruolo dell'identità visibile nel profilo viene mostrato da Marchenko (2019) evidenziando che informazioni personali come la foto profilo possono essere associate a differenze di prezzo, anche a parità di caratteristiche dell'alloggio e della posizione. In particolare, l'autore analizza le foto profilo degli host per identificare genere e razza. Tra

host comparabili il divario di prezzo tra donne e uomini bianchi risulta contenuto e tende a ridursi con l'inclusione di controlli, mentre le differenze più evidenti emergono soprattutto per altri gruppi non bianchi. Questo suggerisce che la componente demografica può incidere nelle performance del prezzo. Nel seguente studio si controlla per nazionalità e si verifica se l'effetto del genere sulle performance varia tra host italiani e stranieri.

Infine, sul lato dell'esperienza concreta di hosting, la letteratura qualitativa mostra che il genere può incidere sul modo in cui si costruisce la relazione host-guest. Farmaki (2022) evidenzia che, il rischio percepito e le strategie di mitigazione non riguardano solo le viaggiatrici ma anche le host. Accanto alle motivazioni economiche e sociali, per molte host diventano centrali sicurezza, fiducia e privacy. Inoltre, alcune politiche della piattaforma possono limitare la possibilità di selezionare gli ospiti, aumentando la percezione di rischio e spingendo le donne ad adottare pratiche di gestione del rischio (ad esempio regole più stringenti o precauzioni nell'alloggio).

In modo coerente, Efthymiadou & Farmaki (2024) interpretano l'hosting anche come possibile leva di empowerment, perché può offrire flessibilità e autonomia, ad esempio riuscendo a conciliare gli impegni familiari, ma può anche offrire un reddito aggiuntivo, avendo più controllo sulle decisioni. Tuttavia, l'empowerment non è uguale per tutte e può essere frenato da vincoli domestici, paure o insicurezze, mentre tende a essere più efficace per le host più professionalizzate. In questo contesto, Maier & Gilchrist (2022) propongono una lettura critica sostenendo che per alcune donne l'hosting rappresenta una strategia di sopravvivenza, più che imprenditoriale, dopo esclusione dal mercato del lavoro.

Nel complesso, gli studi disponibili restituiscono evidenze contrastanti: alcuni lavori riportano un vantaggio maschile su indicatori economici, come guadagni annui o domanda, mentre altri suggeriscono che le donne possano beneficiare di dinamiche legate alla fiducia e alla percezione di affidabilità dell'host.

2.5 Obiettivi e domande di ricerca

Le evidenze discusse suggeriscono che Airbnb non può essere considerata una piattaforma neutrale rispetto al genere. Anche se l'accesso è formalmente aperto e molte procedure sono standardizzate, la performance dipende da fiducia, segnali reputazionali e risposta della domanda, quindi l'identità e le caratteristiche dell'host possono tradursi in differenze di reputazione e risultati economici. Inoltre, gli effetti non sono univoci ma variano per metrica,

contesto e grado di professionalizzazione, rendendo Airbnb come un ambiente adatto per studiare potenziali dinamiche di discriminazione di genere.

Sulla base del quadro teorico ed empirico, la ricerca si propone tre obiettivi. Primo, stimare la relazione tra genere dell'host e performance su Airbnb controllando per caratteristiche dell'alloggio e fattori temporali. Secondo, verificare se segnali di qualità e caratteristiche dell'host moderano tale relazione. Terzo, valutare il ruolo delle informazioni linguistiche come segnale informativo e la sua interazione con il genere dell'host, poiché in un mercato turistico internazionale, la lingua è un segnale di accessibilità comunicativa e orientamento alla domanda estera.

Sulla base di questi obiettivi, vengono formulate le seguenti domande di ricerca:

RQ1 - Gender gap nelle performance

A parità di caratteristiche dell'annuncio e dell'host, esistono differenze di performance tra host uomini e host donne su Airbnb?

RQ2 - Segnali di qualità e caratteristiche dell'host come moderatori

I segnali di qualità e le caratteristiche dell'host moderano il rapporto tra genere e performance?

RQ3 - Ruolo delle lingue

- RQ3a: *In che misura il numero di lingue dichiarate dall'host sul suo profilo Airbnb influenza le performance degli host, a parità di caratteristiche dell'annuncio e dell'host?*
- RQ3b: *Il numero di lingue dichiarate dall'host sul suo profilo Airbnb modera il rapporto tra genere e performance?*

In Figura 6 viene presentato il framework di ricerca che verrà analizzato più nel dettaglio nel capitolo successivo.

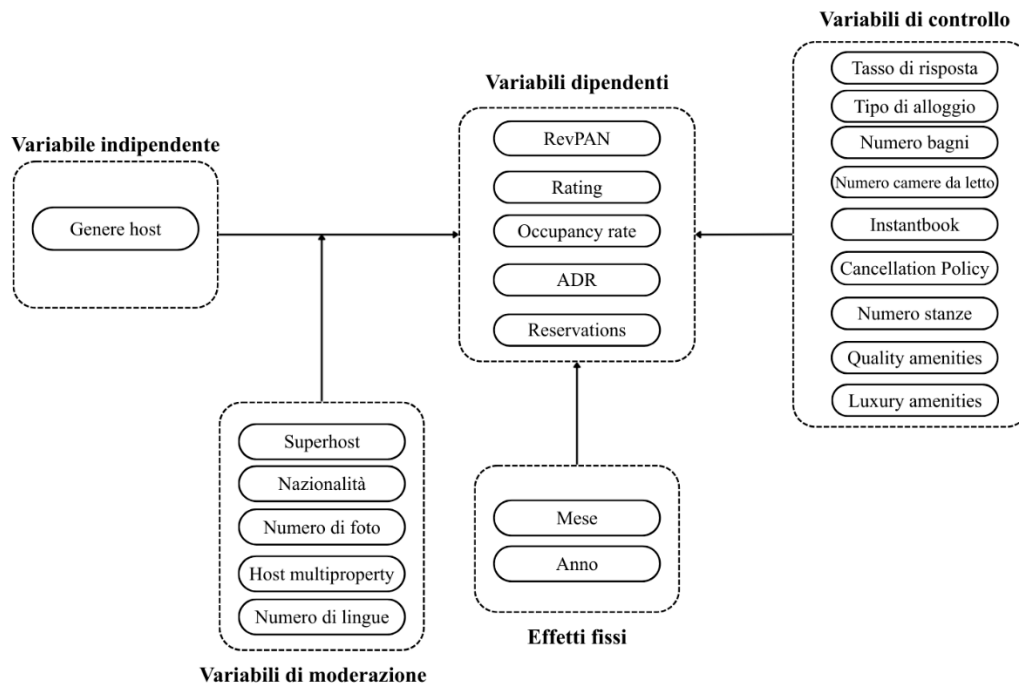


Figura 6: Framework di ricerca

CAPITOLO 3

METODOLOGIA

Il seguente capitolo definisce l'impostazione metodologica dell'analisi empirica, con l'obiettivo di verificare in modo quantitativo se il genere dell'host sia associato a differenze nelle performance su Airbnb e se tale relazione vari al cambiare di specifiche caratteristiche dell'host e della presenza di informazioni linguistiche nel profilo.

Di seguito verranno analizzati i dataset utilizzati, descritto il processo di costruzione dei dati e le variabili utilizzate nei modelli econometrici di regressione, utilizzati per stimare la relazione oggetto della tesi.

3.1 Analisi dei dataset e costruzione del campione

3.1.1 Analisi del dataset principale

L'analisi empirica si basa su un dataset relativo agli annunci presenti nella provincia di Torino, con un orizzonte temporale che copre il periodo 2017–2024. Il campione complessivo include 530.960 osservazioni, consentendo di studiare l'evoluzione delle performance nel tempo e di confrontare gruppi di host con caratteristiche diverse.

I dati sono forniti da AirDNA, una piattaforma di analisi del mercato degli affitti brevi, che mette a disposizione indicatori e stime di performance per gli annunci pubblicati su piattaforme come Airbnb.

Si tratta di un dataset di tipo panel, poiché le osservazioni sono organizzate lungo una dimensione temporale e consentono di seguire nel tempo gli annunci presenti nel campione. Il dataset include informazioni sia sulle metriche di performance economica sia sulle caratteristiche dell'alloggio e dell'host, utili per descrivere l'annuncio e interpretare i risultati dell'analisi empirica.

Di seguito vengono descritte le variabili presenti nel dataset. Per renderne più chiara l'interpretazione, laddove è stato possibile, le informazioni relative agli attributi dell'annuncio sono state raggruppate secondo la classificazione di Buhalis et al. (2019), che distingue tra:

- *Functional attributes*: caratteristiche dell'alloggio direttamente rilevanti per l'utilizzo da parte dell'ospite e per il processo di prenotazione (Buhalis et al., 2019);

- *Signal attributes*: informazioni fornite dall'host o dalla piattaforma che agiscono come segnali di qualità o valore, riducendo l'asimmetria informativa prima della prenotazione (Buhalis et al., 2019);
- *Dual attributes*: attributi "ibridi" che presentano componenti sia funzionali sia di segnale, ad esempio legati al prezzo e alle condizioni economiche (Buhalis et al., 2019).

1. Informazioni di base sull'annuncio: identificazione e contesto territoriale

- Property ID: identificativo univoco della proprietà
- Host ID: identificativo univoco dell'host.
- Host Name: nome mostrato sul profilo host.
- Listing URL e Listing Main Image URL: link diretto all'annuncio e all'immagine principale su Airbnb.
- Created Date: data di creazione dell'annuncio sulla piattaforma.
- Reporting Month: indica il mese e l'anno di riferimento.
- Comune: comune in cui è ubicato l'alloggio.
- Latitude/Longitude: coordinate geografiche dell'annuncio.
- SLL_2011_T: codifica territoriale basata su un sistema statistico del 2011.
- DEN_SL2011: densità abitativa riferita al 2011.
- PRO_COM_T: codice identificativo del comune o altra divisione amministrativa territoriale.

2. Attributi funzionali dell'alloggio (Functional attributes)

2.1 Caratteristiche dell'alloggio

- Listing Type: tipologia di sistemazione (intero appartamento, stanza privata, stanza condivisa, stanza d'hotel).
- Property Type: tipologia di proprietà (es. appartamento, condominio, B&B, ecc...).
- Property Manager: indica se l'annuncio è gestito da un'agenzia.
- Bedrooms/Bathrooms: numero di bagni e camere da letto nell'alloggio.

- Max Guests: capienza massima (numero massimo di ospiti).
- Amenities: insieme delle dotazioni e dei servizi disponibili nell'alloggio (es. ascensore, riscaldamento, TV, piscina, ecc...).
- Has Kitchen/ Has Parking: presenza cucina e parcheggio (dummy).

2.2 Regole di prenotazione

- Instantbook: possibilità di prenotazione immediata senza approvazione dell'host (dummy).
- Cancellation Policy: politica di cancellazione associata all'annuncio (flessibile, moderata, rigida, molto rigida).
- Minimum Stay: soggiorno minimo richiesto.

3. Variabili di performance (Dual attributes)

- Revenue USD: ricavo totale, in dollari statunitensi, generato nel periodo di riferimento.
- RevPAN (Revenue per Available Night): ricavo per notte disponibile.
- ADR (Average Daily Rate): tariffa media giornaliera delle notti effettivamente prenotate nel periodo.
- Occupancy Rate: tasso di occupazione dell'annuncio nel periodo, cioè quanto l'alloggio risulta effettivamente prenotato rispetto alla sua disponibilità.
- Number of Reservations: numero totale di prenotazioni ricevute nel periodo.
- Available Days: numero di giorni in cui l'alloggio è stato disponibile.
- Reservation Days: numero di giorni in cui l'alloggio è stato effettivamente prenotato.

4. Signal attributes

4.1 Segnali di reputazione

- Overall rating: valutazione complessiva dell'annuncio su una scala da 0 a 100.
- Airbnb Communication Rating, Accuracy Rating, Cleanliness Rating, Check-in Rating, Location Rating, Value Rating: valutazioni specifiche assegnate dagli ospiti a diversi aspetti dell'esperienza. In particolare, misurano rispettivamente la comunicazione con l'host, l'accuratezza della descrizione dell'annuncio, la pulizia dell'alloggio,

l'esperienza di check-in, la posizione dell'alloggio e la percezione del rapporto qualità/prezzo.

4.2 Segnali di piattaforma

- Airbnb Superhost: indica se l'host possiede il badge di Superhost (dummy).

4.3 Segnali legati all'host

- Number of Photos: numero di foto dell'annuncio presenti.
- Response Rate: percentuale di richieste a cui l'host risponde.
- Response Time: tempo medio di risposta dell'host alle richieste.
- Host Type: tipologia di host in base al numero di annunci che gestisce.

5. Variabili descrittive dell'host

- Gender: genere associato all'host
- Nationality: nazionalità dell'host (italiana o straniera)

3.1.2 Analisi e costruzione del dataset 2024

A partire dal dataset completo fornito da AirDNA, l'analisi è stata ampliata introducendo un'informazione aggiuntiva: le lingue che gli host dichiarano di conoscere nel loro profilo su Airbnb. Questa variabile può essere rilevante sia perché può influenzare le performance, ad esempio come indicatore della capacità comunicativa e dell'orientamento a ospiti internazionali, sia perché può moderare la relazione tra genere e performance, attenuando o amplificando eventuali differenze se l'indicazione delle lingue nel profilo aumenta l'attrattiva dell'annuncio per ospiti più propensi a prenotare quando trovano un host con cui possono comunicare facilmente.

La variabile è stata costruita a partire dal dataset iniziale, filtrando per l'anno 2024 sono venute fuori 88.390 osservazioni, che però risultano ripetute per lo stesso annuncio in quanto il dataset riporta informazioni su base mensile. Per rendere più semplice la raccolta delle lingue dichiarate dagli host, sono stati eliminati i duplicati mantenendo un solo Listing URL per ciascun Host ID, ottenendo 7.069 host distinti, successivamente esportati in un file Excel contenente l'elenco dei link da aprire. Su questa base è stato poi estratto un campione casuale di 2.788 host per i quali recuperare l'informazione sulle lingue dichiarate.

L'informazione relativa alle lingue conosciute dall'host è visibile pubblicamente nella pagina dell'annuncio, all'interno della sezione dedicata al profilo dell'host. In particolare, nella scheda "Ti presentiamo l'host", Airbnb riporta la voce "Lingue/Languages", se presente, che elenca le lingue dichiarate dall'host (Figura 7). Questo campo può quindi essere utilizzato per costruire una variabile che distingue tra host che dichiarano almeno una lingua e host per cui l'informazione non è riportata.

Ti presentiamo l'host

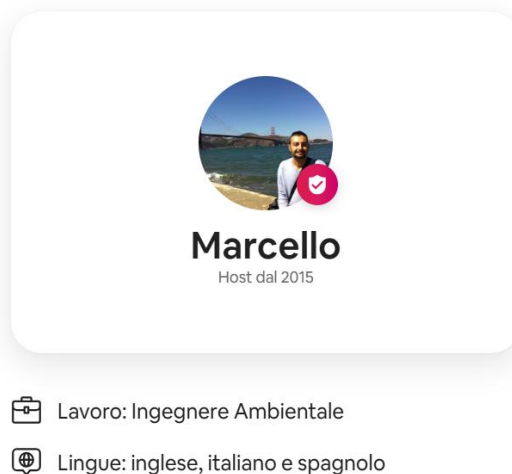


Figura 7: Esempio di profilo host su Airbnb - sezione Lingue. Fonte: Airbnb

Per ridurre tempi e rischio di errori, l'intero processo è stato automatizzato tramite uno script in Python, riportato in

Figura 8. In particolare, lo script scorre l'elenco dei link, carica ciascuna pagina e individua la sezione dell'host cercando i riferimenti testuali ("Ti presentiamo l'host" oppure "Meet your host") e, all'interno di tale sezione, intercetta l'etichetta "Lingue" / "Languages" per estrarre il testo associato. Quando la sezione risulta compilata, lo script salva la lista di lingue; quando non è presente o non è valorizzata, registra "/" per indicare l'assenza di dichiarazione. L'output finale è una tabella link-lingua, successivamente utilizzata per costruire la variabile di interesse da impiegare nelle analisi sulle performance.

Dalla procedura di raccolta è emerso che 1.720 host (circa 61,7%) non riportano alcuna lingua nella sezione dedicata, mentre 1.068 host (circa 38,3%) dichiarano almeno una lingua. Questa distribuzione evidenzia che l'informazione linguistica non è sistematicamente compilata e giustifica la costruzione di una variabile specifica che catturi la presenza/assenza delle lingue dichiarate, da utilizzare nell'analisi empirica come potenziale determinante e moderatore delle performance.

Infine, sul software Stata è stata costruita la variabile “number of languages”, ottenuta contando quante lingue risultano dichiarate da ciascun host. La variabile assume valore 0 quando l’host non riporta alcuna lingua e valori crescenti a partire da 1 per gli host che dichiarano una o più lingue, calcolati come conteggio delle singole lingue individuate (ad es. italiano, inglese, francese, tedesco, ecc.), ottenendo un dataset finale basato su osservazioni mensili, composto complessivamente da 41.952 osservazioni.

```
from playwright.sync_api import sync_playwright, TimeoutError

TIMEOUT = 30000

# Array di link da processare
links = ["https://www.airbnb.it/rooms/999816258455341379",
"https://www.airbnb.it/rooms/1000480298765686201",
"https://www.airbnb.it/rooms/1000499859685235936",
"https://www.airbnb.it/rooms/1000632345302303533",
"https://www.airbnb.it/rooms/1000646833882545282",
"https://www.airbnb.it/rooms/1000694377458849286",
"https://www.airbnb.it/rooms/1000699710024811534", ...]

def scrape_language(page, url):
    try:
        page.goto(url, timeout=60000)
        page.wait_for_timeout(5000) # attendi JS

        #  Prova sezione host (italiano)
        try:
            page.wait_for_selector("text=Ti presentiamo l'host",
            timeout=10000)
            host_section = (
                page
                .locator("text=Ti presentiamo l'host")
                .locator("..")
                .locator("..")
            )

            # Estrazione lingue (IT/EN label)
            if host_section.locator("text=Lingue").count() > 0:
                testo =
            host_section.locator("text=Lingue").first.inner_text()
                lingue = testo.replace("Lingue:",
            "").replace("Lingue", "").strip()
                return lingue if lingue else "/"

            if host_section.locator("text=Languages").count() > 0:
                testo =
            host_section.locator("text=Languages").first.inner_text()
```

```

        lingue = testo.replace("Languages:",
"".replace("Languages", "").strip()
        return lingue if lingue else "/"

    return "/"

except TimeoutError:
    # ✅ Prova sezione host (inglese)
    try:
        page.wait_for_selector("text=Meet your host",
timeout=5000)
        host_section = (
            page
            .locator("text=Meet your host")
            .locator("..")
            .locator("..")
        )

        if host_section.locator("text=Languages").count() >
0:
            testo =
host_section.locator("text=Languages").first.inner_text()
            lingue = testo.replace("Languages:",
"".replace("Languages", "").strip()
            return lingue if lingue else "/"

            if host_section.locator("text=Lingue").count() > 0:
                testo =
host_section.locator("text=Lingue").first.inner_text()
                lingue = testo.replace("Lingue:",
"".replace("Lingue", "").strip()
                return lingue if lingue else "/"

            return "/"

    except TimeoutError:
        return "/"

except Exception as e:
    print(f" ⚠ Errore: {e}")
    return "/"

# Avvia Playwright e processa tutti i link
with sync_playwright() as p:
    browser = p.chromium.launch(headless=True)
    page = browser.new_page()

risultati = []

```

```

for i, link in enumerate(links, 1):
    print(f"[{i}/{len(links)}] Processando: {link}")
    lingua = scrape_language(page, link)

    risultati.append({
        "Link": link,
        "Lingua": lingua
    })

    emoji = "✅" if lingua != "/" else "⬜"
    print(f" {emoji} Risultato: {lingua}\n")

browser.close()

```

Figura 8: Script Python per l'estrazione delle informazioni sulle lingue dal profilo host

3.2 Operazionalizzazione delle variabili utilizzate

Di seguito verranno analizzate più nel dettaglio le variabili impiegate nei modelli di regressione eseguiti sul software STATA. Le variabili vengono descritte distinguendo tra: indicatori di performance (variabili dipendenti), variabile di interesse (indipendente), moderatori, controlli, oltre agli effetti fissi temporali.

3.2.1 Variabili dipendenti: indicatori di performance

Le performance degli annunci sulla piattaforma vengono misurate tramite cinque indicatori comunemente utilizzati per analizzare i risultati nel mercato degli affitti brevi.

1. Rating: rappresenta la valutazione media assegnata dagli ospiti all'esperienza complessiva. Nelle piattaforme digitali il rating è interpretato come segnale reputazionale, perché riduce l'asimmetria informativa e influenza le scelte degli utenti (Buhalis et al., 2019).
2. Number of reservations: è un indicatore di domanda e rappresenta il conteggio delle prenotazioni associate all'annuncio su un orizzonte temporale definito (Xie & Mao, 2017).
3. ADR (Average Daily Rate): indica il prezzo medio effettivo delle notti prenotate. È una variabile centrale per studiare strategia di prezzo e il posizionamento dell'offerta (Ert et al., 2025).

Operativamente, è calcolato come:

$$ADR = \frac{Revenue}{ReservationDays} \quad (1)$$

4. OCC (Occupancy rate): è un indicatore diretto della domanda realizzata e misura quanti giorni l'alloggio risulta effettivamente occupato nel periodo, normalizzandolo per il totale di giorni prenotabili. Questo indicatore dipende sia da fattori esterni, come la domanda complessiva di alloggi nella zona, sia da caratteristiche dell'offerta, tra cui il prezzo, la posizione e la qualità dell'alloggio e dei servizi associati (Buzzacchi et al., 2023)

L'OCC è comunemente utilizzato come misura non monetaria di performance negli studi empirici su Airbnb (Xie & Mao, 2017).

$$OCC = \frac{ReservationDays}{ReservationDays + AvailableDays} \quad (2)$$

5. RevPAN (Revenue Per Available Night): misura di performance economica che rapporta i ricavi generali al totale dei giorni in cui l'alloggio risulta disponibile sul mercato, indipendentemente dal fatto che siano stati effettivamente prenotati o meno. Questa variabile consente di valutare l'efficacia con cui l'host utilizza la capacità disponibile e viene spesso utilizzata nelle analisi econometriche di performance turistiche e nelle valutazioni empiriche su Airbnb (Xie et al., 2019).

Operativamente, la variabile si calcola con la seguente formula:

$$RevPAN = \frac{Revenue}{ReservationsDays + AvailableDays} = ADR \times OCC \quad (3)$$

Nei modelli di regressione, per ridurre l'impatto dell'asimmetria e dei valori estremi, ma anche per interpretare più facilmente i risultati in termini di variazione percentuale, alcune variabili dipendenti sono state trasformate tramite il logaritmo naturale. In particolare, nei modelli si utilizzeranno $\ln(\text{Rating})$, $\ln(\text{Reservations})$, $\ln(\text{ADR})$ e $\ln(\text{RevPAN})$.

3.2.2 Variabile indipendente principale

Donna (genere host): dummy che assume valore 1 se l'host è una, 0 se è un uomo. Viene utilizzata per stimare se, a parità di caratteristiche dell'annuncio e del contesto, esistano differenze nelle performance associate al genere. L'interesse per questo tema è motivato dal fatto che alcuni studi mostrano l'esistenza di un gender earnings gap su Airbnb e suggeriscono che tale divario possa dipendere da più meccanismi, tra cui differenze nelle scelte di prezzo, nella capacità di attrarre domanda e nell'efficacia dei segnali informativi presenti nel profilo e nell'annuncio (Ert et al., 2025).

3.2.3 Variabili di controllo

Le variabili di controllo servono a tenere costanti altri fattori che influenzano la performance, in modo che differenze tra host o alloggi non intacchino l'effetto del genere.

- Response rate: misura di reattività dell'host (percentuali di risposte entro 24 ore) che può incidere su fiducia e visibilità. Airbnb collega la rapidità di risposta anche al posizionamento nei risultati di ricerca ed è una delle variabili prese in considerazione per ottenere lo status di Superhost (Gunter, 2018).
- Instant Book: dummy che indica se l'annuncio consente la prenotazione immediata per i guest, ma che allo stesso tempo riduce la possibilità per l'host di valutare e accettare manualmente le richieste (Mayya et al., 2021).
- Caratteristiche strutturali dell'alloggio: numero di bagni e camere da letto sono utilizzati in logaritmo naturale (\ln Bathrooms e \ln Bedrooms); capacità massima dell'alloggio (Max guests); listing type prendendo come categoria di riferimento Entire apartment/home e inserendo nel modello di regressione tre dummies relative a Hotel room, Private room e Shared room (Buzzacchi et al., 2023).
- Amenities: dotazioni dell'alloggio, facendo una distinzione tra quality amenities (somma di 5 dummies), ovvero i comfort essenziali che una struttura dovrebbe avere, e luxury amenities (somma di 11 dummies), cioè dotazioni più costose e non fondamentali, per separare funzionalità di base da elementi di posizionamento (Buhalis et al., 2019).
- Strict cancellation policy: dummy =1 se strict/super strict, =0 se moderate/flexible (Buzzacchi et al., 2023). La policy cattura la flessibilità percepita dall'ospite.

3.2.4 Variabili moderatrici

Per capire se l'effetto del genere varia al cambiare di specifiche caratteristiche dell'host, i modelli includono interazioni tra genere e moderatori.

- Superhost: dummy che identifica lo status di Superhost, considerato un segnale di qualità e affidabilità. Wang & Nicolau (2017) evidenziano come il badge può essere associato a prezzi più alti degli annunci.
- Multiproperty: dummy = 1 se l'host possiede più di una proprietà e viene spesso collegata a fenomeni di professionalizzazione dell'offerta e a differenze nei risultati economici (Deboosere et al., 2019)
- Italiano (nazionalità): dummy che assume valore 1 se l'host è italiano, 0 se è straniero. Permette di verificare se la provenienza dell'host possa influenzare la domanda e i risultati.
- Number of Photos: indica il numero di foto presenti per l'annuncio e viene espresso in logaritmo. Più contenuto visivo può aumentare la qualità della presentazione e ridurre l'incertezza (Ert et al., 2025).
- Number of languages (solo dataset 2024): variabile (espressa in logaritmo) che misura quante lingue l'host dichiara nel profilo, segnale di una maggiore capacità comunicativa da parte dell'host.

3.2.5 Effetti fissi temporali

Infine, i modelli includono effetti fissi di mese e anno (per il dataset del 2024 solo effetti fissi del mese) per assorbire la stagionalità, trend e shock comuni. In pratica, gli effetti fissi controllano tutto ciò che è comune a tutti gli annunci in uno stesso mese o anno, rendendo più pulita l'associazione tra genere e performance.

Tabella 1: Operazionalizzazione delle variabili

Variabile	Operazionalizzazione
<i>Variabili dipendenti</i>	
Reservations	Logaritmo naturale del numero di prenotazioni ricevute
ADR	Logaritmo naturale del prezzo medio per notte
OCC	Variabile che indica il tasso di occupazione dell'alloggio
RevPAN	Logaritmo naturale del ricavo per notte disponibile
Rating	Logaritmo naturale della valutazione media dell'annuncio
<i>Variabile indipendente</i>	
Donna	Variabile dummy: 1=host donna, 0=host uomo
<i>Variabili di controllo</i>	
Response rate	Percentuale del tasso di risposta
Instantbook	Variabile dummy: 1=possibilità di prenotazione immediata, 0=altrimenti
Bathroom	Logaritmo naturale del numero di bagni
Bedrooms	Logaritmo naturale del numero di camere da letto
Max Guests	Numero massimo di ospiti che l'alloggio può ospitare
Luxury amenities	Conteggio dei beni di lusso presenti nell'alloggio
Quality amenities	Conteggio dei beni essenziali presenti nell'alloggio
Shared/Private/Hotel room	Variabili dummy
Strict cancellation	Variabile dummy: 1=Super Strict/Strict policy, 0=Moderate/Flexible policy
<i>Variabili di moderazione</i>	
Italiano	Variabile dummy: 1=host italiano, 0=host straniero
Superhost	Variabile dummy: 1=host con status superhost, 0=altrimenti
Multiproperty	Variabile dummy: 1=host con più di un alloggio, 0=host con un solo alloggio
Number of Photos	Logaritmo naturale del numero di foto dell'annuncio
Number of Languages (solo per dataset 2024)	Logaritmo naturale del numero di lingue conosciute dichiarate dall'host sul suo profilo

3.3 Analisi descrittiva

L'analisi descrittiva del campione ha l'obiettivo di comprendere meglio come sono distribuite le principali variabili del dataset, così da comprendere meglio le caratteristiche degli host e i loro comportamenti su Airbnb. Dal punto di vista operativo, per il calcolo statistiche descrittive più rilevanti è stato utilizzato Stata, mentre per la realizzazione dei grafici Excel.

Questa analisi consente di individuare eventuali andamenti ricorrenti e differenze tra gruppi di host, costituendo la base per le analisi successive, in cui verranno applicati i modelli econometrici per verificare e approfondire le evidenze emerse.

3.3.1 Statistiche descrittive

Dataset completo

La Tabella 2 riporta le statistiche descrittive delle variabili utilizzate nell'analisi empirica. Il dataset completo è composto da 530.960 osservazioni, ma il numero di osservazioni disponibili (Count) non è identico per tutte le variabili, perché non tutte sono osservabili per ogni unità del campione. In particolare, una parte rilevante della riduzione del numero di osservazioni dipende dalla scelta di lavorare con variabili trasformate in logaritmo naturale. Quando la variabile assume valore pari a zero, il logaritmo non è definito e in Stata il valore diventa mancante. Di conseguenza, per gli indicatori economici e di domanda come $\ln(\text{Reservations})$, $\ln(\text{ADR})$ e $\ln(\text{RevPAN})$, gli annunci che nel periodo non registrano prenotazioni o ricavi, ad esempio perché non sono attivi in tutti i mesi, non contribuiscono al calcolo delle statistiche descrittive in log e vengono esclusi dal conteggio. Al contrario, il tasso di occupazione (OCC) è disponibile per l'intero campione e presenta una media pari a 0,338, suggerendo che in media gli alloggi risultano occupati per circa un terzo del periodo di riferimento. La variabile $\ln(\text{Rating})$ registra circa 447 mila osservazioni, coerentemente con il fatto che la valutazione può non essere presente per annunci con poche o nessuna recensione.

Per quanto riguarda le variabili Donna e Italiano, sono state ricavate a partire dal nome dell'host e, dal momento che alcuni nomi non risultano classificabili in modo univoco (ad esempio nomi ambigui, abbreviati, non presenti nei dizionari utilizzati o caratterizzati da informazioni incomplete), per tali osservazioni le due variabili assumono valore mancante.

Le variabili strutturali dell'annuncio mostrano invece una copertura molto ampia. Il response rate presenta una media pari a circa 87,6, indicando tassi di risposta mediamente alti, anche se con una elevata dispersione. La variabile Instantbook ha una media di 0,335, quindi circa un

terzo degli annunci consente la prenotazione immediata. La politica di cancellazione “strict” invece è adottata da circa l’11% degli annunci, suggerendo che molti host preferiscono offrire maggiore flessibilità. poiché questa policy prevede condizioni più rigide per il rimborso in caso di cancellazione, che possono rappresentare un ostacolo nella scelta dell’alloggio da parte dei guest, soprattutto per chi preferisce opzioni con minore rischio.

Tra le caratteristiche dell’alloggio, in termini di dimensione, il numero massimo di ospiti ha media pari a 3,336, mentre sono presenti in media circa un bagno e una camera da letto.

Le variabili sugli amenities evidenziano una maggiore presenza in media di servizi “quality” (2,585) rispetto alle dotazioni “luxury” (0.163).

Tabella 2: Statistiche descrittive dataset completo

	Count	Mean	Std. Dev.	Min	Max
Number of Reservations	530960	2.767	3.493	0	31
ln_Reservations	332433	1.167	0.827	0	3.434
ADR	332433	88.957	82.159	0	4882.380
ln_ADR	332356	4.304	0.572	0	8.493
OCC	530960	0.338	0.364	0	1
RevPAN	332433	44.576	53.434	0	4858
ln_RevPAN	332356	3.389	0.999	-1.386	8.488
Rating	447168	93.435	9.100	0	100
ln_Rating	447081	4.530	0.135	2.996	4.605
Donna	415489	0.567	0.495	0	1
Response rate	516500	87.584	28.174	0	100
Instantbook	530960	0.335	0.472	0	1.000
Bathrooms	530020	1.171	0.511	0	26.000
ln_Bathrooms	527734	0.113	0.279	0	3.258
Bedrooms	530520	1.242	0.726	0	40.000
ln_Bedrooms	502352	0.192	0.360	0	3.689
Max guests	530603	3.336	1.731	1	16
Luxury amenities	530960	0.163	0.410	0	4
Quality amenities	530960	2.585	1.406	0	5
Private room	530960	0.231	0.422	0	1
Hotel room	530960	0.004	0.059	0	1
Shared room	530960	0.017	0.129	0	1
Strict cancellation	530960	0.112	0.315	0	1
Italiano	419912	0.862	0.345	0	1
Superhost	530960	0.179	0.383	0	1
Multiproperty	530960	0.633	0.482	0	1
Number of Photos	530671	18.887	13.446	1	246
ln_Number_of_photos	530671	2.713	0.701	0	5.505

Dataset 2024

La Tabella 3 riporta le statistiche descrittive relative al campione costruito per il solo 2024, che è quello impiegato per analizzare il ruolo della variabile linguistica. Questa seconda tabella si basa su un dataset con 41.952 osservazioni mensili e riporta le variabili più rilevanti, ovvero gli indicatori di performance, la variabile di genere e la variabile relativa alle lingue dichiarate dall'host.

Il numero medio di prenotazioni risulta pari a 4,392, con una dispersione significativa. L'ADR registra un valore medio pari a 106,237\$, mostrando che la tariffa giornaliera applicata dagli host si colloca mediamente poco sopra i 100\$, ma con un'elevata dispersione che riflette una forte eterogeneità tra annunci. Il RevPAN presenta invece una media pari a 56,713\$, che, come atteso, risulta inferiore all'ADR perché incorpora non solo il livello di prezzo, ma anche l'effettiva capacità di generare ricavi nel mese, risentendo direttamente dell'occupazione.

Per quanto riguarda la qualità percepita, il Rating medio è pari a 95 (su scala 0–100), con un minimo pari a 20 indice che sono presenti anche annunci con valutazioni più basse.

La variabile Donna ha un valore medio di 0,539, indicando che nel campione per cui il genere è osservabile la quota di host donne è leggermente superiore alla metà.

Infine, la variabile centrale di questo dataset, Number of Languages, indica che in media gli host dichiarano circa 1,2 lingue nel profilo, con valori che vanno da 0 a 8. La versione logaritmica ($\ln_Number_of_languages$) presenta un numero di osservazioni più basso, coerentemente con la presenza di valori pari a zero, cioè di host che non indicano lingue.

Tabella 3: Statistiche descrittive dataset 2024

	Count	Mean	Std. Dev.	Min	Max
Number of Reservations	41952	4.392	3.864	0.000	26.000
ln_Reservations	35124	1.379	0.800	0.000	3.258
ADR	35124	106.237	75.272	0.000	2.838.000
ln_ADR	35123	4.524	0.502	1.203	7.951
OCC	41952	0.474	0.342	0.000	1.000
RevPAN	35124	56.713	48.870	0.000	1.601.330
ln_RevPAN	35123	3.731	0.860	-0.400	7.379
Rating	36714	95.033	7.695	20.000	100.000
ln_Rating	36714	4.550	0.108	2.996	4.605
Donna	35020	0.539	0.498	0.000	1.000
Number of Languages	41952	1.214	1.670	0.000	8.000
ln_Number_of_languages	17151	0.989	0.463	0.000	2.079

3.3.2 Distribuzioni delle variabili principali

Di seguito verranno analizzate più nel dettaglio le variabili più rilevanti per i modelli di regressione. Oltre alle statistiche descrittive viste prima, verranno utilizzate anche rappresentazioni grafiche realizzate tramite l'uso di tabelle pivot su Excel per visualizzare in modo più chiaro la distribuzione delle variabili e l'eventuale presenza di differenze tra i gruppi del campione.

Genere dell'host

Partendo dal dataset analizzato di 530.960 osservazioni, la Figura 9 mostra una prevalenza di annunci associati a host di genere femminile. In particolare, il 57% degli annunci risulta gestito da donne, mentre il 43% da uomini. Questo risultato rende più evidente quanto già emerso nella Tabella 2 dove la variabile donna presenta una media pari a 0,567.

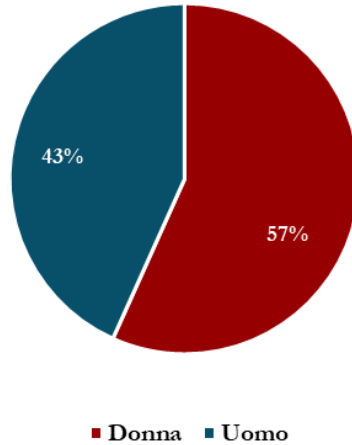


Figura 9: Distribuzione degli annunci per genere dell'host

In Figura 10 (a) invece, la distribuzione è calcolata a livello di host unici, mantenendo una sola osservazione per ciascun host. Anche in questo caso emerge una maggiore presenza femminile con 6.930 host donne contro 5.400 host uomini.

Mentre la Figura 10 (b) consente di osservare l'evoluzione nel tempo del numero di host uomini e donne dal 2017 al 2024. La prevalenza femminile si mantiene in tutti gli anni, ma si rileva una diminuzione del numero di host tra il 2020 e il 2021, probabilmente legata agli effetti della pandemia da COVID-19, seguita da una ripresa dal 2022 e da un aumento decisivo nel 2024 per entrambi i generi.

Nel complesso, queste distribuzioni suggeriscono che le host donne risultano più attive sulla piattaforma e che la distribuzione di genere rimane per lo più stabile nel tempo.

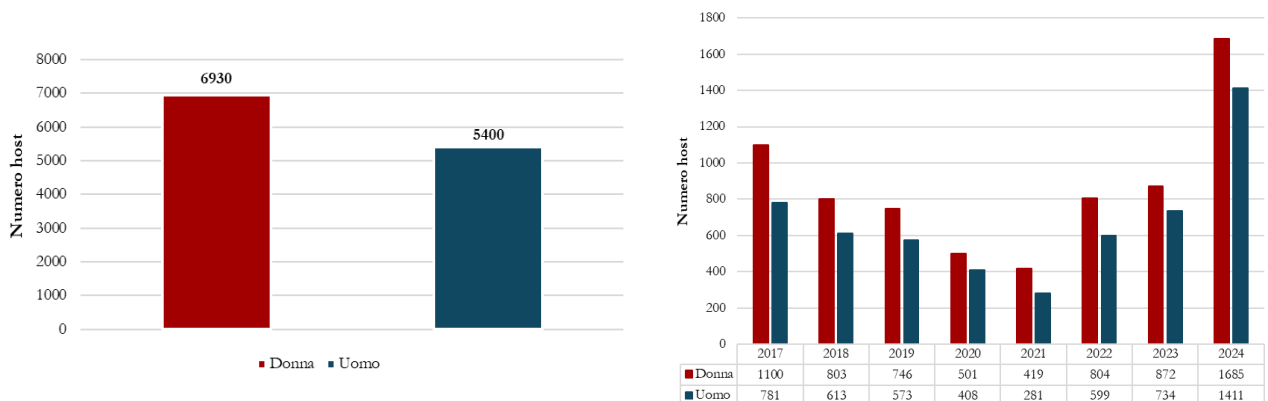


Figura 10: Distribuzione degli host per genere: (a) distribuzione complessiva; (b) andamento annuale

Numero medio di prenotazioni per genere

Come si evince dalle Figura 11 (a) e (b), in media gli host uomini registrano un numero di prenotazioni leggermente più elevato rispetto alle host donne. Il valore medio complessivo è pari a 2,84 per gli uomini contro 2,69 per le donne. L'andamento annuale evidenzia per entrambi i gruppi una crescita fino al 2019, una diminuzione nel periodo 2020/2021 e una successiva ripresa dal 2022, mantenendo in quasi tutti gli anni un lieve vantaggio a favore degli uomini.

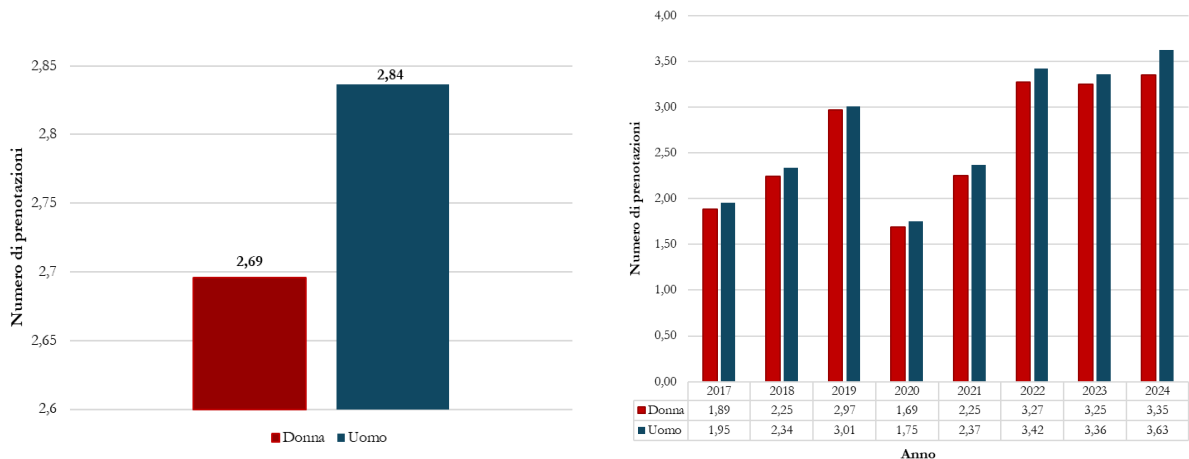


Figura 11: Numero di prenotazioni per genere: (a) media complessiva; (b) andamento della media annua

Per capire se la differenza tra le medie osservata nei due gruppi può essere attribuita al caso, è stato effettuato il T-test per campioni indipendenti.

In particolare, è stato effettuato su Excel un T-test a due campioni nella versione di Welch, che assume varianze diverse tra i due gruppi. Il test confronta l'ipotesi nulla di uguaglianza delle medie con l'ipotesi alternativa di una differenza tra gruppi. La statistica t misura la differenza tra le medie in unità di errore standard, cioè valuta quanto la distanza osservata tra le medie sia grande rispetto alla variabilità dei dati.

Nel campione analizzato, il test restituisce $t = -12,85$ (il segno meno dipende dall'ordine e in questo caso indica che le donne hanno una media inferiore) e un $p - value < 0,001$, minore del livello di significatività $\alpha = 0,05$, che porta a rifiutare l'ipotesi nulla. Coerentemente, anche il confronto con il valore critico (t -critico) conferma il risultato, dal momento che in un test con significatività del 5% il valore critico è circa $\pm 1,96$, e poiché $|t| = 12,85$ è superiore a tale soglia, la statistica cade nella regione di rifiuto. risultati che rifiutano l'ipotesi nulla di uguaglianza delle medie.

Di conseguenza, la differenza tra le medie risulta statisticamente significativa, indicando che gli host uomini ottengono un numero medio di prenotazioni leggermente superiore.

ADR medio per genere Le Figura 12 (a) e (b) riportano l'andamento dell'ADR medio per genere il cui valore risulta più elevato per le host donne rispetto agli host uomini, con una media pari a 88,28\$ per le donne contro 83,86\$ per gli uomini. L'andamento che va dal 2017 al 2024 è coerente per entrambi i gruppi e in tutti gli anni considerati il valore medio femminile rimane superiore a quello maschile.

Anche qui è stato effettuato il T-test che conferma che la differenza tra le medie è statisticamente significativa con valore di $t = 15,66 > t - critico = 1,64$ e $p < 0,001$, portando al rifiuto dell'ipotesi nulla di uguaglianza delle medie.

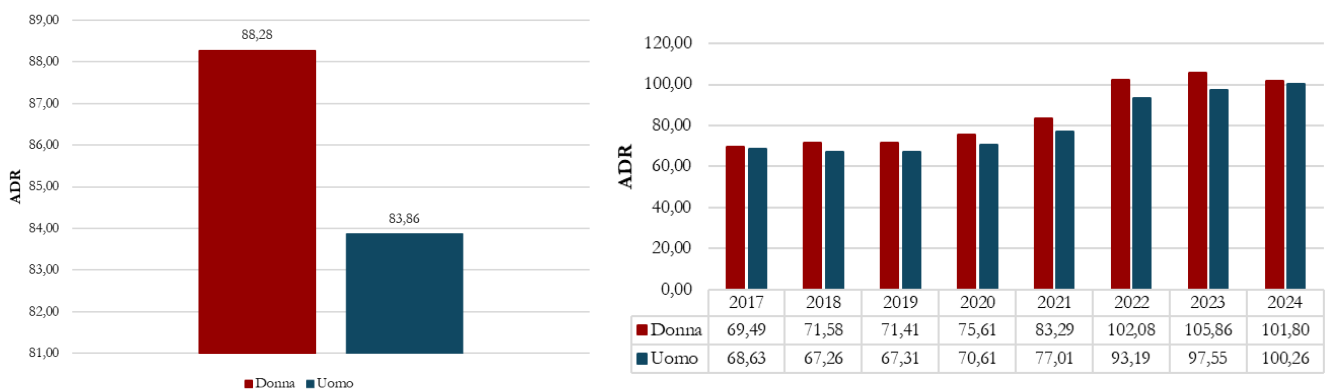


Figura 12: ADR per genere: (a) media complessiva; (b) andamento della media annua

Una possibile spiegazione è che le host donne prestano più attenzione alla qualità del servizio offerto, riuscendo così a sostenere un'ADR più elevato oppure questa differenza potrebbe dipendere anche da diverse caratteristiche dell'alloggio.

Occupancy rate medio per genere

L'occupancy rate medio (OCC) è molto simile tra i due gruppi (

Figura 13 (a)), ma risulta lievemente più alto per le host donne: circa 0,341 contro 0,337 per gli uomini, con una differenza di 0,004. Anche l'andamento nel tempo (

Figura 13 (b)) è analogo per entrambi i generi, registrando anche qui un calo nel 2020 e una ripresa dal 2021, raggiungendo valori massimi nel 2022.

Il T-test conferma che la differenza nelle medie è statisticamente significativa ($t = 3,85 > t = 1,64$; $p < 0,001$). Tuttavia, data l'ampiezza del campione, è importante notare che la differenza è molto contenuta, suggerendo performance di occupazione complessivamente comparabili tra host donne e uomini.

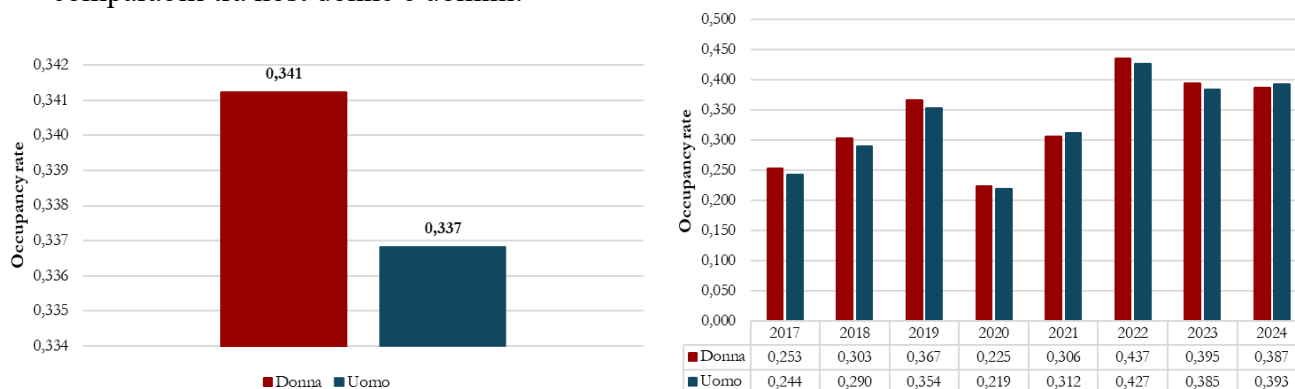


Figura 13: Occupancy rate per genere: (a) media complessiva; (b) andamento della media annua

RevPAN e Revenue medi per genere

Per quanto riguarda i ricavi medi, le host donne registrano valori leggermente più elevati sia per la variabile RevPAN che per Revenue.

In particolare, il RevPAN medio risulta pari a 43,80\$ per le donne contro 41,94\$ per gli uomini come raffigurato in Figura 14 (a). L'andamento temporale, mostrato in Figura 14 (b), così come nei grafici delle variabili precedenti, sottolinea una crescita fino al 2019, una diminuzione nel 2020 dovuta alla pandemia e una ripresa dal 2021 in poi, in linea con il ritorno della domanda turistica dopo il Covid-19.

Anche per questa variabile è stato effettuato il T-test che conferma che la differenza nelle medie del RevPAN è statisticamente significativa ($t = 10,59$; $p < 0,001$), portando al rifiuto dell'ipotesi nulla.

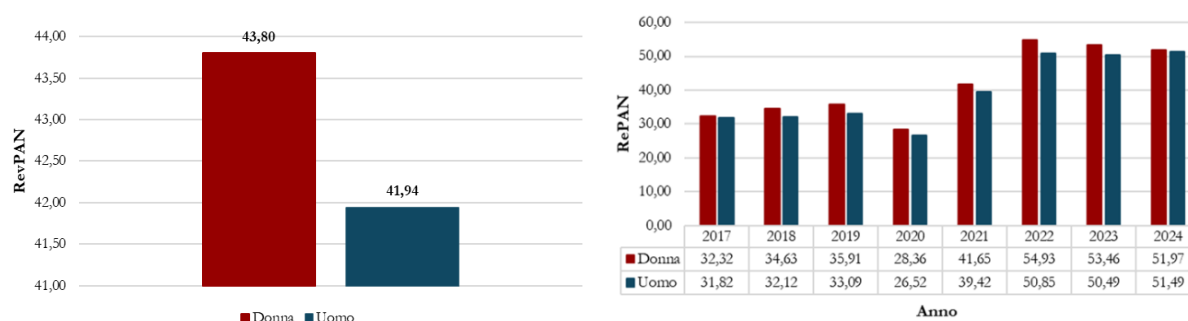


Figura 14: RevPAN per genere: (a) media complessiva; (b) andamento della media annua

Una situazione del tutto analoga emerge considerando la variabile Revenue, in cui la media è pari a 659,97\$ per le host donne e 638,67\$ per gli uomini (Figura 15 (a) e (b)).

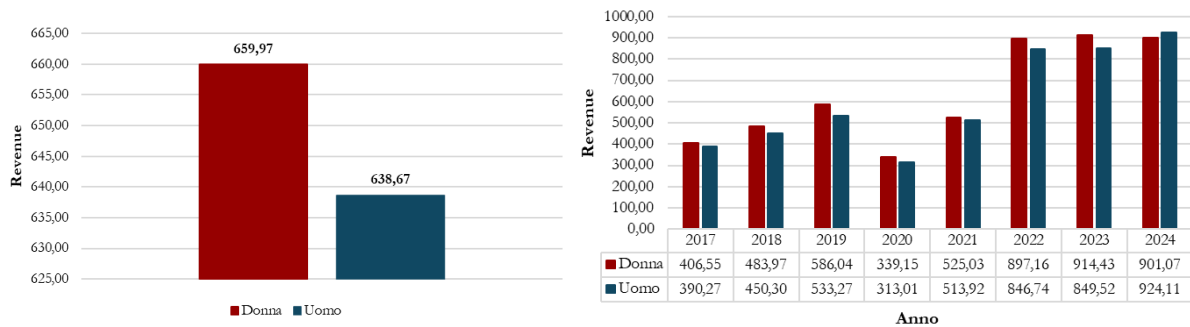


Figura 15: Revenue per genere: (a) media complessiva; (b) andamento della media annua

In conclusione, questa differenza nei ricavi potrebbe derivare da ADR più elevato e occupazione leggermente superiore da parte delle host donna oppure dalle caratteristiche degli annunci.

Rating medio per genere

Dalla Figura 16 (a) emerge che il rating medio è leggermente più alto per le host donne (94,67) rispetto agli uomini (93,52). L'andamento negli anni Figura 16 (b) evidenzia un aumento del rating nel tempo e il vantaggio femminile continua ad essere presente in tutti gli anni considerati. Questo aumento può essere dovuto all'evoluzione di Airbnb e alla sua diffusione, che porta gli host a migliorare la qualità dell'annuncio e delle prestazioni. Oppure un'altra spiegazione potrebbe essere data dal fatto che gli host con performance peggiori escono dal mercato oppure ricevono meno prenotazioni, facendo aumentare la valutazione media degli annunci che restano attivi.

Il T-test conferma che la differenza tra le medie è statisticamente significativa ($t = 39,74$; $p < 0,001$), portando al rifiuto dell'ipotesi nulla di uguaglianza delle medie.

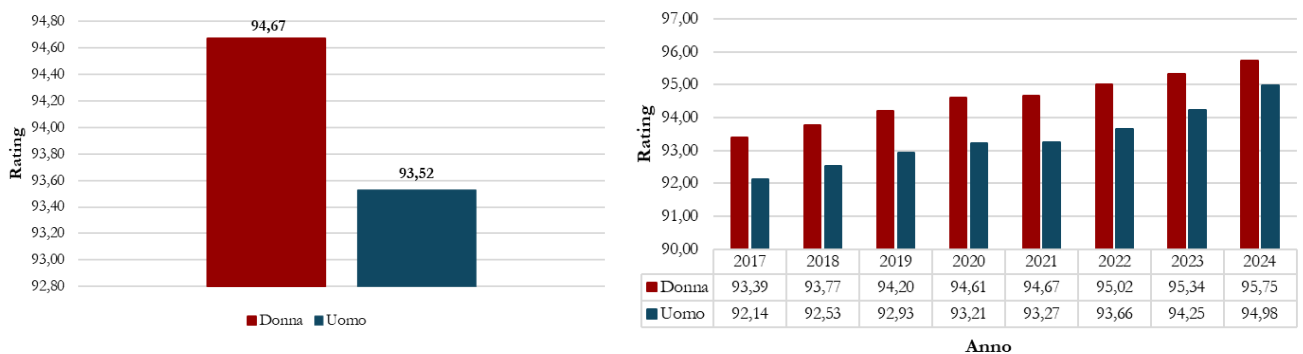


Figura 16: Rating per genere: (a) media complessiva; (b) andamento della media annua

Status Superhost

Filtrando il dataset per considerare solo host unici, vengono fuori 12.330 host. I dati indicano che non è comune avere lo status di Superhost, ma è un riconoscimento che riguarda solo una quota limitata degli host. Infatti, 10.707 host (circa l'87%) non possiedono lo status, mentre solo 1.623 host (circa il 13%) possiedono il badge (Figura 17).

Questo risultato è coerente con l'idea che il badge venga assegnato solo a profili che raggiungono livelli elevati di affidabilità e qualità del servizio, ad esempio tasso di risposta minimo del 90%, un tasso di cancellazione inferiore all'1% e una valutazione complessiva di almeno 4,8 stelle su 5 (Airbnb, 2025).

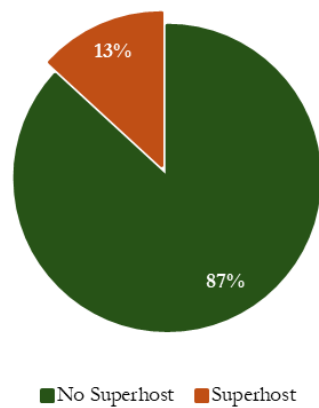


Figura 17: Distribuzione dello status Superhost

In Figura 18 si evidenzia inoltre una crescita esponenziale del numero di Superhost nel campione, soprattutto dal 2022 al 2024. Questo andamento indica principalmente un maggiore consolidamento di Airbnb come piattaforma peer-to-peer e una progressiva professionalizzazione degli host, ma anche un aumento del numero di host osservati nel dataset, che rende più probabile trovare profili che soddisfano i requisiti richiesti.

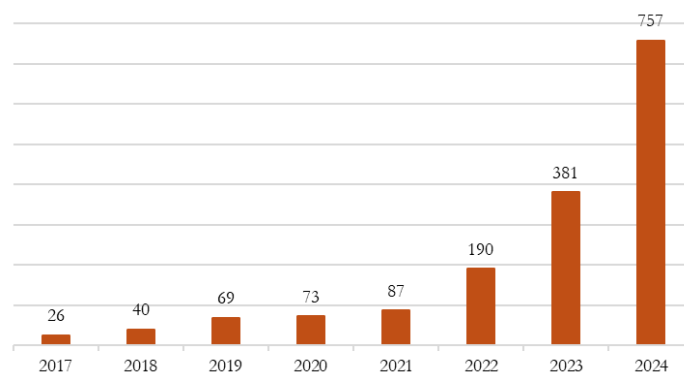


Figura 18: Andamento nel tempo del numero di host Superhost

Tra i 1.623 Superhost, la Figura 19 mette in evidenza che 947 sono donne (42%) e 676 sono uomini (58%). Questo dato suggerisce che, tra gli host che possiedono lo status, il genere femminile è più presente di quello maschile, probabilmente perché alcune attività richieste per mantenere il badge sono gestite con maggiore costanza dalle donne.

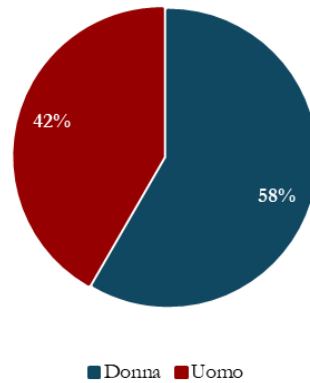


Figura 19: Distribuzione dello status Superhost per genere

Numero di foto per genere

Dalla Figura 20 emerge che in media le donne pubblicano circa 19 foto degli annunci, mentre gli uomini circa 18, coerente con l'idea che le donne tengono maggiormente alla presentazione dell'annuncio, usando più foto per mostrare meglio l'alloggio e ridurre l'incertezza per i potenziali ospiti, anche se la differenza che viene fuori non è particolarmente rilevante.

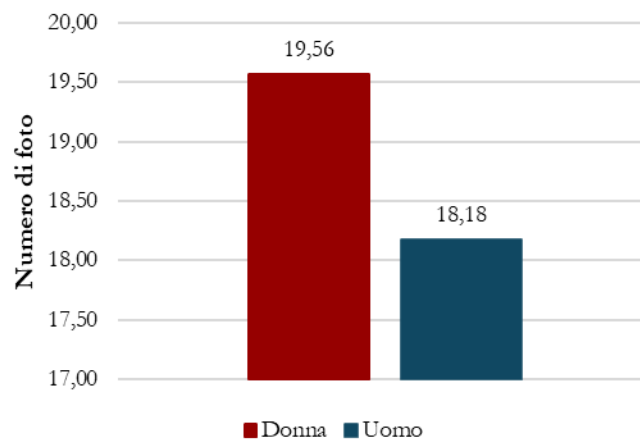


Figura 20: Numero medio di foto dell'annuncio per genere

Nazionalità

La nazionalità degli host mostra una netta prevalenza di host italiani (Figura 21), registrando un valore di 10.141 (circa 86%) contro 1.589 host stranieri (circa 14%). Questo risultato è coerente con le aspettative, considerando che il dataset fa riferimento alla città di Torino. In un

mercato locale, infatti, ci si aspetta che l'attività di hosting sia svolta soprattutto da residenti e proprietari nazionali.

Questa distribuzione suggerisce quindi che la nazionalità riflette la natura prevalentemente locale dell'offerta torinese più che una presenza rilevante di operatori internazionali.

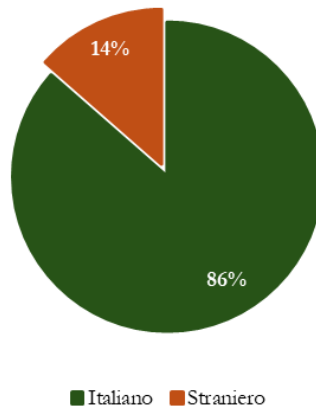


Figura 21: Distribuzione della nazionalità degli host

La Figura 22 mostra come la quota più ampia di host sia rappresentata dalle donne italiane (circa 51%), seguite dagli uomini italiani (circa 36%). Le categorie degli host stranieri, come sottolineato già prima, sono più contenute: donne straniere 6% e uomini stranieri 7%.

In conclusione, il campione risulta composto prevalentemente da host italiani e, tra questi, si osserva anche una prevalenza di host donne. Di conseguenza, le principali evidenze descrittive sul genere emergono soprattutto tra gli italiani, che rappresentano la quota dominante degli host attivi considerati.

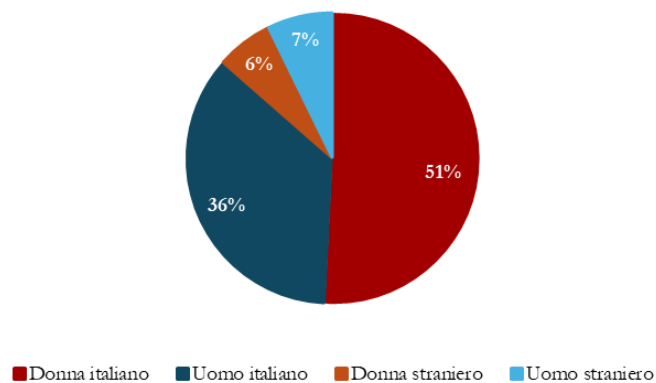


Figura 22: Distribuzione congiunta di genere e nazionalità degli host

Tipologia host: multi-property

La maggioranza degli host risulta single-property: 7.905 host (64%) gestiscono un solo alloggio (multiproperty=0), mentre 4.425 host (36%) più di uno (Figura 23). Questo dato mostra che, oltre ad una componente domestica, esiste anche una parte rilevante di host che opera in modo più imprenditoriale e professionale.

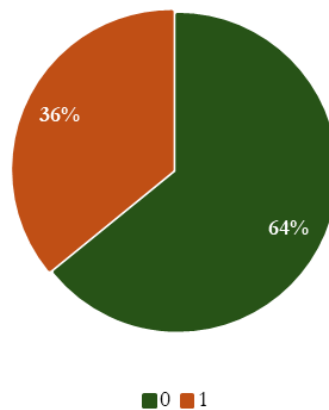


Figura 23: Distribuzione degli host multiproperty

In particolare, la variabile “host type” presente nel dataset, permette di osservare la distribuzione degli host in base alla quantità di annunci gestiti, distinguendo tra 4 categorie: host con 1 unit, 2–5 units, 6–20 units e 21+ units. Come già visto prima, la maggior parte degli host si concentra nella classe “1 unit” (7.905), ma anche “2–5 units” (3.892), mentre le categorie più “professionali” sono meno diffuse (Figura 24).

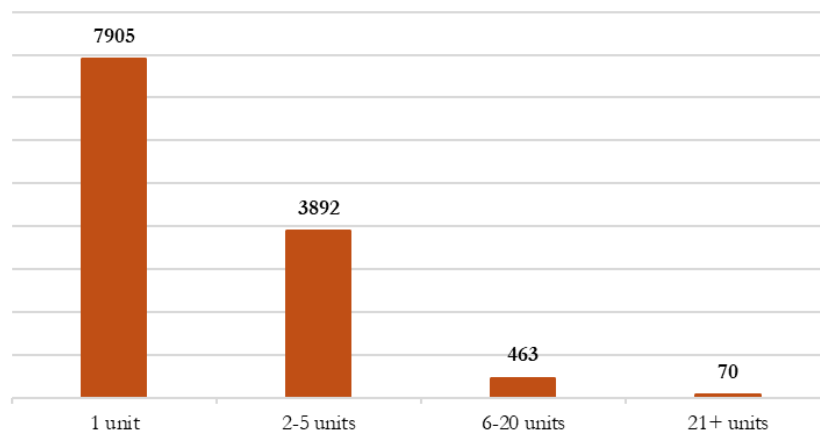


Figura 24: Distribuzione della tipologia di host in base al numero di alloggi gestiti

Guardando alla composizione di genere tra gli host multi-property (Figura 25), emergono 2.509 donne (57%) e 1.916 uomini: (43%). Quindi, anche tra gli host che gestiscono più di un annuncio la componente femminile è maggiormente presente.

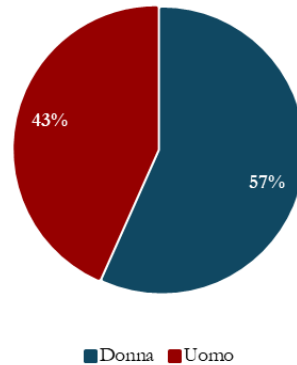


Figura 25: Distribuzione degli host multiproperty per genere

Lingue dichiarate nel profilo degli host

Passando al campione del dataset 2024, composto da 2.788 host, per l'analisi della componente linguistica è stata creata una variabile dummy "language" che assume valore pari a 0 se l'host non dichiara nessuna lingua nel profilo, 1 se dichiara almeno una lingua. La Figura 26 mostra come più della metà degli host (il 62%) non compili la sezione dedicata alle lingue e solo il 38% indica almeno una lingua.

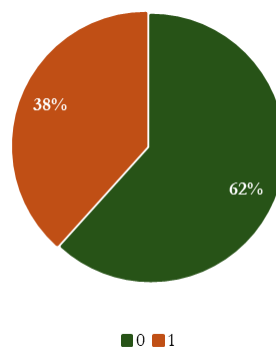


Figura 26: Presenza di lingue dichiarate nel profilo dell'host

Infatti, analizzando più nel dettaglio la distribuzione della variabile di interesse, mostrata nella Figura 27, ovvero il numero di lingue dichiarate, si nota che 1.720 host non dichiarano lingue, mentre chi lo fa indica di conoscere 2-3 lingue, e solo una minoranza dichiara 4 o più lingue, con frequenze sempre più basse.

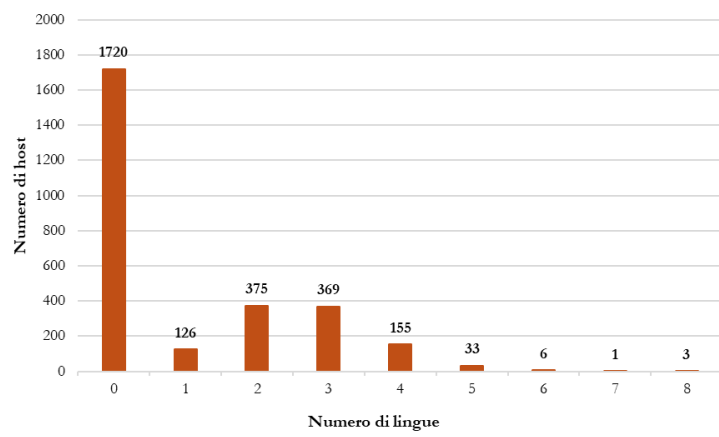


Figura 27: Distribuzione del numero di lingue dichiarate dall'host

Guardando invece quali lingue vengono dichiarate (Figura 28), le più comuni risultano Inglese (955) e Italiano (914), quest'ultima coerente con il fatto che l'analisi fa riferimento ad un dataset di Airbnb Torino, rappresentando la lingua madre del mercato di riferimento. Le due lingue principali sono seguite da Francese (446), Spagnolo (322) e Tedesco (56). Infine, la categoria "Altro" contiene al suo interno molte altre lingue con poche occorrenze ciascuna (ad esempio portoghese, russo, cinese ecc.).

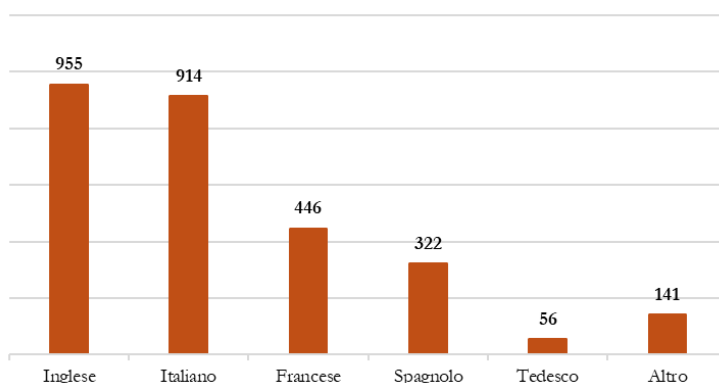
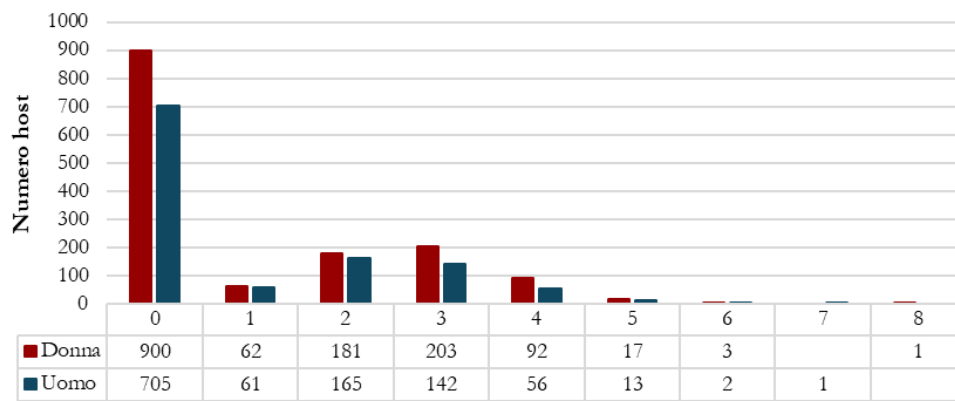


Figura 28: Frequenza delle lingue dichiarate dagli host

Passando al confronto per genere, la distribuzione del numero di lingue mostra un andamento simile tra uomini e donne, pur osservando una maggiore presenza delle host donne che dichiarano almeno una lingua (Figura 29). Infatti, circa il 56% del genere femminile dichiara almeno una lingua, contro il 46% degli uomini.



Numero lingue dichiarate

Figura 29: Distribuzione del numero di lingue dichiarate per genere

CAPITOLO 4

RISULTATI

L'analisi dei risultati delle regressioni permette di dare una risposta alle domande di ricerca formulate precedentemente. L'approccio econometrico ha adottato l'utilizzo di modelli OLS (Ordinary Least Squares). In particolare, per alcune variabili di performance, viene effettuata la trasformazione in logaritmo naturale, per rendere l'interpretazione dei risultati più chiara. Infatti, nei modelli che hanno la variabile dipendente in log, i coefficienti del modello econometrico si leggono come variazioni percentuali attese. Nel caso in analisi, si ha a che fare con un modello log-lineare, in quanto la variabile indipendente risulta essere una dummy.

La struttura generale del modello log-lin utilizzato può essere espressa come:

$$Y_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 Donna + \beta_2 X_{i,t} + \beta_3 (Donna \times M_{i,t}) + \mu_{mese(t)} + \lambda_{anno(t)} + \varepsilon_{i,t} \quad (4)$$

dove:

- $Y_{i,t}$ indica la variabile dipendente dell'annuncio i nel periodo t . Questa equazione è stata utilizzata più volte, sostituendo la Y di volta in volta con una misura di performance differente. Nel seguente elaborato, come già riportato nel paragrafo 3.2.1, sono state prese in considerazione cinque variabili dipendenti: \ln (Reservations), \ln (ADR), \ln (RevPAN), \ln (Rating) e Occupancy rate;
- $Donna$ è la variabile indipendente che identifica il genere ed è la dummy di interesse (1 se l'host è donna, 0 se uomo);
- $X_{i,t}$ è il coefficiente che racchiude tutte le variabili di controllo prese in considerazione nel modello, ad esempio caratteristiche dell'annuncio e dell'host;
- Il termine $Donna \times M_{i,t}$ introduce gli effetti di moderazione, dove $M_{i,t}$ rappresenta la variabile moderatrice (in questa analisi si considerano cinque moderanti, ad esempio superhost, numero di lingue, nazionalità ecc.) e β_3 misura come cambia l'interazione tra genere e performance al variare di $M_{i,t}$;
- μ_t e λ_t sono gli effetti fissi temporali di mese e anno, che controllano per stagionalità e shock nel tempo (λ_t non viene considerato nel modello relativo solo all'anno 2024);
- $\varepsilon_{i,t}$ è il termine di errore, che rappresenta la variabilità di Y non spiegata dal modello.

Nelle tabelle dei risultati vengono riportate altre statistiche e informazioni utili per verificare e analizzare la validità di quello che viene fuori dalle regressioni.

È presente il numero di osservazioni N utilizzate nella regressione, cioè quante righe del dataset vengono considerate effettivamente escludendo i valori mancanti.

Il parametro R^2 misura, invece, la variabilità della variabile dipendente spiegata dal modello. Assume valori compresi tra 0 e 1 e un valore più alto indica che il modello riesce a descrivere meglio i dati osservati. Nell'analisi seguente, le performance dipendono anche da fattori non osservabili che possono portare ad un valore più basso di R^2 .

I valori in tabella riportati tra parentesi sono gli errori standard calcolati in forma robusta per correggere l'eteroschedasticità o correlazione tra osservazioni riferite allo stesso host. In Stata, è ottenuto tramite l'opzione *vce(robust)*, che rende l'inferenza più affidabile rispetto agli errori standard classici.

Infine, in tutti i modelli presentati, la significatività statistica dei coefficienti è valutata attraverso i p-value. Nelle tabelle sono presenti da uno a tre asterischi, in ordine crescente di significatività: * $p < 0,10$, ** $p < 0,05$ e *** $p < 0,01$. In assenza di asterischi, il coefficiente non risulta statisticamente significativo ai livelli considerati ($p \geq 0,10$). Un coefficiente significativo indica che l'effetto stimato è difficilmente dovuto al caso, mentre l'interpretazione economica dipende dal segno, positivo o negativo, e dalla dimensione del coefficiente.

4.1 Analisi delle regressioni sul dataset completo

4.1.1 Modelli base: effetto diretto del genere

Per rispondere alla prima domanda di ricerca (RQ1), ovvero se ci sono differenze di performance tra host uomini e host donne, si stimano cinque modelli base di regressione (M1-M5), uno per ogni variabile dipendente scelta, che mettono in evidenza l'effetto diretto del genere sulle performance degli annunci, a parità di controlli. Quindi, i coefficienti di *Donna* catturano la differenza media di performance tra host donne e uomini, mantenendo costanti le altre variabili del modello.

Tabella 4: Risultati dei modelli diretti del genere sulle performance

	M1 ln Reservations	M2 ln ADR	M3 OCC	M4 ln RevPAN	M5 ln Rating
Donna	-0.042*** (0.003)	0.032*** (0.002)	-0.003*** (0.001)	0.033*** (0.004)	0.010*** (0.000)
Italiano	-0.015*** (0.005)	0.030*** (0.003)	0.018*** (0.002)	0.073*** (0.006)	0.022*** (0.001)
Instantbook	0.273*** (0.004)	0.031*** (0.002)	0.071*** (0.001)	0.190*** (0.004)	-0.014*** (0.001)
Response rate	0.002*** (0.000)	-0.001*** (0.000)	0.001*** (0.000)	0.003*** (0.000)	0.000*** (0.000)
Superhost	0.193*** (0.004)	-0.081*** (0.002)	0.154*** (0.001)	0.118*** (0.004)	0.032*** (0.000)
Multiproperty	0.059** (0.003)	0.108*** (0.002)	-0.020*** (0.001)	0.064*** (0.004)	-0.015*** (0.000)
ln Bathrooms	-0.094*** (0.007)	0.240*** (0.005)	-0.053*** (0.002)	0.154*** (0.008)	-0.004*** (0.001)
ln Bedrooms	-0.169*** (0.006)	0.150*** (0.004)	-0.039*** (0.002)	0.095*** (0.007)	0.001 (0.001)
ln Number of photos	0.119*** (0.003)	0.069*** (0.002)	0.052*** (0.001)	0.136*** (0.003)	0.019*** (0.001)
Max guests	0.032*** (0.001)	0.081*** (0.001)	-0.004*** (0.000)	0.054*** (0.002)	-0.000 (0.000)
Luxury amenities	-0.043*** (0.004)	-0.012*** (0.002)	-0.024*** (0.001)	-0.084*** (0.004)	-0.000 (0.000)
Quality amenities	0.008*** (0.001)	0.015*** (0.001)	0.030*** (0.000)	0.066*** (0.002)	0.008*** (0.000)
Strict cancellation	-0.098*** (0.005)	0.034*** (0.003)	-0.032*** (0.002)	-0.027*** (0.006)	-0.016*** (0.001)
Shared room	-0.072*** (0.015)	-0.864*** (0.009)	-0.042*** (0.004)	-1.045*** (0.020)	-0.014*** (0.003)
Private room	0.009* (0.005)	-0.330*** (0.003)	-0.048*** (0.001)	-0.497*** (0.005)	0.016*** (0.001)
Hotel room	0.621*** (0.029)	-0.040** (0.019)	0.114*** (0.010)	0.080*** (0.029)	0.057*** (0.002)
Year FE	YES	YES	YES	YES	YES
Month FE	YES	YES	YES	YES	YES
R ²	0.109	0.431	0.172	0.267	0.070
N	233625	233610	367029	233610	319474

Robust standard errors in parentheses.
* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Dalla Tabella 4 si può notare come l'effetto del genere risulta statisticamente significativo su tutti e cinque i modelli considerati. In particolare, la dummy *Donna* nel modello 1 è associata a meno prenotazioni, circa -4,2% di prenotazioni rispetto agli host uomini. Allo stesso modo, anche l'occupazione (M3) mostra una leggera riduzione, ma statisticamente significativa, assumendo un valore pari a -0,003. Invece, passando alle performance economiche (M2 e M4) si registra un vantaggio, dal momento che le host donne tendono a fissare un prezzo più alto del 3,2%, che, nel complesso, si riflette in un valore di +0,033 di ricavi per notte attiva. Anche dal

punto di vista della reputazione (M5), si osserva un coefficiente pari a +0,010 in favore delle donne. In sintesi, le host donne mostrano performance peggiori dal punto di vista delle quantità, ma migliori sulla componente legata al valore e alla reputazione. Questo risultato suggerisce quindi che, in media, le donne tendono a privilegiare una gestione più orientata alla qualità e alla valorizzazione dell'offerta piuttosto che alla quantità, applicando tariffe più elevate e ricevendo valutazioni migliori, anche a fronte di volumi leggermente inferiori.

Passando all'analisi dei risultati delle caratteristiche dell'host, rilevante è la variabile relativa alla nazionalità (*Italiano*), con risultati tutti altamente significativi, dove gli host italiani registrano un leggero calo delle prenotazioni (-0,015) rispetto agli host stranieri, ma ottengono risultati migliori su tutte le altre dimensioni. Infatti, applicano tariffe più alte (+0,030), hanno un'occupazione più elevata (+0,018), e, di conseguenza, registrano anche ricavi superiori (+0,073) dato che la variabile RevPAN è proprio il prodotto tra ADR e OCC.

Lo status di *Superhost* si dimostra essere una caratteristica reputazionale molto importante per i guest, avendo un effetto positivo su quasi tutte le variabili di performance, ad eccezione del prezzo medio che risulta più basso (-0,081), suggerendo una strategia più improntata sulla fiducia a lungo termine e di conseguenza sulla continuità della domanda, piuttosto che al guadagno per singola notte.

Per quanto riguarda la tipologia di host *Multiproperty* è associata a più prenotazioni (+0,059), ADR e RevPAN più alti (rispettivamente +0,108 e +0,064), ma effetti negativi sul tasso di occupazione (-0,020) e sul rating (-0,015). Quindi gli host che possiedono più di un alloggio sembrano ottenere performance economiche migliori, ma ne risentono in qualità percepita e continuità dell'occupazione, confermando una gestione più professionale, ma meno attenta all'ospite.

Infine, la variabile *Response rate* è significativa e positiva su quasi tutti i modelli, ma i coefficienti sono quasi a zero, mostrando come il tasso di risposta incide poco su prenotazioni e ricavi.

Tra le variabili strutturali dell'alloggio emerge che un maggior numero di bagni e camere da letto fa aumentare il valore della struttura (ADR +0,240 e +0,150; RevPAN +0,154 e +0,095), ma riduce la componente relativa alle quantità (prenotazioni -0,094 e -0,169; OCC -0,053 e -0,039), segnale di alloggi più costosi, ma richiesti da meno persone.

La capacità (*Max guests*) contribuisce a incrementare prenotazioni (+0,032), prezzo (+0,081) e ricavi (+0,054), mentre è leggermente negativa sull'occupazione (-0,004), a conferma del fatto

che gli alloggi più grandi possono essere più redditizi ma anche più soggetti a stagionalità o a domanda intermittente.

Le *Quality amenities* e *Luxury amenities* mostrano degli effetti opposti. I primi, ovvero i comfort essenziali, migliorano in tutti e cinque i modelli, nello specifico aumentano prenotazioni (+0,008), prezzo (+0,015), occupazione (+0,030), ricavi (+0,066) e rating (+0,008). Al contrario, gli elementi extra risultano negativi su tutte le dimensioni principali (prenotazioni -0,043, ADR -0,012, occupazione -0,024, RevPAN -0,084) e non significativi sul rating, suggerendo che gli ospiti non danno valutazioni più alte solo perché ci sono dotazioni “di lusso” e che possono riguardare alloggi di nicchia, che tendono ad avere una domanda meno costante, non garantendo più prenotazioni o ricavi.

Importante è anche il tipo di alloggio: la *Shared room* è penalizzata in tutti i modelli (i più rilevanti sono ADR con -0,864 e RevPAN con -1,045); anche la *Private room* presenta livelli inferiori soprattutto su prezzo e ricavi (ADR -0,330 e RevPAN -0,497*), ma coefficiente positivo per il rating (+0,016); invece, l'*Hotel room* mostra coefficienti ampiamente positivi su quasi tutte le metriche (prenotazioni +0,621, OCC +0,114, rating +0,057), ma valori leggermente negativi per il prezzo medio (-0,040). Coerentemente con le aspettative, emerge che soluzioni che offrono meno privacy tendono a performare peggio, con un lieve miglioramento per le stanze private piuttosto che condivise, ma comunque inferiore rispetto ad un alloggio intero. Le strutture più professionali come gli hotel risultano più attrattive e meglio valutate.

Infine, si analizzano le caratteristiche relative all’annuncio e alle regole di prenotazione.

Il *Numero di foto* è positivamente associato a tutte e cinque le variabili dipendenti, evidenziando quanto la componente visiva riduca l’incertezza e renda l’annuncio più chiaro, perché l’ospite percepisce meglio la qualità dell’alloggio e quindi è più propenso a prenotare.

L’opzione *Instantbook* è associata a più prenotazioni (+0,273), ADR più alto (+0,031), occupazione più elevata (+0,071) e maggiori ricavi (+0,190). Tuttavia, presenta un piccolo effetto negativo sul rating (-0,014), probabilmente perché con la prenotazione immediata l’host filtra meno ospiti e più facilmente le aspettative non coincidono con l’alloggio.

La policy di *cancellazione strict* consente ADR più alto (+0,041), ma penalizza prenotazioni (-0,098), occupazione (-0,032), ricavi (-0,027) e rating (-0,016). Trattandosi di alloggi più costosi, l’host tende a proteggersi dal rischio di cancellazioni adottando condizioni più rigide che però scoraggiano gli ospiti ad effettuare la prenotazione.

Un ultimo elemento da commentare è l' R^2 che risulta più elevato per \ln ADR (0,431) e per \ln RevPAN (0,267), suggerendo che prezzo e ricavi sono ben spiegati da caratteristiche osservabili dell'annuncio. Al contrario, hanno dei valori più bassi \ln Rating (0,070) e \ln Reservations (0,109), coerentemente con il fatto che valutazioni e prenotazioni dipendono anche da fattori meno osservabili, come preferenze soggettive degli ospiti o qualità dell'esperienza. L'OCC si colloca in posizione intermedia con $R^2=0,172$.

4.1.2 Modelli con moderazione: nazionalità

Nei paragrafi successivi verranno analizzati i modelli di interazione per poter rispondere alla seconda domanda di ricerca (RQ2): capire se l'effetto del genere sulle performance cambia al variare di una caratteristica dell'host o di un segnale informativo.

Una variabile moderante è un fattore che può rafforzare, attenuare o modificare la relazione tra la variabile indipendente (*Donna*) e le variabili dipendenti. Operativamente, l'effetto di moderazione si osserva tramite un termine di interazione *Donna* \times *M*.

Tabella 5: Risultati dei modelli con interazione tra genere e nazionalità

	M1 ln Reservations	M2 ln ADR	M3 OCC	M4 ln RevPAN	M5 ln Rating
Donna	-0.015 (0.010)	0.017*** (0.006)	0.013*** (0.003)	0.011 (0.011)	0.017*** (0.002)
Italiano	0.001 (0.008)	0.021*** (0.004)	0.027*** (0.003)	0.059*** (0.009)	0.026*** (0.002)
Donna × Italiano	-0.030*** (0.011)	0.017*** (0.006)	-0.018*** (0.003)	0.025** (0.012)	-0.008*** (0.002)
Instantbook	0.273*** (0.004)	0.031*** (0.002)	0.071*** (0.001)	0.190*** (0.004)	-0.014*** (0.001)
Response rate	0.002*** (0.000)	-0.001*** (0.000)	0.001*** (0.000)	0.003*** (0.000)	0.000*** (0.000)
Superhost	0.193*** (0.004)	-0.081*** (0.002)	0.154*** (0.001)	0.117*** (0.004)	0.032*** (0.000)
Multiproperty	0.059*** (0.003)	0.108*** (0.002)	-0.020*** (0.001)	0.064*** (0.004)	-0.015*** (0.000)
In Bathroom	-0.094*** (0.007)	0.240*** (0.005)	-0.053*** (0.002)	0.154*** (0.008)	-0.004*** (0.001)
In Bedroom	-0.169*** (0.006)	0.150*** (0.004)	-0.039*** (0.002)	0.095*** (0.007)	0.001 (0.001)
In Number of photos	0.119*** (0.003)	0.069*** (0.002)	0.052*** (0.001)	0.136*** (0.003)	0.019*** (0.001)
Max guests	0.032*** (0.001)	0.081*** (0.001)	-0.004*** (0.000)	0.054*** (0.002)	-0.000 (0.000)
Luxury amenities	-0.043*** (0.004)	-0.012*** (0.002)	-0.024*** (0.001)	-0.084*** (0.004)	-0.000 (0.000)
Quality amenities	0.008*** (0.001)	0.015*** (0.001)	0.030*** (0.000)	0.066*** (0.002)	0.008*** (0.000)
Strict cancellation	-0.098*** (0.005)	0.034*** (0.003)	-0.032*** (0.002)	-0.027*** (0.006)	-0.016*** (0.001)
Shared room	-0.071*** (0.015)	-0.864*** (0.009)	-0.041*** (0.004)	-1.045*** (0.020)	-0.014*** (0.003)
Private room	0.009** (0.005)	-0.330*** (0.003)	-0.048*** (0.001)	-0.497*** (0.005)	0.016*** (0.001)
Hotel room	0.624*** (0.029)	-0.042** (0.019)	0.116*** (0.010)	0.077*** (0.029)	0.058*** (0.002)
Year FE	YES	YES	YES	YES	YES
Month FE	YES	YES	YES	YES	YES
R ²	0.109	0.431	0.172	0.267	0.070
N	233625	233610	367029	233610	319474

Robust standard errors in parentheses.
* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

In Tabella 5 sono riportati i risultati dei cinque modelli di regressione con le stesse variabili di controllo ed effetti fissi visti prima.

L'elemento centrale della tabella è il termine di interazione *Donna × Italiano*, che indica se la differenza nelle performance tra host donne e uomini cambia quando l'host è italiano.

Nel modello, il coefficiente *Donna* rappresenta l'effetto del genere per gli host non italiani (categoria di riferimento), mentre il coefficiente dell'interazione misura quanto questo effetto

cambia per gli host italiani. Allo stesso modo, il coefficiente *Italiano* va letto come differenza tra uomini italiani e uomini non italiani.

Rispetto al modello base, in cui le host donne mostravano meno prenotazioni e occupazione, ma ADR e RevPAN più alti, qui emerge che tale relazione dipende dalla nazionalità. In particolare, tra i non italiani la variabile *Donna* non è significativa sulle prenotazioni e sul RevPAN, ma resta positiva e significativa su ADR (+0,017), OCC (+0,013) e rating (+0,01).

La variabile *Italiano*, invece, non è significativa sulle prenotazioni, ma è positiva e significativa sulle altre metriche (ADR +0,021, OCC +0,027, RevPAN +0,059 e rating +0,026), indicando che gli host italiani tendono a ottenere risultati migliori soprattutto sulla componente di valore e reputazione.

I risultati mostrano che l'interazione *Donna* × *Italiano* è significativa su tutte le metriche e segnala che per le prenotazioni e l'occupazione l'interazione è negativa (-0,030 e -0,018), quindi tra gli host italiani il gap a sfavore delle donne è più marcato. Al contrario, sulle dimensioni economiche e reputazionali l'interazione è positiva (ADR +0,017, RevPAN +0,025 e rating +0,017), segnalando che il vantaggio delle donne tende a rafforzarsi su prezzo, ricavi e qualità percepita.

Le variabili di controllo mantengono segni e significatività coerenti con il modello base, così come anche il valore di R² che risulta più elevato per ln ADR (0,431) e per ln RevPAN (0,267), mentre è più basso per ln Rating (0,070) e ln Reservations (0,109), coerente con quanto già spiegato per il modello precedente.

In sintesi, l'interazione *Donna* × *Italiano* rileva che la nazionalità fa da elemento moderatore. Il gender gap non è uniforme e, tra gli host italiani, tende a risultare più sfavorevole alle donne sui volumi, mentre si rafforza in senso favorevole sulle dimensioni legate al valore economico e alla qualità percepita.

4.1.3 Modelli con moderazione: superhost

Tabella 6: Risultati dei modelli con interazione tra genere e superhost

	M1 ln Reservations	M2 ln ADR	M3 OCC	M4 ln RevPAN	M5 ln Rating
Donna	-0.032*** (0.004)	0.037*** (0.002)	-0.000 (0.001)	0.045*** (0.005)	0.014*** (0.001)
Superhost	0.213*** (0.006)	-0.071*** (0.003)	0.161*** (0.002)	0.142*** (0.006)	0.042*** (0.001)
Donna × Superhost	-0.034*** (0.007)	-0.017*** (0.004)	-0.013*** (0.003)	-0.041*** (0.007)	-0.016*** (0.001)
Italiano	-0.015*** (0.005)	0.030*** (0.003)	0.018*** (0.002)	0.073*** (0.006)	0.022*** (0.001)
Instantbook	0.272*** (0.004)	0.031*** (0.002)	0.071*** (0.001)	0.190*** (0.004)	-0.014*** (0.001)
Response rate	0.002*** (0.000)	-0.001*** (0.000)	0.001*** (0.000)	0.003*** (0.000)	0.000*** (0.000)
Multiproperty	0.059*** (0.003)	0.108*** (0.002)	-0.020*** (0.001)	0.064*** (0.004)	-0.015*** (0.000)
ln Bathrooms	-0.094*** (0.007)	0.240*** (0.005)	-0.053*** (0.002)	0.154*** (0.008)	-0.004*** (0.001)
ln Bedrooms	-0.170*** (0.006)	0.150*** (0.004)	-0.039*** (0.002)	0.095*** (0.007)	0.000 (0.001)
ln Number of photos	0.119*** (0.003)	0.069*** (0.002)	0.052*** (0.001)	0.136*** (0.003)	0.019*** (0.001)
Max guests	0.032*** (0.001)	0.081*** (0.001)	-0.004*** (0.000)	0.054*** (0.002)	-0.000 (0.000)
Luxury amenities	-0.043*** (0.004)	-0.012*** (0.002)	-0.024*** (0.001)	-0.084*** (0.004)	-0.000 (0.000)
Quality amenities	0.008*** (0.001)	0.015*** (0.001)	0.030*** (0.000)	0.066*** (0.002)	0.008*** (0.000)
Strict cancellation	-0.098*** (0.005)	0.034*** (0.003)	-0.032*** (0.002)	-0.027*** (0.006)	-0.016*** (0.001)
Shared room	-0.071*** (0.015)	-0.863*** (0.009)	-0.041*** (0.004)	-1.044*** (0.020)	-0.014*** (0.003)
Private room	0.009* (0.005)	-0.330*** (0.003)	-0.048*** (0.001)	-0.497*** (0.005)	0.016*** (0.001)
Hotel room	0.621*** (0.029)	-0.040* (0.019)	0.115*** (0.010)	0.081*** (0.029)	0.057*** (0.002)
Year FE	YES	YES	YES	YES	YES
Month FE	YES	YES	YES	YES	YES
R ²	0.109	0.431	0.172	0.267	0.071
N	233625	233610	367029	233610	319474

Robust standard errors in parentheses.
* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Un ulteriore moderante che viene analizzata per rispondere alla RQ2 è la variabile Superhost. Tale moderazione viene stimata includendo il termine di interazione Donna × Superhost, riportata in Tabella 6, utile a verificare se lo status di Superhost incide sull'associazione tra genere dell'host e performance. Nel modello, il coefficiente *Donna* rappresenta l'effetto del genere tra i non-Superhost (categoria di riferimento), mentre il coefficiente *Superhost* misura

l'effetto dello status per gli uomini; l'interazione indica invece quanto cambia l'effetto di genere quando l'host è Superhost.

La variabile *Donna* riporta che tra i non-Superhost il profilo femminile resta in parte coerente perché le donne mostrano meno prenotazioni (-0,032), ma un ADR più alto (+0,037), RevPAN più alto (+0,045) e rating più alto (+0,014), mentre l'effetto sull'occupazione è nullo e non significativo.

Lo status di *Superhost*, preso da solo, conferma di essere un forte segnale di fiducia: per gli uomini è associato a più prenotazioni (+0,213), maggiore occupazione (+0,161), ricavi più alti (+0,142) e rating più elevato (+0,042), mentre l'ADR risulta più basso (-0,071), coerentemente con una strategia più orientata a volumi e continuità.

L'interazione *Donna* × *Superhost* è negativa e significativa su tutte le metriche (-0,034 sulle prenotazioni, -0,017 su ADR, -0,013 su OCC, -0,041 su RevPAN e -0,016 sul rating). Questo indica che, tra i Superhost, l'effetto di essere Superhost è più debole per le donne rispetto agli uomini. L'effetto complessivo di essere donna tra i Superhost diventa circa -0,066 sulle prenotazioni, +0,020 sull'ADR, -0,014 sull'occupazione, +0,004 sul RevPAN, anche se quasi nullo, e -0,002 sul rating. Quindi, lo status di Superhost attenua le differenze di genere e tende a rendere la performance femminile meno favorevole rispetto a quella maschile tra gli host che possiedono il badge.

4.1.4 Modelli con moderazione: multiproperty

Tabella 7: Risultati dei modelli con interazione tra genere e tipologia host

	M1 ln Reservations	M2 ln ADR	M3 OCC	M4 ln RevPAN	M5 ln Rating
Donna	-0.017*** (0.005)	0.044*** (0.003)	-0.001 (0.002)	0.034*** (0.006)	0.010*** (0.001)
Multiproperty	0.083*** (0.005)	0.120*** (0.003)	-0.018*** (0.002)	0.065*** (0.006)	-0.015*** (0.001)
Donna × Multiproperty	-0.040*** (0.007)	-0.020*** (0.004)	-0.004 (0.002)	-0.002 (0.007)	0.000 (0.001)
Superhost	0.192*** (0.004)	-0.081*** (0.002)	0.154*** (0.001)	0.118*** (0.004)	0.032*** (0.000)
Italiano	-0.016*** (0.005)	0.030*** (0.003)	0.018*** (0.002)	0.073*** (0.006)	0.022*** (0.001)
Instantbook	0.272*** (0.004)	0.031*** (0.002)	0.071*** (0.001)	0.190*** (0.004)	-0.014*** (0.001)
Response rate	0.002*** (0.000)	-0.001*** (0.000)	0.001*** (0.000)	0.003*** (0.000)	0.000*** (0.000)
ln Bathrooms	-0.093*** (0.007)	0.241*** (0.005)	-0.053*** (0.002)	0.154*** (0.008)	-0.004*** (0.001)
ln Bedrooms	-0.169*** (0.006)	0.150*** (0.004)	-0.039*** (0.002)	0.095*** (0.007)	0.001 (0.001)
ln Number of photos	0.119*** (0.003)	0.069*** (0.002)	0.052*** (0.001)	0.136*** (0.003)	0.019*** (0.001)
Max guests	0.032*** (0.001)	0.081*** (0.001)	-0.004*** (0.000)	0.054*** (0.002)	-0.000 (0.000)
Luxury amenities	-0.043*** (0.004)	-0.012*** (0.002)	-0.024*** (0.001)	-0.084*** (0.004)	-0.000 (0.000)
Quality amenities	0.008*** (0.001)	0.015*** (0.001)	0.030*** (0.000)	0.066*** (0.002)	0.008*** (0.000)
Strict cancellation	-0.099*** (0.005)	0.033*** (0.003)	-0.032*** (0.002)	-0.027*** (0.006)	-0.016*** (0.001)
Shared room	-0.073*** (0.015)	-0.864*** (0.009)	-0.042*** (0.004)	-1.045*** (0.020)	-0.014*** (0.003)
Private room	0.009* (0.005)	-0.330*** (0.003)	-0.048*** (0.001)	-0.497*** (0.005)	0.016*** (0.001)
Hotel room	0.622*** (0.029)	-0.039** (0.019)	0.115*** (0.010)	0.080*** (0.029)	0.057*** (0.002)
Year FE	YES	YES	YES	YES	YES
Month FE	YES	YES	YES	YES	YES
R ²	0.109	0.431	0.172	0.267	0.070
N	233625	233610	367029	233610	319474

Robust standard errors in parentheses.
* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

In Tabella 7 vengono riportati i risultati delle regressioni stimati sul dataset completo, mantenendo invariati controlli ed effetti fissi, ma inserendo la tipologia di host come moderante.

L'obiettivo è valutare se la gestione dell'host di una o più proprietà, misurata dalla dummy *Multiproperty*, influenza il gender gap. La variabile *Donna* cattura la differenza di genere tra gli host che gestiscono un solo annuncio, mentre *Multiproperty* indica come cambiano le

performance per gli uomini quando l'host gestisce più annunci; l'interazione misura infine se, nel gruppo *multiproperty*, la differenza tra donne e uomini si modifica ulteriormente.

I risultati mostrano che, tra gli host "single-property", le donne mantengono un profilo simile a quello già osservato ottenendo meno prenotazioni (-0,017), ma ADR più alto (+0,044), RevPAN più alto (+0,034) e rating più elevato (+0,010), mentre anche qui l'effetto sull'occupazione non è statisticamente significativo.

La dummy *Multiproperty* mette in evidenza che per gli uomini gestire più proprietà è associato a più prenotazioni (+0,083), tariffe più alte (+0,120) e ricavi maggiori (+0,065), ma anche a una leggera riduzione dell'occupazione (-0,018) e a un rating più basso (-0,015), conseguenza di una gestione più standardizzata.

Il punto cruciale è l'interazione *Donna × Multiproperty*, che risulta negativa e significativa per prenotazioni (-0,040) e ADR (-0,020), mentre non è significativa per occupazione, RevPAN e rating. Ciò indica che, quando l'host gestisce più annunci, il divario di genere tende a essere ancora più sfavorevole per le donne in termini di volumi e che il vantaggio di prezzo femminile si attenua, riducendo il gender gap, mentre non emergono differenze aggiuntive tra donne e uomini *multiproperty* su ricavi complessivi e reputazione.

4.1.5 Modelli con moderazione: numero di foto

Tabella 8: Risultati dei modelli con interazione tra genere e numero di foto

	M1	M2	M3	M4	M5
	ln Reservations	ln ADR	OCC	ln RevPAN	ln Rating
Donna	0.071*** (0.015)	0.058*** (0.009)	0.026*** (0.004)	0.148*** (0.018)	0.075*** (0.003)
ln Number of photos	0.142*** (0.004)	0.074*** (0.002)	0.058*** (0.001)	0.160*** (0.005)	0.033*** (0.001)
Donna × ln N. photos	-0.040*** (0.005)	-0.009*** (0.003)	-0.010*** (0.002)	-0.040*** (0.006)	-0.023*** (0.001)
Superhost	0.193*** (0.004)	-0.081*** (0.002)	0.154*** (0.001)	0.118*** (0.004)	0.033*** (0.000)
Italiano	-0.016*** (0.005)	0.030*** (0.003)	0.018*** (0.002)	0.072*** (0.006)	0.022*** (0.001)
Instantbook	0.274*** (0.004)	0.031*** (0.002)	0.071*** (0.001)	0.191*** (0.004)	-0.013*** (0.001)
Response rate	0.002*** (0.000)	-0.001*** (0.000)	0.001*** (0.000)	0.003*** (0.000)	0.000*** (0.000)
Multiproperty	0.059*** (0.003)	0.108*** (0.002)	-0.020*** (0.001)	0.064*** (0.004)	-0.015*** (0.000)
ln Bathrooms	-0.092*** (0.007)	0.241*** (0.005)	-0.053*** (0.002)	0.155*** (0.008)	-0.003*** (0.001)
ln Bedrooms	-0.170*** (0.006)	0.150*** (0.004)	-0.039*** (0.002)	0.095*** (0.007)	0.000 (0.001)
Max guests	0.032*** (0.001)	0.081*** (0.001)	-0.004*** (0.000)	0.055*** (0.002)	-0.000 (0.000)
Luxury amenities	-0.043*** (0.004)	-0.012*** (0.002)	-0.024*** (0.001)	-0.083*** (0.004)	-0.000 (0.000)
Quality amenities	0.008*** (0.001)	0.015*** (0.001)	0.030*** (0.000)	0.066*** (0.002)	0.008*** (0.000)
Strict cancellation	-0.099*** (0.005)	0.033*** (0.003)	-0.032*** (0.002)	-0.028*** (0.006)	-0.016*** (0.001)
Shared room	-0.066*** (0.015)	-0.862*** (0.009)	-0.040*** (0.004)	-1.038*** (0.020)	-0.010*** (0.003)
Private room	0.009* (0.005)	-0.330*** (0.003)	-0.048*** (0.001)	-0.497*** (0.005)	0.016*** (0.001)
Hotel room	0.620*** (0.029)	-0.040** (0.019)	0.114*** (0.010)	0.079*** (0.029)	0.056*** (0.002)
Year FE	YES	YES	YES	YES	YES
Month FE	YES	YES	YES	YES	YES
R ²	0.109	0.431	0.172	0.267	0.074
N	233625	233610	367029	233610	319474

Robust standard errors in parentheses.
* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Analizzando la Tabella 8 l'obiettivo è verificare se la componente visiva dell'annuncio, misurata dal numero di foto, che può essere visto anche come un segnale di qualità, modifica il legame tra genere e performance. Il coefficiente di *Donna* descrive la differenza di genere quando il numero di foto è al livello di riferimento, mentre l'interazione indica se l'effetto del genere cambia all'aumentare delle foto.

I risultati confermano innanzitutto che il numero di foto ha un effetto positivo sulle performance. Si nota come $\ln(\text{Number of photos})$ è associato a più prenotazioni (+0,142), ADR più alto (+0,074), occupazione maggiore (+0,058), RevPAN più elevato (+0,160) e anche rating più alto (+0,033).

L'elemento centrale però è l'interazione $\text{Donna} \times \ln(\text{Number of photos})$ che risulta negativa e significativa su tutte le metriche (-0,040 su prenotazioni, -0,009 su ADR, -0,010 su OCC, -0,040 su RevPAN e -0,023 su rating). Questo indica che, pur essendo le foto generalmente benefiche per tutti, l'aumento del numero di foto aiuta meno le donne, tendendo a ridurre il gap di genere osservato a favore delle donne man mano che l'annuncio presenta un maggior numero di foto.

In conclusione, quando la presentazione dell'annuncio è molto curata e contiene più informazioni, una quota più ampia della performance sembra essere spiegata dalla qualità dell'annuncio stesso e le differenze attribuibili al genere risultano meno marcate.

4.1.6 Interaction plots: superhost e nazionalità

Di seguito vengono riportati gli interaction plots, realizzati sul software Stata, che servono a rendere più immediata la lettura delle interazioni vista prima tramite i risultati mostrati in tabella. Gli interaction plots mostrano come l'effetto del genere dell'host sulle diverse metriche di performance cambia al variare della variabile moderatrice, cioè permettono di visualizzare se il gap tra uomini e donne resta costante oppure si amplia o si riduce in specifici gruppi, come superhost o italiani.

In generale, questi grafici mostrano i valori della variabile dipendente (asse verticale) per uomini e donne (asse orizzontale), tracciando due linee separate per i due gruppi della moderante (nel caso in analisi Italiano e Straniero). Se le due linee sono parallele, l'effetto del genere è simile nei due gruppi, se invece hanno pendenze diverse, tendendo ad avvicinarsi o allontanarsi, significa che la differenza tra uomini e donne cambia in funzione della moderante, quindi è presente un effetto di moderazione.

Superhost

Come illustrato in Figura 30, in quasi tutte le metriche i Superhost (linea continua) hanno in media valori più elevati rispetto ai non-Superhost (linea tratteggiata), ma l'ampiezza del vantaggio varia tra uomini e donne per alcune variabili, confermando un effetto di moderazione.

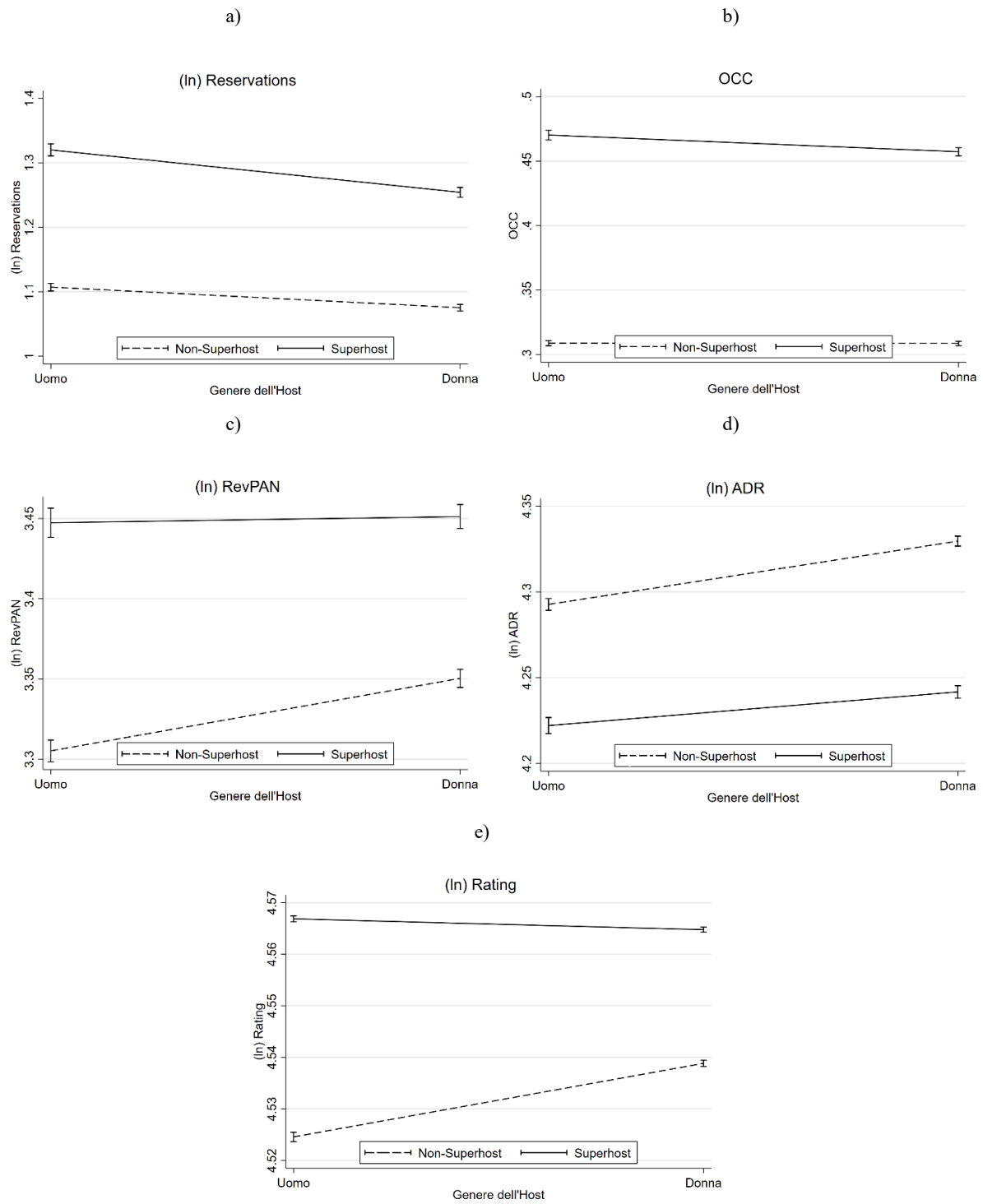


Figura 30: Interaction plots: Genere – Superhost su a) Reservations b) OCC c) RevPAN d) ADR e) Rating

Nel caso di (ln) Reservations (Figura 30 (a)), gli uomini Superhost partono da un valore di circa 1,32, mentre le donne scendono a circa 1,25, indicando un gap a sfavore delle donne all'interno del gruppo con badge. Tra i non-Superhost il livello è più basso e il divario tra le due categorie tende a risultare più contenuto per le donne, evidenziando che lo status di Superhost ha meno impatto sulle prenotazioni per le host donne (coerente con l'interazione negativa nel modello). Quindi, il passaggio da non-Superhost a Superhost aumenta le prenotazioni previste per entrambi i generi, ma il vantaggio sembra più ampio per gli uomini, rendendo più evidente il gender gap uomo-donna tra i Superhost.

Per l'occupazione (Figura 30 (b)), entrambe le linee risultano quasi parallele, segnalando che lo status di Superhost aumenta l'occupazione prevista sia per uomini sia per donne in modo simile, suggerendo una moderazione limitata su questa metrica.

Nel grafico relativo ai ricavi (Figura 30 (c)) si osserva che i Superhost hanno livelli più alti, ma il vantaggio associato al badge appare più forte per gli uomini rispetto alle donne, con una tendenza alla convergenza per il genere femminile. Di conseguenza, passando da non-Superhost a Superhost, il divario tra generi tende a ridursi, perché le performance delle donne crescono meno rispetto a quelle degli uomini.

Al contrario, per il prezzo medio per notte (Figura 30 (d)) la linea dei Superhost si colloca su valori medi più bassi rispetto a quella dei non-Superhost. Questo suggerisce che il badge non si associa necessariamente a tariffe più alte, ma può riflettere una strategia più orientata alla continuità della domanda, attuando prezzi leggermente più competitivi. Il divario tra uomini e donne è presente ma le linee restano abbastanza simili.

Infine, sul lato reputazionale, la Figura 30 (e) mostra che tra i non-Superhost il rating delle donne risulta più alto rispetto agli uomini, mentre tra i Superhost la differenza di genere è molto ridotta e si inverte leggermente. Quindi il badge riduce il gap di genere registrando un aumento più forte per gli uomini.

Nazionalità

Di seguito sono riportati gli interaction plot relativi alla nazionalità come variabile moderatrice che in generale mostrano come, a parità di genere, gli host italiani (linea continua) tendono ad avere performance migliori rispetto agli stranieri (linea tratteggiata) su quasi tutte le metriche considerate (ADR, RevPAN, OCC e Rating).

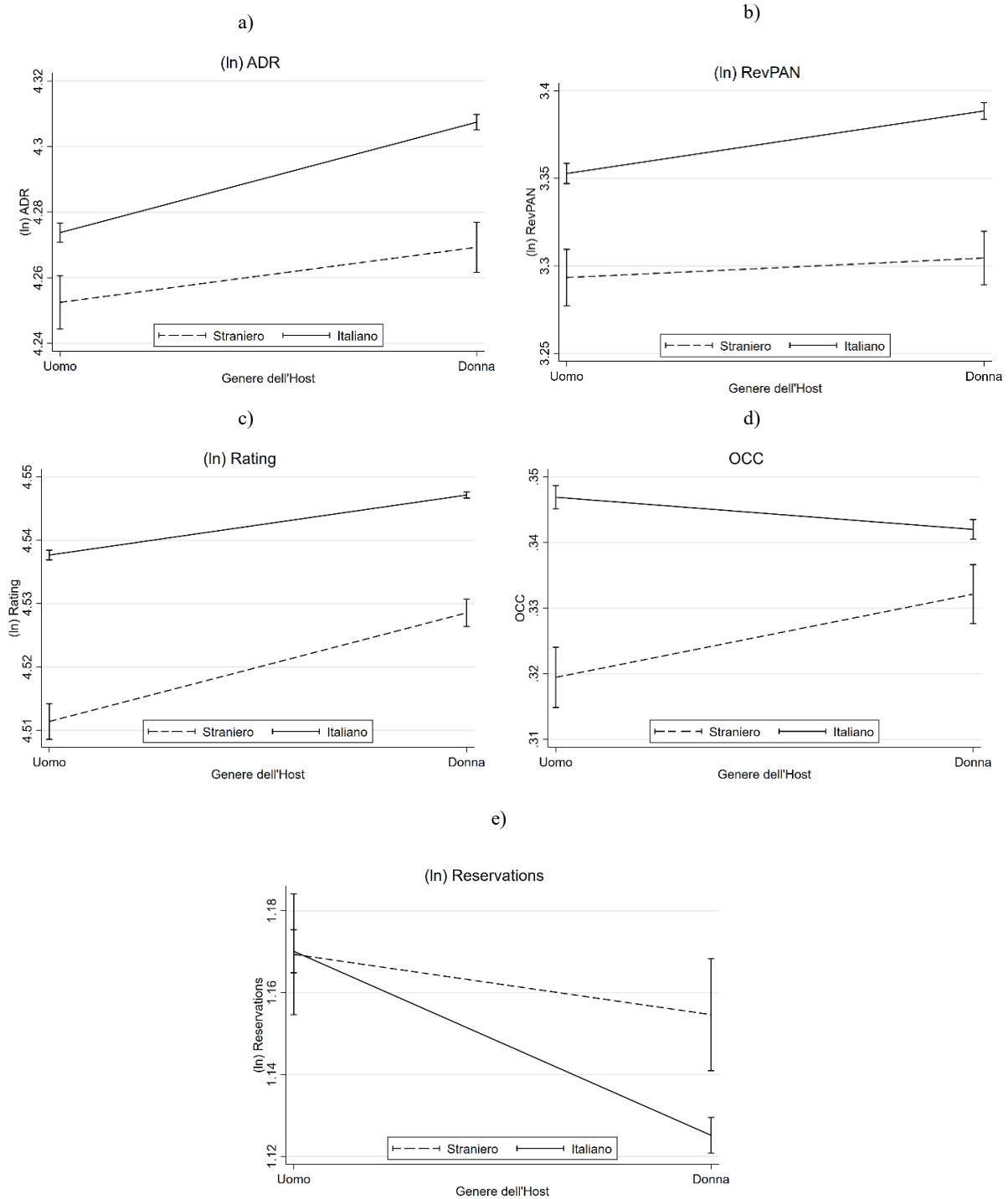


Figura 31: Interaction plots: Genere – Nazionalità su a) ADR b) RevPAN c) Rating d) OCC e) Reservations

Le Figura 31 (a) e (b) mostrano che, sia per uomini sia per donne, gli italiani applicano tariffe medie più alte. In particolare, le host donne straniere e italiane si collocano su valori più alti degli uomini, con una maggiore differenza nel gruppo degli italiani, suggerendo che tra gli host italiani il vantaggio femminile su prezzo e ricavi per notte attiva tende a rafforzarsi.

Anche il grafico di (ln) Rating (Figura 31 (c)) sottolinea che le donne ottengono in media valutazioni più alte e che il divario di genere cresce maggiormente per gli stranieri rispetto agli italiani. Si può notare come le linee tendono ad avvicinarsi sul lato delle donne, indicando che per il genere femminile i livelli di performance risultano più simili tra italiane e straniere, segnalando che l'effetto della nazionalità è meno pronunciato nel gruppo femminile.

Per l'OCC (Figura 31 (d)) si nota una convergenza tra host donne italiane e straniere. In particolare, mentre gli uomini gli italiani mostrano un'occupazione più alta rispetto agli stranieri, tra le donne i valori diventano molto più simili. Quindi, il gender gap sull'occupazione è più evidente tra gli stranieri piuttosto che tra italiani e il vantaggio degli italiani sull'occupazione è marcato soprattutto tra gli uomini, mentre tra le donne tende quasi a scomparire.

Infine, la (Figura 31 (e)) mostra un andamento diverso rispetto alle altre metriche. Gli host uomini italiani e stranieri ottengono lo stesso valore di prenotazioni ma, passando da uomo a donna, la linea degli italiani scende in modo più marcato rispetto a quella degli stranieri. Questo indica che, tra gli host italiani, le donne risultano più penalizzate in termini di prenotazioni rispetto agli uomini, mentre tra gli stranieri il gap di genere è più contenuto.

4.2 Analisi delle regressioni sul dataset 2024

Per rispondere alla Domanda di Ricerca 3 (RQ3), l'analisi si concentra sul ruolo della competenza linguistica dell'host (numero di lingue dichiarate sul profilo) come possibile fattore che influenza la performance e, potenzialmente, modifica anche il gender gap. In particolare, l'obiettivo è verificare se dichiarare più lingue possa facilitare l'interazione con gli ospiti e tradursi in migliori risultati. In questa sezione, si analizzano le regressioni stimate sul dataset riferito al campione di host del 2024, composto da 41.952 osservazioni.

4.2.1 Modelli base: effetto diretto del genere

Tabella 9: Risultati dei modelli diretti del genere sulle performance (dataset 2024)

	M1 ln Reservations	M2 ln ADR	M3 OCC	M4 ln RevPAN	M5 ln Rating
Donna	-0.027*** (0.010)	0.016*** (0.005)	-0.012*** (0.004)	0.001 (0.010)	0.000 (0.001)
ln N. of Languages	-0.049*** (0.008)	-0.023*** (0.004)	0.002 (0.003)	-0.007 (0.007)	-0.005*** (0.001)
Italiano	-0.063*** (0.016)	-0.003 (0.008)	0.028*** (0.006)	0.047*** (0.016)	0.024*** (0.003)
Instantbook	0.316*** (0.010)	0.095*** (0.005)	0.076*** (0.004)	0.223*** (0.010)	-0.008*** (0.001)
Response rate	0.005*** (0.000)	0.001*** (0.000)	0.002*** (0.000)	0.006*** (0.001)	0.000*** (0.000)
Superhost	0.100*** (0.010)	-0.118*** (0.005)	0.102*** (0.004)	0.061*** (0.010)	0.028*** (0.001)
Multiproperty	0.128*** (0.010)	0.103*** (0.005)	-0.001 (0.004)	0.140*** (0.010)	-0.015*** (0.001)
ln Bathrooms	-0.065*** (0.021)	0.332*** (0.013)	-0.056*** (0.008)	0.294*** (0.024)	0.007*** (0.002)
ln Bedrooms	-0.228*** (0.019)	0.141*** (0.011)	-0.058*** (0.007)	0.053*** (0.021)	-0.018*** (0.003)
ln Number of photos	0.125*** (0.009)	0.049*** (0.005)	0.045*** (0.003)	0.118*** (0.009)	0.007*** (0.001)
Max guests	0.048*** (0.004)	0.080*** (0.002)	0.001 (0.002)	0.068*** (0.004)	0.002*** (0.000)
Luxury amenities	-0.067*** (0.012)	0.006 (0.006)	-0.032*** (0.005)	-0.058*** (0.013)	-0.005*** (0.001)
Quality amenities	-0.026*** (0.004)	0.042*** (0.002)	0.010*** (0.002)	0.062*** (0.004)	0.005*** (0.000)
Strict cancellation	-0.102*** (0.019)	-0.019*** (0.010)	-0.019*** (0.007)	-0.031* (0.019)	-0.025*** (0.003)
Shared room	-0.511*** (0.075)	-0.832*** (0.037)	-0.093*** (0.024)	-0.900*** (0.092)	-0.042*** (0.009)
Private room	0.059*** (0.017)	-0.299*** (0.009)	-0.050*** (0.006)	-0.401*** (0.017)	0.013*** (0.002)
Hotel room	1.068*** (0.126)	-0.150*** (0.043)	0.269*** (0.058)	0.444*** (0.070)	0.033*** (0.008)
Month FE	YES	YES	YES	YES	YES
R ²	0.129	0.407	0.153	0.238	0.081
N	25471	25471	30686	25471	27304

Robust standard errors in parentheses.
* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

La Tabella 9 risponde alla domanda di ricerca RQ3a. Rispetto al modello precedente senza numero di lingue, le variabili di controllo riportano qualche cambiamento rispetto al modello base sul dataset completo, coerenti con il fatto che la tabella con lingue ha anche un campione più piccolo. Per quanto riguarda la variabile di interesse, invece, vi sono delle differenze.

In particolare, l'effetto di *Donna* cambia poiché nel modello base era associato a meno prenotazioni e minore occupazione, ma a un ADR, RevPAN e rating più elevato, riportando tutti valori di coefficienti significativi. Inserendo il numero di lingue, la variabile sul genere resta negativa sulle prenotazioni (-0,027) e sull'occupazione (-0,012), l'effetto positivo sull'ADR si riduce (da +0,032 a +0,016), mentre i valori su RevPAN e rating risultano nulli e non più significativi. Questo suggerisce che una parte del vantaggio femminile osservato su prezzo, ricavi e rating potrebbe essere legata a caratteristiche relative alla comunicazione e al profilo informativo dell'host, che vengono in parte assorbite dal controllo sulle lingue.

Il punto centrale però è proprio la variabile *Number of Languages*. che risulta negativa e significativa su prenotazioni (-0,049), ADR (-0,023) e rating (-0,005), mentre non è significativo su RevPAN e OCC. In linea teorica, ci si aspetterebbe il contrario, perché dichiarare più lingue dovrebbe favorire la prenotazione da parte di ospiti internazionali e ridurre frizioni comunicative.

Una prima interpretazione a questi risultati è che si sta analizzando un dataset relativo al mercato di Airbnb a Torino; quindi, una parte rilevante della domanda può essere domestica. Di conseguenza dichiarare più lingue diventa un segnale meno determinante nella scelta dell'alloggio e può non tradursi in un aumento di prenotazioni o valutazioni.

Inoltre, la traduzione automatica riduce le barriere linguistiche e la diffusione del self check-in limita l'interazione diretta tra host e guest, come sottolinea la letteratura. Di conseguenza, la lingua dichiarata dall'host può incidere meno sull'esperienza complessiva e sulle valutazioni.

Un altro punto è che la variabile misura le lingue dichiarate dall'host e non la qualità reale della comunicazione. Alcuni host potrebbero indicare più lingue nel profilo, ma poi l'aspettativa generata potrebbe non essere soddisfatta e ciò può riflettersi in valutazioni inferiori.

Infine, va considerato che l'analisi si basa su un campione più ristretto e potenzialmente meno rappresentativo. Il sottogruppo di host per cui l'informazione linguistica è disponibile potrebbe avere caratteristiche diverse e ciò può influenzare il segno del coefficiente.

4.2.2 Modelli con moderazione: numero di lingue dichiarate dall'host

Tabella 10: Risultati dei modelli con interazione tra genere e numero di lingue (dataset 2024)

	M1 ln Reservations	M2 ln ADR	M3 OCC	M4 ln RevPAN	M5 ln Rating
Donna	0.008 (0.012)	-0.009 (0.006)	0.005 (0.005)	0.011 (0.012)	-0.002 (0.001)
ln N. of Languages	-0.008 (0.012)	-0.052*** (0.006)	0.022*** (0.004)	0.004 (0.012)	-0.007*** (0.001)
Donna × ln N. Lang.	-0.072*** (0.015)	0.050*** (0.008)	-0.035*** (0.006)	-0.019 (0.015)	0.004** (0.002)
Superhost	0.100*** (0.010)	-0.118*** (0.005)	0.102*** (0.004)	0.061*** (0.010)	0.028*** (0.001)
Italiano	-0.061*** (0.016)	-0.004 (0.008)	0.029*** (0.006)	0.048*** (0.016)	0.024*** (0.003)
Instantbook	0.318*** (0.010)	0.093*** (0.005)	0.077*** (0.004)	0.223*** (0.010)	-0.008*** (0.001)
Response rate	0.005*** (0.000)	0.001 (0.000)	0.002*** (0.000)	0.006*** (0.001)	0.000*** (0.000)
Multiproperty	0.128*** (0.010)	0.103*** (0.005)	-0.001 (0.004)	0.140*** (0.010)	-0.015*** (0.001)
ln Bathrooms	-0.066*** (0.021)	0.333*** (0.013)	-0.056*** (0.008)	0.294*** (0.024)	0.008*** (0.002)
ln Bedrooms	-0.226*** (0.019)	0.139*** (0.011)	-0.057*** (0.007)	0.053** (0.021)	-0.018*** (0.003)
ln Number of photos	0.126*** (0.009)	0.049*** (0.005)	0.045*** (0.003)	0.118*** (0.009)	0.007*** (0.001)
Max guests	0.048*** (0.004)	0.080*** (0.002)	0.001 (0.002)	0.068*** (0.004)	0.002*** (0.000)
Luxury amenities	-0.066*** (0.012)	0.005 (0.006)	-0.032*** (0.004)	-0.058*** (0.013)	-0.005*** (0.001)
Quality amenities	-0.026*** (0.004)	0.042*** (0.002)	0.009*** (0.002)	0.062*** (0.004)	0.005*** (0.000)
Strict cancellation	-0.107*** (0.019)	-0.016* (0.010)	-0.022*** (0.007)	-0.033* (0.019)	-0.025*** (0.003)
Shared room	-0.504*** (0.074)	-0.837*** (0.037)	-0.089*** (0.024)	-0.898*** (0.092)	-0.042*** (0.009)
Private room	0.058*** (0.017)	-0.299*** (0.009)	-0.050*** (0.006)	-0.401*** (0.017)	0.013*** (0.002)
Hotel room	1.052*** (0.123)	-0.139*** (0.046)	0.263*** (0.057)	0.440*** (0.070)	0.033*** (0.008)
Month FE	YES	YES	YES	YES	YES
R ²	0.130	0.408	0.154	0.238	0.081
N	25471	25471	30686	25471	27304

Robust standard errors in parentheses.
* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Nella Tabella 10 vengono riportati i risultati dei modelli includendo il termine di interazione $Donna \times \ln N. of Languages$, utili per rispondere alla domanda di ricerca RQ3b. Il coefficiente di $Donna$ rappresenta l'effetto del genere quando il numero di lingue dichiarata è pari a 0, mentre l'interazione indica se l'effetto del numero di lingue cambia per le donne rispetto agli uomini.

Il primo risultato è che *Donna* non risulta statisticamente significativa in nessuna metrica. Questo suggerisce che, quando il numero di lingue dichiarate è pari a zero, il gap di genere non emerge sulle performance osservate.

Il termine di interazione *Donna* × *ln N. of Languages* indica che l'effetto delle lingue non è uguale per uomini e donne. L'interazione è negativa e significativa su prenotazioni (-0,072) e OCC (-0,035), mentre è positiva sul rating (+0,004) e OCC (+0,050). Di conseguenza, rispetto agli uomini, per le donne l'aumento del numero di lingue è associato a un peggioramento più marcato delle metriche quantitative, mentre sul rating e prezzi sembrano essere avere un leggero miglioramento.

4.2.3 Interaction plots: numero di lingue dichiarate dall'host

Per rendere più immediata l'interpretazione dell'interazione tra genere e numero di lingue dichiarate negli interaction plots, la variabile è stata riclassificata in tre gruppi: Low (0 lingue, linea tratteggiata), Medium (1–3 lingue, linea continua) e High (4+ lingue, linea con puntini).

Per le prenotazioni (Figura 32 (a)) la linea “Low” è quasi piatta, mentre le linee “Medium” e soprattutto “High” mostrano una pendenza negativa più marcata passando da uomo a donna. Ciò indica che il divario di genere tende ad ampliarsi quando l'host dichiara più lingue, con una penalizzazione più forte per le donne nei gruppi con più lingue.

Un andamento simile si osserva anche per l'occupazione (Figura 32 (b)) dove nei gruppi “Medium” e “High” il tasso di occupazione diminuisce per le donne, mentre nel gruppo “Low” le differenze sono più contenute.

Sul piano reputazionale (Figura 32 (c)) e su quello relativo ai prezzi medi (Figura 32 (d)) per i gruppi “Medium” e “High” la performance tende ad aumentare passando da uomo a donna (pendenza positiva), mentre tra chi non dichiara lingue l'andamento è quasi piatto e i livelli risultano complessivamente più alti. Le tre linee tendono a convergere sul lato femminile, evidenziando che tra le donne l'effetto associato alle lingue risulta meno marcato rispetto agli uomini.

Diverso è il caso del RevPAN (Figura 32 (e)), dove le linee si incrociano. Nel gruppo di 0 lingue il RevPAN cresce da uomo a donna, mentre nei gruppi con più lingue diminuisce. L'effetto del numero di lingue è debole per gli uomini, ma più marcato in senso negativo per le donne rispetto al gruppo “Low”.

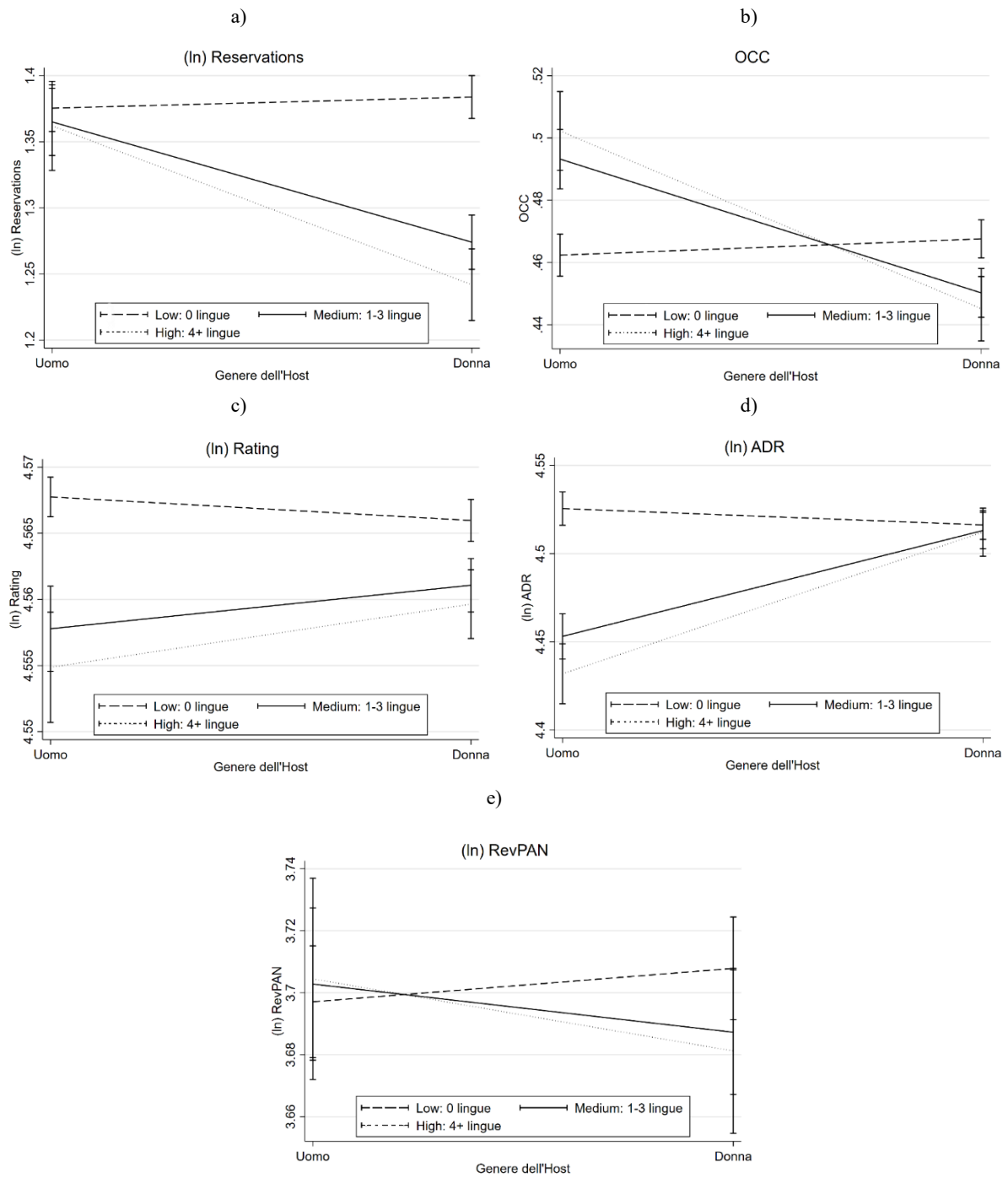


Figura 32: Interaction plots: Genere – Numero di lingue su a) Reservations b) OCC c) Rating d) ADR e) RevPAN

CAPITOLO 5

CONCLUSIONI

Questo capitolo conclusivo sintetizza i principali risultati emersi dall'analisi empirica sul legame tra genere dell'host e performance degli annunci Airbnb, dimostrando come alcune variabili relative a caratteristiche dell'host o dell'annuncio influiscano su tale relazione. Inoltre, vengono discusse le implicazioni manageriali della ricerca effettuata e, infine, presentati i limiti dello studio ed eventuali spunti per ricerche future.

5.1 Sintesi dei principali risultati

Dall'analisi dei risultati empirici, basati sul dataset contenente annunci della provincia di Torino, con un focus su un campione di host del 2024, è stato possibile rispondere alle domande di ricerca formulate in precedenza, mettendo in evidenza i risultati più rilevanti e la loro interpretazione, facendo una distinzione delle variabili di performance tra dimensione quantitativa (Occupancy rate e Prenotazioni), economica (RevPAN e ADR) e reputazionale (Rating).

Partendo dalla prima domanda di ricerca, i risultati suggeriscono che effettivamente esistono delle differenze associate al genere, ma non si ottiene un risultato omogeneo. Infatti, risulta che il gender gap dipende dalla dimensione della performance che si considera.

In particolare, le host donne risultano associate a livelli inferiori di prenotazioni e di tasso di occupazione rispetto agli uomini, mettendo in risalto uno svantaggio per il genere femminile sul lato quantitativo della domanda o, da un altro punto di vista, l'attuazione di una strategia meno propensa a massimizzare i volumi.

D'altra parte, gli indicatori di performance legati alla dimensione economica, ovvero i ricavi per notti attive e il prezzo medio, mostrano coefficienti positivi associati alle donne. Allo stesso modo, la reputazione tende a risultare più favorevole per le host donne. Queste evidenze sottolineano una maggiore valorizzazione dell'offerta dal lato femminile.

È utile verificare anche in quali condizioni queste differenze appena descritte si ampliano o si riducono, ovvero, per rispondere alla seconda domanda di ricerca, se segnali di qualità e caratteristiche dell'host vanno a modificare la relazione al centro della ricerca.

Analizzando le interazioni, si riscontra che l'associazione tra genere e performance cambia al variare di specifiche variabili. Emerge che tra gli host italiani il divario tende ad essere più sfavorevole per le donne sulle metriche quantitative e più favorevole su ricavi, prezzi e

prenotazioni. Inoltre, lo status di Superhost genera un beneficio maggiore per gli uomini, attenuando il vantaggio delle donne sulla dimensione economica e reputazionale. Un esito analogo si ha per la tipologia di host multiproperty e per la componente visiva che si dimostra essere più forte per gli uomini.

In conclusione, il gender gap non è sempre analogo, ma dipende dal tipo di variabile e dalla metrica considerata.

Infine, il focus si sposta su un'informazione specifica, ovvero il numero di lingue dichiarate dall'host sul suo profilo Airbnb. In un mercato turistico, la possibilità di comunicare con ospiti internazionali può ridurre l'incertezza in fase di prenotazione. Per questo, si è cercato di dare una risposta alla terza domanda di ricerca, ovvero se questa variabile influenzi o meno le performance e se ne moderi il rapporto con il genere.

Le evidenze mostrano che dichiarare più lingue ha un effetto negativo sulle performance e modera il divario di genere. Riguardo la dimensione relativa al volume, il gap uomo-donna si amplia quando si specificano più lingue, penalizzando maggiormente le donne. Al contrario, su rating e ADR, l'andamento è più a favore delle donne nei gruppi con un maggior numero di lingue.

Nel complesso, questi risultati suggeriscono che le piattaforme digitali non sono ambienti neutrali, poiché le performance degli host non dipendono solo dalle caratteristiche dell'alloggio ma anche da segnali di qualità e informativi. Infatti, le differenze associate al genere esistono, ma non emergono come differenza fissa, ma variano in base al contesto che può attenuarle o amplificarle.

5.2 Implicazioni manageriali

Le evidenze emerse suggeriscono che le performance su Airbnb non dipendono esclusivamente dalle caratteristiche strutturali dell'alloggio, ma anche da come l'offerta viene gestita e comunicata all'interno della piattaforma. Da un punto di vista manageriale, questo significa che gli host competono non solo sull'alloggio, ma anche sulla capacità di costruire fiducia e ridurre l'incertezza attraverso segnali informativi e di reputazione. Tutto ciò implica un approccio gestionale alla conduzione dell'attività, definendo obiettivi e monitorando i KPI per comprendere se una strategia funziona positivamente in termini di volumi, ma non in termini di reputazione o viceversa, e poter correggere in modo immediato pricing e qualità del servizio.

Inoltre, la ricerca mette in evidenza la non neutralità delle piattaforme, in cui la configurazione del profilo, la visibilità dei segnali e logiche di posizionamento influenzano quali caratteristiche

valorizzale e quali strategie risultano più efficaci. Da qui, ne deriva un'implicazione rilevante non solo per chi progetta e governa queste piattaforme, ma anche per le istituzioni che regolano l'ospitalità e gli affitti breve, ovvero rafforzare gli standard informativi, introdurre strumenti per ridurre l'incertezza e rendere più efficaci i meccanismi di reputazione per migliorare l'incontro tra domanda e offerta e, potenzialmente, attenuare le differenze tra gruppi.

Sarebbe anche utile approfondire gli algoritmi di visibilità di Airbnb per capire se e in che misura i meccanismi di ranking possano generare effetti differenziati tra gruppi e valutare eventuali correzioni per garantire maggiore equità e neutralità.

5.3 Limiti della ricerca e sviluppi futuri

Questo studio ha fornito evidenze empiriche sul ruolo del genere e di caratteristiche dell'host nelle performance su Airbnb. Tuttavia, è necessario riconoscere alcuni limiti che condizionano l'interpretazione dei risultati e che portano a interessanti sviluppi per ricerche future.

Un primo limite riguarda la dimensione geografica che incide sulla generalizzabilità dei risultati, dal momento che l'analisi è basata sulla provincia di Torino, i risultati potrebbero riflettere caratteristiche specifiche di questo contesto e non manifestarsi allo stesso modo in altre città. In mercati con una domanda diversa, alloggi diversificati e maggiore presenza di turismo internazionale i risultati potrebbero cambiare.

Collegato alla prima limitazione ne emerge una seconda, ovvero la componente linguistica. Se il mercato locale è caratterizzato da una quota relativamente elevata di guest italiani, segnale di una domanda più domestica, l'informazione sulle lingue dichiarate dall'host potrebbe avere un ruolo diverso rispetto a zone con domanda più internazionale. Per questo motivo, sarebbe utile poter osservare la quota di prenotazioni effettuate da guest italiani rispetto a guest stranieri, così da capire meglio quando l'informazione sulle lingue conosciute si traduce in un vantaggio.

Un ulteriore limite riguarda la misura del numero di lingue dichiarate e la rappresentatività del campione utilizzato per il 2024. La variabile linguistica può non coincidere necessariamente con la competenza effettiva dell'host. Inoltre, l'analisi sulle lingue è condotta su un sottocampione del 2024, che potrebbe non riflettere l'eterogeneità degli host e degli annunci del mercato complessivo.

A partire da questi limiti, gli sviluppi futuri più rilevanti riguardano principalmente l'estensione dell'analisi oltre la città di Torino, replicando i modelli su altre città con domanda turistica differente. In questo modo, si potrebbe effettuare un confronto tra più città per valutare la

robustezza dei risultati ed interpretare meglio il ruolo della variabile relativa alle lingue riportate sul profilo dell'host. Inoltre, sarebbe interessante ampliare il campione degli host del 2024 per estendere la raccolta dell'informazione sulle lingue su un orizzonte temporale e territoriale più ampio, riducendo i rischi che i risultati siano influenzati da un campione limitato. Infine, ulteriori ricerche potrebbero integrare variabili più vicine ai meccanismi decisionali della piattaforma e della domanda, ad esempio misure di visibilità o indicatori testuali legati alla comunicazione (descrizioni e recensioni), così da comprendere meglio i canali attraverso cui i segnali informativi si trasformano in performance.

BIBLIOGRAFIA

- Airbnb. (2022). *Translation Engine launches Reviews after expanding to Messages this summer*. <https://news.airbnb.com/translation-engine-launches-reviews-after-expanding-to-messages-this-summer/>
- Airbnb. (2025). *About us*. <https://news.airbnb.com/about-us/>
- Airbnb. (2025). *Centro assistenza*. <https://www.airbnb.it/help/article/13>
- Alcañiz, R., & Anguera-Torrell, O. (2022). Vacation rental management firms: check-in practices and online ratings. *European Journal of Tourism Research*, 30, 1-13. <https://doi.org/10.54055/ejtr.v30i.1950>
- Armstrong, M. (2006). Competition in two-sided markets. *The RAND journal of economics*, 37(3), 668-691. <https://doi.org/10.1111/j.1756-2171.2006.tb00037.x>
- Arrow, K. J. (1973). The theory of discrimination. *Discrimination in labor markets*. Princeton: Princeton University Press.
- Becker, G. S. (1957). *The economics of discrimination*. Chicago: University of Chicago Press.
- Bertrand, M., & Mullainathan, S. (2004). Are Emily and Greg more employable than Lakisha and Jamal? A field experiment on labor market discrimination. *American Economic Review*, 94(4), 991-1013. <https://doi.org/10.1257/0002828042002561>
- Blau, F. D., & Kahn, L. M. (2017). The gender wage gap: Extent, trends, and explanations. *Journal of Economic Literature*, 55(3), 789-865. <https://doi.org/10.1257/jel.20160995>
- Blinder, A. S. (1973). Wage discrimination: reduced form and structural estimates. *Journal of Human resources*, 8(4), 436-455. <https://doi.org/10.2307/144855>
- Botsman, R., & Rogers, R. (2011). *What's Mine is Yours: How Collaborative Consumption is Changing the Way We Live*. Collins.
- Buzzacchi, L., Milone, F. L., Paolucci, E., & Raguseo, E. (2023). How to react to a shock? Effects of Airbnb hosts' choices and market segmentation at the time of Covid-19. *Information & Management*, 60(7), 103857. <https://doi.org/10.1016/j.im.2023.103857>

- Caillaud, B., & Jullien, B. (2003). Chicken & Egg: Competition among Intermediation Service Providers. *The RAND Journal of Economics*, 34(2), 309-328. <https://doi.org/10.2307/1593720>
- Cheng, M., & Zhang, G. (2019). When Western hosts meet Eastern guests: Airbnb hosts' experience with Chinese outbound tourists. *Annals of Tourism Research*, 75, 288-303. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2019.02.006>
- Cusumano, M., Yoffie, D., & Gawer, A. (2020). *The future of platforms*. Cambridge, MA: MIT Sloan Management Review.
- Davidson, A., & Gleim, M. R. (2022). The gender earnings gap in sharing economy services: the role of price, number of stays, and guests accommodated on Airbnb. *Journal of Marketing Theory and Practice*, 31(4), 490-501. <https://doi.org/10.1080/10696679.2022.2080715>
- de Reuver, M., Sørensen, C., & Basole, R. C. (2018). The Digital Platform: A Research Agenda. *Journal of Information Technology*, 33(2). <https://doi.org/10.1057/s41265-016-0033-3>
- Deboosere, R., Kerrigan, D. J., Wachsmuth, D., & El-Geneidy, A. (2019). Location, location and professionalization: a multilevel hedonic analysis of Airbnb listing prices and revenue. *Regional Studies, Regional Science*, 6(1), 143-156. <https://doi.org/10.1080/21681376.2019.1592699>
- Destefanis, A., Neirotti, P., Paolucci, E., & Raguseo, E. (2022). Current Issues in Tourism. *The impact of Airbnb on the economic performance of independent hotels: an empirical investigation of the moderating effects*, 25(21), 3534-3564. <https://doi.org/10.1080/13683500.2020.1846501>
- Dogru, T., Mody, M., Suess, C., Line, N., & Bonn, M. (2020). Airbnb 2.0: Is it a sharing economy platform or a lodging corporation? *Tourism Management*, 78, 104049.
- Efthymiadou, F., & Farmaki, A. (2024). Women empowerment in peer-to-peer accommodation settings: perspectives of female Airbnb hosts. *Journal of Sustainable Tourism*, 32(8), 1686-1707. <https://doi.org/10.1080/09669582.2023.2262782>
- Eichhorn, T., Hoffmann, C., & Heger, K. (2022). "Doing gender" by sharing: examining the gender gap in the European sharing economy. *Internet Policy Review*, 11(1). <https://doi.org/10.14763/2022.1.1627>

- Eisenmann, T. R., Parker, G., & Van Alstyne., M. W. (2006). Strategies for Two-Sided Markets. *Harvard Business Review*, October.
- Ert, E., Fleischer, A., & Kopolovich, D. (2025). Gender earning gap on digital platform: The Airbnb case. *Tourism Economics*, 31(3), 453-476. <https://doi.org/10.1177/13548166241263877>
- Ert, E., Fleischer, A., & Magen, N. (2016). Trust and reputation in the sharing economy: The role of personal photos in Airbnb. *Tourism Management*, 55, 62-73. <http://dx.doi.org/10.1016/j.tourman.2016.01.013>
- European Commission. (n.d.). *The gender pay gap situation in the EU*. https://commission.europa.eu/strategy-and-policy/policies/justice-and-fundamental-rights/gender-equality/equal-pay/gender-pay-gap-situation-eu_en
- European Institute for Gender Equality (EIGE). (2025). *Gender Equality Index 2025: Italy*. <https://eige.europa.eu/gender-equality-index/2025/country/IT>
- Eurostat. (2025). *3.7 million women held managerial positions in 2023*. <https://ec.europa.eu/eurostat/web/products-eurostat-news/w/edn-20250305-1>
- Eurostat. (2025). *Gender equality in the EU - 10 years in review*. <https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?oldid=667726>
- Farmaki, A. (2022). Women in Airbnb: a neglected perspective. *Current Issues in Tourism*, 25(19), 3110-3114. <https://doi.org/10.1080/13683500.2019.1674257>
- Farronato, C., & Fradkin, A. (2018). The welfare effects of peer entry in the accommodation market: The case of Airbnb. *National Bureau of Economic Research*.
- Fradkin, A., & Holtz, D. (2023). Do incentives to review help the market? Evidence from a field experiment on Airbnb. *Marketing Science*, 42(5), 853-865. <https://doi.org/10.1287/mksc.2023.1439>
- Gillespie, T. (2014). The relevance of algorithms. *Media technologies: Essays on communication, materiality, and society*, 167.
- Goldin, C. (2014). A Grand Gender Convergence: Its Last Chapter. *American Economic Review*, 104(4), 1091-1119. <https://doi.org/10.1257/aer.104.4.1091>

- Gunter, U. (2018). What makes an Airbnb host a superhost? Empirical evidence from San Francisco and the Bay Area. *Tourism Management*, 66, 26-37. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2017.11.003>
- Guttentag, D. (2015). Airbnb: disruptive innovation and the rise of an informal tourism accommodation sector. *Current Issues in Tourism*, 18(12), 1192-1217. <https://doi.org/10.1080/13683500.2013.827159>
- Guttentag, D., & Smith, S. L. (2022). The diffusion of Airbnb: a comparative look at earlier adopters, later adopters, and non-adopters. *Current Issues in Tourism*, 25(20), 3225-3244. <https://doi.org/10.1080/13683500.2020.1782855>
- Hagiu, A., & Wright, J. (2015). Multi-sided platforms. *International journal of industrial organization*, 43, 162-174. <https://doi.org/10.1016/j.ijindorg.2015.03.003>
- Hall, C. M., Prayag, G., Safonov, A., Coles, T., Gössling, S., & Naderi Koupaeei, S. (2022). Airbnb and the sharing economy. *Current Issues in Tourism*, 25(19), 3057-3067. <https://doi.org/10.1080/13683500.2022.2122418>
- Istituto Nazionale di Statistica (ISTAT). (2024, Novembre 24). *Nuovo picco delle presenze turistiche*. https://www.istat.it/wp-content/uploads/2024/11/Statistica-Today_Turismo-2023_rev.pdf
- Istituto Nazionale di Statistica (ISTAT). (2025, Gennaio 20). *La struttura delle retribuzioni in Italia - Anno2022*. https://www.istat.it/wp-content/uploads/2025/01/REPORT_STRUTTURA_RETRIBUZIONI_2022.pdf
- Istituto Nazionale di Statistica (ISTAT). (2025). *Turismo (Cap. 19)*. <https://www.istat.it/storage/ASI/2025/capitoli/C19.pdf>
- Kenney, M., & Zysman, J. (2016). The rise of the platform economy. *Issues in science and technology*, 32(3), 61.
- Kim, J., Lee, J. J., & Na, H. J. (2025). Resilience through an online platform: Evidence from airbnb and hotels. *Information & Management*, 65(2), 104157. <https://doi.org/10.1016/j.im.2025.104157>
- Kleven, H., Landais, C., & Sogaard, J. E. (2019). Children and gender inequality: Evidence from Denmark. *American Economic Review*, 109(4), 1221-1260. <https://doi.org/10.1257/aer.20180010>

- Kuhzady, S., Seyfi, S., & Béal, L. (2022). Peer-to-peer (P2P) accommodation in the sharing economy: a review. *Current Issues in Tourism*, 25(29), 3115-3130. <https://doi.org/10.1080/13683500.2020.1786505>
- Leythienne, D., & Pérez-Julián, M. (2025). Gender pay gaps in the European Union: A statistical analysis based on structure of earnings survey 2022 data. *Eurostat*. <https://doi.org/10.2785/6663048>
- Maier, G., & Gilchrist, K. R. (2022). Women who host: An intersectional critique of rentier capitalism on AirBnB. *Gender, Work & Organization*, 29(3), 817-829. <https://doi.org/10.1111/gwao.12815>
- Marchenko, A. (2019). The impact of host race and gender on prices on Airbnb. *Journal of Housing Economics*, 46, 101635. <https://doi.org/10.1016/j.jhe.2019.101635>
- Marth, S., Hartl, B., & Penz, E. (2022). Sharing on platforms: Reducing perceived risk for peer-to-peer platform consumers through trust-building and regulation. *Journal of consumer behaviour*, 21(6), 1255-1267. <https://doi.org/10.1002/cb.2075>
- Mayya, R., Ye, S., Viswanathan, S., & Agarwal, R. (2021). Who Forgoes Screening in Online Markets and Why? Evidence from Airbnb. *MIS Quarterly*, 45(4), 1745-1776. <https://doi.org/10.25300/MISQ/2021/15335>
- Neumark, D., Bank, R. J., & Van Nort, K. D. (1996). Sex discrimination in restaurant hiring: An audit study. *The Quarterly journal of economics*, 111(3), 915-941. <https://doi.org/10.2307/2946676>
- Oaxaca, R. (1973). Male-female wage differentials in urban labor markets. *International economic review*, 14(3), 693-709. <https://doi.org/10.2307/2525981>
- Paolucci, E., Raguseo, E., & Neirotti, P. (2017). How small hotels can drive value their way in infomediation: The case of "Italian hotel vs. OTAs and TripAdvisor". *Information and Management*, 54, 745-756. <http://doi.org/10.1016/j.im.2016.12.002>
- Parlamento europeo & Consiglio dell'Unione europea. (n.d.). Direttiva 2006/54/CE. *Gazzetta ufficiale dell'Unione europea*.
- Pavlou, P. A., & Gefen, D. (2004). Building effective online marketplaces with institution-based trust. *Information systems research*, 15(1), 37-59. <https://doi.org/10.1287/isre.1040.0015>

- Phelps, E. S. (1972). The statistical theory of racism and sexism. *The American Economic Review*, 62(4), 659-661.
- Rochet, J.-C., & Tirole, J. (2003). Platform Competition in Two-Sided Markets. *Journal of the European Economic Association*, 1(4), 990-1029. <https://doi.org/10.1162/154247603322493212>
- Rysman, M. (2009). The Economics of Two-Sided Markets. *Journal of Economic Perspectives*, 23(3), 125-143. <https://doi.org/10.1257/jep.23.3.125>
- Sengupta, P., Biswas, B., Kumar, A., Shankar, R., & Gupta, S. (2021). Examining the predictors of successful Airbnb bookings with Hurdle models: Evidence from Europe, Australia, USA and Asia-Pacific cities. *Journal of Business Research*, 137, 538-554. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.08.035>
- Su, N., & Mattila, A. S. (2020). Does gender bias exist? The impact of gender congruity on consumer's Airbnb booking intention and the mediating role of trust. *International Journal of Hospitality Management*, 89, 102405. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2019.102405>
- Su, R., & Sonnemaker, T. (2020, 02 13). *5 charts that help explain Airbnb's rise from spare-room startup to \$18 billion travel behemoth*. <https://www.businessinsider.com/airbnb-charts-graphics-show-evolution-impact-hotels-travel-comparison-industry-2020-1?>
- Sutherland, W., & Jarrahi, M. H. (2018). The sharing economy and digital platforms: A review and research agenda. *International Journal of Information Management*, 43, 328-341. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2018.07.004>
- Tadelis, S. (2016). Reputation and feedback systems in online platform markets. *Annual Review of Economics*, 8(1), 321-340. <https://doi.org/10.1146/annurev-economics-080315-015325>
- Tussyadiah, I. P., & Pesonen, J. (2016). Impacts of peer-to-peer accommodation use on travel patterns. *Journal of Travel Research*, 55(8), 1022-1040. <https://doi.org/10.1177/0047287515608505>
- Wang, C. Y., Miao, L., & Mattila, A. S. (2015). Customer responses to intercultural communication accommodation strategies in hospitality service encounters.

- International Journal of Hospitality Management*, 51, 96-104.
<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijhm.2015.09.001>
- Wang, D., & Nicolau, J. L. (2017). Price determinants of sharing economy based accommodation rental: A study of listings from 33 cities on Airbnb.com. *International Journal of Hospitality Management*, 62, 120-131.
<https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2016.12.007>
- World Economic Forum. (2025). *Global Gender Gap Report 2025*.
<https://www.weforum.org/publications/global-gender-gap-report-2025/>
- Xie, K., & Mao, Z. (2017). The impacts of quality and quantity attributes of Airbnb hosts on listing performance. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 29(9), 2240-2260. <https://doi.org/10.1108/IJCHM-07-2016-0345>
- Xie, K., Mao, Z., & Wu, J. (2019). Learning from peers: the effect of sales history disclosure on peer-to-peer short-term rental purchases. *International Journal of Hospitality Management*, 76A, 173–183. <https://doi.org/10.1016/j.jhtm.2021.04.016>
- Yao, B., Qiu, R. T., Buhalis, D., Fan, D. X., & Liu, A. (2019). Standing out from the crowd: An exploration of signal attributes and Airbnb listing performance. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 31(12), 4520-4542.
<https://doi.org/10.1108/IJCHM-02-2019-0106>
- Yu, M., Cheng, M., Yu, Z. T., & Li, Z. (2022). Investigating Airbnb listings' amenities relative to hotels. *Current Issues in Tourism*, 25(19), 3168-3185.
<https://doi.org/10.1080/13683500.2020.1733497>
- Zervas, G., Proserpio, D., & Byers, J. W. (2017). The rise of the sharing economy: Estimating the impact of Airbnb on the hotel industry. *Journal of marketing research*, 54(5), 687-705. <https://doi.org/10.1509/jmr.15.0204>