



Politecnico di Torino

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale (LM-31)

A.a. 2024/2025

Sessione di Laurea Dicembre 2025

Analisi di regressione sugli effetti delle infrastrutture di ricarica auto elettriche nel settore degli affitti brevi.

**Esplorazione di database tramite software STATA contenente dati sugli Airbnb
della regione Piemonte.**

Relatori:

Professore Francesco Luigi Milone
Professore Giulio Zotteri

Candidato:

Matteo Bonaccorsi

Sommario

1. Introduzione	2
2. Revisione della letteratura	5
2.1 Determinanti performance Airbnb	5
2.2 Effetti colonnine su business e valori immobiliari.....	8
3. Presentazione del set empirico	13
3.1 Settore Airbnb in Piemonte.....	15
3.2 Infrastrutture di ricarica dell'auto elettrica in Piemonte	22
4. Metodologia	28
4.1 Effetto della presenza di colonnine sulle performance degli Airbnb	28
4.2 Presentazione dell'analisi econometrica	33
5. Risultati	35
5.1 Effetto generale sui ricavi	36
5.1.1 Effetto sui ricavi in relazione alla fascia di prezzo	37
5.1.2 Verifica dell'effetto in base alla numerosità delle EVSE.....	41
5.2 Effetto sul tasso di occupazione	43
5.3 Focus sul raggio da 500 metri	47
5.4 Effetti sul comune di Torino	50
5.5 Differenti aspetti della tipologia ultrafast.....	52
6. Conclusioni.....	55
Bibliografia.....	57
Appendice	59

1. Introduzione

L'obiettivo della tesi è quello di presentare un'analisi quantitativa e qualitativa degli effetti delle infrastrutture di ricarica elettrica sulle strutture di Airbnb. Il campione di studio è la regione Piemonte. Le motivazioni alla base dello studio sono legate alla sempre maggiore importanza che i veicoli elettrici stanno rivestendo nel settore automotive, tenuto anche conto delle politiche comunitarie. Al riguardo, il regolamento 2023/851 dell'Unione Europea prevede di sospendere la produzione di veicoli interamente a combustione a partire dal 2035.

All'interno del settore della mobilità elettrica, l'infrastruttura di ricarica costituisce la tecnologia *enabler* per la fruizione di un servizio efficiente. Il tema dell'esternalità delle infrastrutture di ricarica elettrica, tuttavia, non ha ancora ricevuto un contributo letterario consono, non è infatti ancora presente una letteratura di riferimento sull'analisi degli effetti delle colonnine di ricarica che riguarda il territorio nazionale. In questo senso, questa tesi rappresenta un primo contributo per la costituzione di una letteratura sull'argomento in Italia.

Il mercato automobilistico elettrico in Italia conta, al 31 Ottobre 2025, 67085 immatricolazioni di auto full electric nell'anno, con un aumento rispetto al corrispondente periodo dell'anno precedente del 28.71% (Motus-e, 2025).

Per favorire l'espansione del settore della mobilità elettrica è fondamentale l'installazione, estesa e ramificata sul territorio, di un'infrastruttura di ricarica adeguata alle necessità del cliente. Dalle analisi condotte in questa tesi, il numero di colonnine installate nella regione Piemonte ha subito un incremento del 81% nel biennio 2022-2023, fino ad arrivare a 5775 installazioni.

È importante puntualizzare come il servizio di ricarica elettrica sia molto differente rispetto al rifornimento per le auto con alimentazione a combustione; il tempo di ricarica, nettamente maggiore rispetto al rifornimento tradizionale, impatta, infatti, anche sulle abitudini dei clienti: la ricarica diventa un'attività secondaria, da svolgersi in concomitanza con altre attività, come fare la spesa, andare al cinema, al lavoro, alloggiare in un Airbnb (Zheng et al., 2024).

L'installazione di strutture di ricarica elettrica produce, pertanto, esternalità legate alla presenza di tali punti di ricarica su attività di business e l'idea di ricerca alla base di questo elaborato è lo studio e l'analisi quantitativa e qualitativa sugli Airbnb. Nello specifico, Airbnb è attualmente una piattaforma largamente diffusa in tutto il mondo, è presente infatti in più di 220 stati e regioni e in più di 150 mila città e paesi (Airbnb, 2025).

Queste motivazioni hanno portato alla decisione di svolgere una duplice revisione della letteratura; una prima parte è dedicata allo studio degli Airbnb e delle variabili che ne determinano le performance. Le determinanti di performance sono state utilizzate poi come variabili di controllo del modello di regressione, in particolare i fattori di riferimento, oltre a prezzo e posizione geografica, sono relativi all'host, come il badge da superhost (Kirkos, 2022) e la tipologia commerciale (Milone et al., 2023).

La seconda parte è rivolta, invece, allo studio ed all'analisi delle esternalità legate alla presenza di infrastrutture di ricarica elettrica su attività commerciali di vario tipo. Questa parte, rispetto alla vastità letteraria presente per la prima, risulta più scarna e ancora in fase di espansione. Per queste ragioni, emerge anche la seconda valenza della tesi, che fornisce un contributo alla letteratura sull'argomento, espandendo l'ambito di ricerca: si differenzia infatti dagli articoli esistenti, in quanto nessuno riguarda la piattaforma Airbnb.

La maggior parte della produzione sull'argomento riguarda geograficamente gli USA, in particolare lo stato della California. Tale interesse è legato anche alla presenza del colosso del trasporto elettrico Tesla, che ha mosso i suoi primi passi proprio in California, di cui Qian et al. (2022) hanno studiato gli effetti sugli alberghi. Tale articolo è parte della revisione della letteratura proposta in questo lavoro di tesi, insieme agli articoli di Liang et al. (2023) e Zheng et al. (2024); in particolare, l'articolo di Zheng, pubblicato sulla rivista scientifica Nature, è stato individuato come articolo di riferimento per la stesura di questo elaborato.

Le analisi empiriche sono state condotte su un database di AirDNA, contenente 29744 Airbnb listati in Piemonte per il 2023; in aggiunta per la descrizione approfondita delle infrastrutture di ricarica piemontesi è stato utilizzato un database della piattaforma Eco-Movement. La scelta di Airbnb, come piattaforma utile al fine di verificare le esternalità dell'infrastruttura di ricarica, è legata anche alla ricchezza del dataset a disposizione, contenente 255 variabili di vario genere, da dati sui ricavi a dati di geolocalizzazione spaziale, a dati demografici, sulla composizione della popolazione e legati ai servizi presenti nella zona limitrofa.

Lo studio è stato condotto attraverso una doppia analisi degli Airbnb e delle infrastrutture di ricarica presenti. In particolare, i dati di geolocalizzazione spaziale presenti nel dataset sono stati utilizzati per svolgere analisi sulla distribuzione degli Airbnb e delle colonnine, non omogenea nella regione ma concentrata nelle zone di *central market*¹, in corrispondenza della concentrazione di attività economiche.

La provincia di Torino, nel contesto regionale, rappresenta sia la provincia con il maggior numero di Airbnb presenti (49%) che di punti di ricarica (52%).

L'analisi condotta sulle EVSE (Electric Vehicle Supply Equipment) del Piemonte, oltre alla distribuzione geografica e alla crescita quantitativa nel tempo, ha riguardato anche i player coinvolti nel settore, con EnelX che rappresenta il leader nel campo con 1975 unità installate al 2023 nella regione. La disposizione spaziale ha inoltre permesso di individuare raggruppamenti di colonnine in hub di ricarica.

Infine, attraverso un'analisi di regressione multivariata, sono stati analizzati sia i ricavi medi per pernottamento che il tasso di occupazione delle strutture Airbnb e come questi sono influenzati positivamente dalle EVSE.

Nello svolgimento dell'analisi, sono stati utilizzati 4 raggi differenti (150, 250, 500 e 1000 m), rappresentanti la distanza massima colonnina-struttura considerata.

¹ I comuni che fanno parte del central market sono quelli rappresentativi del Sistema Locale di Lavoro di cui fanno parte

La zona di maggiore interesse per le strutture è quella circoscritta da un raggio di 150 metri, in quanto in linea con le preferenze dei clienti e capace di offrire un comfort completo, presenta aumenti rispettivamente del 2.5% sui ricavi e di 0.038 punti nel tasso di occupazione.

Nel corso dell'analisi, sono stati individuati ed evidenziati i gruppi maggiormente interessati dagli effetti delle EVSE: in particolare le strutture più influenzate dagli effetti sono quelle della fascia di prezzo budget, rappresentante la più economica, nella quale l'effetto costituisce un fattore differenziante.

Un altro approfondimento è legato allo studio della numerosità delle EVSE, si è verificato infatti il diverso effetto in base al numero di punti di ricarica presenti nella zona, con una propensione per un numero elevato di colonnine, capace di fornire al cliente un servizio efficiente e completo. Questa preferenza riguarda tutti i raggi analizzati tranne quello inferiore (150 m), nel quale è preferito un numero limitato di colonnine, subentrano in questo caso aspetti negativi legati ad aumento di traffico e inquinamento, come evidenziato da Liang (2022) nel suo studio. Oltre a un modello generale, particolare attenzione verrà rivolta anche a gruppi specifici di interesse, attraverso un approfondimento sulla città di Torino, in cima alle classifiche italiane per la diffusione di EVSE² e un focus finale sulle colonnine ultrafast.

Esistono infatti diverse tipologie di punti di ricarica che si possono suddividere, in base alla potenza di ricarica, in standard o ultrafast, che permettono una ricarica in tempi inferiori ma risultano ancora poco diffuse sul territorio, solo il 23% sul totale del Piemonte. L'effetto significativo associato è +2.9% nei ricavi per strutture con almeno una colonnina nel raggio di 250 metri.

² Seconda città in Italia per densità EVSE per unità di superficie e terza per numero di EVSE/1000 abitanti (Motus-e, 2025)

2. Revisione della letteratura

2.1 Determinanti performance Airbnb

L'individuazione e lo studio delle determinanti di performance è stato nei recenti anni un tema di forte interesse che ha attirato l'attenzione di numerosi ricercatori, come testimoniato dalla vasta produzione letteraria presente.

Si fornisce, con l'aiuto della revisione condotta da Sainaghi, Abrate & Mauri (2021), una rapida panoramica di quelli che sono gli argomenti di interesse, le metodologie e le variabili ricorrenti nella letteratura esistente in merito all'analisi delle performance di un Airbnb. Dal punto di vista metodologico, la maggior parte degli studi fa utilizzo dell'analisi di regressione, nello specifico del modello di prezzo edonico, mentre, tra le tendenze recenti, si evidenzia l'utilizzo dei modelli di reti neurali e di tecniche di machine learning.

Buzzacchi, Milone, Paolucci e Raguseo (2023) vanno ad indagare quelle che sono le reazioni delle strutture presenti su Airbnb in seguito alle chiusure dovute alla diffusione del virus COVID-19. Nella prima parte del paper viene esplorata la letteratura preesistente e presentato il contesto di mercato; si presenta un settore più competitivo rispetto al periodo precedente dovuto allo squilibrio tra domanda e offerta. Tale squilibrio si evince dalla diminuzione dei ricavi relativa alla domanda che cala ma non si constata una proporzionale riduzione dell'offerta, misurata con il tasso di uscita.

In questo nuovo contesto di mercato si vuole analizzare come si modificano, in reazione allo shock pandemico, il prezzo e la proposta di politiche di cancellazione flessibili, attraverso la formulazione di tre ipotesi:

-Ipotesi 1: ci si aspetta che, in seguito all'emergenza dovuta allo shock pandemico, ci sia una maggiore oscillazione nel prezzo e un aumento nella proposta di politiche di cancellazione flessibili.

-Ipotesi 2: si ritiene che gli accorgimenti riguardo prezzi e cancellazione possano avere un effetto positivo sul tasso di occupazione e sull'aumento dei ricavi.

-Ipotesi 3: si ritiene che l'utilizzo congiunto di queste due variabili possa avere un effetto super additivo su occupazione e ricavi.

Attraverso la revisione della letteratura esistente sono state individuate due possibili reazioni dei proprietari di strutture per reagire all'onda pandemica: modifica del prezzo oppure modifiche nei servizi offerti. Le modifiche di prezzo possono essere incrementali, per aumentare il margine di guadagno ed i ricavi, in questo modo gli host cercano di mitigare le perdite causate dallo shock; oppure, cercano di attrarre nuovi clienti, proponendo prezzi più competitivi. L'incremento dei servizi offerti mira ad aumentare la willingness to pay del cliente e a catturare nuovi segmenti di mercato. Gli host sono stati quindi costretti a riposizionarsi sul mercato per rimanere competitivi, attraverso attività di marketing.

I dati utilizzati per il modello di regressione sono relativi alla città di Roma, città italiana con il flusso turistico più alto ed è stato sfruttato un dataset di tipo panel, utile per verificare gli effetti delle scelte degli host.

Le ipotesi sono state verificate attraverso un modello di regressione: sono state utilizzate come variabili dipendenti il tasso di occupazione e i ricavi medi per notte, mentre come variabili indipendenti il prezzo e le politiche di cancellazione. Nel modello sono state poi inserite delle variabili di controllo capaci di modificare notevolmente il risultato del modello. Sono state controllate proprietà relative alla posizione geografica della struttura, alla tipologia di struttura, variabili con impatto significativo sulle performance, la presenza o meno dell'instant-booking e infine un fattore rappresentativo della stagionalità e la concorrenza nelle vicinanze.

In conclusione, i risultati mostrano come il 13,5% degli host abbia deciso di modificare la propria politica di cancellazione, passando a una politica di tipo flessibile e come questa abbia avuto un effetto significativo, sia sul tasso di occupazione che sui ricavi medi per notte, aumentati rispettivamente di 5,6 punti percentuali e di 7 dollari circa. Si segnala come il risultato osservato, relativo alle modifiche nei servizi offerti, è in controtendenza con la letteratura pre-pandemica e con gli studi condotti in merito: in questo, negli anni passati, un inasprimento delle politiche di cancellazione è risultato correlato a un incremento dei ricavi.

Si prosegue con la revisione della letteratura inherente alle scelte strategiche delle strutture per sopperire allo shock dovuto al Covid, in questo senso Milone et al. (2023) indagano sulle determinanti del prezzo in una struttura Airbnb. L'articolo è molto interessante per la metodologia utilizzata, in quanto è il primo paper che fa uso dell'indicatore COVID-19 Stringency Index e che utilizza un raggruppamento su livelli continui. L'indicatore in questione rappresenta un aggregato di 9 indicatori relativi alle limitazioni imposte dai vari stati per limitare la diffusione della pandemia e la sua introduzione si è resa necessaria vista l'eterogeneità nelle decisioni adottate dai diversi stati per contrastare la diffusione del contagio; ciascuno stato ha assegnato un punteggio da 0 a 100 e, viste le numerose modifiche nel tempo, la variabile è costruita come media delle settimane passate. Sempre dal punto di vista metodologico, Milone et al. (2023) hanno deciso di utilizzare la metodologia DID (Difference in differences), sempre più utilizzata negli ultimi anni, ad esempio da Benítez-Aurioles (2019).

Considerato il livello di dettaglio richiesto dal contesto di ricerca, è stato necessario raggruppare i dati, in particolare a seguito di un evento inatteso come il COVID-19. Gli host sono stati infatti suddivisi tra host commerciali – i quali gestiscono 3 o più proprietà - e non, queste due categorie sono state influenzate in maniera differente dallo shock, rendendo il dataset ancora più eterogeneo. Già in precedenza era stata evidenziata questa differenza tra tipi di host, Li et al. (2016) avevano esaminato l'impatto positivo dell'host professionale; il riscontro empirico, nella città di Chicago, è stato di un incremento del 16.9 % nei ricavi medi giornalieri e del 15.5 % nel tasso di occupazione.

Gli obiettivi della trattazione di Milone et al. (2023) sono due: misurare l'entità dell'impatto sulla domanda – misurata attraverso la variabile Local Airbnb Demand - e analizzare il processo di formazione del prezzo durante il periodo pandemico. I risultati dell'analisi, condotta su un

campione di 27 città europee con dati relativi al periodo compreso tra 2019 e 2020, evidenziano che un incremento dell'1 % nel COVID-19 Stringency Index è associato a una diminuzione percentuale della domanda tra -0.133 e -0.155; si procede poi a testare lo stesso effetto su aree maggiori, incrementando il raggio che circoscrive l'area di mercato, e si osserva come questo aumenti. È chiaro quindi come un inasprimento delle restrizioni per la pandemia eroda la domanda di Airbnb. La correlazione tra domanda e prezzo è invece positiva e si stima, col metodo 2SLS, un incremento di prezzo tra 0.06% e 0.07% in relazione ad un aumento dell'1% nella domanda.

Oltre agli aspetti legati alla diffusione del COVID-19, risulta interessante indagare riguardo alle varie determinanti che contribuiscono alla formazione del prezzo.

Cai, Zhou, Ma, and Scott (2019) hanno esplorato e analizzato le variabili determinanti del prezzo degli Airbnb e le hanno suddivise in 5 categorie: attributi della struttura, attributi dell'host, recensioni sulla struttura, politiche di affitto, posizione. Cai et al. (2019) riportano anche come le sharing economy utilizzino due metodi per stabilire il prezzo: nel primo caso, il prezzo viene fissato in maniera automatica dalla piattaforma, come ad esempio accade con Uber, mentre, come accade su Airbnb, l'algoritmo suggerisce il prezzo raccomandato ma l'host non risulta vincolato nella scelta.

Oltre alla letteratura presente riguardo il prezzo e come questo si determini, esistono altri studi relativi alla determinazione dei ricavi; in questo senso un contributo rilevante viene portato da Sainaghi, Abrate, & Mauri (2021) che esplorano e determinano le performance delle strutture Airbnb, confrontando i diversi effetti su prezzo e ricavi. La città utilizzata per testare le ipotesi è Milano, scelta per la repentina crescita recente delle sharing economy. In ultima istanza sono state analizzate anche eventuali differenze tra le stanze private e le abitazioni ad uso singolo. Tra le variabili di interesse emergono le politiche di cancellazione flessibili che, nella letteratura esistente, sono costantemente raggruppate in 3 categorie in base alla severità delle politiche: flessibili, moderate, rigide. In questo studio si riscontra una correlazione positiva nel passaggio da politiche flessibili a moderate e rispetto ai ricavi medi per notte. Tale correlazione può apparire controtintuitiva ma risulta in linea con la letteratura esistente, come messo in evidenza dagli articoli di Wang and Nicolau (2017) e dal già citato Cai et al. (2019). Si segnala, per completezza, come le due variabili sono associate ma non è evidente una correlazione diretta, vista la presenza di fattori terzi; potrebbe quindi essere presente un trend specifico di strutture che utilizzano le politiche flessibili per colmare lacune di altro tipo e per questo a tali politiche sono associati ricavi inferiori. Sarebbero necessarie quindi ulteriori verifiche.

Per quanto riguarda invece le variabili relative all'host, in controtendenza con articoli precedenti (Chen and Xie, 2017), queste non generano un aumento di prezzo ma solo un incremento dei ricavi giornalieri; questo trend può essere spiegato dall'atteggiamento dei proprietari di strutture, i quali decidono di non riversare sui clienti il possesso del badge, ma questo rappresenta comunque un valore aggiunto, in quanto la sua presenza porta un effetto positivo nell'attrarre clienti. Il ruolo cruciale dell'host si evince anche da sondaggi condotti

dalla ricerca di Chiappa, Pung, Atzeni e Sini (2021), riguardo al perché alcuni utenti decidessero di non usare Airbnb: il motivo principale è legato alla mancanza di fiducia verso l'host.

In questo senso, il fatto che l'host possieda un badge che certifica la qualità del proprietario è di notevole importanza. Nello specifico, la piattaforma attribuisce all'host il riconoscimento del **superhost badge** al raggiungimento di specifiche caratteristiche:

- l'host ha ricevuto almeno 10 prenotazioni in un anno;
- tasso di risposta di almeno il 90%;
- niente cancellazioni da parte dell'host (salvo specifiche eccezioni);
- almeno l'80% delle valutazioni a 5 stelle.

Kirkos (2022) ha esplorato nel suo studio le performance degli Airbnb in termini di tasso di occupazione, numero di prenotazioni e ricavi ed i fattori che influenzano queste performance. Attraverso 3 metodi analitici, si evidenzia il ruolo rilevante dell'host nella scelta dell'Airbnb. Lo studio è stato condotto sul mercato di Salonicco, in Grecia, l'analisi potrebbe quindi risultare legata a caratteristiche locali del mercato in esame, per un'analisi più approfondita potrebbe quindi essere ragionevole una validazione incrociata con risultati su altre città.

I risultati trovati evidenziano l'effetto positivo di 3 variabili, superhost badge, deposito di sicurezza e instant booking, sul tasso di occupazione, mentre effetti negativi si riscontrano in relazione a un host che possiede molte proprietà e un tempo di risposta alto. In accordo con i risultati presentati per la variabile tasso di occupazione, si segnala un possibile incremento del numero di prenotazioni che una struttura riceve associato a superhost badge, tempi di risposta brevi e verifica dell'identità dell'host. Le stesse variabili evidenziate nei primi due casi sortiscono un effetto positivo anche sui ricavi delle strutture.

2.2 Effetti colonnine su business e valori immobiliari

Si procede ora a revisionare la letteratura esistente riguardo ai vari effetti che la presenza di colonnine di ricarica generano su attività economiche e immobiliari presenti nelle vicinanze.

Liang et al. (2023) indagano gli effetti generati dalla presenza di infrastrutture di ricarica sul mercato immobiliare. Lo studio è stato condotto in California, in quanto è lo stato più avanzato negli USA per quanto riguarda la diffusione delle EVCS – Electric Vehicle Charging Station - con oltre 13000 unità presenti; l'alta diffusione è dovuta anche a politiche che puntano a dismettere entro il 2035 la vendita di auto a benzina e diesel. Attraverso l'utilizzo della metodologia DID sono state divise le strutture in due gruppi: gruppo di trattamento e gruppo di controllo. Sono state effettuate diverse iterazioni, inserendo nel gruppo di controllo le strutture con almeno una colonnina posizionata nei raggi da 0.1 a 1 km, con scatti progressivi di 0.1 km. I risultati mostrano una correlazione positiva tra la presenza di colonnine nel raggio e il prezzo di vendita della casa. È stimato un premio totale per la vicinanza fino all' 8.2%, mentre per una stima più accurata, isolando altri effetti come vicinanza alle stazioni, l'incremento medio di prezzo è del 3.3%. Questo secondo dato è da considerarsi più attendibile vista la forte presenza di altri

fattori che influenzano le stime. Si rileva l'incremento maggiore (5.8%) per un raggio di distanza compreso tra 0.4 e 0.5 km. I clienti individuano in tale distanza il giusto compromesso, percepiscono infatti di valore la presenza di colonnine in zone limitrofe ma non eccessivamente vicine: non si segnala la presenza di un effetto positivo nei raggi al di sotto dei 200 metri. Questo risultato è possibile che sia correlato con effetti negativi derivanti dalla presenza di colonnine nelle vicinanze come radiazioni magnetiche, rumore, traffico e altri elementi di disturbo. Inoltre, gli effetti riscontrati risultano eterogenei non solo in relazione alla distanza, ma anche se suddivisi in base alla categoria di mercato: a testimonianza di ciò, si osserva come la tipologia di clienti più alto-spendenti reputi più importante tale servizio di ricarica e l'aggiunta di prezzo sia maggiore nelle aree urbane a loro associate. In relazione ai possibili effetti negativi della presenza di colonnine, nella seconda parte dell'articolo si presenta lo studio riguardo gli effetti della presenza di colonnine sul traffico e sul livello di inquinamento dell'aria. Si registra un aumento del traffico dello 0.3 % con un picco dello 0.5 %.

L'indagine si è successivamente orientata su un'analisi costi-benefici in merito all'installazione delle colonnine: si segnala che, in media, l'incremento del valore immobiliare supera il costo di installazione delle colonnine. Il dato così aggregato risulta però fuorviante, distinguendo infatti tra le tipologie di colonnine (livello 1³, livello 2⁴ e veloci⁵), si riscontra che solo quelle di livello 1 hanno un effettivo beneficio. Per quanto riguarda le colonnine di livello 2 infatti i costi di installazione superano i benefici di 7.9 milioni di dollari e questo gap risulta ancora più alto se si considerano le colonnine a ricarica veloce; si specifica che tale valutazione è prettamente economica e non tiene comunque conto degli altri vantaggi, ad esempio ambientali, derivanti dalle EVCS. L'incremento del valore immobiliare deriva da costi di transazione, come i costi cognitivi e i costi di ricerca di informazioni, in quanto i guidatori di veicoli elettrici spesso non dispongono di informazioni in merito all'ubicazione delle colonnine. La presenza di colonnine nelle vicinanze delle abitazioni rappresenta quindi un valore aggiunto che permette di evitare perdite di tempo per cercarle: il guidatore, in questo modo non deve curarsi di dover trovare una colonnina, verificare che la presa sia adatta, registrarsi sul sito del provider.

I motivi per i quali le EVCS generano dei benefici si possono riassumere nei 4 punti seguenti:

- 1) vantaggio nel trovare parcheggio per chi non dispone di uno privato;
- 2) velocità di ricarica delle colonnine pubbliche, in generale, maggiore rispetto alle private;
- 3) possibilità per ospiti della casa di ricaricare la loro auto durante la visita nella casa;
- 4) altri benefici legati alla qualità dell'aria e alla qualità della vita media.

Analizzando le implicazioni politiche, sulla base dei risultati empirici riscontrati, il settore immobiliare, spinto anche dai decisori politici, potrebbe decidere di investire in infrastrutture di ricarica. In questo senso, l'iniziativa migliore sarebbe un co-finanziamento tra pubblico e

³ Colonnine di livello 1: hanno un costo attorno ai 2800 \$.

⁴ Colonnine di livello 2: hanno un costo attorno ai 10500 \$.

⁵ Colonnine veloci: hanno un costo attorno ai 53300 \$.

privato con benefici per ciascuna delle due parti: miglioramento del welfare e riduzione del rischio sull'investimento per chi si occupa della vendita delle case. Nello studio si mette inoltre in evidenza la necessità di interventi pubblici atti a evitare che la diffusione delle colonnine sul territorio sia limitata solo alle zone più ricche; dimostrato infatti che la loro presenza renda il quartiere più appetibile, si apre la possibilità di riqualifica di quartieri poco acclamati anche attraverso l'installazione di colonnine. Per concludere si segnalano le limitazioni dello studio, in particolare la difficoltà di isolare l'effetto delle colonnine; per tale ragione è ragionevole considerare i risultati trovati come un upper bound, come l'effetto massimo che si può riscontrare.

Si ribadisce inoltre che l'analisi è stata condotta sulla California, stato con il maggior numero di colonnine; non è quindi detto che in altri stati, con condizioni diverse, si realizzino gli stessi effetti. Un altro aspetto importante da considerare è il possibile *waterbed effect*, il picco di incremento potrebbe infatti derivare in parte da clienti che non vogliono vivere troppo vicino alle colonnine, con il conseguente spostamento in zone limitrofi. Questo effetto, se consistente, porta a una sovrastima.

Uno dei player più importanti nel settore della mobilità elettrica e in particolare delle EVCS è sicuramente Tesla. Qian, Lixian & al. (2022) analizzano gli effetti positivi sugli alberghi derivanti dalla presenza di infrastrutture di ricarica Tesla nelle vicinanze.

Per dare un contesto della società in questione, Tesla è leader nel mercato delle auto elettriche e percorre una chiara strategia di integrazione verticale, non si limita infatti solo alla produzione dei veicoli ma provvede anche alla diffusione delle colonnine sul territorio, reputando queste ultime come elemento cardine per l'espansione del mercato.

Il sistema di ricarica Tesla è basato su un'unica porta di ricarica, compatibile con tutti i veicoli della casa madre, e due tipologie di colonnine, una a ricarica più lenta e i supercharger.

Come emerso dalle testimonianze di diverse aziende, tra cui le catene di alberghi Radisson Hotels e Hilton, che hanno firmato una partnership con Tesla per l'installazione di oltre 100 colonnine negli USA, l'installazione di colonnine rappresenta la volontà delle aziende di dimostrare il loro impegno sociale e nel contesto della sostenibilità. Collaborazioni di questo tipo sono legate non solo a ragioni di carattere sociale ma anche benefit economici di un impegno congiunto. L'idea alla base delle partnership tra hotel e Tesla sono i servizi funzionali offerti e il fatto che operano in settori diversi, che secondo letteratura permette la massimizzazione dei benefici in una partnership strategica (Lanseng and Olsen 2012).

Sulla base della revisione della letteratura, si presentano quindi le ipotesi alla base dell'articolo:

-H1: l'offerta di un servizio di ricarica elettrico Tesla all'interno delle strutture alberghiere genera un incremento nei ricavi della struttura stessa.

-H2: la presenza delle colonnine non genera effetti della stessa entità per tutte le tipologie; si ipotizza infatti che gli hotel upscale e luxury riscontrino effetti positivi maggiori rispetto agli hotel economici.

-H3: i benefici riscontrati dagli hotel risultano maggiori dopo l'introduzione sul mercato della Tesla Model 3.

-H4: i benefici riscontrati dagli hotel risultano maggiori nelle città più turistiche.

La terza ipotesi è relativa ai diversi step seguiti da Tesla per entrare sul mercato e in particolare l'ingresso sul mercato di massa con la Tesla Model 3. L'ultima ipotesi invece lega la funzione delle colonnine di ricarica ad aspetti legati a trasporti e turismo.

Lo studio è stato condotto sulle basi di dataset riguardo la geolocalizzazione delle EVCS, informazioni sugli hotel, come ricavi mensili e altre caratteristiche e, infine, informazioni riguardanti le principali attrazioni turistiche. Le diverse fonti utilizzate sono: AFDC of the US Department of Energy, Texas Comptroller of Public Accounts, Smith Travel Research e dal sito web di Tripadvisor.

Per verificare le ipotesi formulate, sono state utilizzate due metodologie, in primo luogo PSM e a seguire la metodologia DID, utile per verificare le variazioni del gruppo di controllo tra pre e post introduzione delle colonnine. Come variabile dipendente è stata utilizzata la performance degli hotel, in forma logaritmica e il termine DID definito come prodotto delle due variabili dummy Hotel_DC_i e PostDC_{it}.

I risultati trovati, su 106 hotel del Texas che hanno deciso di installare una colonnina di ricarica nel loro hotel tra il 2015 e il 2018, rilevano che i ricavi mensili degli hotel aumentano del 25.90% a seguito dell'installazione di una colonnina di ricarica Tesla, mentre il gruppo di controllo subisce un decremento del 4.70 %. Dal campione considerato di 106, per ragioni di robustezza dell'esperimento, son stati accantonati 32 hotel di nuova apertura.

La trattazione teorica evidenzia come non tutti gli hotel ottengano gli stessi benefici e pertanto è necessario che l'albergo valuti preventivamente l'effettiva efficacia dell'installazione. Questo deriva da motivazioni commerciali: secondo studi condotti da Simonin et al. (1998) la congruenza nell'immagine dei brand che stilano partnership ha infatti effetti positivi sui benefici che si ottengono. Il cliente target di Tesla è rappresentato da consumatori di medio-alta fascia, ne segue che gli hotel che beneficeranno maggiormente dall'installazione sono della stessa fascia. Questa ipotesi è verificata empiricamente attraverso la stima del coefficiente beta, positivo e significativo ($\beta = 0.338$, $p < 0.01$). L'ipotesi numero 2 è però verificata solo in parte, in quanto non è presente un effetto significativo per gli hotel di tipologia luxury. È verificata l'ipotesi 1, il coefficiente $\beta = 0.279$ dimostra un incremento significativo nei ricavi mensili degli hotel. La terza ipotesi è verificata, in quanto, sempre per la tipologia upscale, si evidenzia un aumento dei ricavi dopo la diffusione della Tesla Model 3, trend non riscontrato invece per le altre tipologie di hotel. Anche l'ipotesi numero 4 risulta verificata, supportata da un coefficiente β pari a 0.094 con $p\text{-value} < 0.001$.

Si continua la revisione della letteratura con l'articolo di Zheng et al. (2024), il quale si colloca in un contesto ancora inesplorato, in quanto è il primo articolo che presenta un'analisi relativa alle esternalità che le colonnine di ricarica generano sulle attività commerciali limitrofe. Gli autori identificano le attività commerciali locali come POI - point of interest – e li suddividono in tre categorie: (1) servizio di alloggio e ristorazione, (2) commercio al dettaglio, (3) arte, intrattenimento e ricreazione. Le colonnine considerate nello studio sono invece solo con tipologia di accesso pubblica.

Uno dei possibili problemi dello studio è relativo al fatto che le EVCS potrebbero essere posizionate in punti strategici in modo da massimizzarne i benefici. L'incremento nei ricavi potrebbe quindi derivare da una migliore posizione e non dalla presenza della colonnina. Per scongiurare questo problema endogeno si è introdotta la statistica PSM – Propensity Score Matching -, che permette di confrontare POIs della stessa categoria, con caratteristiche simili.

La metodologia utilizzata è la DID e le attività commerciali vengono raggruppate in due gruppi: un primo gruppo, d'interesse, con colonnine installate nel raggio di 500 m e il gruppo di controllo, contenente i POIs rimanenti; in questo modo sono stati analizzati gli effetti derivanti dall'installazione di una colonnina in un raggio di distanza di 500 m, confrontando il prima e il dopo. Il bilanciamento dei due gruppi, importante per condurre una corretta analisi è garantito dall'utilizzo della già citata statistica PSM. Questa metodologia permette di controllare sia effetti intrinseci di ciascun POI sia fattori dinamici che influenzano quanto il cliente spende nei vari periodi.

Gli effetti sono valutati sia come un aumento del numero di clienti sia come aumento della spesa nei POIs individuati. Il numero dei clienti rappresenta il conteggio dei clienti che ha effettuato almeno una transazione nel periodo analizzato e si segnala, come limitazione, il fatto che siano conteggiate solo le transazioni effettuate con la carta, non si hanno infatti dati su quelle in contanti.

I risultati riscontrati sono rispettivamente un aumento del 0.25% e 0.21% per il 2019; per quanto concerne invece il periodo 2021 – 2023⁶, pur con risultati leggermente inferiori, si riscontra comunque un incremento significativo del 0.14% nel numero di clienti e spesa media maggiore del 0.16%. I risultati % ottenuti sono stati poi quantificati in valore assoluto, moltiplicando i dati ore-trattamento per l'aumento percentuale e si riscontra:

- per il 2019: un incremento di 17 clienti e di 1478 \$ nella spesa;
- per il 2023: un incremento di 5 clienti e di 404 \$ nella spesa.

I risultati del secondo periodo risultano inferiori al 2019 a causa di fattori esterni quali il COVID-19.

⁶ I risultati di questo periodo risultano inferiori al precedente a causa di fattori esterni il COVID-19.

Gli autori contestualizzano poi i risultati ottenuti, che possono risultare modesti, calcolando il beneficio totale sul mercato dell'installazione di una nuova EVCS: infatti, se si somma l'incremento per tutti i POIs presenti nelle vicinanze l'incremento totale della spesa ammonta a 22813 \$ nel 2019 e 3412 \$ tra il 2021 e il 2023.

In particolare, nella ricerca vengono evidenziati anche gli effetti sulle *underprivileged regions*⁷, nelle quali l'aggiunta di una colonnina porta a un incremento del 0.17% nel numero di clienti e 0.29% nella spesa, a testimonianza di un effetto positivo anche in queste zone, anche se di entità inferiore.

In aggiunta è stata analizzata l'andamento dell'effetto in base alla distanza, considerando raggi da 0 a 500 m, con incrementi di 100 m: l'effetto medio registrato è di un beneficio di 1.4% nel 2019 e 0.8% nel 2021-2023, mentre l'effetto maggiore si riscontra nel raggio inferiore, tra 0 e 100 metri, con ammontare pari a 2.7% e 3,2% nei due periodi evidenziati. Tale trend è in linea con i risultati della letteratura preesistente.

Per affinare l'analisi, si è poi proceduto a verificare se fossero presenti differenze tra le varie tipologie di clienti, suddivisi in 7 gruppi in base al reddito, riscontrando come sia presente un effetto positivo per tutte le classi nel 2019, mentre nel periodo successivo l'effetto si rileva in particolare per la classe a più alto reddito, con risultati modesti per i gruppi inferiori. Esplorazioni successive mostrano come i nuovi clienti siano residenti in prossimità e possessori di veicoli elettrici, in linea con la letteratura che sostiene come chi possiede questi veicoli abiti nei quartieri più ricchi.

Altre classificazioni riguardano le tipologie di colonnine: nel 2019 le colonnine erano prevalentemente influenzate dalla tipologia DC fast charging, mentre nel 2023 l'effetto maggiore è associato ai caricatori di livello 2, con l'effetto associato a quelle a ricarica veloce non significativo.

3. Presentazione del set empirico

L'obiettivo di questo lavoro risulta quello di trovare e verificare la correlazione tra le performance degli Airbnb e la presenza di un'infrastruttura di ricarica elettrica nelle vicinanze che possa essere fruibile dal cliente. Su questo tema non sono ancora presenti studi accademici che abbiano approfondito tale argomento sul territorio italiano, quindi l'articolo si presenta come il primo.

Tali effetti sono stati testati sulla regione italiana del Piemonte, la quale rappresenta, insieme a Lombardia e Lazio, circa il 41% dell'offerta nazionale di colonnine di ricarica (Motus-e 2025) e contemporaneamente si stabilisce come gettonata meta turistica nel territorio italiano.

⁷ Si tratta di aree identificate come disagiate o a basso reddito, secondo designazione dello stato della California e dell'iniziativa federale Justice40.

Per l'analisi degli effetti delle colonnine di ricarica sugli Airbnb è stata utilizzata una base dati in formato CSV, acquisita dalla piattaforma AirDNA, con informazioni relative all'anno 2023 relativi agli Airbnb presenti nella regione Piemonte. La base dati è di tipo cross sectional.

La base dati riporta 29744 osservazioni, una per ogni struttura presente nel territorio regionale e 225 variabili. Le variabili presenti comprendono sia informazioni di carattere generale, relative all'ubicazione, alla tipologia di Airbnb, alla fascia di prezzo, sia alla presenza di infrastrutture di ricarica elettrica nelle vicinanze. Nello specifico per ogni Airbnb è indicato il numero di colonnine presenti nei dintorni a partire da un raggio di 50 metri fino a un raggio di 1000 metri. Gli intervalli tra un raggio e il successivo sono di 50 metri fino ai 500 metri mentre poi diventano da 100 metri. Le colonnine sono suddivise tra ultrafast e standard charging.

Il dataset contiene, inoltre, informazioni aggiuntive relative alla distanza dal distributore di benzina più vicino, al numero di strade nell'area di censimento e alla popolazione con diverse suddivisioni come maschile, femminile, over 65, laureata, impiegata, attualmente impiegata, che possono risultare utili nell'analisi.

Tali informazioni sono state utilizzate in questo capitolo per la rielaborazione e la classificazione delle strutture presenti nel dataset, in modo da dare una visione del contesto trattato e circoscrivere il perimetro di analisi dello studio.

Si è utilizzato anche una seconda base dati, sempre in formato CSV, con dati relativi all'infrastruttura di ricarica elettrica sempre del Piemonte, nell' arco temporale tra il 2022 e il 2023. La fonte dati è la piattaforma Eco-Movement. Il dataset in questione contiene, per ogni colonnina di ricarica presente sul territorio regionale, le seguenti informazioni: numero identificativo, operatore gestore, coordinate geografiche, potenza di ricarica e accessibilità. Sono infatti presenti sia colonnine pubbliche che semi-pubbliche. Nel capitolo 3.2 si presenteranno gli esiti delle rielaborazioni condotte sul dataset citato.

Per l'elaborazione e l'analisi dei dati sono stati utilizzati i seguenti software:

-STATA: per l'esplorazione del dataset contenente gli Airbnb e le loro statistiche associate e per la generazione di nuove variabili e dati aggregati ai fini dell'analisi.

-Excel: per l'elaborazione di tabelle e grafici a partire dai dati trattati su STATA per quanto riguarda le strutture di Airbnb; esplorazione del dataset di Eco-Movement.

-Tableau: per la produzione dei grafici geografici rappresentanti la distribuzione sulla regione Piemonte sia degli Airbnb che della struttura di ricarica.

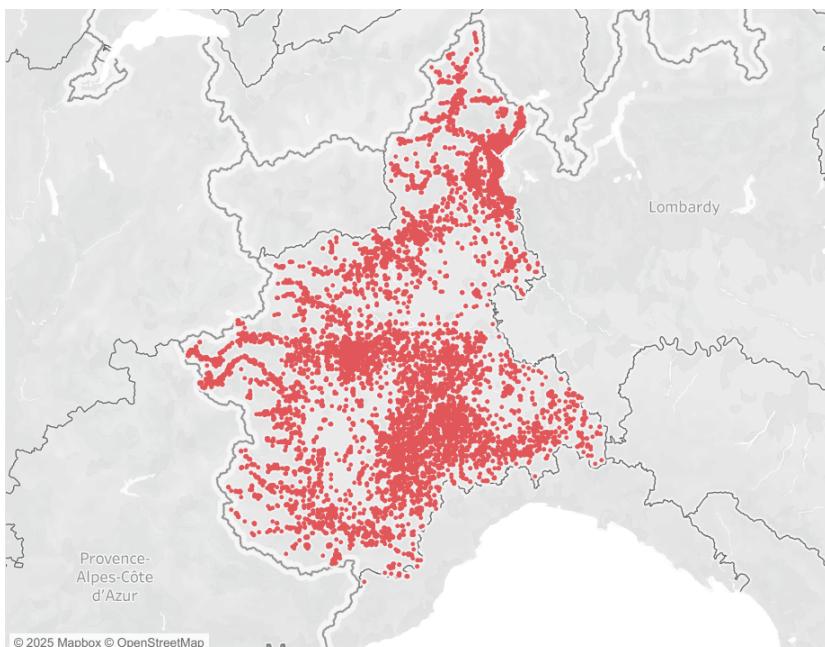
-Python: per la produzione della tabella relativa alla suddivisione delle colonnine di ricarica nelle varie province di appartenenza; non disponendo del dato relativo alla provincia, tale informazione è stata ricavata attraverso le coordinate geografiche in sinergia con dati ISTAT aggiornati in formato JSON relativi ai confini geografici delle province italiane.

3.1 Settore Airbnb in Piemonte

Questo capitolo propone una trattazione delle strutture Airbnb riguardo vari aspetti, per questo motivo il capitolo sarà suddiviso in 4 parti:

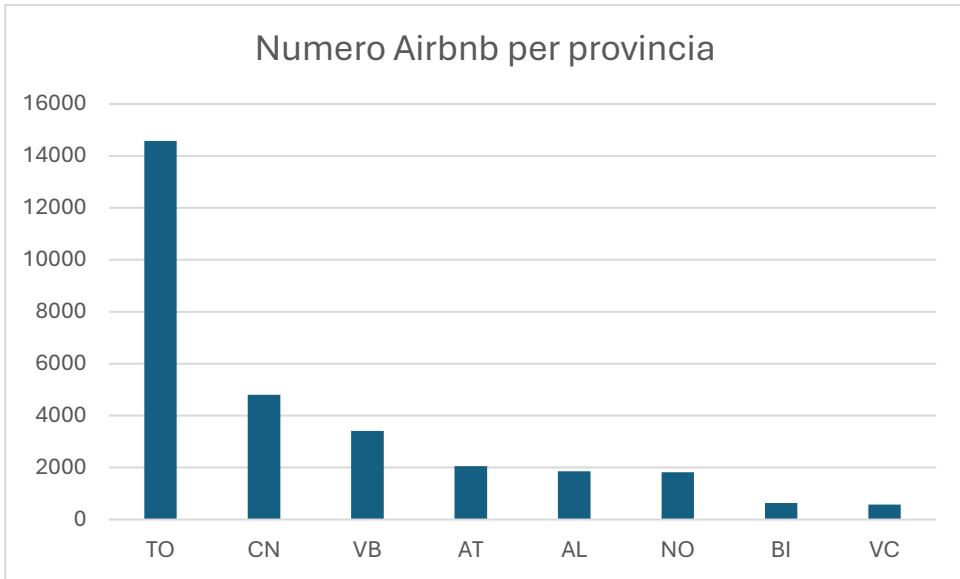
- nella prima parte si propone un focus sul posizionamento geografico con relative divisioni per comuni e province delle strutture;
- nella seconda parte si analizzano le caratteristiche degli host, individuate come rilevanti dalla revisione della letteratura;
- nella terza parte invece si presentano delle suddivisioni in base a caratteristiche delle strutture;
- nell'ultima parte si forniscono informazioni aggiuntive generali sulle strutture presenti, ad esempio vicinanza dei distributori, strade nelle vicinanze.

Nella mappa geografica sottostante è evidenziata, con marker di colore rosso, la localizzazione dei 29744 Airbnb presenti sul territorio piemontese; la distribuzione, come ben visibile, non è omogenea ed è possibile individuare dei picchi di densità in corrispondenza dei principali centri urbani e delle zone turistiche.



Per evidenziare la distribuzione delle varie strutture si è deciso di suddividerle per provincia di appartenenza e attraverso un istogramma si è riportato il numero di unità per ciascuna delle 8 province del Piemonte⁸, riportate con la loro sigla corrispondente.

⁸ Le 8 province del Piemonte sono: Torino, Cuneo, Verbano-Cusio-Ossola, Asti, Alessandria, Novara, Biella, Vercelli.



La maggioranza degli Airbnb, come visibile nella figura, è situata nella provincia di Torino, con quasi 15 mila unità e il 49% sul totale; seguono le province di Cuneo e Verbania, mentre il numero di unità inferiore si registra nella provincia di Vercelli.

Si è poi confrontato il numero di Airbnb con la superficie in km² delle singole province: emerge così che la provincia di Cuneo in realtà risulta al secondo posto per via della sua estensione – provincia più estesa – ma in realtà ha una concentrazione relativamente bassa. Le province di Torino e Vercelli mantengono le loro posizioni rispettivamente come prima e ultima.

PROVINCIA	#AIRBNB	%AIRBNB	SUPERFICIE (KM ²)	POPOLAZIONE	#AIRBNB / KM ²	#AIRBNB / 1000 ABITANTI
Torino	14577	49%	6828.37	2207873	2.13	6.60
Cuneo	4808	16%	6898.19	581676	0.70	8.27
Verbano-Cusio-Ossola	3414	11%	2262.62	101861	1.51	33.52
Asti	2059	7%	1508.95	207310	1.36	9.93
Alessandria	1855	6%	3557.94	407029	0.52	4.56
Novara	1820	6%	1340.54	364478	1.36	4.99
Biella	637	2%	912.89	168257	0.70	3.79
Vercelli	574	2%	2082.17	107636	0.28	5.33

I dati relativi a popolazione e superficie sono stati reperiti dai canali ufficiali ISTAT. Per stabilire una corrispondenza temporale tra i vari dati si è scelto di utilizzare i dati sulla popolazione anch'essi relativi all'anno 2023.

La distribuzione sul territorio non è quindi omogenea e, a conferma di tale affermazione, si riporta la suddivisione tra strutture all'interno del mercato centrale e non. Per strutture all'interno del mercato centrale (CM) si intendono quelle strutture localizzate in 34 comuni⁹, considerati come i più rilevanti, mentre le restanti vengono classificate come OM. Si è poi

⁹ I 34 comuni selezionati, in ordine alfabetico, sono: Acqui Terme, Alba, Alessandria, Asti, Biella, Borgomanero, Borgosesia, Bra, Canelli, Casale Monferrato, Ceva, Chieri, Cossato, Cuneo, Domodossola, Fossano, Garessio, Ivrea, Nizza Monferrato, Novara, Novi Ligure, Omegna, Ovada, Pinerolo, Rivarolo Canavese, Saluzzo, Santa Maria Maggiore, Savigliano, Susa, Tortona, Valenza, Verbania, Vercelli.

calcolata e sommata l'estensione dei singoli comuni per un ammontare pari a circa l'9% dell'estensione totale regionale; tale dato ci permette di affermare che la concentrazione degli Airbnb nel central market sia molto maggiore rispetto agli altri comuni, confermando la distribuzione disomogenea. La distribuzione rispetto al numero di abitanti, come visibile nell'ultima riga, non è sbilanciata in maniera pronunciata.

MERCATO	#AIRBNB	SUPERFICIE (KM ²)	% ESTENSIONE	POPOLAZIONE	#AIRBNB / KM ²	#AIRBNB / 1000 ABITANTI
CENTRALE (CM)	13170	2287.86	9%	1772520	5.76	7.43
FUORI (OM)	16574	23103.81	91%	2479103	0.72	6.69

Si procede ora ad indagare ad un livello di granularità maggiore, all'interno dei 34 comuni individuati si verifica la posizione degli Airbnb rispetto al centro della municipalità.

Sono stati poi individuati i 10 SLL - sistemi locale del lavoro - con il numero di Airbnb maggiori all'interno dei loro confini; si è optato per una suddivisione secondo SL in quanto quest'ultima permette di raggruppare al suo interno gruppi omogenei, considerando anche aspetti socioeconomici, come il fenomeno del pendolarismo.

SLL	#AIRBNB	TN MEDIA	OR MEDIA	RVN_DAY
TORINO	10790	188.74	0.35	85.36
VERBANIA	2413	200.77	0.42	179.22
SUSA	2071	204.45	0.25	142.76
ALBA	1740	211.66	0.30	169.54
CUNEO	1203	210.19	0.24	88.37
BORGOMANERO	1125	190.49	0.34	139.08
ASTI	1034	210.18	0.26	117.97
MONDOVI	777	223.22	0.24	128.78
PINEROLO	683	210.37	0.23	87.78
OMEAGNA	653	191.53	0.41	140.56

Si è stilata poi una classifica dei 10 SLL con la media dei ricavi per notte maggiore; dalla specifica lista sono stati esclusi i sistemi con meno di 10 Airbnb per evitare che la classifica fosse influenzata in maniera troppo pronunciata da singoli valori di outlier. Delle statistiche descrittive sono stati riportati i dati medi per SLL.

SLL	#AIRBNB	TN MEDIA	OR MEDIA	RVN_DAY
CANELLI	443	215.40	0.27	223.72
NIZZA MONFERRATO	363	205.64	0.27	192.80
VERBANIA	2413	200.77	0.42	179.22
ACQUI TERME	394	216.44	0.25	172.21
ALBA	1740	211.66	0.24	169.54
CEVA	151	202.21	0.27	159.80
OVADA	231	214.06	0.25	145.33
SUSA	2071	204.45	0.25	142.76

CASALE MONFERRATO	419	223.49	0.25	140.66
OMEGNA	653	191.53	0.41	140.56

In aggiunta si fornisce la tabella, costruita allo stesso modo, anche per i comuni, utile per confrontare i due diversi approcci.

COMUNE	#AIRBNB	TN MEDIA	OR MEDIA	RVN_DAY
MOMBARCARO	22	148.77	0.34	445.76
CASTELLETTO D'ERRO	11	248.00	0.24	444.26
VERDUNO	27	188.04	0.24	421.58
VESIME	28	218.36	0.23	381.65
BOGOGNO	18	193.00	0.29	364.88
CASTEL BOGLIONE	14	251.93	0.22	360.06
INCISA SCAPACCINO	11	165.18	0.38	340.32
CORNELIANO D'ALBA	17	139.82	0.22	313.48
FONTANILE	11	169.27	0.44	299.96
VAGLIO SERRA	18	231.89	0.29	294.78

La classifica evidenzia come i maggiori ricavi sono associati a comuni con pochi Airbnb, zone prettamente turistiche, con scarsa concorrenza che permette agli host di fissare il prezzo a loro piacimento senza problemi di competizione. Il tasso di occupazione è, salvo qualche leggera variazione, in linea con la media regionale, pari a 0,31. Dal punto di vista invece della stagionalità, è evidente come l'elenco sia abbastanza eterogeneo: si passa infatti da strutture stagionali o semi-stagionali a strutture continuative; in letteratura non sono presenti delle cifre precise che permettano di distinguere in fasce le strutture, ma si identificano come stagionali quelle che aprono per meno di 120 o 150 giorni, semi-stagionali fino a 200 e continuative oltre i 200 o in alternativa anche 250 giorni l'anno.

Si presentano ora le statistiche descrittive generali, utilizzate per valutare le performance degli Airbnb: numero di notti in cui la struttura è aperta, tasso di occupazione e ricavi medi giornalieri.

VARIABILI	#OSSERVAZIONI	MEDIA	DEV. STD	MIN	MAX
TN	29744	200.29	110.28	1	365
OR	29744	0.31	0.28	0	1
RVN DAY	29744	115.34	172.45	0	9812.22

Come evidente dalla tabella, a causa dell'elevata deviazione standard, i valori medi risultano poco significativi, a rappresentanza delle disparità sul territorio, son presenti infatti numerosi fattori che influenzano le statistiche, come evidenziato nella revisione della letteratura.

Si propone a questo punto una breve trattazione in merito alla figura dell'host, già evidenziata come rilevante nella revisione della letteratura e al centro di numerosi articoli che hanno analizzato importanza ed effetti. Si riporta una distinzione tra host commerciali e non,

seguendo lo schema proposto da Milone et al. (2023). I due terzi delle strutture sono gestiti da host privati mentre il restante terzo da host commerciali; tale distinzione si riflette su tutti e tre i parametri di performance considerati.

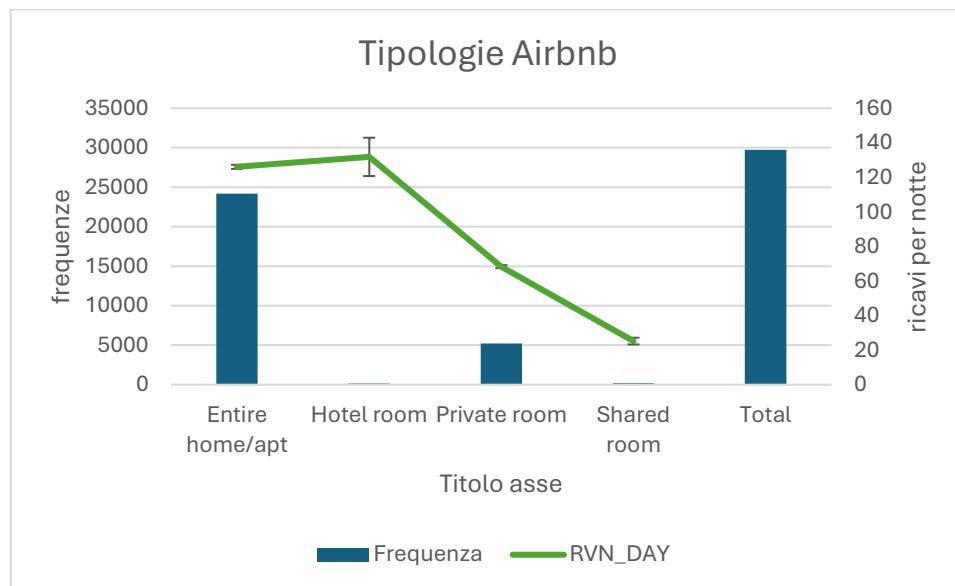
TIPOLOGIA HOST	#AIRBNB	TN	OR	RVN_DAY
PRIVATI	19589	197.15	0.30	101.18
HOST COMMERCIALI	10155	206.36	0.33	142.65

Continuando la disamina delle caratteristiche degli host, di notevole importanza per i clienti, riportiamo il cartellino di superhost.

SUPERHOST	FREQUENZA	TN	OR	RVN_DAY
SI	20.28%	229.48	0.47	120.78
NO	79.72%	192.87	0.27	113.95

Gli Airbnb gestiti da host che hanno ottenuto il riconoscimento di superhost presentano ricavi giornalieri e tassi di occupazione maggiori, a testimonianza del valore del badge.

Conclusa la parte relativa all'analisi del ruolo dell'host, si procede ora a suddividere gli Airbnb in base alla tipologia di struttura gestita. Si propone una suddivisione di Airbnb per tipologia di strutture, in 4 diverse categorie, in base alla tipologia di alloggio offerta, con i rispettivi ricavi per notte.



Dal grafico si evince come la maggior parte delle strutture presenti siano intere case o appartamenti (81%), preferiti dalla clientela per la loro indipendenza e privacy, mentre i ricavi maggiori sono associati alle camere d'albergo, che al contrario sono le meno presenti nella piattaforma. Infine, le camere condivise rappresentano la minoranza sia dal punto di vista numerico sia per quanto concerne i ricavi giornalieri. Si rileva alta deviazione standard relativa alle stanze d'hotel che denota disomogeneità all'interno della classe.

Sono state poi raggruppate le varie strutture anche per tipologia di segmento di mercato. Tale distinzione è basata sul prezzo medio proposto dall'host al cliente; la formazione del prezzo è un tema complesso che meriterebbe una trattazione a parte, in questa tesi ci si limita a riportare la suddivisione nelle varie categorie. Ogni categoria ha il focus verso una precisa tipologia di cliente.

Sono riportate per completezza anche le strutture per cui non è stato possibile reperire la tipologia di appartenenza.

MARKET TYPE	#AIRBNB	TN	OR	RVN_DAY
budget	4786	182.06	0.40	59.23
economy	4790	203.04	0.36	79.57
midscale	4783	206.95	0.34	100.50
upscale	4938	211.74	0.32	132.14
luxury	5792	209.68	0.27	213.84
NON REPERIBILE	4655	/	/	/

Per ogni tipologia sono riportati in tabella il numero di notti in un anno nel quale l'Airbnb è risultato prenotabile, il tasso di occupazione e i ricavi medi per notte.

Si riportano ora altre statistiche varie che possono essere di interesse.

-Distanza dal centro: si propone una classificazione in 3 categorie: da 0 a 1000 metri, tra 1000 e 2000 metri e oltre i 2000 metri. Le misure sono prese come distanza dal centro della municipalità.

DISTANZA CENTRO (m)	#OSSERVAZIONI	TN	OR	RVN_DAY
0-1000	7623	205.63	0.32	132.73
1000-2000	10415	198.12	0.32	120.31
>2000	11706	198.75	0.29	99.58

Le strutture sono divise sostanzialmente in maniera equa nelle tre fasce, con un leggero decremento nella zona più vicina al centro, mentre i ricavi giornalieri sono più alti nella fascia più vicina al centro e scendono all'aumentare delle fasce più distanti.

-Rating: punteggio da 0 a 100 che riflette le valutazioni da 0 a 5 stelle attribuite dai clienti alla struttura.

RATING	#OSSERVAZIONI	FREQUENZA	RVN_DAY
<60	205	1%	103.64
60-80	800	3%	105.26
80-98	11403	38%	107.65
98-100	10951	47%	122.84
NON DISPONIBILE	6385	/	/

La maggior parte delle strutture ha una valutazione alta, difatti solo 1005 strutture presentano una valutazione inferiore ad 80 e il 47% delle osservazioni disponibili possiede una valutazione superiore a 98. Questo dato conferma studi già presenti sul grosso peso che i clienti danno al rating della struttura; sono presenti, infatti, studi che affermano come anche una piccola valutazione negativa possa compromettere la reputazione e quindi i ricavi della struttura. In questo senso gli host sono molto attenti alla valutazione.

Si può notare come all'aumentare del rating i ricavi medi per pernottamento aumentano.

-Presenza di una rete stradale diramata nelle vicinanze delle strutture su Airbnb: si contano i metri di strade dedicate al passaggio di veicoli nell'area censita in cui si trova l'Airbnb in esame. Questa suddivisione permette di tenere sotto controllo l'accessibilità all'Airbnb tramite auto.

LUNGHEZZA STRADE (m)	#OSSERVAZIONI	TN	OR	RVN_DAY
<1000	13577	192.31	0.34	95.57
>=1000	16167	207.00	0.29	131.93

-Presenza di distributori di benzina nelle vicinanze: si è scelto di suddividere gli Airbnb in due gruppi, in base alla distanza rispetto al distributore più vicino.

DISTANZA DA DISTRIBUTORE (m)	#OSSERVAZIONI	TN	OR	RVN_DAY
<500	10994	191.39	0.32	92.61
>=500	18750	205.51	0.30	128.66

-Numero di camere da letto: tutte e tre le variabili scelte per la valutazione delle performance Airbnb aumentano con l'aumentare del numero delle stanze. Nella tabella le strutture sono state raggruppate in 4 gruppi in base del numero di bagni.

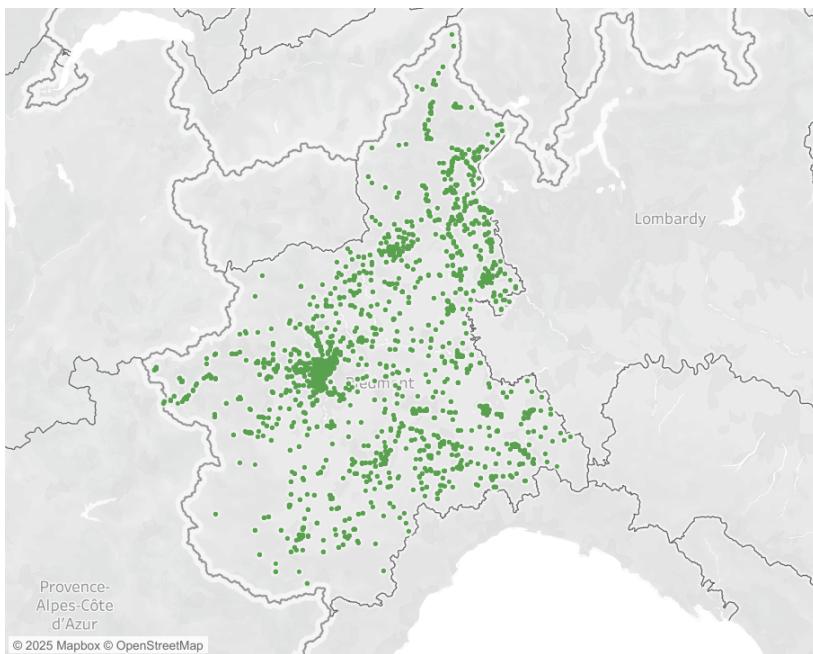
#BEDROOM	#OSSERVAZIONI	TN	OR	RVN_DAY
1	18476	199.03	0.31	84.58
2-3	8915	200.15	0.31	136.03
4-5	889	207.06	0.31	401.05
>6	162	233.29	0.27	760.03

-Numero di bagni: i ricavi medi per notte aumentano all'aumentare del numero di bagni. Si è scelto di raggruppare le strutture in 4 gruppi, secondo lo stesso schema utilizzato per il numero di camere. Vista la presenza di valori outlier presenti, si è deciso di valutare tale variabile solo per strutture della stessa categoria di prezzo, nello specifico "luxury".

#BATHROOM	#OSSERVAZIONI	TN	OR	RVN_DAY
1	4211	200.08	0.26	160.05
2-3	1136	213.39	0.28	310.53
4-5	79	206.53	0.33	819.88
>6	40	207.58	0.31	1549.90

3.2 Infrastrutture di ricarica dell'auto elettrica in Piemonte

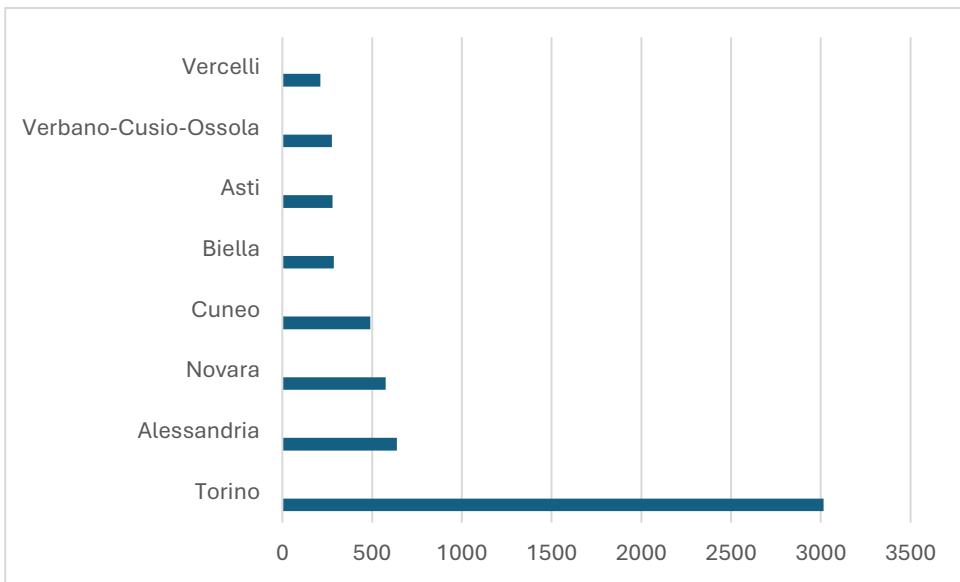
Si presenta ora la distribuzione sul territorio regionale delle infrastrutture di ricarica. Alla fine del 2023 si contano 5775 colonnine sul territorio piemontese.



Dalla mappa è evidente la distribuzione eterogenea delle colonnine, con una forte concentrazione nel nucleo urbano di Torino; dal report di Motus-e (2025) la città di Torino è infatti la seconda città in Italia per densità EVSE per unità di superficie, e terza per numero di EVSE ogni 1000 abitanti.

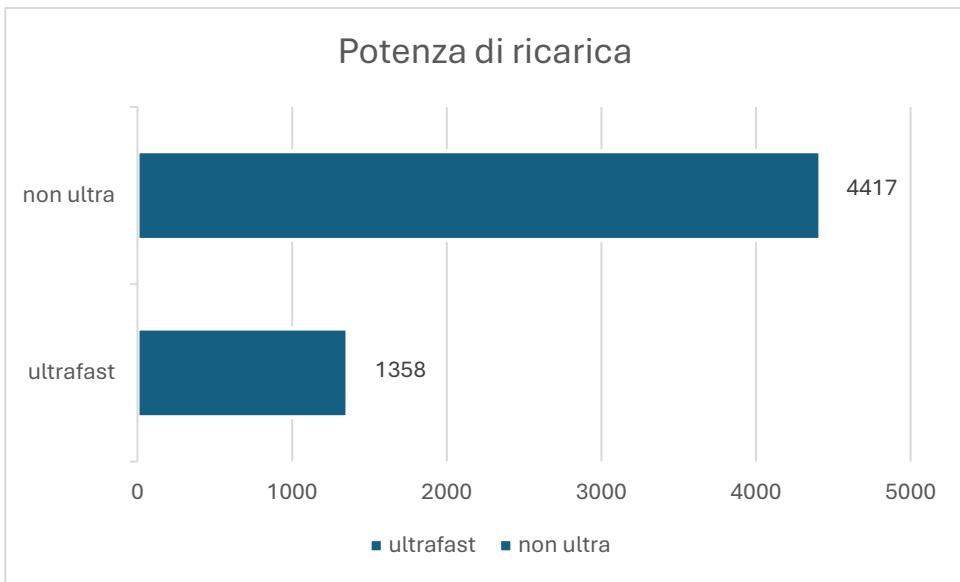
Si è proceduto poi a raggruppare le EVSE per province, confrontando il numero di colonnine con la superficie e la popolazione della specifica provincia. La provincia di Torino supera di gran lunga le altre province come presenza sul territorio, raggiungendo oltre il 50% sul totale della regione; il divario con le altre province si affievolisce se rapportato all'estensione territoriale e addirittura la provincia di Torino scende al penultimo posto se si confronta l'infrastruttura in relazione al numero di abitanti.

Tale valore, relativo a un livello di aggregazione provinciale, chiaramente in controtendenza con il rispettivo valore del comune di Torino, ci permette di portare alla luce una riflessione importante riguardo la distribuzione delle infrastrutture di ricarica. Questo confronto testimonia infatti, una grossa presenza nel nucleo cittadino, lasciando poi scoperte le zone dell'hinterland e quelle più periferiche.



PROVINCIA	#EVSE	%EVSE	#EVSE / KM ²	#EVSE / 1000 ABITANTI
Torino	3015	52%	0.44	1.37
Alessandria	639	11%	0.18	1.57
Novara	576	10%	0.43	1.58
Cuneo	490	8%	0.07	0.84
Biella	287	5%	0.31	1.71
Asti	280	5%	0.19	1.35
Verbano-Cusio-Ossola	276	5%	0.12	2.71
Vercelli	212	4%	0.10	1.97

Le colonnine sono state suddivise in base alla loro potenza in due categorie: a medio-bassa potenza e ultrafast. Il valore che delimita le due categorie è 22 KW, valore di potenza oltre il quale le colonnine sono considerate ultrafast. Pur essendo presenti delle tipologie standard di colonnine, sono presenti parecchi livelli di potenza differenti, secondo una distribuzione eterogenea; il range di valori spazia, infatti, da un minimo di 2,1 KW a un massimo di 350 KW.

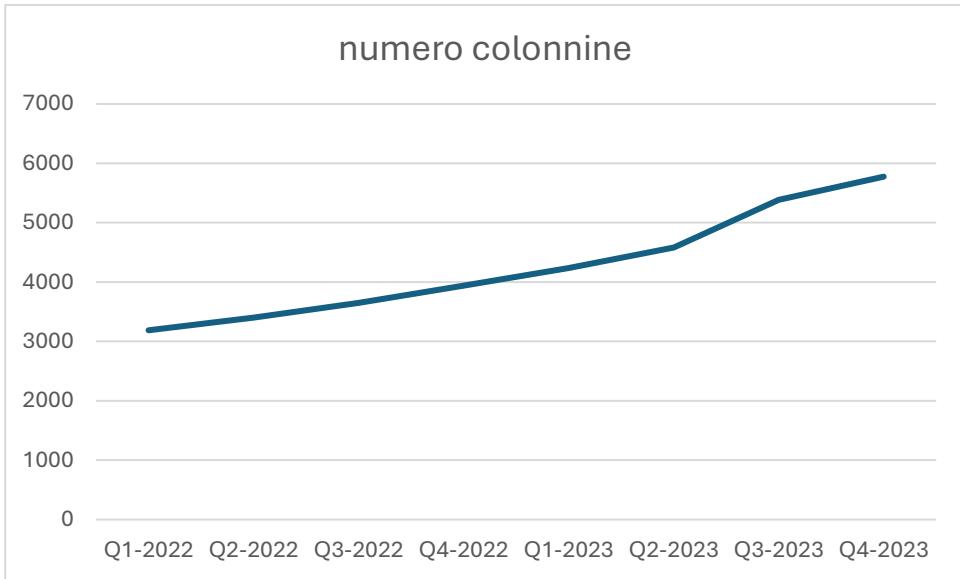


La diffusione delle colonnine ultrafast rappresenta circa il 23% sul totale. Tale distribuzione è presente sia nel caso di colonnine pubbliche che semi-pubbliche, ma il fenomeno è più marcato in quelle semi-pubbliche, con una predilezione ancora più marcata per le EVSE standard.

Accesso	Conteggio di ACCESS_TYPE
public	4845
standard	3620
ultrafast	1225
semi-public	930
standard	797
ultrafast	133
Totale complessivo	5775

Le colonnine, per la maggioranza, costringono il potenziale consumatore a lunghi tempi di ricarica che limitano lo sviluppo di modello di trasporto sostenibile.

Vista la tipologia di dataset panel posseduta, si è deciso di sfruttare tale caratteristica per costruire un grafico relativo all'andamento nel tempo all'interno dell'arco temporale in esame, per gli anni 2022 e 2023.



Il grafico mette in evidenza un trend di crescita nel numero di colonnine, con una crescita complessiva del 81%, passando da 3188 EVSE all'inizio del 2022 a 5775 alla fine del 2023, mentre il tasso di crescita per trimestre che oscilla tra 7% e 8%. Da segnalare il terzo trimestre del 2023 che presenta un picco nella crescita con un tasso del 17%.

Tale trend è in linea anche con l'aumento nelle vendite dei veicoli elettrici: nel 2023 le immatricolazioni di auto elettriche sono state 66276, con un incremento del 35% rispetto ai 49053 del 2022.

In concomitanza con l'incremento del numero di colonnine si segnala anche l'ingresso di nuovi player. L'infrastruttura, infatti, all'inizio del 2022 era gestita da 20 aziende e con l'ingresso di 26 nuovi player, il totale è arrivato a 46.

PERIODO	#OPERATORI
Q1-2022	20
Q2-2022	22
Q3-2022	26
Q4-2022	30
Q1-2023	33
Q2-2023	42
Q3-2023	42
Q4-2023	46

Si fornisce una tabella riassuntiva degli 8 operatori maggiormente presenti sul territorio nell'ultimo periodo del 2023; gli operatori sono ordinati per numero di colonnine gestite e per ogni operatore si riporta il numero di colonnine gestite e la percentuale sul totale. La categoria 'Altro' racchiude le altre 38 aziende, mentre nell'ultima riga sono evidenziate le colonnine in merito al quale non sono presenti dati relativi alla società di appartenenza.

OPERATORI	#EVSE	% EVSE	#ULTRAFAST	%ULTRAFAST
EnelX	1975	34%	867	44%
Be Charge	1274	22%	72	6%
Drivalia	945	16%	0	0%
Duferco Energia	207	4%	35	17%
Atlante	200	3%	54	27%
Tesla	138	2%	82	59%
Ewiva	117	2%	117	100%
IrenGo	109	2%	4	4%
ALTRO	639	11%	127	20%
NON DISPONIBILE	171	3%	22	13%

Dall'analisi dei dati emerge che l'operatore principale è EnelX, con 1975 unità di ricarica. Il primato di Enel non riguarda solo la regione Piemonte, ma è confermato anche a livello nazionale, di cui è leader. Enel è anche il leader nella specifica classifica relativa alla tipologia ultrafast, mentre saltano all'occhio i player Drivalia e Ewiwa, rispettivamente con nessuna colonnina ultrafast e solo ultrafast. Queste due società rappresentano infatti strategie di mercato opposte.

La lista di operatori è eterogenea e comprende sia operatori specifici per singola casa automobilistica come Tesla, Porsche, Nissan, sia operatori che offrono un servizio generico. Inoltre, sono presenti player che svolgono solo funzioni di installazione e gestione delle infrastrutture di ricarica (CPO¹⁰), ma sono presenti anche player che, integrati verticalmente lungo la catena di fornitura sono anche produttori (OEM¹¹) come Tesla stessa oppure Mennekes.

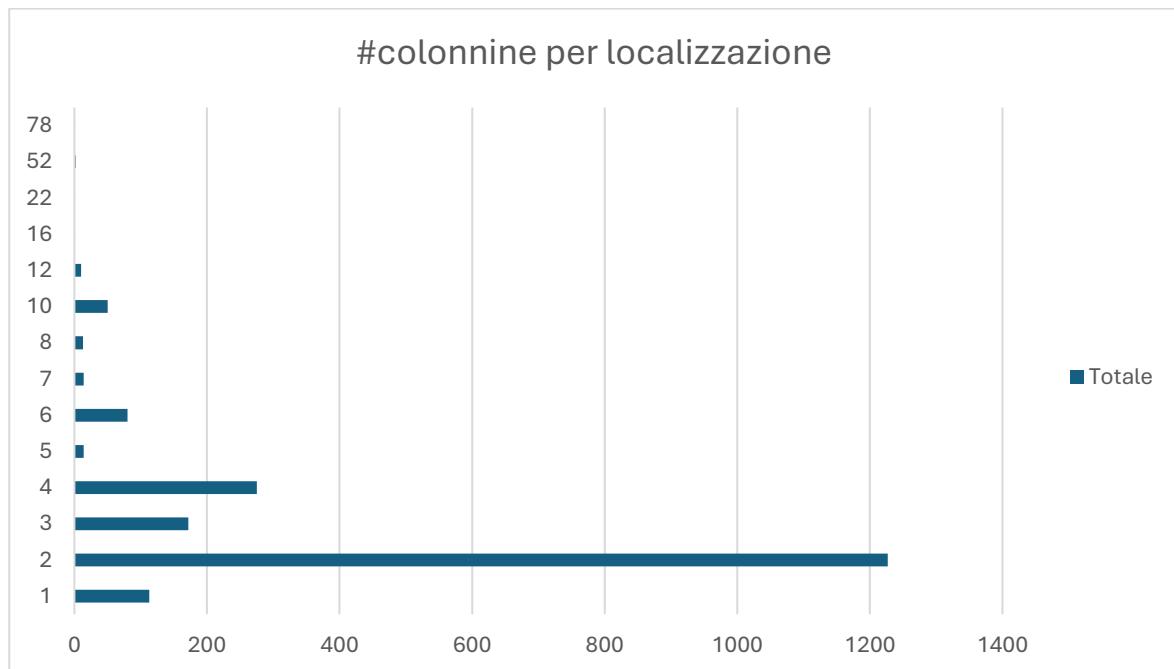
In base alle coordinate geografiche delle colonnine si è ottenuta anche la loro segmentazione in stazioni; questo perché le colonnine possono essere posizionate singole, quindi diramate sul territorio, in particolare nelle zone centrali, oppure trovarsi all'interno di stazioni complete che presentano una o più colonnine.

Delle 5775 colonnine presenti sul territorio regionale sono stati geolocalizzati 1974 punti, che facendo una media sarebbero all'incirca 3 colonnine per punto. La distribuzione, anche in questo caso, non è però omogenea, si presenta di seguito, infatti, un grafico rappresentativo del numero di colonnine per ogni posizione univoca rilevata. Si segnalano due valori di outlier, 78 e 52, mentre la moda è di due colonnine per punti. Nello specifico, i due valori elevati corrispondono a due centri commerciali, con il numero degli spazi di ricarica oggigiorno ancora più alto.

¹⁰ Charge Point Operator.

¹¹ Original Equipment Manufacturer.

#EVSE per localizzazione	#localizzazioni
1	113
2	1227
3	172
4	275
5	14
6	80
7	14
8	13
10	50
12	10
16	1
22	1
52	2
78	1
Totale complessivo	1973



4. Metodologia

Il seguente capitolo è stato suddiviso in due parti:

- Una prima parte più analitica, con la produzione di tabelle che mostrano le correlazioni tra Airbnb e colonnine.
- Nella seconda parte si presenta l'equazione di regressione che punta a stimare quantitativamente la correlazione tra performance degli Airbnb e colonnine presenti nei dintorni; nel dettaglio si discuterà della variabile dipendente, indipendente e le variabili di controllo scelte per il fenomeno in esame. Le varie tabelle con risultati e relative analisi correlate verranno invece discusse nel capitolo 5.

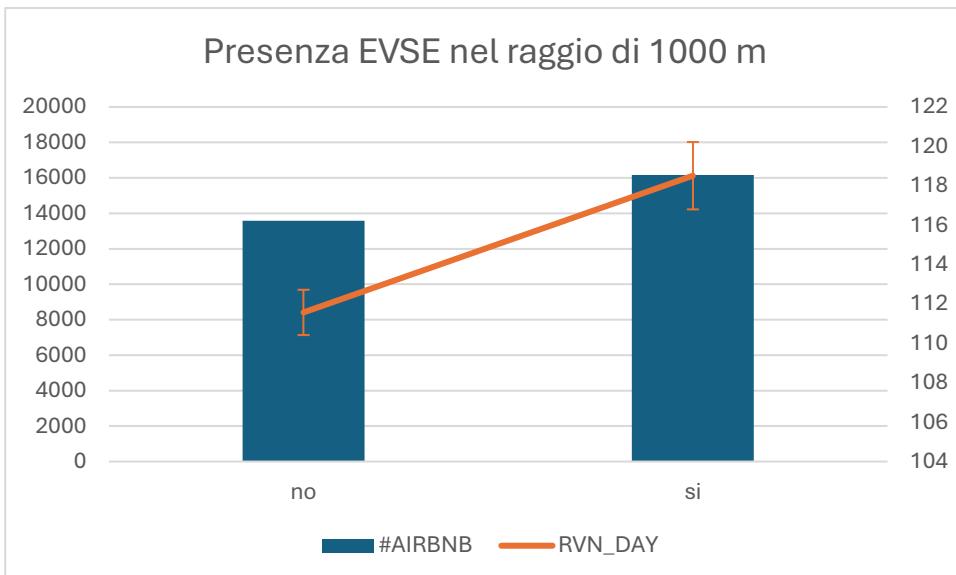
Si segnala come, nella prima parte, si presenta un confronto tra strutture che possiedono uno o più EVSE nelle vicinanze e non; questa prima analisi non è quindi da considerarsi come una relazione causa-effetto per cui la presenza dell'infrastruttura genera un aumento dei ricavi; a riguardo, si riportano le categorie a cui è associato l'incremento.

Nella seconda fase, attraverso il modello di regressione, si controllano gli altri fattori che influenzano le performance, mediante l'uso delle variabili di controllo, in modo da valutare l'effetto delle altre variabili e isolare l'effetto diretto derivante della presenza di EVSE.

I dati presentati in tabelle e grafici verranno commentati attraverso valutazioni qualitative, contestualizzando i risultati ottenuti e fornendo analisi e successive valutazioni. In alcuni casi si reputano necessari approfondimenti più accurati, non oggetto di questo lavoro.

4.1 Effetto della presenza di colonnine sulle performance degli Airbnb

Si inizia la disamina presentando un quadro generale relativo alla distribuzione delle colonnine rispetto agli Airbnb. Come evidenziato nel grafico e tabella sottostanti, 16156 Airbnb dispongono di almeno una colonnina di ricarica nel raggio di 1 km (circa il 54% sul totale) e le stesse strutture presentano in media ricavi giornalieri maggiori del gruppo complementare. Lo stesso trend è evidenziato nella tabella sottostante per quanto riguarda disponibilità della struttura e tasso di occupazione. Nel grafico vengono evidenziati anche gli intervalli di confidenza, sotto forma di barre, ricavati dalla deviazione standard.



EVSE	#AIRBNB	%AIRBNB	RVN_DAY	TN	OR
no	13588	46%	111.57	173.89	0.26
si	16156	54%	118.51	222.50	0.36

Una volta verificata la presenza di colonnine nel raggio, si prosegue la disamina analizzando il numero di colonnine: nella tabella viene evidenziato il numero di Airbnb posizionati nelle vicinanze di una o più colonnine, tenendo in considerazione raggi progressivamente crescenti per verificare la presenza sul territorio dell'infrastruttura di ricarica correlata agli Airbnb.

#EVSE	#AIRBNB - 150m	#AIRBNB - 250m	#AIRBNB - 500m	#AIRBNB - 1000m
da 1 a 4	3083	4944	4538	4193
da 5 a 10	1192	2531	2451	2846
oltre 10	154	1190	6245	9117
almeno 1	4429	8665	13234	16156
nessuna	25315	21079	16510	13588

Nella regione Piemonte sono 4429 le strutture che possono offrire almeno una colonnina di ricarica nel raggio di 150 metri.

Si fornisce come approfondimento la suddivisione per comuni delle 9117 strutture che possiedono nel raggio di 1 km almeno 10 Airbnb; in tabella si riportano i principali comuni.

COMUNE	#AIRBNB	Quota (%)
TORINO	6979	76.55
SESTRIERE	307	3.37
ALBA	215	2.36
ASTI	197	2.16
BARDONECCHIA	179	1.96
CUNEO	151	1.66
SAUZE D'OULX	133	1.46
BIELLA	115	1.26

Anche in questo caso si conferma la localizzazione disomogenea nel territorio, con Torino che rappresenta oltre i ¾ della totalità del gruppo.

Si presentano ora le performance degli Airbnb in relazione al numero di colonnine di ricarica presenti nelle zone limitrofe; in tabella la media per ogni categoria evidenziata.

#EVSE	AIRBNB – 150 M	AIRBNB – 250 M	AIRBNB – 500 M	AIRBNB – 1000 M
<i>RVN_DAY(€)</i>				
da 1 a 4	121.20	115.78	130.87	140.29
da 5 a 10	102.04	106.16	114.98	131.13
oltre 10	121.55	117.00	103.37	104.54
nessuna	115.21	116.24	115.65	111.57
<i>OR (0-1)</i>				
da 1 a 4	0.37	0.36	0.32	0.30
da 5 a 10	0.40	0.39	0.35	0.35
oltre 10	0.43	0.42	0.41	0.39
nessuna	0.30	0.28	0.27	0.26
<i>TN</i>				
da 1 a 4	220.99	222.48	225.75	232.11
da 5 a 10	212.97	214.81	218.36	227.49
oltre 10	236.88	220.52	217.92	216.52
nessuna	196.95	192.20	183.94	173.89

Si segnala come i ricavi maggiori siano associati alla fascia compresa tra 5 e 10 Airbnb, a conferma dell'effetto positivo della presenza delle colonnine, che raggiunge il picco nella fascia centrale e va ad affievolirsi man mano (incremento marginale negativo).

Si procede, quindi, a verificare se l'effetto delle colonnine è maggiormente visibile in sottogruppi: si propongono di seguito diverse divisioni degli Airbnb.

Una prima distinzione, già evidenziata nel capitolo 3, riguarda il market type; si presenta una tabella relativa ai ricavi medi giornalieri, nella quale si sono raggruppati gli Airbnb sia in base al market type che al numero di colonnine nelle vicinanze; in grassetto si è evidenziato la sottocategoria che presenta i ricavi maggiori.

	Market type	AIRBNB – 150 M	AIRBNB – 250 M	AIRBNB – 500 M	AIRBNB – 1000 M
#EVSE	<i>budget</i>				
	da 1 a 4	60.30	62.15	69.48	76.92
	da 5 a 10	51.73	53.03	61.96	71.79
	oltre 10	51.80	51.18	52.65	54.41
#EVSE	<i>economy</i>				
	da 1 a 4	83.29	84.17	95.88	98.07
	da 5 a 10	72.07	72.94	84.95	97.60
	oltre 10	73.71	71.12	70.15	73.00
	nessuna	79.54	79.84	77.66	74.10

		<i>midscale</i>			
#EVSE		105.72	103.79	120.45	125.81
#EVSE	da 1 a 4	85.28	90.17	102.14	124.45
	da 5 a 10	93.46	85.54	85.99	88.91
	oltre 10	100.79	102.34	101.48	96.18
	nessuna	128.87	124.84	143.57	153.11
#EVSE	da 1 a 4	108.68	110.95	125.29	151.33
	da 5 a 10	110.61	108.34	107.69	112.31
	oltre 10	134.10	139.48	142.38	137.81
	nessuna	212.89	210.38	242.78	268.78
#EVSE	da 1 a 4	199.52	214.9	219.97	228.14
	da 5 a 10	217.20	209.16	194.65	197.20
	oltre 10	214.68	215.00	213.18	205.06
	nessuna				

L'effetto positivo della presenza di colonnine risulta più marcato nelle tipologie più economiche e, in particolare, in presenza di un numero ridotto di colonnine. Questo secondo aspetto si può interpretare, in linea con articoli precedenti (Liang et al. 2023), come un effetto collaterale dell'eccessiva presenza di colonnine che rendono la zona troppo trafficata.

Si procede poi a presentare un focus sul raggio dei 500 metri, in particolare con questa distanza si riporta in aggiunta alla media anche la deviazione standard e l'intervallo di confidenza.

		TN (500 m)	Mean	Std. Err.	[95% Conf. Interval]
#EVSE	da 1 a 4	215.86	1.7916	212.34	219.37
	da 5 a 10	207.31	2.6709	202.07	212.54
	oltre 10	204.59	1.7968	201.06	208.11
	nessuna	191.61	1.1129	189.43	193.80
<i>superhost</i>					
#EVSE	da 1 a 4	248.17	2.8552	242.57	253.77
	da 5 a 10	236.47	3.8766	228.87	244.07
	oltre 10	233.70	2.3515	229.09	238.31
	nessuna	218.33	1.9041	214.60	222.07
OR (500 m)					
#EVSE	da 1 a 4	0.30	0.0041	0.29	0.31
	da 5 a 10	0.33	0.0060	0.32	0.34
	oltre 10	0.38	0.0043	0.37	0.39
	nessuna	0.30	0.0026	0.29	0.30
<i>superhost</i>					
#EVSE	da 1 a 4	0.45	0.0079	0.43	0.46
	da 5 a 10	0.48	0.0103	0.46	0.50
	oltre 10	0.55	0.0061	0.53	0.56
	nessuna	0.42	0.0049	0.41	0.43
RVN_DAY (500 m)					
#EVSE	da 1 a 4	135.81	3.2653	129.41	142.21
	da 5 a 10	123.83	3.5877	116.80	130.87
	oltre 10	108.83	1.5468	105.80	111.86

	nessuna	136.00	2.0287	132.02	139.97
	superhost				
#EVSE	da 1 a 4	124.73	3.7670	117.35	132.11
	da 5 a 10	102.38	3.0334	96.44	108.33
	oltre 10	102.19	2.0865	98.10	106.28
	nessuna	135.57	3.7110	128.30	142.85

Dall'analisi dei dati si rileva che gli Airbnb, per i quali sono presenti colonnine di ricarica nelle vicinanze, offrono un servizio più duraturo durante l'anno e anche un tasso di occupazione più alto; questo dato può essere interpretabile come una maggiore completezza del servizio offerto che non risente di stagionalità. Non si riscontra invece un aumento dei ricavi associato alla figura del superhost (fenomeno non ancora così sviluppato in Italia).

Gli Airbnb, posizionati nei comuni del central market che possiedono una colonnina nel raggio di 1 km, sono risultati in n.9544, pari al 72% del totale presenti nella predetta zona, mentre nel resto della regione la percentuale scende vertiginosamente; infatti, solo il 40% delle strutture possiede una colonnina vicino. Si aggiunge che, come evidenziato nella tabella sottostante, l'effetto della presenza delle colonnine risulta più marcato nel mercato centrale piuttosto che in altri comuni.

Gli Airbnb con almeno una colonnina vicina sono associati a un incremento delle tre variabili di performance e tale incremento è presente in misura maggiore nelle zone del mercato centrale.

	Raggio di 1000m	#AIRBNB	Mean	Std. Err.	[95% Conf. Interval]
CM	TN				
	no EVSE	3626	126.14	1.55	123.09
	EVSE	9544	217.37	1.12	215.18
	OM	9962	191.27	1.10	189.13
OM	EVSE	6612	229.90	1.25	227.46
	OR				
	no EVSE	3626	0.22	0.01	0.21
	EVSE	9544	0.39	0.00	0.39
CM	no EVSE	9962	0.27	0.00	0.26
	EVSE	6612	0.31	0.00	0.31
	RVN_DAY				
	no EVSE	3626	66.29	1.90	62.56
OM	EVSE	9544	102.03	1.16	99.75
	no EVSE	9962	128.05	2.21	123.72
	EVSE	6612	142.28	2.21	137.94
					146.62

Si presentano ora gli effetti raggruppati per tipologia di struttura trattata; si è utilizzata la dicitura 0/1 per indicare la presenza o meno di una colonnina nel raggio di 1000 metri.

Raggio di 1000m	Mean	Std. Err.	[95% Conf. Interval]		delta 0 / 1
TN					
Entire home/apt 0	168.59	1.04	166.56	170.63	50.36
Entire home/apt 1	218.95	0.90	217.18	220.72	
Hotel room 0	195.78	13.02	170.27	221.29	93.04
Hotel room 1	288.82	8.88	271.42	306.22	
Private room 0	193.71	2.16	189.46	197.95	48.27
Private room 1	241.98	2.22	237.63	246.33	
Shared room 0	142.30	11.44	119.88	164.72	60.73
Shared room 1	203.03	11.08	181.30	224.76	
OR					
Entire home/apt 0	0.27	0.00	0.27	0.28	0.09
Entire home/apt 1	0.37	0.00	0.36	0.37	
Hotel room 0	0.36	0.04	0.28	0.43	0.11
Hotel room 1	0.46	0.04	0.39	0.53	
Private room 0	0.19	0.00	0.18	0.20	0.11
Private room 1	0.30	0.01	0.29	0.31	
Shared room 0	0.11	0.02	0.07	0.15	0.14
Shared room 1	0.25	0.03	0.20	0.30	
RVN_DAY					
Entire home/apt 0	125.27	2.15	121.06	129.49	1.42
Entire home/apt 1	126.69	1.33	124.09	129.30	
Hotel room 0	131.06	20.29	91.29	170.83	1.57
Hotel room 1	132.64	8.85	115.29	149.98	
Private room 0	63.18	1.21	60.80	65.56	11.38
Private room 1	74.55	1.32	71.97	77.14	
Shared room 0	11.99	2.03	8.02	15.96	22.54
Shared room 1	34.53	2.66	29.32	39.75	

Shared room è la tipologia di struttura che presenta il delta maggiore ma occorre tuttavia non lasciarsi fuorviare da questo valore: le colonnine, infatti, sono già di per sé posizionate in posizioni strategiche; tale incremento nelle strutture vicino alle colonnine potrebbe quindi essere dovuto alla posizione centrale, ottimale per visitatori, e non direttamente alla presenza dell'infrastruttura di ricarica. Tra gli altri aspetti, si segnala come shared room non sia una tipologia di struttura adatta a una clientela green; in più la bassa numerosità (solo 179 strutture in totale) non consente di proporre un'analisi accurata. Analoga osservazione vale per hotel room, con sole 135 osservazioni. In conseguenza di ciò, nel seguito, non verrà presentata una regressione suddividendo gli Airbnb nelle categorie sopracitate.

4.2 Presentazione dell'analisi econometrica

Si presenta ora un modello di regressione lineare utile per stimare la relazione di causa effetto tra la presenza di colonnine e le performance delle strutture presenti su Airbnb nella regione Piemonte.

La regressione verrà presentata per diversi raggi (150, 250, 500 e 1000 metri), già utilizzati in precedenza. Inizialmente verrà presentato un modello generico che considera tutte le osservazioni presenti nel dataset, in una seconda fase si procederà all'analisi di gruppi specifici, i quali sono stati individuati come maggiormente sensibili alla presenza delle infrastrutture di ricarica. Tali gruppi, nello specifico, permettono di verificare comportamenti differenti in base ai fattori considerati.

L'equazione di regressione utilizzata è la seguente:

$$Y_i = \alpha + \beta * \text{presenza_colonnine}_i^{(r)} + X_i + \varepsilon_i \quad \text{con } r \in \{150, 250, 500, 1000\}$$

Il pedice i rappresenta le diverse osservazioni mentre r va ad indicare il raggio trattato; r non viene inserito come pedice in quanto ogni raggio possiede la sua variabile specifica e distinta. Con α viene indicata l'intercetta, il valore che assume la variabile dipendente Y quando tutte le variabili inserite nel modello sono uguagliate a 0; in questo caso specifico non ha alcun significato economico. β , coefficiente della variabile indipendente, rappresenta invece l'effetto trattato, il quale verrà stimato dal modello. ε rappresenta il termine d'errore.

Entrando nello specifico della trattazione tecnica, sono state selezionate come variabili dipendenti le misure di performance ricavi per notte (*RVN_DAY*) e tasso di occupazione (*OR*), che verranno presentate una di seguito all'altra.

La variabile *RVN_DAY* è stata utilizzata in forma logaritmica, in quanto questa specificazione garantisce un migliore adattamento del modello. Le ragioni di ciò derivano dall'effetto non lineare dei ricavi. I coefficienti presentati nelle tabelle sono quindi da considerare come variazioni percentuali e non in valore assoluto. In un primo momento, la variabile indipendente utilizzata è *presenza_colonnine(r)* dove r indica il raggio preso in esame; tale variabile è una dummy: assume il valore 1 se presenti colonnine nel raggio e 0 altrimenti.

Si approfondirà poi la trattazione andando a verificare la differenza negli effetti relativi al numero di colonnine, con la seguente equazione:

$$Y_i = \alpha + \beta * \text{gruppo_EV}_i^{(r)} + X_i + \varepsilon_i \quad \text{con } r \in \{150, 250, 500, 1000\}$$

Le variabili di controllo utilizzate differiscono in base alla statistica di performance scelta. Per quanto riguarda i ricavi sono le seguenti: numero di camere da letto (che ha un andamento logaritmico), numero di bagni, numero massimo di ospiti, central market, distanza dal centro(log), fascia di prezzo, tipologia di struttura. Le ultime due variabili sono state rielaborate, trasformando in valore numerico la tipologia di appartenenza, ordinandole in ordine crescente. La variabile Central_market è una dummy che segnala la presenza o meno dell'Airbnb nel central market.

Per quanto riguarda invece il tasso di occupazione si utilizzano le seguenti variabili di controllo: numero di recensioni, rating, presenza del badge di superhost, tasso di risposta, tipologia di struttura, numero di foto, distanza e central market e fascia di prezzo. Le variabili sono state selezionate attraverso due criteri: il primo, più teorico, attraverso la revisione della letteratura

presente, in merito ai fattori che influenzano le performance delle strutture Airbnb e il secondo canale utilizzato, più metodologico e rigoroso, è stato attraverso la stima della correlazione tra le variabili presenti nel dataset e i ricavi, in modo da ottenere un quadro generale delle determinanti più rilevanti. Tale seconda operazione è stata realizzata attraverso il comando *pwcorr* di Stata e fornisce in output un coefficiente che stima come si muovono le due variabili tra di loro. Sulle variabili scelte sono poi stati eseguiti test per verificare non fosse presente correlazione, in modo da evitare fenomeni di collinearità.

Le variabili descrittive sopraccitate sono state riassunte nella tabella seguente, insieme alle relative statistiche.

Variabile	Tipologia	Descrizione	Media	Std.	Min	Max
			Dev.			
<i>Indipendenti</i>						
presenza_colonnina	booleana	presenza o meno di colonnine nel raggio	0.54 ¹²	0.50	0	1
gruppo_EV	categoria	numero di colonnine presenti nel raggio	2.25 ¹³	1.31	1	4
<i>Dipendenti</i>						
RVN_DAY	continua	Ricavi medi per notte	115.34	172.45	0	9812.22
OR	continua	Tasso di occupazione	0.31	0.28	0	1
<i>Di controllo</i>						
Price_Tier	categoria	fascia di prezzo della struttura	3.09	1.44	1	5
LType	categoria	Tipologia della struttura	2.82	0.41	1	4
DISTANCE_CITY_CENTERm	continua	Distanza Airbnb dal centro della municipalità	2016.88	1449.86	4.22	13330.68
Central_market	booleana	presenza o meno nel central market	0.56	0.50	0	1
Bedrooms	intera	#camere da letto	1.49	1.11	0	47
Bathrooms	continua	#bagni	1.27	0.76	0	14
MaxGuests	intera	#massimo di ospiti	3.91	2.16	1	16
NumberofPhotos	intera	#di foto	20.84	14.99	1	237
NumberofReviews	intera	#di recensioni	19.27	41.76	0	802
OverallRating	continua	rating medio	73.90	39.49	0	100
AirbnbSuperhost	booleana	possedimento o meno del badge Superhost	0.20	0.40	0	1
ResponseRate	continua	tasso di risposta	88.75	28.00	0	100

5. Risultati

Si presentano i risultati dei vari modelli di regressione predisposti, con relative analisi e commenti. I modelli inizialmente saranno generici, mentre nel seguito si presenteranno degli approfondimenti su classi di interesse.

¹² I dati presentati in questa riga fanno riferimento al raggio di 1000 metri.

¹³ I dati presentati in questa riga fanno riferimento al raggio di 1000 metri.

Si specifica che lo studio è stato basato sugli effetti per raggi incrementalni e non differenziali.

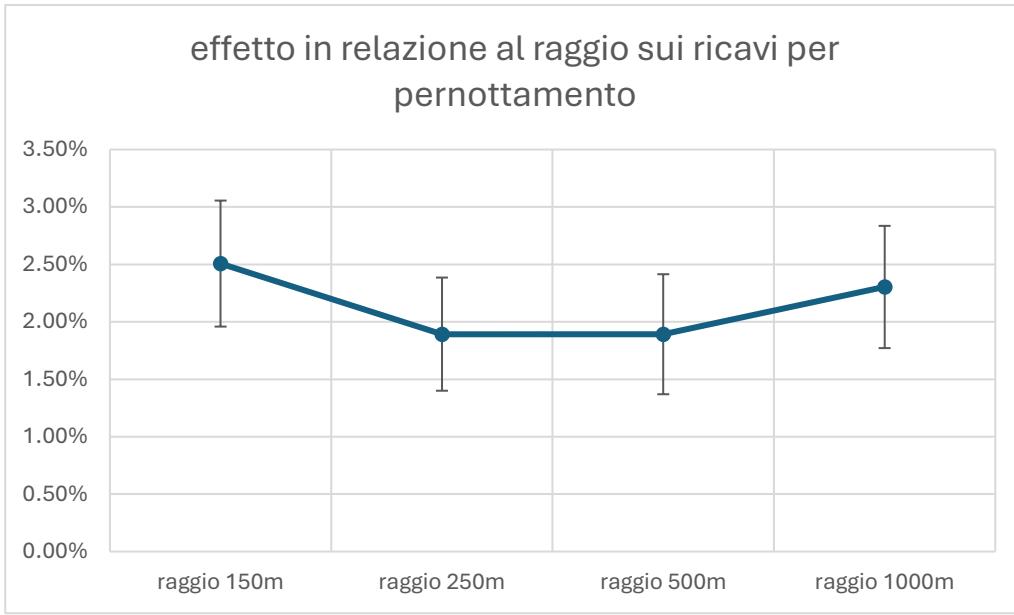
5.1 Effetto generale sui ricavi

Il primo modello presentato mostra l'effetto della presenza di almeno una colonnina nelle vicinanze. Per valutare la vicinanza della struttura all'infrastruttura di ricarica sono stati utilizzati 4 raggi, presentati in tabella, che permettono di confrontare e analizzare come l'effetto si modifichi in base alla distanza.

Entrando nello specifico della trattazione tecnica, è stata selezionata come variabile indipendente la misura di performance ricavi per notte e come variabile dipendente una variabile dummy che segnala la presenza o meno delle colonnine nelle vicinanze.

Il modello che si presenta utilizza i ricavi in forma logaritmica; questa scelta permette di trovare un fit ottimale ($R^2 = 0.7427$), spiegando bene l'effetto presente sulle fasce di prezzo inferiori. La regressione è stata eseguita su 21006 osservazioni, questo perché sono state escluse dall'analisi le strutture con ricavi pari a 0 e numeri di bagni pari a 0, visto l'utilizzo della funzione logaritmica.

Y = ln_RVN	raggio 150m	raggio 250m	raggio 500m	raggio 1000m
presenza_colonnine	0.0251*** (4.57)	0.0189*** (3.84)	0.0189*** (3.62)	0.0230*** (4.33)
ln_bedrooms	0.315*** (32.42)	0.315*** (32.48)	0.315*** (32.44)	0.315*** (32.40)
Bathrooms	0.137*** (15.13)	0.138*** (15.12)	0.138*** (15.10)	0.138*** (15.12)
MaxGuests	0.0454*** (18.04)	0.0455*** (18.04)	0.0456*** (18.04)	0.0456*** (18.08)
Price_Tier	0.264*** (141.43)	0.264*** (141.42)	0.264*** (141.42)	0.264*** (141.43)
LType	0.303*** (41.04)	0.303*** (40.92)	0.302*** (40.65)	0.302*** (40.60)
Central_market	0.120*** (24.53)	0.122*** (23.71)	0.123*** (23.07)	0.122*** (24.17)
ln_distanza	-0.0473*** (-16.25)	-0.0469*** (-16.09)	-0.0468*** (-16.06)	-0.0468*** (-16.12)
_cons	2.840*** (90.72)	2.835*** (89.91)	2.832*** (89.57)	2.829*** (89.46)
N	21006	21006	21006	21006



La regressione mostra come l'effetto maggiore lo si rilevi nella zona più vicina alla struttura con +2.5%, mentre le due fasce intermedie presentano effetti molto simili (+1.9%). È stato infine riscontrato un incremento del 2.3% nei ricavi per gli Airbnb che possiedono almeno una colonnina nel raggio di 1 km. Questo primo risultato è significativo: le colonnine si collocano come un servizio aggiuntivo offerto al cliente, che fruisce di un'offerta più completa, rendendo l'Airbnb più prestigioso e redditizio.

5.1.1 Effetto sui ricavi in relazione alla fascia di prezzo

Si ipotizza che il fenomeno non abbia lo stesso effetto su tutte le fasce di prezzo e, per verificarne la veridicità, si suddividono le strutture di Airbnb in 5 classi. Per valutare ciò, nella formulazione seguente è stato utilizzato il termine di interazione *i.Price_Tier##presenza_colonnina250*.

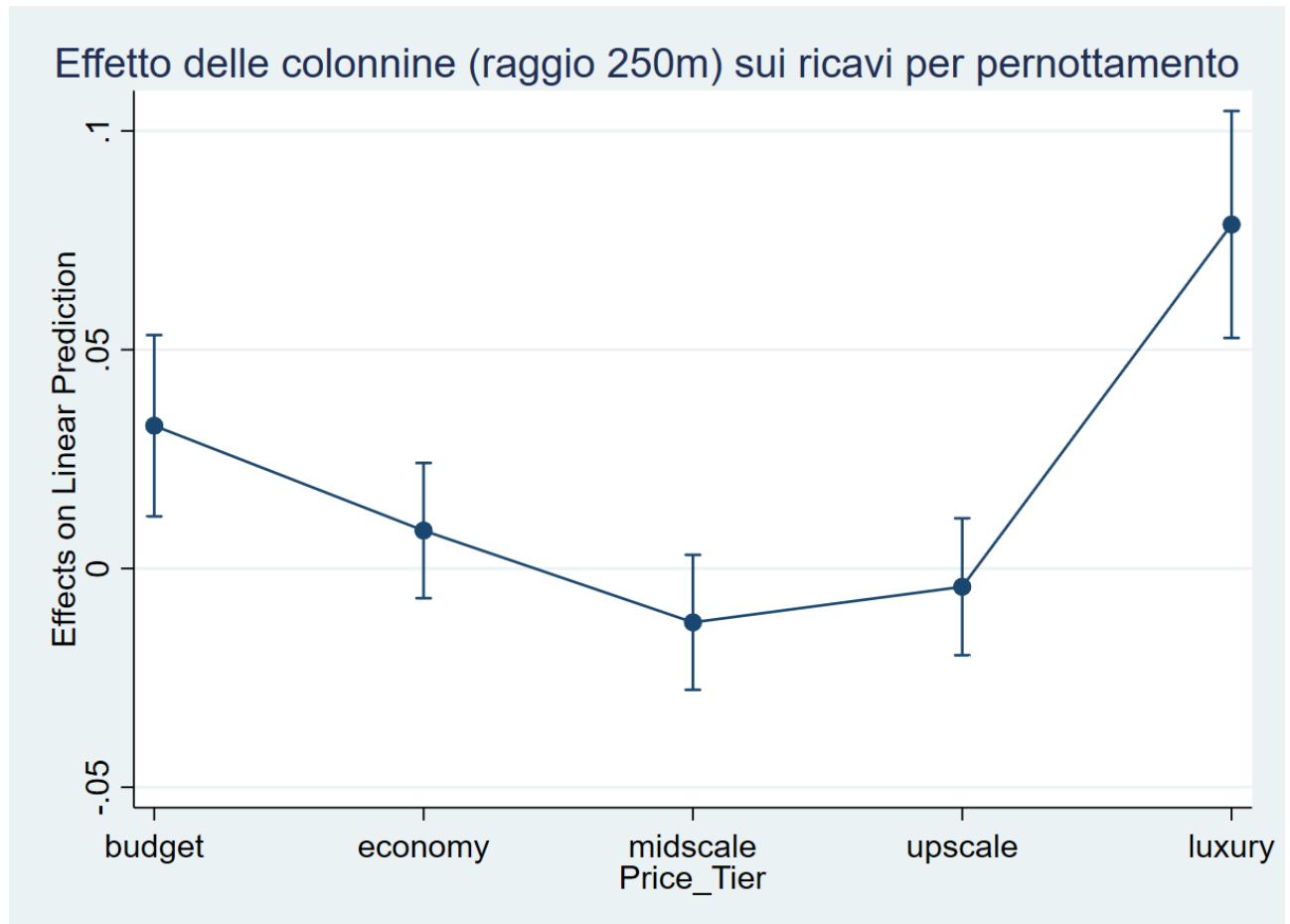
ln_RVN	Robust					
	Coef.	Std. Err.	t	P>t	[95% Conf. Interval]	
ln_bedrooms	0.3160	0.0096	32.80	0.000	0.2971	0.3349
Bathrooms	0.1367	0.0091	15.10	0.000	0.1190	0.1544
MaxGuests	0.0457	0.0025	18.28	0.000	0.0408	0.0506
Price_Tier						
economy	0.2992	0.0090	33.43	0.000	0.2817	0.3168
midscale	0.4999	0.0089	56.02	0.000	0.4824	0.5174
upscale	0.7018	0.0093	75.73	0.000	0.6837	0.7200
luxury	1.0925	0.0107	102.30	0.000	1.0715	1.1134
presenza_colonnina250 budget	0.0326	0.0106	3.09	0.002	0.0119	0.0533
Price_Tier##presenza_colonnina250						
<i>economy</i>	-0.0240	0.0129	-1.86	0.063	-0.0492	0.0013
<i>mid scale</i>	-0.0449	0.0128	-3.50	0.000	-0.0701	-0.0198
<i>upscale</i>	-0.0368	0.0129	-2.84	0.004	-0.0622	-0.0114
<i>luxury</i>	0.0460	0.0166	2.76	0.006	0.0134	0.0786
LType	0.3013	0.0074	40.96	0.000	0.2868	0.3157

Central_market	0.1219	0.0051	23.99	0.000	0.1120	0.1319
ln_distanza	-0.0458	0.0029	-15.96	0.000	-0.0514	-0.0402
_cons	3.1017	0.0312	99.32	0.000	3.0405	3.1629

In questa tipologia di output, l'effetto del gruppo budget viene selezionato come classe base ed esplicitata, mentre per le altre categorie vengono espressi i coefficienti come variazione rispetto alla tipologia budget. I p-value indicano invece quanto lo scostamento è significativo rispetto al modello base, non la significatività rispetto allo 0, che è riportata invece nella tabella sottostante.

Per una panoramica più chiara si riporta anche la tabella ottenuta col comando *margins* che riporta i vari effetti per singole categorie.

Delta-method	dy/dx	Std. Err.	t	P>t	[95% Conf. Interval]
<i>Price_Tier##presenza_colonnina250 (ln_RVN)</i>					
budget	0.0326	0.0106	3.090	0.002	0.0119 0.0533
economy	0.0087	0.0079	1.100	0.272	-0.0068 0.0241
midscale	-0.0123	0.0079	-1.560	0.118	-0.0277 0.0031
upscale	-0.0042	0.0080	-0.520	0.600	-0.0198 0.0115
luxury	0.0786	0.0132	5.940	0.000	0.0527 0.1046



La fascia luxury risulta quella maggiormente colpita con +7.86%; tale dato è confermato anche per il raggio da 150 m con un picco di incremento di +8.4%. È presente anche un incremento significativo per la tipologia budget di +3.3%.

Confrontando tali valori con quelli riscontrati nelle altre fasce¹⁴ si segnala come i gruppi midscale e upscale non siano mai significativi mentre il gruppo luxury ha incrementi significativi in tutti gli altri raggi verificati: +3.85% nel raggio da 500 m e +7.86% nel raggio da 250 m con un picco nel raggio da 150 m di +8.4%. In questo caso è ben delineato un trend di incremento con la vicinanza delle infrastrutture di ricarica. La presenza di colonnine nelle zone più prossime alla struttura genera quindi un effetto maggiore.

Analizzando raggi superiori, in particolare quello da 1000 metri, si nota come il gruppo colpito maggiormente dagli effetti sia quello budget, con un aumento di circa il 6.5%; un incremento significativo si riscontra anche per quanto riguarda la tipologia economy con +3.9%. Si segnala inoltre come i restanti gruppi (midscale, upscale e luxury) non presentino uno scostamento significativo rispetto allo 0. Tale risultato, se confrontato con gli altri raggi, si può contestualizzare con la propensione del cliente più abbiente a spendere di più per servizio come comfort e comodità, ma solo qualora il servizio sia prossimo, molto vicino.

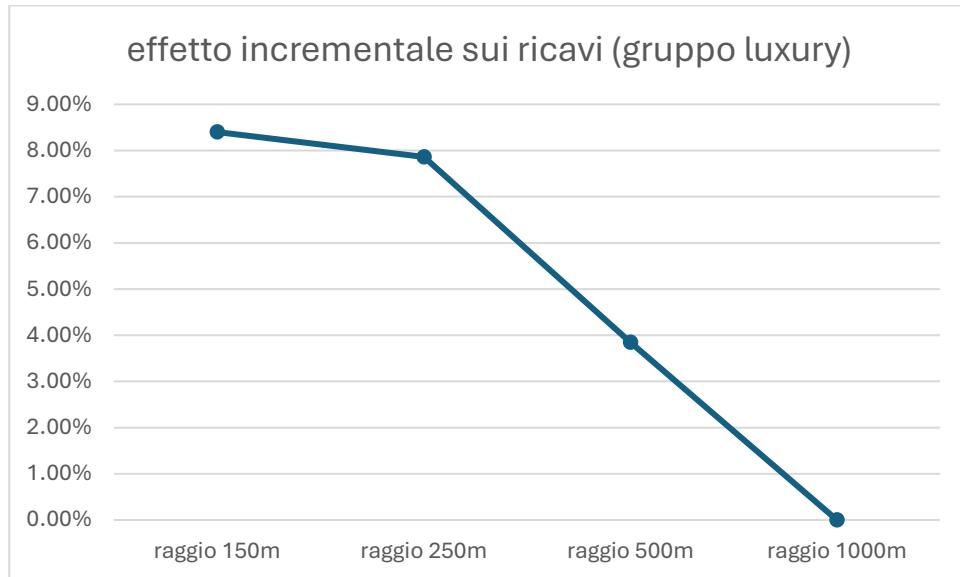
Delta-method	dy/dx	Std. Err.	t	P>t	[95% Conf. Interval]
Price_Tier##presenza_colonnina1000 (<i>In_RVN</i>)					
budget	0.0647	0.0116	5.59	0.000	0.0420 0.0874
economy	0.0390	0.0095	4.11	0.000	0.0204 0.0576
midscale	0.0004	0.0094	0.04	0.969	-0.0181 0.0189
upscale	-0.0025	0.0097	-0.25	0.800	-0.0214 0.0165
luxury	0.0238	0.0130	1.84	0.067	-0.0016 0.0493

Questi risultati possono risultare in controtendenza con la letteratura revisionata (Qian et al. 2022) e con un'ipotesi qualitativa. Contestualizzando infatti questi risultati con la tipologia di clienti che acquista un veicolo elettrico, si nota come la maggior parte dei veicoli di questo tipo venga acquistato da clienti di fascia medio-alta, e questo porta a pensare che i benefici maggiori derivanti dall'infrastruttura correlata siano associati alle stesse categorie. Questa ipotesi teorica è confermata dal gruppo luxury, ma non è presente invece un riscontro per il gruppo upscale.

Il confronto tra i due diversi raggi permette di proporre una riflessione interessante riguardo il gruppo luxury, di cui si riporta il grafico relativo all'effetto in funzione del raggio. Dal grafico è evidente il picco per il raggio di 150 metri, effetto alto e significativo per 250 metri, mentre poi l'effetto va ad affievolirsi all'aumentare della distanza fino ad essere non significativo per l'ultimo raggio. Questo andamento mette in evidenza un comportamento della clientela più abbiente; il cliente, in questo caso, percepisce un effettivo beneficio derivante dall'infrastruttura di ricarica solo se questa è posizionata in un raggio molto ristretto, che gli permette di avere un comfort massimo; non percepisce invece come valore aggiunto la

¹⁴ Le tabelle relative alle fasce 150 e 500 metri sono riportate in Appendice.

presenza di colonnine più distanziate che, per questioni di comodità, non andrebbe ad utilizzare. Tale comportamento non è invece riscontrato per i clienti che selezionano una struttura meno costosa; questo è legato alla loro maggiore propensione verso qualche comfort in meno, legato anche al costo relativamente inferiore sostenuto.



D'altro canto, però, l'effetto significativo, relativo alle categorie inferiori, porta a ipotizzare come la presenza dell'infrastruttura di ricarica possa essere un fattore discriminante; in particolare, nelle fasce di prezzo inferiori, per le quali il cliente è molto sensibile alle variazioni di prezzo, i servizi offerti sono essenziali e non è presente ampia differenziazione tra le diverse strutture. In questo contesto, l'offerta di un servizio aggiuntivo di ricarica rappresenta un fattore di differenziazione. Un altro aspetto è legato all'aspettativa del cliente, che nelle fasce alte percepisce il servizio di ricarica come normale, scontato, mentre nelle tipologie più economiche viene percepito come un plus.

Il modello presentato di sopra, più rigoroso dal punto di vista econometrico, mostra come le variazioni per le fasce di prezzo più alte non siano significative dal punto di vista %; ciò però non significa che non siano significative in valore assoluto. Per questo motivo, si presentano ora gli effetti in valore assoluto della presenza di colonnine; come si può notare in tabella, in questo caso, tutte le tipologie risultano significative e l'effetto maggiore lo si riscontra nella tipologia luxury. Tale evidenza è perfettamente in linea con la teoria, in quanto la scelta della forma logaritmica, in precedenza, penalizza le tipologie superiori, in quanto le differenze di ricavi per valori alti vengono compresse, non dando risalto all'effetto dell'infrastruttura di ricarica.

Delta-method	dy/dx	Std. Err.	t	P>t	[95% Conf. Interval]
Price_Tier##presenza_colonnina1000 (RVN_DAY)					
budget	29.9995	2.7837	10.78	0.000	24.5432 35.4558
economy	29.5044	2.2101	13.35	0.000	25.1725 33.8362
midscale	24.3956	2.2269	10.95	0.000	20.0307 28.7606
upscale	22.560	3.5327	6.39	0.000	15.6352 29.4838
luxury	41.6598	6.1605	6.76	0.000	29.5849 53.7346

Si osserva come l'incremento maggiore in valore assoluto sia associato alle strutture di lusso, come verificato anche in precedenza, mentre le due tipologie midscale e upscale, in questa specificazione, hanno effetti significativi dal punto di vista statistico, ma rappresentano comunque le categorie che sortiscono l'effetto minore. Il fatto che la tipologia luxury abbia il maggior incremento in valore assoluto non significa che sia la fascia maggiormente interessata dagli effetti, che rimane la fascia budget; l'ultima tabella è presentata infatti per dimostrare la presenza di un effetto anche per quanto riguarda questa categoria.

5.1.2 Verifica dell'effetto in base alla numerosità delle EVSE

La verifica della sola presenza delle colonnine, attraverso una variabile binaria, risulta limitante, in quanto la presenza di numerose colonnine viene equiparata alla presenza anche di una sola colonnina; operando in questo modo si perde il controllo del livello di servizio offerto, non paragonabile nei due scenari citati.

Per questo motivo, si presenta un modello di regressione che utilizza come variabile indipendente il numero di colonnine; si è scelto di suddividere le strutture in 4 gruppi, già presentati al capitolo 3. Questo approccio, basato sulle classi, permette di verificare sia la presenza di trend crescenti (o decrescenti) in base al numero di colonnine, sia una possibile quota soglia al di sotto della quale i vantaggi non sono significativi.

Y = ln_RVN	raggio 150m	raggio 250m	raggio 500m	raggio 1000m
#EVSE				
Da 1 a 4	0.0287*** (4.46)	0.011 (1.92)	0.0142* (2.14)	0.0079 (1.05)
Da 5 a 10	0.0143 (1.68)	0.0257*** (3.83)	0.0365*** (4.33)	0.0652*** (8.22)
Oltre 10	0.0350 (1.36)	0.0450*** (4.49)	0.0154* (2.44)	0.0129* (1.96)
ln_bedrooms	0.315*** (32.42)	0.315*** (32.53)	0.315*** (32.47)	0.313*** (32.40)
Bathrooms	0.138*** (15.13)	0.137*** (15.10)	0.138*** (15.09)	0.139*** (15.22)
MaxGuests	0.0454*** (18.04)	0.0455*** (18.05)	0.0455*** (18.03)	0.0458*** (18.19)
LType	0.303*** (41.01)	0.303*** (41.01)	0.302*** (40.61)	0.301*** (40.56)
Price_Tier	0.263*** (141.39)	0.263*** (141.49)	0.264*** (141.50)	0.264*** (141.55)
ln_distanza	-0.0472***	-0.0468***	-0.0471***	-0.0460***

	(-16.20)	(-16.05)	(-16.12)	(-15.85)
Central_market	0.119*** (24.36)	0.125*** (24.00)	0.123*** (20.52)	0.116*** (18.38)
_cons	2.840*** (90.71)	2.832*** (89.91)	2.835*** (89.07)	2.827*** (89.27)
N	21006	21006	21006	21006

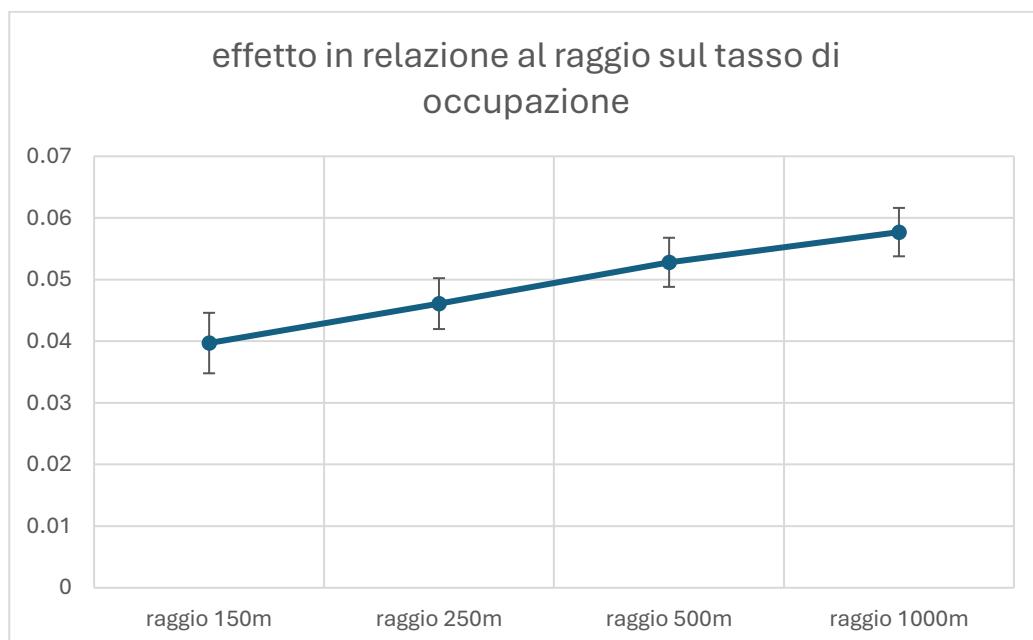
Nel raggio inferiore viene preferito un numero basso di EVSE, questo per evitare gli effetti negativi, mentre man mano che il raggio aumenta, il cliente è propenso a un numero maggiore di colonnine, per un servizio più affidabile. Per gli ultimi due raggi invece la classe preferita risulta quella intermedia.

Questa evidenza può essere interpretata con la presenza di un hub di ricarica elettrica, è infatti altamente probabile che una concentrazione di più di 10 colonnine in 150 o 250 metri sia sintomo della presenza di un unico punto, come ad esempio un parcheggio, dove sono localizzate le infrastrutture di ricarica. Il cliente in questo modo si assicura una ricarica senza troppi problemi. Contemporaneamente, per raggi maggiori, l'effetto rilevante deriva dalla presenza diffusa di infrastrutture di ricarica elettriche, che rendono la zona eco-friendly e attrattiva.

5.2 Effetto sul tasso di occupazione

Si analizzano ora gli effetti sul tasso di occupazione (OR) attraverso il modello di regressione opportuno.

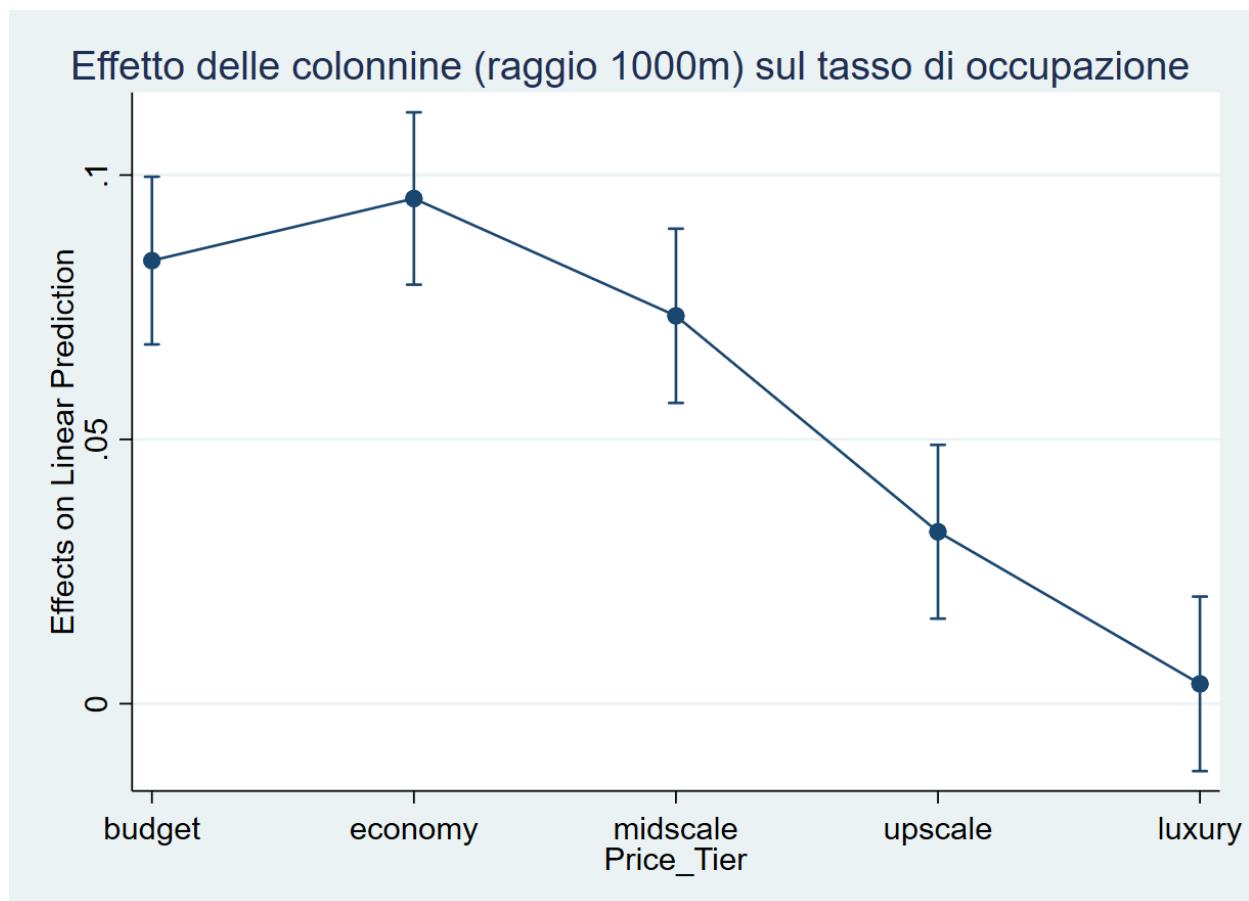
	raggio 150m	raggio 250m	raggio 500m	raggio 1000m
presenza_colonnine	0.0379*** (7.73)	0.0461*** (11.16)	0.0528*** (13.26)	0.0577*** (14.70)
NumberofReviews	0.00131*** (31.80)	0.00129*** (31.45)	0.00129*** (31.31)	0.00128*** (31.26)
rating	0.0163*** (4.84)	0.0166*** (4.93)	0.0167*** (4.97)	0.0170*** (5.06)
AirbnbSuperhost	0.0879*** (19.56)	0.0863*** (19.20)	0.0850*** (18.93)	0.0836*** (18.62)
ResponseRate	0.00113*** (13.55)	0.00113*** (13.56)	0.00112*** (13.48)	0.00111*** (13.36)
LType	0.0615*** (13.01)	0.0600*** (12.71)	0.0576*** (12.19)	0.0567*** (12.00)
NumberofPhotos	0.00177*** (14.16)	0.00181*** (14.48)	0.00185*** (14.78)	0.00184*** (14.74)
ln_distanza	-0.0154*** (-6.61)	-0.0138*** (-5.92)	-0.0131*** (-5.63)	-0.0139*** (-5.98)
Central_market	-0.0466*** (-12.15)	-0.0376*** (-9.41)	-0.0329*** (-8.15)	-0.0370*** (-9.55)
Price_Tier	-0.0227*** (-17.23)	-0.0230*** (-17.47)	-0.0230*** (-17.53)	-0.0231*** (-17.61)
_cons	0.128*** (4.74)	0.107*** (3.95)	0.0955*** (3.52)	0.0980*** (3.62)
N	20499	20499	20499	20499



La presenza di una colonnina nel raggio di 150 m è associata ad un aumento significativo di 0.038 nel tasso di occupazione, effetto che va a crescere fino a raggiungere un picco di +0.058 nell'ultimo raggio verificato.

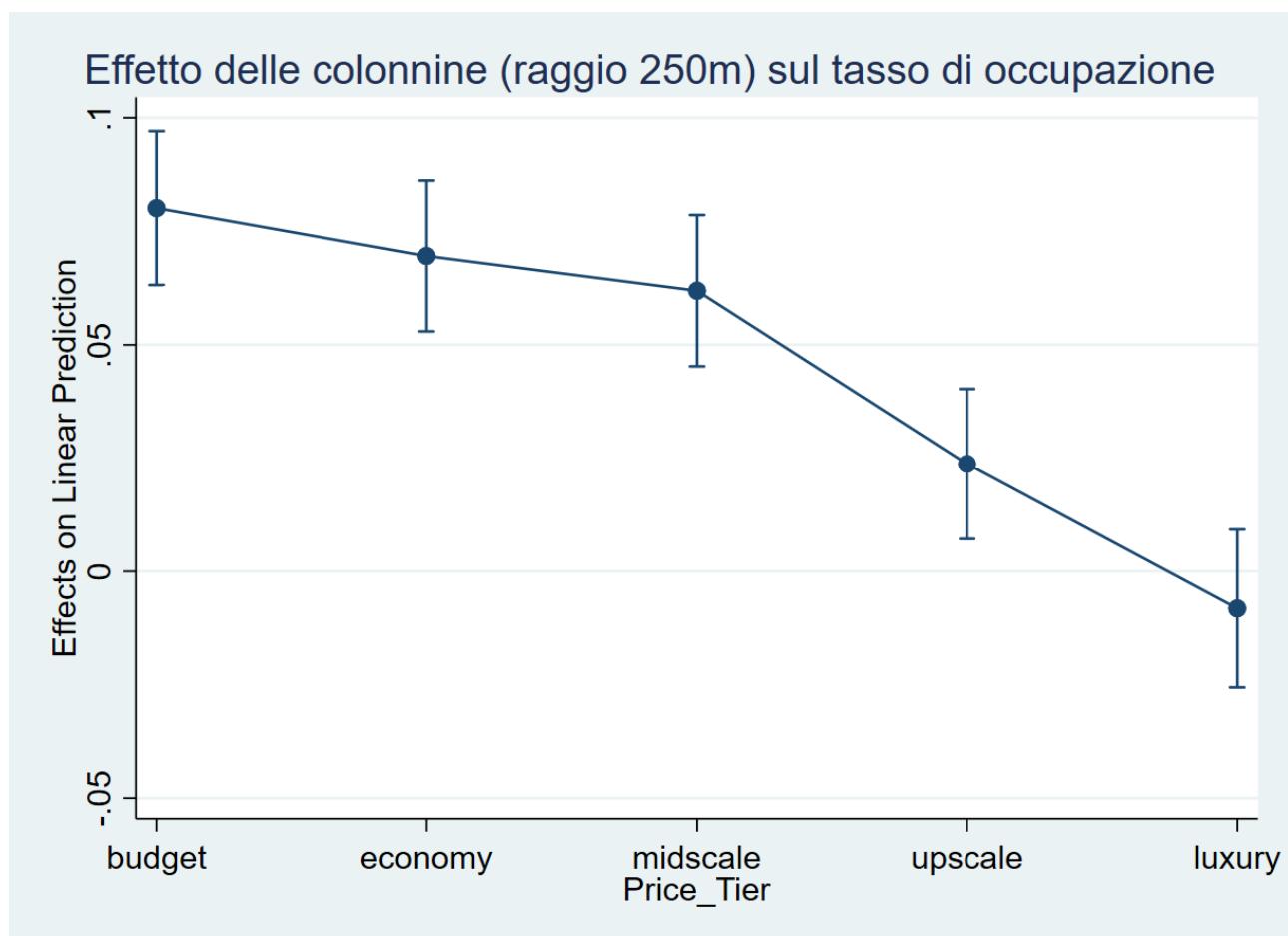
In maniera analoga a quanto presentato per i ricavi, sono state verificate le differenze tra le varie fasce di prezzo: le fasce maggiormente colpite risultano budget e economy mentre quella luxury non riporta uno scostamento significativo. I risultati sono presentati in forma tabulare e grafica e riguardano il raggio di 1 km, per il quale, nel modello precedente, è stato evidenziato l'effetto più sostanzioso.

Delta-method	dy/dx	Std. Err.	t	P>t	[95% Conf. Interval]
<i>Price_Tier ##presenza_colonnina1000 (OR)</i>					
budget	0.0838	0.0081	10.36	0.000	0.0680 0.0997
economy	0.0956	0.0083	11.49	0.000	0.079 0.1119
midscale	0.0734	0.0084	8.73	0.000	0.0569 0.0899
upscale	0.0325	0.0084	3.88	0.000	0.0161 0.0490
luxury	0.0038	0.0084	0.45	0.656	-0.0128 0.0203



Analizzando invece gli effetti per i raggi più prossimi, si riporta la stessa visualizzazione per il raggio da 250 metri.

Delta-method	dy/dx	Std. Err.	t	P>t	[95% Conf. Interval]
<i>Price_Tier##presenza_colonnina250 (OR)</i>					
budget	0.0801	0.0086	9.27	0.000	0.0632 0.0971
economy	0.0696	0.0085	8.21	0.000	0.0530 0.0862
midscale	0.0619	0.0085	7.28	0.000	0.0453 0.0786
upscale	0.0237	0.0084	2.81	0.005	0.0072 0.0403
luxury	-0.0082	0.0089	-0.92	0.357	-0.0256 0.0092



Anche in questo caso si rileva lo stesso andamento decrescente all'aumentare della fascia di prezzo delle strutture, confermando l'importanza delle infrastrutture di ricarica in un contesto più economico. La differenza riscontrata tra i due raggi è relativa al picco, posizionato sulla tipologia budget per il raggio da 1000 m, sulla tipologia economy invece nel secondo grafico presentato. In questo caso si segnala addirittura come l'effetto sulla tipologia luxury sia negativo.

Confrontando questi risultati con quelli ottenuti nella medesima analisi, svolta sull'andamento dei ricavi medi per pernottamento, si mette in evidenza il diverso comportamento della fascia luxury. Questa fascia, infatti, presenta il maggior incremento nei ricavi in relazione alla presenza delle colonnine, ma nessun incremento significativo per il tasso di occupazione;

questo risultato è in linea con le preferenze del cliente più abbiente, il quale è poco elastico al prezzo e disposto a pagare di più per un servizio premium. Contemporaneamente, il fatto che non si riscontri un aumento nel tasso di occupazione è legato a ragioni di esclusività delle strutture che non hanno come obiettivo espandere la domanda (perderebbero in esclusività), ma estrarre valore dai clienti già presenti. Tale risultato è anche in linea con i tassi di occupazione per fasce proposti al capitolo 3.1, la fascia luxury presenta infatti un tasso di occupazione medio nettamente inferiore alle altre.

Si procede ora a verificare i differenti effetti in base alla numerosità delle EVSE. Il numero delle colonnine impatta, in maniera importante, sulla qualità del servizio: cresce infatti la probabilità di trovare una colonnina libera e di conseguenza si riducono i tempi di attesa che potrebbe dover affrontare il cliente. Questo aspetto diventa rilevante in particolare in zone turistiche o residenziali, nelle quali la richiesta della singola infrastruttura risulta alta e, di conseguenza, la scarsa numerosità della EVSE non costituisce un reale beneficio.

Come visibile nella tabella sottostante, sono presenti differenze tra i gruppi, questi risultati validano l'ipotesi che il tasso di occupazione risulti particolarmente influenzato dal numero di colonnine. I coefficienti relativi alle variabili che registrano il numero di colonnine sono tutti significativi al 99,9% tranne per la presenza di più di 10 colonnine nel raggio inferiore. Questa evidenza è perfettamente in linea con studi affini ed è legata a ragioni di incremento del traffico e conseguente inquinamento, che rendono la zona meno appetibile.

Per gli altri raggi si rileva invece un effetto crescente in base al numero di colonnine; il raggio maggiormente interessato è quello dei 500 metri.

Y = OR	raggio 150m	raggio 250m	raggio 500m	raggio 1000m
#EVSE				
Da 1 a 4	0.0310*** (5.50)	0.0344*** (7.16)	0.0252*** (4.87)	0.0207*** (3.63)
Da 5 a 10	0.0540*** (6.30)	0.0543*** (8.46)	0.0459*** (7.07)	0.0540*** (8.78)
Oltre 10	0.0530* (2.37)	0.0872*** (9.90)	0.0912*** (17.02)	0.0859*** (17.31)
NumberofReviews	0.00131*** (31.81)	0.00129*** (31.42)	0.00126*** (30.66)	0.00127*** (30.92)
rating	0.0163*** (4.82)	0.0166*** (4.93)	0.0174*** (5.20)	0.0170*** (5.09)
AirbnbSuperhost	0.0878*** (19.55)	0.0862*** (19.21)	0.0838*** (18.72)	0.0828*** (18.49)
ResponseRate	0.00113*** (13.55)	0.00113*** (13.61)	0.00112*** (13.50)	0.00111*** (13.37)

LType	0.0617*** (13.06)	0.0604*** (12.79)	0.0580*** (12.30)	0.0562*** (11.93)
NumberofPhotos	0.00178*** (14.18)	0.00182*** (14.54)	0.00187*** (14.97)	0.00189*** (15.16)
ln_distanza	-0.0156*** (-6.69)	-0.0137*** (-5.85)	-0.0117*** (-5.03)	-0.0133*** (-5.72)
Central_market	-0.0457*** (-11.85)	-0.0335*** (-8.24)	-0.0114* (-2.53)	-0.0131** (-2.84)
Price_Tier	-0.0227*** (-17.21)	-0.0233*** (-17.70)	-0.0237*** (-18.08)	-0.0234*** (-17.88)
_cons	0.129*** (4.75)	0.103*** (3.79)	0.0687* (2.53)	0.0784** (2.90)
N	20499	20499	20499	20499

Attraverso questa classificazione, si è scomposto l'effetto della presenza delle colonnine in base al numero di colonnine presenti; tale divisione è risultata proficua, in quanto l'effetto non è uguale per tutti i gruppi. Ad esempio, considerando i tassi di occupazione delle strutture che presentano almeno una EVSE nel raggio di 500 metri, l'effetto generale è di un incremento del +0.053; questo effetto non risulta però uguale per tutte le strutture, infatti, le strutture che possiedono da 1 a 4 colonnine hanno un effetto di +0.025, in aumento per chi presenta da 5 a 10 colonnine (+0.046) e massimo per chi ne possiede più di 10 (0.091).

Escludendo il raggio da 150 metri, nel quale la preferenza del cliente è verso una numerosità intermedia, per tutti gli altri raggi si rileva il picco sull'ultimo gruppo, con più di 10 colonnine nel raggio. Dal punto di vista quantitativo, emerge che la presenza di più di 10 EVSE in un raggio di 250 metri dalla struttura porta ad un incremento del tasso di occupazione di 0.087 punti.

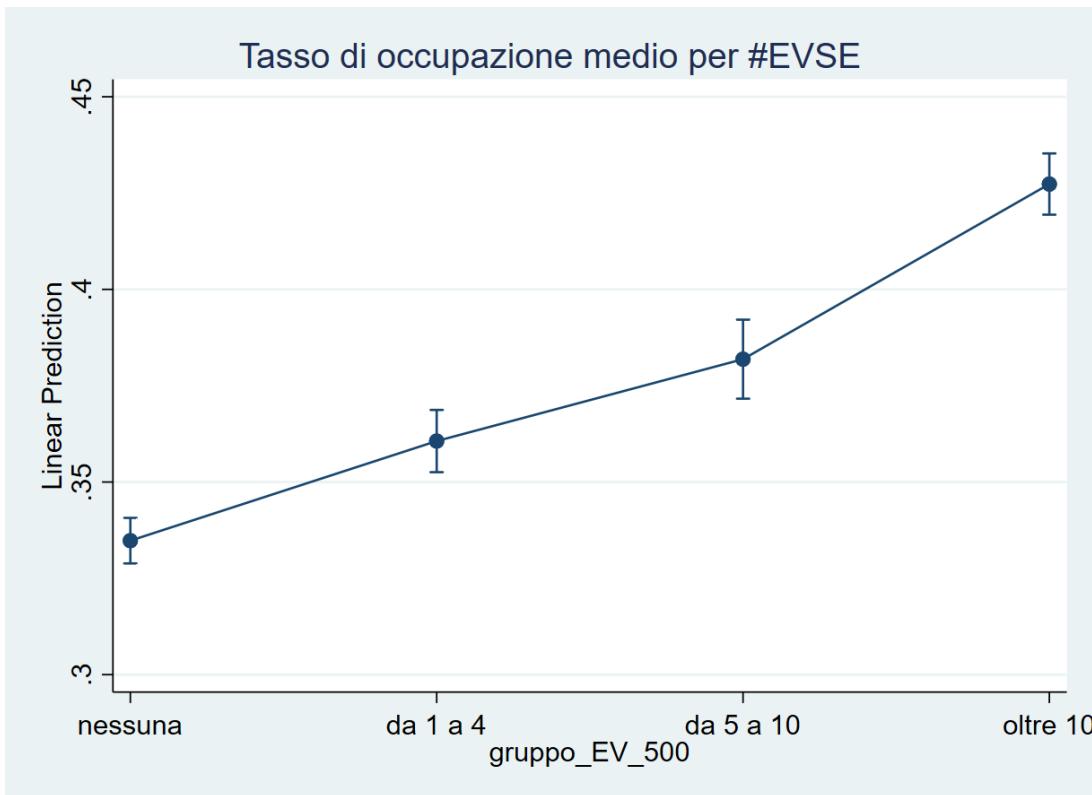
Le ragioni di questo andamento verranno discussi nel prossimo capitolo, che presenterà un focus specifico sul raggio da 500 metri.

5.3 Focus sul raggio da 500 metri

Una volta riscontrata l'importanza dell'area circoscritta da un raggio di 500 metri nelle vicinanze di una struttura di Airbnb, si presenta un sottocapitolo dedicato a questo specifico raggruppamento.

Si riporta una visualizzazione sia tabellare che grafica dei valori attesi; in questo caso i dati riportati non sono delle variazioni rispetto al modello di base, ma il tasso di occupazione medio per ogni categoria riportata.

Delta-method	Margin	Std. Err.	t	P>t	[95% Conf. Interval]
<i>gruppo_EV_500 (OR)</i>					
nessuna	0.3348	0.0028	121.60	0.000	0.3294 0.3402
da 1 a 4	0.3606	0.0045	79.47	0.000	0.3517 0.3695
da 5 a 10	0.3819	0.0058	66.28	0.000	0.3706 0.3932
oltre 10	0.4273	0.0041	103.91	0.000	0.4193 0.4354



Nel grafico è messa in evidenza la presenza di un trend crescente, a conferma dell'importanza del numero di colonnine nell'area.

Questo trend può essere spiegato dalla domanda del cliente di un servizio completo e funzionale. In particolare, la presenza di più di 10 colonnine in una zona circoscritta può essere il risultato di due situazioni agli antipodi ma entrambe funzionali al cliente. In un primo caso, le colonnine potrebbero essere posizionate in maniera diffusa, questo in particolare in grandi città, nelle zone del centro, nelle quali è presente una rete diramata di colonnine; questo conferisce al cliente sicurezza e tranquillità ex-ante, prima del viaggio, consci di recarsi in una zona eco-friendly.

Nel secondo caso le colonnine sono posizionate in uno o più punti specifici, raggruppati in hub di ricarica, dal posizionamento strategico come ad esempio parcheggi, snodi tangenziali o autostradali.

In base all'ultima analisi presentata nel Capitolo 3.2, si afferma che nella regione Piemonte sono presenti numerosi hub di ricarica. Un ecosistema completo fornisce una maggiore disponibilità e affidabilità al cliente.

Alla luce di tali aspetti, è opportuno sottolineare come il cliente, possessore di auto elettrica, presenta uno stato di incertezza e range anxiety (Liang et al., 2023) che lo limita negli spostamenti; la presenza di una colonnina di per sé non può essere considerata come la soluzione di tali problemi, se non integrata in un sistema funzionale e completo che permetta al cliente di poter trovare con altissime probabilità e con attese minime una EVSE funzionante da poter utilizzare. In questo senso sia il posizionamento diramato e ancora di più la presenza di un hub di ricarica sono capaci di colmare queste perplessità.

Una volta constatato questo effetto, si prova a verificare se un'ipotesi simile è verificata anche per quanto riguarda i ricavi; si procede quindi presentando un modello di regressione che utilizza come variabile indipendente il numero di colonnine, suddivise in raggruppamenti, in maniera analoga a quanto presentato per la variabile OR.

Y = ln_RVN	Coef.	Robust Std. Err.	t	P>t	[95% Conf. Interval]
<u>gruppo EV 500</u>					
<i>da 1 a 4</i>	0.0142	0.0066	2.14	0.032	0.0012 0.0271
<i>da 5 a 10</i>	0.0365	0.0084	4.33	0.000	0.0200 0.0530
<i>oltre 10</i>	0.0154	0.0063	2.44	0.015	0.0030 0.0277
ln_bedrooms	0.3149	0.0097	32.47	0.000	0.2959 0.3339
Bathrooms	0.1380	0.0091	15.09	0.000	0.1201 0.1559
MaxGuests	0.0455	0.0025	18.03	0.000	0.0406 0.0504
LType	0.3019	0.0074	40.61	0.000	0.2873 0.3165
Central_market	0.1226	0.0060	20.52	0.000	0.1109 0.1343
ln_distanza	-0.0472	0.0029	-16.12	0.000	-0.0523 0.0414
Price_Tier	0.2637	0.0019	141.50	0.000	0.2600 0.2673
_cons	2.8352	0.0318	89.07	0.000	2.7728 2.8975

I risultati ottenuti non confermano lo stesso trend per i ricavi, non si riscontrano, infatti, delle variazioni significative legate al numero delle colonnine né per il primo gruppo né per l'ultimo, con il picco che è rilevato in presenza di un numero tra 5 e 10 colonnine nei dintorni, con un incremento dei ricavi del 3.6%. Tali risultati possono essere interpretati come un segnale del raggiungimento di una quantità soglia, che garantisce la saturazione della domanda, garantendo al cliente comodità e sicurezza di trovare un punto di ricarica disponibile, evitando però il subentrare di aspetti negativi come l'aumento di traffico e di inquinamento nella zona (Liang et al., 2023).

Confrontando i due risultati, è possibile affermare come l'aumento nella numerosità delle colonnine abbia un effetto attrattivo, con espansione della clientela, ma oltre una certa soglia, non è presente un proporzionale aumento dei ricavi.

5.4 Effetti sul comune di Torino

L'analisi su un gruppo specifico mira a eliminare quelli che possono essere fattori, estranei all'effetto delle colonnine, che eludono i risultati della ricerca. In questo senso, si cerca di confrontare Airbnb con stesse caratteristiche esterne. Per questo motivo, si è ritenuto opportuno presentare un focus, nello specifico, sul comune di Torino; la scelta è stata dettata dall'alta concentrazione di colonnine per unità di superficie, prima nella regione Piemonte e tra le prime in Italia (Motus-e, 2025).

Il comune di Torino presenta 9295 Airbnb, di cui 3582 non presentano una struttura di ricarica nelle vicinanze (dati su 250 metri), mentre i restanti 5713 sì; questa divisione permette di andare ad indagare sull'effetto, confrontando i due gruppi. Si presenta, quindi, l'effetto generale, senza divisione in fasce di prezzo.

Y = ln_RVN	raggio 150m	raggio 259m	raggio 500m	raggio 1000m
pres_col	0.0183** (3.00)	0.0143* (2.35)	0.0134 (1.61)	0.0159 (1.87)
ln_bedrooms	0.447*** (28.85)	0.447*** (28.81)	0.447*** (28.84)	0.447*** (28.85)
Bathrooms	0.102*** (8.60)	0.102*** (8.62)	0.103*** (8.64)	0.103*** (8.64)
MaxGuests	0.0258*** (7.53)	0.0258*** (7.53)	0.0258*** (7.52)	0.0258*** (7.52)
LType	0.399*** (40.32)	0.399*** (40.31)	0.399*** (40.24)	0.399*** (40.26)
ln_distanza	-0.0175*** (-4.38)	-0.0173*** (-4.32)	-0.0179*** (-4.47)	-0.0180*** (-4.52)
Price_Tier	0.292*** (108.43)	0.292*** (108.31)	0.292*** (108.33)	0.292*** (108.35)
_cons	2.343*** (53.19)	2.338*** (52.86)	2.341*** (52.16)	2.340*** (52.18)
N	7203	7203	7203	7203

I risultati attestano come l'effetto della presenza di colonnina sia meno marcato nel capoluogo del Piemonte; gli unici due raggi significativi sono infatti 150 metri (al 95%) e 250 metri (al 90%). L'incremento dei ricavi registra rispettivamente +1.83% e +1.43%. Tale risultato, che può risultare modesto, vedremo poi essere dettato dalla divisione nelle fasce di prezzo.

Si verifica ora, come nei passaggi precedenti, le variazioni per #EVSE: la tabella sottostante mostra l'aumento dei ricavi (in valore assoluto) associato ai diversi raggruppamenti selezionati.

Y= RVN_DAY	raggio 150m	raggio 250m	raggio 500m	raggio 1000m
<u>gruppo_EV</u>				
da 1 a 4	18.41*** (8.92)	27.60*** (13.57)	38.72*** (8.68)	27.33** (2.65)
da 5 a 10	20.73*** (8.59)	29.05*** (13.4)	47.93*** (12.43)	65.50*** (3.75)
oltre 10	23.36** (3.12)	37.62*** (12.71)	46.68*** (23.58)	48.97*** (24.73)
ln_bedrooms	39.68*** (8.83)	40.81*** (9.18)	42.63*** (9.65)	42.38*** (9.64)
Bathrooms	29.80*** (5.64)	30.04*** (5.77)	31.22*** (6.05)	31.01*** (6.05)
MaxGuests	7.140*** (6.75)	6.873*** (6.58)	6.388*** (6.16)	6.366*** (6.18)
LType	21.76*** (11.67)	21.57*** (11.77)	20.40*** (11.25)	20.43*** (11.28)
Price_Tier	23.66*** (31.00)	23.44*** (31.03)	23.77*** (31.59)	23.79*** (32.17)
ln_distanza	-5.799*** (-4.82)	-4.094*** (-3.44)	-4.374*** (-3.81)	-5.125*** (-4.34)
_cons	-68.79*** (-5.32)	-91.90*** (-7.18)	-104.4*** (-8.20)	-100.9*** (-7.74)
Numero di osservazioni	8544	8544	8544	8544

Nei primi 2 raggi rappresentati si evidenzia un trend crescente in base alla numerosità delle EVSE, mentre nei due più ampi è percepito meglio un numero intermedio di colonnine.

Questo risultato conferma le preferenze dei clienti evidenziate su tutta la regione, con la loro propensione verso un Airbnb nei pressi di un hub di ricarica.

Si prende ora in esame, nel dettaglio, il raggio da 250 metri, identificato come di maggiore rilievo, in quanto è la distanza media per la quale un visitatore è disposto a lasciare in ricarica la macchina per poi recarsi presso la struttura Airbnb; questa distanza permette al visitatore il trasporto di eventuali bagagli presso l'alloggio senza difficoltà o eccessiva fatica. Di seguito si mostra l'equazione e la relativa tabella con suddivisioni per fasce di prezzo. In questa prima tabella si va a verificare solamente l'effetto della presenza, nella tabella successiva si presenteranno i diversi comportamenti in base alle quantità.

Delta-method	dy/dx	Std. Err.	t	P>t	[95% Conf. Interval]	
<i>Price_Tier##presenza_colonnina250 (ln_RVN)</i>						
budget	0.0570	0.0126	4.54	0.000	0.0324	0.0816
economy	0.0067	0.0080	0.84	0.402	-0.0090	0.0225
midscale	0.0057	0.0078	0.73	0.468	-0.0097	0.0211
upscale	-0.0146	0.0091	-1.61	0.108	-0.0324	0.0032
luxury	0.0258	0.0225	1.14	0.252	-0.0184	0.0699

L'analisi mostra una variazione significativa per quanto riguarda la fascia di prezzo budget, confermando quindi la presenza delle colonnine come fattore differenziante anche nelle zone urbane. Quantitativamente, l'effetto è pari a un incremento del +5.7%, risultato significativo con un'incertezza del 0.1% e più alto della media regionale. Il gruppo luxury non risulta invece significativo.

5.5 Differenti aspetti della tipologia ultrafast

Nelle varie analisi proposte, le colonnine di ricarica sono state considerate tutte uguali, senza valutare la potenza di ricarica, che permette una suddivisione in tipologie (già presentata al Capitolo 3.2). In base a tale suddivisione, si presentano ora gli effetti solo delle colonnine ultrafast (potenza superiore ai 22 KW), da confrontare con le analisi generiche, di modo da evidenziare, se presenti, distinzioni oppure stesso effetto.

Si riporta ora in tabella la suddivisione per ogni raggio considerato tra Airbnb che possiedono una EVSE ultrafast nelle vicinanze o meno.

#ULTRAFAST	#AIRBNB - 150m	#AIRBNB - 250m	#AIRBNB - 500m	#AIRBNB - 1000m
nessuna	28939	27670	23773	18483
almeno 1	805	2074	5971	11261

Si nota come la presenza delle strutture a ricarica veloci è ancora limitata nella regione e tale dato risulta in accordo con il trend nazionale (Motus-e 2025).

In particolare, questa tipologia di EVSE consente al cliente di effettuare una ricarica in tempi molto ridotti rispetto all'alternativa standard, permettendo una maggiore flessibilità negli spostamenti. Si verifica ora la presenza di un riscontro quantitativo significativo attraverso la seguente regressione¹⁵.

Y= ln_RVN	raggio 150m	raggio 250m	raggio 500m	raggio 1000m
pres_UF	0,0191 (1.62)	0,0287*** (3.71)	0,0131* (2.54)	0,00863 (1.71)
ln_bedrooms	0.314*** (32.30)	0.314*** (32.38)	0.314*** (32.35)	0.314*** (32.35)
Bathrooms	0.137*** (15.13)	0.137*** (15.13)	0.138*** (15.10)	0.138*** (15.11)
MaxGuests	0.0456*** (18.09)	0.0455*** (18.07)	0.0456*** (18.05)	0.0456*** (18.08)

¹⁵ Le variabili di controllo del modello sono le medesime utilizzate per valutare l'effetto sull'infrastruttura standard, di modo da dare una continuità nel lavoro svolto e la possibilità di un confronto.

Price_Tier	0.264*** (141.43)	0.264*** (141.49)	0.264*** (141.45)	0.264*** (141.46)
LType	0.304*** (41.15)	0.304*** (41.13)	0.303*** (41.04)	0.303*** (40.90)
Central_market	0.115*** (24.44)	0.116*** (24.58)	0.117*** (24.14)	0.118*** (22.47)
ln_distanza	-0.0483*** (-16.59)	-0.0486*** (-16.69)	-0.0485*** (-16.65)	-0.0479*** (-16.51)
_cons	2.852*** (91.29)	2.852*** (91.33)	2.851*** (91.32)	2.845*** (90.78)
N	21006	21006	21006	21006

L'effetto maggiore è rilevato nella fascia dei 250 metri, a cui si associa un incremento dei ricavi di +2.87%. Nel raggio dei 500 metri, l'effetto è significativo al 95% e rappresenta un aumento del 1.31%; per quanto riguarda gli altri due raggi, non sono presenti invece scostamenti significativi dallo zero.

Si procede ora, in maniera analoga ai capitoli precedenti, a una suddivisione per fasce di prezzo, allo scopo di verificare differenze nell'effetto. Si seleziona, anche in questo caso, il raggio da 250 metri, in quanto il più significativo.

Delta-method	dy/dx	Std. Err.	t	P>t	[95% Conf. Interval]
<i>presenza_UF_250##Price_Tier (ln_RVN)</i>					
budget	0.0380	0.0174	2.180	0.029	0.0039 0.0720
economy	0.0096	0.0119	0.800	0.423	-0.0139 0.0330
midscale	0.0005	0.0120	0.040	0.967	-0.0230 0.0240
upscale	0.0191	0.0125	1.530	0.125	-0.0053 0.0435
luxury	0.0762	0.0246	3.100	0.002	0.0280 0.1244

L'incremento maggiore lo si rileva per la fascia di prezzo più alta, con un incremento del 7.62%. Per le altre fasce economiche non sono rilevate invece variazioni statisticamente significative.

Espandendo l'analisi a raggi maggiori (1000 m) i risultati rilevati non sono però gli stessi, la fascia dai benefici più significativi è la più economica (budget) con +4.08%.

Delta-method	dy/dx	Std. Err.	t	P>t	[95% Conf. Interval]
<i>gruppo_UF_1000C##Price_Tier (ln_RVN)</i>					
budget	0.0408	0.0105	3.870	0.000	0.0201 0.0614
economy	0.0130	0.0083	1.570	0.116	-0.0032 0.0292
midscale	-0.0207	0.0083	-2.510	0.012	-0.0369 -0.0045
upscale	-0.0154	0.0084	-1.830	0.068	-0.0320 0.0011
luxury	0.0338	0.0128	2.640	0.008	0.0087 0.0590

Questi risultati sono in linea con quanto evidenziato nel modello generale della regione, con preferenze differenti dei clienti in base alla fascia di prezzo.

Per quanto concerne l'analisi sull'infrastruttura di ricarica elettrica veloce, non si presenterà l'analisi di regressione con suddivisione dell'effetto in relazione al numero di colonnine presenti¹⁶, per evitare stime inaffidabili dell'effetto. Questo per via della scarsa numerosità di strutture che presentano oltre 5 EVSE nei dintorni, in particolare, per i raggi inferiori, come evidenziato nella tabella sottostante.

#ULTRAFAST	#AIRBNB - 150m	#AIRBNB - 250m	#AIRBNB - 500m	#AIRBNB - 1000m
da 1 a 4	797	1998	5250	6085
da 5 a 10	8	73	680	3846
oltre 10	0	3	41	1330
nessuna	28939	27670	23773	18483

¹⁶ La suddivisione in classi è la medesima già presentata.

6. Conclusioni

Lo studio condotto ha evidenziato esternalità positive derivanti dalla presenza di colonnine di ricarica nelle vicinanze di strutture di Airbnb. L'effetto generale è stato quantificato, attraverso una regressione multivariata, che ha restituito valori di incremento pari a +2.5% dei ricavi medi per pernottamento ed a +0.038 punti nel tasso di occupazione, per quanto riguarda le strutture con almeno una colonnina in un raggio di 150 metri.

L'effetto non è però omogeneo per tutte le strutture e **la fascia di prezzo maggiormente interessata dalle esternalità positive è quella più economica**, nella quale la presenza delle colonnine costituisce un fattore discriminante, riconosciuto dai clienti "eco-friendly"; è presente, infatti, sia un aumento dei ricavi medi per pernottamento pari a +3.26% che un aumento nel tasso di occupazione che ammonta a +0.08 per strutture con almeno una colonnina nel raggio di 250 metri.

Si è valutato, inoltre, come si modifica il tasso di occupazione (OR) nelle diverse fasce di prezzo quando è presente una struttura di ricarica nelle vicinanze e in particolare, per il raggio di 250 metri, le fasce nelle quali è stato rilevato il maggiore aumento sono le più economiche (budget ed economy) rispettivamente con +0.08 e +0.07; è stato inoltre riscontrato un incremento decrescente all'aumentare della fascia di prezzo fino a diventare non significativo nella fascia luxury.

Le strutture della tipologia luxury, pur presentando un incremento significativo pari a +7.9% nei ricavi medi per pernottamento, nel raggio di 150 metri, non presentano un incremento significativo nel tasso di occupazione. Il dato sui ricavi tende comunque ad affievolirsi, diventando poco significativo all'aumentare della distanza colonnina-struttura: questo testimonia la propensione del cliente per un servizio premium solo quando questo risulta particolarmente comodo e facilmente raggiungibile. Tale tendenza non è invece riscontrata per le strutture della tipologia budget, per le quali l'effetto non presenta riduzione all'aumentare della distanza, con clienti maggiormente propensi ad adattarsi alla distanza.

Sono state valutate anche variazioni nell'effetto in relazione al numero di colonnine, con una preferenza nei confronti di un numero limitato di colonnine per distanze colonnina-struttura ridotte; all'aumentare della distanza invece i clienti preferiscono disporre di strutture estese quali hub di ricarica elettrica. Questi risultati suggeriscono come le conseguenze negative legate alla presenza delle colonnine, quali impatti sulla viabilità con aumento di traffico e inquinamento (Liang et al. 2022), ne limitino le esternalità, mentre ad una maggiore distanza questi aspetti siano di secondo piano e prevalga l'interesse nei confronti di un servizio completo ed efficiente. In relazione a questi risultati, si presentano implicazioni manageriali e di policy in merito alla pianificazione territoriale e al posizionamento delle colonnine, con la distribuzione diffusa nelle aree centrali e la predisposizione di aree green di ricarica nelle zone periferiche, subito fuori dai centri urbani. Tali direttive risultano in linea con la distribuzione attuale che risulta però ancora insufficiente per la costruzione di una rete ramificata ed efficiente, è necessario quindi un potenziamento della rete di ricarica.

Nel comune di Torino inoltre si registra, per la fascia di prezzo budget, un aumento dei ricavi del 5.7%, maggiore rispetto alla media regionale, per le strutture con almeno una colonnina presente nelle vicinanze di 250 metri di raggio, confermando le EVSE come fattore differenziante. Le colonnine di tipologie ultrafast presentano un incentivo ancora maggiore per il cliente, riuscendo a colmare, almeno in parte, il problema legato ai lunghi tempi di ricarica; si registra infatti un incremento dei ricavi medi per pernottamento del 2.9%.

Bibliografia

- 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(2), 103857. <https://doi.org/10.1016/j.im.2023.103857>.
- Milone, F. L., Gunter, U., & Zekan, B. (2023).** The pricing of European Airbnb listings during the pandemic: A difference-in-differences approach employing COVID-19 response strategies as a continuous treatment. *Tourism Management*, 97, Article 104738. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2023.104738>.
- Benítez-Auriolés, B. (2019).** Barcelona's peer-to-peer tourist accommodation market in turbulent times: Terrorism and political uncertainty. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 31(12), 4419–4437. <https://doi.org/10.1108/IJCHM-01-2019-0090>.
- Li, J., Moreno, A., & Zhang, D. J. (2016).** Pros vs joes: Agent pricing behavior in the sharing economy. *Ross School of Business Working Paper Series* No. 1298. SSRN <https://ssrn.com/abstract=2708279>.
- Cai, Y., Zhou, Y., Ma, J. J., & Scott, N. (2019).** Price determinants of Airbnb listings: Evidence from Hong Kong. *Tourism Analysis*, 24(2), 227–242. <https://doi.org/10.3727/108354219X15525055915554>.
- Sainaghi, R., Abrate, G., & Mauri, A. (2021).** Price and RevPAR determinants of Airbnb listings: Convergent and divergent evidence. *International Journal of Hospitality Management*, 92, Article 102709. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2020.102709>.
- Chen, Y., Xie, K., (2017).** Consumer valuation of Airbnb listings: a hedonic pricing approach. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 29 (9), 2405–2424. <https://doi.org/10.1108/IJCHM-10-2016-0606>.
- Chiappa, G. D., Pung, J. M., Atzeni, M., & Sini, L. (2021).** What prevents consumers that are aware of Airbnb from using the platform? *International Journal of Hospitality Management*, 96, 102944. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2020.102775>.
- Kirkos, E. (2021).** Airbnb listings' performance: determinants and predictive models. *European Journal of Tourism Research*, 30, 3012. <https://doi.org/10.54055/ejtr.v30i.2142>.
- Liang, J., Qiu, Y., Liu, P., He, P., & Mauzerall, D. L. (2023).** Effects of expanding electric vehicle charging stations in California on the housing market. *Nature Sustainability*, 6, 549–558. <https://doi.org/10.1038/s41893-022-01058-5>.
- Qian, Lixian & Zhang, Cheng. (2022).** Complementary or Congruent? The Effect of Hosting Tesla Charging Stations on Hotels' Revenue. *Journal of Travel Research*, 62(3), 663-684. <https://doi.org/10.1177/00472875221093017>.

Zheng, Y., Keith, D.R., Wang, S. et al. (2024). Effects of electric vehicle charging stations on the economic vitality of local businesses. *Nature Communications*, **15**, 7437.
<https://doi.org/10.1038/s41467-024-51554-9>.

Simonin, Bernard L., and Julie A. Ruth. (1998). Is a Company Known by the Company it Keeps? Assessing the Spillover Effects of Brand Alliances on Consumer Brand Attitudes. *Journal of Marketing Research*, 35(1), 30-42. <https://doi.org/10.2307/3151928>

Lanseng, Even Johan, and Lars Erling Olsen. (2012). "Brand alliances: the role of brand concept consistency". *European Journal of Marketing*, 46 (9): 1108-1126.
<https://doi.org/10.1108/03090561211247874>.

MOTUS-E. (2025). *Le infrastrutture di ricarica a uso pubblico in Italia. Sesta edizione (dati al 31 dicembre 2024)*. Roma: MOTUS-E.

Airbnb. (2024). <https://news.airbnb.com/about-us/> [Online]

MOTUS-E. (2025). <https://www.motus-e.org/> [Online]

Appendice

Si riportano le due tabelle citate al Capitolo 5.1.1 relative agli effetti della presenza di EVSE in relazione alla fascia di prezzo

Delta-	method	dy/dx	Std. Err.	t	P>t	[95% Conf. Interval]
<i>Price_Tier##presenza_colonnina150</i>						
<i>(ln_RVN)</i>						
budget	0.0194	0.0124	1.56	0.118	-0.0049	0.0437
economy	0.0089	0.0084	1.07	0.286	-0.0075	0.0254
midscale	-0.0007	0.0085	-0.09	0.932	-0.0174	0.0160
upscale	0.0060	0.0083	0.72	0.470	-0.0103	0.0223
luxury	0.0840	0.0157	5.34	0.000	0.0532	0.1149

Delta-	method	dy/dx	Std. Err.	t	P>t	[95% Conf. Interval]
<i>Price_Tier##presenza_colonnina500</i>						
budget	0.045896	0.010808	4.25	0.000	0.0247	0.0671
economy	0.034664	0.008688	3.99	0.000	0.0176	0.0517
midscale	-0.00072	0.008719	-0.08	0.934	-0.0178	0.0164
upscale	-0.01059	0.008961	-1.18	0.237	-0.0282	0.0070
luxury	0.038501	0.012864	2.99	0.003	0.0133	0.0637