



**Politecnico  
di Torino**

**Corso di Laurea Magistrale  
Ingegneria Gestionale**

A.a. 2020/2021  
Sessione di Laurea Dicembre 2021

# **L'importanza delle parole**

Analisi semantica su titoli e rispettive performance degli annunci degli host di Torino e di Roma sul portale online Airbnb.

**Relatore**

Elisabetta Raguseo

**Candidata**

Emilia Gargiulo

**Correlatore**

Francesco Luigi Milone

**Matricola**

273228



## Sommario

---

Abstract.....	5
1. Sharing Economy.....	8
1.1 Definizione.....	8
1.2 Impatto sul mercato tradizionale.....	9
2 Airbnb.....	14
2.1 Introduzione.....	14
2.2 Strategia e vantaggio competitivo.....	15
2.3 Esternalità e Regolamentazione.....	17
2.4 Effetti della pandemia globale.....	22
3 Analisi dataset Torino.....	26
3.1 Studi precedenti.....	26
3.2 Analisi preliminare dataset Torino.....	28
3.3 Analisi di correlazione (diagramma a dispersione).....	36
3.4 Sentiment analysis.....	45
3.4.1 Dataset Entire home.....	49
3.4.2 Dataset Private room.....	51
3.4.3 Dataset Shared room.....	53
3.4.4 Dataset hotel room.....	54
3.5 Analisi di regressione.....	55
3.5.1 Dataset Entire Home.....	57
3.5.2 Dataset Private room.....	61
3.5.3 Dataset Shared room.....	65
3.5.4 Dataset Hotel room.....	69
3.5.5 Dataset 2019.....	73
3.5.6 Dataset 2020.....	77
3.5.7 Considerazioni sull'analisi di regressione.....	81
4 Analisi dataset Roma.....	83
4.1 Analisi semantica.....	87
5 Conclusioni.....	103
6 Bibliografia.....	106
7 Sitografia.....	107



# Abstract

---

La **sharing economy** è un modello nato a ridosso della diffusione dell'economia digitale ed è caratterizzato da un lavoro più parcellizzato, affidato a freelance e gestito da piattaforme che ne coordinano l'organizzazione. La sharing economy permette di distribuire beni e servizi, in cui la modalità di locazione viene definita peer-to-peer, ovvero senza l'intermediazione di altri attori; infatti, sono host e ospiti a mettersi direttamente d'accordo per la transazione.

In questo contesto nasce la piattaforma di **Airbnb**, il cui compito è quello di mettere in contatto host e ospiti e di mediare la transazione. La costituzione di Airbnb ha rivoluzionato e innovato il concetto di turismo, affacciandosi al mercato durante un periodo di progresso tecnologico, nel cui contesto ha saputo modernizzarsi per rispondere al meglio alle esigenze della clientela. Mentre i business tradizionali incentivano la fiducia dei consumatori attraverso il rispetto delle normative governative, questo tipo di piattaforme costruiscono la fiducia gestendo sistemi di recensioni, rating e verifica degli ID attraverso appositi meccanismi reputazionali. Per tali motivi è ritenuto interessante comprendere come questi nuovi modelli di business riescano ad attrarre utenti, risultando affidabili, e come la reputazione impatti sulle scelte dei peer influenzando la domanda e i relativi profitti. Airbnb ha permesso agli utenti, dunque, di portare a termine transazioni in maniera orizzontale rendendole, in questo modo, più veloci e frequenti, e ha offerto agli ospiti vantaggi in termini di prezzo permettendo di confrontare più offerte contemporaneamente. La piattaforma ha inoltre permesso a molti proprietari di immobili di entrare nel business degli short term rent e di guadagnare affittando i propri alloggi sottoutilizzati, incontrando così la domanda proveniente da turisti e viaggiatori. Il successo di Airbnb è tanto dirompente da riuscire a coinvolgere, alla fine del 2019, 7 milioni di alloggi dislocati in più di centomila città nel mondo, divise in 220 Paesi.

Lo shock economico e il conseguente calo dei viaggi a causa della pandemia da **covid-19** hanno determinato una crisi a livello globale: “gli arrivi di turisti internazionali sono diminuiti del 20-30%” (UNWTO, 2020b, p. 2). Ciò ha senza dubbio causato sostanziali cambiamenti anche per la piattaforma online di Airbnb. Sono infatti, numerosi gli effetti negativi derivanti dalla pandemia, a causa dei turisti in lockdown costretti a cancellare le prenotazioni, che sono quindi crollate di oltre il 90% nei paesi più colpiti.

Al fine di inquadrare al meglio la situazione, il documento riporta diversi studi focalizzati su host e guest. Questo studio esamina come l'interattività host-ospite e le descrizioni degli annunci influiscano sull'intenzione di acquisto degli acquirenti in un contesto di commercio online di condivisione di alloggi e quali sono i fattori che influiscono sull'appetibilità dell'inserzione nonché sulla fiducia che riesce a trasmettere l'host, confrontando i risultati ottenuti tra due periodi: pre-covid e post-covid. Lo studio riguarda principalmente la correlazione tra descrizione dell'annuncio e performance dell'host, in termini di guadagno e di rating raggiunto, attraverso analisi di correlazione bivariata, analisi semantica e analisi di regressione lineare per dare evidenza di quali fattori incidono sulla buona riuscita e sul successo delle inserzioni. In particolare, si utilizzano tecniche di text mining per analizzare le descrizioni degli alloggi degli host e analisi di regressione lineare condotta con il software open source Jupyter Notebook sfruttando il linguaggio Python.

L'analisi condotta viene svolta dapprima sfruttando il dataset di Torino per formulare ipotesi, per poi validare o scartare queste ultime con il dataset di Roma, che gode di un numero di campioni molto più elevato. L'analisi condotta sul dataset torinese suggerisce che l'intenzione di acquisto dei potenziali ospiti aumenta con la rilevanza dell'inserzione e il volume delle foto pubblicate dall'host. Si è inoltre appurata una correlazione negativa tra numero di recensioni e ricavi dell'annuncio. In particolar modo si può notare come gli annunci che presentano la parola "casa" invece che "appartamento" ricevono valutazioni più elevate da parte degli ospiti, che reputano l'esperienza del soggiorno più autentica. La suddetta analisi suggerisce che non solo la quantità di foto o il numero di caratteri utilizzati nella descrizione dell'annuncio ma anche la presenza della "Cleaning fee" concorre a creare un'immagine reputazionale solida e conta sull'intenzione di acquisto dei potenziali ospiti. È interessante notare come i fattori che incidono sulla reputazione variano da categoria a categoria di alloggio.

Sono stati inoltre processati quali sono le principali differenze del renting prima e durante la pandemia e come si sono dovuti adattare gli host all'emergenza sanitaria. Infatti, un'altra principale evidenza emersa è la volontà degli host di optare per tempi di permanenza più lunghi, venendo a mancare la domanda di pernottamento e soggiorno da parte dei turisti tradizionali. In questo modo gli host si spostano sul segmento del long term renting, puntando sugli utenti che hanno esigenze diverse dai classici viaggiatori che vanno in vacanza con la famiglia o gli amici per qualche giorno. La situazione in cui ci troviamo però non risulta stabile, essendo il periodo imputato un momento di assestamento. Si ipotizza dunque, un

ritorno ad abbassare la soglia di permanenza minima grazie alla ripresa del turismo. Si suggerisce anche che le categorie di alloggi più utilizzate per i viaggi di lavoro verranno fortemente colpite, in quanto le aziende si sono adattate per poter raggiungere gli stessi obiettivi anche da remoto con l'utilizzo di piattaforme dedicate, risparmiando in questo modo anche sulle spese.

Oltre a validare o scartare le ipotesi iniziali, dal dataset romano sono emerse ulteriori evidenze della correlazione esistente tra parole inserite nel titolo dell'annuncio e ricavi. In particolare, si testano le parole che sono state aggiunte ai Listing Title degli annunci del 2020.

# 1. Sharing Economy

---

## 1.1 Definizione

Il termine “Sharing Economy” è stato menzionato per la prima volta nel 2008 e denota “il consumo collaborativo realizzato dalle attività di condivisione, scambio e noleggio di risorse senza possedere i beni” (Lessig 2008, pp. 143 ss.). Nell'ambito delle transazioni economiche, si riferisce all'uso di un oggetto (un bene fisico o un servizio) il cui consumo è frazionato in singole parti. La Sharing Economy collega la ricerca sui social network con il dominio del social commerce online così come è stabilito nelle interazioni C2C. Il social commerce è una forma di commercio mediata dai social media per supportare le interazioni sociali e i contributi degli utenti per supportare le attività di acquisto e vendita di prodotti e servizi (Liang e Turban 2011). Sebbene la Sharing Economy non si concentri sul trasferimento di proprietà di prodotti e servizi, richiede meccanismi per le transazioni C2C, come prenotazioni (ad es. di un'auto) e pagamenti (ad es. per l'utilizzo di un'auto e servizi aggiuntivi). Contrariamente al modello di mercato tradizionale, che si basa sulla proprietà, la “Sharing Economy” si basa sull'utilizzo e la condivisione di prodotti e servizi tra gli utenti, che normalmente sarebbero inutilizzati o sottoutilizzati, dove manca però il carattere della professionalità. Il principio di per sé non è nuovo: la condivisione delle risorse è nota nei settori business-to-business (B2B), come la condivisione di macchinari in agricoltura e silvicoltura (ad esempio Maschinenring nei paesi di lingua tedesca) così come nei business-to-consumer (B2C), come lavanderie a gettoni, noleggi auto o biblioteche pubbliche. Recentemente la “Sharing economy” ha favorito una proliferazione di transazioni consumer-to-consumer (C2C) che ha condotto alla nascita di nuovi modelli di business.

La dimensione digitale della sharing economy apre la possibilità a pratiche economiche innovative. In parte, questa situazione riguarda le nuove articolazioni dell'economia che si manifestano nel complesso rapporto tra virtuale e materiale (Crampton, 2009; Dodge et al., 2009; Kinsley, 2012, 2014; Kitchin e Dodge, 2011; Zook e Graham, 2007). Allo stesso modo, coinvolge nuovi prodotti che vengono realizzati, diffusi e consumati tramite mezzi digitali (Kitchin, 2014; Wark, 2004; Wilson, 2012). Insieme, queste riconfigurazioni della portata, della scala e dell'intensità delle interazioni economiche illustrano l'importanza di esaminare le

prestazioni della sharing economy. La capacità principale della sharing economy è quella di essere sia alternativa che prolungamento dell'economia tradizionale. Tale qualità di questo business risulta interessante da un punto di vista di misurazione delle prestazioni. Le possibilità di funzionamento delle reti peer-to-peer (Oram, 2001), a differenza dei modelli tradizionali, non risiedono nella gerarchia (Woods, 1996). Cioè, nell'immaginazione dello spazio (economico) le reti peer to peer vengono concepite come un "sistema di ordine auto-organizzato composto da individui che si autoinventano e si autosostengono, la cui struttura cambia continuamente in base alle mutevoli esigenze e condizioni" (Woods, 1996: p. 287).

A seconda del coinvolgimento del denaro, possono essere identificati due modelli. Il primo è il modello di mercato tradizionale in cui due attori si scambiano la proprietà di un bene o servizio in cambio di denaro. Il secondo è il dono, in cui un bene viene donato a un altro attore, senza alcun denaro coinvolto nel processo di transazione. Ricerche recenti hanno identificato i cosiddetti modelli ibridi come future forme di scambio economico. Questi modelli si basano sulla coesistenza di diverse tipologie di modelli di mercato e non, come la Sharing Economy (Scaraboto 2015).

## 1.2 Impatto sul mercato tradizionale

Il fenomeno della Sharing Economy può essere riconosciuto in molti settori, nei quali si individuano 4 modelli ricorrenti:

1. Start-up. Gran parte dell'innovazione nella Sharing Economy deriva da start-up e la suddetta ha creato nei primi anni di diffusione dieci cosiddetti unicorni (Koetsier 2015). Queste sono aziende che valgono ciascuna più di un miliardo di dollari. Tra questi ci sono Uber, Airbnb, Kuaidi Dache e WeWork. Sebbene molte start-up si concentrino su servizi finanziari, mobilità e viaggi, esempi provenienti da altri settori, come l'istruzione, la musica o la logistica, sono alla base della natura intersettoriale di questo fenomeno.
2. Incumbent. Oltre alle start-up, le aziende consolidate fungono da fornitori di servizi anche nel campo della Sharing Economy (Botsman 2014). Ikea, ad esempio, consente ai propri clienti di scambiare mobili usati tramite il proprio sito web. Sulla piattaforma

online di Wal-Mart, inoltre, i consumatori possono condividere videogiochi usati. Un modello tipico è rappresentato quindi dagli operatori storici che collaborano con le start-up, come illustrato dall'esempio di General Motors che ha investito 3 milioni di dollari in RelayRides.

3. B2C. Sebbene la Sharing Economy si concentri sullo scambio di beni e servizi tra i consumatori, l'accesso a queste risorse è in molti casi intermediato dalle aziende che forniscono servizi a valore aggiunto per i consumatori (Eckhardt e Bardhi 2015). Una delle ragioni principali per cui ciò avviene è la mancanza di fiducia tra gli individui, come la preoccupazione per chi presta di un eventuale danno sul bene condiviso. Ciò può essere risolto da un intermediario che fornisce servizi, come i servizi assicurativi, al prestatore (Weber 2014, p. 35).
4. C2C. La prospettiva C2C considera il ruolo simultaneo di produttori e consumatori di servizi: “i singoli individui e le singole organizzazioni spesso assumono ruoli sia di consumatori che di produttori, [...] questi ruoli sono essi stessi porosi, con attori che partecipano a entrambi e si muovono tra di loro.” (Thomas et al. 2013, pp. 1017). Ciò si riflette nel termine "consumo collaborativo", che si concentra sul consumo peer-to-peer di servizi senza coinvolgere alcun intermediario.

Indipendentemente dai quattro modelli generici, la Sharing Economy crea benefici per consumatori, fornitori e intermediari (Hamari et al. 2015). Per i consumatori, ad esempio, offre la possibilità di usufruire di un prodotto specifico (fisico o immateriale) per un determinato scopo invece di acquistare un tipo di prodotto "taglia unica" e standardizzato. Inoltre, ha anche vantaggi economici, ovvero, minori investimenti di capitale per l'utilizzo di un bene invece di acquistarlo. Da un punto di vista ecologico, la Sharing Economy offre potenziali di riduzione dei rifiuti a causa della ridotta produzione di beni e servizi. La reputazione è un fattore che completa i vantaggi economici ed ecologici. I fornitori e gli intermediari possono, dunque, posizionarsi come piattaforme in cui i consumatori condividono beni e servizi o forniscono servizi a valore aggiunto come ad esempio servizi assicurativi o di pagamento. Questi nuovi modelli possono anche generare effetti positivi sulla reputazione. Ad esempio, nel caso in cui le aziende offrono la possibilità ai consumatori di rivendere i loro prodotti usati, queste nuove comunità possono contribuire a un'immagine positiva del marchio.

Nell'ambito della prospettiva macroeconomica, l'economia mira a identificare il motivo per cui i consumatori partecipano alla Sharing Economy e favoriscono questi modelli di mercato ibridi rispetto a quelli puramente basati sul mercato (Hamari et al. 2015). Strettamente legate a ciò, ci sono le questioni giuridiche, come le tasse, la regolamentazione, ecc. (Cusumano 2015, p. 34; Kassan e Orsi 2012), che spesso attendono ancora la legislazione e fanno parte della ricerca nella disciplina del diritto. Ad esempio, l'affitto professionale di appartamenti tramite Airbnb richiede anche assicurazioni speciali e licenze nonché il pagamento di tasse e simili (Malhotra e Van Alstyne 2014). Lo stesso vale per il crowdfunding nel settore dei servizi finanziari. Un'altra direzione di ricerca analizza il potenziale impatto positivo della Sharing Economy sulla sostenibilità ambientale e l'uguaglianza sociale (Heinrichs 2013).

Da un punto di vista microeconomico, la Sharing Economy è parte di discussione in varie discipline. Indipendentemente dalla maturità e dalle dimensioni di un'azienda, la letteratura manageriale ha identificato diverse strategie aziendali per avere successo nella Sharing Economy:

- vendere l'uso e non la proprietà;
- sostenere la riappropriazione dei prodotti vendendo beni e servizi;
- sfruttare risorse e capacità inutilizzate o sottoutilizzate;
- fornire servizi di riparazione e manutenzione;
- mirare a nuovi clienti;
- sviluppare modelli di business completamente nuovi

Inoltre, i modelli intermediari si concentrano su come questi attori possono eliminare il problema dell'azzardo morale fornendo servizi assicurativi al prestatore (Weber 2014); possono essere anche degli attori che si occupano di verificare la veridicità di un annuncio, assistere un pagamento o fornire un servizio accessorio. Questi modelli intermediari sono importanti affinché il modello di business della Sharing Economy possa prendere piede.

La visione microeconomica, infine, integra la visione macroeconomica e affronta gli aspetti strategici, di processo e di sistema dei consumatori di servizi, dei fornitori e degli intermediari (Alter 2009). Di fatti, ciò comporta la co-creazione di servizi tra consumatori e fornitori di servizi in uno specifico sistema di servizi che collaborano congiuntamente lungo il ciclo di vita del servizio e le corrispondenti applicazioni per la loro implementazione tecnica, integrazione e funzionamento.

Un tema ricorrente nelle discussioni sulla sharing economy è che ha accelerato l'incursione delle relazioni di mercato in ambiti della vita sociale precedentemente non monetizzati (Ravenelle 2017, 2019; Scholz 2016). I valori d'uso (ad esempio la guida del proprio veicolo, o il soggiorno in casa propria) si trasformano in valori di scambio, ovvero meccanismi di generazione di reddito. Basandosi su precedenti argomentazioni di Hochschild (2012), questa linea di critica sostiene che le piattaforme di condivisione a scopo di lucro introducono implicitamente a far permeare una logica commerciale nella vita di tutti i giorni (Laurell e Sandström 2017; Richardson 2015). In questo racconto, le piattaforme di condivisione obbligano i fornitori a impegnarsi in pratiche di marketing competitive, a invocare tecniche di gestione del marchio precedentemente utilizzate solo dalle aziende e ad abbracciare tecnologie di valutazione che offuscano il confine tra la vita privata o non di mercato e il mondo pubblico dell'attività commerciale. Portate all'estremo, le piattaforme di condivisione incoraggiano anche gli aderenti alle piattaforme non profit a considerarsi microimprenditori, adeguando gradualmente le proprie soggettività per allinearsi al trend di commercializzazione.

Questa visione critica è contraddetta da vari studi. Molti intervistati di Fitzmaurice et al. (2018), ad esempio, consideravano le loro attività un'alternativa al mercato aziendale, non un'estensione di esso. Questi meccanismi sono incentivati da un immaginario "domestico", piuttosto che aspirazioni commerciali. Un piccolo studio sugli host di Airbnb e Couchsurfing rileva che anche quando inizialmente motivati dalla ricerca del reddito, arrivano a valutare fortemente la potenziale socialità che deriverebbe dalle transazioni (Lampinen e Cheshire 2016). Tuttavia, questi studi sulle piattaforme di condivisione che enfatizzano la socialità potrebbero sfruttare il *misconoscimento*, o ciò che Bourdieu ha chiamato la "sincera finzione dello scambio disinteressato" (Bourdieu 1977: 171). Inoltre, non è chiaro se questi orientamenti alternativi possano persistere di fronte al crescente potere e rilievo delle piattaforme leader.

Un secondo tema si concentra sulle conseguenze della sharing economy sull'organizzazione del lavoro e dell'occupazione. La critica verte sul fatto che le piattaforme di condivisione fanno parte di una tendenza più ampia che invita alla precarizzazione e al degrado del lavoro, classificando i lavoratori come appaltatori indipendenti e trasferendo il rischio da aziende e governi agli individui (Kalleberg 2013; Dubal 2017). Sembra logico dedurre che le piattaforme stiano innescando una corsa al ribasso poiché erodono le protezioni dei lavoratori e abbassano i salari. Negli ultimi anni c'è stata infatti una chiara traiettoria discendente, più pronunciata nel trasporto e nelle consegne. Molti studi rilevano nel periodo post-COVID una

forte riduzione della capacità dei lavoratori di assicurarsi il lavoro. Sebbene il deterioramento delle condizioni dei lavoratori sia in parte dovuto a condizioni del mercato del lavoro scaturite dalla pandemia, riflette anche l'enorme potere delle piattaforme, sia nel settore della condivisione che nella più ampia economia delle piattaforme.

# 2 Airbnb

---

## 2.1 Introduzione

Il sito di short term housing è stato concepito nell'ottobre 2007 da Brian Chesky, Joe Gebbia e Nathan Blecharczyk, tre amici che, non essendo in grado di pagare l'affitto, hanno avuto l'idea di ospitare alcune persone interessate a partecipare a una conferenza che si sarebbe svolta in quel periodo a San Francisco. La carenza degli alloggi a San Francisco, in quel periodo, ha incontrato l'offerta naïf di due coinquilini, Brian e Joe, con un posto letto in più: da qui nasce l'idea di creare una piattaforma che possa mettere in collegamento utenti che necessitano di un posto dove stare, e altri utenti che invece hanno posti letto vuoti. Nel gennaio 2009 viene avviata la società con l'aiuto dell'incubatore Y Combinator e da allora ha inizio la rapida ascesa, fino a diventare un colosso mondiale delle prenotazioni online. Al giugno 2012 la piattaforma contava alloggi in oltre 26.000 città in 192 paesi e raggiungeva 10 milioni di notti prenotate in tutto il mondo. In poco più di 10 anni dalla sua fondazione la piattaforma Airbnb, che contribuisce alla divulgazione della sharing economy, ha completamente rivoluzionato e riorganizzato il mondo del turismo. Tramite una profonda innovazione del modello di business degli Short Term Rent ha permesso l'ingresso nel mercato di nuove tipologie di attori che, tramite il servizio della piattaforma, hanno avuto la possibilità di ottenere una rendita accessoria affittando una o più camere inutilizzate della propria abitazione (o addirittura l'intero alloggio). Gli annunci che sono presenti su Airbnb includono sistemazioni quali stanze private, interi appartamenti, castelli e ville, ma anche barche, baite, case sugli alberi, igloo, isole private e qualsiasi altro tipo di alloggio.

Il concetto di condividere gli alloggi tra persone ordinarie non è nuovo. Infatti, questo concept esisteva molto prima dell'emergere di piattaforme di alloggi peer-to-peer online come Airbnb. Le associazioni di insegnanti svizzeri e olandesi, ad esempio, hanno iniziato il loro programma di scambio di casa per i membri nel 1950 (Gallagher, 2017). Il Consiglio Comunale di Varna in Bulgaria ha invitato i residenti ad aprire stanze nelle loro case ai turisti nel 1896 (Comune di Varna, 1896). Ma se all'inizio la piattaforma Airbnb era più incentrata su uno spirito di condivisione (di esperienze e di risorse sottoutilizzate) via via ha assunto dei

caratteri più capitalisti, facendo emergere figure di host la cui attività base si incentra sul profitto.

Il mondo delle piattaforme di sharing economy per l'alloggio è diventato man mano sempre più prolifico fino a contare un numero sempre più elevato di annunci. Oltre Airbnb, infatti, troviamo un vastissimo numero di piattaforme online che sfruttano lo stesso principio nel settore dell'house renting. Tra le varie, si contano Vrbo (utilizzato soprattutto per le case-vacanza), HomeAway e Tipping. Airbnb può essere considerato paradigma di questo modello di business, con circa 300 milioni di utenti e più di 7 milioni di annunci in tutto il mondo.

## 2.2 Strategia e vantaggio competitivo

La natura peer-to-peer della sharing economy intende aggirare le strutture istituzionali che offrono un senso di sicurezza sia al cliente che al fornitore di servizi. In particolare, la fiducia costruita attraverso le istituzioni, almeno in parte attraverso le prossimità routinarie che esse facilitano (D'Este et al., 2013; Grabher, 2002; Martin, 2000), rischia di andare persa. L'importanza relativa dell'interazione faccia a faccia per tale fiducia ha costituito la base di molti dibattiti sulla necessità di vicinanza per l'economia in una nuova era dei media (Amin e Roberts, 2008; Pratt, 2002; Rallet e Torre, 1999; Storper e Venables, 2004). Per alcuni la vicinanza è ancora intesa come un fattore decisivo nello stabilire la fiducia (Ettlinger, 2003), mentre altri sostenevano una comprensione più relazionale della fiducia che togliesse l'enfasi alle specificità di un singolo sito (Murphy, 2006). Il ruolo della fiducia nella sharing economy estende questi dibattiti. La fiducia rimane importante ma viene costruita attraverso la tecnologia. Nel vocabolario di Airbnb, "la fiducia è ciò che lo fa funzionare", con la funzione della piattaforma di "rendere facile la conoscenza degli host". In pratica, tale fiducia implica la costruzione di un profilo online che ha la base in un "ID verificato", che include sia la connessione ai social network (online) che la scansione dell'ID ufficiale. Un ulteriore fattore che incide sull'affidabilità dell'annuncio viene aggiunto attraverso lo storico di recensioni del profilo che sono visibili ad altri ospiti e host.

A differenza delle piattaforme di matchmaking puro come Craigslist o piattaforme di distribuzione come Expedia, Airbnb è coinvolto in numerosi meccanismi e aspetti che facilitano le transazioni. Ad esempio, Airbnb elabora i pagamenti dagli ospiti agli host e

guadagna denaro addebitando una “commissione di servizio” (cioè una percentuale di commissione) da entrambe le parti. Airbnb incoraggia inoltre sia gli ospiti che gli host a recensirsi pubblicamente l'un l'altro, il che aiuta a promuovere la fiducia di base necessaria affinché un tale servizio possa prosperare (Jøsang et al., 2007). La piattaforma in questione promuove ulteriormente la fiducia e la sicurezza offrendo varie misure di verifica dell'identità, protezione gratuita contro i danni alla proprietà (“Garanzia dell'host”), assicurazione di responsabilità gratuita (“Assicurazione per la protezione dell'host”) e una “Politica di rimborso dell'ospite” che protegge da problemi come descrizioni imprecise o incoerenti degli annunci. Inoltre, Airbnb ha introdotto diverse innovazioni per migliorare ed espandere ulteriormente i propri servizi. Alcune delle sue innovazioni più notevoli includono:

- la funzione di “Prenotazione istantanea” che consente di portare a termine con successo immediatamente le prenotazioni, senza l'esplicita approvazione dell'host;
- un badge di stato “Superhost” per host particolarmente attivi e ben recensiti;
- un filtro “Per viaggi di lavoro” che mette in evidenza gli annunci appropriati per i viaggi di lavoro;
- un badge di stato “Airbnb Plus” per gli annunci di alta qualità che sono stati ispezionati personalmente da un rappresentante di Airbnb.

Inoltre, Airbnb ha collaborato con diverse società di gestione dei viaggi per facilitare i viaggi aziendali (Griswold, 2016), nonché con uno sviluppatore immobiliare per costruire complessi di appartamenti progettati per l'affitto di Airbnb (Quackenbush, 2018). Il dominio di Airbnb si è anche esteso oltre l'alloggio turistico e ora elabora anche le prenotazioni di ristoranti e offre “Esperienze”, che comprendono tour o altre escursioni guidate da guide locali.

Per capire quali sono i fattori che rendono Airbnb così celebre, sono state condotte interviste agli utenti di Airbnb da cui è risultato che la fiducia degli ospiti nel marchio Airbnb è stata favorita dalla loro fiducia nei singoli host (che a sua volta è stata incoraggiata da interazioni guest-host), la relativa credibilità percepita (basata sulle recensioni), il legame emotivo percepito con gli host e gli attributi individuali degli annunci. Infatti, lo scopo principale di Airbnb è quello di far sì che gli utenti che utilizzano la piattaforma ricevano un'esperienza autentica e che possa replicare la tipica accoglienza casalinga. Il vantaggio competitivo è raggiunto anche dallo sfruttamento di una tecnologia che permette a milioni di individui di tutto il mondo di diventare imprenditori, e quindi valorizzando e monetizzando l'uso dei propri spazi sottoutilizzati in modo semplice.

Il marchio di Airbnb, in sostanza, vende la possibilità per gli estranei di incontrarsi e stare nelle case di altri, nonché di condividere esperienze originali. Uno dei motivi per cui l'ospite ricerca questo tipo di situazioni è che gli estranei, o i padroni di casa, sono autentici. La loro conoscenza della casa e del territorio offre all'ospite un'esperienza unica, che è allo stesso tempo di familiarità; Gli host di Airbnb “creano un senso di appartenenza in tutto il mondo” (Airbnb). Quindi, ospite e host sono partecipi di una comunità orientata al valore della condivisione di esperienze uniche, alle possibilità di “appartenere ovunque” (Airbnb). Come sopra indicato, la funzione peer-to-peer della piattaforma permette di commutare questa situazione: l'host diventa guest e viceversa. Naturalmente, questa performance della community come crowdsourcing di unicità non è affatto la motivazione principale per i partecipanti alla piattaforma Airbnb. Un fattore importante per gli ospiti (spesso più importante di qualsiasi “autenticità”) è la combinazione di prezzo e posizione, il che significa che l'alloggio offerto su Airbnb ha un trade off costo-beneficio migliore di quello offerto dai tradizionali fornitori di alloggi, come gli hotel, per alcune categorie di turisti. Allo stesso modo, l'immagine dell'ospite accogliente può essere un errore, dando l'idea all'ospite quasi di invadenza. La piattaforma Airbnb è sempre più utilizzata per affittare immobili a breve termine dai proprietari, allontanandosi da ogni senso di reciprocità implicito nello scambio tra pari. Tuttavia, indipendentemente da queste diverse motivazioni, le piattaforme di sharing economy richiedono ai partecipanti di essere ricettivi agli incontri con estranei.

## 2.3 Esternalità e Regolamentazione

Fin quando era di piccole dimensioni, il commercio di fornitura di alloggi tra persone ordinarie non ha creato difficoltà ai residenti locali, alle destinazioni turistiche o ai tradizionali fornitori di alloggi turistici, come gli alberghi. La comoda piattaforma di scambio di alloggi peer-to-peer online di Airbnb ha improvvisamente consentito a milioni di persone in tutto il mondo di vendere l'accesso al proprio spazio ad estranei. L'elevata domanda di alloggi peer-to-peer, inizialmente percepita dai turisti come più economica e più autentica degli alloggi turistici tradizionali, ha portato a sostanziali cambiamenti strutturali, in particolare alle più rinomate mete turistiche. I proprietari che concedevano i propri spazi con affitti a lungo termine, vista l'opportunità di guadagnare più soldi, sono passati al mercato degli affitti a breve termine. Da un anno all'altro, aree residenziali con presenza turistica

tradizionalmente bassa ha registrato un afflusso di visitatori notevole, influenzando di conseguenza l'uso dello spazio in quartieri originariamente progettati per essere utilizzati solo dai locali.

L'emergere di queste reti di accoglienza tra pari ha avuto effetti sia positivi che negativi sulla comunità. Sul lato positivo, le reti di accoglienza peer-to-peer offrono alle persone proprietarie di alloggi sottoutilizzati la possibilità di guadagnare denaro o di integrare il proprio reddito affittando uno spazio libero. Oltre all'hosting stesso, sono emerse un gran numero di altre opportunità di microimprenditorialità (Sigala & Dolnicar 2018; Fairley et al., 2021a), che hanno riguardato soprattutto gli intermediari tra host e ospiti, e servizi accessori e di assistenza agli host come pulizia, giardinaggio, manutenzione degli ambienti e lavanderia. Nonostante tutti questi vantaggi, la crescita esponenziale degli annunci di affitti a breve termine nelle destinazioni turistiche più popolari ha comportato l'emergere di alcune problematiche significative. I turisti che optano per alloggiare in spazi disponibili sulla piattaforma di Airbnb si ritrovano a utilizzare aree progettate per essere residenziali e quindi possono gravare in modo significativo sulle infrastrutture locali. Ad esempio, gli spazi di parcheggio vengono improvvisamente utilizzati sia da residenti che turisti, creando disagi di sovraffollamento. Spesso i piani urbanistici, al momento della progettazione, non tengono conto di questa domanda aggiuntiva proveniente da un flusso di turismo inaspettato. La presenza di turisti, infatti, porta sicuramente a cambiare il modo in cui viene concepito e utilizzato lo spazio, trasformando completamente il carattere del quartiere (Zale, 2018; Gurran et al., 2020) e influenzando negativamente sulla qualità della vita dei residenti. Altri aspetti che causano frustrazione tra i residenti includono rumore aggiuntivo, come il suono molto citato di valigie a rotelle. Le persone che vivono in condomini, ad esempio, hanno manifestato di provare ansia a causa del viavai di individui estranei nelle aree comuni.

Il business degli affitti a breve termine, spesso non regolamentato e senza licenza (Lee, 2016; Gurran & Phibbs, 2017) può anche influenzare i mercati immobiliari locali. Le case e gli appartamenti originariamente affittati a locatari a lungo termine vengono riproposti per diventare affitti a breve termine (Ferreri & Sanyal, 2018; Zale, 2018) riducendo la disponibilità e l'accessibilità degli alloggi per i locali (Gurran & Phibbs, 2017; Lambea Llop, 2017; Ferreri & Sanyal 2018; Zale, 2018; Gyodi, 2019). Ciò crea gentrificazione comportando un cambiamento della compagine abitativa e di conseguenza dei prezzi delle abitazioni. (Wachsmuth & Weisler, 2018). A New York, ad esempio, il valore degli immobili è aumentato del 6-11% ogni volta che il numero di annunci Airbnb della città è raddoppiato

(Sheppard & Udell, 2016), mentre i prezzi degli affitti sono aumentati, soprattutto nelle aree più ricche (Wachsmuth & Weisler, 2018). In tutti gli Stati Uniti, l'aumento degli annunci Airbnb dell'1% ha portato a un aumento dei prezzi dello 0,018% negli affitti e dello 0,026% nelle vendite di case (Barron et al., 2018).

Data l'assenza di norme di sicurezza per gli annunci di alloggi peer-to-peer, gli spazi scambiati privatamente possono far aumentare i rischi per gli ospiti. I fornitori di alloggi turistici con licenza commerciale operano in conformità con i requisiti legali, comprese le modifiche edilizie per conformarsi a più rigorosi codici e standard di salute e sicurezza (Gurran, 2018; Gurran et al., 2018). Quando la sistemazione tra pari è diventata inizialmente accessibile alle masse, tali regolamenti non si applicavano agli Host di Airbnb. Molti hanno sostenuto che alloggiare in spazi elencati sulle piattaforme di alloggi peer-to-peer, quindi, non era sicuro per i turisti (Guttentag, 2015; Heo, 2016; Guttentag, 2017). Un'altra sfida per gli ospiti è l'accessibilità per le persone con bisogni speciali. I legislatori di molti i paesi hanno richiesto che i fornitori di alloggi turistici commerciali e autorizzati abbiano un numero minimo di camere accessibili. Queste camere possono ospitare persone con esigenze particolari, prevedendo, per esempio, accesso per sedia a rotelle o etichettatura in Braille. Non esistono tali requisiti per gli annunci sulle piattaforme di rete di alloggi peer-to-peer, sebbene alcune piattaforme, come Airbnb, abbiano fatto tentativi per fornire maggiori informazioni sull'accessibilità delle proprietà, consentendo alle persone con disabilità di valutare in maniera più adeguata in virtù delle proprie esigenze la fattibilità del soggiorno (Randle & Dolnicar 2018; 2019; 2021).

I tradizionali fornitori di alloggi, per contro, si sentono gravemente svantaggiati rispetto agli host di Airbnb. Il rispetto delle normative si traduce in ulteriori spese aziendali: i locali autorizzati devono pagare le tasse di soggiorno, allestire camere accessibili e pagare elettricisti per installare e controllare regolarmente rilevatori di fumo e rilevatori di monossido di carbonio (Staley, 2007; Guttentag, 2017; Dolnico, 2019). Poiché gli host di alloggi peer-to-peer non devono pagare queste spese, sono in grado di mantenere bassi i loro prezzi, dando loro un vantaggio competitivo rispetto a fornitori commerciali autorizzati (Davidson & Infranca 2018). Gli utenti di Airbnb non impiegano fornitori di servizi propri, ma si affidano invece a una rete di microimprenditori senza contratto di lavoro (Sigala & Dolnicar 2018). L'elevata domanda di proprietà Airbnb listed ha avuto un impatto sugli accordi di lavoro nel settore dell'ospitalità (Acevedo, 2016; Forgacs & Dolnicar, 2018; Fang et al., 2016) e ha ridotto, come affermato nel capitolo precedente, il salario giornaliero (Suciu, 2016).

Secondo l'Economic Policy Institute i costi sociali generati dalla piattaforma di home sharing sulle spalle di alcuni superano i benefici che altri hanno potuto conseguire. Questa è, secondo la teoria economica, una situazione di fallimento del mercato, in quanto non si raggiunge spontaneamente una allocazione efficiente delle risorse. Per il principio della compensazione potenziale gli individui che sopportano dei costi potrebbero aumentare il proprio benessere ed essere in grado di compensare le perdite che altri subirebbero. Riduciamo la questione a due soli individui rappresentativi delle due categorie: un host (beneficiario) e un vicino di casa (danneggiato). Essendo il costo sociale sopportato dal vicino maggiore del beneficio goduto dall'host, in uno scenario senza Airbnb il primo potrebbe potenzialmente compensare il secondo per la "perdita" (mancato guadagno) ed avere comunque margine per un miglioramento del proprio benessere. Siamo quindi in una situazione in cui l'host sarebbe indifferente tra la presenza o meno di Airbnb, mentre il vicino avrebbe una maggiore utilità nella situazione di assenza della piattaforma. La soluzione finale sarebbe un miglioramento paretiano, un individuo aumenta il proprio benessere senza comportare una perdita di utilità nell'altro individuo presente nella transazione. La scelta dell'host di affittare la proprietà ai turisti impone degli svantaggi per il vicino che non vengono compensati. Poiché l'host non sostiene il costo dell'esternalità analogamente al vicino, la quantità di reddito raggiunta sarà superiore al livello socialmente efficiente, ovvero il danno ricevuto dai vicini non sono compensati dagli introiti degli host. Ne deriva che in questi casi è auspicabile un intervento da parte dello Stato che dovrebbe ripristinare le condizioni in cui ci sia un'allocazione efficiente. Un esempio potrebbe essere l'applicazione di una tassa sulla quantità "prodotta", ovvero un prezzo da pagare che dovrebbe fare in modo che gli host trovino conveniente abbassare il livello di attività verso la soluzione socialmente efficiente, che comporterebbe contemporaneamente anche meno disturbo per il vicino.

Tutti questi cambiamenti apportati dalla diffusione di Airbnb, quindi, hanno costretto i regolatori a valutare se la legislazione e la regolamentazione esistenti offrirono a residenti e all'industria del turismo locale un'adeguata protezione dalle esternalità negative. Regolamentare l'alloggio tra pari si è rivelato impegnativo in quanto la maggior parte delle piattaforme che facilitano il commercio degli affitti a breve termine, come Airbnb, sono organizzazioni globali che operano in quadri legislativi locali (Brai, 2017). In molte città, le attività delle piattaforme fornitrici di alloggi peer-to-peer violavano i regolamenti vigenti, in altri, invece, le loro attività non erano regolamentate. A prescindere dal punto di partenza, il numero di annunci è aumentato notevolmente nelle località con un'elevata domanda turistica,

costringendo i regolatori ad agire. Gli approcci normativi variavano sostanzialmente da un luogo all'altro perché ogni destinazione ha affrontato un modello di domanda turistica unico e un diverso insieme di esternalità. I regolatori hanno dato priorità alla riduzione dei costi di transazione, all'aumento dell'efficienza del mercato, all'equa distribuzione e alla sicurezza pubblica come salute e tutela dei consumatori (Lobel, 2018). Le risposte normative sono, dunque, di natura locale; devono tenere conto delle circostanze specifiche e sfide in una data destinazione. Le piattaforme innovative come Airbnb possono potenzialmente attirare quattro tipi di disruption sui regolamenti:

- end-runs, quando una legge esistente copre in modo equivoco l'innovazione;
- exemptions quando l'innovazione non ha alcun impatto negativo e le autorità di regolamentazione semplicemente la ignorano;
- gaps, quando nessun regolamento copre l'innovazione;
- solutions, quando l'innovazione risolve un problema normativo (Biber et. al, 2017).

Prima del COVID19, molti Paesi sono stati costretti a regolamentare la locazione a breve termine per ridurre al minimo gli effetti collaterali negativi per la comunità, cercando di massimizzare al contempo le opportunità economiche (von Briel & Dolnicar, 2020). Ora, questi stessi regolatori potrebbero trovarsi a non aver bisogno di regolamentare, ma forse anche a dover incentivare lo scambio di spazio tramite piattaforme online, a causa del callo dell'afflusso di visitatori. Dopo il COVID-19, Airbnb, quindi, potrebbe ritrovarsi a tornare alle sue radici, ovvero incentivando il commercio e la condivisione di spazio nelle residenze primarie delle persone (Dolnicar & Zare, 2020). Il cambio di strategia di Chesky, cofondatore e CEO di Airbnb, potrebbe anche riflettere la crescente inclinazione delle destinazioni più popolari a inasprire le normative sugli affitti a breve termine - un grosso rischio per la crescita dell'azienda (Vinogradov et al., 2020). I vicesindaci di Barcellona e Parigi - Janet Sanz e Ian Brossa – ad esempio, hanno applaudito a questo cambiamento e hanno espresso il desiderio di ripulire il mercato immobiliare con affitti a breve termine (Burgen et al., 2020) e incentivare invece gli affitti a lungo termine. Ciò è in linea con una tendenza più ampia dei decisori politici a sfruttare COVID-19 per reclamare le loro città e combattere la gentrificazione causata dal commercio su larga scala degli affitti a breve termine processati sulle piattaforme di sharing (Bevins, 2020; DutchNews, 2020).

## 2.4 Effetti della pandemia globale

Il COVID-19 ha sicuramente interrotto l'aumento delle compravendite di affitti brevi tra persone comuni che utilizzano le piattaforme online come Airbnb. Con le frontiere chiuse e le restrizioni ai viaggi, centinaia di migliaia di spazi pubblicati su Airbnb si sono improvvisamente svuotati. Alcuni dei più grandi mercati di Airbnb - Europa e Stati Uniti – sono stati l'epicentro di COVID-19 nel marzo 2020 (Adhanom Ghebreyesus, 2020; Rettner, 2020). Entro agosto 2020, uno dei fondatori di Airbnb, Brian Chesky aveva già annunciato la perdita da parte della società di 1 miliardo di dollari USA a causa delle mancate prenotazioni (Crane, 2020). Questa perdita finanziaria è ulteriormente aumentata quando Airbnb ha accettato di rimborsare gli host per cancellazioni relative a COVID-19 (Fleetwood, 2020). Per compensare le perdite, Chesky ha effettuato volontariamente un taglio del suo stipendio di US \$ 250.000 e il 25% del personale di Airbnb ha dovuto essere licenziato.

Non appena i blocchi sono stati revocati, riferisce Chesky, il numero di prenotazioni su Airbnb.com è aumentato a numeri superiori a quelli osservati in periodi simili prima del dilagare della pandemia. Questo aumento però non si è verificato in tutti i tipi di destinazioni. Infatti, la domanda nelle aree urbane è diminuita, mentre le aree regionali a bassa densità di popolazione - considerate dai viaggiatori più sicure durante la pandemia – sono diventate estremamente popolari. È interessante notare che, secondo un rapporto di AirDNA, le prenotazioni per gli affitti delle case sono state recuperate più velocemente di quelli degli hotel (Press, 2020). In risposta alle sfide vissute nel 2020, Chesky ha ripensato alla strategia futura di Airbnb, concludendo che si concentrerebbe su host indipendenti (al contrario di grandi operatori) e metterebbe più enfasi sullo sviluppo di annunci nelle aree meno popolate (Crane, 2020).

Il COVID-19 potrebbe guidare gli investitori, che sono stati attratti dal mercato degli affitti a breve termine nella prospettiva di un maggiore ritorno sull'investimento tornando al mercato degli affitti a lungo termine per ridurre al minimo il rischio di rendimenti significativamente ridotti (come previsto da Dolnicar & Zare, 2020). I commenti di Chesky riflettono queste previsioni; ovvero, ci si aspetta che:

- a) il mercato dei viaggi non tornerà mai più a quello che era un tempo;
- b) il mercato dei viaggi d'affari si ridurrà drasticamente perché le aziende si sono rese conto che possono ottenere gli stessi risultati anche senza viaggiare;

- c) le persone vorranno viaggiare localmente, in auto e con le persone a cui tengono, preferendo quindi gruppi ristretti con cui condividere esperienze.

In quest'ultimo anno, a causa delle restrizioni, è emersa la predilezione per il turista di spostarsi in ambienti limitrofi, limitando il raggio di spostamento ad una sfera regionale. Sarebbe interessante verificare quindi se il nuovo focus sugli aumenti delle prenotazioni a livello regionale aumenta anche i benefici economici e/o sposta alcune delle sfide che i residenti delle città hanno sperimentato alle aree regionali, più soggette in genere ad un turismo di nicchia. I benefici risultanti da questo fenomeno possono dipendere da vari fattori. Primo su tutti è capire se le sedi regionali siano destinazioni turistiche popolari o invece siano aree regionali che soffrono di mancanza di occupazione e poche opportunità di business.

(USD)	2019 ⓘ	Cambiamento rispetto all'anno precedente
● ENTRATE	4,81 Mrd	↑ 31,58%
● REDDITO NETTO	-674,34 Mln	↓ -3.899,64%
UTILE PER AZIONE DILUITO	-	-
MARGINE DI PROFITTO NETTO	-14,03%	↓ -2.950,00%
REDDITO OPERATIVO	-486,34 Mln	↓ -2.694,66%
FLUSSO DI CASSA NETTO	704,87 Mln	↑ 874,43%
DISPONIBILITÀ LIQUIDE	2,01 Mrd	↓ -5,95%
COSTO DEL VENDUTO	1,20 Mrd	↑ 38,46%

Figura 1 Chiusura di bilancio di Airbnb nell'anno 2019.

(USD)	2020 ⓘ	Cambiamento rispetto all'anno precedente
● ENTRATE	3,38 Mrd	↓ -29,70%
● REDDITO NETTO	-4,58 Mrd	↓ -579,88%
UTILE PER AZIONE DILUITO	-	-
MARGINE DI PROFITTO NETTO	-135,71%	↓ -867,28%
REDDITO OPERATIVO	-3,44 Mrd	↓ -607,07%
FLUSSO DI CASSA NETTO	2,52 Mrd	↑ 258,20%
DISPONIBILITÀ LIQUIDE	5,48 Mrd	↑ 172,18%
COSTO DEL VENDUTO	876,04 Mln	↓ -26,77%

Figura 2 Chiusura di bilancio di Airbnb nell'anno 2020.

Se nel 2017 e nel 2018 Airbnb è riuscita a chiudere il bilancio in attivo, nel 2019 le perdite hanno raggiunto un livello tale da annullare i profitti dei due anni precedenti. Con 239 milioni di rosso sul conto economico nel 2019, la liquidità era strettamente necessaria e prioritaria per non cadere nell'insolvenza. Al momento, le entrate della società sono di nuovo in aumento con l'allentamento delle restrizioni di viaggio. Come si può notare dalla figura 1, con il bilancio in chiusura a fine 2019, Airbnb aveva entrate del 31,58% superiori rispetto all'anno precedente. Prima del periodo dell'emergenza sanitaria gran parte degli investimenti, come mostra anche la voce delle disponibilità liquide, sono stati allocati in acquisizioni, marketing e innovazione, in modo da rendere ancora più competitivo il brand a livello globale. Allo stesso tempo, però, l'azienda mai si sarebbe immaginata che questi investimenti avrebbero abbassato il livello dei conti correnti prima dell'arrivo di una pandemia, come mostra la chiusura in bilancio del 2020 in figura 2. Per questo motivo Airbnb ha avuto bisogno più che mai di quotarsi in borsa per riprendere forza, liquidità e anche per riassumere la forza lavoro che aveva perso nei mesi successivi all'insorgenza della pandemia. Senza IPO Airbnb avrebbe rischiato di non avere sufficiente liquidità e senza liquidità non avrebbe potuto procedere nella crescita. Le motivazioni principali che hanno spinto la società a procedere con l'IPO in un momento così delicato sono quindi sia di ottenere capitali per coprire il fabbisogno, ma anche di sfruttare il momento di assestamento del mercato, che potrebbe comunque riservare delle opportunità di crescita. Un altro motivo per cui Airbnb ha dovuto procedere con la quotazione è che la società in questione, come altre startup, aveva concesso RSU (Restricted stock units) e stock options ai propri dipendenti sotto forma di retribuzione, prima della quotazione. Le

RSU sono delle azioni che possono essere rimosse dai dipendenti solo sotto determinate condizioni, in genere alla fine di un periodo di maturazione, mentre le stock options invece, rappresentano il diritto, concesso ai dipendenti, di comprare azioni della società ad un determinato prezzo, in genere molto favorevole. Affinché tali diritti possano esplicarsi quindi, la società deve essere quotata in borsa.



Figura 3 andamento in borsa di Airbnb dalla sua quotazione

Quindi, nel dicembre 2020, in seguito ai solleciti ricevuti dai dipendenti per liquidare le loro azioni, Airbnb ha proceduto all'IPO. La società ha annunciato la propria entrata in borsa ad un prezzo di \$140/azione. In figura 3 si può apprezzare l'andamento della quotazione dall'entrata in borsa della società. Al momento la quotazione risulta essere in lento rialzo dal luglio 2021. Grazie a questa quotazione in borsa la società ha potuto trovare la liquidità necessaria con cui affrontare i nuovi investimenti.

# 3 Analisi dataset Torino

---

## 3.1 Studi antecedenti

Due studiosi, Gunter e Önder, nel 2018 hanno esaminato quali sono gli attributi che influenzano la domanda di annunci Airbnb a Vienna. È stato appurato che all'aumentare delle dimensioni dell'annuncio, della quantità di foto e dei tassi di risposta dell'host aumenta anche la domanda, mentre il prezzo, la distanza dal centro città e il tempo di risposta dell'host la riducono. Da altri studi condotti sugli ospiti di Airbnb a Città del Capo si è potuto affermare che gli attributi più importanti su cui gli ospiti si sono concentrati nella scelta della loro sistemazione sono stati, rispettivamente, la posizione, il prezzo e le strutture. Per cui è palese constatare che gli utenti di Airbnb attribuiscono la massima importanza alla posizione, al prezzo, alle recensioni, alla qualità del servizio e all'esperienza passata, in linea con gli attributi considerati più importanti dagli utenti che alloggiano negli hotel (anch'essi intervistati). In un sondaggio di follow-up sugli utenti che utilizzano piattaforme di alloggi peer-to-peer, è stato inoltre scoperto che i potenziali ospiti che navigavano sulla piattaforma percepivano che gli host che si descrivevano come viaggiatori erano ritenuti più affidabili e le intenzioni di prenotazione nei confronti di questi host erano più elevate, in merito anche alle esperienze di viaggio che gli ospiti si aspettavano di provare.

Altri studi, infine, hanno esaminato gli annunci di Airbnb nel Regno Unito e in Italia e hanno scoperto che la popolarità (calcolata come una combinazione di punteggi di valutazione, quantità di recensioni e volte in cui l'annuncio è stato salvato nelle "liste dei desideri") è guidata in gran parte dalla reputazione, che a sua volta è particolarmente influenzata dalla narrazione personale nelle autodescrizioni degli host. Inoltre, si riscontra il fatto che il volume delle risposte degli host influisce significativamente sull'intenzione di acquisto degli ospiti solo quando questo è abbastanza grande. Quindi, il tasso di risposta in sé non è decisivo per la scelta dell'alloggio, ma è il numero di interazioni a determinare un fattore di affidabilità.

Un indicatore fornito da Giacomo Trovato, amministratore delegato di Airbnb Italia, riguarda i filtri applicati nella ricerca. Se prima dell'emergenza sanitaria la connessione ad Internet era la più richiesta, ora si trova terza dietro la presenza di una piscina e la possibilità di portare

animali. Queste ricerche sono presumibilmente compatibili con una clientela la cui soluzione ottimale sia una sistemazione isolata. Sono aumentate le ricerche per gli affitti oltre il mese di permanenza, a cui Airbnb ha già dedicato un filtro nella pagina di ricerca e sta lavorando per offrire una tariffa scontata per i periodi di soggiorno più lunghi. Anche se il segmento risulta meno redditizio di quello degli affitti a breve termine, ciò permetterà di catturare quel segmento di clientela che cerca di combinare la vacanza con la possibilità di smart working. Certo è che l'offerta dovrà adeguarsi alle mutate richieste da parte delle persone che probabilmente vorranno godersi la vacanza senza esporsi a contatti con altri.

Anche Chesky prevede questo cambio di domanda da parte dei clienti. Un singolo appartamento può suscitare un sentimento di sicurezza nell'ospite mentre una stanza d'albergo o di un bed&breakfast viene vista con più diffidenza dal punto di vista dell'affollamento a causa dei possibili incontri con le persone nei luoghi comuni, come hall e piscine. Un sondaggio condotto negli Stati Uniti lo scorso marzo ha prodotto risultati che fanno ben sperare la società californiana. Il 74% degli intervistati inoltre ha dichiarato che si sentirebbe più a suo agio presso un alloggio con la sola presenza della propria famiglia contro un 24% che si riterrebbe più tranquillo in un hotel con altre persone. D'altro canto, gli hotel, grazie ai protocolli di pulizia a cui sono soggetti gli alberghi, sono percepiti come più puliti rispetto agli alloggi affittati tra pari. Questa discrepanza però sembra essere colmata dalla presenza dei costi di pulizia per gli alloggi peer-to-peer. Alcuni studi hanno rivelato che mentre gli utenti di Airbnb apprezzano le interazioni e le esperienze locali che si verificano nei quartieri ospitanti, gli ospiti dell'hotel apprezzano maggiormente i servizi in camera e il cibo e le bevande.

Mody et al. (2017) hanno intervistato 630 clienti che hanno soggiornato in Airbnb o in una struttura alberghiera. I loro risultati indicano che Airbnb ha superato gli hotel nel fornire esperienze legate alla sistemazione del soggiorno in relazione alla **serendipità** (godimento di interazioni ed eventi spontanei, ovvero la capacità o fortuna di fare per caso inattese e felici scoperte mentre si sta cercando altro), località, comunità e personalizzazione. La ricerca ha rilevato che gli ospiti di Airbnb generalmente danno peso agli stessi attributi di alloggio associati ai soggiorni in hotel per valutare la loro esperienza, mentre l'ordine di importanza di questi attributi potrebbe essere diverso. Tre attributi principali sono posizione, servizi forniti e host, che costituiscono la maggior parte dei contenuti dei commenti scritti sul portale di recensioni online degli utenti di Airbnb. Per quanto riguarda il "personale host/hotel e le interazioni con gli ospiti", il ruolo dell'host nel contesto di Airbnb varia dall'essere molto utile

a non essere affatto utile. L'esperienza di Airbnb può essere meno prevedibile per l'ospite rispetto alle operazioni e ai servizi alberghieri, che sono più standardizzati, portando a esperienze positive e negative. Il ruolo dell'host è forse quello di un facilitatore piuttosto che di un costruttore di relazioni sociali ospite-ospite. Inoltre, la flessibilità associata ad Airbnb solleva la questione di "quanto frequentemente" e "in che misura" possono essere soddisfatti gli "accordi flessibili" e se gli hotel sono in grado di offrire lo stesso livello di "flessibilità" pur mantenendo un servizio standardizzato. Questa ricerca mostra che gli ospiti di Airbnb sono felici di leggere le istruzioni fornite dai loro host, mentre nel contesto dell'hotel, raramente si riscontrano delle istruzioni da leggere prima del soggiorno. Se alcuni hotel forniscono questo tipo di informazioni, per quanto ne sappiamo, non ci sono prove che suggeriscano che gli ospiti dell'hotel le leggano prontamente. Sembra che gli ospiti degli hotel convenzionali si aspettino comunicazioni e servizi faccia a faccia, piuttosto che comunicazioni/servizi forniti tramite Internet e/o guida. Questo è anche legato al fatto che l'alloggio Airbnb non è standardizzato, essendo un ambiente domestico. È importante che gli ospiti leggano le istruzioni fornite per evitare qualsiasi inconveniente. Inoltre, gli ospiti apprezzano molto la privacy e la sicurezza del soggiorno, che sono comunemente garantite negli hotel.

### 3.2 Analisi preliminare dataset Torino

Per l'analisi è stato utilizzato un dataset riportante gli annunci degli host della città di Torino, campionati in due anni consecutivi: 2019 e 2020. Gli anni analizzati permettono di fare un confronto, anche se parziale, di due periodi caratterizzanti: prima e dopo l'esplosione della pandemia da COVID-19.

Il dataset è composto dai seguenti elementi:

- Property ID: codice identificativo dell'host;
- Listing Title: breve descrizione dell'annuncio;
- Property Type: tipo di proprietà, ovvero apartment, bed& breakfast, condominium, house, loft, cottage, guesthouse, villa ecc.
- Listing Type: tipo di alloggio diviso in intero appartamento, stanza privata, stanza condivisa e stanza d'albergo;

- Created Date: data di creazione dell'annuncio;
- Country;
- Latitude & Longitude;
- City;
- Neighborhood;
- Annual Revenue LTM (USD): ricavi annui relativi all'annuncio;
- Count Reservation Days LTM: i giorni all'anno in cui l'annuncio risulta prenotato;
- Count Available Days LTM: i giorni all'anno in cui l'annuncio risulta disponibile;
- Count Blocked Days LTM: i giorni all'anno in cui l'annuncio risulta bloccato dall'host;
- Bedrooms;
- Bathrooms;
- Max Guests: numero massimo di ospiti;
- Calendar Last Updated: data ultimo aggiornamento;
- Response Rate: tasso di risposta dell'host;
- Airbnb Superhost: è un badge che l'host raggiunge quando mantiene una valutazione complessiva di 4,8, ha un tasso di risposta maggiore o uguale al 90% e un tasso di cancellazione inferiore o uguale all'1%;
- HomeAway Premier Partner: host partner della piattaforma HomeAway;
- Cancellation Policy:
  - **1) Flessibili:** gli ospiti possono ottenere un rimborso totale se cancellano almeno 24 ore prima del check-in. In caso di cancellazione effettuata dopo tale termine, riceveranno invece un rimborso dell'intero importo al netto della prima notte di soggiorno.
  - **2) Moderati:** gli ospiti possono ottenere un rimborso totale se cancellano fino a 5 giorni prima del check-in. In caso di cancellazione effettuata dopo tale termine, riceveranno un rimborso de 50% dell'importo al netto della prima notte di soggiorno.
  - **3) Rigidi:** gli ospiti possono ottenere un rimborso totale se cancellano entro 48 ore dalla prenotazione, ma almeno 14 giorni prima del check-in. In caso di cancellazione effettuata ad almeno 7 giorni dall'arrivo, riceveranno un

rimborso del 50% sul prezzo medio per notte dell'intero soggiorno. Se la cancellazione viene invece effettuata oltre tale termine, non avranno diritto ad alcun rimborso.

- Security Deposit (USD): deposito cauzionale;
- Cleaning Fee (USD): costo della pulizia;
- Extra People Fee (USD): costo per persona extra;
- Published Monthly Rate (USD): Prezzo medio dell'annuncio al mese;
- Published Weekly Rate (USD): Prezzo medio dell'annuncio a settimana;
- Check-in Time;
- Checkout Time;
- Minimum Stay: numero minimo di giorni di permanenza;
- Number of Reviews & Number of Photos
- Instantbook Enabled: possibilità di prenotazione immediata;
- Overall Rating: valutazione affidata all'host;
- Airbnb Host ID;
- HomeAway Property ID;
- Last Year: anno di riferimento;
- Availability rate: tasso di disponibilità annuale dell'annuncio;
- Caratteri annuncio: numero di caratteri relativo al listing title dell'annuncio.

Alcuni di questi attributi sono stati scartati sia per l'analisi semantica che per l'analisi di regressione, non essendo rilevanti ai fini di queste.

Il dataset è stato ripulito di dati che risultavano di difficile rielaborazione per il software, ovvero è stato sfolto delle stringhe che riportavano errori nella sintassi. Le righe in questione riguardano 1738 elementi. Inoltre, sono stati esclusi anche gli annunci, circa una cinquantina, inerenti al 2021, i cui indici di performance utili all'analisi non erano presenti. Sono stati eliminati infine 709 valori di annunci duplicati. Analizzando preliminarmente il dataset si può notare un cambio rating per 589 annunci da un anno all'altro. Risulta lampante il fatto che il numero di annunci da un anno all'altro si è dimezzato. Il numero complessivo degli annunci è 16788, e sono passati da 11051 a 5737 annunci attivi nell'anno 2020, di cui 4806 rinnovati da un anno all'altro. Gli annunci che risultano modificati nel titolo dell'inserzione sono 284, mentre gli annunci di nuova iscrizione per il 2020 sono 931. Molti annunci rinnovati, inoltre, hanno visto un cambiamento nella natura dell'alloggio, ovvero sono stati

proposti con un Listing type diverso rispetto all'anno precedente. Il cambio più frequente risulta essere quello da “Private room” o “Shared room” a “Entire home” che riguarda 16 annunci. Dall'analisi è emersa anche la volontà per gli host di mitigare il rischio offrendo più camere di uno stesso alloggio. I cambi in questo caso sono 14. In tabella 1 si possono apprezzare i cambi ottenuti da un anno all'altro del listing type dell'annuncio.

da/a	Entire home 2020	Private room 2020	Shared room 2020
Entire home 2019	-	13	1
Private room 2019	15	-	2
Shared room 2019	1	4	-

Tabella 1 cambio Listing type degli annunci di Torino.

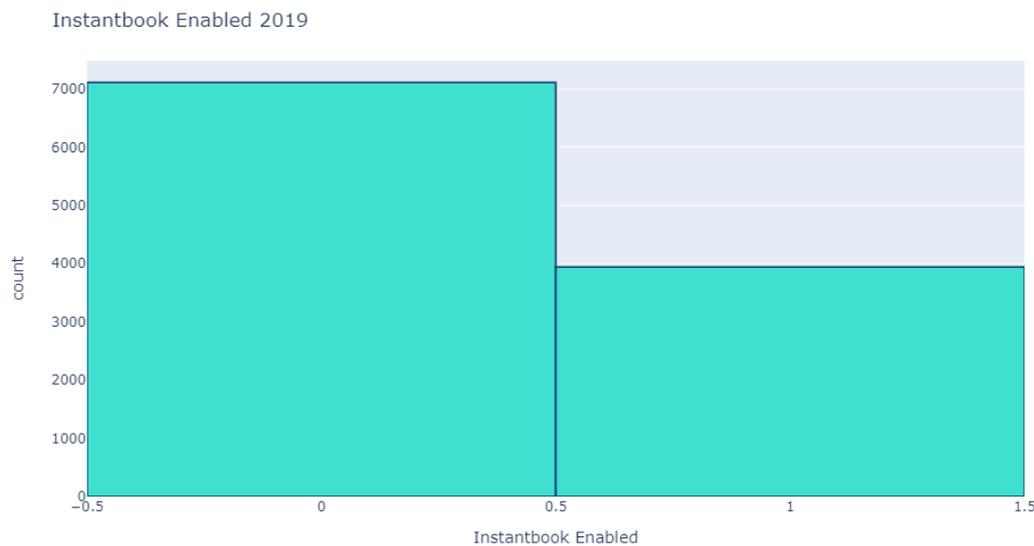


Figura 4 Instabook enabled 2019.

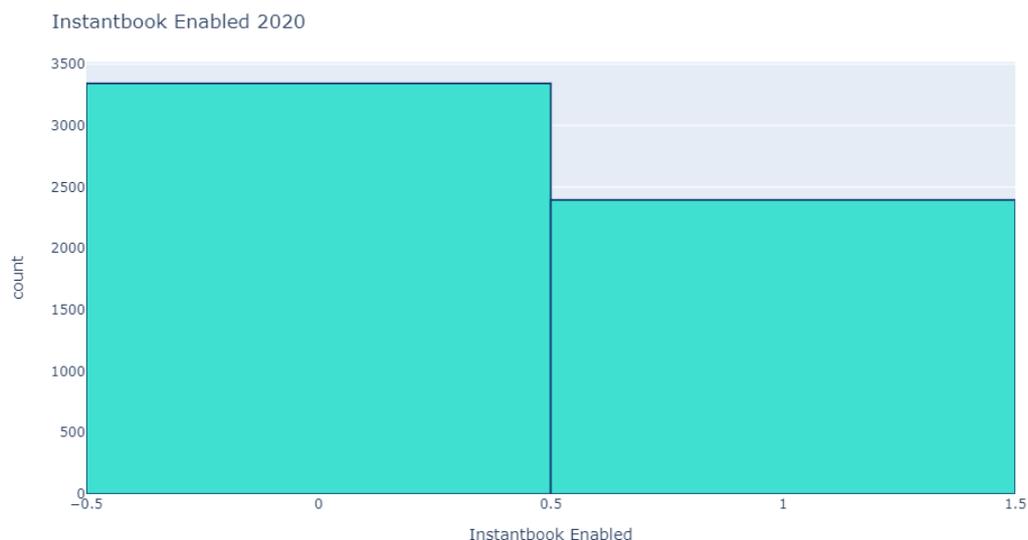


Figura 5 Instabook enabled 2020.

Dalle analisi effettuate emerge che la possibilità di prenotare istantaneamente gli alloggi senza controllo da parte dell'host nel 2019 rappresenta il 35,7% di tutti gli annunci mentre sale al 41,73% nel 2020. Segno che gli host preferiscono facilitare le transazioni eliminando un vincolo per l'ospite, che a sua volta si sente più incentivato ai fini della prenotazione. Le figure 4 e 5 mostrano la frequenza della funzione Instabook negli annunci. È stato assegnato il valore 1 agli annunci che possiedono questa funzione, 0 altrimenti. Come si può notare la percentuale da un anno all'altro aumenta.

	2019	2020
<b>Numero caratteri</b>	29,72374	30,62053

Tabella 2: numero di caratteri nelle descrizioni degli annunci.

Nella tabella 2 sono rappresentati il numero medio di caratteri utilizzati nelle descrizioni degli annunci, divisi per anno. Nel 2020 gli annunci presentano più caratteri rispetto all'anno precedente.

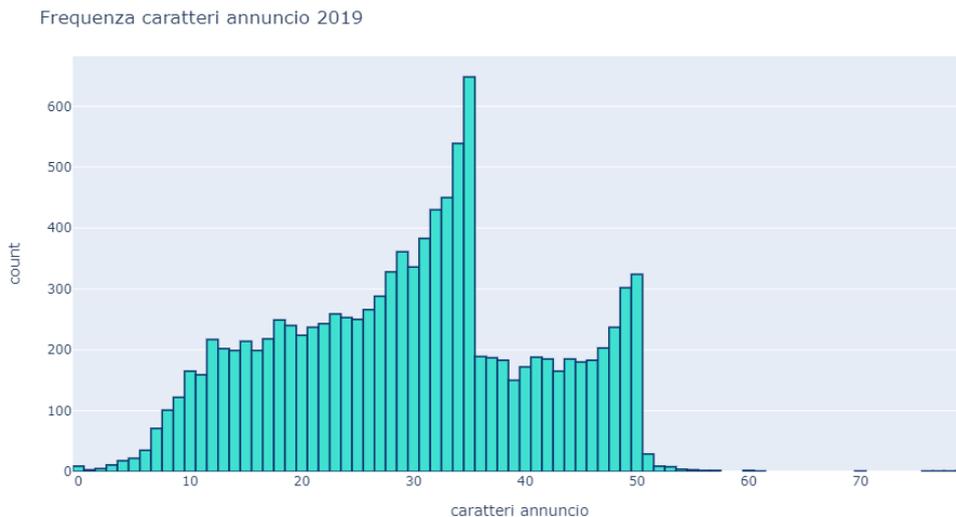


Figura 6 Frequenza numero di caratteri degli annunci del 2019.

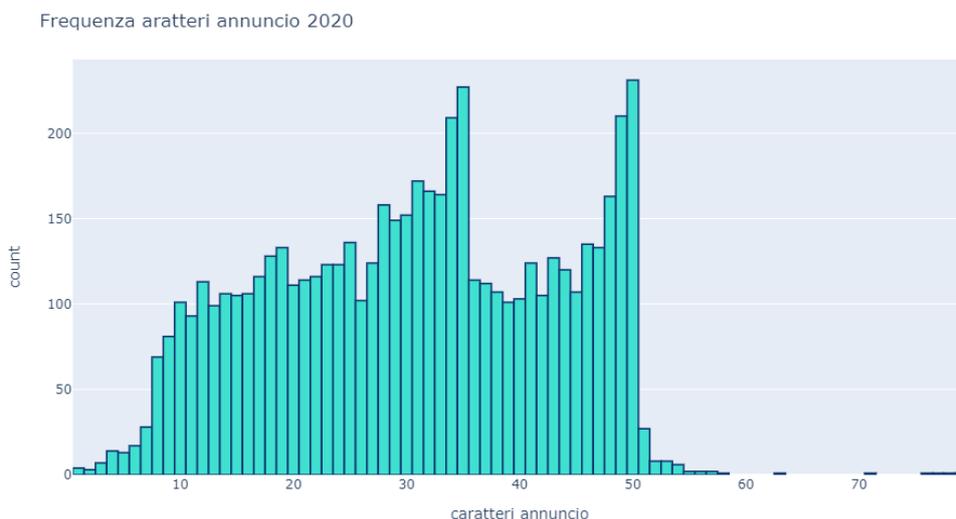


Figura 7 Frequenza numero di caratteri degli annunci del 2020.

In figura 6 e 7 sono mostrate le frequenze degli annunci che presentano una data numerosità di caratteri. Come si può notare, il numero di annunci che presentavano 50 o più caratteri sono aumentati nonché gli annunci con un numero maggiore di 10 caratteri, in quanto gli annunci sono diventati più dettagliati per quanto riguarda la descrizione degli alloggi, nonché le specifiche riguardante la sanificazione e la pulizia degli ambienti.

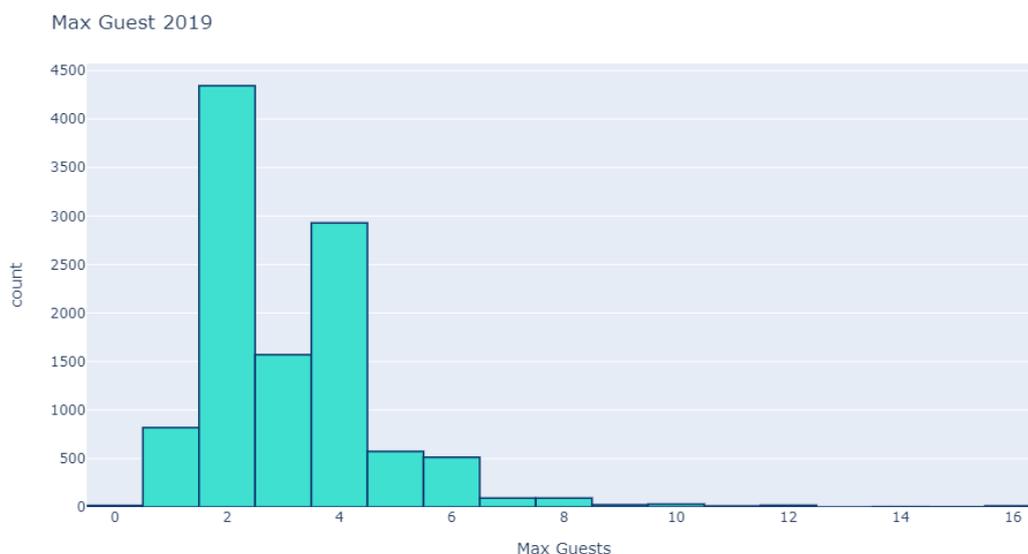


Figura 8 Frequenza max guest 2019.

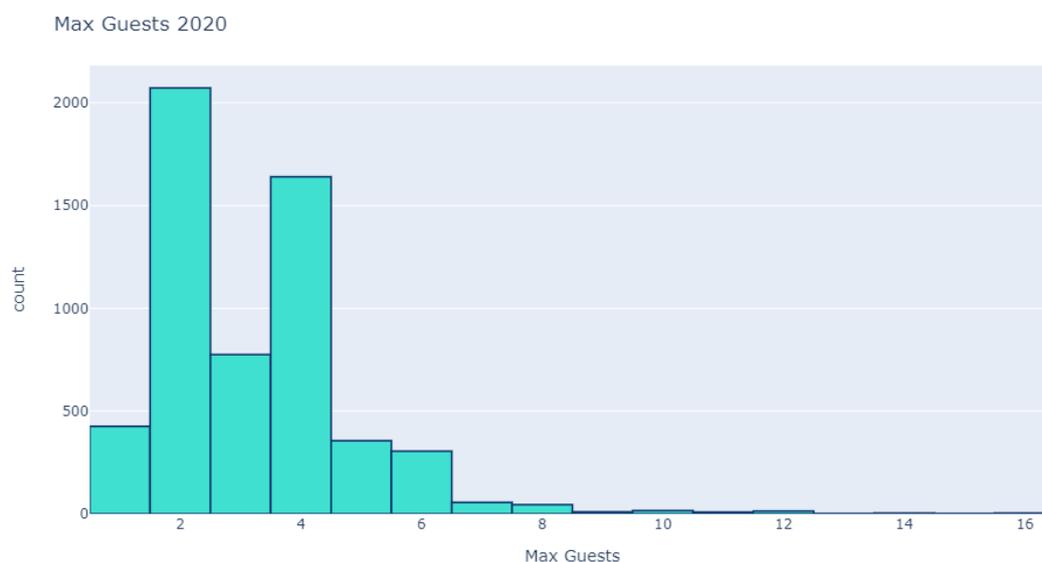


Figura 9 Frequenza max guest 2020.

	2019	2020
<b>max guest</b>	3,114379	3,226599

Tabella 3 numero medio max guest 2019 e 2020.

Nelle figure 8 e 9 sono mostrati il numero massimo di ospiti che una struttura o un alloggio possono ospitare. La media da un anno all'altro è aumentata, segno che gli host hanno preferito togliere annunci relative a camere condivise e dare più spazio ad annunci in cui l'alloggio rappresenta un intero appartamento per cui il numero di ospiti che la sistemazione può ospitare aumenta.

<b>Minimum stay (giorni)</b>	<b>Annunci 2019</b>	<b>Annunci 2020</b>	<b>2019 (%)</b>	<b>2020 (%)</b>
>=1	11051	5737	100%	100%
>=2	5373	3187	49%	56%
>=3	1518	1010	14%	18%
>=4	780	571	7%	10%
>=5	615	459	6%	8%
>=6	465	363	4%	6%
>=7	414	325	4%	6%
>=8	269	227	2%	4%
>=9	264	224	2%	4%
>=10	263	223	2%	4%
>=14	229	192	2%	3%
>=20	165	139	1%	2%
>=30	113	100	1%	2%
>=45	43	26	0,4%	0,5%
>=60	40	26	0,4%	0,5%
>=90	27	18	0,2%	0,3%
>=365	4	3	0,0%	0,1%

Tabella 4: minimum stay per anno.

Nella tabella 4 sono raffigurati il numero di annunci divisi per anno che presentano una durata minima del soggiorno maggiore o uguale a quella indicata nella prima colonna. Per l'analisi sono stati processati 16788 annunci.

Una delle ipotesi di partenza è che con il divampare dell'epidemia, i fattori che contribuiscono alla reputazione e alla fiducia dei guest sono differenti. Inoltre, molti host hanno preferito pubblicare annunci di affitti con un minimo di giorni di permanenza più elevati, in maniera tale da minimizzare il rischio economico. Un altro motivo per cui molti host si spingono verso il long term rent è che cambia per i viaggiatori il motivo di trasferta, non più per svago ma per necessità. A seguito delle restrizioni di viaggio e trasferte, messe in atto dalle varie nazioni, gli host hanno trovato quindi opportuno spostarsi sul segmento degli affitti a medio/lungo termine, meno redditizio ma più sicuro dal punto di vista economico, in quanto gli host gestiscono meno prenotazioni. Spostarsi su questo segmento permette anche di raggiungere una nuova figura di ospite, ovvero quella dello stagista o del tirocinante, che necessita di un alloggio per periodi più prolungati rispetto ad un turista, ma comunque minori rispetto agli affittuari tradizionali. In questo contesto si perde quindi il concept della piattaforma, in cui host e ospiti oltre a condividere spazi condividono anche un'esperienza. I risultati ottenuti in

tabella, infine, per essere leggibili sono stati normalizzati rispetto al numero di annunci presenti per i rispettivi anni.

	<b>Annunci 2019</b>	<b>Frequenza relativa 2019</b>	<b>Annunci 2020</b>	<b>Frequenza relativa 2020</b>
<b>Shared room</b>	364	3,3%	121	2,1%
<b>Entire home</b>	7525	68%	4232	73,8%
<b>Private room</b>	3118	28,2%	1336	23,3%
<b>Hotel room</b>	46	0,4%	43	0,7%

Tabella 5: numero annunci per categorie.

Analizzando il numero di annunci per anno in tabella 5, si può constatare che la categoria più colpita durante la pandemia è stata quella delle shared room, a causa della struttura che rende inevitabile il contatto con altre persone, seguita dalle private room. Si può ipotizzare che questo tipo di alloggi sono stati tolti dal mercato, ma anche convertiti, ove possibile, in interi appartamenti, in maniera tale da garantire comunque una rendita all'host. Secondo ricerche trasversali, molti annunci di affitti a short term rent sono stati convertiti in long term rent. La categoria di utenti che, nonostante la grave situazione di crisi, ha comunque preferito rimanere disponibile sulla piattaforma è quella degli hotel room, in quanto è una categoria di alloggi che sicuramente non permette di switchare sul segmento dei long term rent.

### 3.3 Analisi di correlazione (diagramma a dispersione)

I grafici di dispersione, in inglese scatterplots, rappresentano il metodo più utilizzato in statistica descrittiva per valutare la relazione tra due variabili quantitative. Ogni unità è rappresentata come un punto nel grafico dove i valori delle ascisse rappresentano una variabile e quelli delle ordinate l'altra. La variabile esplicativa, comunemente si trova sull'asse delle ascisse mentre su quella delle ordinate troviamo la variabile di risposta. I valori di una variabile sono indicati sull'asse orizzontale delle x, mentre i valori dell'altra variabile sono rappresentati sull'asse verticale delle y. Ogni unità statistica è poi rappresentata da un punto posizionato sul grafico in base alle sue coordinate. Questo grafico sarà costituito

da tanti punti quante sono le unità statistiche oggetto di studio. Ed i valori che assume l'unità statistica per le due variabili rappresentano quindi la posizione dell'unità rispetto agli assi.

Per approfondire la relazione tra performance e tipo di annuncio si analizzano i seguenti grafici.

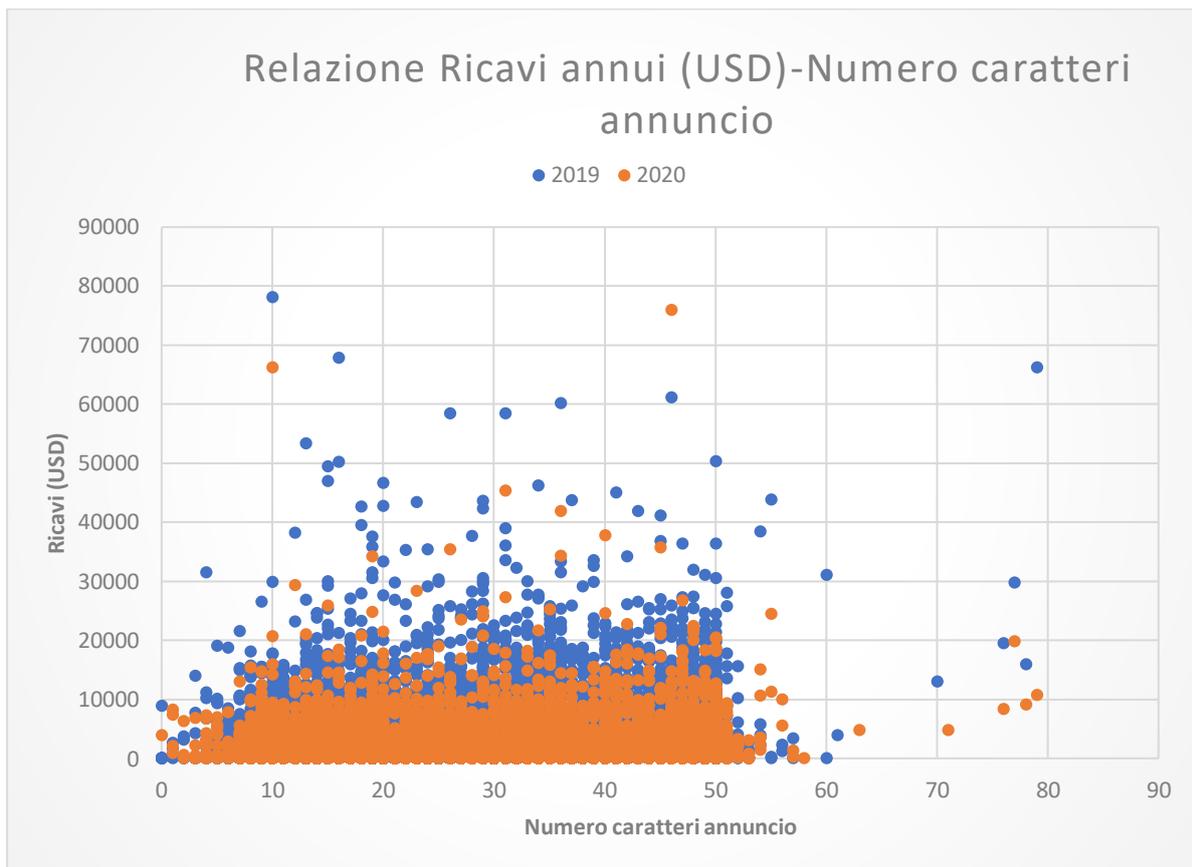


Figura 10 Relazione ricavi annui (USD) - numero di caratteri dell'annuncio.

La figura 10 è un grafico che mostra sulle ascisse il numero di caratteri presenti nella descrizione dell'annuncio, mentre sulle ordinate i ricavi raggiunti in un anno. I dati sono stati divisi per anno in base ai due colori in legenda.

La prima cosa che salta agli occhi è che ricavi sono nettamente inferiori per l'anno 2020 rispetto all'anno precedente, dovuto alla crisi nel settore del turismo e di conseguenza alla riduzione del numero di annunci presenti sulla piattaforma di Airbnb. La maggior parte degli annunci presentano una descrizione che va dai 10 ai 50 caratteri, e si può notare una leggera correlazione tra i due parametri, per cui al crescere dei caratteri aumentano anche i ricavi.

Si notano, inoltre, annunci che riportano nella propria descrizione non più di 10 caratteri che hanno realizzato dei ricavi superiori ai 50 mila dollari. Questi annunci sono sicuramente inerenti ad alloggi di lusso, quali le hotel room, che non hanno bisogno di descrizioni elaborate o particolarmente dettagliate per indurre l'ospite ad un sentimento di fiducia e sicurezza. Inoltre, emerge che questo tipo di alloggi hanno in media dei profitti maggiori: \$ 11313,1 rispetto ai \$ 3350,31 della categoria "Entire home", \$ 1274 della categoria "Private room" e \$ 454,62 della categoria "Shared room". Ciò indica come il requisito della professionalità incide sulla fiducia e sulla reputazione da parte dell'offerta, e di conseguenza sui ricavi.

Si può concludere affermando però che in media gli annunci con un numero di caratteri inferiore a 10 hanno delle performance di reddito più basse rispetto agli altri. Ciò potrebbe indicare che gli ospiti percepiscono maggiore affidabilità, qualora manchi il requisito di professionalità da parte dell'host, per gli annunci più completi e dettagliati conducendoli a concludere le transazioni.

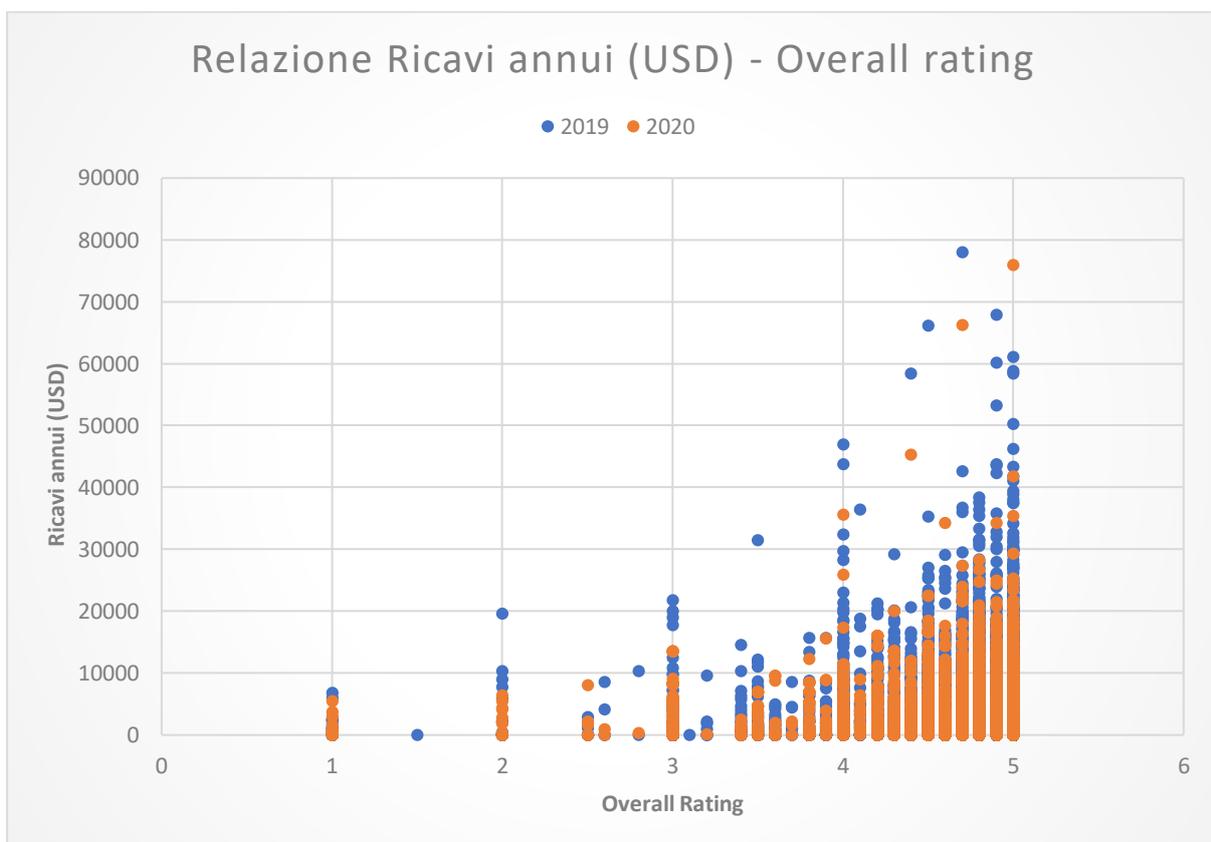


Figura 11 Relazione ricavi annui (USD) - overall rating.

La figura 11 mostra invece una correlazione positiva tra ricavi e rating raggiunto dall'host. Dal grafico emerge che c'è elevata correlazione positiva tra ricavi e rating dell'host, essendo quest'ultimo un indice di affidabilità e sicurezza.

La maggior parte dei profitti riguardano dunque host che hanno un rating maggiore di 4. I rating nell'anno 2020 sembrano più bassi, ma in realtà il numero di annunci risulta quasi dimezzato; quindi, non si può affermare con certezza che la crisi abbia intaccato in qualche modo particolare i rating degli host. Da un'ulteriore analisi si può riscontrare come i rating degli annunci che sono presenti in entrambi gli anni sono sia aumentati che diminuiti, o in altri casi invariati, solo di qualche decimo di punto.

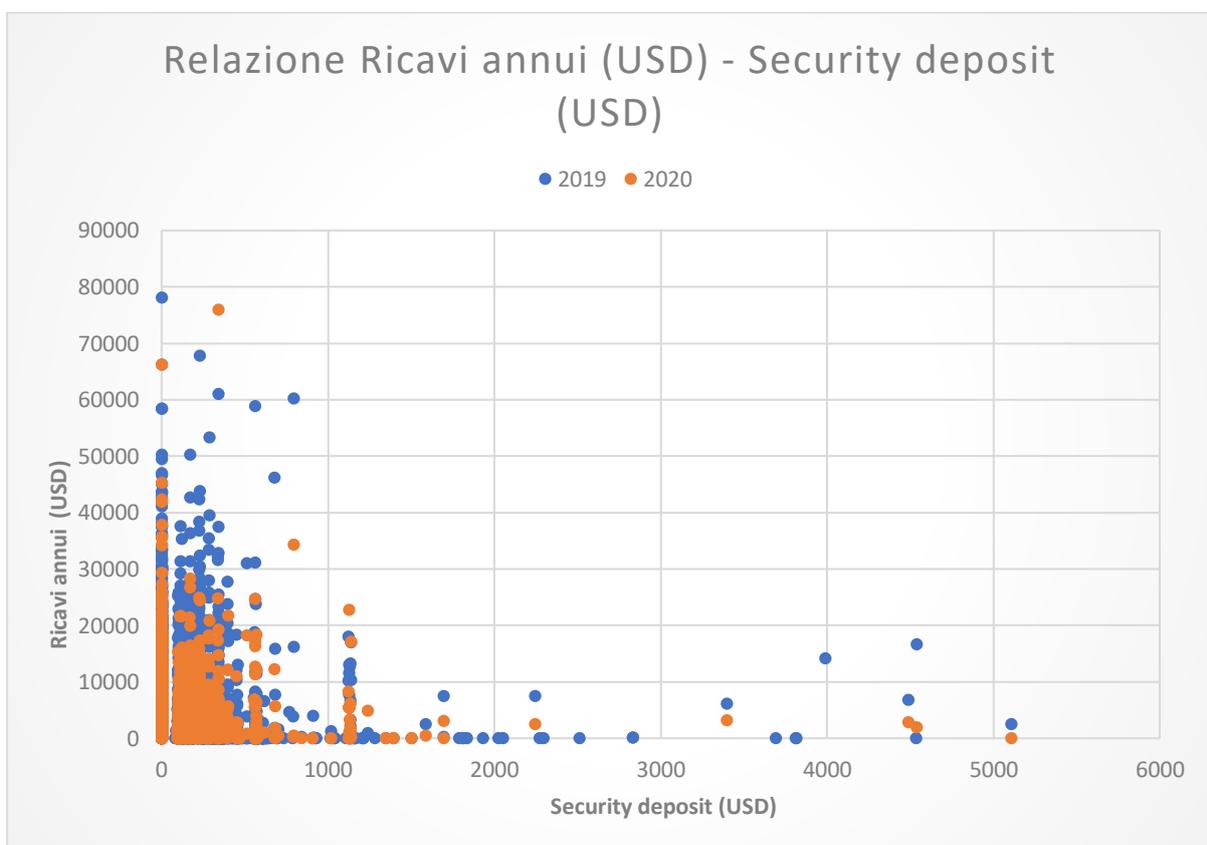


Figura 12 Relazione ricavi annui (USD) - security deposit (USD).

La figura 12 mostra la relazione tra ricavi e deposito cauzionale. La maggior parte dei profitti vengono conseguiti da annunci che richiedono un deposito minore di \$ 1000, infatti, l'annuncio con ricavi più elevati ha un deposito cauzionale pari a 0.

Esiste dunque una correlazione negativa tra i due parametri, per cui l'annuncio risulta più appetibile quando la cauzione è più bassa, comportando dunque maggior rischio per l'host che ha una garanzia più bassa. Ovviamente gli annunci con un deposito più elevato trattano

alloggi di lusso per cui, nonostante la domanda è bassa, riescono comunque a conseguire dei profitti.

I depositi cauzionali delle categorie delle “hotel room” sono pari a 0, mentre la categoria con il deposito cauzionale più elevato è quella delle “entire home” con un valore che si aggira intorno ai \$ 60. La cauzione richiesta invece per gli annunci di “private room” invece è di circa \$ 28, contro i \$ 20 della categoria delle stanze condivise.

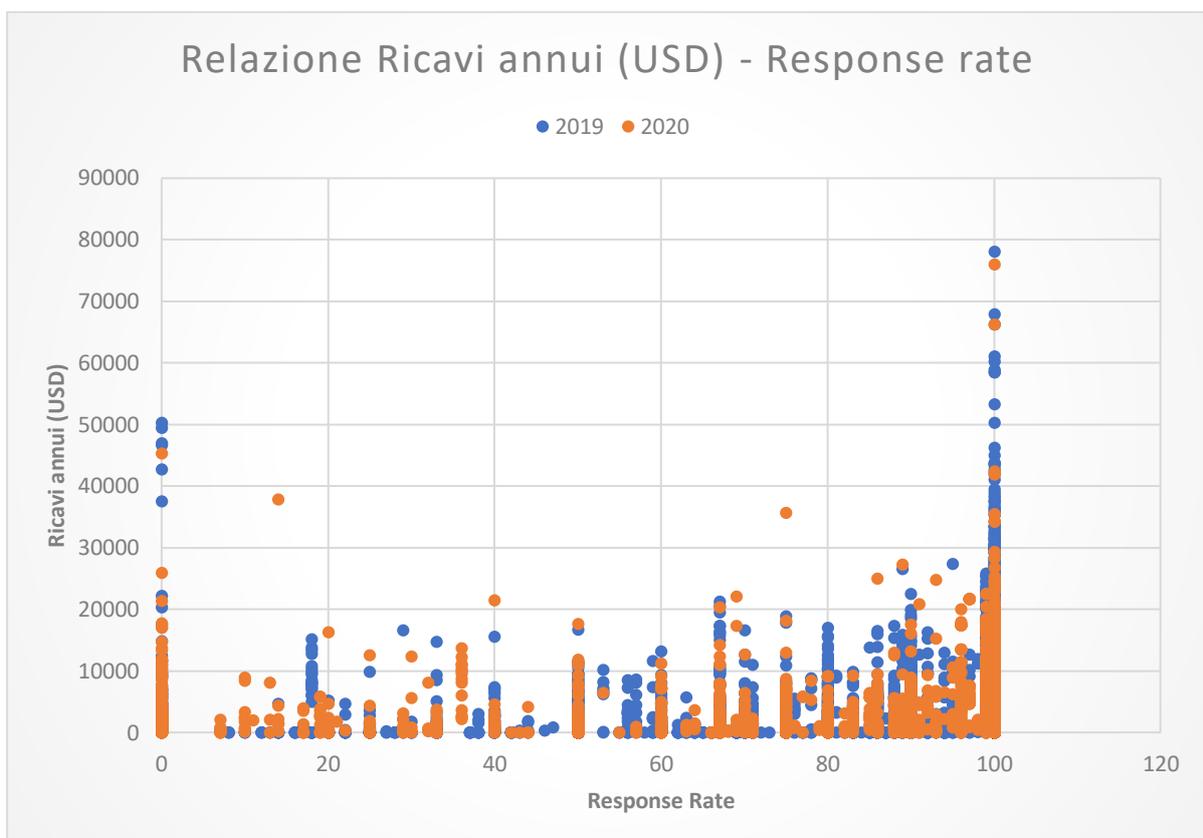


Figura 13 Relazione ricavi annui (USD) - response rate.

Dando uno sguardo alla relazione tra i ricavi e il tasso di risposta degli host del grafico in figura 13 si nota chiaramente una correlazione positiva dei due fattori: al crescere del tasso cresce anche l'opportunità che l'interazione con l'ospite arrivi ad una transazione. Si possono, inoltre, osservare degli annunci con ricavi positivi e un tasso pari a 0. Una possibile spiegazione a questo fenomeno è che alcuni host non hanno bisogno di interagire con l'host per scegliere un alloggio ma potrebbe essere comunque uno strumento per facilitare all'arrivo di un accordo, nel caso in cui ad esempio, la descrizione dell'annuncio sia povera di informazioni.

Considerando i due periodi, pre e post covid-19 non si nota una tendenza particolare per gli host a essere più o meno disponibili a rispondere ai messaggi dei potenziali ospiti, ma il trend rimane pressoché invariato.

Gli annunci che hanno in media un response rate più elevato sono quelli della categoria “entire home” con 87%, mentre le categorie “hotel room” e “private room” hanno un percentuale del 77%, seguito, infine, dalla categoria “shared room” con il 68%.

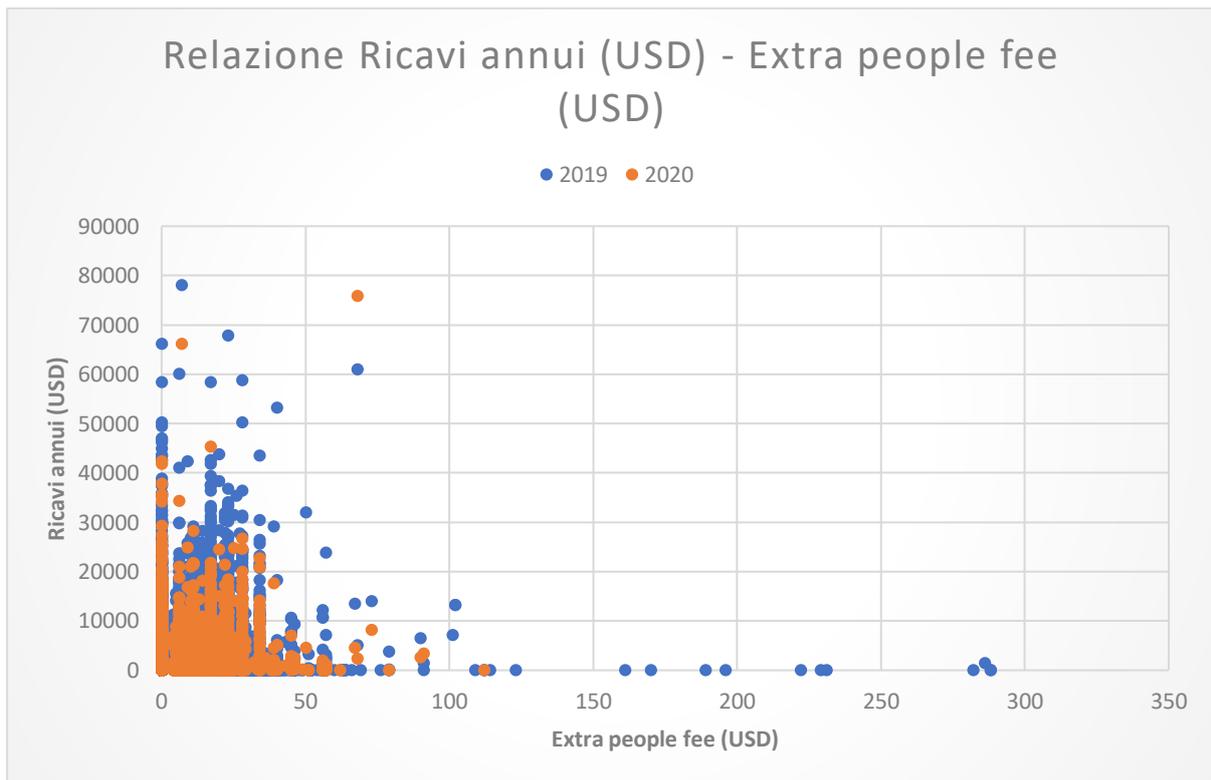


Figura 14 Relazione ricavi annui (USD) - extra people fee (USD).

La figura 14 mostra il grafico della relazione ricavi e tasso per persone extra mostra come al crescere della tassa le performance si riducono. Gli annunci che hanno conseguito un valore più alto di ricavi sono quelli che propongono una extra people fee minore di \$ 50, dimostrando che la disponibilità a pagare questo tipo di supplemento è limitata. In più, per l’anno 2020 la suddetta tassa non eccede i \$ 112: le motivazioni possono essere molteplici, ma la più avvalorata è sicuramente quella di rendere l’annuncio più competitivo e appetibile agli occhi degli ospiti in un contesto di crisi.

Andando ad esaminare le categorie, invece, gli alloggi di tipo “entire home” hanno un costo per persone extra più elevato, ovvero in media di \$ 7, mentre le “hotel room” quello più basso, cioè circa \$ 3, per lo stesso principio che il costo della stanza in media più alto degli altri tipi di alloggi giustifica dei servizi e costi aggiuntivi. Le altre due categorie hanno un

costo medio di circa \$ 5, più basso della categoria degli alloggi di appartamenti interi, essendo spazi più ristretti.

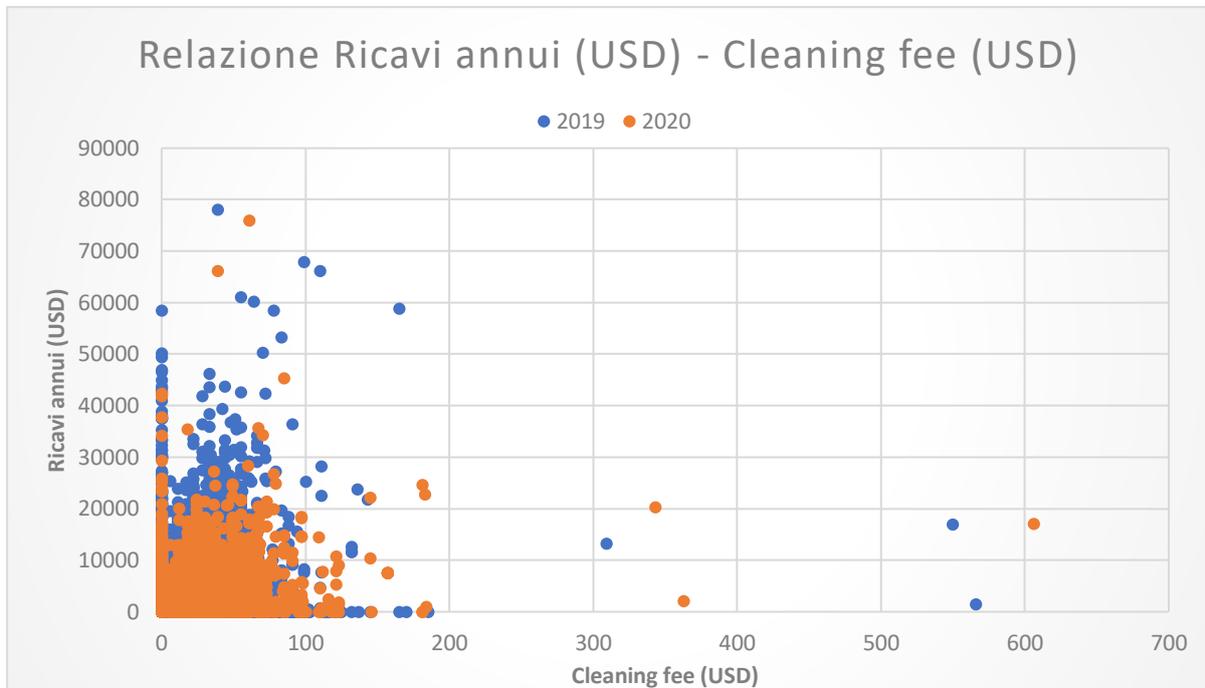


Figura 15 Relazione ricavi annui (USD) - cleaning fee (USD).

La figura 15, riportante la relazione tra ricavi e tassa di pulizia, sembra molto simile al grafico precedente in cui si mostra invece la relazione tra ricavi e “cleaning fee”. Nel presente grafico i costi relativi alla pulizia sono raddoppiati da un anno all’altro. Infatti, operando una media sui dati relativi alla “cleaning fee”, nel 2019 questo costo era di \$ 16,19, mentre nel 2020 è cresciuto a \$ 33,71. Questo indica come i costi per sanificare gli alloggi siano stati impattanti sui costi e di conseguenza sulle performance. Gli annunci però non hanno risentito particolarmente dell’aumento di questi costi, che possono essere anche indice di qualità del servizio di pulizia e sanificazione degli ambienti, in maniera da rendere sicuro il soggiorno.

La categoria di alloggi con un costo di pulizia più elevato è la “entire home”, con un valore medio di \$ 23. Mentre la categoria con i costi minori sono le “hotel room” con un costo medio di \$ 3, in quanto il prezzo per notte in media più elevato comprende anche quelli per le pulizie e altri servizi accessori, che non sono compresi invece per gli annunci degli host meno “professionali”. Le altre due categorie rimanenti, “shared room” e “private room”, hanno dei costi più bassi invece della categoria “entire home” in quanto sono inerenti a spazi più

contenuti, nonché essendo più stanze di uno stesso alloggio, le spese di pulizia possono essere ripartite tra più host che prenotano.

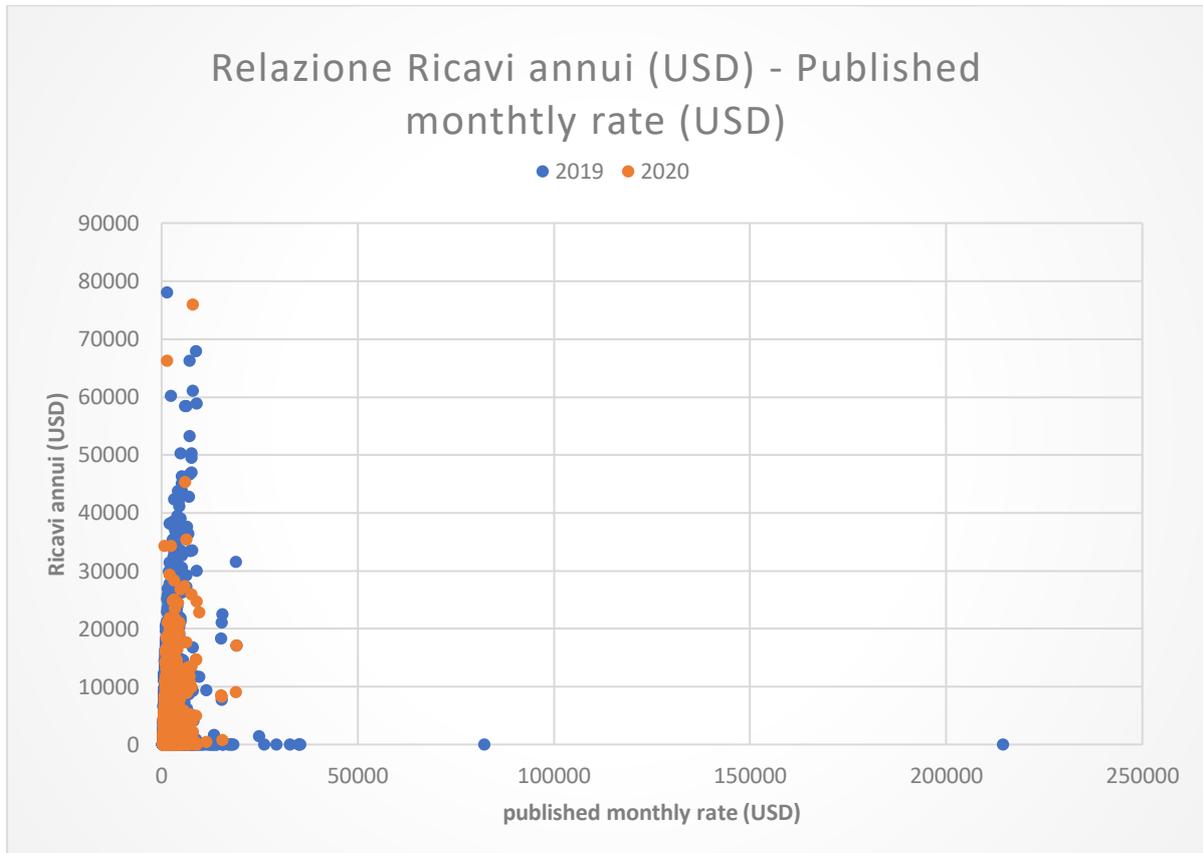


Figura 16 Relazione ricavi annui (USD) - published monthly rate (USD).

Qui in figura 16 viene mostrata la relazione tra i ricavi annui e il prezzo medio mensile di un annuncio. Dalla figura si può intuire che gli annunci che hanno dei prezzi troppo elevati sono difficilmente prenotati dagli ospiti che preferiscono le inserzioni di proposte più economiche. Gli annunci con i prezzi più elevati non sono presenti nel 2020, indice che gli annunci sono stati ridimensionati nel prezzo o tolti dal mercato. La correlazione con i ricavi risulta positiva per le inserzioni con un prezzo medio mensile inferiore ai \$ 15 000. Oltre questo valore i ricavi sono limitati, facendo intuire che il tasso di prenotazione per gli alloggi di lusso non è alto.

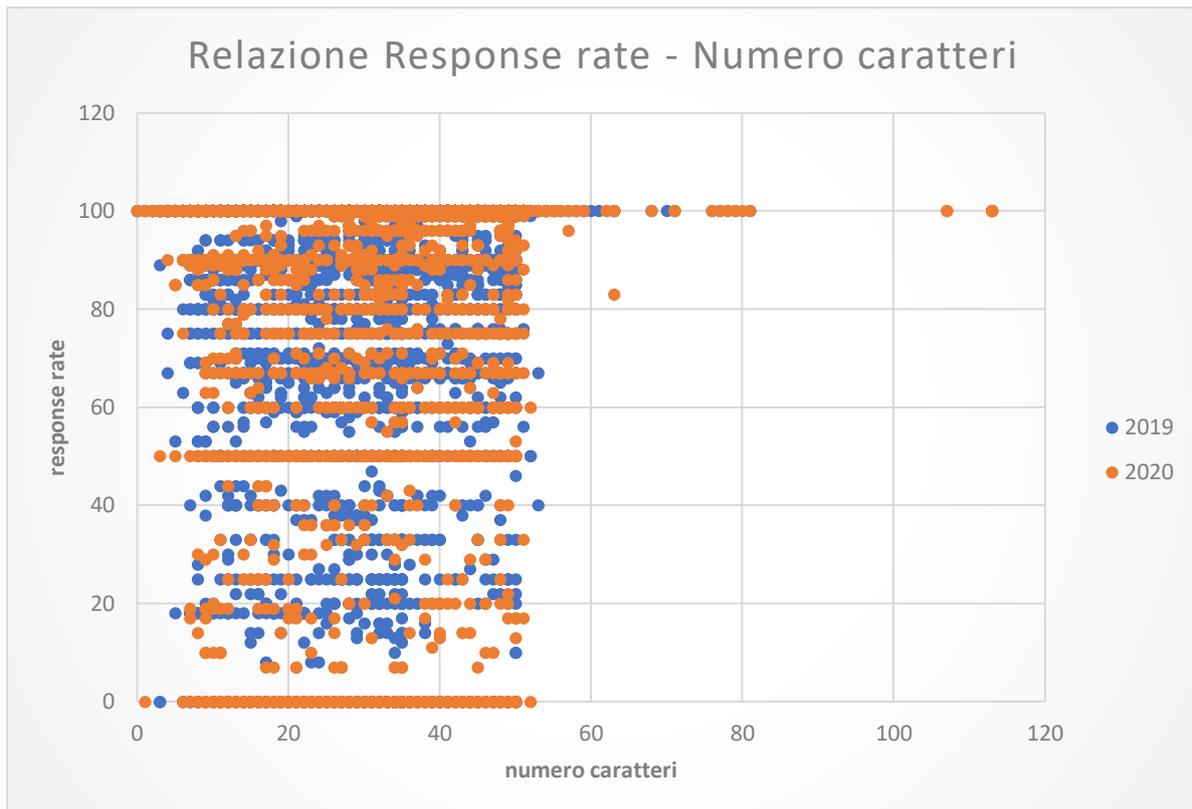


Figura 17 Relazione response rate e numero caratteri in listing title.

La figura 17 mostra quale corrispondenza ci sia tra response rate e numero di caratteri dell'annuncio. è interessante vedere che la maggior parte degli annunci ha comunque un numero inferiore ai 50 caratteri. Gli annunci più minuziosi e dettagliati, ovvero quelli che presentano più di 50 caratteri, sono pubblicati da host che hanno un response rate pari al 100%, segno che l'utente è attivo sia prima che dopo la pubblicazione dell'annuncio. Non sembra però esserci alcuna correlazione particolare tra i due parametri.

### 3.4 Sentiment analysis

La sentiment analysis è un'attività di elaborazione del linguaggio naturale e di estrazione di informazioni che mira a ottenere, in genere, i sentimenti degli utenti espressi in commenti, domande e richieste positivi o negativi, analizzando un gran numero di documenti. In generale, l'analisi del sentimento mira a determinare l'atteggiamento di un oratore o di uno scrittore rispetto a un argomento o alla tonalità complessiva di un documento. Negli ultimi anni, l'aumento esponenziale dell'uso di Internet e lo scambio di opinioni pubbliche hanno reso necessario il ricorso alla sentiment analysis. L'analisi di questi dati per estrarre l'opinione pubblica e il sentimento latenti è spesso un compito impegnativo. L'obiettivo principale di questo tipo di analisi è sviluppare un modello per prevedere le emozioni concentrandosi sulla relazione tra le parole, etichettando così voci specifiche, oltre la solita scomposizione "positiva" e "negativa", ottenendo una scala molto più ampia per previsioni più accurate. In questo modo, non solo si indicano i dati che dovrebbero essere positivi o negativi, ma si fornisce anche una ripartizione più dettagliata dei livelli emotivi. L'analisi del sentiment, dal punto di vista pratico, studia in una certa misura il comportamento degli utenti e può in qualche modo sostituire i metodi tradizionali che richiedono tempo e denaro come sondaggi e focus group. Semplicemente analizzando le fonti di dati facilmente accessibili, l'analisi del sentiment spesso fornisce agli imprenditori feedback relativamente accurati per misurare le tendenze dei clienti.

Utilizzando delle semplici funzioni di Excel è apparso che la parola “Pulito” appare nel Listing Title ben 12 volte nel 2019 contro 3 rispetto al 2020. Il termine si sostituisce con “Sanificato” che nel 2020 appare 4 volte. Ciò che è emerso dall'analisi effettuata su 16788 annunci è che la maggior parte degli host ha optato per la stessa descrizione dell'anno precedente. Con l'avvento della pandemia gli annunci si sono focalizzati nel proporre appartamenti e case intere piuttosto che stanze singole. Infatti, il numero di annunci relativi a stanze private all'interno di appartamenti nel 2019 è stato 3118 su 11051. Nel 2020 invece questo numero è calato a 1337 su 5737 annunci. La percentuale di questo tipo di alloggi quindi, a seguito della pandemia è sceso di quasi 5 punti, ovvero dal 28,2% al 23,3%.

Nella seguente analisi, si ottengono dei risultati più accurati, scomponendo prima il dataset per anno e etichettando gli annunci che risultano “positivi” da quelli che risultano “negativi”, ovvero distinguendo gli annunci degli host che hanno ricevuto una valutazione maggiore di 3

da quelli con una valutazione minore di 3. Questi due insiemi sono stati poi analizzati tramite gli stessi comandi utilizzati precedentemente per l'analisi semantica, imputando la categoria di Listing Title. I risultati ai test sono i seguenti:

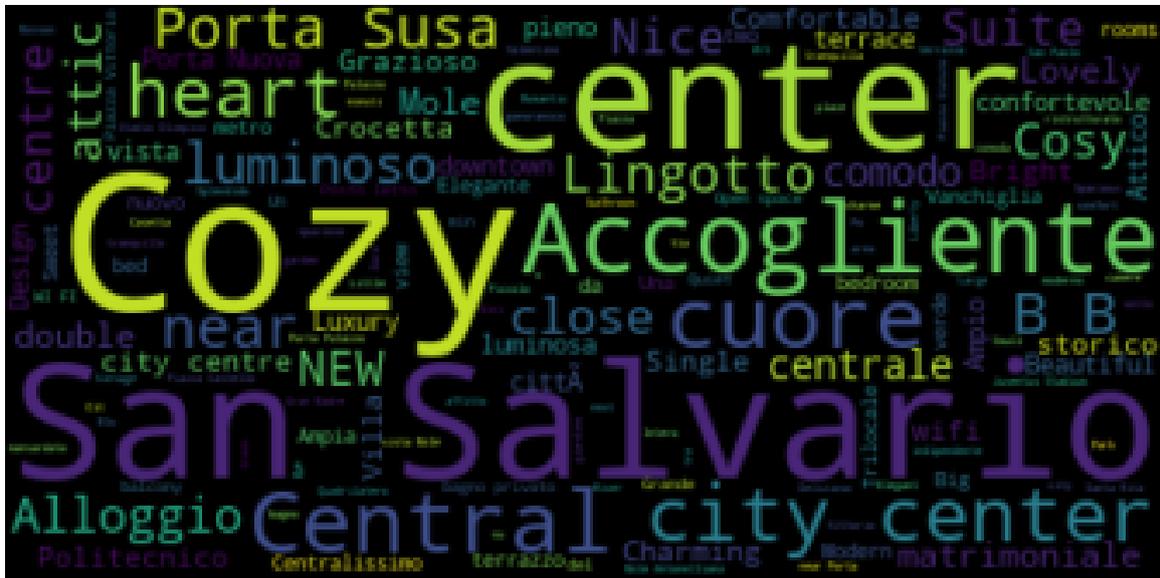


Figura 18 Parole frequenti in Listing Title anno 2019.

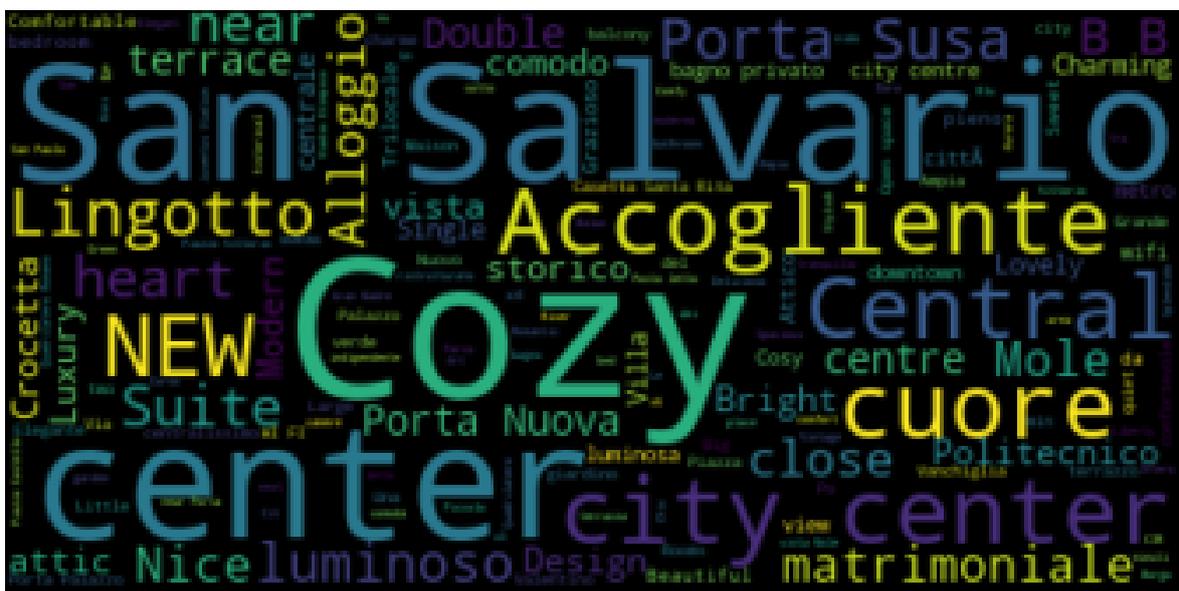


Figura 19 Parole frequenti in Listing Title anno 2020.

Le parole più utilizzate nelle descrizioni degli annunci da un anno all'altro non risultano essere differenti tra di loro. Infatti, come precedentemente sottolineato, gli host hanno preferito mantenere complessivamente la stessa descrizione. Si può notare però dal conteggio delle parole che le parole che si riferiscono alla centralità dell'alloggio nel 2019 sono 2277



preponderante negli annunci con sentiment positivo, da cui si deduce che per l'ospite è importante in una città come Torino la posizione centrale dell'alloggio.

I comandi per l'analisi delle parole più frequenti sono stati applicati anche alla categoria Cancellation Policy.

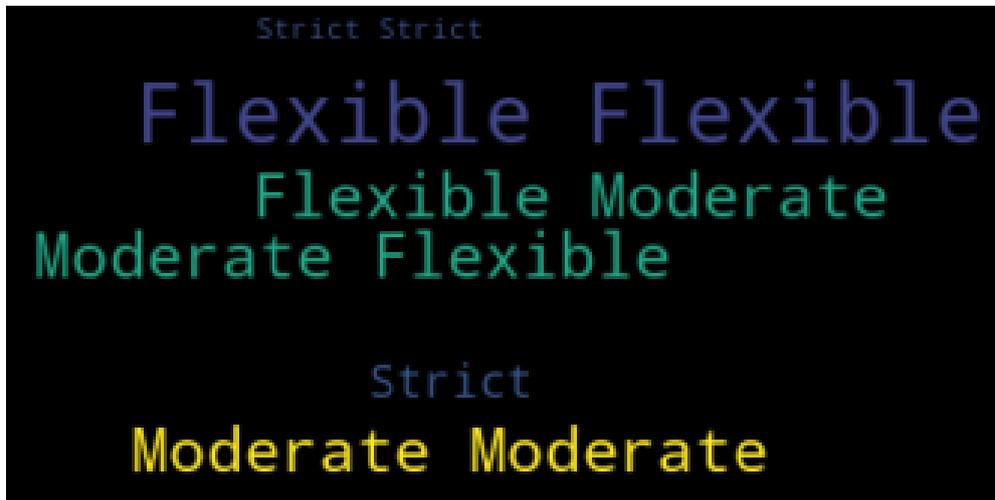


Figura 22 Parole frequenti 2019 (Cancellation Policy).

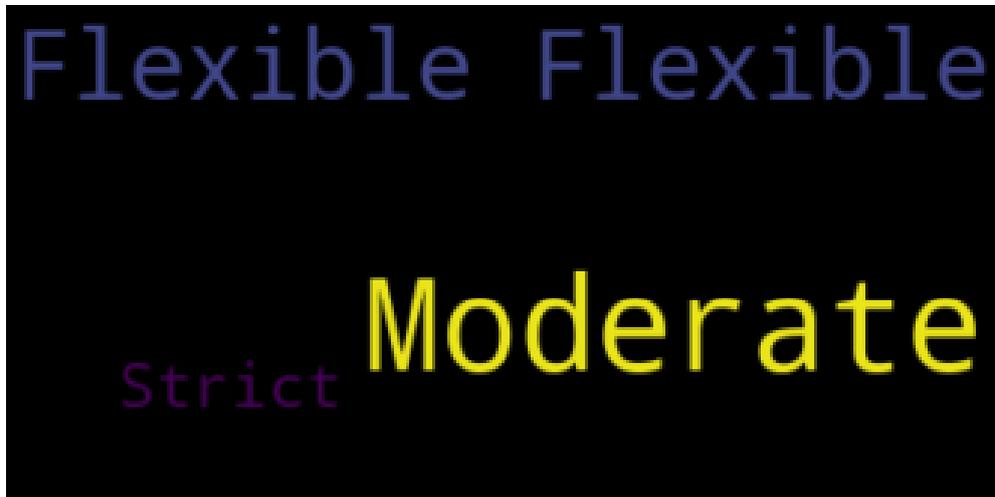


Figura 23 Parole frequenti 2020 (Cancellation Policy).

Facendo un confronto tra i due periodi, la presenza dell'emergenza sanitaria ha comportato un clima di crescente pressione sugli host di Airbnb, che, a causa delle incertezze sui piani di viaggio, hanno visto le prenotazioni e di conseguenza i profitti più aleatori.

	<b>Annunci Totali</b>	<b>Annunci 2019</b>	<b>Annunci 2020</b>	<b>2019 (%)</b>	<b>2020 (%)</b>
<b>Flexible</b>	8966	5936	3030	54%	53%
<b>Moderate</b>	6246	4036	2210	37%	39%
<b>Strict</b>	1576	1079	497	10%	9%

Tabella 6: Numero annunci per ogni rispettiva categoria di Cancellation Policy.

In tabella 6 sono rappresentati il numero di annunci per anno che presentano una determinata categoria di politica di cancellazione. La categoria che presenta una percentuali più alta di affiliazioni rispetto all'anno precedente è la "Moderate", scelta per moderare i rischi da entrambe le parti, host e ospite, a causa dei fattori contingenti legati alla pandemia. A tal proposito, Airbnb ha consentito una politica di cancellazione più flessibile al momento della prenotazione di un alloggio che aumenta i costi opportunità degli host. Dall'analisi condotta sulle politiche di cancellazione emerge la volontà degli host, quindi, a optare per un regime flessibile o moderato in maniera tale da incentivare le prenotazioni, ormai calate a causa della situazione precaria creata dall'espandersi della pandemia.

### 3.4.1 Dataset Entire home

Si analizzano qui di seguito i dataset raggruppati per categorie di alloggio.

Come primo passo, il dataset è stato diviso in due sottogruppi: gli annunci con un rating maggiore di 3 rappresentano l'insieme di annunci con un positive sentiment, mentre gli altri rappresentano il negative sentiment, ovvero sono gli annunci che tendenzialmente hanno suscitato dei ratings e recensioni negative. Con questo tipo di analisi è possibile individuare quali solo le parole più ricorrenti e che tipo di descrizioni preferiscono adottare gli host che raggiungono delle performance più elevate.



### 3.4.2 Dataset Private room

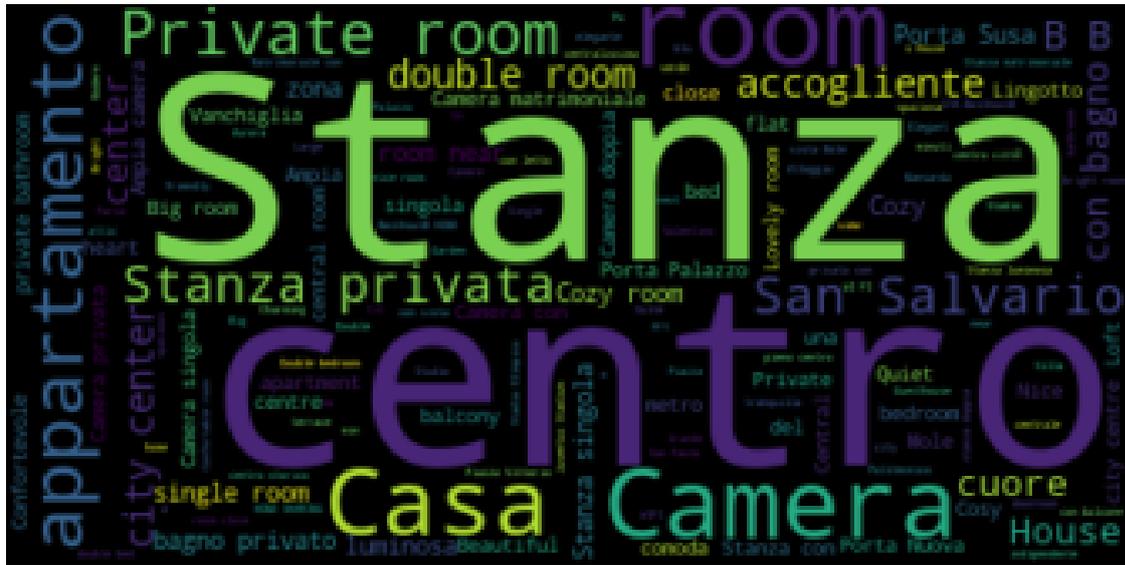


Figura 26 Parole frequenti Listing Type private room positive sentiment.

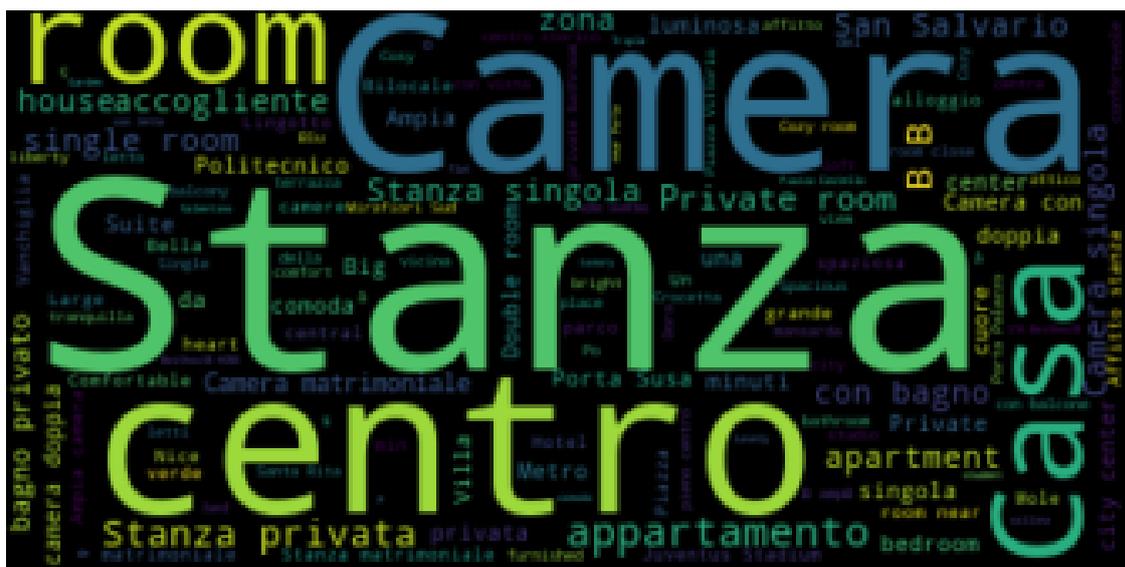


Figura 27 Parole frequenti Listing Type private room negative sentiment.

Anche per quest'altra categoria, come per quella precedente si dà importanza alla centralità dell'alloggio. Il binomio "bagno privato" è sicuramente percepito come un plus, presente in molti annunci con rating positivo. "Luminosa", "accogliente" e "confortevole" sono gli aggettivi più utilizzati dagli host con le performance più elevate. Inoltre, si può notare che le sistemazioni che dispongono di un balcone sono più apprezzate.

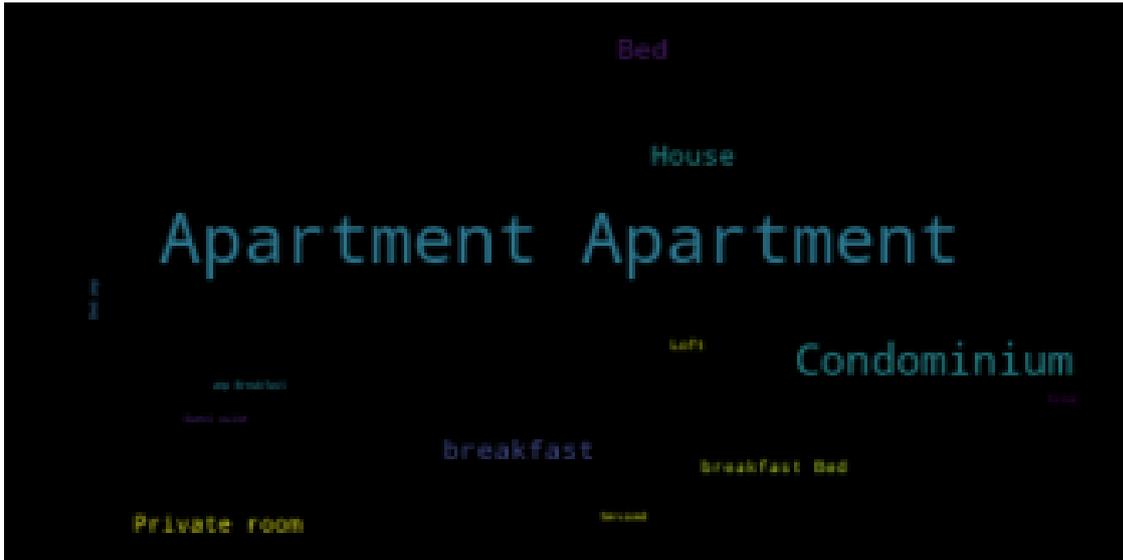


Figura 28 Parole frequenti Property Type private room negative sentiment.



Figura 29 Parole frequenti Property Type private room positive sentiment.

Le categorie di soggiorni recensite con valutazioni più elevate sono generalmente quelle che offrono una sistemazione da bed & breakfast, ovvero con colazione inclusa.





### 3.5 Analisi di regressione

L'analisi di regressione è un metodo statistico che permette di analizzare la natura e l'intensità di una o più relazioni fra due variabili, tra cui è possibile ipotizzare un rapporto di "causa-effetto". L'obiettivo è quello di trovare l'equazione della curva che meglio interpreta il meccanismo con il quale una variabile è relazionata ad un'altra, che spiega, quindi, gli effetti su una variabile (Y) risultanti da una variazione di una variabile (X). Per determinare tale retta si è utilizzato il metodo dei minimi quadrati (OLS). Questo metodo permette di calcolare la distanza di ogni osservazione dalla retta nello spazio della variabile dipendente Y, ottimizzandone l'interpolazione. Nel caso della regressione lineare, l'equazione che rappresenta il modello di riferimento è la seguente:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_p X_p + e$$

dove "e" rappresenta la componente "casuale" e il termine d'errore, ovvero la varianza spiegata da determinanti non specificate (le 'variabili omesse'), che oltre alle variabili esplicative inserite, può influenzare la risposta Y. La variabile errore si assume distribuita come una gaussiana standardizzata ovvero con media nulla e varianza costante. Lo scopo primario è quello di comprendere i fattori, denominati variabili indipendenti (X), che influiscono sulla determinazione del numero di prenotazioni (variabile dipendente Y) sulla piattaforma Airbnb. I parametri  $\beta$  rappresentano invece i coefficienti di regressione, cioè il contributo marginale della variabile associata, misurando l'elasticità della variabile Y rispetto ad ogni variabile X.

Prima di utilizzare questo tipo di modello è necessario che le assunzioni fatte nella fase di specificazione del modello non siano implausibili se confrontate con i dati economici che sono stati utilizzati per la stima. Ad esempio, bisogna controllare se siano state omesse variabili esplicative rilevanti e se la forma funzionale, ovvero nel caso in esame lineare, sia corretta. Il modello econometrico permette di verificare che le ipotesi formulate siano giuste controllando il segno dei coefficienti di regressione. L'effetto causale invece viene appurato valutando il valore del coefficiente di regressione. Lo studio, infine, permette di fare previsioni, conoscendo i valori previsti dei regressori sarebbe possibile prevedere il valore della variabile dipendente.

Con il prosieguo dell'analisi, si osserva il p-values di alcune variabili, i cui valori possono essere piuttosto alti, il che vuol dire che non sono significativi, per cui queste variabili possono essere anche escluse dall'analisi. Una volta individuate le variabili da escludere si passa alla riformulazione del modello.

In questo sottocapitolo si procederà con l'analisi econometrica. Il modello costruito è di tipo lineare poiché non sono state individuate motivazioni tali da ipotizzare relazioni di gradi successivi tra la variabile dipendente e quelle esplicative. Sono stati infatti precedentemente costruiti dei grafici nella parte di analisi preliminare che mettevano in relazione le variabili in gioco per studiarne la struttura al fine di ottenere una rappresentazione e una successiva analisi quanto più robusta possibile. È stato costruito un modello di regressione lineare multipla invece di un semplice modello di regressione lineare perché in questo caso, come spesso accade, la variabile obiettivo dipende sempre da più di una variabile. Per la costruzione del modello è stata utilizzata la piattaforma Jupyter notebook in linguaggio Python.

Affinché il programma potesse elaborare il dataset, sono stati eliminati i valori nulli e sono state create delle variabili di tipo dummy, che assumono valore 0 o 1 a seconda che sia soddisfatta o meno una data condizione, per tutte le variabili di tipo categorico presenti:

- *Listing Type*: sono state create tre diverse variabili dummy a seconda che la proprietà sia di tipo “Entire home”, “Hotel room”, “Private room” o “Shared room”.
- *Cancellation Policy*: si sono ristrette le diverse descrizioni presenti nei campi a sole tre condizioni che sono state riassunte in tre variabili dummy rappresentate da termini di cancellazione “Strict”, “Moderate” e “Flexible”.
- *Airbnb Superhost*: variabile dummy che assume valore 1 se “True” e 0 se “False”.
- *Instantbook Enabled*: variabile dummy che assume valore 1 se “True” e 0 se “False”.
- *Last year*: variabile dummy che assume valore 1 se “2020” e 0 se “2019”.

È stato importante, infine, ridimensionare le variabili in modo che tutte avessero una scala comparabile. Se non fosse stato effettuato questo procedimento, alcuni dei coefficienti del modello di regressione sarebbero state di unità diverse rispetto agli altri coefficienti.

L'analisi di regressione è stata poi condotta raggruppando gli annunci prima rispetto agli anni, rispettivamente 2019 e 2020, e poi per tipologia di alloggio: “entire home/apt”, “private room”, “shared room” e “hotel room”. I dati processati per ogni categoria sono rispettivamente 11756, 4455, 485, 88.

### 3.5.1 Dataset Entire Home

	Annual Revenue LTM (USD)	Bedrooms	Bathrooms	Max Guests
count	11757.000000	11757.000000	11757.000000	11757.000000
mean	3350.305860	1.237901	1.132092	3.581611
std	5483.116282	0.731328	0.404851	1.614859
min	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
25%	0.000000	1.000000	1.000000	2.000000
50%	959.000000	1.000000	1.000000	4.000000
75%	4720.000000	2.000000	1.000000	4.000000
max	78052.000000	11.000000	8.000000	16.000000

	Response Rate	Airbnb Superhost	Cleaning Fee (USD)
count	11757.000000	11757.000000	11757.000000
mean	84.232883	0.190440	23.027813
std	32.113454	0.392665	22.938936
min	0.000000	0.000000	0.000000
25%	90.000000	0.000000	0.000000
50%	100.000000	0.000000	22.000000
75%	100.000000	0.000000	34.000000
max	100.000000	1.000000	606.000000

	Extra People Fee (USD)	Minimum Stay	Number of Reviews
count	11757.000000	11757.000000	11757.000000
mean	7.546313	2.801565	22.821553
std	12.084721	11.330072	45.729523
min	0.000000	1.000000	0.000000
25%	0.000000	1.000000	1.000000
50%	0.000000	2.000000	5.000000
75%	12.000000	2.000000	22.000000
max	288.000000	365.000000	589.000000

	Number of Photos	Overall Rating	Security Deposit (USD)
count	11757.000000	11757.000000	11757.000000
mean	17.799439	3.516203	60.760993
std	12.041817	2.035122	192.774478
min	1.000000	0.000000	0.000000
25%	10.000000	3.000000	0.000000
50%	15.000000	4.700000	0.000000
75%	23.000000	4.900000	0.000000
max	197.000000	5.000000	5106.000000

	Instantbook Enabled	LastYear	availability rate
count	11757.000000	11757.000000	11757.000000
mean	0.405886	0.360041	0.131657
std	0.491084	0.480032	0.189204
min	0.000000	0.000000	0.000000
25%	0.000000	0.000000	0.000000
50%	0.000000	0.000000	0.038356
75%	1.000000	1.000000	0.194521
max	1.000000	1.000000	0.967123

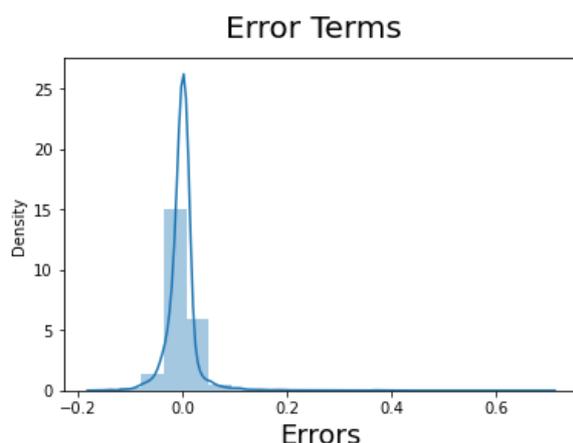
	caratteri annuncio
count	11757.000000
mean	29.766607
std	12.078714
min	0.000000
25%	20.000000
50%	31.000000
75%	38.000000
max	79.000000

<b>Dep. Variable:</b>	Annual Revenue LTM (USD)	<b>R-squared:</b>	0.741			
<b>Model:</b>	OLS	<b>Adj. R-squared:</b>	0.741			
<b>Method:</b>	Least Squares	<b>F-statistic:</b>	1306.			
<b>Date:</b>	Fri, 22 Oct 2021	<b>Prob (F-statistic):</b>	0.00			
<b>Time:</b>	11:19:37	<b>Log-Likelihood:</b>	15600.			
<b>No. Observations:</b>	8229	<b>AIC:</b>	-3.116e+04			
<b>Df Residuals:</b>	8210	<b>BIC:</b>	-3.103e+04			
<b>Df Model:</b>	18					
<b>Covariance Type:</b>	nonrobust					
	<b>coef</b>	<b>std err</b>	<b>t</b>	<b>P&gt; t </b>	<b>[0.025</b>	<b>0.975]</b>
<b>const</b>	-0.0424	0.002	-21.988	0.000	-0.048	-0.039
<b>Bedrooms</b>	0.0390	0.009	4.564	0.000	0.022	0.056
<b>Bathrooms</b>	0.1081	0.010	10.826	0.000	0.089	0.128
<b>Max Guests</b>	0.0904	0.006	16.074	0.000	0.079	0.101
<b>Response Rate</b>	-0.0029	0.001	-2.094	0.038	-0.006	-0.000
<b>Airbnb Superhost</b>	0.0011	0.001	0.945	0.345	-0.001	0.003
<b>Cleaning Fee (USD)</b>	0.0595	0.011	5.230	0.000	0.037	0.082
<b>Extra People Fee (USD)</b>	0.0170	0.011	1.602	0.109	-0.004	0.038
<b>Minimum Stay</b>	-0.0120	0.012	-0.973	0.331	-0.036	0.012
<b>Number of Reviews</b>	-0.0451	0.006	-7.505	0.000	-0.057	-0.033
<b>Number of Photos</b>	0.0399	0.007	5.404	0.000	0.025	0.054
<b>Overall Rating</b>	-0.0023	0.001	-2.007	0.045	-0.004	-5.34e-05
<b>Security Deposit (USD)</b>	0.0058	0.011	0.522	0.601	-0.016	0.027
<b>Instantbook Enabled</b>	0.0003	0.001	0.318	0.751	-0.001	0.002
<b>LastYear</b>	-0.0010	0.001	-1.147	0.251	-0.003	0.001
<b>availability rate</b>	0.3127	0.003	120.800	0.000	0.308	0.318
<b>caratteri annuncio</b>	0.0081	0.003	2.313	0.021	0.001	0.011
<b>Moderate</b>	0.0025	0.001	2.830	0.005	0.001	0.004
<b>Strict</b>	0.0043	0.001	2.992	0.003	0.001	0.007
<b>Omnibus:</b>	9401.775	<b>Durbin-Watson:</b>	2.040			
<b>Prob(Omnibus):</b>	0.000	<b>Jarque-Bera (JB):</b>	1955083.321			
<b>Skew:</b>	5.660	<b>Prob(JB):</b>	0.00			
<b>Kurtosis:</b>	77.658	<b>Cond. No.</b>	55.1			

Dall'analisi sono state escluse le variabili 'Instantbook Enabled' e 'Security Deposit (USD)' che a causa di un p-value molto alto non risultano significative. Il risultato finale dell'analisi è il seguente:

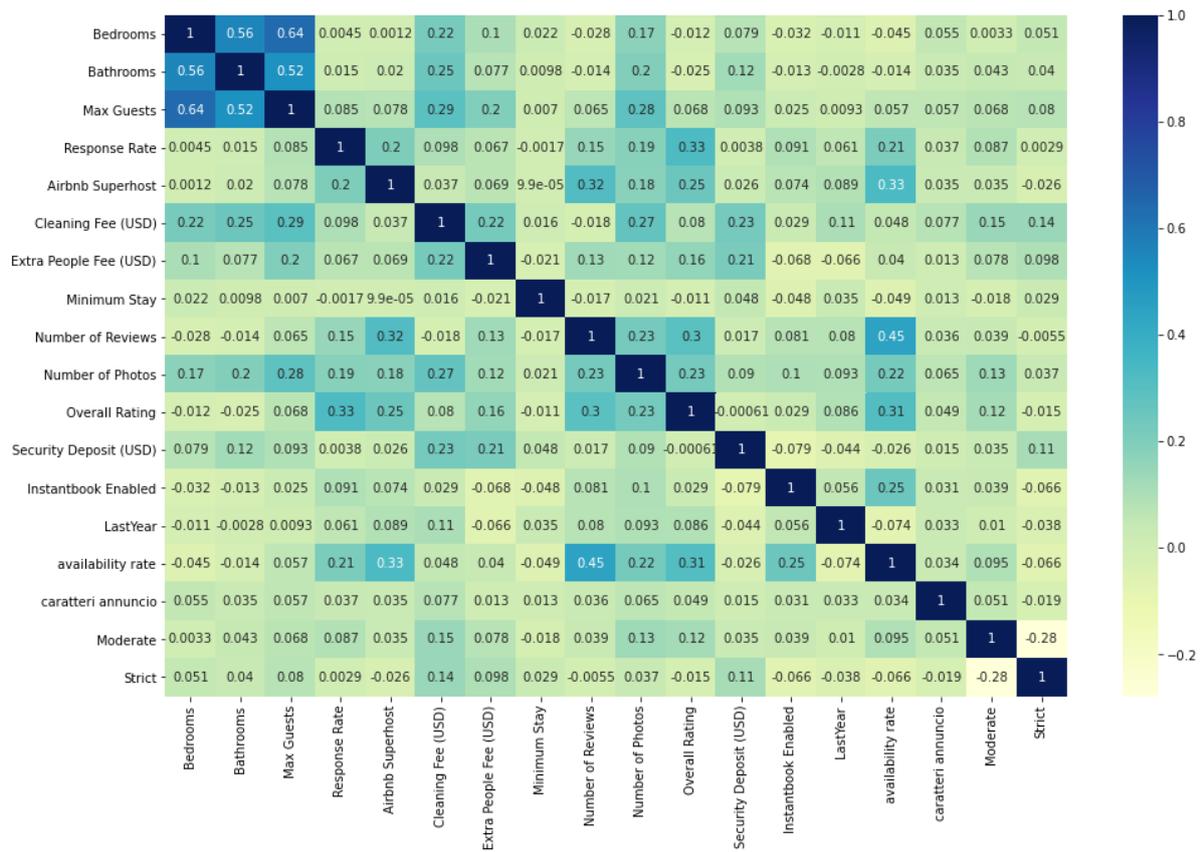
OLS Regression Results						
=====						
<b>Dep. Variable:</b>	<b>Annual Revenue LTM (USD)</b>			<b>R-squared:</b>	<b>0.741</b>	
<b>Model:</b>	<b>OLS</b>			<b>Adj. R-squared:</b>	<b>0.741</b>	
<b>Method:</b>	<b>Least Squares</b>			<b>F-statistic:</b>	<b>1469.</b>	
<b>Prob (F-statistic):</b>	<b>0.00</b>					
<b>No. Observations:</b>	<b>8229</b>					
<b>Df Residuals:</b>	<b>8212</b>					
<b>Df Model:</b>	<b>16</b>					
<b>Covariance Type:</b>	<b>nonrobust</b>					
=====						
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
<b>const</b>	-0.0423	0.002	-22.118	0.000	-0.046	-0.039
<b>Bedrooms</b>	0.0389	0.009	4.555	0.000	0.022	0.056
<b>Bathrooms</b>	0.1084	0.010	10.880	0.000	0.089	0.128
<b>Max Guests</b>	0.0904	0.006	16.088	0.000	0.079	0.101
<b>Response Rate</b>	-0.0028	0.001	-2.088	0.037	-0.006	-0.000
<b>Airbnb Superhost</b>	0.0011	0.001	0.957	0.339	-0.001	0.003
<b>Cleaning Fee (USD)</b>	0.0605	0.011	5.392	0.000	0.038	0.082
<b>Extra People Fee (USD)</b>	0.0177	0.010	1.689	0.091	-0.003	0.038
<b>Minimum Stay</b>	-0.0119	0.012	-0.963	0.336	-0.036	0.012
<b>Number of Reviews</b>	-0.0451	0.006	-7.509	0.000	-0.057	-0.033
<b>Number of Photos</b>	0.0401	0.007	5.446	0.000	0.026	0.055
<b>Overall Rating</b>	-0.0023	0.001	-2.050	0.040	-0.005	-0.000
<b>LastYear</b>	-0.0010	0.001	-1.161	0.246	-0.003	0.001
<b>availability rate</b>	0.3128	0.003	124.024	0.000	0.308	0.318
<b>caratteri annuncio</b>	0.0061	0.003	2.320	0.020	0.001	0.011
<b>Moderate</b>	0.0025	0.001	2.841	0.005	0.001	0.004
<b>Strict</b>	0.0043	0.001	3.026	0.002	0.002	0.007

In seguito, si verifica se i termini di errore sono distribuiti normalmente, per accertare uno dei principali presupposti della regressione lineare. Si traccia dunque l'istogramma dei termini di errore.



Come si può osservare, i termini di errore seguono a una distribuzione normale.

Si ottiene infine una matrice delle correlazioni, in cui viene mostrato il coefficiente di correlazione per ogni variabile utilizzata nell'analisi di regressione.



Le variabili con la correlazione più elevata risultano quelle rappresentanti il numero di stanze da letto, bagni e numero massimo di ospiti.

### 3.5.2 Dataset Private room

	Annual Revenue LTM (USD)	Bedrooms	Bathrooms	Max Guests	\
count	4456.000000	4456.000000	4456.000000	4456.000000	
mean	1273.997307	1.066652	1.162029	2.201750	
std	2672.401945	0.499428	0.543199	1.168769	
min	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	
25%	0.000000	1.000000	1.000000	2.000000	
50%	31.000000	1.000000	1.000000	2.000000	
75%	1378.750000	1.000000	1.000000	2.000000	
max	33324.000000	17.000000	17.000000	16.000000	

	Response Rate	Airbnb Superhost	Cleaning Fee (USD)	\
count	4456.000000	4456.000000	4456.000000	
mean	77.476436	0.120736	7.114004	
std	37.289126	0.325857	12.185934	
min	0.000000	0.000000	0.000000	
25%	67.000000	0.000000	0.000000	
50%	100.000000	0.000000	0.000000	
75%	100.000000	0.000000	11.000000	
max	100.000000	1.000000	170.000000	

	Extra People Fee (USD)	Minimum Stay	Number of Reviews	\
count	4456.000000	4456.000000	4456.000000	
mean	6.747980	2.892280	15.260323	
std	11.489535	14.359082	37.552657	
min	0.000000	1.000000	0.000000	
25%	0.000000	1.000000	0.000000	
50%	0.000000	1.000000	2.000000	
75%	11.000000	2.000000	13.000000	
max	231.000000	600.000000	555.000000	

	Number of Photos	Overall Rating	Security Deposit (USD)	\
count	4456.000000	4456.000000	4456.000000	
mean	11.011670	3.101212	28.024237	
std	8.606909	2.232424	152.751218	
min	1.000000	0.000000	0.000000	
25%	5.000000	0.000000	0.000000	
50%	9.000000	4.500000	0.000000	
75%	14.000000	4.900000	0.000000	
max	87.000000	5.000000	4487.000000	

	Instantbook Enabled	LastYear	availability rate	caratteri annuncio
count	4456.000000	4456.000000	4456.000000	4456.000000
mean	0.304982	0.300045	0.085182	30.857944
std	0.460451	0.458329	0.155791	11.717447
min	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
25%	0.000000	0.000000	0.000000	22.000000
50%	0.000000	0.000000	0.002740	32.000000
75%	1.000000	1.000000	0.101370	40.000000
max	1.000000	1.000000	0.967123	54.000000

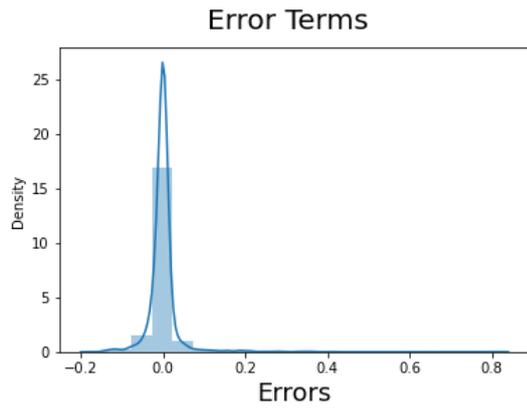
Dep. Variable:	Annual Revenue LTM (USD)	R-squared:	0.720
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.719
Method:	Least Squares	F-statistic:	443.5
Date:	Fri, 22 Oct 2021	Prob (F-statistic):	0.00
Time:	11:28:25	Log-Likelihood:	5508.3
No. Observations:	3119	AIC:	-1.098e+04
Df Residuals:	3100	BIC:	-1.086e+04
Df Model:	18		
Covariance Type:	nonrobust		

	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
const	-0.0148	0.003	-4.621	0.000	-0.021	-0.009
Bedrooms	-0.0427	0.032	-1.328	0.184	-0.106	0.020
Bathrooms	-0.0349	0.027	-1.291	0.197	-0.088	0.018
Max Guests	0.0864	0.013	6.896	0.000	0.062	0.111
Response Rate	0.0028	0.002	1.314	0.189	-0.001	0.007
Airbnb Superhost	-0.0015	0.003	-0.580	0.562	-0.006	0.003
Cleaning Fee (USD)	0.0302	0.011	2.685	0.007	0.008	0.052
Extra People Fee (USD)	0.0235	0.012	1.883	0.060	-0.001	0.048
Minimum Stay	-0.0218	0.030	-0.725	0.469	-0.081	0.037
Number of Reviews	-0.1135	0.011	-10.457	0.000	-0.135	-0.092
Number of Photos	0.0368	0.008	4.494	0.000	0.021	0.053
Overall Rating	-0.0045	0.002	-2.387	0.018	-0.008	-0.001
Security Deposit (USD)	-0.0029	0.025	-0.118	0.906	-0.052	0.046
Instantbook Enabled	0.0058	0.002	3.539	0.000	0.003	0.009
LastYear	0.0017	0.002	1.019	0.308	-0.002	0.005
availability rate	0.4462	0.006	78.069	0.000	0.435	0.457
caratteri annuncio	0.0060	0.003	1.736	0.083	-0.001	0.013
Moderate	0.0026	0.002	1.494	0.135	-0.001	0.006
strict	-0.0030	0.003	-0.989	0.323	-0.009	0.003

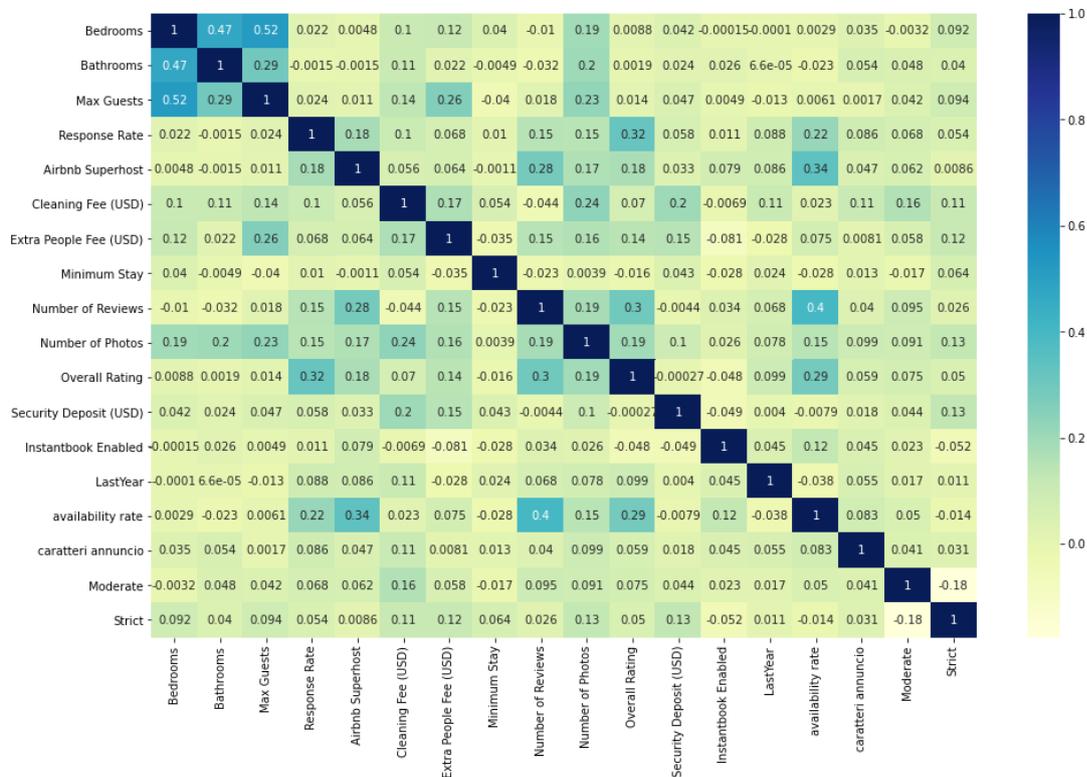
Omnibus:	3770.882	Durbin-Watson:	1.922
Prob(Omnibus):	0.000	Jarque-Bera (JB):	884409.329
Skew:	6.144	Prob(JB):	0.00
Kurtosis:	84.574	Cond. No.	80.3

Sono state eliminate le variabili “Security Deposit” e “Airbnb Superhost” che presentavano un p-value più elevato.

OLS Regression Results						
=====						
Dep. Variable:	Annual Revenue LTM (USD)   R-squared:			0.720		
Model:	OLS   Adj. R-squared:			0.719		
Method:	Least Squares   F-statistic:			469.8		
Prob (F-statistic):	0.00					
Log-Likelihood:	5508.2					
No. Observations:	3119					
Df Residuals:	3101					
Df Model:	17					
Covariance Type:	nonrobust					
=====						
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
const	-0.0148	0.003	-4.622	0.000	-0.021	-0.009
Bedrooms	-0.0427	0.032	-1.329	0.184	-0.106	0.020
Bathrooms	-0.0348	0.027	-1.291	0.197	-0.088	0.018
Max Guests	0.0865	0.013	6.902	0.000	0.062	0.111
Response Rate	0.0028	0.002	1.310	0.190	-0.001	0.007
Airbnb Superhost	-0.0015	0.003	-0.583	0.560	-0.006	0.003
Cleaning Fee (USD)	0.0300	0.011	2.699	0.007	0.008	0.052
Extra People Fee (USD)	0.0233	0.012	1.882	0.060	-0.001	0.048
Minimum Stay	-0.0219	0.030	-0.728	0.466	-0.081	0.037
Number of Reviews	-0.1135	0.011	-10.458	0.000	-0.135	-0.092
Number of Photos	0.0368	0.008	4.494	0.000	0.021	0.053
Overall Rating	-0.0045	0.002	-2.364	0.018	-0.008	-0.001
Instantbook Enabled	0.0058	0.002	3.546	0.000	0.003	0.009
LastYear	0.0017	0.002	1.021	0.307	-0.002	0.005
availability rate	0.4462	0.006	78.093	0.000	0.435	0.457
caratteri annuncio	0.0060	0.003	1.737	0.082	-0.001	0.013
Moderate	0.0026	0.002	1.491	0.136	-0.001	0.006
Strict	-0.0030	0.003	-1.005	0.315	-0.009	0.003



Come nell'analisi precedente, anche per questo dataset, il termine di errore segue una distribuzione normale con la media incentrata sullo 0.



La matrice delle correlazioni ci presenta una correlazione abbastanza elevata tra le variabili “Max Guest” e “Bedrooms”, nonché “Bathrooms” e “Bedrooms”. Sembra logico dire che all’aumentare del numero di stanze da letto aumentano sia i bagni che il numero di ospiti che l’alloggio può ospitare. Anche le variabili “Availability rate” e “Number of Reviews” risultano altamente correlate.

### 3.5.3 Dataset Shared room

	Annual Revenue LTM (USD)	Bedrooms	Bathrooms	Max Guests	\
count	486.000000	486.0	486.000000	486.000000	
mean	454.625514	1.0	1.078189	1.600023	
std	989.150351	0.0	0.314688	0.866989	
min	0.000000	1.0	0.000000	0.000000	
25%	0.000000	1.0	1.000000	1.000000	
50%	0.000000	1.0	1.000000	1.000000	
75%	334.750000	1.0	1.000000	2.000000	
max	5549.000000	1.0	3.000000	10.000000	

	Response Rate	Airbnb Superhost	Cleaning Fee (USD)	\
count	486.000000	486.000000	486.000000	
mean	67.851852	0.053498	3.430041	
std	41.248738	0.225256	8.612760	
min	0.000000	0.000000	0.000000	
25%	20.000000	0.000000	0.000000	
50%	100.000000	0.000000	0.000000	
75%	100.000000	0.000000	5.000000	
max	100.000000	1.000000	115.000000	

	Extra People Fee (USD)	Minimum Stay	Number of Reviews	\
count	486.000000	486.000000	486.000000	
mean	5.096708	2.973251	10.567901	
std	10.822509	12.905258	29.478325	
min	0.000000	1.000000	0.000000	
25%	0.000000	1.000000	0.000000	
50%	0.000000	1.000000	1.000000	
75%	10.000000	1.000000	6.750000	
max	112.000000	200.000000	265.000000	

	Number of Photos	Overall Rating	Security Deposit (USD)	\
count	486.000000	486.000000	486.000000	
mean	7.302469	2.514815	20.368313	
std	5.338160	2.296934	79.374891	
min	1.000000	0.000000	0.000000	
25%	3.000000	0.000000	0.000000	
50%	7.000000	4.000000	0.000000	
75%	9.000000	4.775000	0.000000	
max	41.000000	5.000000	1015.000000	

	Instantbook Enabled	LastYear	availability rate	caratteri annuncio
count	486.000000	486.000000	486.000000	486.000000
mean	0.277778	0.251029	0.059541	29.302469
std	0.448365	0.434052	0.129446	11.845965
min	0.000000	0.000000	0.000000	3.000000
25%	0.000000	0.000000	0.000000	20.000000
50%	0.000000	0.000000	0.000000	30.000000
75%	1.000000	0.750000	0.052055	30.000000
max	1.000000	1.000000	0.706049	60.000000

<b>Dep. Variable:</b>	Annual Revenue LTM (USD)	<b>R-squared:</b>	0.879
<b>Model:</b>	OLS	<b>Adj. R-squared:</b>	0.872
<b>Method:</b>	Least Squares	<b>F-statistic:</b>	137.0
<b>Date:</b>	Fri, 22 Oct 2021	<b>Prob (F-statistic):</b>	4.59e-138
<b>Time:</b>	11:29:40	<b>Log-Likelihood:</b>	477.49
<b>No. Observations:</b>	340	<b>AIC:</b>	-919.0
<b>Df Residuals:</b>	322	<b>BIC:</b>	-850.1
<b>Df Model:</b>	17		
<b>Covariance Type:</b>	nonrobust		

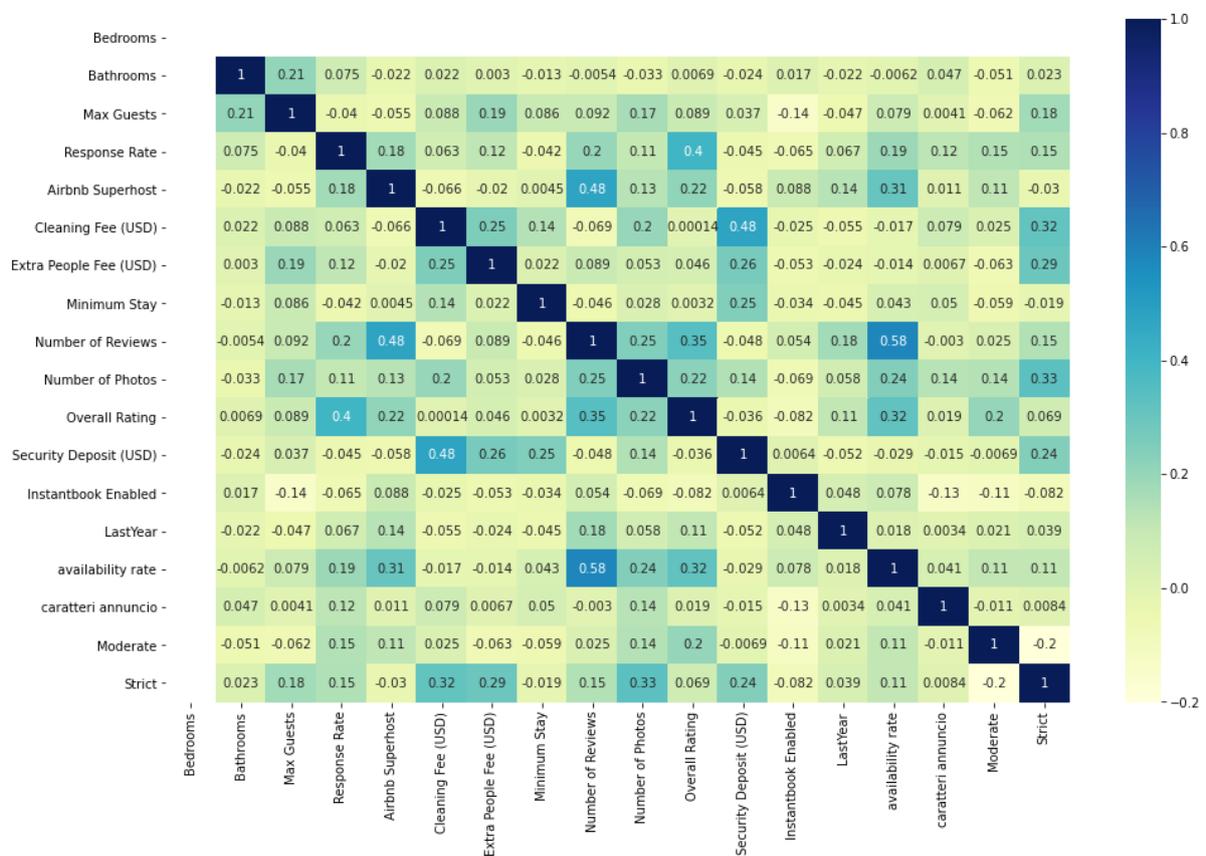
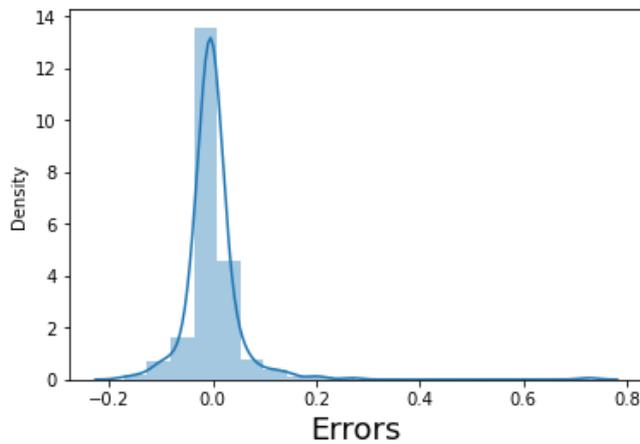
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
const	-0.0047	0.016	-0.294	0.769	-0.036	0.027
Bedrooms	-4.119e-18	2.75e-17	-0.150	0.881	-5.83e-17	5.01e-17
Bathrooms	0.0113	0.033	0.339	0.735	-0.054	0.077
Max Guests	-0.0535	0.039	-1.366	0.173	-0.130	0.024
Response Rate	0.0057	0.009	0.608	0.544	-0.013	0.024
Airbnb Superhost	-0.0005	0.017	-0.032	0.974	-0.034	0.033
Cleaning Fee (USD)	0.0958	0.025	3.845	0.000	0.047	0.145
Extra People Fee (USD)	0.0511	0.035	1.457	0.146	-0.018	0.120
Minimum Stay	0.0733	0.046	1.589	0.113	-0.017	0.164
Number of Reviews	0.0311	0.038	0.820	0.413	-0.043	0.106
Number of Photos	0.0633	0.030	2.135	0.034	0.005	0.122
Overall Rating	0.0051	0.009	0.593	0.554	-0.012	0.022
Security Deposit (USD)	0.0547	0.048	1.149	0.251	-0.039	0.148
Instantbook Enabled	-0.0109	0.008	-1.378	0.169	-0.026	0.005
LastYear	0.0036	0.008	0.442	0.659	-0.012	0.019
availability rate	1.2398	0.034	36.831	0.000	1.174	1.306
caratteri annuncio	0.0039	0.017	0.238	0.812	-0.029	0.036
Moderate	-0.0282	0.009	-3.003	0.003	-0.047	-0.010
strict	-0.0498	0.011	-4.399	0.000	-0.072	-0.028

<b>Omnibus:</b>	439.293	<b>Durbin-Watson:</b>	1.973
<b>Prob(Omnibus):</b>	0.000	<b>Jarque-Bera (JB):</b>	63831.913
<b>Skew:</b>	5.837	<b>Prob(JB):</b>	0.00
<b>Kurtosis:</b>	69.102	<b>Cond. No.</b>	6.35e+16

Dall'analisi sono state escluse le variabili "Airbnb superhost", "caratteri annuncio", "Bathrooms" e "LastYear".

<b>OLS Regression Results</b>						
=====						
<b>Dep. Variable:</b>	<b>Annual Revenue LTM (USD)</b>			<b>R-squared:</b>	<b>0.878</b>	
<b>Model:</b>	<b>OLS</b>			<b>Adj. R-squared:</b>	<b>0.874</b>	
<b>Method:</b>	<b>Least Squares</b>			<b>F-statistic:</b>	<b>181.2</b>	
<b>Prob (F-statistic):</b>	<b>1.95e-140</b>					
<b>Log-Likelihood:</b>	<b>477.29</b>					
<b>No. Observations:</b>	<b>340</b>					
<b>Df Residuals:</b>	<b>326</b>					
<b>Df Model:</b>	<b>13</b>					
<b>Covariance Type:</b>	<b>nonrobust</b>					
=====						
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
<b>const</b>	0.0012	0.010	0.120	0.904	-0.019	0.021
<b>Bedrooms</b>	4,99E-14	8.79e-18	5.673	0.000	3.26e-17	6.72e-17
<b>Max Guests</b>	-0.0514	0.038	-1.366	0.173	-0.125	0.023
<b>Response Rate</b>	0.0064	0.009	0.692	0.490	-0.012	0.025
<b>Cleaning Fee (USD)</b>	0.0962	0.025	3.896	0.000	0.048	0.145
<b>Extra People Fee (USD)</b>	0.0500	0.035	1.438	0.151	-0.018	0.118
<b>Minimum Stay</b>	0.0731	0.046	1.597	0.111	-0.017	0.163
<b>Number of Reviews</b>	0.0328	0.035	0.952	0.342	-0.035	0.101
<b>Number of Photos</b>	0.0640	0.029	2.202	0.028	0.007	0.121
<b>Overall Rating</b>	0.0051	0.008	0.606	0.545	-0.012	0.022
<b>Security Deposit (USD)</b>	0.0534	0.047	1.129	0.260	-0.040	0.146
<b>Instantbook Enabled</b>	-0.0109	0.008	-1.401	0.162	-0.026	0.004
<b>availability rate</b>	12.382	0.033	37.330	0.000	1.173	1.303
<b>Moderate</b>	-0.0284	0.009	-3.063	0.002	-0.047	-0.010
<b>Strict</b>	-0.0497	0.011	-4.456	0.000	-0.072	-0.028

## Error Terms



Per questa categoria di alloggi le variabili più correlate sono la “Availability rate” e “Number of reviews”, che a sua volta è correlata con la variabile “Airbnb Superhost”. Inoltre, la variabile “Security Deposit” risulta correlata con “Cleaning fee”, indice che gli annunci con una cauzione più elevata hanno anche dei costi di pulizia più alti.

### 3.5.4 Dataset Hotel room

	Annual Revenue LTM (USD)	Bedrooms	Bathrooms	Max Guests	\
count	89.000000	89.000000	89.000000	89.000000	
mean	11313.101124	1.382022	1.179775	2.584270	
std	11799.555003	1.695620	0.428045	1.105862	
min	0.000000	0.000000	1.000000	1.000000	
25%	3354.000000	1.000000	1.000000	2.000000	
50%	8060.000000	1.000000	1.000000	2.000000	
75%	13729.000000	1.000000	1.000000	3.000000	
max	50219.000000	10.000000	3.000000	6.000000	

	Response Rate	Airbnb Superhost	Cleaning Fee (USD)	\
count	89.000000	89.000000	89.000000	
mean	77.348315	0.179775	3.022472	
std	39.923535	0.386176	6.562596	
min	0.000000	0.000000	0.000000	
25%	75.000000	0.000000	0.000000	
50%	100.000000	0.000000	0.000000	
75%	100.000000	0.000000	0.000000	
max	100.000000	1.000000	24.000000	

	Extra People Fee (USD)	Minimum Stay	Number of Reviews	\
count	89.000000	89.000000	89.000000	
mean	5.213483	1.009888	4.269663	
std	8.531322	0.287641	10.722496	
min	0.000000	1.000000	0.000000	
25%	0.000000	1.000000	0.000000	
50%	0.000000	1.000000	1.000000	
75%	6.000000	1.000000	3.000000	
max	28.000000	2.000000	66.000000	

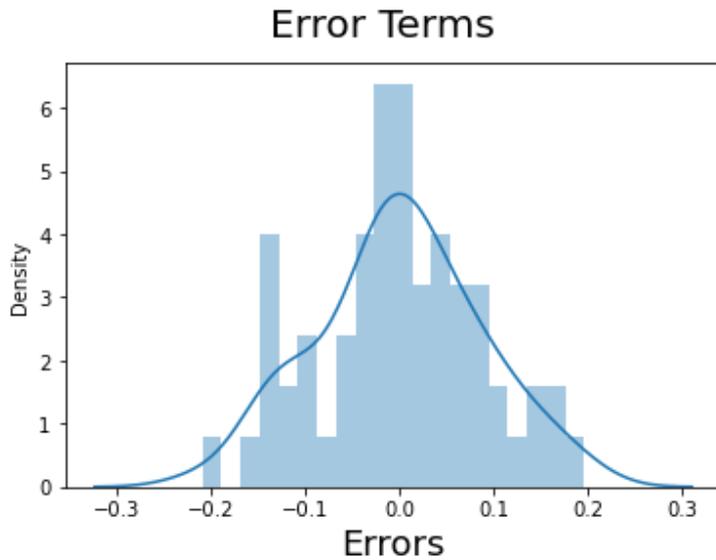
	Number of Photos	Overall Rating	Security Deposit (USD)	\
count	89.000000	89.000000	89.0	
mean	22.617978	2.777528	0.0	
std	16.693429	2.286360	0.0	
min	4.000000	0.000000	0.0	
25%	11.000000	0.000000	0.0	
50%	17.000000	4.000000	0.0	
75%	27.000000	4.800000	0.0	
max	63.000000	5.000000	0.0	

	Instantbook Enabled	LastYear	availability rate	caratteri annuncio
count	89.000000	89.000000	89.000000	89.000000
mean	0.786517	0.494382	0.307126	27.269663
std	0.412088	0.502801	0.237336	11.308448
min	0.000000	0.000000	0.000000	13.000000
25%	1.000000	0.000000	0.145205	19.000000
50%	1.000000	0.000000	0.221918	24.000000
75%	1.000000	1.000000	0.443036	36.000000
max	1.000000	1.000000	0.854795	50.000000

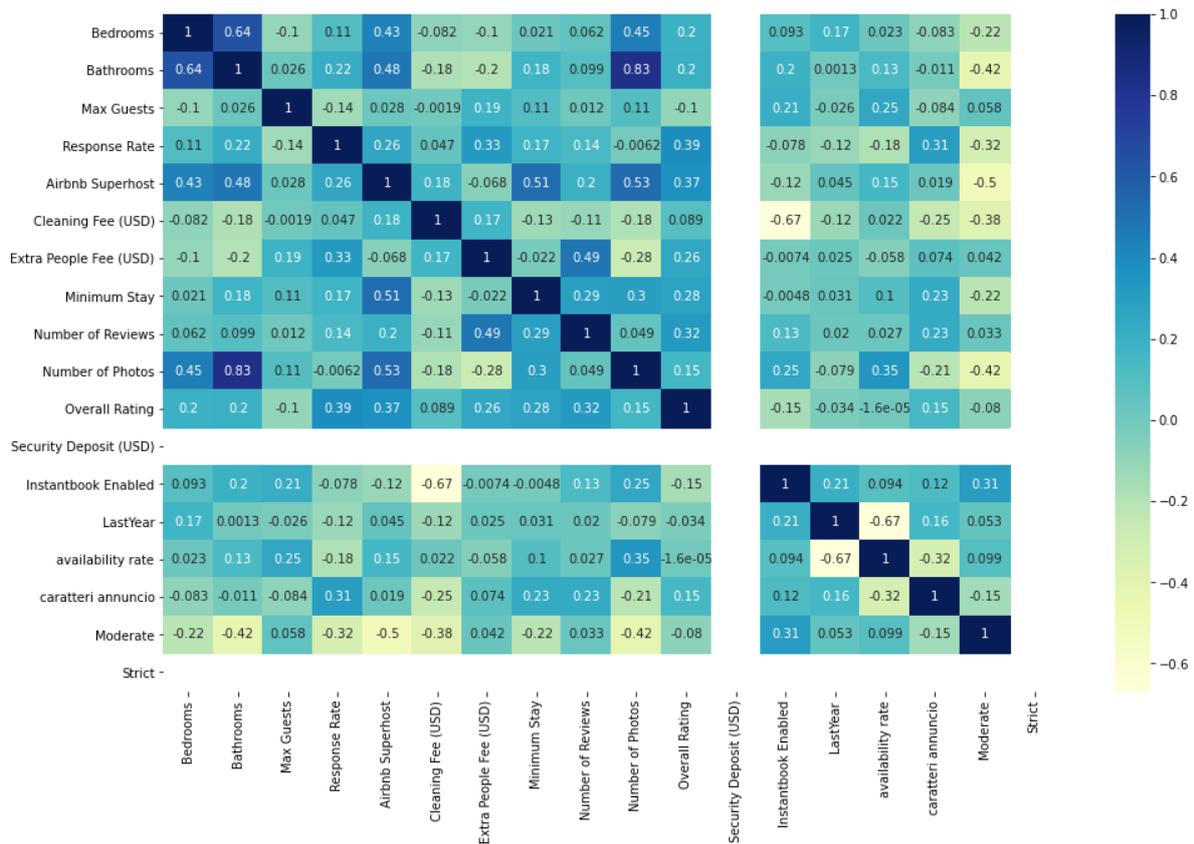
Dep. Variable:	Annual Revenue LTM (USD)	R-squared:	0.878			
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.835			
Method:	Least Squares	F-statistic:	20.30			
Date:	Fri, 22 Oct 2021	Prob (F-statistic):	1.97e-15			
Time:	11:47:02	Log-Likelihood:	64.223			
No. Observations:	62	AIC:	-94.45			
Df Residuals:	45	BIC:	-58.28			
Df Model:	18					
Covariance Type:	nonrobust					
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
const	0.1958	0.090	2.168	0.035	0.014	0.378
Bedrooms	0.0137	0.127	0.108	0.915	-0.242	0.270
Bathrooms	0.1316	0.166	0.794	0.431	-0.202	0.466
Max Guests	0.2533	0.075	3.357	0.002	0.101	0.405
Response Rate	-0.1806	0.051	-3.529	0.001	-0.284	-0.078
Airbnb Superhost	0.0933	0.060	1.552	0.128	-0.028	0.214
Cleaning Fee (USD)	-0.0287	0.083	-0.320	0.751	-0.195	0.141
Extra People Fee (USD)	-0.0939	0.063	-1.484	0.145	-0.221	0.034
Minimum Stay	0.1495	0.067	2.245	0.030	0.015	0.284
Number of Reviews	0.0033	0.094	0.035	0.972	-0.187	0.193
Number of Photos	-0.2829	0.141	-2.008	0.051	-0.567	0.001
Overall Rating	-0.0606	0.038	-1.581	0.121	-0.138	0.017
Security Deposit (USD)	1.209e-15	3.58e-16	3.398	0.001	4.93e-16	1.93e-15
Instantbook Enabled	0.0423	0.055	0.774	0.443	-0.068	0.152
LastYear	-0.0772	0.047	-1.652	0.105	-0.171	0.017
availability rate	0.6843	0.107	6.412	0.000	0.469	0.899
caratteri annuncio	-0.0324	0.060	-0.540	0.592	-0.153	0.088
Moderate	0.0097	0.048	0.204	0.839	-0.086	0.106
strict	0	0	nan	nan	0	0
Omnibus:	0.090	Durbin-Watson:	1.911			
Prob(Omnibus):	0.958	Jarque-Bera (JB):	0.225			
Skew:	-0.080	Prob(JB):	0.894			
Kurtosis:	2.752	Cond. No.	inf			

Dall'analisi sono state escluse le variabili “ Bedrooms”, “Number of reviews” e “Moderate”.

<b>OLS Regression Results</b>						
=====						
<b>Dep. Variable:</b>	<b>Annual Revenue LTM (USD)   R-squared:</b>			<b>0.878</b>		
<b>Model:</b>	<b>OLS   Adj. R-squared:</b>			<b>0.848</b>		
<b>Method:</b>	<b>Least Squares   F-statistic:</b>			<b>29.27</b>		
<b>Prob (F-statistic):</b>	<b>3.14e-18</b>					
<b>Log-Likelihood:</b>	<b>64.034</b>					
<b>No. Observations:</b>	<b>62</b>					
<b>Df Residuals:</b>	<b>49</b>					
<b>Df Model:</b>	<b>12</b>					
<b>Covariance Type:</b>	<b>nonrobust</b>					
=====						
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
<b>const</b>	0.1933	0.071	2.722	0.009	0.051	0.336
<b>Bathrooms</b>	0.1527	0.132	1.160	0.252	-0.112	0.417
<b>Max Guests</b>	0.2467	0.069	3.558	0.001	0.107	0.386
<b>Response Rate</b>	-0.1851	0.045	-4.082	0.000	-0.276	-0.094
<b>Airbnb Superhost</b>	0.0858	0.051	1.684	0.099	-0.017	0.188
<b>Extra People Fee (USD)</b>	-0.0979	0.049	-2.017	0.049	-0.196	-0.000
<b>Minimum Stay</b>	0.1583	0.059	2.687	0.010	0.040	0.277
<b>Number of Photos</b>	-0.3027	0.111	-2.729	0.009	-0.526	-0.080
<b>Overall Rating</b>	-0.0559	0.033	-1.678	0.100	-0.123	0.011
<b>Security Deposit (USD)</b>	-1,64E-13	6.07e-17	-2.699	0.010	-2.86e-16	-4.19e-17
<b>Instantbook Enabled</b>	0.0603	0.040	1.500	0.140	-0.020	0.141
<b>LastYear</b>	-0.0766	0.043	-1.800	0.078	-0.162	0.009
<b>availability rate</b>	0.6889	0.095	7.251	0.000	0.498	0.880
<b>caratteri annuncio</b>	-0.0353	0.050	-0.709	0.481	-0.135	0.065
<b>Strict</b>	0	0	nan	nan	0	0



I termini di errore non sembrano seguire una distribuzione normale. ciò può essere imputato al fatto che il dataset consta di soli 89 annunci, per cui l'analisi non risulta accurata.



Per questo dataset invece troviamo una forte correlazione positiva tra il numero di bagni e il numero di recensioni. All'aumentare del numero di foto, secondo questa analisi, aumenta anche la possibilità per l'host di diventare "Superhost".

### 3.5.5 Dataset 2019

	Annual Revenue LTM (USD)	Bedrooms	Bathrooms	Max Guests	\
count	11052.000000	11052.000000	11052.000000	11052.000000	
mean	2899.039721	1.184311	1.138979	3.114187	
std	5481.378890	0.679439	0.456806	1.612825	
min	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	
25%	0.000000	1.000000	1.000000	2.000000	
50%	0.000000	1.000000	1.000000	3.000000	
75%	3815.500000	1.000000	1.000000	4.000000	
max	78052.000000	17.000000	17.000000	16.000000	

	Response Rate	Airbnb Superhost	Cleaning Fee (USD)	\
count	11052.000000	11052.000000	11052.000000	
mean	80.240228	0.143232	16.186573	
std	35.374999	0.350325	20.161620	
min	0.000000	0.000000	0.000000	
25%	80.000000	0.000000	0.000000	
50%	100.000000	0.000000	11.000000	
75%	100.000000	0.000000	28.000000	
max	100.000000	1.000000	566.000000	

	Extra People Fee (USD)	Minimum Stay	Number of Reviews	\
count	11052.000000	11052.000000	11052.000000	
mean	7.698064	2.625588	17.645404	
std	12.819397	11.705217	39.204232	
min	0.000000	1.000000	0.000000	
25%	0.000000	1.000000	0.000000	
50%	0.000000	1.000000	3.000000	
75%	12.000000	2.000000	16.000000	
max	288.000000	600.000000	578.000000	

	Number of Photos	Overall Rating	Security Deposit (USD)	\
count	11052.000000	11052.000000	11052.000000	
mean	14.843377	3.232537	54.340662	
std	11.026863	2.160329	186.015548	
min	1.000000	0.000000	0.000000	
25%	7.000000	0.000000	0.000000	
50%	12.000000	4.500000	0.000000	
75%	19.000000	4.800000	0.000000	
max	197.000000	5.000000	5106.000000	

	Instantbook Enabled	availability rate	caratteri annuncio
count	11052.000000	11052.000000	11052.000000
mean	0.356678	0.124747	29.721860
std	0.479040	0.199664	11.644257
min	0.000000	0.000000	0.000000
25%	0.000000	0.000000	21.000000
50%	0.000000	0.000000	31.000000
75%	1.000000	0.180822	37.000000
max	1.000000	0.967123	79.000000

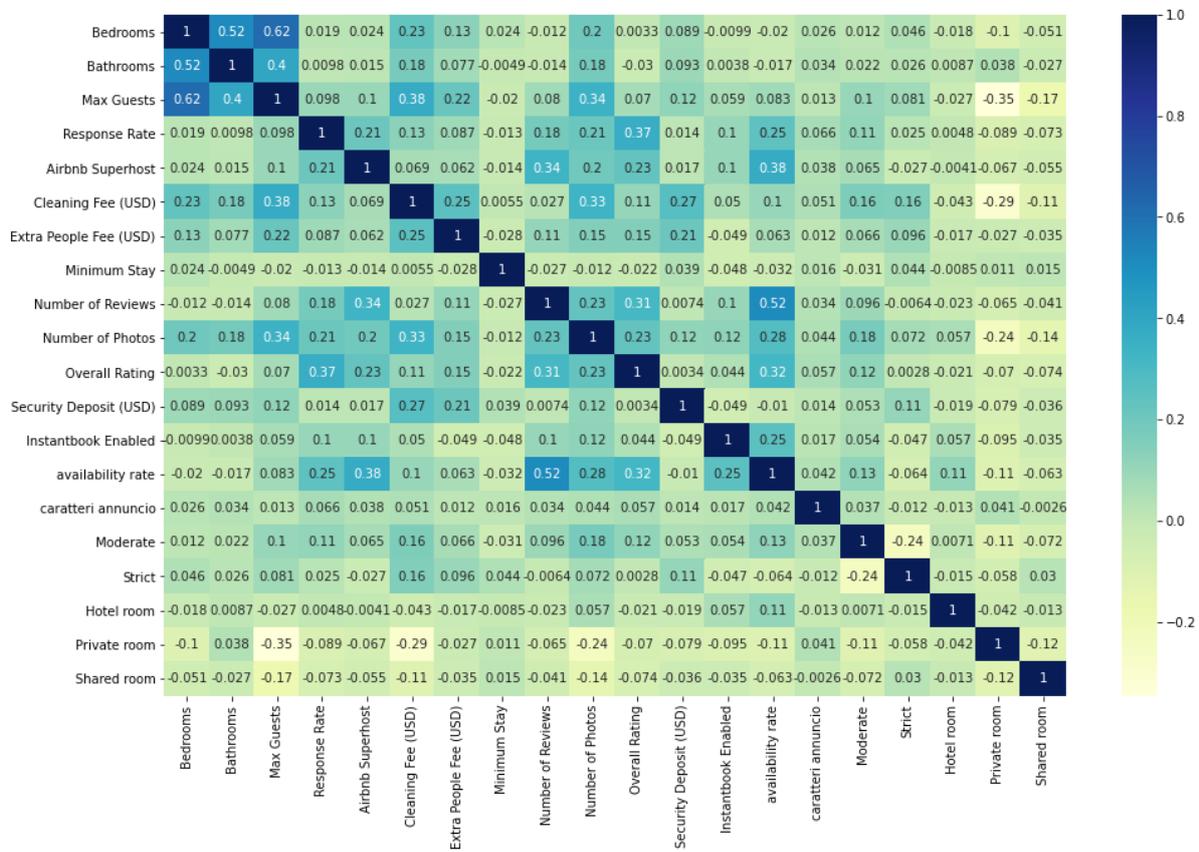
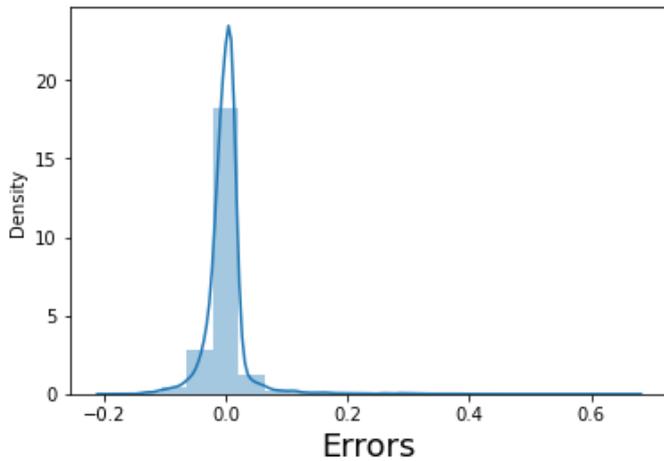
Dep. Variable:	Annual Revenue LTM (USD)	R-squared:	0.722
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.722
Method:	Least Squares	F-statistic:	1004.
Date:	Thu, 21 Oct 2021	Prob (F-statistic):	0.00
Time:	20:47:32	Log-Likelihood:	14498.
No. Observations:	7736	AIC:	-2.895e+04
Df Residuals:	7715	BIC:	-2.881e+04
Df Model:	20		
Covariance Type:	nonrobust		

	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
const	-0.0295	0.002	-15.284	0.000	-0.033	-0.026
Bedrooms	0.0298	0.015	2.055	0.040	0.001	0.058
Bathrooms	0.0592	0.018	3.271	0.001	0.024	0.095
Max Guests	0.1079	0.006	17.284	0.000	0.098	0.120
Response Rate	-0.0024	0.001	-1.799	0.072	-0.005	0.000
Airbnb Superhost	0.0010	0.001	0.752	0.452	-0.002	0.004
Cleaning Fee (USD)	0.1170	0.014	8.533	0.000	0.090	0.144
Extra People Fee (USD)	0.0027	0.011	0.248	0.804	-0.018	0.024
Minimum Stay	-0.0111	0.020	-0.546	0.585	-0.051	0.029
Number of Reviews	-0.0440	0.007	-6.452	0.000	-0.057	-0.031
Number of Photos	0.0594	0.009	6.742	0.000	0.042	0.077
Overall Rating	-0.0045	0.001	-4.017	0.000	-0.007	-0.002
Security Deposit (USD)	-0.0035	0.011	-0.304	0.761	-0.026	0.019
Instantbook Enabled	0.0009	0.001	0.935	0.350	-0.001	0.003
availability rate	0.2849	0.003	103.832	0.000	0.279	0.290
caratteri annuncio	0.0042	0.003	1.455	0.146	-0.001	0.010
Moderate	0.0023	0.001	2.417	0.016	0.000	0.004
strict	-0.0013	0.002	-0.857	0.392	-0.004	0.002
Hotel room	0.0850	0.007	13.040	0.000	0.072	0.098
Private room	-0.0009	0.001	-0.822	0.411	-0.003	0.001
Shared room	0.0030	0.002	1.211	0.226	-0.002	0.008
Omnibus:	8216.107	Durbin-Watson:	2.014			
Prob(Omnibus):	0.000	Jarque-Bera (JB):	1289388.140			

Dall'analisi sono state escluse le variabili "Extra people fee" e "Minimum stay".

<b>OLS Regression Results</b>						
=====						
<b>Dep. Variable:</b>	<b>Annual Revenue LTM (USD)   R-squared:</b>			<b>0.722</b>		
<b>Model:</b>	<b>OLS   Adj. R-squared:</b>			<b>0.722</b>		
<b>Method:</b>	<b>Least Squares   F-statistic:</b>			<b>1116.</b>		
<b>Prob (F-statistic):</b>	<b>0.00</b>					
<b>Log-Likelihood:</b>	<b>14497.</b>					
<b>No. Observations:</b>	<b>7736</b>					
<b>Df Residuals:</b>	<b>7717</b>					
<b>Df Model:</b>	<b>18</b>					
<b>Covariance Type:</b>	<b>nonrobust</b>					
=====						
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
<b>const</b>	-0.0295	0.002	-15.322	0.000	-0.033	-0.026
<b>Bedrooms</b>	0.0295	0.015	2.033	0.042	0.001	0.058
<b>Bathrooms</b>	0.0592	0.018	3.274	0.001	0.024	0.095
<b>Max Guests</b>	0.1082	0.006	17.513	0.000	0.096	0.120
<b>Response Rate</b>	-0.0024	0.001	-1.797	0.072	-0.005	0.000
<b>Airbnb Superhost</b>	0.0010	0.001	0.750	0.453	-0.002	0.004
<b>Cleaning Fee (USD)</b>	0.1175	0.014	8.660	0.000	0.091	0.144
<b>Number of Reviews</b>	-0.0438	0.007	-6.445	0.000	-0.057	-0.030
<b>Number of Photos</b>	0.0594	0.009	6.746	0.000	0.042	0.077
<b>Overall Rating</b>	-0.0045	0.001	-4.006	0.000	-0.007	-0.002
<b>Security Deposit (USD)</b>	-0.0033	0.011	-0.289	0.773	-0.025	0.019
<b>Instantbook Enabled</b>	0.0009	0.001	0.942	0.346	-0.001	0.003
<b>availability rate</b>	0.2848	0.003	103.852	0.000	0.279	0.290
<b>caratteri annuncio</b>	0.0042	0.003	1.442	0.149	-0.002	0.010
<b>Moderate</b>	0.0023	0.001	2.432	0.015	0.000	0.004
<b>Strict</b>	-0.0013	0.002	-0.865	0.387	-0.004	0.002
<b>Hotel room</b>	0.0850	0.007	13.049	0.000	0.072	0.098
<b>Private room</b>	-0.0009	0.001	-0.799	0.425	-0.003	0.001
<b>Shared room</b>	0.0030	0.002	1.221	0.222	-0.002	0.008

## Error Terms



Come il primo dataset analizzato, anche qui si può notare un'elevata correlazione tra le variabili che rappresentano il numero di camere da letto, di bagni e numero massimo di ospiti. Infine, si può apprezzare anche una correlazione tra il tasso di disponibilità dell'annuncio e il numero di recensioni.

### 3.5.6 Dataset 2020

	Annual Revenue LTM (USD)	Bedrooms	Bathrooms	Max Guests
count	5736.000000	5736.000000	5736.000000	5736.000000
mean	2485.025279	1.190202	1.138250	3.226987
std	3924.577575	0.681745	0.418485	1.660478
min	0.000000	0.000000	0.000000	1.000000
25%	63.750000	1.000000	1.000000	2.000000
50%	1025.500000	1.000000	1.000000	3.000000
75%	3359.000000	1.000000	1.000000	4.000000
max	75920.000000	11.000000	5.500000	16.000000

	Response Rate	Airbnb Superhost	Cleaning Fee (USD)
count	5736.000000	5736.000000	5736.000000
mean	85.182357	0.215481	21.875872
std	31.279830	0.411192	23.698997
min	0.000000	0.000000	0.000000
25%	94.000000	0.000000	0.000000
50%	100.000000	0.000000	18.000000
75%	100.000000	0.000000	36.000000
max	100.000000	1.000000	606.000000

	Extra People Fee (USD)	Minimum Stay	Number of Reviews
count	5736.000000	5736.000000	5736.000000
mean	6.389993	3.199093	25.594840
std	9.796487	13.161161	49.988843
min	0.000000	1.000000	0.000000
25%	0.000000	1.000000	1.000000
50%	0.000000	2.000000	6.000000
75%	11.000000	2.000000	25.000000
max	112.000000	365.000000	589.000000

	Number of Photos	Overall Rating	Security Deposit (USD)
count	5736.000000	5736.000000	5736.000000
mean	17.407427	3.644073	43.334902
std	12.477026	1.987595	169.719823
min	1.000000	0.000000	0.000000
25%	9.000000	3.800000	0.000000
50%	15.000000	4.700000	0.000000
75%	23.000000	4.900000	0.000000
max	197.000000	5.000000	5106.000000

	Instantbook Enabled	availability rate	caratteri annuncio
count	5736.000000	5736.000000	5736.000000
mean	0.417364	0.105479	30.622559
std	0.493167	0.139704	12.592977
min	0.000000	0.000000	1.000000
25%	0.000000	0.002740	20.000000
50%	0.000000	0.046575	31.000000
75%	1.000000	0.153425	41.000000
max	1.000000	0.868493	79.000000

Dep. Variable:	Annual Revenue LTM (USD)	R-squared:	0.690
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.689
Method:	Least Squares	F-statistic:	444.7
Date:	Thu, 21 Oct 2021	Prob (F-statistic):	0.00
Time:	20:46:15	Log-Likelihood:	8366.2
No. Observations:	4015	AIC:	-1.689e+04
Df Residuals:	3994	BIC:	-1.656e+04
Df Model:	20		
Covariance Type:	nonrobust		

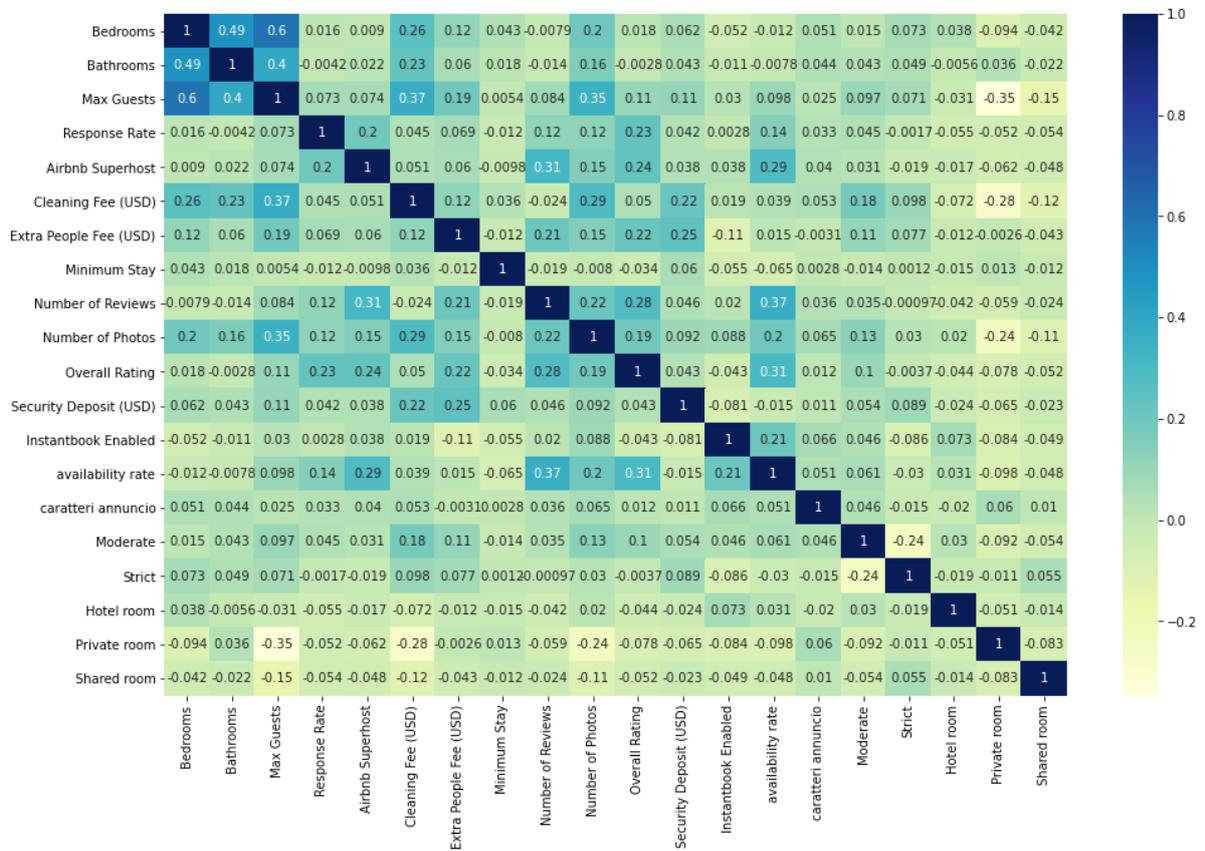
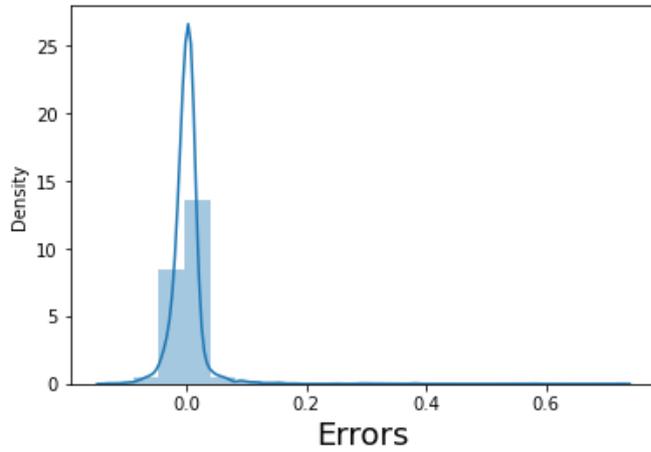
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
const	-0.0241	0.002	-10.315	0.000	-0.029	-0.020
Bedrooms	0.0445	0.011	4.211	0.000	0.024	0.065
Bathrooms	0.0465	0.007	6.274	0.000	0.032	0.061
Max Guests	0.0817	0.006	13.144	0.000	0.070	0.094
Response Rate	-0.0063	0.002	-3.959	0.000	-0.009	-0.003
Airbnb Superhost	-0.0008	0.001	-0.660	0.509	-0.003	0.002
Cleaning Fee (USD)	0.0715	0.014	5.176	0.000	0.044	0.099
Extra People Fee (USD)	0.0105	0.005	2.146	0.032	0.001	0.020
Minimum Stay	-0.0127	0.013	-1.002	0.316	-0.038	0.012
Number of Reviews	-0.0412	0.007	-6.158	0.000	-0.054	-0.028
Number of Photos	0.0258	0.008	3.078	0.002	0.009	0.042
Overall Rating	-0.0023	0.001	-1.675	0.094	-0.005	0.000
Security Deposit (USD)	0.0175	0.015	1.145	0.252	-0.012	0.048
Instantbook Enabled	0.0028	0.001	2.739	0.006	0.001	0.005
availability rate	0.2983	0.004	75.595	0.000	0.291	0.306
caratteri annuncio	0.0002	0.003	0.078	0.937	-0.006	0.006
Moderate	0.0021	0.001	2.021	0.043	6.34e-05	0.004
strict	0.0058	0.002	3.262	0.001	0.002	0.009
Hotel room	0.0307	0.005	5.871	0.000	0.020	0.041
Private room	-0.0014	0.001	-1.089	0.276	-0.004	0.001
Shared room	-0.0013	0.003	-0.375	0.708	-0.008	0.005

Omnibus:	5591.437	Durbin-Watson:	2.021
Prob(Omnibus):	0.000	Jarque-Bera (JB):	3408610.827

Dall'analisi sono state escluse le variabili “caratteri annuncio” e “Shared room”

<b>OLS Regression Results</b>						
=====						
<b>Dep. Variable:</b>	<b>Annual Revenue LTM (USD)   R-squared:</b>			<b>0.690</b>		
<b>Model:</b>	<b>OLS   Adj. R-squared:</b>			<b>0.689</b>		
<b>Method:</b>	<b>Least Squares   F-statistic:</b>			<b>468.2</b>		
<b>Prob (F-statistic):</b>	<b>0.00</b>					
<b>Log-Likelihood:</b>	<b>8366.2</b>					
<b>No. Observations:</b>	<b>4015</b>					
<b>Df Residuals:</b>	<b>3995</b>					
<b>Df Model:</b>	<b>19</b>					
<b>Covariance Type:</b>	<b>nonrobust</b>					
=====						
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
<b>const</b>	-0.0241	0.002	-11.211	0.000	-0.028	-0.020
<b>Bedrooms</b>	0.0446	0.011	4.217	0.000	0.024	0.065
<b>Bathrooms</b>	0.0465	0.007	6.275	0.000	0.032	0.061
<b>Max Guests</b>	0.0817	0.006	13.145	0.000	0.070	0.094
<b>Response Rate</b>	-0.0063	0.002	-3.959	0.000	-0.009	-0.003
<b>Airbnb Superhost</b>	-0.0008	0.001	-0.659	0.510	-0.003	0.002
<b>Cleaning Fee (USD)</b>	0.0715	0.014	5.186	0.000	0.044	0.099
<b>Extra People Fee (USD)</b>	0.0105	0.005	2.146	0.032	0.001	0.020
<b>Minimum Stay</b>	-0.0127	0.013	-1.002	0.317	-0.038	0.012
<b>Number of Reviews</b>	-0.0411	0.007	-6.159	0.000	-0.054	-0.028
<b>Number of Photos</b>	0.0259	0.008	3.085	0.002	0.009	0.042
<b>Overall Rating</b>	-0.0023	0.001	-1.676	0.094	-0.005	0.000
<b>Security Deposit (USD)</b>	0.0175	0.015	1.145	0.252	-0.012	0.048
<b>Instantbook Enabled</b>	0.0028	0.001	2.749	0.006	0.001	0.005
<b>availability rate</b>	0.2983	0.004	75.623	0.000	0.291	0.306
<b>Moderate</b>	0.0021	0.001	2.025	0.043	6.76e-05	0.004
<b>Strict</b>	0.0058	0.002	3.262	0.001	0.002	0.009
<b>Hotel room</b>	0.0307	0.005	5.872	0.000	0.020	0.041
<b>Private room</b>	-0.0014	0.001	-1.086	0.277	-0.004	0.001
<b>Shared room</b>	-0.0012	0.003	-0.372	0.710	-0.008	0.005

## Error Terms



Le correlazioni tra un anno all'altro sono pressoché inalterate. Quelle più evidenti sono invariate tra i periodi pre e post diffusione della pandemia.

### 3.5.7 Considerazioni sull'analisi di regressione

Quello che emerge da tale analisi è che i ricavi ottenuti grazie all'uso della piattaforma sono indicativamente correlati con la frequenza con la quale le inserzioni vengono messe a disposizione. Infatti, è semplice intuire come più un alloggio sia reso disponibile in termini di giorni all'interno della piattaforma, e più c'è la possibilità che questo venga poi prenotato e che quindi porti ad un aumento del guadagno per l'host.

Risulta interessante e meno immediata da comprendere la correlazione inversa che risulta tra la variabile dipendente dei profitti e il numero di reviews lasciate dai guests; infatti, da tale analisi emerge che al diminuire del numero di recensioni aumenti il guadagno ottenuto. Questo fenomeno può essere spiegato ipotizzando che in genere gli alloggi con meno reviews sono quelli più prestigiosi ed esclusivi, come appartamenti di lusso, per cui fanno parte di quegli annunci che garantiscono dei profitti più elevati.

Per quanto riguarda la variabile indipendente "Cleaning fee" questa risulta incisiva per instaurare un clima di fiducia nell'ospite, che vede di buon occhio la presenza di questa tassa. Nonostante varie interviste in cui l'utente, durante l'emergenza pandemica, abbia dichiarato di sentirsi più al sicuro in una stanza d'hotel, come confermano anche gli studi, l'aumento del costo della pulizia conduce l'ospite a pensare di quell'alloggio come ad un'ambiente sanificato e in regola con i decreti vigenti. Di conseguenza all'aumentare della Cleaning fee, aumenta il numero di prenotazioni. La categoria delle "Shared room" è quella che presenta un coefficiente di regressione più alto per questa variabile, in quanto gli ospiti che optano per questo tipo di alloggio, condividendo gli spazi con altre persone, sono più sensibili alla pulizia.

Il numero di caratteri nelle descrizioni degli annunci influenzano positivamente le performance per tutte le categorie ad esclusione delle "Hotel Room". L'ospite che sceglie questo tipo di alloggio per il proprio soggiorno, in genere è colpito dalla prestigiosità del nome, o per un passaparola tra conoscenti, per cui non è interessato particolarmente alla minuziosità della descrizione dell'annuncio.

Infine, il grafico dei termini di errore presenta per tutti i dataset delle distribuzioni pressoché assimilabili a quelle normali, fatta eccezione per la categoria degli hotel room. Questa anomalia è da imputare al fatto che il dataset risulta povero di campioni, contando circa 89

annunci, a differenza delle altre categorie che hanno un numero di campioni molto più elevato.

## 4 Analisi dataset Roma

---

Ai fini dello studio è stato analizzato il dataset della città di Roma. Il dataset è composto dalle stesse variabili del dataset di Torino e riporta 51946 annunci, di cui 27677 per l'anno 2019 e 24269 per il 2020. Gli annunci che sono stati rinnovati da un anno all'altro sono 23913, di cui 2017 sono gli annunci che presentano un Listing Title diverso rispetto all'anno precedente.

<b>Listig type</b>	<b>frequenza 2019</b>		<b>frequenza 2020</b>	
<b>Entire home</b>	18666	67%	16709	69%
<b>Private room</b>	7584	27%	6318	26%
<b>Shared room</b>	201	1%	163	1%
<b>Hotel room</b>	1226	4%	1079	4%
<b>Somma</b>	27677	100%	24269	100%

Tabella 7: frequenze Listing type.

Analizzando preliminarmente il dataset si può notare dalla tabella 7 che la categoria di annunci che propongono un alloggio intero è aumentata di due punti percentuali rispetto all'anno precedente, segno che gli host hanno preferito offrire, laddove fosse possibile, degli alloggi interi così da non costringere gli ospiti a condividere il soggiorno con estranei.

<b>media minimum stay 2019</b>	<b>media minimum stay 2020</b>
2,515031	2,975153

Tabella 8: medie minimum stay.

Anche per la città di Roma, come già riscontrato sulla città di Torino, gli host hanno preferito aumentare i giorni minimi di permanenza in alloggio. La tabella 8 mostra le medie operate sui due rispettivi anni, 2019 e 2020.

<b>Minimum stay</b>	<b>Frequenza 2019</b>		<b>Frequenza 2020</b>	
<b>&gt;=1</b>	27677	100,0%	24268	100,0%
<b>&gt;=2</b>	17337	62,6%	15184	62,6%
<b>&gt;=5</b>	975	3,5%	1281	5,3%
<b>&gt;=10</b>	382	1,4%	604	2,5%

>=15	320	1,2%	497	2,0%
>=20	277	1,0%	424	1,7%
>=30	203	0,7%	306	1,3%
>=45	65	0,2%	104	0,4%
>=60	59	0,2%	94	0,4%
>=90	46	0,2%	70	0,3%

Tabella 9: frequenze assolute e relative dei giorni minimi di permanenza dei soggiorni.

In dettaglio nella tabella 9, gli annunci che hanno dei giorni minimi di permanenza aumentano per l'anno 2020. La percentuale di annunci che hanno i Minimum stay maggiori di 5 giorni aumentano da 3,5% a 5,3%.

Quanto risulta dall'analisi semantica condotta sul dataset di Torino, la parola "casa" inserita nel Listing title contribuisce a creare un'atmosfera familiare, garantendo all'host delle valutazioni migliori. Risulta adesso interessante valutare una relazione tra la parola e i ricavi per gli annunci di Roma.

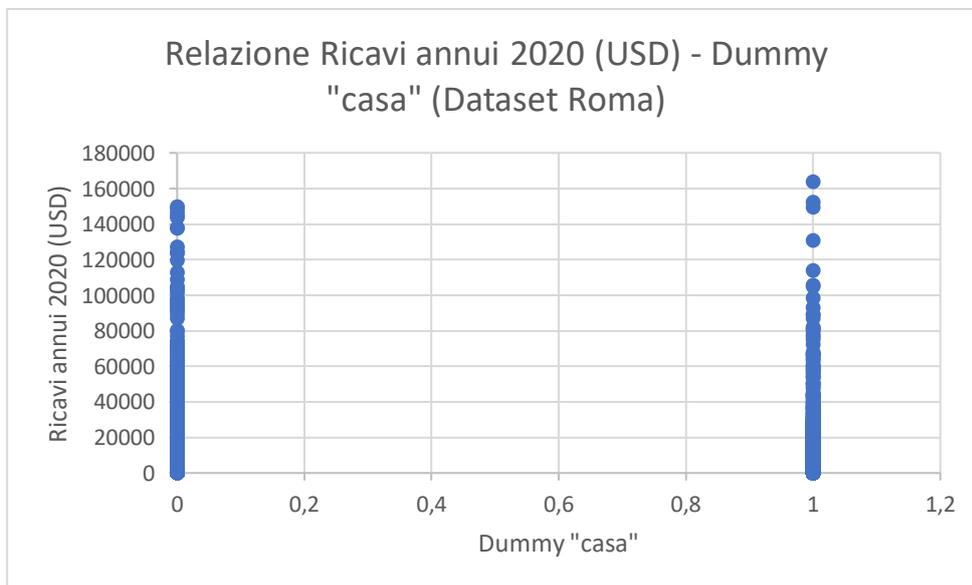


Figura 34: relazione ricavi annui (USD) - dummy "casa".

La figura 34 mostra il grafico in cui è rappresentata la correlazione tra la parola "casa" nel titolo dell'inserzione e i ricavi. Analizzando l'immagine si può affermare che esista una leggera correlazione positiva tra i due parametri.

	Dummy casa = 1	Dummy casa = 0
media ricavi annui 2020 (USD)	6594,52	6166,104

Tabella 10: media ricavi nell' anno 2020 rispetto a dummy "casa".

Operando, infatti, una media dei ricavi, rappresentata nella tabella 10 soprastante, tra gli annunci che includono la parola e quelli che invece la escludono, gli annunci che presentano la parola casa per l'anno 2020 hanno dei ricavi leggermente maggiori, ma non risulta comunque così evidente un'influenza preponderante.

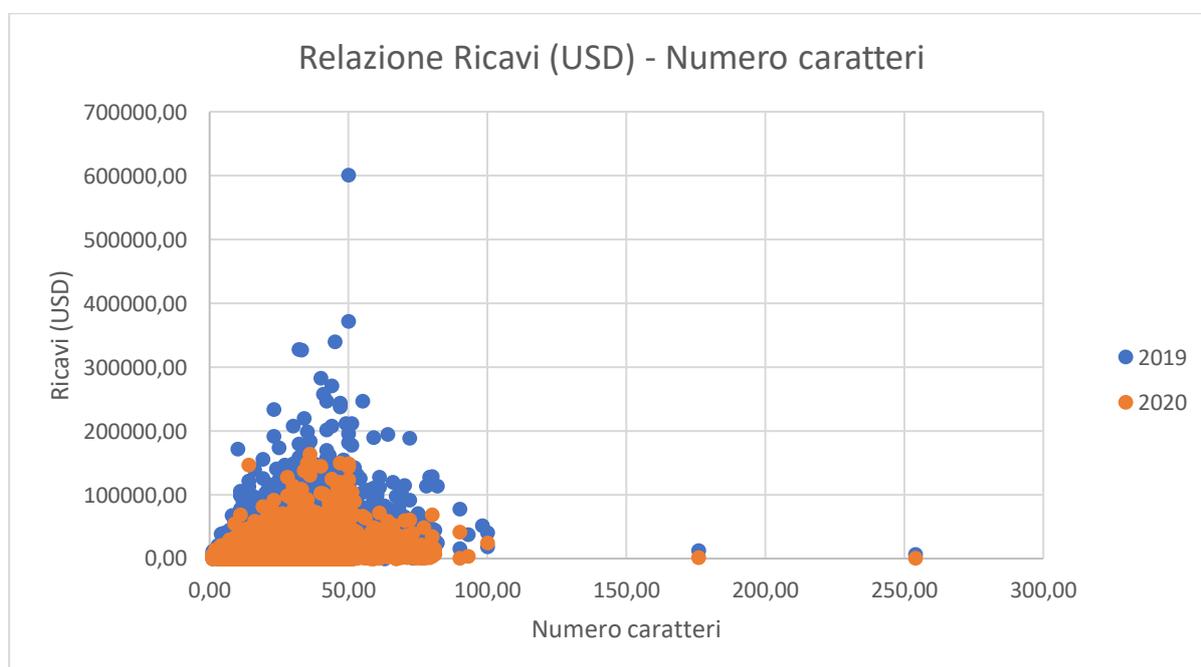


Figura 35 Relazione Ricavi (USD) e numero caratteri dell'annuncio.

Nella figura 35 viene mostrata la relazione tra i ricavi e il numero dei caratteri del titolo dell'annuncio. Si può notare, come già riscontrato per il dataset di Torino, che la correlazione esistente tra le due variabili è positiva per tutti gli annunci che hanno un numero di caratteri inferiori a 50. Oltre questo valore soglia il profitto ha una leggera tendenza negativa.

	2019	2020
<b>Media numero caratteri</b>	32,53	33,00

Tabella 11: media del numero dei caratteri del Listing Title degli annunci negli anni 2019 e 2020.

Operando una media sugli anni, tabella 11, per l'anno 2020 si riscontra, come già rilevato per il dataset torinese, un numero dei caratteri utilizzato nei Listing title maggiore rispetto all'anno precedente. Ciò sta a significare che gli host hanno puntato a delle descrizioni più dettagliata per trasmettere affidabilità. Le descrizioni in alcuni casi riportano anche informazioni più dettagliate circa interventi di sanificazione degli ambienti.

	<b>Entire home</b>	<b>Hotel room</b>	<b>Private room</b>	<b>Shared room</b>
<b>Media numero caratteri</b>	33,21	34,02	32,33	31,07

Tabella 12 Media numero di caratteri degli annunci divisi per Listing Type.

Andando ad analizzare in dettaglio quali categorie necessitano di titoli più lunghi, tabella 12, queste sono le "Hotel room", con una media di circa 34 caratteri per annuncio. Si può ipotizzare che, data la natura dell'alloggio, gli host necessitino di titoli più lunghi per trasmettere familiarità, in accordo con il concept della piattaforma di Airbnb.

## 4.1 Analisi semantica

Lo studio di questo dataset, data la numerosità più elevata degli annunci rispetto al dataset di Torino, verte sul fatto di dimostrare che gli host che per il 2020 hanno deciso di cambiare il titolo del proprio annuncio, ottengono dei ricavi maggiori rispetto a chi ha lasciato lo stesso titolo dell'anno precedente. L'azione dell'host di scegliere parole-chiave diverse rispetto al 2019 in vista di un contesto pandemico indica che le priorità dell'ospite a causa dell'epidemia cambiano. Si ipotizza quindi che l'ospite non sia solo preoccupato della centralità dell'alloggio ma anche alle norme igienico/sanitarie. L'esperienza ricercata dall'ospite cambia, per cui vanno ricercati quali sono i fattori che favoriscono la transazione.

Quanto appare dalla tabella 13 e dalla tabella 14 dimostra la validazione di questa ipotesi attraverso un'analisi di regressione lineare: gli annunci che effettuano un cambio del Listing Title ottengono dei profitti maggiori rispetto all'anno precedente, mostrando una correlazione positiva con la variabile dipendente che rappresenta la differenza dei ricavi da un anno all'altro. La variabile "dummy cambio" rappresenta appunto questa caratteristica dell'inserzione, dove assume valore 1 se il titolo dell'annuncio cambia da un anno all'altro, ed è 0 altrimenti. Il dataset utilizzato per l'analisi di regressione comprende tutti gli annunci rinnovati dal 2019, ovvero 23913 inserzioni, da cui sono stati esclusi i valori anomali. La variabile dipendente è, nel secondo caso, rappresentata dal logaritmo del rapporto tra i ricavi del 2020 e del 2019. Risulta interessante notare anche la correlazione positiva tra i ricavi e la funzione di prenotazione istantanea, la cui presenza incentiva la transazione. Anche le variabili che esprimono i fattori reputazionali, quali l'Overall Rating e il badge da Superhost, incidono positivamente sui ricavi. Inoltre, tra i regressori è stata aggiunta una dummy per la parola "Apartment", che appare tra gli annunci, sia del 2020 che del 2019, in maniera preponderante. Dall'analisi risulta che gli annunci che riportano questa informazione nel titolo conseguono profitti maggiori rispetto al 2019. Dalla tabella 13, inoltre, notiamo che la correlazione con il tasso di occupazione è positiva: ad un cambio di Listing Title corrisponde un aumento di quasi 4 punti percentuali del tasso di occupazione. Sempre in termini di percentuali, correlando la variabile "dummy cambio" con i ricavi, come è visibile nella tabella 14, gli annunci che hanno cambiato titolo hanno avuto un incremento dei profitti del 33% rispetto all'anno precedente. Si può definire quindi che questa "competenza manageriale" da parte dell'host lo premi quindi con un profitto maggiore in vista della crisi pandemica.

<b>Linear regression</b>		<b>Number of obs = 23,913</b>				
<b>F(13, 23899) = 281.66</b>						
<b>Prob &gt; F = 0.0000</b>						
<b>R-squared = 0.1203</b>						
<b>Root MSE = .21979</b>						
<b>occupationrate2020</b>	<b>Coef.</b>	<b>Std. Err.</b>	<b>t</b>	<b>P&gt; t </b>	<b>[95% Conf.</b>	<b>Interval]</b>
<b>dummycambio</b>	.0359505	.0050589	7.11	0.000	.0260348	.0458662
<b>Bedrooms2019</b>	-.0039797	.0028337	-1.40	0.160	-.0095339	.0015746
<b>Bathrooms2020</b>	.0022986	.0030786	0.75	0.455	-.0037356	.0083327
<b>maxguest2020</b>	.000854	.0012162	0.70	0.483	-.0015299	.0032379
<b>log_responserate2020</b>	.0115211	.0011605	9.93	0.000	.0092463	.0137958
<b>AirbnbSuperhost2020</b>	.0308619	.0033921	9.10	0.000	.0242132	.0375106
<b>SecurityDepositUSD2020</b>	-.0000933	.0000111	-8.44	0.000	-.0001149	-.0000716
<b>MinimumStay2020</b>	-.0002834	.0001269	-2.23	0.026	-.0005322	-.0000346
<b>log_NumberofPhotos2020</b>	.0192062	.0027577	6.96	0.000	.0138009	.0246116
<b>log_NumberofReviews2020</b>	.0284984	.0010665	26.72	0.000	.0264079	.0305888
<b>InstantbookEnabled2020</b>	.0869333	.0029608	29.36	0.000	.0811299	.0927367
<b>log_OverallRating2020</b>	.0359845	.0163639	2.20	0.028	.0039102	.0680589
<b>APT_dummy</b>	.0270798	.0037556	7.21	0.000	.0197185	.0344411
<b>_cons</b>	-.0862601	.0286109	-3.01	0.003	-.1423393	-.0301809

Tabella 13 analisi di regressione sugli annunci rinnovati di Roma.

<b>Linear regression</b>		<b>Number of obs = 22,547</b>				
<b>F(13, 22533) = 99.32</b>						
<b>Prob &gt; F = 0.0000</b>						
<b>R-squared = 0.0635</b>						
<b>Root MSE = 1.1786</b>						
-----						
		Robust				
<b>log_rev2020_div_rev2019</b>	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
-----						
<b>dummycambio</b>	.3395462	.0283626	11.97	0.000	.2839536	.3951388
<b>Bedrooms2019</b>	-.0107906	.0151267	-0.71	0.476	-.0404399	.0188588
<b>Bathrooms2020</b>	.0133704	.0164675	0.81	0.417	-.018907	.0456478
<b>maxguest2020</b>	-.0151715	.0067002	-2.26	0.024	-.0283044	-.0020386
<b>log_responserate2020</b>	.0448905	.0075892	5.92	0.000	.0300151	.059766
<b>AirbnbSuperhost2020</b>	.1679769	.0175465	9.57	0.000	.1335844	.2023693
<b>SecurityDepositUSD2020</b>	-.0005005	.0000653	-7.67	0.000	-.0006284	-.0003725
<b>MinimumStay2020</b>	.0008967	.0007038	1.27	0.203	-.0004828	.0022763
<b>log_NumberofPhotos2020</b>	.0934726	.0159243	5.87	0.000	.0622599	.1246852
<b>log_NumberofReviews2020</b>	-.1908951	.0063321	-30.15	0.000	-.2033064	-.1784838
<b>InstantbookEnabled2020</b>	.2441606	.0169629	14.39	0.000	.2109123	.277409
<b>log_OverallRating2020</b>	.4921391	.1194811	4.12	0.000	.2579478	.7263304
<b>APT_dummy</b>	.1215265	.0219569	5.53	0.000	.0784894	.1645637
<b>_cons</b>	-2.215387	.2076609	-10.67	0.000	-2.622417	-1.808357

Tabella 14: Analisi di regressione sugli annunci rinnovati di Roma.

Vanno a questo punto ricercate le parole che vengono aggiunte da un anno all'altro in maniera tale da capire quali di queste incidono in maniera positiva sulle performance dell'annuncio. Per fare ciò sono stati analizzati gli annunci di cui gli host hanno cambiato il Listing Title. Anche in questo caso, il programma utilizzato per l'analisi è Jupyter Notebook. Si è così ottenuta una lista di parole estrapolate dagli annunci. La lista è stata disposta in ordine alfabetico. La verifica è stata condotta sia per l'anno 2019 che per l'anno 2020, così da dare evidenza di quali parole fossero state aggiunte, e quali, già presenti tra i titoli, hanno visto la propria frequenza tra gli annunci aumentare. Il dataset utilizzato conta gli annunci che hanno effettuato un cambio di Listing Title, ovvero un campione di 2017 elementi. In tabella 15

sono riportate le parole con le rispettive frequenze. In base alle parole individuate sono state create delle dummy da applicare a ciascun annuncio per verificarne la presenza.

<b>annunci cambio titolo</b>			
<b>parole 2019</b>	<b>Frequenza 2019</b>	<b>parole 2020</b>	<b>Frequenza 2020</b>
Accogliente	5	(CERTIFIED	8
Alloggio	4	Accogliente	7
Amazing	24	Affittacamere	4
Ancient	3	Alloggio	4
Antiche	3	alloggio	2
Appartamento	35	also	23
appartamento	31	Amazing	14
Appia	4	Amedeo	3
APPIAN	3	AmoRoma	5
apt	48	Ampia	3
area	10	Ancient	7
Art	6	Apartment	341
aRTiSTiC	3	Appartamento	38
Artistic	2	appartamento	30
Atelier	3	Appia	3
Attic	5	Apt	69
Attico	7	area	14
Autumn/Winter	3	Art	8
away	3	Arte	3
B&B	32	aRTiSTiC	3
Babbuina	3	Artsy	7
Babuino	5	Atelier	3
bagno	17	Attic	8
BAGNO	3	Attico	3
Balcony	20	Aurelia	3
BALCONY	3	Autumn	3
Barberini	3	Available	36
Basilica	5	Aventino	3
Bath	6	away	4
Bathroom	26	B&B	27
BDR	6	Babuino	4
Beautiful	28	bagno	31
Bed	36	Balcony	19
Bedroom	31	Barberini	3
bedrooms	14	Basilica	5
BEST	4	Bath	4
between	4	Bathroom	38
BIANCA	4	BDC	10
Big	15	Beautiful	29

<b>Bilocale</b>	2	<b>Bed</b>	20
<b>Blu</b>	3	<b>Bedroom</b>	45
<b>Blue</b>	4	<b>beds</b>	2
<b>Borghese</b>	3	<b>beside</b>	5
<b>Borgo</b>	4	<b>Best</b>	6
<b>Boutique</b>	5	<b>Between</b>	4
<b>BOUTIQUE</b>	2	<b>BEYOND</b>	6
<b>Brand</b>	10	<b>BIANCA</b>	4
<b>break.</b>	2	<b>Big</b>	4
<b>Breakfast</b>	12	<b>Bijou</b>	14
<b>Bright</b>	31	<b>Bikes</b>	2
<b>Building</b>	5	<b>Blu</b>	6
<b>Camera</b>	52	<b>Blue</b>	10
<b>camere</b>	3	<b>Bologna</b>	3
<b>Campo</b>	40	<b>Borghese</b>	3
<b>Capitol</b>	2	<b>Borgo</b>	4
<b>Casa</b>	62	<b>Boutique</b>	3
<b>Casetta</b>	6	<b>box</b>	4
<b>Cecy</b>	3	<b>Brand</b>	8
<b>Center</b>	78	<b>Breakfast</b>	6
<b>Central</b>	55	<b>Bright</b>	15
<b>centrale</b>	3	<b>building</b>	32
<b>Centre</b>	17	<b>BunkBeds</b>	3
<b>Centro</b>	25	<b>Camera</b>	4
<b>Cesare</b>	3	<b>camere</b>	55
<b>Characteristic</b>	3	<b>Campo</b>	3
<b>Charming</b>	50	<b>Casa</b>	42
<b>Chic</b>	14	<b>Casetta</b>	54
<b>Ciancaleoni</b>	4	<b>Cecy</b>	3
<b>Cimarra</b>	2	<b>Center</b>	65
<b>città</b>	6	<b>Central</b>	32
<b>City</b>	37	<b>Centre</b>	17
<b>Close</b>	44	<b>Centro</b>	13
<b>Cola</b>	3	<b>Cesare</b>	9
<b>Colisseum</b>	36	<b>Charm</b>	3
<b>Colonna</b>	3	<b>Charme</b>	3
<b>Colosseo</b>	51	<b>Charming</b>	39
<b>Colosseum</b>	73	<b>check</b>	12
<b>Comfort</b>	3	<b>Check-in!</b>	9
<b>Comfortable</b>	9	<b>Chic</b>	4
<b>condiviso</b>	5	<b>città</b>	4
<b>confortevole</b>	3	<b>City</b>	39
<b>Cornelia</b>	3	<b>Clean</b>	9
<b>Cosy</b>	19	<b>Close</b>	23
<b>COUNTRY</b>	4	<b>Cola</b>	5

<b>Cozy</b>	68	<b>Coliseum</b>	16
<b>cuore</b>	13	<b>Colonna</b>	4
<b>Cute</b>	3	<b>colorful</b>	12
<b>December</b>	5	<b>Colosseo</b>	42
<b>Delizioso</b>	8	<b>Colosseum</b>	70
<b>dell'Artista</b>	2	<b>Comfortable</b>	27
<b>Deluxe</b>	13	<b>Comfy</b>	8
<b>Design</b>	17	<b>confortevole</b>	3
<b>designer</b>	3	<b>convenient</b>	3
<b>District</b>	8	<b>Corner</b>	4
<b>Divo</b>	3	<b>Coronari</b>	3
<b>Dolce</b>	4	<b>Corso</b>	3
<b>Domus</b>	29	<b>Cosy</b>	16
<b>doorstep</b>	2	<b>Country</b>	7
<b>Doppia</b>	11	<b>Cozy</b>	62
<b>dorm</b>	4	<b>cuore</b>	4
<b>Dorms</b>	5	<b>Deluxe</b>	23
<b>Double</b>	37	<b>Design</b>	30
<b>DOWNTOWN</b>	6	<b>Dimora</b>	20
<b>Dream</b>	5	<b>Discounted</b>	3
<b>due</b>	7	<b>Discounts</b>	9
<b>Elegance</b>	5	<b>disinfected</b>	10
<b>Elegant</b>	30	<b>district</b>	10
<b>elegante</b>	3	<b>Divo</b>	5
<b>Enchanting</b>	3	<b>Dolce</b>	10
<b>Enjoy</b>	3	<b>Domus</b>	23
<b>Ensuite</b>	3	<b>Donna</b>	9
<b>En-Suite</b>	2	<b>Doppia</b>	12
<b>Entire</b>	3	<b>dormitory</b>	7
<b>Esquilino</b>	7	<b>Double</b>	50
<b>Exclusive</b>	3	<b>Downtown</b>	4
<b>Experience</b>	6	<b>Dream</b>	5
<b>exploring</b>	3	<b>due</b>	5
<b>Fabio</b>	5	<b>Economy</b>	10
<b>Family</b>	15	<b>Elegant</b>	3
<b>Fantastic</b>	3	<b>Elegante</b>	23
<b>Fascinating</b>	2	<b>Enjoy</b>	3
<b>Feet</b>	2	<b>Ensuite</b>	3
<b>Female</b>	5	<b>en-suite</b>	3
<b>few</b>	11	<b>Entire</b>	11
<b>Fiori</b>	41	<b>entrance</b>	4
<b>Flat</b>	115	<b>ERASMUS</b>	3
<b>Flatinrome</b>	7	<b>Esquilino</b>	11
<b>floor</b>	8	<b>EVERY</b>	7
<b>FLOWERS</b>	4	<b>Exclusive</b>	16

<b>Fontana</b>	6	<b>experience</b>	3
<b>Forum</b>	8	<b>exploring</b>	3
<b>Fountain</b>	26	<b>EXTRA</b>	3
<b>Free</b>	16	<b>Family</b>	16
<b>front</b>	3	<b>female</b>	5
<b>Gaia</b>	3	<b>few</b>	5
<b>Garden</b>	20	<b>Fiori</b>	41
<b>Gemelli</b>	6	<b>Flat</b>	96
<b>Gianicolo</b>	8	<b>Flatinrome</b>	3
<b>giardino</b>	3	<b>floor</b>	7
<b>Giovanni</b>	20	<b>FLOWERS</b>	9
<b>Giulio</b>	4	<b>Fontana</b>	4
<b>Gold</b>	4	<b>Forum</b>	6
<b>Good</b>	2	<b>Fountain</b>	20
<b>Gorgeous</b>	4	<b>Free</b>	17
<b>Grand</b>	3	<b>garage</b>	3
<b>Great</b>	9	<b>Garbatella</b>	4
<b>Green</b>	5	<b>Garden</b>	26
<b>Guest</b>	12	<b>Gardens</b>	5
<b>Guesthouse</b>	5	<b>Garibaldi</b>	3
<b>guests</b>	12	<b>Gemelli</b>	3
<b>Heart</b>	76	<b>Gianicolo</b>	7
<b>Hello</b>	2	<b>giardino</b>	9
<b>historic</b>	4	<b>Giovanni</b>	4
<b>Historical</b>	12	<b>Giulio</b>	19
<b>Holiday</b>	10	<b>Good</b>	3
<b>Holidays</b>	6	<b>Gorgeous</b>	3
<b>Holy</b>	3	<b>Grand</b>	3
<b>Home</b>	66	<b>Grande</b>	4
<b>House</b>	89	<b>Great</b>	7
<b>Ideal</b>	5	<b>Green</b>	3
<b>Imperial</b>	3	<b>Greenhouse</b>	9
<b>included</b>	4	<b>Guest</b>	2
<b>indipendente</b>	2	<b>Guesthouse</b>	20
<b>Industrial</b>	6	<b>guests</b>	3
<b>Inn</b>	7	<b>Heart</b>	36
<b>interno</b>	3	<b>historic</b>	17
<b>Intero</b>	3	<b>Historical</b>	9
<b>Jacuzzi</b>	9	<b>Holidays</b>	4
<b>Junior</b>	3	<b>Home</b>	49
<b>just</b>	3	<b>HOME</b>	33
<b>King</b>	3	<b>HomeHoliday</b>	4
<b>Large</b>	26	<b>Homes</b>	3
<b>Laterano</b>	3	<b>HomyHost</b>	13
<b>Leading</b>	6	<b>House</b>	112

<b>letto</b>	2	<b>iFlat</b>	103
<b>Little</b>	3	<b>indipendente</b>	4
<b>Lively</b>	3	<b>Industrial</b>	3
<b>location</b>	8	<b>interno</b>	7
<b>locazione</b>	2	<b>Intero</b>	9
<b>Loft</b>	43	<b>Jacuzzi</b>	14
<b>Lofts</b>	3	<b>King</b>	3
<b>Lorenzo</b>	8	<b>Large</b>	18
<b>Love</b>	2	<b>letto</b>	3
<b>Lovely</b>	59	<b>Little</b>	4
<b>luminoso</b>	4	<b>location</b>	5
<b>Luxe</b>	2	<b>Loft</b>	33
<b>Luxurious</b>	4	<b>Long</b>	90
<b>Luxury</b>	89	<b>Lorenzo</b>	10
<b>MADE</b>	3	<b>Love</b>	3
<b>Maggiore</b>	3	<b>Lovely</b>	48
<b>Maison</b>	4	<b>luminosa</b>	4
<b>Massimo</b>	5	<b>Luminoso</b>	7
<b>Matrimoniale</b>	13	<b>Luxe</b>	4
<b>meters</b>	3	<b>Luxurious</b>	3
<b>Metro</b>	47	<b>Luxury</b>	66
<b>Milvio</b>	4	<b>MADE</b>	8
<b>Modern</b>	29	<b>Maggiore</b>	3
<b>Monocale</b>	4	<b>Maison</b>	4
<b>Monteverde</b>	8	<b>Manzoni</b>	4
<b>Monti</b>	34	<b>Marzio</b>	4
<b>Musei</b>	3	<b>Matrimoniale</b>	8
<b>Museum</b>	5	<b>Mazzini</b>	4
<b>Museums</b>	7	<b>Metro</b>	42
<b>Navona</b>	60	<b>Milvio</b>	3
<b>near</b>	142	<b>Modern</b>	22
<b>nearby</b>	6	<b>Monocale</b>	9
<b>neighbourhood</b>	8	<b>Monteverde</b>	6
<b>nest</b>	5	<b>Monthly</b>	9
<b>Netflix</b>	15	<b>Monti</b>	41
<b>New</b>	70	<b>Monti/Colosseum</b>	8
<b>Next</b>	13	<b>Museum</b>	3
<b>Nice</b>	11	<b>Museums</b>	4
<b>Nido</b>	3	<b>Navona</b>	53
<b>NIK</b>	4	<b>near</b>	127
<b>Nova</b>	3	<b>neighbourhood</b>	18
<b>OFFER</b>	3	<b>Nest</b>	4
<b>OFFERTA</b>	4	<b>NETFLIX</b>	3
<b>OLD</b>	4	<b>New</b>	41
<b>Olympic</b>	4	<b>next</b>	6

<b>One</b>	11	<b>Nice</b>	18
<b>Ostiense</b>	3	<b>Nido</b>	3
<b>Palace</b>	5	<b>NIK</b>	3
<b>panoramic</b>	3	<b>OFFBOARDED</b>	3
<b>Pantheon</b>	20	<b>Offer</b>	7
<b>Paolo</b>	7	<b>One</b>	11
<b>Parioli</b>	7	<b>Only</b>	3
<b>PARIOLI</b>	2	<b>Ostiense</b>	7
<b>parking</b>	8	<b>Palace</b>	3
<b>Patio</b>	6	<b>Palace&amp;Suites</b>	7
<b>pax</b>	6	<b>Palazzo</b>	3
<b>Peaceful</b>	3	<b>panoramic</b>	5
<b>Pellegrino</b>	3	<b>Pantheon</b>	23
<b>Penthouse</b>	24	<b>Paolo</b>	5
<b>people</b>	13	<b>Papi</b>	7
<b>Perfect</b>	7	<b>Parioli</b>	3
<b>perfetto</b>	2	<b>Park</b>	9
<b>persone</b>	3	<b>parking</b>	12
<b>Pigneto</b>	13	<b>pax</b>	9
<b>PIGNETO</b>	3	<b>Peaceful</b>	6
<b>PIO</b>	3	<b>Penthouse</b>	19
<b>Piramide</b>	3	<b>people</b>	7
<b>PIXEL</b>	5	<b>Perfect</b>	12
<b>place</b>	5	<b>Pietra</b>	7
<b>Ponte</b>	5	<b>Pigneto</b>	3
<b>Popolo</b>	7	<b>PIGNETO</b>	11
<b>Porta</b>	4	<b>Piramide</b>	4
<b>PORTA</b>	2	<b>PIXEL</b>	3
<b>posti</b>	3	<b>place</b>	9
<b>POSTO</b>	2	<b>Ponte</b>	8
<b>ppl</b>	3	<b>Popolo</b>	5
<b>Prati</b>	7	<b>PORTA</b>	8
<b>Prestigious</b>	2	<b>posti</b>	4
<b>price</b>	13	<b>Prati</b>	9
<b>Prices</b>	3	<b>Pretty</b>	3
<b>privata</b>	4	<b>price</b>	3
<b>Private</b>	67	<b>Prices</b>	3
<b>privato</b>	10	<b>privata</b>	8
<b>pvt</b>	4	<b>Private</b>	75
<b>Quadruple</b>	4	<b>privato</b>	29
<b>Quiet</b>	13	<b>PROTOCOLLO</b>	3
<b>real</b>	3	<b>Quadraro</b>	4
<b>Red</b>	4	<b>Quiet</b>	20
<b>relax</b>	2	<b>Rates</b>	2
<b>renovated</b>	5	<b>Recovery</b>	7

<b>RENOVATED</b>	2	<b>Red</b>	8
<b>rent</b>	2	<b>Refined</b>	5
<b>Residenza</b>	5	<b>renovated</b>	3
<b>Residenze</b>	3	<b>Rent</b>	5
<b>Retreat</b>	3	<b>Rental</b>	7
<b>Rienzo</b>	3	<b>request</b>	3
<b>Rione</b>	5	<b>Residenza</b>	30
<b>Ripetta</b>	3	<b>Rienzo</b>	4
<b>River</b>	5	<b>Rione</b>	4
<b>Roma</b>	89	<b>Ristoro</b>	8
<b>ROMAN</b>	5	<b>Roma</b>	94
<b>Romana</b>	2	<b>Roman</b>	3
<b>Romane</b>	3	<b>Romantic</b>	33
<b>Romantic</b>	25	<b>Rome</b>	176
<b>Rome</b>	229	<b>Roof</b>	5
<b>Rooftop</b>	6	<b>Rooftop</b>	6
<b>room</b>	226	<b>Room</b>	219
<b>rooms</b>	17	<b>Rooms</b>	12
<b>S&amp;G</b>	22	<b>Safe</b>	13
<b>SEALINK</b>	3	<b>SALE!</b>	3
<b>shared</b>	12	<b>SANIFICATO</b>	3
<b>Single</b>	11	<b>Sanitized</b>	4
<b>Singola</b>	9	<b>Sapienza</b>	53
<b>Sistina</b>	5	<b>Secret</b>	5
<b>Six</b>	2	<b>secure</b>	3
<b>skyline</b>	3	<b>shared</b>	9
<b>SkyTower:</b>	2	<b>single</b>	19
<b>Sleek</b>	6	<b>Singola</b>	3
<b>Sleeper</b>	3	<b>Sistina</b>	4
<b>Sleeps</b>	6	<b>SkyTower:</b>	5
<b>Smart</b>	3	<b>Smart</b>	10
<b>Sofa</b>	7	<b>Sonder</b>	3
<b>Sonder</b>	31	<b>Space</b>	31
<b>Space</b>	2	<b>Spacious</b>	25
<b>Spacious</b>	19	<b>Spagna</b>	3
<b>Spagna</b>	11	<b>Spanish</b>	10
<b>Spanish</b>	41	<b>Special</b>	50
<b>Special</b>	24	<b>Specials*</b>	4
<b>Splendid</b>	3	<b>Splendid</b>	2
<b>Spots</b>	3	<b>Spring</b>	3
<b>Spring</b>	4	<b>Square</b>	14
<b>sqm</b>	3	<b>Standard</b>	3
<b>Square</b>	12	<b>Stanza</b>	19
<b>Stadium</b>	3	<b>STAR</b>	7
<b>Standard</b>	3	<b>Station</b>	38

<b>Stanza</b>	16	<b>stay</b>	3
<b>stanze</b>	4	<b>stays</b>	11
<b>STAR</b>	5	<b>Steps</b>	75
<b>Station</b>	31	<b>STERILIZATION</b>	3
<b>stay</b>	6	<b>stile</b>	3
<b>Steps</b>	52	<b>storico</b>	3
<b>stile</b>	4	<b>STUDENTS</b>	6
<b>Storico</b>	3	<b>Studio</b>	58
<b>Studio</b>	58	<b>Stunning</b>	4
<b>Stunning</b>	9	<b>Style</b>	6
<b>Style</b>	5	<b>Stylish</b>	27
<b>Stylish</b>	21	<b>Subway</b>	5
<b>Subway</b>	7	<b>Suite</b>	106
<b>Suite</b>	81	<b>Suites</b>	10
<b>Suites</b>	15	<b>Sunny</b>	8
<b>Sunny</b>	4	<b>Super</b>	14
<b>Super</b>	14	<b>Superior</b>	3
<b>Superior</b>	5	<b>Sweet</b>	5
<b>Sweet</b>	11	<b>Term</b>	59
<b>Temple</b>	2	<b>Termini</b>	49
<b>Termini</b>	67	<b>Terrace</b>	100
<b>Terrace</b>	80	<b>terrazza</b>	4
<b>terrazzo</b>	5	<b>terrazzo</b>	3
<b>terre</b>	3	<b>terre</b>	6
<b>Testaccio</b>	11	<b>Testaccio</b>	3
<b>Three</b>	6	<b>Three</b>	10
<b>Tiber</b>	4	<b>Tiber</b>	4
<b>Tiburtina</b>	7	<b>Tiburtina</b>	5
<b>Top</b>	9	<b>Top</b>	6
<b>Tourist</b>	3	<b>Tourist</b>	3
<b>Town</b>	2	<b>Tranquillo</b>	3
<b>Traditional</b>	3	<b>Trastevere</b>	133
<b>train</b>	3	<b>Trevi</b>	41
<b>Trastevere</b>	144	<b>trilo</b>	3
<b>travelers</b>	2	<b>Triple</b>	2
<b>TreasureRome</b>	3	<b>tube</b>	14
<b>Trevi</b>	41	<b>Turistico</b>	3
<b>Triple</b>	10	<b>TV</b>	2
<b>Tub</b>	2	<b>Twin</b>	2
<b>Twin</b>	3	<b>Two</b>	7
<b>Two</b>	10	<b>Unique</b>	4
<b>Unique</b>	3	<b>Vacanze</b>	9
<b>Unit</b>	3	<b>Varental</b>	3
<b>University</b>	2	<b>Vatican</b>	127
<b>Urban</b>	3	<b>Vaticani</b>	9

<b>vacanza</b>	3	<b>Vaticano</b>	31
<b>Vacanze</b>	8	<b>Veneto</b>	3
<b>VALADIER</b>	2	<b>Venezia</b>	4
<b>Vatican</b>	133	<b>Very</b>	8
<b>Vaticani</b>	24	<b>Via</b>	4
<b>Vaticano</b>	4	<b>Viale</b>	23
<b>Veneto</b>	27	<b>vicino</b>	3
<b>vicino</b>	2	<b>View</b>	58
<b>view</b>	2	<b>Views</b>	4
<b>Views</b>	42	<b>Villa</b>	25
<b>Villa</b>	22	<b>Vintage</b>	3
<b>Vintage</b>	2	<b>vista</b>	6
<b>vista</b>	4	<b>Vita</b>	4
<b>Vita</b>	8	<b>Vittoria</b>	6
<b>Vittoria</b>	6	<b>Vittorio</b>	3
<b>walk</b>	3	<b>walk</b>	9
<b>WAY</b>	16	<b>walking</b>	3
<b>WC</b>	3	<b>WC</b>	3
<b>White</b>	5	<b>Welcome</b>	14
<b>wide</b>	3	<b>White</b>	3
<b>WiFi</b>	68	<b>Wifi</b>	76
<b>Winter</b>	6	<b>Wonderful</b>	6
<b>Wonderful</b>	5	<b>Working</b>	2
<b>Your</b>	14	<b>Your</b>	18
<b>zona</b>	6	<b>zona</b>	6

Tabella 15: Lista parole Listing Title e rispettive frequenze.

<b>Parole</b>	<b>frequenza assoluta</b>	<b>frequenza relativa</b>	<b>Presente in 2019</b>
<b>Available</b>	36	2%	No
<b>Center/centro</b>	127	6%	Si
<b>Clean</b>	17	1%	No
<b>Design</b>	30	1%	Si
<b>Discount/sale</b>	15	1%	No
<b>Disinfected/sanitized</b>	84	4%	No
<b>Garden/giardino</b>	44	2%	Si
<b>Long term/long stays</b>	84	4%	No
<b>Spacious</b>	25	1%	Si
<b>Terrace</b>	107	5%	Si
<b>Quiet</b>	20	1%	Si
<b>Wifi</b>	76	4%	Si

Tabella 16: parole e frequenze relative alle dummies.

In tabella 16 vengono mostrate quali parole sono state selezionate per l'analisi. Di ciascun termine viene specificata la frequenza assoluta, la frequenza relativa e la presenza nel Listing Title degli annunci del 2019.

Passando adesso all'analisi vera e propria, si è verificata la relazione tra la variabile dipendente, espressa come logaritmo dei ricavi 2020 sul massimo numero di ospiti, e i regressori. Si è optato per un'analisi con variabili a cui è stata applicata una trasformazione logaritmica in quanto questa permette di ottenere dei coefficienti espressi in termini percentuali.

La prima regressione effettuata è:

```

Regress      log_revenue_2020_div_maxguest      dummy_long_term_long_stays_2020
dummy_clean_2020  dummy_safe_2020  dummy_spacious_2020  dummy_terrace_2020
dummy_design_2020  dummy_discount_sale_2020  dummy_sanitized_disinfect_2020
Bedrooms2020 Bathrooms2020 maxguest2020 log_responserate2020 AirbnbSuperhost2020
SecurityDepositUSD2020      MinimumStay2020      log_NumberofPhotos2020
log_NumberofReviews2020 InstantbookEnabled2020 log_OverallRating2020 APT_dummy
if dummycambio==1, robust
  
```

Linear regression		Number of obs = 2,017				
F(20, 1996)		= 17.86				
Prob > F		= 0.0000				
R-squared		= 0.2024				
Root MSE		= 1.5001				
		Robust				
	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
<b>log_revenue_2020_div_maxguest</b>						
<b>dummy_long_term_long_stays_2020</b>	.3589262	.1223575	2.93	0.003	.1189644	.5988881
<b>dummy_clean_2020</b>	-.5920068	.3881463	-1.53	0.127	-1.353221	.1692075
<b>dummy_safe_2020</b>	-.0879347	.2384441	-0.37	0.712	-.5555601	.3796906
<b>dummy_spacious_2020</b>	.2198808	.1665042	1.32	0.187	-.1066594	.546421
<b>dummy_terrace_2020</b>	.415943	.1093122	3.81	0.000	.2015651	.6303209
<b>dummy_design_2020</b>	.1618467	.244354	0.66	0.508	-.3173689	.6410623
<b>dummy_discount_sale_2020</b>	.5885141	.1980247	2.97	0.003	.2001573	.9768708
<b>dummy_sanitized_disinfect_2020</b>	.1380596	.1076822	1.28	0.200	-.0731215	.3492408
<b>Bedrooms2020</b>	.1623823	.0805603	2.02	0.044	.0043913	.3203734
<b>Bathrooms2020</b>	.2210365	.0672848	3.29	0.001	.0890808	.3529922
<b>maxguest2020</b>	-.1698009	.0306113	-5.55	0.000	-.2298343	-.1097676

<b>log_responserate2020</b>	.0858156	.0521596	1.65	0.100	-.0164773	.1881085
<b>AirbnbSuperhost2020</b>	.4248311	.0717235	5.92	0.000	.2841704	.5654919
<b>SecurityDepositUSD2020</b>	-.0012606	.0003157	-3.99	0.000	-.0018797	-.0006415
<b>MinimumStay2020</b>	-.0082442	.0068612	-1.20	0.230	-.0217001	.0052117
<b>log_NumberofPhotos2020</b>	.3549106	.0887053	4.00	0.000	.1809458	.5288753
<b>log_NumberofReviews2020</b>	.1759618	.0300117	5.86	0.000	.1171043	.2348194
<b>InstantbookEnabled2020</b>	.8950995	.0878383	10.19	0.000	.7228351	1.067.364
<b>log_OverallRating2020</b>	1.400.499	.5523987	2.54	0.011	.3171605	2.483.838
<b>APT_dummy</b>	.3917317	.1127614	3.47	0.001	.1705893	.6128741
<b>_cons</b>	1.628.285	1.011.478	1.61	0.108	-.3553795	3.611.949

Tabella 17: analisi 1 di regressione **log\_revenue\_2020\_div\_maxguest**.

I risultati qui ottenuti in tabella 17 danno evidenza del fatto che gli annunci che comprendono parole che fanno riferimento alla sanificazione degli ambienti conseguono dei profitti più elevati a parità di ospiti, contribuendo all'immagine reputazionale creata dall'host. Non si può dire la stessa cosa del binomio “clean” e “safe” che presentano in questo caso una correlazione negativa con i profitti. Questi due risultati però non risultano rilevanti ai fini dell'analisi in quanto il p-vale delle variabili non è sufficientemente basso a causa dello scarso numero di campioni. La spaziosità, così come la presenza di un terrazzo e il design dell'alloggio concorrono a creare nell'immaginario dell'ospite un luogo piacevole dove soggiornare, infatti anche le variabili che rappresentano questi concetti presentano una correlazione positiva con i ricavi. È possibile dunque affermare una correlazione positiva tra le caratteristiche estetiche dell'alloggio e le performance, in termini di ricavi, dell'annuncio. La variabile che ha un peso maggiore sulle performance dell'annuncio su tutte le altre variabili è la dummy relativa alle parole “discount” e “sale”, rendendo gli annunci più appetibili agli occhi dell'ospite. Nonostante la tendenza degli host è stata quella di aumentare i giorni minimi di permanenza, questa scelta strategica non sembra essere gradita dai guest, che preferiscono comunque optare per periodi di permanenza ridotti, o comunque non avere questo tipo di restrizioni. L'informazione però relativa a permanenze di durata più lunga hanno una correlazione positiva con i ricavi a parità di ospiti. Anche le variabili relative al numero di foto e al numero di recensioni, nonché la possibilità di prenotare l'alloggio in maniera istantanea, hanno una correlazione positiva con i profitti.

OLS Regression Results						
=====						
<b>Dep. Variable:</b>	log_revenue2020_div_maxguest			R-squared:	0.194	
<b>Model:</b>	OLS			Adj. R-squared:	0.184	
<b>Method:</b>	Least Squares			F-statistic:	20.92	
<b>No. Observations:</b>	1411			Prob (F-statistic):	1.28e-54	
<b>Df Residuals:</b>	1394			Log-Likelihood:	-1347.1	
<b>Df Model:</b>	16					
<b>Covariance Type:</b>	nonrobust					
	<b>coef</b>	<b>std err</b>	<b>t</b>	<b>P&gt; t </b>	<b>[0.025</b>	<b>0.975]</b>
<b>const</b>	0.9541	0.463	2.062	0.039	0.047	1.862
<b>dummy wifi/wi-fi 2020</b>	0.0449	0.088	0.512	0.609	-0.127	0.217
<b>dummy garden/giardino 2020</b>	0.0494	0.112	0.442	0.659	-0.170	0.269
<b>dummy available 2020</b>	0.1634	0.122	1.342	0.180	-0.075	0.402
<b>dummy quiet 2020</b>	0.0199	0.171	0.117	0.907	-0.315	0.355
<b>dummy centro/center 2020</b>	-0.2523	0.062	-4.057	0.000	-0.374	-0.130
<b>Airbnb Superhost 2020</b>	0.1990	0.039	5.064	0.000	0.122	0.276
<b>Cleaning Fee (USD) 2020</b>	0.0012	0.000	2.639	0.008	0.000	0.002
<b>Bathrooms 2020</b>	0.0734	0.034	2.171	0.030	0.007	0.140
<b>Bedrooms 2020</b>	0.0332	0.035	0.939	0.348	-0.036	0.102
<b>max guest 2020</b>	-0.0518	0.013	-3.840	0.000	-0.078	-0.025
<b>Minimum Stay 2020</b>	-0.0039	0.002	-2.537	0.011	-0.007	-0.001
<b>Instantbook Enabled 2020</b>	0.3553	0.039	9.118	0.000	0.279	0.432
<b>Extra People Fee (USD) 2020</b>	-0.0095	0.002	-5.844	0.000	-0.013	-0.006
<b>log_responserate</b>	0.0099	0.047	0.213	0.831	-0.081	0.101
<b>log_NumberofPhotos2020</b>	0.3432	0.079	4.323	0.000	0.187	0.499
<b>log_NumberofReviews2020</b>	0.1976	0.031	6.346	0.000	0.137	0.259
<b>log_OverallRating2020</b>	14.804	0.600	2.467	0.014	0.303	2.657

Tabella 18: analisi 2 di regressione “log\_revenue2020\_div\_maxguest”.

Conducendo altre analisi sullo stesso dataset, sono stati testati altri termini presenti negli annunci. La variabile dipendente, anche in questo caso, è rappresentata dal logaritmo del rapporto dei ricavi del 2020 ridimensionati al numero massimo di ospiti permessi nella struttura. Secondo queste analisi la presenza di un giardino viene percepita dall'ospite come una caratteristica positiva dell'alloggio. La tranquillità della sistemazione contribuisce a creare un'immagine piacevole per il guest che preferisce soggiornare in una zona pacata, lontano quindi da traffico e dagli assembramenti che si potrebbero creare in centro. Inoltre, come già precedentemente affermato, la centralità non viene più considerata una caratteristica importante, in quanto l'ospite preferisce evitare il contatto con estranei e luoghi affollati. L'host sceglie quindi di eliminare in molti annunci l'informazione in quanto non necessaria per l'ospite. La presenza di Wi-fi viene vista più che mai indispensabile, soprattutto per le

sistemazioni che non offrono altri tipi di svago, come piscina, giardino o terrazzo. A causa del contesto pandemico, si pone maggiore attenzione ai costi di pulizia. La correlazione positiva con i ricavi si spiega dal fatto che gli ospiti hanno una disponibilità a pagare questo tipo di spese più elevata rispetto al periodo pre-pandemico. Infatti, la tassa concorre a creare l'immagine di un alloggio sicuro dal punto di vista igienico.

Le dummy utilizzate per l'analisi però confrontando il valore di p-value, non risultano significative. L'unica dummy che invece è significativa è quella legata alla parola "center/centre".

Dallo studio effettuato non emerge un R quadro elevati. Soprattutto in alcuni campi di studio, come le scienze del comportamento, è normale osservare valori di R quadro inferiori al 40%. Ciò vuol dire che la variabile dipendente che si è analizzata dipende da molti più fattori di quelli considerati nell'analisi, che quindi non sono stati misurati. Il limite di un R quadro basso non riguarda tanto l'accuratezza della causa effetto quanto delle previsioni. Ovvero, è molto difficile predire con precisione quali sono le scelte che portano gli ospiti a prenotare un soggiorno in un determinato alloggio. D'altra parte, un R quadro elevato è condizione necessaria ma non sufficiente per poter effettuare delle previsioni precise.

Per capire se il coefficiente di determinazione è statisticamente significativo, bisogna guardare il p-value della statistica F. Il modello di regressione costruito infatti risulta valido solo se c'è almeno una variabile indipendente che spiega i valori di Y. Ovvero, se il p-value relativo al test F è molto basso, allora si può affermare che R quadro è statisticamente significativo. Nel caso in esame il modello risulta valido in quanto la F assume dei valori molto alti per tutti i dataset utilizzati per l'analisi, per cui il p-value è considerevolmente basso.

## 5 Conclusioni

---

L'utilizzo dei due dataset, come specificato già accennato in prefazione, non ha l'obiettivo di confrontare il comportamento e le performance misurate degli host di due città diverse, quanto quello di validare le ipotesi formulate con il primo dataset di Torino, attraverso l'analisi del dataset di Roma, che risulta in termini di campioni più corposo.

Sulla base delle analisi preliminari effettuate, ciò che emerge in maniera lampante è che, con il crollo del mercato globale dei viaggi, Airbnb sta concentrando la propria attività strategica su un diverso tipo di affitto: i soggiorni a lungo termine. Dall'analisi condotta, ciò che emerge sia per la città di Torino che di Roma è che gli host hanno preferito aumentare i giorni minimi di permanenza. Infatti, operando una media sugli annunci rinnovati sulla città di Roma, si può riscontrare come il valore della categoria "Minimum stay", passa dall'essere 2,54 a 2,99 giorni. La risposta da parte degli ospiti si è potuta constatare attraverso l'analisi semantica da cui si percepisce come gli annunci che riportano le parole "long term" abbiano conseguito dei profitti minori rispetto al 2019. A tal proposito, nel settembre 2021, la società ha svelato una homepage ridisegnata che presenta affitti mensili proprio tra le sue opzioni per soggiorni. La cosiddetta mossa dà la priorità alle prenotazioni a lungo termine come una delle prime tre linee di business di Airbnb con oltre un milione di annunci che ora offrono soggiorni mensili, che vanno da stanze private a intere case, indirizzandosi a nuove figure di ospiti, come i tirocinanti e gli stagisti, che hanno bisogno di alloggi da affittare per periodi maggiori rispetto a quelli del vacanziere tradizionale. Ma la spinta di Airbnb, e l'interesse dei suoi host per questi affitti a lungo termine, arriva con quella che i critici considerano una tacita ammissione che Airbnb ha sempre avuto un impatto diretto sul mercato immobiliare, influenzando la domanda di affitti a lungo termine. La pandemia ha sicuramente minacciato l'intero modello di business di Airbnb e il sostentamento degli host che dipendono dal reddito ricavato dalla locazione di Airbnb. Per cui l'azienda vede in questo momento i soggiorni a lungo termine come una parte a lungo termine del recupero sul proprio bilancio.

Dall'analisi pregressa sulla letteratura risulta chiaro che gli ospiti preferiscono scegliere delle offerte di alloggi che permettano un'esperienza autentica, che quindi permetta all'ospite di percepirsi durante il soggiorno non come un turista ma come un residente. Infatti, da quanto

risulta dall'analisi semantica effettuata sul dataset di Torino, gli annunci che presentano nella propria descrizione la parola "casa" suscitano nell'ospite delle emozioni di familiarità, assegnando a questo tipo di inserzioni punteggi più elevati. La frequenza di questo termine nel Listing title degli annunci nei due anni analizzati non è variato; quindi, non può darci informazioni dal punto di vista del sentiment di questa parola in un contesto di emergenza sanitaria. A tal proposito è stato comunque interessante valutarne la correlazione con i ricavi. Ciò che è emerso è che non esiste una correlazione, né positiva né negativa, della parola in questione rispetto ai ricavi.

Invece, contestualizzando l'analisi in una situazione di emergenza sanitaria, uno dei fattori che incide sulle performance dell'annuncio è sicuramente la presenza dei costi di pulizia. I costi di pulizia, come si è potuto constatare dalle analisi di regressione effettuate, creano un'immagine reputazionale dell'host, che trasmette sicurezza per quanto riguarda l'igiene dello spazio affittato. Con il diffondersi dell'epidemia questa tariffa relativa alla pulizia ha assunto anche più importanza di prima, portando gli ospiti ad avere una disponibilità a pagare più elevata per la suddetta, per cui al crescere della tassa di pulizia, aumentano anche i ricavi relativi all'annuncio. Sarebbe interessante valutare in termini quantitativi quale sia la disponibilità a pagare dell'ospite. Dalla figura 15, in cui viene mostrata la correlazione tra ricavi e "Cleaning fee", oltre un certo valore della tassa i ricavi cominciano a decrescere. Si potrebbe ipotizzare, valutando il grafico un valore soglia di circa \$ 80, per cui oltre questo valore l'ospite non ha incentivo a pagare di più, per cui i ricavi decrescono.

Un altro fenomeno che è stato possibile riscontrare è la conversione degli alloggi. Molti alloggi prima offerti come stanze private o condivise, vengono convertite, ove possibile in interi appartamenti. Questo per permettere sicuramente agli ospiti di evitare il contatto con gli estranei, i quali preferiscono delle sistemazioni appartate. In aggiunta, si potrebbe ipotizzare una volontà da parte dell'host di vedersi prenotare un intero appartamento e quindi di saturare l'intero spazio messo a disposizione con una sola prenotazione. Tutto ciò è favorito anche dalla funzione "Instabook enabled" che favorisce una prenotazione immediata dell'alloggio. L'host, infatti, pur di vedere il proprio alloggio prenotato, rinuncia alla possibilità di non accettare la prenotazione, optando per una conferma istantanea.

Focalizzando infine, sull'analisi semantica, nelle informazioni generalmente incluse all'interno del Listing title, risulta decisiva la centralità dell'abitazione rispetto alle attrattive della città. Gli ospiti generalmente preferiscono pernottare in alloggi che gli permettano di

spostarsi facilmente e che siano facilmente raggiungibili con i mezzi. Nonostante la centralità dell'alloggio sia l'informazione più frequente presente nelle descrizioni, la percentuale di parole relative a questo concetto, quali "centro" e "centrale", sono diminuite da 21% al 19% tra gli annunci rinnovati di Torino. Anche per il dataset di Roma emerge questo risultato, ma in maniera più accentuata: tra gli annunci che optano per un cambio di titolo, il numero di annunci che fanno riferimento alla centralità della sistemazione passano da 305 a 127 nel 2020, diminuendo in termini percentuali dal 15% al 6%. Come, inoltre, di può appurare dalla figura 34, non esiste una correlazione della parola con i ricavi. Nell'anno successivo al 2019 prevale infatti una volontà di isolamento per gli ospiti, che preferiscono villette in periferia al traffico del centro, dove il contatto con altre persone è facilmente evitabile.

Dall'analisi semantica effettuata sul dataset di Roma, è stato riscontrato come gli annunci che presentano le parole "clean" e "sanitized" hanno più probabilità di conseguire profitti maggiori rispetto all'anno 2019. Dato che la centralità dell'alloggio, e quindi la vicinanza alle attrazioni turistiche della città, perde della sua appetibilità agli occhi dell'ospite, l'host pone l'accento sulle attrattiva dell'alloggio, come la presenza di un giardino, un terrazzo o ancora la tranquillità della zona, che in contesto di emergenza sanitaria assumono tutta un'altra valenza. Anche la presenza di wi-fi è considerata positiva ai fini della riuscita della transazione, anche se ormai è difficile trovare un alloggio che sia sprovvisto di questo servizio, l'aggiunta di questa informazione nel titolo dell'inserzione ha comunque una correlazione positiva con i ricavi. L'80% delle analisi condotte sfruttando la presenza di queste parole però non risulta attendibile, essendo molto bassa la significatività legata alle variabili. Lo studio, quindi, risulta valido dal punto di vista metodologico e va sviluppato ulteriormente su una scala più elevata di quella metropolitana, ovvero nazionale.

## 6 Bibliografia

---

The Sharing Economy: Rhetoric and Reality Juliet B. Schor and Steven P. Vallas  
Forthcoming Annual Review of Sociology, 2020, v. 47.

L. Richardson / Geoforum 67 (2015) 121–129

(Matzler e Kathan 2015, pag. 72).

T. Puschmann, R. Alt: Sharing Economy, Bus Inf Syst Eng 58(1):93–99 (2016)

László Nemes & Attila Kiss (2021) Social media sentiment analysis based on COVID-19,  
Journal of Information and Telecommunication, 5:1, 1-15, DOI:  
10.1080/24751839.2020.1790793

Hindawi Advances in Mathematical Physics Volume 2021, Article ID 1079850, 10 pages  
<https://doi.org/10.1155/2021/1079850>

Carson B. As Airbnb pivots to longer-term rentals, critics pounce: ‘The game is up’ 2020.  
<https://www.protocol.com/airbnb-long-term-rentals-coronavirus> (last accessed 15.4.2020)

Brochado, Ana; Troilo, Michael; Shah, Aditya (2017). *Airbnb customer experience: Evidence of convergence across three countries*. *Annals of Tourism Research*, 63(), 210–212. doi:10.1016/j.annals.2017.01.001

# 7 Sitografia

---

[Modello di regressione lineare multipla utilizzando Python: Machine Learning \(ichi.pro\)](#)

[Understanding Multiple Linear Regression. | by Nikil Alakunta | Analytics Vidhya | Medium](#)

<https://www.google.com/finance/quote/ABNB:NASDAQ?sa=X&ved=2ahUKEwjOiKSh9OrzAhWS-aQKHcl6CgEQ3ecFegQIBhAc>

<https://money.cnn.com/quote/quote.html?symb=ABNB>