



**Politecnico
di Torino**

Politecnico di Torino

Collegio di Ingegneria Gestionale
Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale
A.A. 2020/2021
Sessione di Laurea di Ottobre 2021

La professionalizzazione degli host di Airbnb: il caso studio della Toscana

Relatori:
Prof. Luigi Buzzacchi
Dott. Francesco Luigi Milone

Candidato:
Davide D'Achille

ABSTRACT

Airbnb has become one of the brightest examples of the disruption innovation brought by sharing economy, which identifies market fields where consumers temporarily exchange idle goods through the intermediation of a digital platform. Since its birth in 2008, Airbnb can rely on more than 4.5 million listings in more than 81,000 cities across the world. On average, 2 million people sojourn in an Airbnb property every night and hosts have earned \$41 billion since its founding. In 2018, Italy was the second European country after France for number of listed properties which produced \$3,804 million of revenues, thanks to 8.9 million of reservations.

This study investigates the rapid spread of Airbnb in Tuscany from a spatial and economic perspective by means of an empirical analysis of geo-referenced data. It highlights the impact of the leading platform of short-term rentals on new entrepreneurial processes development, on urban areas and tourist destinations.

In order to achieve these objectives, this research collects data using programming language Python to query AirDNA datasets, a third-party company which provides location, amenities, attributes, and performance of every vacation rental property across the globe. It offers wide empirical evidence on supply and demand of short-term Airbnb hospitality. Causal inferences are performed by econometric analyses (e.g., panel data estimation techniques) by means of Stata and visual analytics through Tableau.

Airbnb represents a topic of increasing concern for policymakers and urban researchers because short-term rentals are facilitating gentrification processes, pattern of spatial inequalities or social displacement. This phenomenon is magnified by low entry and exit barriers for potential entrants since, except for the availability of a physical asset (the property) and minor human capital, no other requirements are needed to become a host. The increase of tourist and business accommodation supply has led to a new competition and substitution process with traditional hospitality sector, to overtouristification of famous markets and to touristification of new ones.

Based on Dogru et al. paper “Airbnb 2.0: is it a sharing economy platform or a lodging corporation?”, my work aims at describing short-term rental market diffusion and its

competitive dynamics in light of the presence of entrepreneurs with peculiar characteristics: single-unit hosts face multiunit professionals in the quest for maximizing revenues. Furthermore, this study, based on Xie et al. paper “Do professional hosts matter? Evidence from multi-listing and full-time hosts in Airbnb”, investigates: i) the effect of customer evaluation on property performance through online reviews; ii) the difference of property performance between host types; iii) how the effect of customer evaluation on property performance varies by host types. A property managed by multiunit hosts, who control from 3 up to 10 listings and at least 11 properties, makes, respectively, 51.4% and 110.6% more revenue per available night (RevPAN) than a property managed by a single-listing or double-listing host in a month. While customer evaluation positively affects listing performance, its effect is weakened for a multi-listing host.

ABSTRACT

Airbnb è diventato uno degli esempi paradigmatici della disruptive innovation indotta dalla sharing economy, che individua particolari settori di mercato nei quali i consumatori si scambiano temporaneamente asset sottoutilizzati grazie all'intermediazione di una piattaforma digitale. Dalla sua nascita nel 2008, Airbnb può contare su oltre 4.5 milioni di annunci in più di 81,000 città in tutto il mondo. In media, 2 milioni di persone soggiornano ogni notte in una property di Airbnb e gli host hanno guadagnato 41 milioni di dollari dalla fondazione della piattaforma. Nel 2018, l'Italia è stata il secondo paese europeo per numero di annunci attivi, che hanno prodotto \$3,804 milioni di ricavi, grazie a 8.9 milioni di prenotazioni.

Questo studio indaga la rapida diffusione di Airbnb in Toscana da un punto di vista spaziale ed economico, per mezzo di un'analisi empirica di dati georeferenziati. Inoltre, si evidenzia l'impatto della piattaforma leader nella locazione a breve termine sullo sviluppo di nuovi processi imprenditoriali, sulle aree urbane e sulle destinazioni turistiche.

Per raggiungere i sopracitati obiettivi, si è utilizzato il linguaggio di programmazione Python per interrogare i dataset di AirDNA, una società che fornisce svariate informazioni su ognuna delle proprietà presenti sulla piattaforma in tutto il mondo. Le inferenze causali sono ottenute mediante analisi econometriche (e.g., panel data estimation techniques) eseguite con Stata e mediante visual analytics realizzate con Tableau.

Airbnb rappresenta una tematica di crescente preoccupazione per i policymaker e i ricercatori urbani perché la locazione a breve termine induce processi di gentrificazione e di sradicamento sociale. Questo fenomeno è amplificato dalle basse barriere all'ingresso e all'uscita per i potenziali entranti: fatta eccezione per la disponibilità di un asset tangibile (la proprietà) e di scarso capitale umano, non sono necessari ulteriori requisiti per diventare un host. L'aumento dell'offerta ricettiva ha indotto un nuovo processo di concorrenza e sostituzione con il settore dell'ospitalità tradizionale, l'overtouristification dei mercati più celebri e la touristification di quelli emergenti.

A partire dall'articolo di Dogru et al. "Airbnb 2.0: is it a sharing economy platform or a lodging corporation?", il presente lavoro descrive la diffusione del mercato della locazione

a breve termine e le sue dinamiche competitive, alla luce della presenza di imprenditori con caratteristiche peculiari: coloro che possiedono un unico listing competono con i multiproprietari per la massimizzazione dei propri profitti. Inoltre, questo studio, basandosi sull'articolo di Xie et al. "Do professional hosts matter? Evidence from multi-listing and full-time hosts in Airbnb", investiga: i) l'effetto delle valutazioni online dei clienti sulle prestazioni dell'annuncio; ii) la differenza di prestazioni della proprietà al variare della tipologia di host; iii) come varia l'effetto delle valutazioni online dei clienti a seconda della tipologia di host. Una property gestita da multiproprietari, che amministrano da 3 a 10 annunci e almeno 11 listing, ottiene, rispettivamente, il 51.4% e il 110.6% dei ricavi mensili per notte (RevPAN), in cui la property è disponibile sulla piattaforma, in più rispetto ad una property gestita da coloro che ne amministrano una o due. Le valutazioni dei clienti influiscono positivamente sulle prestazioni dell'annuncio, tuttavia, il loro effetto è attenuato per i multiproprietari.

Sommario

1	INTRODUZIONE.....	1
1.1	SHARING ECONOMY	1
1.1.1	DEFINIZIONI	1
1.1.2	SHARING ECONOMY PLATFORM	4
1.1.2.1	TIPOLOGIE DI SHARING ECONOMY PLATFORM.....	5
1.2	AIRBNB.....	9
1.2.1	LA STORIA	9
1.2.2	IL BUSINESS MODEL.....	11
1.2.2.1	VALUE PROPOSITION	12
1.2.2.2	VALUE CREATION.....	14
1.2.2.3	VALUE COMMUNICATION AND TRANSFER	15
1.2.2.4	VALUE CAPTURE	15
1.2.2.5	VALUE DISSEMINATION	15
1.2.2.6	VALUE DEVELOPMENT.....	16
1.2.3	TIPOLOGIE DI CLIENTI	17
1.2.4	TIPOLOGIE DI HOST.....	19
1.2.5	OPPORTUNITÀ IMPRENDITORIALI	20
1.2.6	LA PROFESSIONALIZZAZIONE DEGLI HOST	24
1.2.7	SVILUPPO DELLE IPOTESI	26
2	METODOLOGIA.....	30
2.1	DATI	30
2.2	ANALISI DESCRITTIVA.....	31

2.3	SPECIFICAZIONE DEL MODELLO.....	33
3	ANALISI DESCRITTIVA.....	41
3.1	TOSCANA	41
3.1.1	FIRENZE.....	56
3.1.2	LUCCA	66
3.1.3	CORTONA.....	73
4	MODELLO ECONOMETRICO.....	81
4.1	IPOTESI.....	81
4.2	ANALISI DEI RISULTATI.....	81
4.2.1	TOSCANA	81
4.2.1.1	FIRENZE.....	85
4.2.1.2	LUCCA	88
4.2.1.3	CORTONA.....	91
5	CONCLUSIONI	94
6	REFERENZE.....	98
7	ALLEGATI.....	104
7.1	DESCRIZIONI VARIABILI DATASET AIRDNA	104
7.2	CODICE PYTHON	105
7.3	STATISTICHE RIASSUNTIVE	121
7.3.1	FIRENZE.....	121
7.3.2	LUCCA	125
7.3.3	CORTONA.....	128
7.4	STATISTICHE DESCRITTIVE	131
7.4.1	TOSCANA	131

7.4.1.1	FIRENZE	135
7.4.1.2	LUCCA	140
7.4.1.3	CORTONA.....	144
7.5	OUTPUT REGRESSIONI.....	148
7.5.1	TOSCANA	148
7.5.1.1	FIRENZE	149
7.5.1.2	LUCCA	150
7.5.1.3	CORTONA.....	151

1 INTRODUZIONE

1.1 SHARING ECONOMY

1.1.1 DEFINIZIONI

L'uomo ha organizzato la condivisione delle risorse per millenni. Il servizio di car sharing è stato lanciato per la prima volta, nel 1948, a Zurigo ed ha avuto un grande successo soprattutto negli anni '80 nel nord Europa. Tipicamente, si occupavano della sua gestione delle piccole cooperative senza scopo di lucro (Shaheen et al., 1999). Nell'era analogica, i costi di gestione di questa tipologia di servizi erano molti elevati e iniziative di questo tipo non hanno preso piede su larga scala ma sono rimaste confinate a livello locale. Grazie all'avvento della tecnologia digitale e di internet, gli information costs sono diminuiti drasticamente e i costi di coordinamento per le attività di condivisione sono decresciuti a loro volta. Queste condizioni al contorno hanno contribuito ad innescare un boom delle attività di condivisione online, a tal punto che le grandi imprese hanno iniziato ad interessarsene. Le attività di condivisione peer-to-peer (P2P) possono aver luogo in settori regolamentati: il policymaker deve trovare il modo di reagire efficacemente per tutelare consumatori, lavoratori e imprese concorrenti.

Le piattaforme, che si autodefiniscono di "condivisione", operano in settori economici sempre più importanti, quali i trasporti, la locazione di immobili, il commercio al dettaglio, la logistica, la finanza e il credito al consumo e il mercato del lavoro. Operano sia sui mercati dei fattori (capitale, lavoro) che sui mercati dei beni e dei servizi (Codagnone, 2016).

Si è ampiamente dibattuto delle ragioni per cui gli individui partecipino alla sharing economy e sui ritorni sociali di questo tipo di attività. Secondo alcuni critici, grandi imprese come Uber e Airbnb hanno adottato i valori del tradizionale movimento della condivisione per perseguire solamente l'interesse economico. Vi sono state molte speculazioni sui benefici socioeconomici e ambientali prodotti dalle piattaforme di condivisione e sul loro impatto sui diritti dei lavoratori. Il dibattito normativo è stato

polarizzato dallo slogan liberale “hacking the regulatory state” e dalle proposte dei moderati di introdurre forme di regolamentazione innovative. Lo scambio tra estranei è una delle caratteristiche salienti delle piattaforme di sharing economy online. La costruzione della fiducia per far salire a bordo domanda e offerta è stata la sfida chiave anche per i principali player del mercato. Alcuni sostengono che le recensioni da parte dei clienti riducano l’asimmetria informativa e che siano una forma affidabile di autoregolamentazione. Si tratterebbe di un efficace sistema di protezione per i consumatori, che non dovrebbe essere modificato da interventi normativi.

Le questioni normative influiscono sul benessere di tutti i gruppi di stakeholder coinvolti. Si suppone che gli utenti beneficino di scelte più economicamente vantaggiose e convenienti a causa di un’accresciuta concorrenza. Tuttavia, non si possono trascurare i rischi dovuti alla mancanza di protezione dei consumatori. I fornitori, ovvero le “microimprese” che guidano le auto oppure affittano le proprie case utilizzando le diverse piattaforme, ottengono dei ricavi da queste attività; tuttavia, possono assistere all’erosione dei propri diritti lavorativi. I proprietari delle piattaforme hanno molto da guadagnare o da perdere dalle decisioni dei policymaker. Gli operatori incumbenti subiscono delle perdite ingenti se la sharing economy si trova a competere con loro in un mercato non regolamentato. Infine, la sharing economy può avere una ricaduta positiva o negativa per la società nel suo complesso in termini di innovazione, presunta erosione dei diritti lavorativi e tassazione.

Non esiste un consenso condiviso su quali attività includa la sharing economy. Le attività e le organizzazioni che oggi sono comunemente definite “sharing economy” sono state etichettate anche come “collaborative consumption” (Botsman, 2013; Botsman e Rogers, 2010), “access-based consumption” (Bardhi e Eckhardt, 2012; Belk, 2014), “connected consumption” (Dubois et al., 2014; Schor, 2014; Schor e Fitzmaurice, 2015). Sono viste come strettamente correlate all’economia circolare o all’economia collaborativa, senza una chiara distinzione tra attività di consumo e produzione (Vaughan e Hawksworth, 2014). L’etichetta “sharing economy” è utilizzata dalla Federal Trade Commission, dall’OCSE, nei documenti ufficiali della Commissione europea, dal Comitato economico e sociale europeo e dal Parlamento europeo.

L'espressione "collaborative consumption" resa popolare da Botsman e Roger (Botsman et al. 2013) include attività quali il baratto, la donazione, il prestito e lo scambio raggruppate in tre categorie: accesso a prodotti o servizi senza bisogno di possedere l'asset sottostante; riallocazione di beni; scambio di attività immateriali. Belk critica questa definizione e distingue tra vera e pseudo-condivisione. Quest'ultimo definisce la "vera condivisione" come un accesso temporaneo piuttosto che la proprietà, senza nessuna commissione o compensazione, e l'uso di piattaforme digitali. A suo parere, la maggior parte delle piattaforme commerciali incluse nella "sharing economy", non vi appartengono. Un'altra espressione utilizzata è "access-based consumption" ovvero "transazioni che possono essere mediate dal mercato ma nelle quali non si registra alcun trasferimento di proprietà e differiscono sia dalla proprietà che dalla condivisione" (Bardhi ed Eckhardt, 2012). Un approccio simile è usato per definire la sharing economy come "consumatori o imprese che si concedono reciprocamente l'accesso temporaneo ai propri asset sottoutilizzati, possibilmente in cambio di denaro" (Frenken et al., 2015; Meelen e Frenken, 2015). Il consumo collaborativo è stato anche definito come "un'attività peer-to-peer-based per ottenere, dare o condividere l'accesso a beni o servizi, coordinata attraverso delle piattaforme online" (Hamari et al., 2015). Nei lavori di Schor et al., (Dubois et al., 2014; Schor, 2014, Schor e Fitzmaurice, 2015; Schor et al., 2014) la sharing economy è definita da quell'insieme di attività economiche "digitalmente connesse", che includono le seguenti categorie: ricircolo di beni (Craigslist, eBay); utilizzo maggiore di asset durevoli (Zipcar, Relay Rides, Uber, Airbnb); scambio di servizi (Time banking, TaskRabbit, Zaarly); condivisione di asset produttivi; creazione di interazioni sociali (Mama Bake, Soup Sharing, EatWithMe). L'OCSE non fornisce una definizione precisa, ma confina la sharing economy a piattaforme online specializzate "nel far incontrare domanda e offerta in specifici mercati, favorendo vendite e noleggi peer-to-peer (P2P). Se ne identificano tre tipologie:

- i. vendite P2P (Etsy ed eBay);
- ii. condivisione P2P (Uber, TaskRabbit, Airbnb);
- iii. crowdsourcing (AngelList, Mechanical Turks, Kickstarter).

Secondo PriceWaterhouseCoopers (PwC), “la sharing economy si serve di piattaforme digitali per permettere ai clienti di avere accesso ad asset tangibili o intangibili, piuttosto che detenerne la proprietà” (Vaughan e Hawksworth, 2014).

1.1.2 SHARING ECONOMY PLATFORM

Come evidenziato nel paragrafo precedente, le piattaforme digitali rivestono un ruolo chiave nella sharing economy. Le sharing economy platform (Cockayne, 2016) sono state create per favorire attività peer-to-peer in cui si dia, ottenga o condivida l’accesso a beni o servizi. Queste attività sono coordinate attraverso infrastrutture online in cui la community riveste un ruolo importante. Le sharing economy platform possono essere definite come piattaforme digitali in cui l’offerta di capitale e lavoro, coordinata attraverso transazioni peer-to-peer, è fornita da moltitudini di individui e piccole imprese (Gerwe e Silva, 2020; Sundararajan, 2016). Le sharing economy platform non abbinano soltanto consumatori e fornitori, ma svolgono anche funzioni di regolamentazione, come l’imposizione delle regole di ingresso e dei meccanismi delle transazioni (Boudreau & Hagiu, 2009). Molte start-up, stanno emergendo come delle sharing economy platform utilizzando la multi-sided intermediation per agevolare gli scambi tra consumatori e fornitori, creando così valore all’interno dei loro ecosistemi (Belk, 2014; Matzler et al., 2015).

Le sharing economy platform funzionano semplicemente da intermediari, abbinando fornitori e consumatori. Il loro modello di business è diverso da quello delle cosiddette innovation platform (Cusumano et al., 2019) – come per le console per videogiochi – che, oltre a consentire l’interazione con il mercato, forniscono la base tecnologica alle aziende terze per lanciare e offrire i propri prodotti agli utenti finali delle piattaforme. Di conseguenza, il lancio delle sharing economy platform richiede costi iniziali relativamente bassi, che tipicamente implicano basse barriere all’ingresso; a differenza delle innovation platform, per le quali i costi di R&D sono molto ingenti e, quindi, le barriere all’ingresso sono relativamente alte (Constantinides et al., 2018).

I fornitori delle sharing economy platform necessitano di un investimento minimo per entrare in una piattaforma e, di conseguenza, possono essere presenti allo stesso tempo su più di una piattaforma oppure cambiarla senza eccessivo sforzo.

In base a quanto rilevato in precedenza, si osserva che le sharing economy platform sconvolgono mercati consolidati, con relativa facilità, come quello dei trasporti, dell'ospitalità e il settore finanziario.

Inoltre, rispetto ad altre tipologie di piattaforme, le sharing economy platform possiedono alcune peculiarità. Essendo dei facilitatori dell'interazione peer-to-peer tra individui e piccole imprese locali, i contratti stipulati tra i promotori delle sharing economy platform e gli utenti della piattaforma differiscono, ad esempio, da quelli comunemente utilizzati nelle interazioni B2B. I fornitori delle sharing economy platform, come i piccoli venditori indipendenti di eBay o i liberi professionisti di Upwork, non godono della rinomanza del marchio o di particolari status.

Le fasi di crescita di una sharing economy platform sono tre (Rong et al., 2021):

- i. community stage
- ii. scaling-up stage
- iii. legitimation stage

Nella prima fase, la creazione di valore è fondamentale. Ad esempio, Airbnb facilita le sue attività di creazione del valore tramite delle community online in cui è incoraggiata l'interazione e la partecipazione degli utenti (Cheng et al., 2020; Reischauer e Mair, 2018). Nello scaling-up stage, le sharing economy platform devono attrarre un numero crescente di utenti.

Nel legitimation stage, le sharing economy platform devono acquisire legittimità per mantenere relazioni di lungo periodo con le diverse comunità (Nasi et al., 1997). Recentemente, alcune pratiche socialmente irresponsabili stanno minando la legittimità delle sharing economy platform (Hwang, 2019).

1.1.2.1 TIPOLOGIE DI SHARING ECONOMY PLATFORM

Constantiou, Marton e Tuunainen dividono le sharing economy platform in quattro categorie (figura 1.1) a seconda del grado di rivalità tra i partecipanti alla piattaforma e a seconda del tipo di controllo esercitato dal proprietario della stessa:

- i. franchiser (controllo rigoroso, alta rivalità);
- ii. chaperone (controllo minimale; alta rivalità);
- iii. principal (controllo rigoroso; bassa rivalità);
- iv. gardener (controllo minimale; bassa rivalità).

		Control	
		Loose Minimum standards or guiding principles for platform participation are set by the platform owner	Tight Platform participation is specified, standardized and monitored by the platform owner
Rivalry	High Pricing scheme based on real-time changes in supply and demand	<p>Chaperones Prototypical Example: Airbnb</p> <ul style="list-style-type: none"> • Value proposition: Service differentiation • Other examples: Homeaway, Rentomo, Apprentus 	<p>Franchisers Prototypical Example: Uber</p> <ul style="list-style-type: none"> • Value proposition: Low costs and efficiency gains • Other examples: Lyft, Postmates, Caviar
	Low Pricing scheme based on compensation of the suppliers' costs	<p>Gardeners Prototypical Example: Couchsurfing</p> <ul style="list-style-type: none"> • Value proposition: Self-organization and community building • Other examples: BeWelcome, BlaBlaCar, Peerby 	<p>Principals Prototypical Example: Handy</p> <ul style="list-style-type: none"> • Value proposition: Low costs and risk mitigation • Other examples: TaskRabbit, Zeel, Deliveroo

Figura 1.1: tipologia di sharing economy platform in base ad intensità di controllo e rivalità

Il franchiser è il modello in cui il proprietario della piattaforma ha il controllo assoluto e la totale autorità sul servizio, compreso il potere di dettare unilateralmente il prezzo. Il franchiser esercita un controllo molto rigoroso e si concentra sulla standardizzazione del servizio per aumentare l'efficienza delle transazioni, riducendone i costi. Le piattaforme dei franchiser sono costruite per mantenere artificialmente alta la rivalità tra i fornitori. I prezzi sono calcolati in tempo reale da degli algoritmi, posseduti dal proprietario della piattaforma, che tengono conto della domanda e dell'offerta sulla piattaforma. I franchiser ottengono un vantaggio competitivo grazie ad una fornitura del servizio altamente standardizzata, codificata e automatizzata, che consente loro di presentare al

mercato una value proposition caratterizzata da bassi costi ed elevata efficienza. La piattaforma prototipo del franchiser è Uber.

L'etichetta "chaperone" è utilizzata per evidenziare il ruolo del proprietario della piattaforma, che si comporta come un cane da guardia e supervisiona il mercato della propria piattaforma. I chaperone esercitano un controllo non severo sui partecipanti alla piattaforma e ne orchestrano gli sforzi. Questa tipologia di piattaforme promuove un'elevata rivalità tra i partecipanti sul lato dell'offerta. Tuttavia, contrariamente ai franchiser, che controllano attentamente i prezzi in base alla domanda e all'offerta, i chaperone effettuano un controllo sommario delle proprie piattaforme. I partecipanti potrebbe, ad esempio, essere informati dal proprietario sugli attuali livelli di domanda e offerta, ma sono autorizzati a stabilire i prezzi a piacimento. Di conseguenza, i partecipanti dal lato dell'offerta competono per conquistare un'elevata percentuale di domanda. La piattaforma ottiene un vantaggio competitivo dallo sviluppo di relazioni a lungo termine con partecipanti dal lato dell'offerta. Il modello "chaperone" incoraggia i partecipanti dal lato dell'offerta a diventare microimprenditori in competizione per differenziare i propri servizi, offrendo, quindi, valore sulla piattaforma. La piattaforma prototipo dello chaperone è Airbnb.

L'etichetta "principal" è utilizzata per evidenziare il ruolo da supervisore del proprietario della piattaforma; il principal ha assoluto controllo e piena autorità su tutti gli aspetti relativi alla piattaforma e, contrariamente al franchiser, impone ai partecipanti dal lato dell'offerta i termini dei contratti a breve termine che questi ultimi devono rispettare se vogliono lavorare grazie alla piattaforma. Il principal esercita un controllo rigoroso e si concentra sulla standardizzazione del servizio tramite delle regole e tramite il monitoraggio delle prestazioni dei prestatori d'opera. Contrariamente ai modelli chaperone e franchiser, i prezzi sono definiti sulla base di categorie predeterminate e stabili, non aggiustate dinamicamente per adattarsi alle variazioni di domanda e offerta. Di conseguenza, la rivalità tra i partecipanti dal lato dell'offerta è bassa. I principal ottengono un vantaggio competitivo fornendo degli incentivi ai partecipanti al lato dell'offerta – ad esempio, una prestazione migliore implica un compenso più elevato – motivandoli a fornire dei livelli di sforzo ottimali. Dunque, la value proposition del principal è focalizzata

sulla competizione sui costi, attraverso un controllo rigoroso per mitigare il rischio di comportamenti opportunistici da parte dei fornitori di servizi. La piattaforma prototipo del principal è Handy.

L’etichetta “gardener” evidenzia i modelli in cui l’obiettivo del proprietario della piattaforma è la costruzione di una community, fornendo un’infrastruttura con un minimo livello di standardizzazione. I gardener esercitano un controllo poco rigoroso sui partecipanti, che sono tenuti ad auto-organizzare i propri sforzi. I prezzi non sono adattati dinamicamente in base alla domanda e all’offerta ma sono stabili e definiti ex ante. Quindi, il “gardener” promuove una rivalità molto bassa, quasi nulla, tra i partecipanti dal lato dell’offerta – essi offrono principalmente i propri servizi per ottenere un compenso; la competizione per i partecipanti dal lato della domanda è irrilevante. I gardener ottengono un vantaggio competitivo dalla partecipazione attiva dei partecipanti nella community e dalla loro intrinseca motivazione a contribuire volontariamente al coordinamento, alla governance e persino allo sviluppo della piattaforma, i cui proprietari sono sollevati da molte di queste responsabilità. La piattaforma prototipo del gardener è Couchsurfing. La figura 1.2 riporti alcune caratteristiche delle piattaforme prototipo delle varie tipologie di sharing economy platform citate poc’anzi.

	Uber	Airbnb	Handy	Couchsurfing
Model	<i>Franchiser</i> <ul style="list-style-type: none"> • Tight Control • High Rivalry 	<i>Chaperone</i> <ul style="list-style-type: none"> • Loose Control • High Rivalry 	<i>Principal</i> <ul style="list-style-type: none"> • Tight Control • Low Rivalry 	<i>Gardener</i> <ul style="list-style-type: none"> • Loose Control • Low Rivalry
Main competition	Taxi companies, other ridesharing platforms	Hotels, short-term rental companies	Cleaning companies	Youth hostels
Geographic regions of operation	Global (but illegal in some countries)	Global	U.S., Canada, U.K.	Global
Supply-side participants	Drivers—individuals with cars	Hosts—individuals with under-used living space	Cleaners (“pros”)—individuals capable of performing tasks	Hosts—individuals willing to accommodate guests (“surfers”) for free
Platform slogan	<i>“Evolving the way the world moves”</i>	<i>“Belong Anywhere”</i>	<i>“Handy helps you get your home in order”</i>	<i>“Share your life”</i>

Figura 1.2: confronto tra Uber, Airbnb, Handy e Couchsurfing

1.2 AIRBNB

1.2.1 LA STORIA

Airbnb è stata fondata nel 2007, quando Brian Chesky, cofondatore e attuale CEO, e Joe Gebbia, cofondatore e presidente di Airbnb.org¹, decisero di accogliere tre ospiti nella loro casa a San Francisco. Visto che erano rimaste poche camere d'albergo disponibili in città, i tre fondatori (il terzo è Nathan Blecharczyk) comprano tre materassi ad aria e chiamarono la propria idea "Airbed and Breakfast". Al 30 giugno 2021, questa community conta 5.6 milioni di annunci attivi in tutto il mondo, 4 milioni di host ed è presente in circa 100,000 città in oltre 220 paesi². Gli ospiti complessivi di Airbnb sono oltre 900 milioni e gli host hanno guadagnato più di \$110 miliardi.

Di seguito si riportano le date chiave della storia di Airbnb:

- ottobre 2007, Chesky e Gebbia accolgono i primi ospiti di Airbed & Breakfast;
- marzo 2008, Airbed & Breakfast è lanciato ufficialmente durante il festival SXSW e riceve due prenotazioni;
- agosto 2008, il sito Airbed & Breakfast è lanciato in tempo per la convention democratica e riceve 80 prenotazioni;
- agosto 2008, Chesky, Blecharczyk e Gebbia lanciano Payments, una piattaforma di pagamenti che tra il 2008 il 2019 ha elaborato transazioni per circa 70 miliardi di dollari tra ospiti e host;
- marzo 2009; il nome cambia da Airbed & Breakfast a Airbnb (figura 1.3), che amplia la propria offerta da sole stanze ad interi appartamenti;
- novembre 2010, Airbnb lancia la propria app e la funzione di prenotazione immediata;
- giugno 2011, Airbnb apre il primo ufficio al di fuori degli Stati Uniti, in Germania;
- luglio 2014, Airbnb introduce un nuovo logo, il Belo (figura 1.4);

¹ <https://it.airbnb.org/about>, Airbnb.org è un'organizzazione no-profit, che concede sovvenzioni a organizzazioni no-profit che offrono alloggi temporanei, risorse e assistenza a chi ne ha più bisogno.

² Fonte: <https://news.airbnb.com/it/about-us/>

- marzo 2015, Airbnb diventa il fornitore ufficiale di sistemazioni alternative per i Giochi Olimpici di Rio 2016;
- marzo 2017, Airbnb lancia Aibiyng, la versione cinese del marchio;
- novembre 2019, Airbnb annuncia una partnership di nove anni con il Comitato Olimpico Internazionale;



Figura 1.3: il primo logo di Airbnb

- marzo 2020, Airbnb lancia il programma “Alloggi per l’emergenza” per ospitare in modo sicuro gli operatori sanitari e di primo soccorso durante la pandemia di Covid-19;
- settembre 2020, Airbnb lancia il City Portal, un portale dedicato alle amministrazioni locali per aiutarle a comprendere e far rispettare l’home sharing responsabile;



Figura 1.4: Belo, il logo di Airbnb dal 2014

- dicembre 2020, Airbnb si quota in borsa ad un prezzo IPO di \$68 per azione, raccogliendo 3.5 miliardi di dollari e facendo registrare un underpricing del 113% (alla fine del primo giorno di contrattazioni sul Nasdaq il titolo quotava a \$144.71).

1.2.2 IL BUSINESS MODEL

Il business model di Airbnb opera secondo un modello che, in letteratura, è noto come multi-sided platform (Rumble e Mangematin, 2015). I gestori di una multi-sided platform agiscono da facilitatori nel collegare due o più parti (acquirenti, venditori e fornitori di servizi supplementari). Il termine multi-sided deriva dalla letteratura economica e si riferisce a parti che entrano in contatto provenendo da diversi lati del mercato (Rochet e Tirole, 2003). Gli host offrono i propri asset inutilizzati o sottoutilizzati. Gli ospiti sono in cerca di una sistemazione per un breve periodo di tempo. I fornitori di servizi supplementari possono essere coloro che si occupano di preparare servizi fotografici per gli host, in modo da presentare al meglio la property sulla piattaforma.

L'interazione attraverso una piattaforma è accattivante in quanto la ricerca è agevole, i costi di transazione sono bassi e un numero molto elevato di acquirenti e venditori può negoziare contemporaneamente sulla piattaforma (Hagiu e Wright, 2015; Rochet e Tirole, 2003). Al crescere del numero degli operatori che offrono le proprie property sulla piattaforma, aumentano le possibilità per gli ospiti di trovare una sistemazione che incontri il loro gradimento. Al crescere del numero degli ospiti che si servono della piattaforma, aumenta la sua attrattività per gli host. Ottenere un numero sufficientemente elevato di acquirenti e venditori su una piattaforma è il cosiddetto "chicken-and-egg problem" (Rochet e Tirole, 2003). Molte piattaforme peer-to-peer di locazione di alloggi a breve termine non sono riuscite a raggiungere la massa critica e per questo sono fallite.

Secondo Bieger e Reinhold, gli elementi salienti di un business model sono quelli presentati in tabella 1.1. In seguito, si procederà all'analisi del business model di Airbnb seguendo questi elementi.

Tabella 1.1: elementi del business model secondo Bieger e Reinhold

Elemento	Definizione
Value proposition	Ciò che è offerto da un soggetto a diversi gruppi di clienti. Il prodotto o il servizio offerto deve soddisfare una necessità degli utilizzatori e quindi crea valore per i clienti.
Value creation	Le modalità con cui un soggetto implementa la value proposition grazie al coordinamento dei fattori produttivi (capitale e lavoro).
Value communication and transfer	I canali attraverso i quali un soggetto instaura una relazione con i clienti per fornire il proprio prodotto o il servizio.
Value capture	Le modalità con cui un soggetto si appropria dei vantaggi monetari e non monetari derivanti dall'implementazione della propria value proposition.
Value dissemination	Le modalità con cui un soggetto diffonde il valore acquisito a fornitori e altri partner per premiare il loro supporto.
Value development	Le modalità con cui un soggetto sviluppa il proprio modello di business per reagire ai cambiamenti al fine di garantire la redditività a lungo termine della propria attività.

1.2.2.1 VALUE PROPOSITION

La value proposition di Airbnb riguarda tre gruppi: gli ospiti, gli host e fornitori di servizi di terze parti.

Per gli host, Airbnb offre cinque diverse value proposition:

- i. Airbnb identifica gli ospiti idonei, consentendo agli host di listare i propri asset sottoutilizzati sulla piattaforma, che attira un numero elevato di potenziali ospiti provenienti da tutto il mondo.
- ii. Airbnb mitiga il rischio. Lasciare che degli estranei utilizzino una proprietà, che non gli appartiene, è rischioso perché è impossibile prevederne il comportamento. Airbnb mette in atto delle misure per ridurre questo rischio: gli ospiti devono verificare la propria identità prima di poter utilizzare la piattaforma. A meno che essi non siano nuovi sulla piattaforma, hanno una sorta di curriculum vitae, che contiene tutte le recensioni che gli host hanno scritto su di loro.
- iii. Airbnb si occupa della gestione delle transazioni monetarie, nelle quali è vietato l'utilizzo del contante. L'ospite fornisce i dettagli della carta di credito a Payments al momento della transazione. L'host riceve i soldi sul proprio conto in banca 24 ore dopo l'arrivo dell'ospite.
- iv. Airbnb gestisce la locazione a breve termine. La piattaforma si prende cura del marketing, dei pagamenti, delle detrazioni fiscali in alcune località, della strutturazione del processo di locazione e offre un calendario all'host per la gestione delle prenotazioni.
- v. Airbnb permette di entrare in contatto con altri host. Alcuni degli host di Airbnb amano interagire tra loro e condividere le proprie esperienze. Airbnb facilita queste interazioni, anche se alcuni host interagiscono al di fuori della piattaforma.

Airbnb offre quattro diverse value proposition agli ospiti:

- i. Airbnb permette agli ospiti di trovare una sistemazione. La piattaforma permette agli ospiti di comparare e prenotare un numero considerevole di sistemazioni in tutto il mondo.
- ii. Airbnb fornisce l'accesso alle property. La piattaforma permette agli ospiti di accedere alla property dopo aver compiuto un determinato numero di operazioni.
- iii. Airbnb mitiga il rischio. Per ridurre la percezione del rischio, Airbnb mette in atto una serie di misure come le recensioni, la gestione delle transazioni monetarie, una garanzia per gli ospiti e un servizio di assistenza nel caso in cui si verificano difficoltà al check-in.

- iv. Airbnb amplia la guest experience. Airbnb offre qualcosa in più che un semplice letto. Moltissimi host forniscono consigli e indicazioni ai propri ospiti per cercare di rendere l'esperienza memorabile.

Le relazioni, facilitate da Airbnb, tra host e ospiti forniscono delle opportunità di business che la piattaforma americana non è disposta o non è in grado di capitalizzare. Per questo motivo, Airbnb lascia spazio a fornitori di servizi di terze parti. Ad esempio, Airbnb offre un servizio fotografico professionale per migliorare la qualità degli annunci. I fornitori di servizi di terze parti possono sia ampliare la propria base di clienti oppure ampliare il proprio business a nuove attività. C'è un intero ecosistema di fornitori di servizi di terze parti che hanno costruito la propria value proposition intorno alla piattaforma Airbnb. Tra questi si citano cinque esempi particolarmente significativi, delle cui peculiarità si discuterà in seguito:

- i. Guesty³: è una piattaforma per gestire più annunci contemporaneamente in maniera agevole.
- ii. HonorTab: si tratta di un servizio simile al minibar degli hotel che permette di gestire l'inventario e di addebitare il costo di generi alimentari e altri beni di consumo (shampoo, sapone, ...).
- iii. Hostmaker: è un'impresa che si occupa totalmente di una property per quanto concerne il mobilio, le pulizie, il pricing e la manutenzione.
- iv. Keycafe⁴: si tratta di un servizio che gestisce l'accesso agli alloggi in affitto tramite punti di ritiro e consegna delle chiavi.
- v. Pillow: fornisce servizi simili a Hostmaker ma si focalizza maggiormente sull'implementazione di soluzioni collaborative per la locazione a breve termine, che includano i residenti.

1.2.2.2 VALUE CREATION

Airbnb crea valore attraverso le seguenti attività:

³ <https://www.guesty.com/it/>

⁴ <https://www.keycafe.com/it>

- i. Airbnb cresce e aumenta il numero degli host e degli ospiti. Come evidenziato in precedenza, è molto importante che sia raggiunta una massa critica sia di ospiti che di host per far prosperare una multi-sided platform.
- ii. Airbnb abbina host e ospiti, ottimizzando quali annunci vedono i diversi ospiti.
- iii. Airbnb cerca di comprendere e monitorare il comportamento di ospiti e host per perfezionare la propria piattaforma alla luce delle rispettive esigenze.
- iv. Airbnb crea fiducia mitigando i rischi sia per l'host che per l'ospite nel momento in cui avviene la transazione.
- v. Airbnb gestisce efficacemente i costi, favorendo scambi ad un prezzo basso.

1.2.2.3 VALUE COMMUNICATION AND TRANSFER

La piattaforma utilizzata per vendere il prodotto o il servizio è anche il principale mezzo di comunicazione con i membri della rete. Canali di comunicazione quali e-mail, applicazioni mobile, canali pubblicitari generali e comunicazioni personali ai fini della risoluzione dei conflitti sono utilizzati di rado.

1.2.2.4 VALUE CAPTURE

Airbnb guadagna addebitando agli host una commissione e addebitando agli ospiti una fee per aver utilizzato la propria piattaforma. Questo modello è in contrasto con quello tradizionale dei canali di distribuzione online, in cui agli host è addebitata una commissione più elevata e agli ospiti non sono addebitate spese per la fruizione del servizio. Airbnb incassa il pagamento del soggiorno al momento della prenotazione e paga gli host poco dopo l'arrivo degli ospiti.

1.2.2.5 VALUE DISSEMINATION

Il numero degli stakeholder di Airbnb è particolarmente elevato: ospiti, host, partner commerciali, policymaker, dipendenti, società di intermediazione e molti altri. Airbnb

diffonde valore a questi stakeholder per garantire la loro partecipazione a lungo termine alla rete, grazie ai vantaggi che essi ricevono.

1.2.2.6 VALUE DEVELOPMENT

Dal 2010, Airbnb è cresciuta all'interno dei confini del suo business model: ha ampliato il suo network di host e di ospiti, incrementando la propria valutazione (Economist, 2015). Airbnb beneficia dell'"impollinazione" incrociata dei mercati nazionali: "quando un viaggiatore francese utilizza Airbnb a New York, è più probabile che torni in Francia e consideri di intraprendere l'hosting, o parli dell'azienda ai propri amici, aumentando la consapevolezza generale a proposito di queste opportunità imprenditoriali" (Gallagher, 2017).

Airbnb ha registrato una forte crescita grazie a programmi pubblicitari, all'acquisizione di imitatori in mercati esteri, a investimenti in società di affitti a breve per turisti (all'inizio del 2017, Airbnb ha investito in Luxury Retreats, una società di locazione turistica a breve termine con sede a Montréal, che amministra più di 4000 proprietà) e alla cooperazione con programmi di gestione dei viaggi aziendali per acquisire una quota di mercato superiore nel settore dei viaggi d'affari (a metà del 2016, Airbnb ha annunciato la cooperazione con CWT Carlson Watson Travel, leader globale nella gestione dei viaggi per affari). La strategia di advertising e queste partnership commerciali hanno modificato, in parte, la tipologia di ospiti e host attratti da Airbnb. Nel 2017, gli host statunitensi avevano, in media, 43 anni e l'età media degli ospiti era pari a 35 anni (Gallagher, 2017). L'evoluzione più evidente nell'architettura del modello di business di Airbnb è stata l'aggiunta delle "Esperienze" al suo modello di business nel novembre 2016 (Gallagher, 2017). Ciò ha esteso la value proposition per i clienti esistenti e sono nati gli experience hosts, che sono, così, entrati a far parte del business model di Airbnb. Il modello dei ricavi per le "Esperienze" è simile a quello degli annunci per gli alloggi: Airbnb addebita una fee, al momento della prenotazione, del 20%. Tuttavia, la value creation, le key resources e le key activities hanno dovuto subire delle leggere modifiche. Airbnb ha iniziato a creare degli itinerari per gli ospiti, garantendo loro un maggiore controllo sulla filiera dei servizi

turistici. Dopotutto, lo scopo principale di una visita turistica non è dormire in un determinato luogo ma viverlo appieno.

È probabile che le “Esperienze” siano il primo passo verso uno sviluppo più rivoluzionario di Airbnb: la piattaforma potrebbe diventare un luogo nel quale sono venduti biglietti aerei, l’assicurazione di viaggio, ecc. in tutto il mondo 24 ore al giorno (Reinhold e Dolnicar, 2018). Data la ricchezza di informazioni sul comportamento dei viaggiatori e degli host sulla sua piattaforma, Airbnb è nella migliore posizione possibile per entrare nel business dell’analisi dei big data e della consulenza nel settore del turismo e dell’ospitalità (Reinhold e Dolnicar, 2018). Inoltre, Airbnb sta acquisendo numerose informazioni dalle società di real estate, con le quali, in futuro, potrebbe scegliere di progettare e costruire delle unità immobiliare di sua proprietà da affittare per breve termine sulla propria piattaforma. Airbnb potrebbe estendere il modello dello scambio di asset sottoutilizzati facilitando la condivisione peer-to-peer della scrivania o dell’ufficio nonché iniziative di lavoro da casa volte a ridurre la circolazione dei veicoli nei grandi centri urbani. Tutti i sopracitati cambiamenti richiederebbero un cambiamento radicale dell’attuale business model di Airbnb.

1.2.3 TIPOLOGIE DI CLIENTI

Hardy e Dolnicar forniscono una categorizzazione dei fruitori di piattaforme peer-to-peer di locazione a breve termine: cost saver, socializer, localizer e utilitarian (figura 1.5).

I cost saver vogliono risparmiare il più possibile. Usano le piattaforme peer-to-peer di locazione a breve termine per prenotare alloggi a basso costo in quanto dispongono di un budget contenuto o perché vogliono mantenerlo tale. Sono disposti a soggiornare lontano dalle principali attrazioni e a rinunciare al lusso, se ciò comporta una riduzione del costo del soggiorno. I cost saver non sono interessati ad incontrare persone, non hanno particolari richieste per ciò che concerne la tipologia dell’alloggio e non sono interessati a vivere una vacanza “autentica”. Utilizzano molto i filtri messi a disposizione dalle piattaforme peer-to-peer di locazione a breve termine perché gli consentono di identificare la sistemazione più economica nella quale soggiornare. Non sono

particolarmente fedeli a questa tipologia di piattaforme: se un hotel o un B&B offrono un prezzo più vantaggioso, optano per quest'ultima tipologia di sistemazione.



Figura 1.5: categorizzazione dei fruitori delle piattaforme peer-to-peer di locazione a breve termine secondo Hardy e Dolnicar

I socializer vogliono incontrare persone. Potrebbero viaggiare da soli utilizzando i peer-to-peer network come mezzo per essere a contatto con altri individui per sentirsi al sicuro. Inoltre, possono essere spinti a stare a contatto con altri individui per incontrare persone del posto e, quindi, comprenderne la cultura in modo più approfondito. I socializer utilizzano le piattaforme peer-to-peer di locazione a breve termine per interagire, prima del proprio arrivo, con gli host e sono soliti trascorrere del tempo con questi ultimi durante il loro soggiorno. Denaro e servizi non sono fattori chiave per questa tipologia di ospiti. Sono più inclini all'utilizzo di piattaforme gratuite come Couchsurfing; è più raro, ma non impossibile, che si servano di Airbnb.

I localizer vogliono un'esperienza autentica. Sebbene possano essere interessati ad incontrare la gente del posto, il loro desiderio più grande è soggiornare in un luogo che sia veramente rappresentativo del modo in cui le persone del posto vivono, nel pieno rispetto della cultura locale. Vogliono immergersi nei costumi e nelle tradizioni del posto che stanno visitando per sentirsene parte per tutta la durata del loro soggiorno. L'aspetto architettonico e l'atmosfera del luogo in cui soggiornano influenza significativamente le scelte di questa tipologia di ospiti. Il loro desiderio di soggiornare in un luogo autentico ha la priorità sulla socializzazione con il proprio host o sul costo dell'alloggio che affittano per un breve periodo.

Gli utilitarian vogliono una sistemazione che soddisfi appieno le loro specifiche esigenze. Gruppi familiari numerosi o viaggi "multigenerazionali" rappresentano il prototipo degli

utilitarian. Il loro obiettivo è trascorrere del tempo di qualità insieme ai propri amici e ai propri cari. Per perseguire il sopracitato fine, necessitano di una proprietà di ingenti dimensioni con una zona giorno comune e con un numero sufficientemente elevato di camere da letto e bagni per garantire la privacy desiderata. Inoltre, potrebbe trattarsi di viaggiatori che amano portare con sé i propri animali domestici, di viaggiatori che sono alla ricerca di una vacanza il più possibile ecosostenibile o di viaggiatori portatori di handicap che necessitano di un alloggio con tutte le caratteristiche necessarie tali da renderlo fruibile e sicuro per il loro soggiorno. Gli utilitarian scelgono una sistemazione che permetta loro di perseguire il loro fine. Altri fattori, tra cui il prezzo, l'autenticità del soggiorno e la possibilità di incontrare persone del posto, sono secondari nelle loro scelte.

1.2.4 TIPOLOGIE DI HOST

In prima battuta, è possibile distinguere due categorie di host: coloro che perseguono interessi puramente commerciali e persone comuni, che possiedono degli asset sottoutilizzati e, per ottenere una rendita, li mettono a disposizione di altri soggetti. Airbnb permette l'accesso alla propria piattaforma a queste due categorie di host. Al contrario, Couchsurfing accetta solamente host che siano coetanei dei propri ospiti. Due network europei di locazioni a breve termine, 9flats e Wimbu, hanno rilevato che, nel 2014, circa un terzo dei propri host erano real estate company o fornitori professionali operanti nel settore dell'ospitalità. Su 9flat, questa categoria di host otteneva il 90% dei ricavi totali (Böschen, 2014). La differenza nelle performance tra queste due categorie di host è molto pronunciata (Li et. al., 2015).

Hardy e Dolnicar forniscono una propria categorizzazione degli host: capitalist, befriender ed ethicist (figura 1.6). I capitalist sono host il cui obiettivo principale è la massimizzazione del ritorno sul proprio investimento. Utilizzano le piattaforme di peer-to-peer accommodation come canali di distribuzione. Il loro comportamento è finalizzato alla massimizzazione dei margini di profitto a breve e lungo termine.

Non hanno alcun attaccamento alle property che affittano e nessun interesse a socializzare né con gli ospiti né con gli altri host. I capitalist non valutano il rischio connesso a ciascuna prenotazione prima di accettarla.

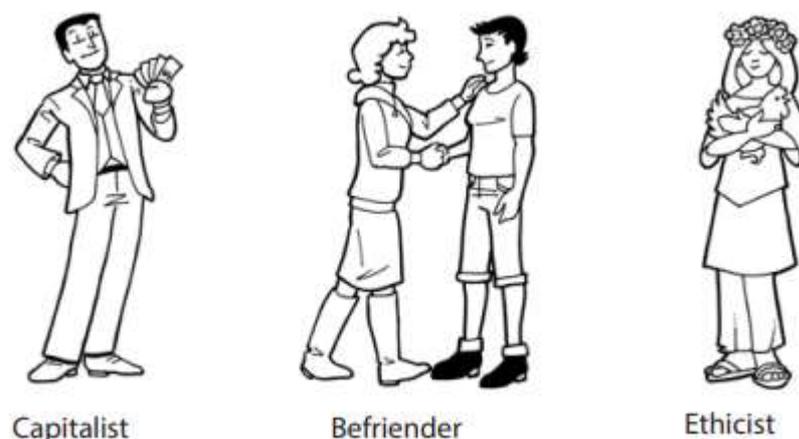


Figura 1.6: categorie di host secondo Hardy e Dolnicar

I befriender hanno il desiderio di socializzare con chi ospitano. Amano interagire con molte persone ed ampliare le proprie conoscenze. Ovviamente non disprezzano il denaro ma hanno piacere ad ospitare qualcuno indipendentemente dalla somma che ricevono in cambio. Hanno molto a cuore il soddisfacimento delle richieste dei propri ospiti, a cui forniscono consigli e istruzioni su cosa visitare. Talvolta, hanno interazioni con altri host ma il loro desiderio principale è socializzare con i propri ospiti.

Gli ethicist adottano uno stile di vita orientato alla sostenibilità. Danno molto valore alla loro partecipazione a piattaforme di peer-to-peer accommodation e valutano severamente le scelte dei proprietari delle piattaforme, secondo i loro valori. Agli ethicist piace interagire con altri host che condividono le loro stesse idee.

1.2.5 OPPORTUNITÀ IMPRENDITORIALI

Gli host possono scegliere di svolgere in piena autonomia tutto il lavoro relativo alla loro attività di hosting, ed è più probabile che lo facciano se affittano parte della proprietà in cui vivono. Molti host, tuttavia, non gestiscono personalmente le proprie property. Alcuni potrebbero reputarlo troppo gravoso, potrebbero non possedere le competenze necessarie per gestire i propri annunci, potrebbero affittare delle property a diversi

chilometri di distanza dal luogo in cui risiedono, potrebbero avere un lavoro a tempo pieno che non consente loro di dedicarsi all'hosting oppure potrebbero essere delle società che utilizzano reti peer-to-peer come canale di distribuzione delle proprie unità abitative.

Affinché una property sia pronta per essere inserita su una piattaforma di locazione a breve termine, è necessario completare una lunga lista di attività: gli ospiti devono poter trovare la chiave per accedere alla property da qualche parte; l'appartamento deve essere pulito; gli asciugami e le lenzuola devono essere sostituiti; il giardino deve essere curato; la piscina deve essere mantenuta; deve essere verificato, di tanto in tanto, il corretto funzionamento del rilevatore di fumo. Ognuna di queste attività rappresenta un'opportunità imprenditoriale per i fornitori di servizi esterni.

Tutti i servizi citati poc'anzi sono poco onerosi, tuttavia, attività come riverniciare i muri di una casa, costruire un posto auto coperto o ristrutturare i bagni rientrano nella categoria di servizi che gli host possono richiedere per mantenere attrattivo, su una piattaforma peer-to-peer di locazione a breve termine, il proprio asset sottoutilizzato. Si tratta, indubbiamente, di investimenti più ingenti che aprono la strada ad opportunità imprenditoriali per le imprese locali o potrebbero portare alla nascita di servizi di ristrutturazione specializzati.

É molto probabile che molti servizi di base siano forniti dalla gente del posto. Tuttavia, sono nati diversi fornitori online – sfruttando un'opportunità imprenditoriale – che offrono questi servizi a livello nazionale (Sigala, 2017). GuestPrep⁵ offre un servizio di pulizia come quello di un hotel e servizi di lavanderia per property presenti su piattaforme di locazione a breve termine. Keycafe accoglie di ospiti e gestisce la consegna delle chiavi senza che l'host sia coinvolto e anche il servizio di pulizia può essere prenotato attraverso Keycafe⁶ (figura 1.7). Dati i numerosi servizi necessari per la preparazione di una property per gli ospiti, un'ulteriore opportunità è stata identificata da Properly⁷ (figura 1.8), che si occupa del coordinamento di fornitori terzi affinché elevati standard di qualità siano raggiunti.

⁵ <https://www.guestprep.com/>

⁶ <https://www.keycafe.com/it>

⁷ <https://www.getproperly.com/it/>

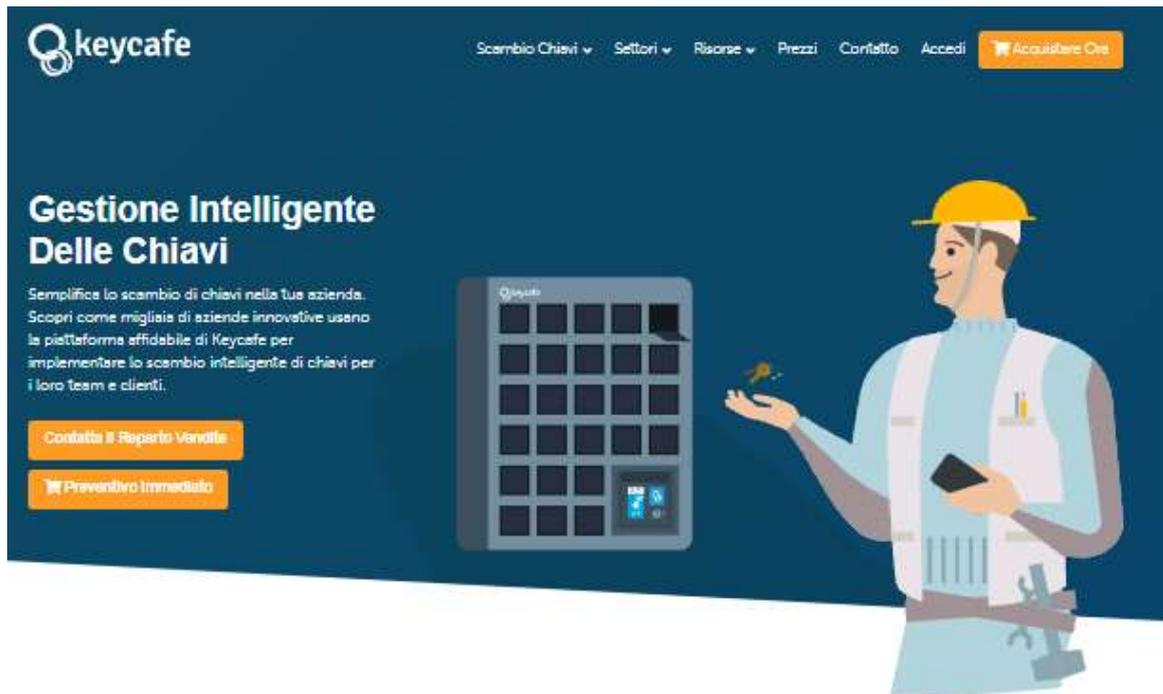


Figura 1.7: homepage del sito keycafe



Figura 1.8: homepage del sito Properly

I servizi di cui sopra permettono ad un asset sottoutilizzato (la property) di essere adatta all'inserimento su una piattaforma peer-to-peer di locazione a breve termine. Tuttavia, esiste un'ulteriore tipologia di servizi forniti da terze parti: i servizi per la massimizzazione del profitto. Molti host non dispongono di conoscenze sufficientemente adeguate in ambiti quali il marketing e la gestione di strutture ricettive. Data la crescente professionalizzazione in questo settore, per poter sopravvivere è necessario rivolgersi a degli esperti: così facendo, emergono nuove opportunità imprenditoriali.

I servizi specializzati offerti da tali imprenditori spaziano dai servizi di decorazione e design per la casa alla fornitura di statistiche, ricerche e dati sul mercato degli affitti a breve termine che sono molto utili nel processo di formazione del prezzo. Un elevato numero di fornitori offre consulenza specifica sui prezzi (everbooked.com, beyondpricing.com, preconomics.com, pricemethod.com). Esistono anche servizi di marketing specifici, che aiutano gli host a rendere attrattivo il proprio annuncio sulla piattaforma.

Un ulteriore espediente con cui gli host possono aumentare la redditività del proprio annuncio è offrire servizi aggiuntivi agli ospiti. La creazione e la commercializzazione di questi servizi rappresenta un'ulteriore opportunità imprenditoriale. Ad esempio, touchstay.com offre agli ospiti un libro digitale di benvenuto che consente loro di accedere a informazioni pratiche e consigli da esperti locali.

Altre attività che sono emerse come conseguenza della volontà degli host di massimizzare i propri profitti sono delle piattaforme di gestione online per affitti a breve termine, come Guesty⁸ (figura 1.9), e dei servizi di formazione, a cui gli host possono iscriversi a pagamento e, quindi, accedere a corsi di analisi degli investimenti immobiliari e partecipare a sessioni regolari di domande e risposte.

Un certo numero di aziende offre il pacchetto completo dei servizi all'host. GuestReady⁹ e CleanBnb¹⁰ (figura 1.10), ad esempio, si occupano di tutti gli aspetti legati alla locazione a breve termine: dall'analisi dei prezzi, all'organizzazione di foto professionali, alla creazione dell'annuncio, alla consegna delle chiavi, al controllo della proprietà, alla pulizia e alla manutenzione dell'immobile.

⁸ <https://www.guesty.com/it/>

⁹ <https://www.guestready.com/>

¹⁰ <https://www.cleanbnb.net/>

I servizi offerti da questi imprenditori assomigliano a quelli forniti dalle grandi catene alberghiere. Proprio come gli operatori della ricettività tradizionale consentono alle società immobiliari di esternalizzare completamente la gestione delle attività ricettive, i fornitori di servizi completi agli host consentono a chiunque sia interessato a commercializzare il proprio asset sottoutilizzato di diventare un micro-albergatore, senza essere personalmente coinvolto in alcun modo nella gestione dell'annuncio e della proprietà.



Figura 1.9: homepage Guesty

1.2.6 LA PROFESSIONALIZZAZIONE DEGLI HOST

La crescita di Airbnb negli ultimi 4-5 anni è stata stimolata dalla presenza di operatori che gestiscono contemporaneamente un elevato numero di immobili, spesso nel medesimo palazzo o nelle sue vicinanze. Questi multiproprietari stanno contribuendo alla professionalizzazione di Airbnb che Dogru et al. (2020) definiscono "Airbnb 2.0". Nel caso dei multiproprietari ci sono differenze minimali rispetto al prodotto offerto dalle strutture ricettive tradizionali. Secondo Dogru et al. (2020), è ragionevole considerare queste property come hotel che vendono la propria capacità attraverso la piattaforma di Airbnb. Oltre all'articolo citato in precedenza, sono pochi i paper che trattano il tema della professionalizzazione degli host, tra cui Li et al. (2017) e Xie e Mao (2017). Essi hanno confrontato la performance degli annunci gestiti da multiproprietari e coloro che gestiscono un unico listing. Nello specifico, Li et al. (2017) hanno messo in evidenza che

le strategie di prezzo e la maggior familiarità con il mercato dei multiproprietari garantiscono loro un vantaggio competitivo. Xie e Mao (2017), al contrario, sostengono che l'inevitabile compromesso tra qualità e quantità dovuto alle risorse limitate di un individuo (tempo, attenzione, ecc.) rappresenti uno svantaggio per i multiproprietari.

The screenshot shows the CleanBnB homepage with a navigation bar at the top containing links for 'Chi Siamo', 'I nostri servizi', 'Dove Siamo', 'Lavora con noi', and 'Blog', along with a 'Valutazione Gratuita' button. The main content area features six service benefits arranged in a 2x3 grid, each with an icon, a title, and a descriptive paragraph.

- Massimizzazione degli Incassi**: Realizziamo foto e descrizioni professionali, gestiamo dinamicamente le tariffe ed utilizziamo Fino in Fondo tutti i canali di vendita online e molteplici sistemi di pagamento.
- Nessun Rischio di Morosità**: CleanBnB gestisce gli incassi di ogni transazione, per conto del proprietario, prima dell'arrivo dell'ospite all'appartamento ed in tal modo il rischio di morosità è azzerato.
- Copertura Assicurativa Inclusa**: Nella nostra commissione di gestione è inclusa anche la copertura assicurativa, non solo per la responsabilità civile, ma anche per eventuali danni causati dagli ospiti ed in caso di furto nell'immobile. Senza alcun costo per il proprietario.
- Nessun Costo Fisso**: La nostra remunerazione è completamente a successo, e si basa unicamente sulle prenotazioni realmente realizzate ed incassate. I proprietari apprezzano il completo allineamento di interessi del nostro modello commerciale perché sanno che CleanBnB guadagna solo se può sfruttare completamente il potenziale di reddito dell'immobile.
- Gestione Completa**: Ci occupiamo direttamente del check-in, dei servizi di pulizia e lavanderia, del servizio alloggiati web di pubblica sicurezza, del check-out e dell'assistenza durante il soggiorno. A ogni check-out verificiamo lo stato dell'immobile e ci occupiamo del riordino e di eventuali piccole manutenzioni, pronti per accogliere il prossimo ospite.
- Gestione Burocratica Inclusa**: Ci occupiamo direttamente anche delle pratiche burocratiche di primo avvio dell'immobile - CAV, SCIA - nel pieno rispetto delle normative comunali, regionali e nazionali applicabili. Senza alcun costo per il proprietario.

Figura 1.10: homepage CleanBnb

Sebbene entrambi gli studi abbiano fornito delle prove sulla differenza di performance tra host professionali e non, nessun articolo considera come fattore chiave nella performance di un listing la valutazione dei clienti e la sua importanza al variare del numero di property possedute. A questo proposito, Ye et al. (2009) evidenziano la rilevanza delle recensioni dei clienti nel settore della ricettività tradizionale. Inoltre, in letteratura ci si concentra molto spesso su particolari città (e.g., Chicago in Li et al., 2017 e Pechino in Xie & Mao, 2017), al contrario, nel presente studio, si è considerato il mercato toscano di Airbnb in aggregato, particolarmente attrattivo per investitori e viaggiatori di tutto il mondo.

1.2.7 SVILUPPO DELLE IPOTESI

i. **Signalling theory: valutazioni dei clienti e performance dei listing**

La signalling theory, situata nel più ampio ambito del modello principale-agente (Bergen et al., 1992), permette di comprendere come due parti (l'acquirente ed il venditore) affrontino le asimmetrie informative in un rapporto contrattuale (Spence, 1973). La signalling theory sottolinea l'importanza dei segnali di qualità, che hanno un ruolo centrale nelle piattaforme peer-to-peer di locazione a breve termine per ciò che concerne la riduzione dell'incertezza. Per ridurre l'asimmetria informativa e il rischio derivante da transazioni peer-to-peer, i potenziali ospiti cercheranno di ottenere delle informazioni sugli host e sulle property di Airbnb, come la foto del profilo degli host o i badge di Superhost (Yao et al., 2019). Allo stesso modo, altre informazioni sull'host (durata della membership dell'host), sul prodotto (fotografie della property) e attributi reputazionali (valutazioni degli utenti) sono degli utili segnali di qualità nel valutare l'affidabilità di un host e la qualità di un listing (Teubner et al., 2017). Xie e Mao hanno studiato gli effetti degli attributi di qualità degli host sulla performance degli annunci nell'ambito della signalling theory. Il loro lavoro ha dimostrato che alcuni attributi di qualità degli host, come essere un Superhost, operare sulla piattaforma da molto tempo e avere un tasso di risposta elevato, influenzano positivamente le prestazioni dell'annuncio. In particolare, le valutazioni dei viaggiatori rappresentano una delle fonti di informazioni più importanti per i potenziali utenti. In seguito alla crescente diffusione di modelli di business basati su piattaforme digitali, le recensioni online sono diventate importanti indicatori della qualità percepita dai consumatori (Moe e Trusov, 2011). La media delle valutazioni pubblicate online dai viaggiatori è considerata informativa e affidabile (Schuckert et al., 2015). Le valutazioni dei viaggiatori riflettono l'atteggiamento genuino di altri utenti e possono aiutare i consumatori a prendere decisioni informate (Ho-Dac et al., 2013). I consumatori considerano la valutazione dei clienti più affidabile e utile quando questa è in accordo con le proprie opinioni (Xia e Bechwati, 2008).

Le recensioni dei clienti online diventano più cruciali nella condivisione peer-to-peer di alloggi rispetto al tradizionale e-commerce dell'ospitalità. In primo luogo, gli host sono individui diversi e non "convenzionali" che, a differenza delle strutture ricettive tradizionali, non dispongono né di un marchio né di una reputazione (Li et al., 2017). Gli host devono principalmente fare affidamento sulle recensioni dei clienti per farsi notare e crearsi una reputazione. In secondo luogo, per le recensioni derivanti dall'utilizzo di servizi peer-to-peer, i consumatori si sentono più connessi e fiduciosi nel prendere una decisione perché attribuiscono più valore all'influenza sociale del proprio gruppo di riferimento (Mao e Lyu, 2017). Di conseguenza, le valutazioni dei clienti possono aumentare la probabilità di incrementare le vendite e di promuovere delle piattaforme "sane". Inoltre, l'affidabilità percepita dalla valutazione media riduce i search cost e quindi fornisce un valore aggiunto per i futuri consumatori (Pavlou e Dimoka, 2006). Alla luce dell'effetto saliente delle recensioni online come segnale di qualità percepita, si ipotizza che:

H1. il RevPAN di un listing, che riceve buone recensioni da parte dei clienti, è migliore rispetto a quello degli altri listing.

ii. Differenze di prestazione al variare del numero di property amministrate

Mentre coloro che gestiscono una o due property possono concentrarsi su un numero esiguo di proprietà, i multiproprietari ne amministrano diverse allo stesso tempo. Si ipotizza, in accordo a quanto rilevato nell'analisi descrittiva, che al crescere del numero delle property gestite aumentino i ricavi. I multiproprietari ottengono dei vantaggi competitivi grazie al maggior numero di informazioni a loro disposizione e comprendono meglio le tendenze del mercato della locazione a breve termine (Li et al., 2017). I multiproprietari, inoltre, possono spalmare i costi fissi e acquisire una maggiore esperienza in virtù del maggior numero di proprietà amministrate. Diventano più efficienti e abili nella gestione dei propri annunci grazie alle economie di scala. I multiproprietari optano per scelte

strategicamente più efficienti, come l'ottimizzazione dei prezzi al variare della domanda e dell'offerta. Al contrario, coloro che gestiscono uno o due annunci optano per scelte di pricing scarsamente efficienti e non rispondono adeguatamente alle variazioni della domanda, ottenendo delle performance inferiori (Li et al., 2017). Per queste ragioni, si ipotizza che:

H2. il RevPAN di un host che gestisce più di 10 listing è superiore a quello di un host che ne gestisce da 3 a 10 che, a sua volta, è maggiore di quello di un host che ne gestisce fino a 2.

iii. **Diminuzione dell'effetto positivo delle recensioni al crescere del numero di annunci gestiti**

Grazie alle loro conoscenze e alla loro esperienza, l'impatto delle valutazioni dei clienti sui listing amministrati da multiproprietari è ridotto. Questi ultimi possiedono un'affidabilità intrinseca e godono di una maggiore legittimazione agli occhi dei clienti. Gibbs et al. (2017) hanno affermato che i multiproprietari sono in grado di ottenere ritorni maggiori dal proprio investimento rispetto a coloro che gestiscono un unico listing. In effetti, diversi studi hanno evidenziato che l'host con maggiore esperienza, indipendentemente dal numero di proprietà amministrare, gestisce in maniera più efficace il pricing dell'annuncio (Gibbs et al. 2017; Magno et al., 2018; Xie et al., 2020). A differenza di quanto osservato nell'analisi descrittiva, in letteratura si riscontra che i multiproprietari ottengono un numero superiore di recensioni. Pertanto, un multiproprietario riduce maggiormente l'incertezza che caratterizza i potenziali utenti. Ciò implica un ruolo meno centrale delle valutazioni sulle prestazioni dell'annuncio per i multiproprietari rispetto a coloro che gestiscono un numero ridotto di annunci. Infatti, costoro possiedono meno risorse ed esperienza per influenzare le prestazioni dei propri annunci ed è più probabile che si preoccupino maggiormente delle valutazioni dei propri clienti. Per i sopracitati motivi è stata formulata la seguente ipotesi:

H3. l'effetto positivo delle recensioni dei clienti sulla performance del listing è mitigato al crescere del numero delle property gestite dall'host.

Si è scelto di testare le tre ipotesi (figura 1.11) a livello regionale e nelle tre città più rilevanti, dal punto di vista dei ricavi annuali nel periodo oggetto dello studio, per cogliere al meglio le peculiarità locali.

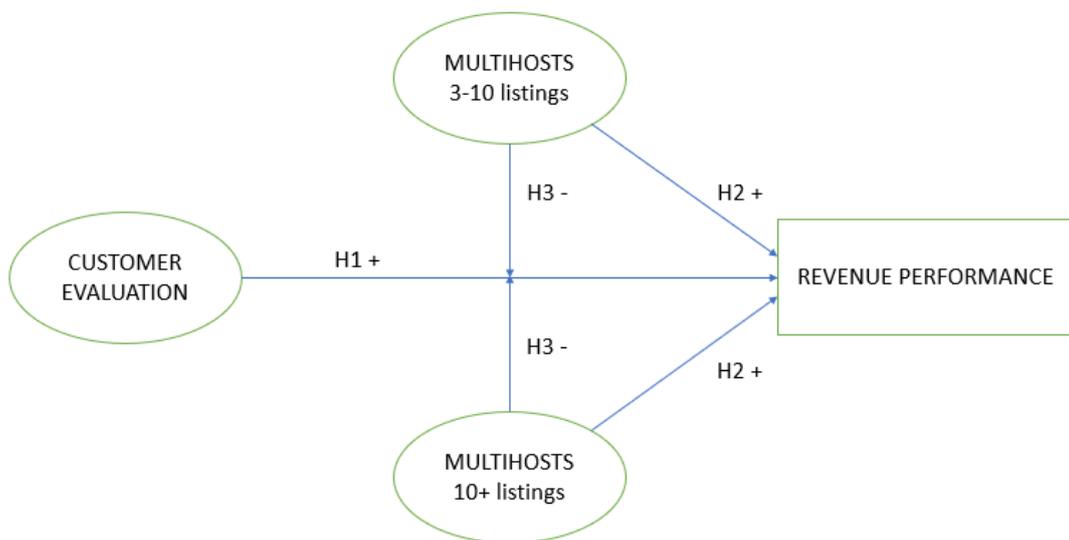


Figura 1.11: schematizzazione delle tre ipotesi

2 METODOLOGIA

2.1 DATI

I dati delle property presenti su Airbnb sono stati ottenuti grazie ad AirDNA¹¹, un'azienda, indipendente da Airbnb, che fornisce diverse informazioni (la posizione, le caratteristiche, le performance, ...) per ciascun listing presente sulla piattaforma. AirDNA è la principale fonte di dati per i ricercatori su questa tematica.

Il dataset utilizzato per questo studio contiene dati relativi a tutte le property europee a partire dall'ingresso in Europa di Airbnb fino al 31 dicembre 2020. Il dataset è suddiviso in tre diverse tabelle. Per questo studio sono state utilizzate 2 delle 3 tabelle, di cui si riporta una breve descrizione (nell'allegato 7.1 è possibile reperire la descrizione di tutte le metriche):

- i. Listing Attributes and Annual Performance: questa tabella fornisce informazioni relative alle property a livello annuale (ricavi, numero di prenotazioni, giorni prenotati, giorni in cui la property è stata disponibile sulla piattaforma, ...) e informazioni descrittive (testo dell'annuncio, numero di recensioni, latitudine, longitudine, città, quartiere, URL dell'annuncio, tipologia della proprietà, numero di bagni, numero di camere da letto, ...). La chiave primaria di questa tabella è l'identificativo della property (Property ID).
- ii. Monthly Property Performance: si tratta di una tabella che fornisce informazioni a livello mensile su ciascuna property (ricavi, giorni prenotati, giorni in cui la property è disponibile sulla piattaforma, latitudine, longitudine, città, indirizzo, ...), la cui chiave primaria è rappresentata dall'identificativo della property (Property ID) e dal mese a cui si riferiscono i dati (Reporting Month).

Per interrogare i sopracitati database, si è scelto di utilizzare il linguaggio di programmazione Python, le cui librerie sono particolarmente indicate per trattare ingenti moli di dati.

¹¹ <https://www.airdna.co/>

È stato creato un database a livello regionale contenente le informazioni delle due tabelle sopracitate dal 1° gennaio 2018 al 31 dicembre 2020. L'unione dei dati provenienti dalle due fonti è stata effettuata utilizzando l'identificativo delle property (Property ID) e il comando della libreria Pandas "pandas.merge()". Inoltre, è stato creato un secondo database a partire dalla seconda tabella (Monthly Property Performance) per calcolare il numero di property attive gestite da ciascun host sia in Europa che in Toscana. Nell'allegato 7.2 è possibile trovare il codice Python utilizzato per l'analisi dei dati.

2.2 ANALISI DESCRITTIVA

L'analisi descrittiva si ispira all'articolo "Airbnb 2.0: is it a sharing economy platform or a lodging corporation?" di T. Dogru, M. Mody, C. Suess, N. Line e M. Bonn, pubblicato sulla rivista "Tourism Management" nel 2020.

Gli host, che operano su Airbnb, sono stati separati in quartili a seconda del numero di listing attivi posseduti in Toscana. Per meglio valutare il grado di professionalizzazione dell'host, è stato considerato il numero degli annunci attivi gestiti in tutta Europa ma, come spiegato poc'anzi, nella determinazione dei quartili sono state esclusivamente considerate le property gestite in Europa.

La tabella 2.1 mostra il numero di property attive gestite dagli host al variare del quartile nel quale sono stati inseriti nei tre anni oggetto dello studio.

Tabella 2.1: costruzione dei quartili al variare del tempo

	2018	2019	2020
Q1	1 listing	1 listing	1 listing
Q2	2-3 listings	2-3 listings	2-3 listings
Q3	4-12 listings	4-13 listings	4-14 listings
Q4	13+ listings	14+ listings	15+ listings

In letteratura e nel presente elaborato, una property è considerata attiva se, in un determinato anno, la somma dei Reservation Days e degli Available Days è maggiore o uguale a 1.

Per descrivere al meglio alcune peculiarità del mercato toscano di Airbnb, si è scelto di utilizzare due indici:

- i. l'indice Herfindahl-Hirschman è un indicatore della concentrazione del potere di mercato. Si calcola sommando il quadrato delle quote di mercato delle n imprese operanti in un determinato settore. Ai fini della presente analisi, le imprese che operano in questo settore sono i diversi host. I valori dell'indice di Herfindahl-Hirschman variano tra 0 e 10,000. Quando l'indice si avvicina a zero, indica una concentrazione minima del potere di mercato. Viceversa, quando l'indice si avvicina a diecimila, indica una concentrazione massima del potere di mercato. Le quote di mercato sono state calcolate dividendo i ricavi ottenuti da ciascun host, in una determinata città o nella regione, al tempo t e la sommatoria dei ricavi ottenuti da tutti gli host, sempre in una particolare città o in Toscana, al tempo t:

$$\alpha_{i,t} = \frac{\text{Annual Revenues}_{i,t}}{\sum_{i=0}^n \text{Annual Revenues}_{i,t}}$$

Come illustrato poc'anzi, la formula dell'indice è la seguente:

$$HHI_t = \sum_{i=0}^n \alpha_{i,t}^2$$

L'antitrust americana classifica i settori con un $HHI < 500$ come poco concentrati e quelli con $HHI > 2000$ come molto concentrati. I settori nei quali l'indice sia compreso tra 500 e 2000 sono definiti a concentrazione intermedia.

- ii. l'indice di Gini è un indicatore che valuta l'asimmetria nella distribuzione delle quote di mercato. Volendo mettere a confronto diverse città toscane, nelle quali opera un numero differente di host, si è scelto di servirsi di questo indice che mette in evidenza, come detto, l'asimmetria delle quote di mercato senza badare alla numerosità degli operatori presenti in un determinato settore. È un numero compreso tra 0 e 1; valori bassi del coefficiente indicano una distribuzione abbastanza omogenea, con il valore 0 che corrisponde alla pura equidistribuzione, al contrario, valori alti indicano una distribuzione più disomogenea, con il valore 1 che corrisponde alla massima concentrazione. L'indice di Gini può essere calcolato in svariati modi e, vista la mole di dati, si è scelto quello più efficiente da un punto di vista computazionale:

$$GI = \frac{\sum_{i=1}^n \alpha_i * [2 * (n - j + 1) - 1]}{n} - 1$$

α rappresenta, in questo caso, il vettore delle quote di mercato ordinate dalla più grande alla più piccola (ordine decrescente).

Nell'analisi descrittiva, si fa riferimento a supply (offerta) e demand (domanda), la cui unità di misura sono i giorni. Sono state calcolate come segue:

$$Supply = Available\ Days + Reservation\ Days$$

$$Demand = Reservation\ Days$$

A partire dai due parametri menzionati poc'anzi, è stato calcolato l'occupation rate che è pari al rapporto tra Reservation Days e la somma dei Reservation Days e degli Available Days, ovvero si tratta del rapporto tra domanda e offerta.

$$Occupation\ Rate = \frac{Reservation\ Days}{Reservation\ Days + Available\ Days} = \frac{Demand}{Supply}$$

Inoltre, nel corso dell'analisi descrittiva, si è calcolata la percentuale di property possedute da ciascuna categoria di host entro un kilometro dal centro storico. Vista l'imprecisione di alcune librerie di Python nel fornire le coordinate corrette del centro città di alcuni dei comuni toscani, si è reperito online un file molto più preciso del 2018 "italy_geo.xlsx"¹². Avendo a disposizione la latitudine e la longitudine di ciascuna property e del centro città, si è calcolata la distanza in kilometri servendosi della formula di Haversine:

$$dlon = lon_i - lon_j$$

$$dlat = lat_i - lat_j$$

$$a = \sin\left(\frac{dlat}{2}\right)^2 + \cos(lat_i) * \cos(lat_j) * \sin\left(\frac{dlon}{2}\right)^2$$

$$c = \arcsin(\sqrt{a})$$

$$Haversine\ distance = 6367 * c [km]$$

Infine, si precisa che le visual analytics sono state realizzate mediante il software Tableau.

2.3 SPECIFICAZIONE DEL MODELLO

Il modello utilizzato nel presente lavoro trae ispirazione dal paper "Do professional hosts matter? Evidence from multi-listing and full-time hosts in Airbnb" di K. Xie, C. Y. Heo e Z.

¹² <https://github.com/MatteoHenryChinaski/Comuni-Italiani-2018-Sql-Json-excel>

E. Mao, pubblicato nel 2021 sulla rivista “Journal of Hospitality and Tourism Management”.

Come nell’articolo sopracitato, si è utilizzato un panel dataset nel quale sono disponibili dati a livello mensile per ciascuna delle property attive nella regione. I dati panel sono particolarmente ricchi e completi e permettono di osservare l’effetto delle valutazioni dei clienti e della tipologia di host sulla performance degli annunci. La variabile dipendente utilizzata nel presente modello sono i RevPAN (Revenue Per Available Night), ovvero i ricavi mensili per notte in cui la property è disponibile sulla piattaforma.

$$RevPAN_{i,t} = \frac{Monthly\ Revenue_{i,t}}{Reservation\ Days_{i,t} + Available\ Days_{i,t}}$$

Rammentando che la somma di Reservation Days e Available Days è pari all’offerta, misurata in giorni, è possibile riscrivere la formula nel seguente modo:

$$RevPAN_{i,t} = \frac{Monthly\ Revenue_{i,t}}{Supply_{i,t}}$$

Si tratta di un adattamento della metrica RevPAR (Revenue Per Available Room), tipica del settore dell’ospitalità tradizionale. Siccome i listing di Airbnb sono offerti interamente sulla piattaforma e il loro status può essere “prenotato” o “non prenotate”, appare evidente che i RevPAR non siano applicabili al contesto della locazione a breve termine.

Le variabili d’interesse includono la valutazione dei clienti, che è misurata attraverso il rating medio delle recensioni online, e la tipologia di host. A differenza di quanto fatto nella precedente analisi descrittiva, gli host non sono stati suddivisi in quartili ma in tre categorie: host che gestiscono uno o due annunci, operatori che ne amministrano da tre a dieci e host che ne gestiscono almeno undici. In letteratura, non esiste una definizione unanime di host professionista. Nell’articolo di Xie et al., si dividono semplicemente gli host in due categorie: coloro che gestiscono un unico listing e i multiproprietari. Tuttavia, appare evidente che un multiproprietario che gestisce in un anno più di dieci annunci contemporaneamente operi in maniera più strutturata – come un’impresa – rispetto ad uno che ne amministra due. La figura 2.1 mostra la percentuale di host appartenenti a ciascuna categoria e la percentuale di property amministrate.

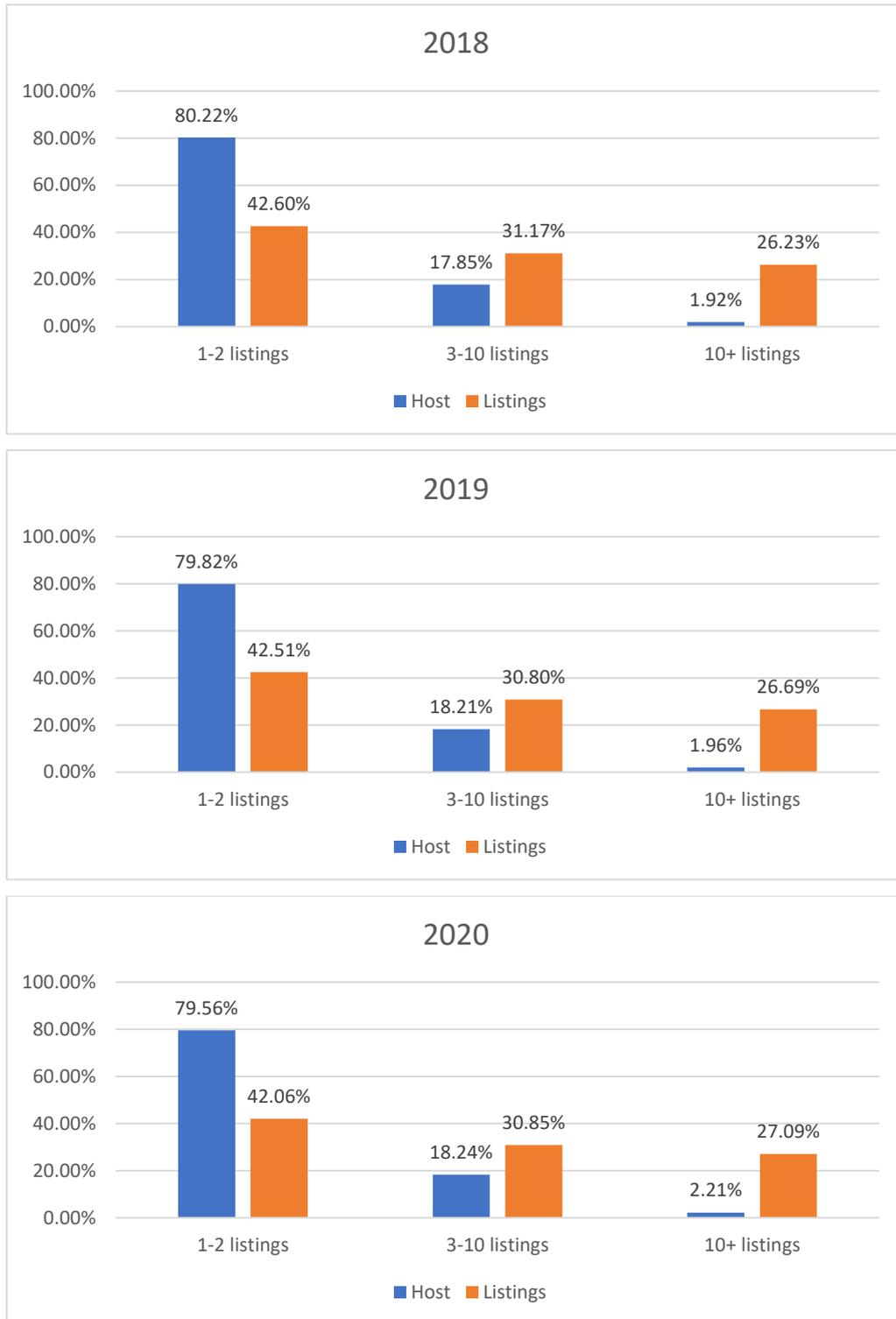


Figura 2.1: percentuale di host inseriti in ciascuna categoria e percentuale di property gestite dagli host inseriti in ciascuna categoria nel 2018, 2019 e 2020

Nell'articolo di Xie et al., si pratica un'ulteriore distinzione tra part-time host e full-time host, che sono coloro le cui property sono disponibili su Airbnb un intero mese. Per adattare il modello alla realtà toscana, questa distinzione non è tenuta in considerazione

in quanto circa il 99% degli host attivi nella regione rientrerebbe nella definizione di full-time host. Di conseguenza anche la categoria dei dual-type host, ovvero coloro che sono allo stesso tempo sia full-time host che multiproprietari, non è stata presa in considerazione.

Le variabili di controllo, utilizzate nel modello dell'articolo di Xie et al., includono diverse caratteristiche della proprietà (numero di bagni, numero di camere da letto, numero di review online, massimo numero di ospiti ammessi, tipologia della property), alcune delle quali invarianti nel tempo, e alcuni attributi dell'host (il possesso dello status di SuperHost, il tasso di risposta alle domande dei potenziali clienti). Si è scelto tuttavia di espandere ulteriormente il numero delle variabili di controllo aggiungendone altre che possono influenzare la performance del listing. L'analisi descrittiva mostrerà che la domanda presenta una stagionalità marcata per cui è stata inserita una variabile dummy per ogni mese dell'anno, ad eccezione di dicembre. Inoltre, la pandemia di Covid-19 ha avuto un'importante ripercussione sulla performance dei listing per cui sono state aggiunte due variabili dummy per gli anni 2018 e 2019. Un ulteriore aspetto che sarebbe errato non considerare, è la distanza della property dal centro città. L'articolo "Location, location and professionalization: a multilevel hedonic analysis of Airbnb listing prices and revenue" di Deboosere et al. evidenzia che l'effetto della distanza dal centro città è significativo, allo stesso modo lo è localizzazione dell'annuncio in un determinato quartiere. Purtroppo, i dati di Airdna forniscono l'informazione sul quartiere di appartenenza di ciascuna property solamente per la città di Firenze. Per questa ragione, la sola città nella quale sono presenti delle dummy per ciascun quartiere, ad eccezione del centro storico, è Firenze. L'utilizzo di variabili di controllo è coerente con la letteratura pregressa che si occupa di Airbnb (Li et al. 2017; Xie e Mao, 2017).

Nella tabella 2.2, è possibile osservare la definizione e le statistiche riassuntive per ciascuna variabile inclusa nel modello. I dati riportati di seguito fanno riferimento al dataset regionale. Nell'appendice è possibile reperire le statistiche riassuntive che includono solamente i dati relativi alle città di Firenze, Lucca e Cortona.

Tabella 2.2: definizione delle variabili e statistiche riassuntive

Variable	Definition	Mean	Std. Dev.	Min	Max
-----------------	-------------------	-------------	------------------	------------	------------

Dependent Variable					
log(RevPAN)	Logarithm of revenue per available nights	3.55	1.21	-3.91	8.65
Primary independent variables					
CusEval	Average rating of cumulative online reviews on a scale of 1–5, with values of 1 = terrible, 2 = poor, 3 = average, 4 = very good, and 5 = excellent	4.67	0.44	1	5
Multihost_3-10	Dummy variable indicating whether a listing is managed by a host who operates from 3 up to 10 listings (with values of 1)	0.35	0.48	0	1
Multihost_10+	Dummy variable indicating whether a listing is managed by a host who operates more than 10 listings (with values of 1)	0.16	0.37	0	1
Control Variables					
NumBed	Number of bedrooms	1.87	1.36	0	21
NumBath	Number of bathrooms	1.52	1.12	0	14
NumReview	Cumulative number of online reviews	30.58	55.49	0	803
MaxGuest	Maximal number of guests allowed	4.59	2.61	1	16
<i>List Type</i>					
Private room	Dummy variable indicating whether a listing is a private room, with value of 1 = a private room	0.17	0.37	0	1

Shared room	Dummy variable indicating whether a listing is a shared, with value of 1 = a shared room	0.01	0.05	0	1
ResRate	Percentage of new booking inquiries and reservation requests a host respond to (by either accepting/preapproving or declining) within 24 h in a given month	90.93	23.91	0	100
SuperHost	Dummy variable indicating whether a host is recognized by Airbnb as a super host, with values of 1 = a super host, 0 = a regular host	0.24	0.43	0	1
<i>Year</i>					
2018	Dummy variable indicating whether year is 2018 (with values of 1)	0.35	0.48	0	1
2019	Dummy variable indicating whether year is 2019 (with values of 1)	0.35	0.48	0	1
<i>Month</i>					
January	Dummy variable indicating whether month is January (with values of 1)	0.08	0.27	0	1
February	Dummy variable indicating whether month is February (with values of 1)	0.08	0.27	0	1

March	Dummy variable indicating whether month is March (with values of 1)	0.08	0.27	0	1
April	Dummy variable indicating whether month is April (with values of 1)	0.08	0.27	0	1
May	Dummy variable indicating whether month is May (with values of 1)	0.08	0.28	0	1
June	Dummy variable indicating whether month is June (with values of 1)	0.08	0.28	0	1
July	Dummy variable indicating whether month is July (with values of 1)	0.08	0.28	0	1
August	Dummy variable indicating whether month is August (with values of 1)	0.08	0.28	0	1
September	Dummy variable indicating whether month is September (with values of 1)	0.09	0.28	0	1
October	Dummy variable indicating whether month is October (with values of 1)	0.09	0.28	0	1
November	Dummy variable indicating whether month is November (with values of 1)	0.09	0.28	0	1
Distance from city centre	Distance in kilometers from the city centre	2.88	2.89	0.00	22.06

Per un listing i gestito dall'host j al tempo t , è stata modellata la performance in termini di RevPAN in funzione della valutazione media online dei clienti, della tipologia di host,

dei termini interagiti (CusEval x Multihost_3-10, CusEval x Multihost_10+) e delle sopracitate caratteristiche della property e dell'host. Il modello è il seguente:

$$\log(\text{RevPAN}_{it}) = \alpha + \beta_1 \text{Multi}_{3-10\ jt} + \beta_2 \text{Multi}_{10+\jt} + \beta_3 \text{CusEval}_i + \beta_4 \text{Multi}_{3-10\ jt} * \text{CusEval}_i + \beta_5 \text{Multi}_{10+\jt} * \text{CusEval}_i + \iota' X_{ijt} + \varepsilon_{ijt}$$

L'obiettivo sarà investigare principalmente $\{\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta_5\}$, che rappresentano, rispettivamente, i coefficienti della tipologia di host, la media delle valutazioni dei clienti e le loro interazioni. Il vettore X_{ijt} include le covariate del listing, le caratteristiche dell'host e le variabili temporali. ε_{ijt} è il random error.

Le analisi econometriche sono state realizzate con il software Stata. Come illustrato poc'anzi, il dataset è di tipo "panel" e, per questa ragione, si è utilizzato il comando "xtreg". Il modello dell'articolo di Xie et al. è analizzato mediante una regressione ad effetti variabili (random-effects) realizzata con lo stimatore GLS (Generalized Least Squares, minimi quadrati generalizzati). Inoltre, sono stati utilizzati degli errori standard robusti raggruppati per proprietà (robust standard errors clustered on properties). In sintesi, il comando di Stata utilizzato è il seguente:

xtreg log (RevPAN) [*independent variables*], re vce(*cluster PropertyID*)

3 ANALISI DESCRITTIVA

3.1 TOSCANA

La tabella 3.1 mostra una panoramica della domanda, dell'offerta e dei ricavi di Airbnb in Toscana nel 2018, nel 2019 e nel 2020.

Tabella 3.1: panoramica della domanda, dell'offerta e dei ricavi di Airbnb in Toscana nel 2018, nel 2019 e nel 2020

2018	Supply [days]	%	Demand [days]	%	Revenue [USD]	%	Occ. rate
Entire homes	16,210,431	81.5%	4,465,749	85.1%	712,126,371	92.8%	28%
Private rooms	3,608,523	18.1%	769,366	14.7%	54,906,846	7.2%	21%
Shared rooms	63,056	0.3%	10,032	0.2%	340,785	0.0%	16%
Total Airbnb	19,882,010	100%	5,245,147	100%	767,374,001	100%	26%
2019							
Entire homes	15,765,911	82.4%	5,241,072	84.7%	843,431,529	92.8%	33%
Private rooms	3,306,240	17.3%	936,087	15.1%	65,332,783	7.2%	28%
Shared rooms	50,052	0.3%	10,455	0.2%	340,164	0.0%	21%
Total Airbnb	19,122,203	100%	6,187,614	100%	909,104,475	100%	32%
2020							
Entire homes	12,543,921	84.1%	2,281,927	85.0%	372,502,235	92.6%	18%
Private rooms	2,329,712	15.6%	399,078	14.9%	29,540,606	7.3%	17%
Shared rooms	34,547	0.2%	4,154	0.2%	150,562	0.0%	12%
Total Airbnb	14,908,180	100%	2,685,159	100%	402,193,403	100%	18%

I risultati mostrano che, nel periodo esaminato, almeno l'84% della domanda, l'81% dell'offerta e il 92% dei ricavi sono stati generati da intere case. Le stanze private si ritagliano un ruolo secondario ma non trascurabile: garantiscono il 7% dei ricavi, intercettando il 15% della domanda, a fronte di un'offerta che varia nei 3 anni tra il 16% e il 18% di quella totale. Al contrario, le stanze condivise hanno un ruolo del tutto marginale. Nel 2018 e nel 2019, le case intere hanno un coefficiente di riempimento sensibilmente superiore rispetto alle altre sistemazioni offerte sulla piattaforma; nel 2020, questo differenziale si riduce notevolmente (figura 3.1).

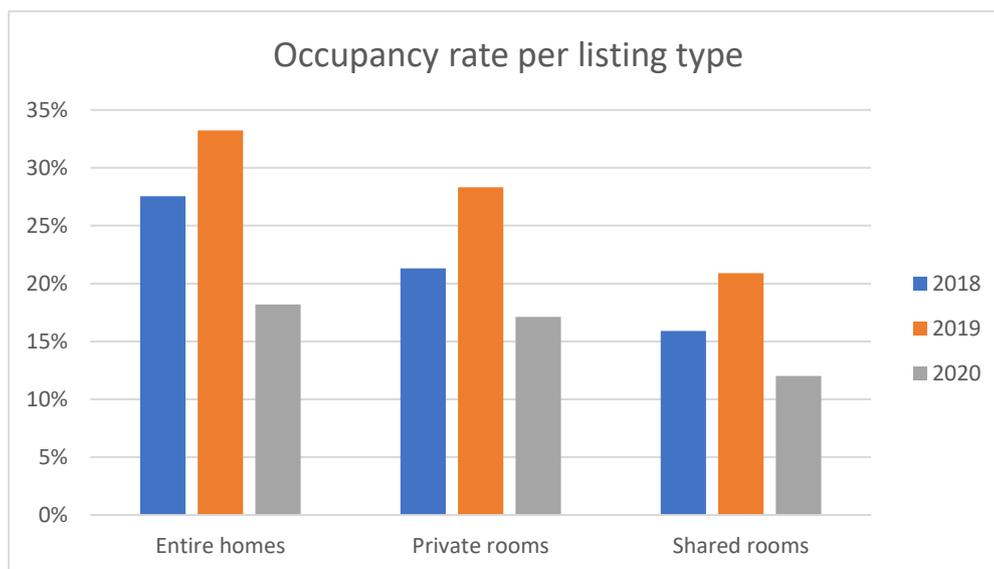


Figura 3.1: occupancy rate per tipologia di listing

È interessante notare come, tra il 2018 e il 2019, si sia registrata una contrazione dell'offerta del 3%, a fronte di un aumento della domanda del 12% e dei ricavi del 18%. Il numero dei listing attivi è passato dalle 84,559 unità del 2018 alle 79,502 dell'anno successivo e anche il numero degli host, che hanno gestito nel corso dell'anno una property attiva, è diminuito: da 38,252 nel 2018 a 36,262 nel 2019. Questa peculiarità potrebbe essere dovuta, totalmente o in parte, all'introduzione dell'obbligo di ottemperare all'articolo 70 della legge regionale 86/2016¹³, a partire del 1° marzo 2019: è fatto obbligo di comunicare al comune i dati degli alloggiati nelle strutture non ricettive tradizionali. Questa norma si pone l'obiettivo di contrastare l'evasione e l'elusione fiscale, ad esempio della tassa di soggiorno, e di permettere di conoscere il numero esatto delle presenze turistiche in Toscana per governare il settore della locazione a breve termine. La pandemia di Covid-19 ha costretto i governi di tutto il mondo ad imporre delle restrizioni agli spostamenti non necessari delle persone, che hanno pesantemente afflitto il settore turistico. Le presenze in Toscana sono diminuite del 34%¹⁴: questo calo ha riguardato sia il settore ricettivo tradizionale – il tasso di occupazione dei posti letto negli hotel è crollato dal 34% del 2018 e del 2019 al 15% del 2020 (figura 3.2) – che il comparto degli affitti a breve termine.

¹³ <https://www.regione.toscana.it/-/turismo-la-nuova-legge-regionale-testo-unico-sul-sistema-turistico-regionale->

¹⁴ Fonte: dati ISTAT 2021



Figura 3.2: tasso di occupazione degli hotel al variare della classificazione

Domanda, offerta e ricavi sono decresciuti, rispettivamente, del 57%, del 22% e del 56%. Il tasso di occupazione di case intere e stanze private è diminuito, rispettivamente, di 15 e 11 punti percentuali. Il numero di listing attivi è passato dai 79,502 del 2019 ai 68,622 del 2020 (figura 3.3) e il numero degli host che hanno gestito almeno una property attiva si è ridotto di 5,242 unità.

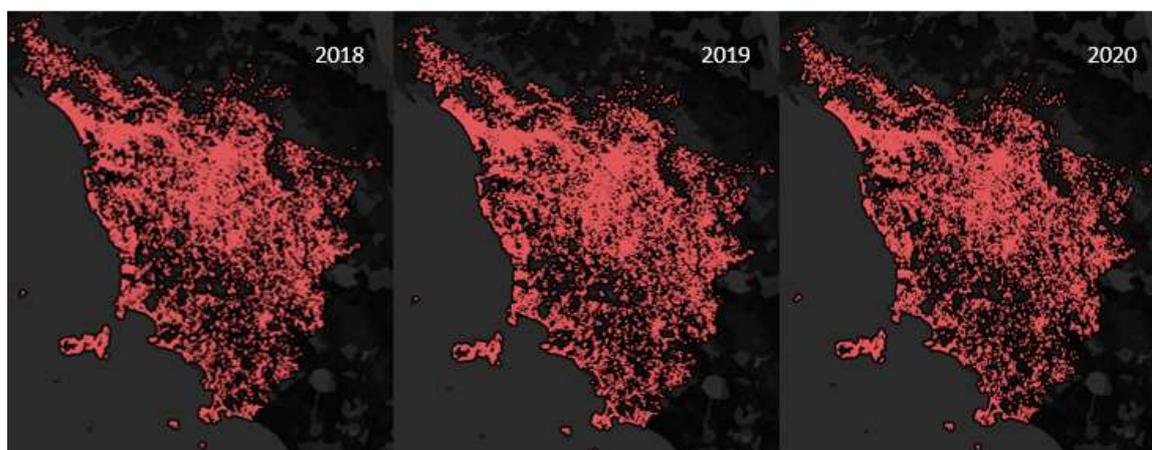


Figura 3.3: distribuzione spaziale dei listing attivi nel 2018, 2019 e 2020

Passando da un livello annuale di aggregazione dei dati ad uno mensile, è possibile osservare una marcata stagionalità per quanto concerne il lato della domanda. La figura 3.4 evidenzia che buona parte della domanda è concentrata nei mesi centrali dell'anno – giugno, luglio, agosto e settembre – in ciascuno degli anni presi in esame.

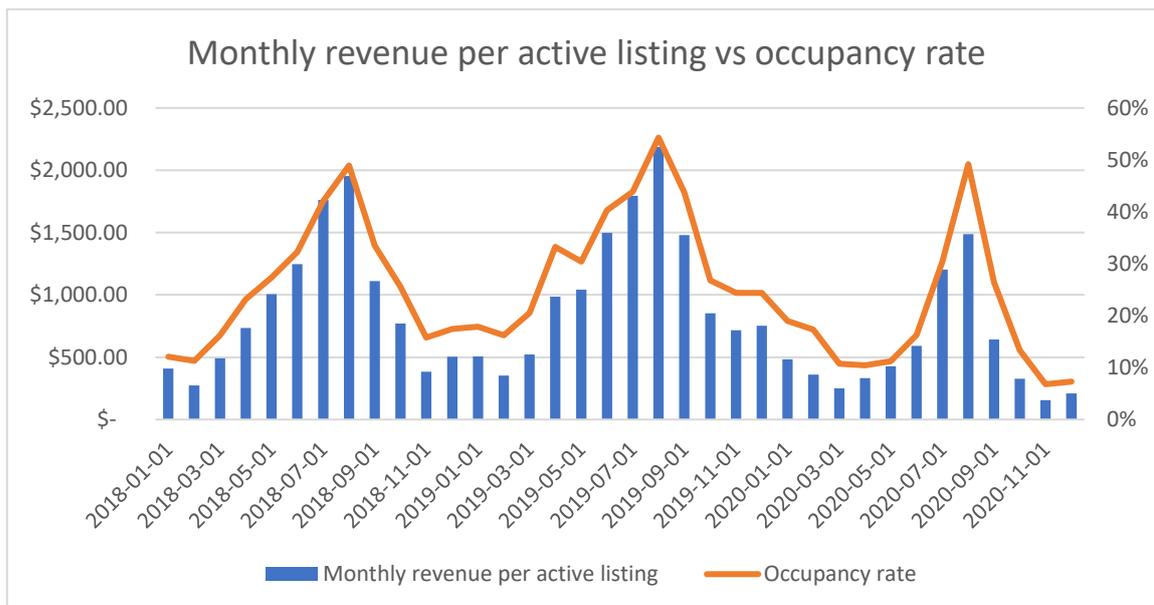
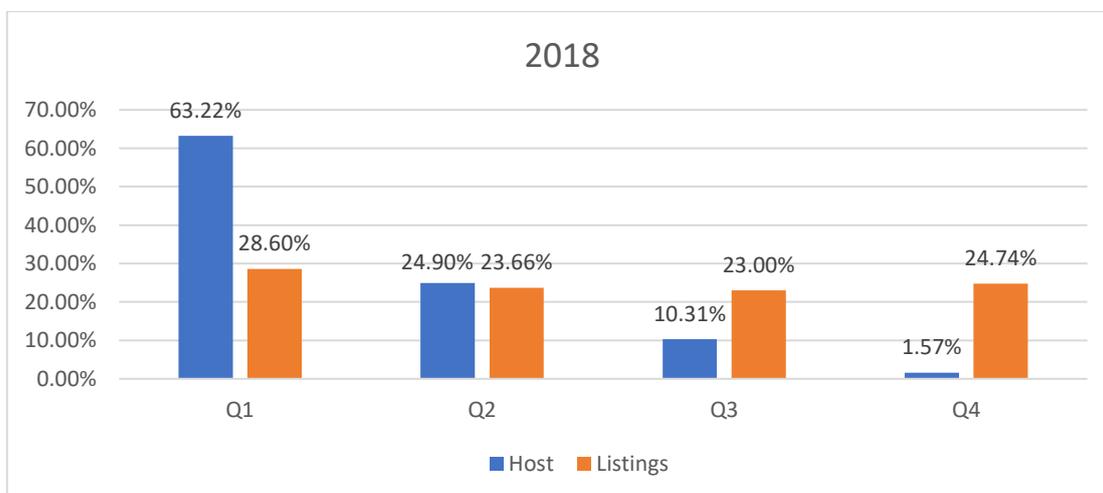


Figura 3.4: ricavi mensili per listing attivo e tasso di occupazione mensile

Il picco del tasso di occupazione e sia dei ricavi mensili che di quelli per listing attivo è nel mese di agosto: nel 2018, un annuncio attivo generava, in media, \$1,953 di introiti e l'occupancy rate era pari al 49%; nel 2019, quest'ultimo indicatore cresceva fino al 54% e, in media, una property attiva rendeva \$2,187. La pandemia di Covid-19 ha portato ad una riduzione dei ricavi mensili per listing attivo, nel mese di agosto 2020, a \$1,487 (-32%) e il tasso di occupazione si è attestato al 49% (il numero di listing attivi nell'agosto 2019 era 73,905 contro i 62,768 dello stesso mese dell'anno successivo).

La tabella 3.2 mostra la variazione di domanda, offerta e ricavi in funzione della diversa tipologia di host, che sono stati raggruppati in quartili a seconda del numero di listing attivi posseduti in Toscana (figura 3.5).



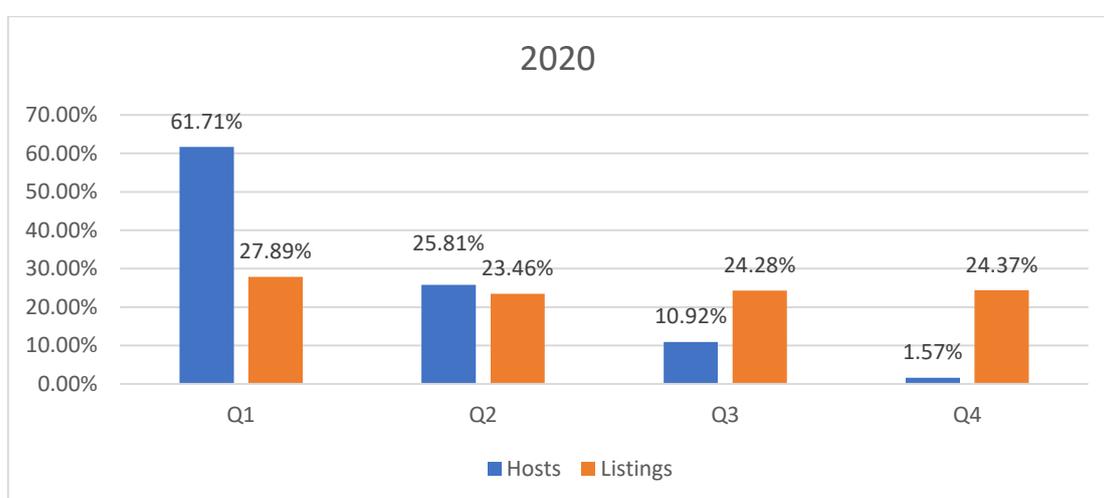
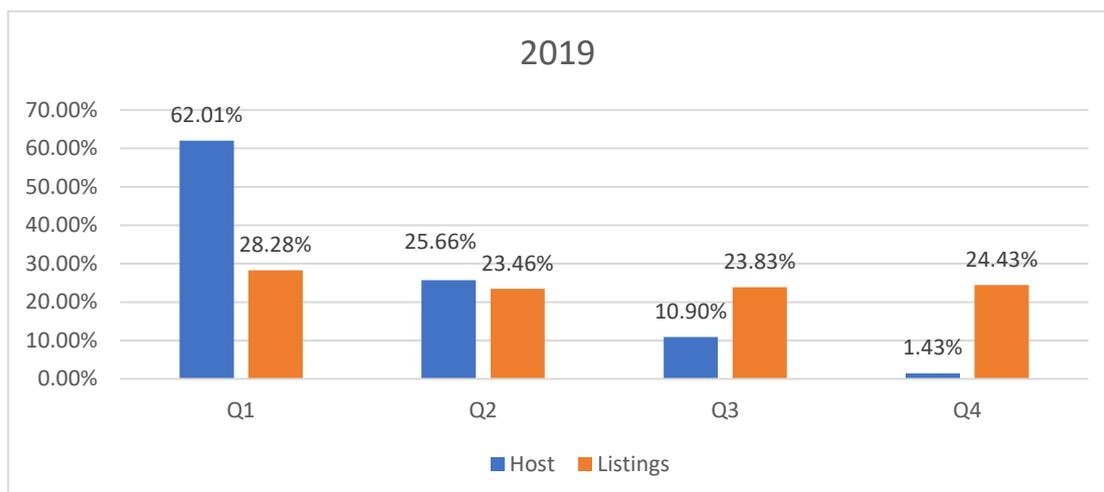


Figura 3.5: percentuale di host inseriti in ciascun quartile e percentuale di property gestite dagli host inseriti in ciascun quartile nel 2018, 2019 e 2020

Per maggior chiarezza, si rammenta che si è tenuto conto degli annunci gestiti da ciascun host in Europa e, nella determinazione dei quartili, sono state considerate esclusivamente le property amministrate nella regione. Ad esempio, un operatore si occupa di più di 500 annunci in Europa ma ne gestisce meno di 10 in Toscana.

I multiproprietari rappresentano il 37%, nel 2018, e il 38%, nel 2019 e nel 2020, degli host attivi nella regione. Essi gestiscono il 71% dei listing attivi nel primo anno esaminato e il 72% nei 2 successivi.

Tabella 3.2: variazione di domanda, offerta e ricavi in funzione della diversa tipologia di host

2018	Supply [days]	%	Demand [days]	%	Revenue [USD]	%	Occ. rate
Q1 (1 Listing)	5,620,532	28.3%	1,264,706	24.1%	143,194,088	18.7%	23%
Q2 (2-3 listings)	4,753,086	23.9%	1,143,266	21.8%	135,815,987	17.7%	24%
Q3 (4-12 listings)	4,801,698	24.2%	1,173,379	22.4%	169,809,426	22.1%	24%

Q4 (13+ listings)	4,706,694	23.7%	1,663,796	31.7%	318,554,500	41.5%	35%
Total Airbnb	19,882,010	100%	5,245,147	100%	767,374,001	100%	26%
2019							
Q1 (1 Listing)	5,352,368	28.0%	1,518,274	24.5%	169,967,044	18.7%	28%
Q2 (2-3 listings)	4,596,653	24.0%	1,369,871	22.1%	159,544,055	17.5%	30%
Q3 (4-13 listings)	4,794,813	25.1%	1,500,475	24.2%	217,415,134	23.9%	31%
Q4 (14+ listings)	4,378,369	22.9%	1,798,994	29.1%	362,178,243	39.8%	41%
Total Airbnb	19,122,203	100%	6,187,614	100%	909,104,475	100%	32%
2020							
Q1 (1 Listing)	4,290,203	28.8%	716,234	26.7%	88,707,984	22.1%	17%
Q2 (2-3 listings)	3,669,417	24.6%	652,561	24.3%	81,988,984	20.4%	18%
Q3 (4-14 listings)	3,760,324	25.2%	748,422	27.9%	113,047,997	28.1%	20%
Q4 (15+ listings)	3,188,236	21.4%	567,942	21.2%	118,448,438	29.5%	18%
Total Airbnb	14,908,180	100%	2,685,159	100%	402,193,403	100%	18%

In primo luogo, è possibile osservare che il primo e il secondo quartile sono sempre composti, nel periodo esaminato, da host, che gestiscono, rispettivamente, un listing e due o tre listing. Il terzo e il quarto quartile mutano lievemente: nel 2018, il terzo quartile è costituito da host che possiedono da 4 a 12 listing; nell'anno successivo il limite superiore cresce di un'unità (da 12 a 13 listing) e nel 2020 si osserva il medesimo aumento rispetto all'anno precedente (da 13 a 14 listing).

Analizzando i dati, si osserva che il 71% dell'offerta in giorni è riconducibile a multiproprietari, che intercettano il 75% della domanda nei primi due anni analizzati e il 73% della stessa nel 2020. Il dato relativo ai ricavi testimonia ancor più efficacemente la presenza del fenomeno della multiproprietà: nel 2018 e nel 2019, l'81% dei ricavi è generato dagli host del secondo, terzo e quarto quartile; nel 2020, essi contribuiscono al 78% dei ricavi sulla piattaforma in Toscana. Nei primi 2 anni analizzati, la distribuzione dei ricavi è relativamente più asimmetrica rispetto al 2020: nel 2018 e nel 2019, gli host del quarto quartile generano quasi il doppio dei ricavi, rispetto agli host inseriti nei primi tre quartili. I multiproprietari dell'ultimo quartile, a fronte di un'offerta relativamente minore, riescono ad intercettare una percentuale di domanda superiore rispetto alle altre categorie di host. Per questa ragione, il tasso di occupazione delle property dei primi supera quello di questi ultimi di almeno il 10%. Nel 2020, il quadro muta considerevolmente: la distribuzione dei ricavi è relativamente meno asimmetrica rispetto ai 2 anni precedenti. I multiproprietari del terzo e quarto quartile catturano il 58% dei

ricavi e sono i primi ad intercettare una percentuale di domanda superiore. Infatti, il loro tasso di occupazione supera del 2% quello degli host del secondo e quarto quartile e del 3% quello di coloro che gestiscono un singolo listing.

Il fenomeno dei multiproprietari in Toscana appare ancora più evidente se si considera che il numero degli host attivi nella regione, che gestiscono almeno 100 listing, è aumentato da 132, nel 2018, a 148, nel 2020 (figura 3.6). Il numero delle property amministrate da questi operatori è variato da 12,121 del primo anno esaminato a 10,091 dell'ultimo anno analizzato: nel 2018, lo 0.35% degli host gestiva il 14.33% dei listing attivi e, due anni dopo, lo 0.48% degli host amministrava il 14.71% delle property attive.

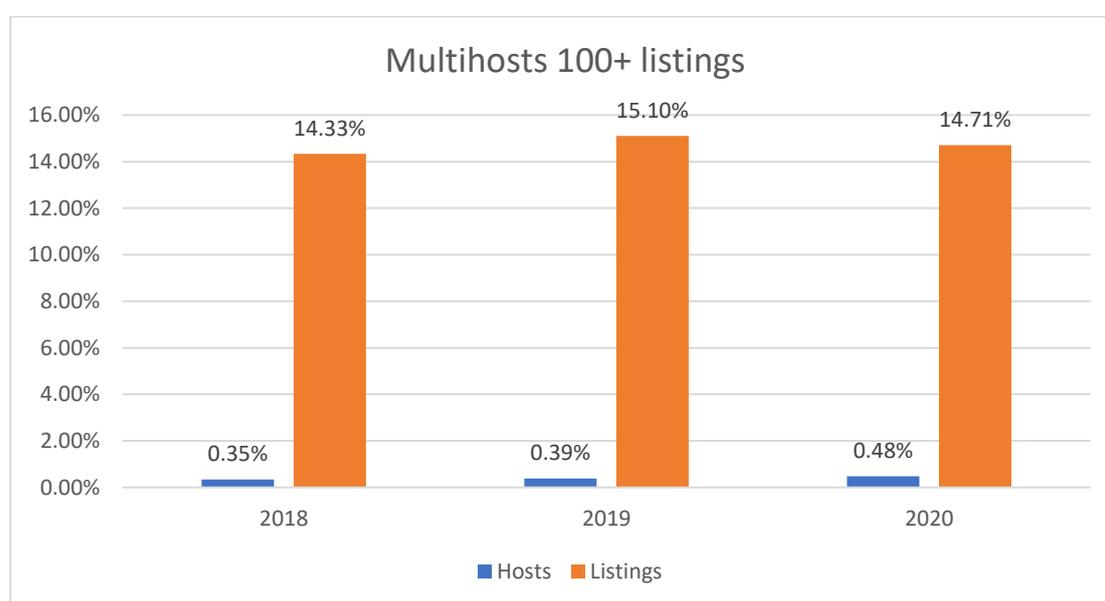


Figura 3.6: percentuali di annunci gestiti da multiproprietari che amministrano più di 100 annunci

Il mercato Toscano, pur essendo poco concentrato in quanto l'indice di Herfindahl-Hirschman¹⁵ non supera 70 nel periodo studiato, presenta, senza dubbio, una distribuzione asimmetrica delle quote di mercato. Per valutare l'entità del fenomeno, si è scelto di calcolare l'indice di Gini:

- i. $GI_{2018} = 0.83$;
- ii. $GI_{2019} = 0.80$;
- iii. $GI_{2020} = 0.77$.

¹⁵ L'antitrust americana classifica i mercati con un indice di Herfindahl-Hirschman minore di 500 come poco concentrati (<https://www.justice.gov/atr/herfindahl-hirschman-index>)

I risultati ottenuti mostrano chiaramente che la distribuzione delle quote di mercato è profondamente asimmetrica. Tuttavia, si osserva una tendenza decrescente dell'indice, che suggerisce una distribuzione relativamente meno asimmetrica delle quote di mercato, in accordo con quanto rilevato poc'anzi.

La tabella 3.3 combina le 2 dimensioni analizzate in precedenza: la tipologia di proprietà e la host structure.

Tabella 3.3: tipologia di proprietà possedute al variare della host structure

2018								
Supply [days]	Q1	%	Q2	%	Q3	%	Q4	%
Entire homes	4,770,902	84.88%	3,581,101	75.34%	3,355,024	69.87%	4,503,404	95.68%
Private rooms	827,136	14.72%	1,159,442	24.39%	1,425,054	29.68%	196,891	4.18%
Shared rooms	22,494	0.40%	12,543	0.26%	21,620	0.45%	6,399	0.14%
Total	5,620,532	100%	4,753,086	100%	4,801,698	100%	4,706,694	100%
Demand [days]								
Entire homes	1,119,207	88.50%	884,596	77.37%	855,357	72.90%	1,606,589	96.56%
Private rooms	143,713	11.36%	256,874	22.47%	312,829	26.66%	55,950	3.36%
Shared rooms	1,786	0.14%	1,796	0.16%	5,193	0.44%	1,257	0.08%
Total	1,264,706	100%	1,143,266	100%	1,173,379	100%	1,663,796	100%
Revenue [USD]								
Entire homes	135,011,186	94.29%	119,443,293	87.94%	144,278,158	84.96%	313,393,734	98.38%
Private rooms	8,121,541	5.67%	16,299,996	12.00%	25,364,907	14.94%	5,120,402	1.61%
Shared rooms	61,362	0.04%	72,698	0.05%	166,361	0.10%	40,364	0.01%
Total	143,194,088	100%	135,815,987	100%	169,809,426	100%	318,554,500	100%

2019								
Supply [days]	Q1	%	Q2	%	Q3	%	Q4	%
Entire homes	4,642,686	86.74%	3,487,984	75.88%	3,403,727	70.99%	4,231,514	96.65%
Private rooms	697,687	13.04%	1,097,847	23.88%	1,366,773	28.51%	143,933	3.29%
Shared rooms	11,995	0.22%	10,822	0.24%	24,313	0.51%	2,922	0.07%
Total	5,352,368	100%	4,596,653	100%	4,794,813	100%	4,378,369	100%
Demand [days]								
Entire homes	1,349,883	88.91%	1,051,081	76.73%	1,100,452	73.34%	1,739,656	96.70%
Private rooms	166,213	10.95%	316,851	23.13%	394,115	26.27%	58,908	3.27%
Shared rooms	2,178	0.14%	1,939	0.14%	5,908	0.39%	430	0.02%
Total	1,518,274	100%	1,369,871	100%	1,500,475	100%	1,798,994	100%
Revenue [USD]								
Entire homes	160,942,258	94.69%	139,379,045	87.36%	186,230,117	85.66%	356,880,108	98.54%
Private rooms	8,950,640	5.27%	20,094,886	12.60%	31,000,105	14.26%	5,287,152	1.46%
Shared rooms	74,145	0.04%	70,124	0.04%	184,911	0.09%	10,983	0.00%

Total	169,967,044	100%	159,544,055	100%	217,415,134	100%	362,178,243	100%
--------------	-------------	------	-------------	------	-------------	------	-------------	------

2020								
Supply [days]	Q1	%	Q2	%	Q3	%	Q4	%
Entire homes	3,806,379	88.72%	2,871,181	78.25%	2,796,026	74.36%	3,070,335	96.30%
Private rooms	476,759	11.11%	792,383	21.59%	943,536	25.09%	117,034	3.67%
Shared rooms	7,065	0.16%	5,853	0.16%	20,762	0.55%	867	0.03%
Total	4,290,203	100%	3,669,417	100%	3,760,324	100%	3,188,236	100%
Demand [days]								
Entire homes	650,512	90.82%	521,419	79.90%	564,100	75.37%	545,896	96.12%
Private rooms	64,907	9.06%	130,539	20.00%	181,992	24.32%	21,640	3.81%
Shared rooms	815	0.11%	603	0.09%	2,330	0.31%	406	0.07%
Total	716,234	100%	652,561	100%	748,422	100%	567,942	100%
Revenue [USD]								
Entire homes	84,808,118	95.60%	73,129,339	89.19%	98,256,294	86.92%	116,308,484	98.19%
Private rooms	3,869,671	4.36%	8,826,066	10.76%	14,715,891	13.02%	2,128,978	1.80%
Shared rooms	30,195	0.03%	33,579	0.04%	75,812	0.07%	10,976	0.01%
Total	88,707,984	100%	81,988,984	100%	113,047,997	100%	118,448,438	100%

Gli host del primo quartile e, ancor di più, quelli del quarto concentrano la propria offerta su interi appartamenti. Gli host del secondo e del terzo quartile, pur dedicando almeno il 70% della propria offerta a intere case, sono relativamente più attivi nella commercializzazione di stanze private. Analoghe considerazioni sono valide per ciò che concerne il lato della domanda. Per quanto riguarda i ricavi, nei 3 anni analizzati, almeno l'84% proviene dalla locazione di interi appartamenti. In base a quanto rilevato in precedenza, il peso relativo dei ricavi generati dalla locazione di interi appartamenti è maggiore per coloro che possiedono un unico listing e, ancor di più, per i multiproprietari inseriti nel quarto quartile.

La tabella 3.4 mette a confronto il rating medio, che è definito su una scala da 1 a 5 (1=pessimo; 2=scarso; 3=sufficiente; 4=ottimo; 5=eccellente), ottenuto dalle diverse tipologie di host e la percentuale delle valutazioni medie racchiuse in sei fasce (1-2; 2-3; 3-3.5; 3.5-4; 4-4.5; 4.5-5) al variare del quartile di appartenenza dell'host:

Tabella 3.4: valutazioni dei clienti al variare della host structure

2018	Rating mean	Rating st. dev.	Number of reviews	Avg number of rev. per act. list.
-------------	--------------------	------------------------	--------------------------	--

Q1	4.70	0.41	405,415			24.76
Q2	4.68	0.44	355,306			26.02
Q3	4.62	0.48	303,924			24.29
Q4	4.47	0.60	137,454			19.85
2019						
Q1	4.73	0.37	465,697			33.03
Q2	4.71	0.39	408,308			33.99
Q3	4.67	0.44	338,859			29.45
Q4	4.47	0.62	133,749			21.00
2020						
Q1	4.74	0.34	461,343			38.13
Q2	4.73	0.36	406,290			39.83
Q3	4.68	0.41	331,529			33.95
Q4	4.48	0.62	117,547			21.89
2018						
R1-2%						
Q1	0.15%	0.25%	1.20%	1.45%	12.36%	84.58%
Q2	0.18%	0.42%	1.36%	1.91%	13.89%	82.23%
Q3	0.23%	0.56%	1.89%	2.80%	16.91%	77.61%
Q4	0.49%	1.10%	4.19%	3.80%	25.73%	64.69%
2019						
Q1	0.14%	0.14%	0.89%	1.15%	10.43%	87.25%
Q2	0.13%	0.30%	0.79%	1.51%	12.06%	85.20%
Q3	0.23%	0.33%	1.39%	1.89%	14.53%	81.63%
Q4	0.49%	1.26%	4.40%	4.11%	24.14%	65.60%
2020						
Q1	0.08%	0.17%	0.73%	0.98%	9.75%	88.29%
Q2	0.11%	0.22%	0.74%	1.27%	10.88%	86.78%
Q3	0.13%	0.29%	1.22%	1.76%	13.22%	83.38%
Q4	0.50%	1.42%	4.02%	4.02%	23.32%	66.72%

Nel periodo oggetto dello studio, il rating medio decresce all'aumentare del numero di listing amministrati dall'host: gli operatori inseriti nel primo quartile ottengono una valutazione media tra 4.70 e 4.74 e quelli del quarto quartile conseguono un rating medio, che oscilla tra 4.47 e 4.48. Il valor medio della valutazione cresce nel tempo indipendentemente dalla tipologia di host: a registrare il miglioramento più consistente sono i multiproprietari del terzo quartile. A differenza delle valutazioni medie, la dispersione delle valutazioni cresce all'aumentare del numero di property possedute. Per quanto concerne il numero medio di recensioni per listing attivo, gli host del secondo

quartile ne ricevono più di tutti gli operatori inseriti negli altri tre quartili. Ad ottenerne decisamente meno sono i multiproprietari del quarto quartile (-24% nel 2018, -38% nel 2019 e -45% nel 2020 rispetto agli host del secondo quartile). A conferma di quanto rilevato poc'anzi, si osserva che la percentuale di recensioni nella fascia tra 4.5 e 5 decresce all'aumentare del numero di property gestite in ciascuno dei tre anni oggetto dello studio: nel 2020, ad esempio, gli host del primo quartile ottengono l'88.3% delle proprie valutazioni medie nel sopracitato intervallo, contro il 66.7% dei multiproprietari del quarto quartile. Questi ultimi ottengono una percentuale di valutazioni medie significativamente superiore nella fascia compresa tra 4 e 4.5: si conferma una maggior dispersione verso il basso delle valutazioni medie di questa categoria di operatori.

La tabella 3.5 mostra il numero di annunci attivi localizzati ad una distanza inferiore ad un chilometro dal centro città, al variare della tipologia di host.

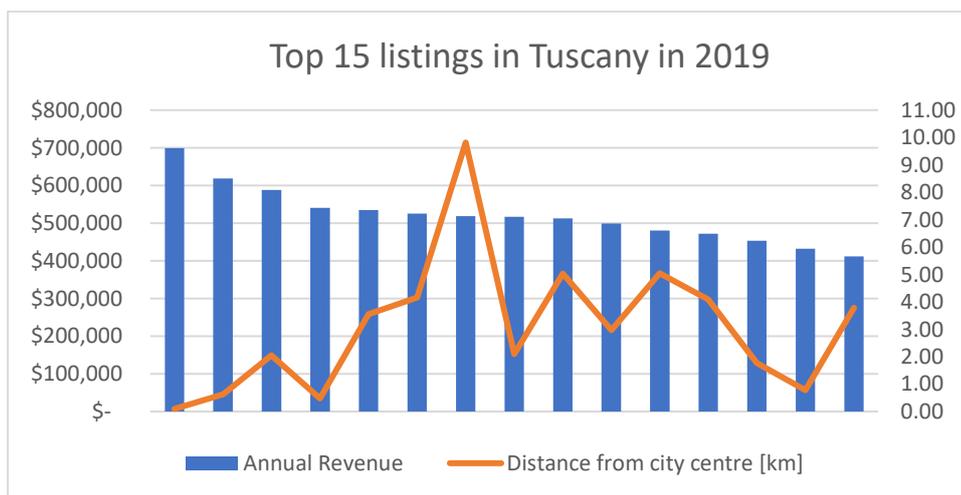
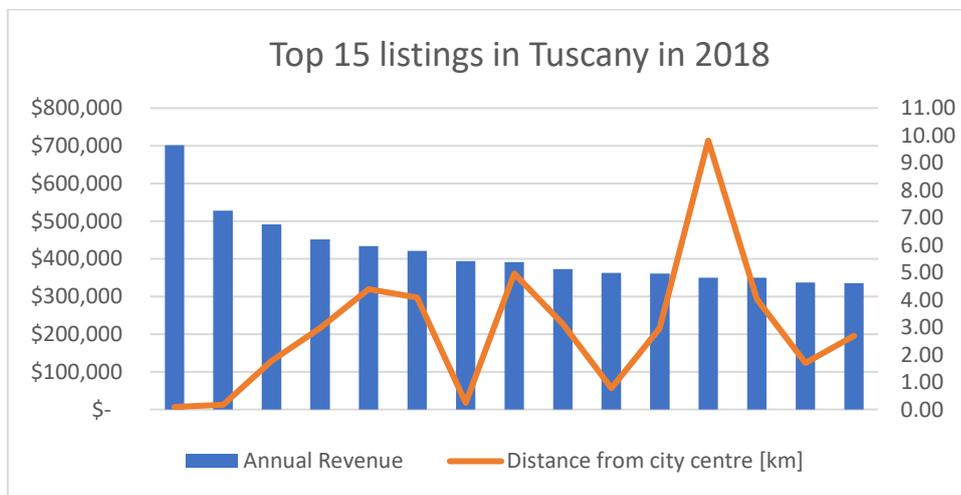
Tabella 3.5: percentuale di property possedute ad una distanza inferiore ad un chilometro dal centro città

2018	Dist<0.5	%	0.5<=Dist<1	%	Dist<1	%	Active Listings
Q1	4,247	17.9%	3,331	14.0%	7,578	31.9%	23,743
Q2	3,322	16.9%	2,831	14.4%	6,153	31.3%	19,671
Q3	2,970	15.5%	2,854	14.9%	5,824	30.4%	19,153
Q4	2,773	13.4%	2,994	14.5%	5,767	27.9%	20,662
2019							
Q1	3,188	18.0%	2,500	14.1%	5,688	32.1%	17,720
Q2	2,553	16.8%	2,061	13.6%	4,614	30.4%	15,166
Q3	2,448	15.6%	2,138	13.7%	4,586	29.3%	15,663
Q4	1,954	12.7%	2,185	14.2%	4,139	26.9%	15,407
2020							
Q1	2,444	18.8%	1,909	14.7%	4,353	33.4%	13,014
Q2	1,879	16.9%	1,627	14.6%	3,506	31.5%	11,147
Q3	1,886	16.3%	1,609	13.9%	3,495	30.2%	11,583
Q4	1,361	12.9%	1,509	14.3%	2,870	27.2%	10,555

La percentuale di property, rispetto a quelle possedute da ciascuna categoria di host, ad una distanza inferiore ai 500 metri dal centro della città è decrescente all'aumentare del numero di annunci gestiti: ad esempio nel 2018, si passa dal 17.9% degli host del primo quartile al 13.4% dei multiproprietari del quarto quartile. Se si considerano le property ad una distanza compresa tra i 500 metri ed i 1000 metri, non vi è una tendenza uniforme nel periodo oggetto dello studio: nel 2018, sono gli host del quarto quartile a possederne

una percentuale superiore; nel 2020, invece, sono gli host del primo quartile ad amministrarne una quota superiore rispetto al totale della propria categoria. Considerando i due dati in aggregato, emerge che coloro che amministrano un unico listing possiedono una percentuale maggiore di property ad una distanza inferiore al kilometro dal centro città rispetto ai multiproprietari del secondo, terzo e quarto quartile: all'aumentare del numero delle property gestite, decresce la percentuale di annunci gestiti nel raggio di un kilometro dal centro città.

La figura 3.7 mostra la distanza dal centro città dei primi 15 annunci per ricavi annuali in Toscana nel 2018, nel 2019 e nel 2020.



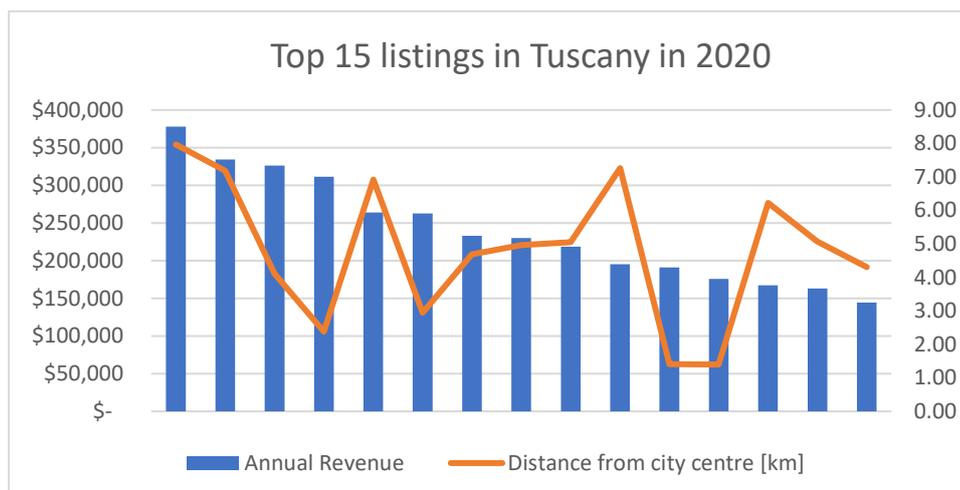


Figura 3.7: distanza dal centro città dei primi 15 annunci per ricavi annuali nel 2018, nel 2019 e nel 2020

Si osserva che, nel 2018 e nel 2019, quattro dei primi quindici annunci per ricavi annuali sono localizzati ad una distanza inferiore al chilometro dal centro cittadino. Nel 2020, invece, nessuno dei primi quindici annunci per ricavi annuali si trova nel raggio di un chilometro dal centro città. Si evidenzia, inoltre, come la totalità degli annunci sia gestita da multiproprietari. Non si tratta di un risultato inaspettato in quanto bisogna tenere conto che si sta analizzando l'intera regione, nella quale sono notoriamente presenti molte proprietà di pregio anche in contesti non cittadini. Ad esempio, Le colline del Chianti rappresentano una delle mete turistiche più apprezzate della Toscana.

Un ulteriore approfondimento dell'analisi è fornito dalla tabella 3.6, che mostra come mutano domanda, offerta e ricavi al variare della host structure nelle prime tre città toscane per ricavi annuali. Nel periodo oggetto dell'analisi, ai primi tre posti della classifica e nel medesimo ordine si osservano:

- i. Firenze;
- ii. Lucca;
- iii. Cortona.

Tabella 3.6: domanda, offerta e ricavi al variare della host structure a Firenze, Lucca e Cortona

2018 Supply									
Rank	City	Q1	%	Q2	%	Q3	%	Q4	%
1	Firenze	975,957	26.6%	868,365	23.7%	957,064	26.1%	868,162	23.7%
2	Lucca	273,077	31.5%	213,360	24.6%	194,327	22.4%	186,313	21.5%
3	Cortona	69,654	18.3%	65,483	17.2%	70,300	18.5%	175,045	46.0%

Total top 3 cities	1,318,688	26.8%	1,147,208	23.3%	1,221,691	24.8%	1,229,520	25.0%	
Other cities	4,301,844	28.7%	3,605,878	24.1%	3,580,007	23.9%	3,477,174	23.2%	
Total Toscana	5,620,532	28.3%	4,753,086	23.9%	4,801,698	24.2%	4,706,694	23.7%	
2018 Demand									
Rank	City	Q1	%	Q2	%	Q3	%	Q4	%
1	Firenze	417,563	26.6%	384,615	24.5%	397,634	25.4%	367,615	23.5%
2	Lucca	53,272	28.8%	43,278	23.4%	41,769	22.5%	46,956	25.3%
3	Cortona	10,886	11.9%	11,713	12.8%	13,127	14.4%	55,708	60.9%
Total top 3 cities		481,721	26.1%	439,606	23.8%	452,530	24.5%	470,279	25.5%
Other cities		782,985	23.0%	703,660	20.7%	720,849	21.2%	1,193,517	35.1%
Total Toscana		1,264,706	24.1%	1,143,266	21.8%	1,173,379	22.4%	1,663,796	31.7%
2018 Revenue									
Rank	City	Q1	%	Q2	%	Q3	%	Q4	%
1	Firenze	41,116,569	21.9%	39,464,073	21.1%	47,925,098	25.6%	58,898,452	31.4%
2	Lucca	6,210,289	24.3%	5,079,273	19.9%	5,380,788	21.1%	8,886,368	34.8%
3	Cortona	1,584,950	7.4%	1,967,465	9.2%	2,683,625	12.5%	15,153,844	70.8%
Total top 3 cities		48,911,808	20.9%	46,510,812	19.8%	55,989,511	23.9%	82,938,664	35.4%
Other cities		94,282,280	17.7%	89,305,175	16.8%	113,819,916	21.4%	235,615,836	44.2%
Total Toscana		143,194,088	18.7%	135,815,987	17.7%	169,809,426	22.1%	318,554,500	41.5%

2019 Supply

Rank	City	Q1	%	Q2	%	Q3	%	Q4	%
1	Firenze	938,485	27.3%	823,334	23.9%	928,732	27.0%	748,003	21.8%
2	Lucca	259,221	33.4%	184,358	23.8%	164,212	21.2%	167,539	21.6%
3	Cortona	66,559	18.0%	51,967	14.1%	77,959	21.1%	172,892	46.8%
Total top 3 cities		1,264,265	27.6%	1,059,659	23.1%	1,170,903	25.5%	1,088,434	23.7%
Other cities		4,088,103	28.1%	3,536,994	24.3%	3,623,910	24.9%	3,289,935	22.6%
Total Toscana		5,352,368	28.0%	4,596,653	24.0%	4,794,813	25.1%	4,378,369	22.9%

2019 Demand

Rank	City	Q1	%	Q2	%	Q3	%	Q4	%
1	Firenze	483,006	26.8%	434,783	24.1%	481,726	26.7%	405,153	22.5%
2	Lucca	63,178	27.6%	49,485	21.6%	50,236	22.0%	65,947	28.8%
3	Cortona	12,777	13.2%	9,919	10.3%	17,673	18.3%	56,325	58.3%
Total top 3 cities		558,961	26.2%	494,187	23.2%	549,635	25.8%	527,425	24.8%
Other cities		959,313	23.6%	875,684	21.6%	950,840	23.4%	1,271,569	31.3%
Total Toscana		1,518,274	24.5%	1,369,871	22.1%	1,500,475	24.2%	1,798,994	29.1%

2019 Revenue

Rank	City	Q1	%	Q2	%	Q3	%	Q4	%
1	Firenze	46,939,379	22.2%	43,841,328	20.8%	57,982,769	27.5%	62,369,506	29.5%
2	Lucca	7,044,079	21.5%	6,009,642	18.3%	5,922,130	18.1%	13,793,420	42.1%
3	Cortona	1,965,867	8.4%	1,894,887	8.1%	3,465,165	14.8%	16,154,781	68.8%
Total top 3 cities		55,949,326	20.9%	51,745,857	19.4%	67,370,063	25.2%	92,317,708	34.5%

Other cities	114,017,718	17.8%	107,798,198	16.8%	150,045,070	23.4%	269,860,535	42.1%
Total Toscana	169,967,044	18.7%	159,544,055	17.5%	217,415,134	23.9%	362,178,243	39.8%

2020 Supply

Rank	City	Q1	%	Q2	%	Q3	%	Q4	%
1	Firenze	824,882	27.4%	726,822	24.2%	849,115	28.2%	605,505	20.1%
2	Lucca	196,169	34.9%	136,322	24.3%	113,823	20.3%	115,518	20.6%
3	Cortona	50,685	18.3%	40,380	14.6%	54,373	19.7%	131,114	47.4%
Total top 3 cities		1,071,736	27.9%	903,524	23.5%	1,017,311	26.5%	852,137	22.2%
Other cities		3,218,467	29.1%	2,765,893	25.0%	2,743,013	24.8%	2,336,099	21.1%
Total Toscana		4,290,203	28.8%	3,669,417	24.6%	3,760,324	25.2%	3,188,236	21.4%

2020 Demand

Rank	City	Q1	%	Q2	%	Q3	%	Q4	%
1	Firenze	149,416	24.8%	138,436	23.0%	184,974	30.7%	129,114	21.4%
2	Lucca	26,852	31.0%	19,100	22.0%	22,745	26.3%	17,950	20.7%
3	Cortona	6,488	19.1%	4,633	13.7%	8,255	24.3%	14,550	42.9%
Total top 3 cities		182,756	25.3%	162,169	22.4%	215,974	29.9%	161,614	22.4%
Other cities		533,478	27.2%	490,392	25.0%	532,448	27.1%	406,328	20.7%
Total Toscana		716,234	26.7%	652,561	24.3%	748,422	27.9%	567,942	21.2%

2020 Revenue

Rank	City	Q1	%	Q2	%	Q3	%	Q4	%
1	Firenze	13,424,093	21.3%	12,555,534	20.0%	20,061,268	31.9%	16,850,075	26.8%
2	Lucca	3,254,526	25.2%	2,486,330	19.3%	2,833,645	21.9%	4,340,933	33.6%
3	Cortona	1,240,482	14.0%	1,061,598	12.0%	1,837,013	20.8%	4,705,129	53.2%
Total top 3 cities		17,919,101	21.2%	16,103,462	19.0%	24,731,925	29.2%	25,896,136	30.6%
Other cities		70,788,883	22.3%	65,885,522	20.7%	88,316,072	27.8%	92,552,302	29.1%
Total Toscana		88,707,984	22.1%	81,988,984	20.4%	113,047,997	28.1%	118,448,438	29.5%

3.1.1 FIRENZE

Firenze, capoluogo della Toscana, è il primo comune della regione per popolazione¹⁶. La città, patrimonio dell'UNESCO dal 1982, è considerata una delle più belle al mondo grazie ai suoi monumenti e musei: il Duomo, Santa Croce, gli Uffizi, Santa Maria Novella, Ponte Vecchio e Piazza della Signoria. Firenze è la quarta città italiana per numero di visitatori¹⁷ e la diciassettesima in Europa¹⁸.

Firenze è il mercato più importante per Airbnb in Toscana: nel 2018, da sola, garantiva il 18% dell'offerta, il 30% della domanda e il 24% dei ricavi regionali. Nei successivi 2 anni, la sua importanza relativa è via via diminuita: nel 2019, Firenze intercettava il 29% della domanda regionale, a fronte del 17% dell'offerta, e garantiva il 23% dei ricavi generati dalla piattaforma in Toscana. La pandemia di Covid-19 ha contribuito a marginalizzare maggiormente il ruolo della città: nel 2020, ha generato il 16% dei ricavi regionali e ha intercettato "soltanto" il 22% della domanda.

La figura 3.8 mostra una panoramica dei listing attivi a Firenze dal 2018 al 2020 e permette di osservare che il numero delle property attive in città è diminuito in ciascuno degli anni presi in considerazione.

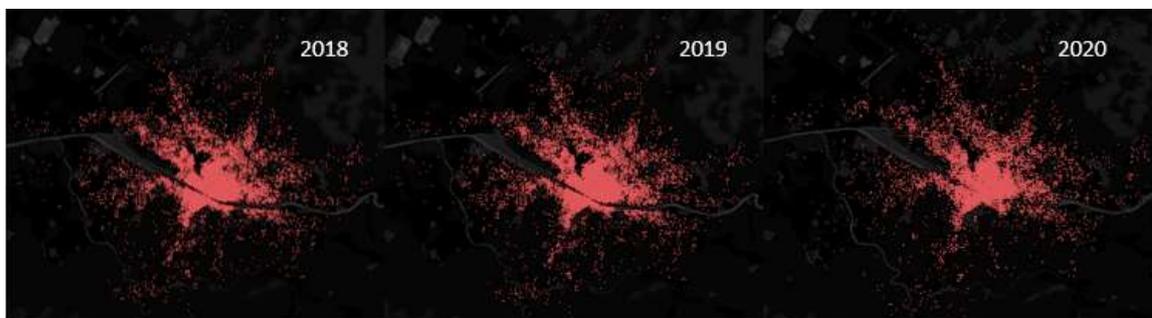


Figura 3.8: distribuzione spaziale dei listing attivi a Firenze

La figura 3.9 permette di quantificare quanto affermato in precedenza: nel 2018 sono stati registrati 16,795 listing attivi e nel 2020 ne sono stati registrati 12,926 (-1,813 dal 2018 al 2019 e -2,056 dal 2019 al 2020). Nel periodo oggetto dello studio, il numero degli annunci attivi nel centro storico è diminuito del 20% (-1,713 property attive, il 44% della perdita

¹⁶ Fonte: dati ISTAT 2021

¹⁷ Fonte: dati ISTAT 2021

¹⁸ Fonte: dati EUROSTAT 2021

totale). Nel secondo quartiere per importanza, Santo Spirito-San Frediano, il numero dei listing attivi si è contratto di 831 unità (il 21% della perdita totale); analogamente, a Campo di Marte, gli annunci attivi si sono ridotti di 658 unità (il 17% della perdita totale).

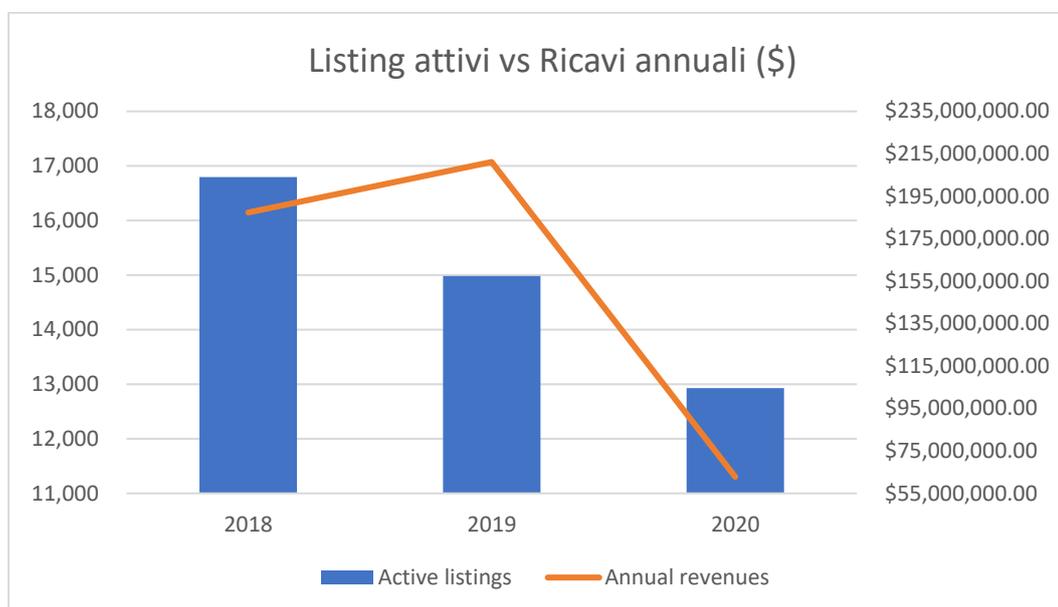


Figura 3.9: listing attivi e ricavi annuali a Firenze

La diminuzione dei listing attivi dal 2018 al 2019 coincide con l'aumento di ricavi e domanda: si tratta dello stesso fenomeno osservato a livello regionale. La pandemia di Covid-19 ha indotto una riduzione molto significativa dei ricavi pari a \$148,331,798 (-70%), superiore rispetto alla media regionale (-56%).

Il 78% dei ricavi è generato da multiproprietari: nel 2018 e nel 2019, gli host del quarto quartile si aggiudicano la quota più elevata; nel 2020, invece, sono i proprietari del terzo quartile a produrre quasi un terzo dei ricavi generati a Firenze, in quanto intercettano il 30.7% della domanda, a fronte del 28.2% dell'offerta. È interessante notare come, nelle altre due città analizzate e, in aggregato, in Toscana, gli host del quarto quartile avessero sempre generato una percentuale relativamente maggiore di ricavi.

Nello periodo oggetto di studio, il numero degli host si è ridotto dai 7,810 del 2018 ai 7,239 dell'anno successivo, fino ai 6,185 del 2020. La percentuale dei multiproprietari a Firenze oscilla tra il 41% e il 42% degli host attivi (figura 3.10).

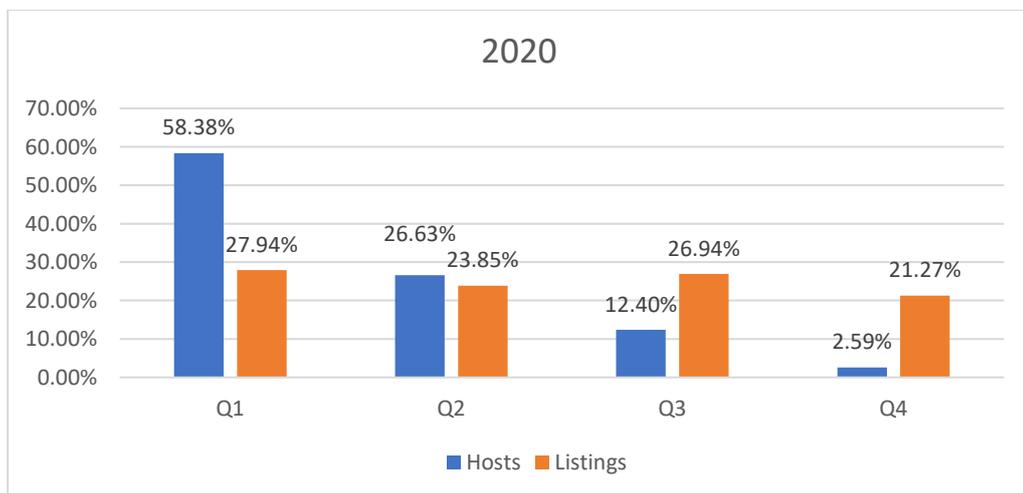
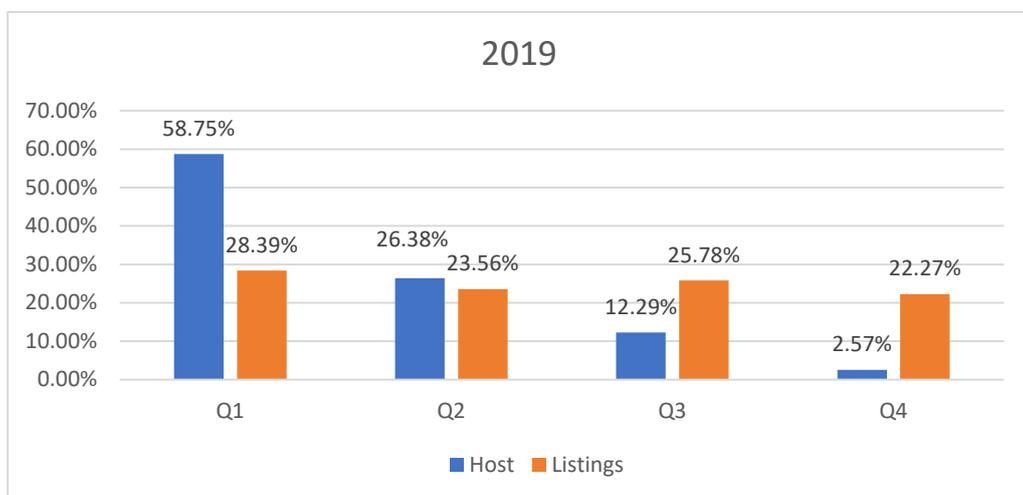
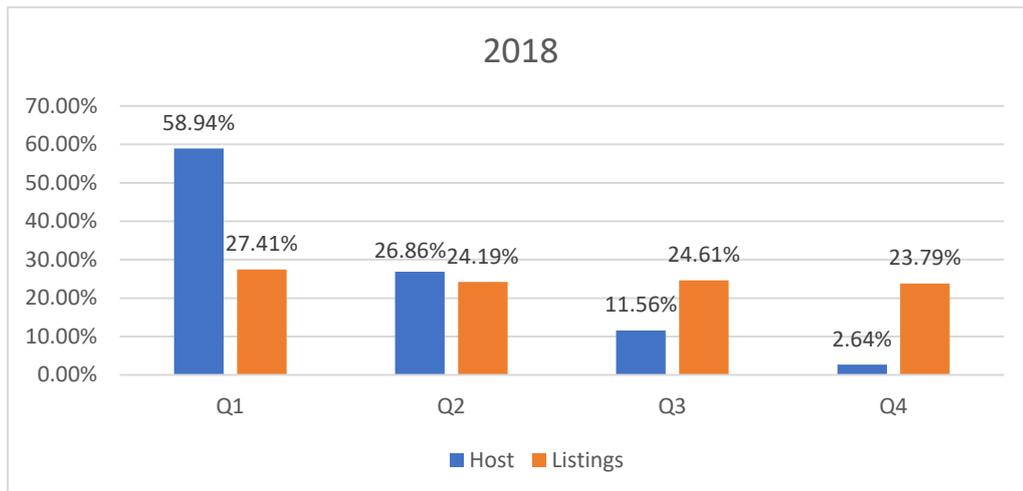


Figura 3.10: percentuale di host inseriti in ciascun quartile e percentuale di property gestite dagli host inseriti in ciascun quartile nel 2018, 2019 e 2020

Gli host che possiedono almeno 100 listing sono 40 nel 2018, 44 nel 2019 e 39 nel 2020 (figura 3.11). In quest'ultimo anno, lo 0.6% degli operatori attivi sulla piattaforma possiede il 5.6% dei listing attivi. È evidente che rispetto al dato regionale, questa

categoria di multiproprietari ha un peso relativamente minore. Un'ulteriore conferma della minore asimmetria relativa delle quote di mercato è fornita dall'indice di Gini, che è sempre inferiore rispetto al dato regionale:

- i. $GI_{2018} = 0.76$;
- ii. $GI_{2019} = 0.72$;
- iii. $GI_{2020} = 0,75$.

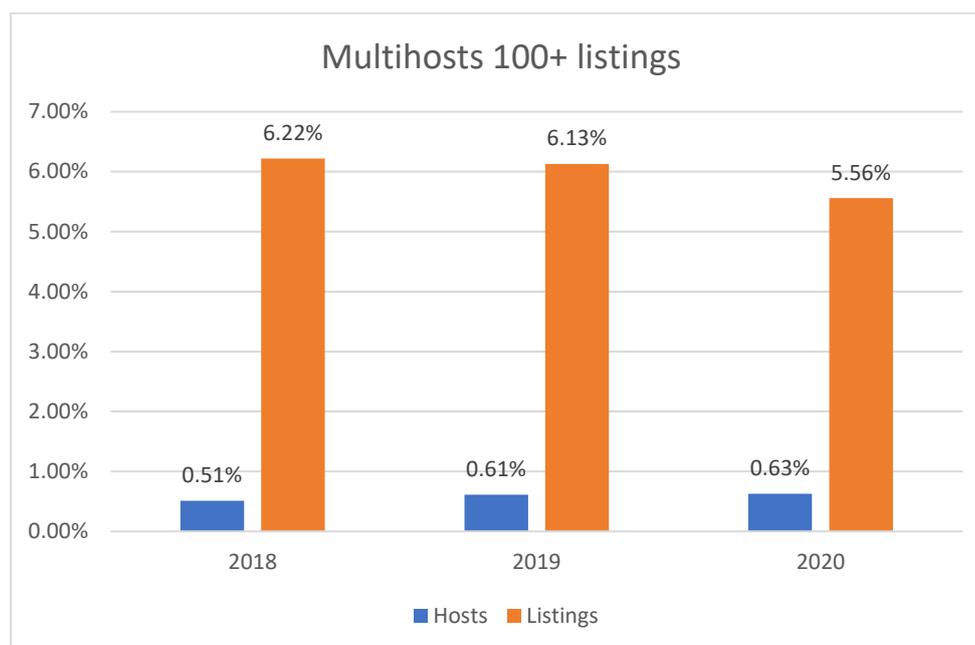


Figura 3.11: percentuale di property gestite dai multiproprietari che amministrano almeno 100 annunci

Analizzando i dati mensili in figura 3.12, si osserva che, a differenza di quanto avviene a livello regionale, non è presente una stagionalità marcata per quanto concerne la domanda, che risulta essere relativamente più uniforme nei diversi mesi dell'anno.

Nel 2018 e nel 2019, le due misure citate poc'anzi raggiungono il proprio apice nel mese di giugno: nel primo anno, il tasso di occupazione è pari al 57% e un listing attivo rende, in media, \$1,756; nel secondo anno, l'occupancy rate raggiunge il 70% e, in media, i ricavi mensili per listing attivo ammontano a \$2,167. L'impatto del Covid-19 è, nuovamente, evidente se si considera che il miglior tasso di occupazione registrato, nel mese di agosto, è pari al 27% e una property attiva rende, in media, \$589.

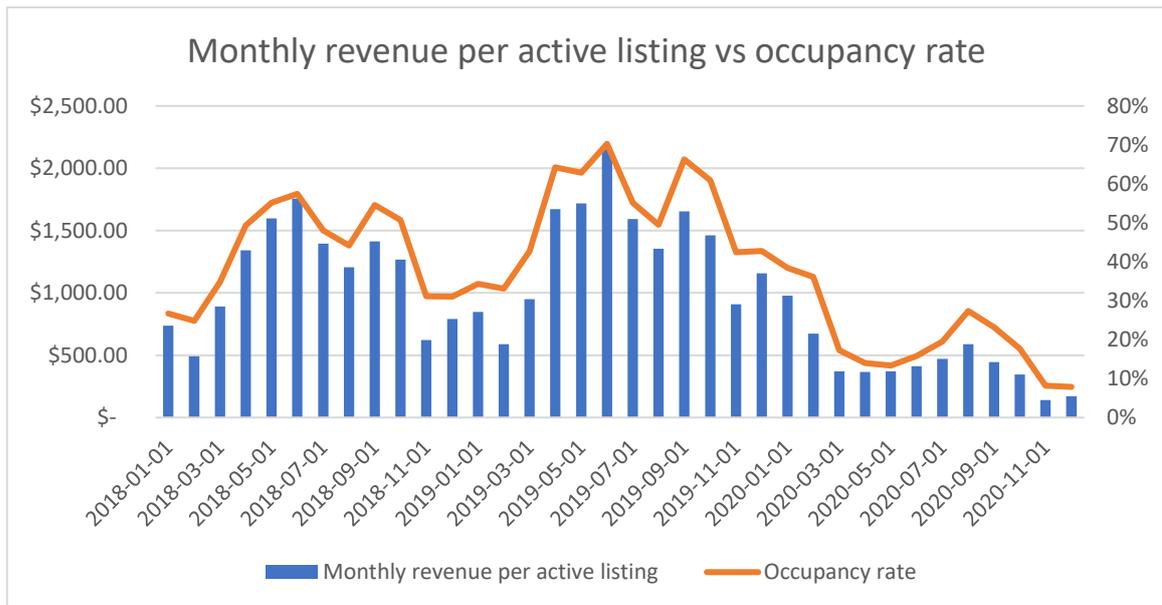


Figura 3.12: ricavi mensili per listing attivo e tasso di occupazione mensile

Domanda, offerta e ricavi non sono, ovviamente, distribuiti uniformemente nelle diverse zone della città, come si può osservare nell'allegato 7.4.1.1. Il centro storico è decisamente il quartiere più richiesto dagli utilizzatori di Airbnb. Santo Spirito-San Frediano e Campo di Marte sono, rispettivamente, il secondo e il terzo quartiere per importanza relativa sulla piattaforma. Le property del centro storico ottengono un coefficiente di riempimento maggiore o uguale – nel 2019 – rispetto a quelle localizzate negli altri quartieri. Inoltre, nel 2018 e nel 2020, esse generano i migliori ricavi annuali per listing attivo (figura 3.13). Invece, nel 2019, è il quartiere di Santo Spirito-San Frediano a vantare i ricavi annuali per listing attivo più elevati, a parità di coefficiente di occupazione. La pandemia di Covid-19 ha portato ad una drastica riduzione dei ricavi annuali in ciascuno dei tre quartieri poc'anzi menzionati. Nel centro storico, i ricavi annuali sono diminuiti di \$92,528,136 (-70%); in Santo Spirito-San Frediano sono decresciuti di \$28,877,531 (-76%); a Campo di Marte i ricavi si sono ridotti di \$10,201,011 (-71%).

La figura 3.14 mostra la percentuale di property possedute dagli host inseriti in ciascuno dei quartili. Nel centro storico, in ciascuno degli anni oggetto dello studio, al crescere del numero di property amministrare aumenta la percentuale di annunci gestiti. Per quel che concerne il secondo quartiere per importanza, non vi è una relazione di proporzionalità diretta come osservato nel caso del centro Storico. Tuttavia, sono gli host del quarto quartile a possedere una percentuale di property in Santo Spirito-San Frediano superiore

rispetto alle altre categorie di host. Nei quartieri in cui la domanda è più bassa a causa della loro minore attrattività per i turisti, si osserva che il numero delle property possedute nella zona decresce all'aumentare del numero di annunci gestiti.

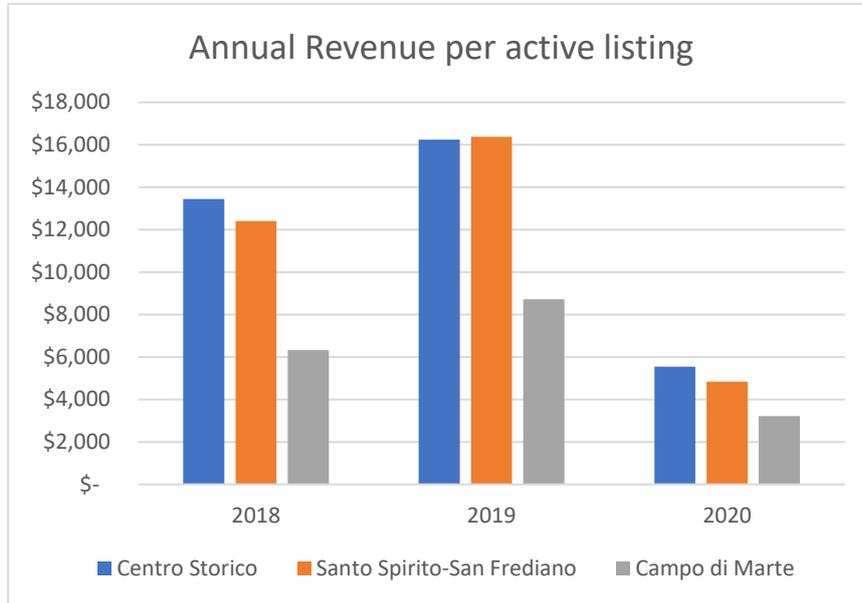
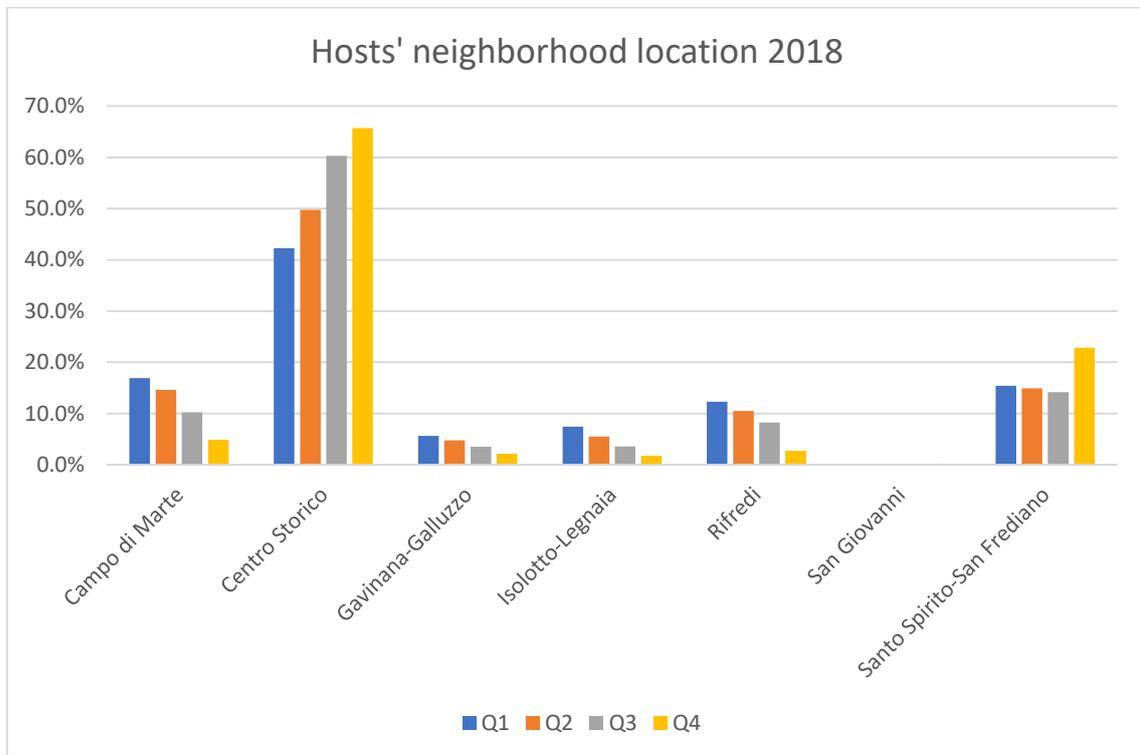


Figura 3.13: ricavi annuali per listing attivo nel centro storico, a Santo Spirito-San Frediano e a Campo di Marte



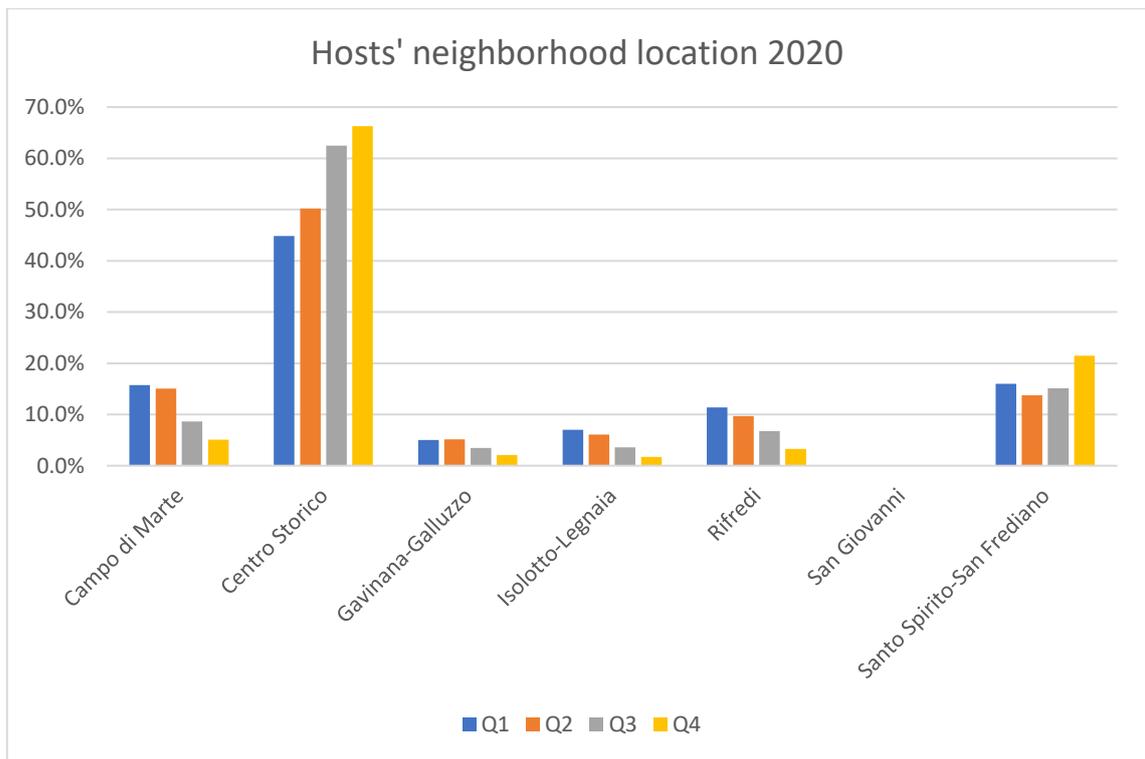
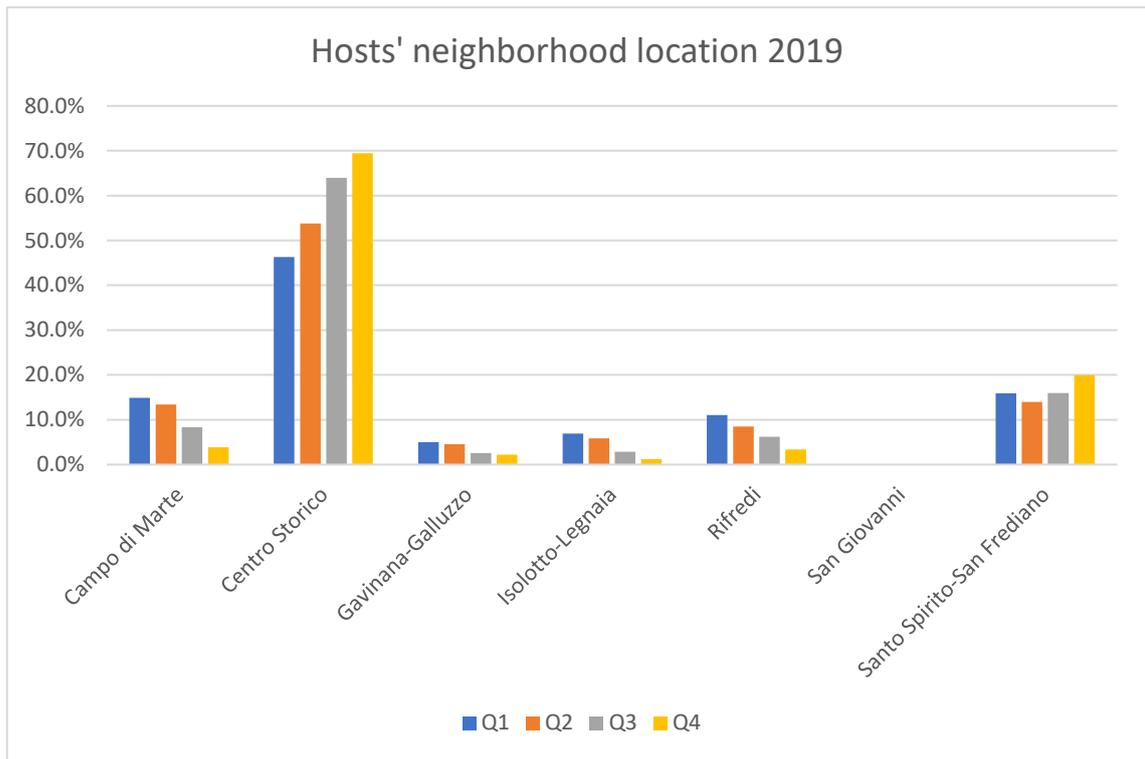


Figura 3.14: percentuale di property possedute da ciascuna categoria di host nei diversi quartieri di Firenze

Un'ulteriore conferma è osservabile in tabella 3.7, che mostra il numero di annunci attivi localizzati ad una distanza inferiore ad un kilometro dal centro città, al variare della tipologia di host.

Tabella 3.7: numero di annunci attivi localizzati ad una distanza inferiore ad un kilometro dal centro città al variare della tipologia di host

2018	Dist<0.5	%	0.5<=Dist<1	%	Dist<1	%	Active Listings
Q1	526	11.4%	1,212	26.3%	1,738	37.8%	4,603
Q2	653	16.1%	1,163	28.6%	1,816	44.7%	4,063
Q3	762	18.4%	1,389	33.6%	2,151	52.0%	4,134
Q4	1,115	27.9%	1,648	41.3%	2,763	69.2%	3,994
2019							
Q1	410	12.4%	946	28.5%	1,356	40.9%	3,318
Q2	460	16.0%	814	28.4%	1,274	44.4%	2,867
Q3	640	20.9%	1,042	34.0%	1,682	54.8%	3,069
Q4	756	27.7%	1,155	42.3%	1,911	70.0%	2,731
2020							
Q1	354	14.0%	738	29.2%	1,092	43.3%	2,524
Q2	351	15.9%	718	32.5%	1,069	48.3%	2,212
Q3	551	24.1%	790	34.5%	1,341	58.6%	2,289
Q4	557	29.5%	807	42.8%	1,364	72.4%	1,885

In primo luogo, si osserva che la tendenza è del tutto opposta a quella riscontrata a livello regionale: al crescere del numero degli annunci posseduti, aumenta la percentuale di property gestite nel raggio di un kilometro dal centro città. Quanto rilevato poc'anzi, è vero sia gli annunci per gli annunci con una distanza inferiore ai 500 metri dal centro città che per quelli con una distanza compresa tra i 500 metri e i 1000 metri. È interessante notare come i multiproprietari del quarto quartile possiedono circa il 70% dei propri annunci nel raggio di un kilometro dal centro città, nel periodo oggetto dello studio (il 69.2% nel 2018, il 70% nel 2019 e il 72.4% nel 2020). Vi è uno scarto consistente rispetto alle altre categorie di host: quelli del primo quartile passano dal 37.8% del 2018 al 43.3% del 2020.

La tabella 3.8 mette a confronto il rating medio ottenuto dalle diverse tipologie di host.

Tabella 3.8: valutazioni dei clienti al variare della tipologia di host

2018	Rating mean	Rating st. dev.	Number of reviews	Avg number of rev. per act. list.
Q1	4.71	0.37	194,935	51.24
Q2	4.66	0.42	184,260	55.72
Q3	4.57	0.48	175,274	53.90
Q4	4.48	0.51	108,680	35.95
2019				

Q1	4.74	0.31	220,035			72.48
Q2	4.72	0.32	203,535			78.43
Q3	4.64	0.40	187,204			69.46
Q4	4.50	0.48	103,391			44.35
2020						
Q1	4.75	0.27	212,316			85.92
Q2	4.74	0.29	197,497			91.77
Q3	4.67	0.36	175,674			81.03
Q4	4.54	0.41	88,518			52.22
2018						
R1-2%			R3-3.5%	R3.5-4%	R4-4.5%	R4.5-5%
Q1	0.11%	0.26%	0.92%	1.34%	10.99%	86.38%
Q2	0.18%	0.51%	1.42%	2.18%	13.43%	82.28%
Q3	0.28%	0.62%	2.18%	3.63%	18.67%	74.63%
Q4	0.46%	0.53%	2.78%	4.13%	26.73%	65.37%
2019						
Q1	0.07%	0.13%	0.59%	0.99%	8.33%	89.89%
Q2	0.04%	0.15%	0.69%	1.04%	10.79%	87.28%
Q3	0.15%	0.15%	1.56%	2.08%	15.36%	80.71%
Q4	0.30%	0.51%	2.66%	3.95%	24.54%	68.04%
2020						
Q1	0.00%	0.16%	0.32%	0.69%	7.77%	91.06%
Q2	0.05%	0.05%	0.51%	0.79%	8.46%	90.15%
Q3	0.05%	0.18%	1.11%	1.89%	12.82%	83.95%
Q4	0.12%	0.29%	1.83%	3.19%	23.19%	71.39%

Come avviene a livello regionale, anche nel caso di Firenze, si osserva che il rating medio diminuisce al crescere del numero di property possedute dall'host: le recensioni migliori sono ottenute da coloro che gestiscono un unico listing e le peggiori dai multiproprietari del quarto quartile. Esattamente come a livello regionale, il valore medio della valutazione cresce nel periodo oggetto dello studio e la dispersione delle valutazioni aumenta al crescere del numero di annunci gestiti. È interessante notare come i multiproprietari del quarto quartile ottengano un numero medio inferiore di recensioni per listing attivo: il 35% in meno, nel 2018, e il 43% in meno, nei successivi due anni, rispetto ai multiproprietari del secondo quartile, che ne ricevono di più di tutte le altre tipologie di host. Infine, si sottolinea che il numero medio di recensioni per listing attivo è superiore di due, talvolta tre, volte rispetto al dato regionale. A conferma di rilevato poc'anzi, si osserva che la percentuale di valutazioni medie inserite nella fascia compresa tra 4.5 e 5

decrese all'aumentare del numero di annunci gestiti dall'host. Si conferma quanto riscontrato a livello regionale anche nella fascia i cui limiti inferiore e superiore sono, rispettivamente, 4 e 4.5 in quanto la percentuale di valutazioni aumenta al crescere del numero di property possedute. Questo conferma che la dispersione delle recensioni è maggiore per coloro che gestiscono un numero più elevato di annunci. Quanto scritto è stato osservato in ciascuno dei tre anni oggetto della presente analisi.

3.1.2 LUCCA

Lucca, capoluogo dell'omonima provincia, è una delle città più conosciute della Toscana. È una delle poche città italiane che conserva intatta tutta la cerchia muraria rinascimentale ed è situata sulle rive del fiume Serchio. Lucca ha dato i natali a Giacomo Puccini, la cui casa è diventata un museo. Oltre all'antica dimora del compositore, i principali punti d'interesse sono: Piazza Napoleone, il Teatro del Giglio, piazza dell'Anfiteatro e il Duomo.

L'importanza relativa di Lucca nel mercato toscano di Airbnb è decisamente meno marcata rispetto a Firenze: nel 2018, la città generava il 3% dei ricavi regionali, a fronte del 4% di domanda e offerta. Nei 2 anni successivi, il quadro è rimasto quasi del tutto immutato. La tabella 3.6 mostra come circa un terzo dell'offerta provenga da coloro che gestiscono un unico listing: nel 2019 e nel 2020, rispettivamente, il 33.4% e il 34.9% dell'offerta era da imputare agli host del primo quartile. Questo dato è abbondantemente superiore rispetto al valore regionale nel periodo oggetto dello studio. Tuttavia, sono sempre gli host del quarto quartile a generare la percentuale di ricavi più elevata: nel 2019, essi producono il 42.1% dei ricavi cittadini, intercettando il 28.8% della domanda. La pandemia di Covid-19 non ha indotto un cambiamento dell'importanza relativa di Lucca nel mercato regionale, a differenza di quanto è avvenuto per Firenze. Tuttavia, si osserva una contrazione dei ricavi pari a \$19,853,836 (-61%), della domanda (-62%) e dell'offerta (-28%).

La figura 3.15 mostra una panoramica delle property attive a Lucca, nel 2018, nel 2019 e nel 2020, e permette di osservarne la costante diminuzione.

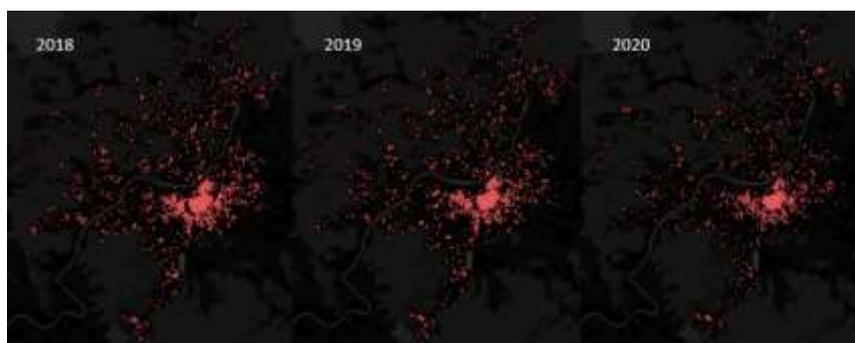


Figura 3.15: distribuzione spaziale dei listing attivi a Lucca

La figura 3.16 aiuta a quantificare quanto affermato in precedenza: nel 2018, i listing attivi sono stati 3,700; nell'anno successivo, se ne sono contati 3,190; nel 2020, le property attive sono state 2,433 (-510 dal 2018 al 2019; -757 dal 2019 al 2020).

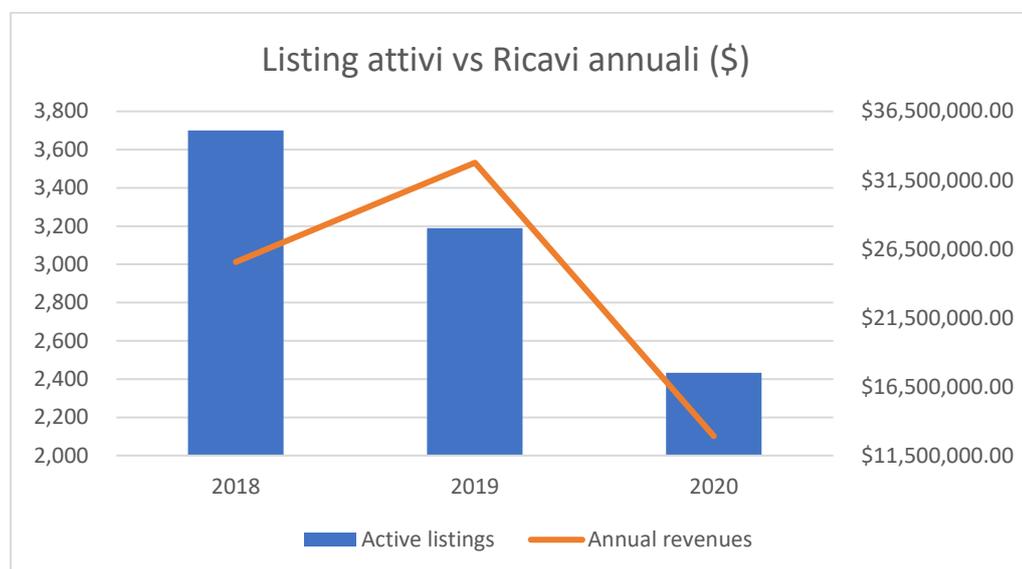


Figura 3.16: listing attivi e ricavi annuali a Lucca

La diminuzione dell'offerta dal 2018 al 2019 coincide con l'aumento di domanda e ricavi: anche a Lucca, si riscontra quanto osservato a Firenze e, in aggregato, a livello regionale. I multiproprietari costituiscono il 39% degli host attivi a Lucca e gestiscono il 68% dei listing attivi, nel 2018, e il 64% degli annunci nei due anni successivi.

Il numero degli host segue la tendenza osservata a livello regionale e a Firenze: nel 2018, gli operatori attivi sulla piattaforma sono 1,951; nel 2019, sono 1,760; nell'ultimo anno analizzato, il numero degli host attivi diminuisce a 1,338 (-191 dal 2018 al 2019; -422 dal 2019 al 2020). Gli operatori, che gestiscono almeno 100 listing attivi, sono 30 nel 2018, 39 nel 2019 e 35 nel 2020 (figura 3.17). Rispetto al dato regionale, questo gruppo di operatori ha un peso relativamente superiore rispetto al totale degli host attivi ma si occupa di gestire una percentuale di property minore.

Anche in questo caso, per valutare l'asimmetria delle quote di mercato detenute dai diversi host, si è scelto di calcolare l'indice di Gini:

- i. $GI_{2018} = 0.79$;
- ii. $GI_{2019} = 0.77$;
- iii. $GI_{2020} = 0,78$.

Nei tre anni oggetto dello studio, non si osservano particolari variazioni nella distribuzione delle quote di mercato, che, anche in questa città, appare marcatamente asimmetrica.

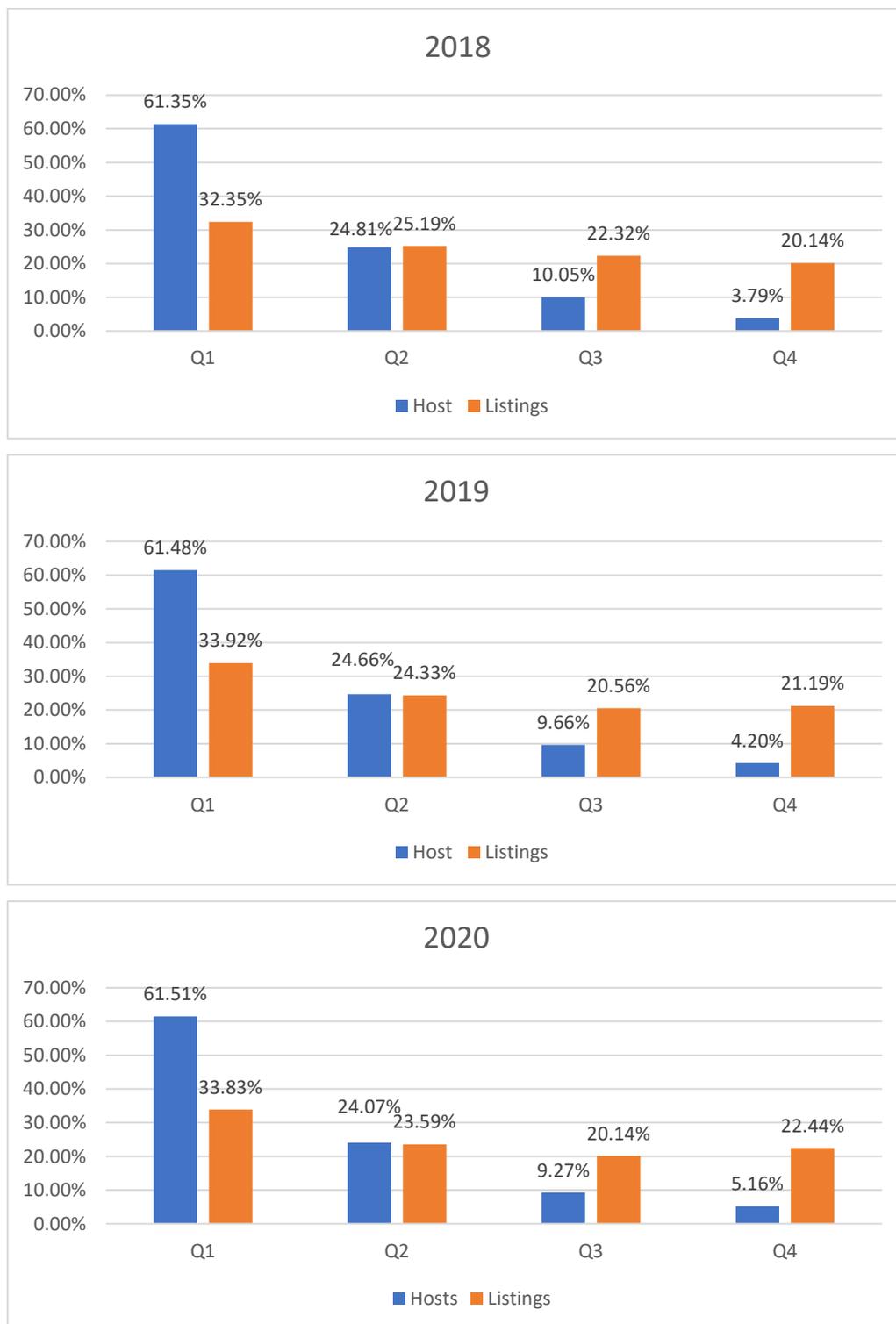


Figura 3.17: percentuale di host inseriti in ciascun quartile e percentuale di property gestite dagli host inseriti in ciascun quartile nel 2018, 2019 e 2020

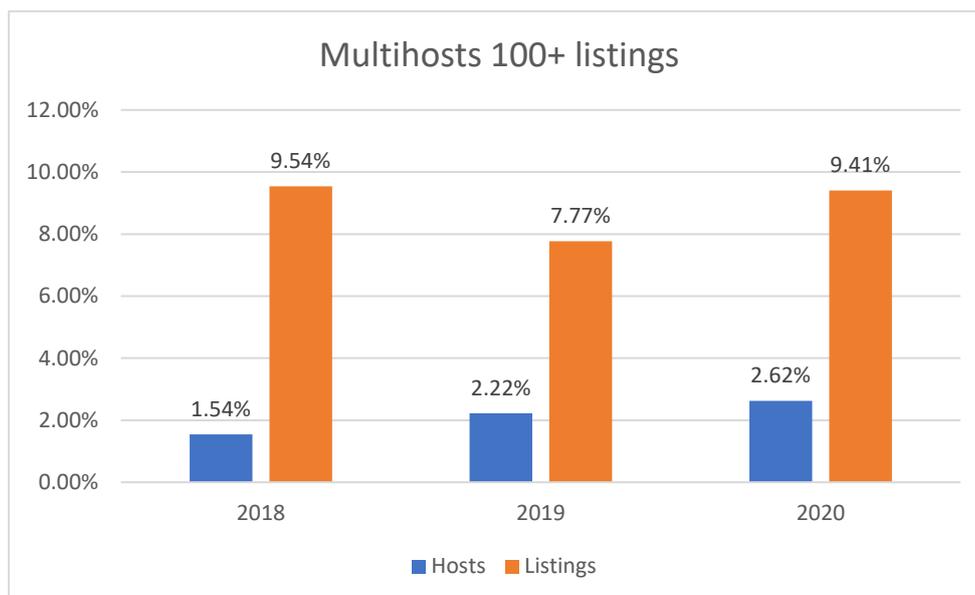


Figura 3.18: percentuale di property gestite dai multiproprietari che amministrano almeno 100 annunci

Conducendo un'analisi dei dati a livello mensile (figura 3.19), è possibile osservare una stagionalità per quanto concerne il dato della domanda. Quest'ultima si concentra principalmente nei mesi centrali dell'anno e va a decrescere significativamente nei primi e negli ultimi mesi dell'anno.

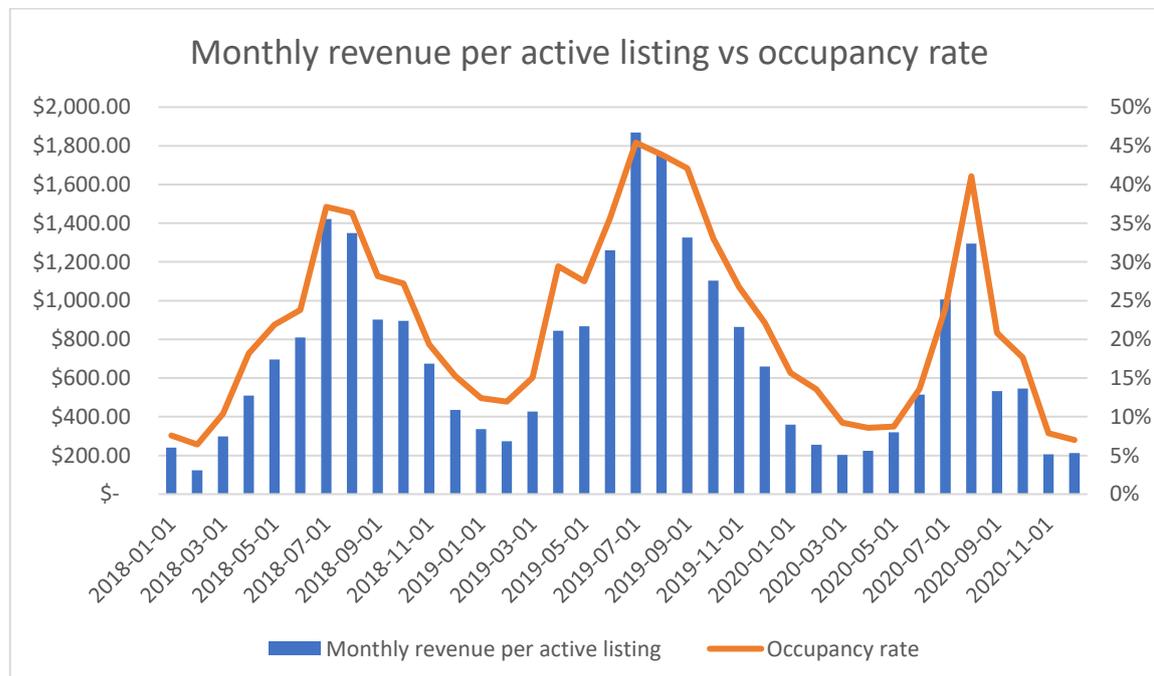


Figura 3.19: ricavi mensili per listing attivo e tasso di occupazione mensile

Il tasso di occupazione e i ricavi mensili per listing attivo toccano il proprio apice nei mesi di luglio e agosto, nei 3 anni analizzati: a luglio 2018, il tasso di occupazione raggiunge il

38% e un listing attivo rende, in media, \$1,422; nello stesso mese del 2019, l'occupancy rate cresce al 45% e una property attiva genera, in media, ricavi per \$1,868; nell'agosto 2020, un listing attivo rende, in media, \$1,294, a fronte di un tasso di occupazione pari al 41%.

La tabella 3.9 mette a confronto il rating medio ottenuto dalle diverse tipologie di host.

Tabella 3.9: valutazioni dei clienti al variare della tipologia di host

2018	Rating mean	Rating st. dev.	Number of reviews	Avg number of rev. per act. list.		
Q1	4.73	0.41	15,705	19.15		
Q2	4.71	0.48	14,033	22.63		
Q3	4.67	0.44	10,387	19.41		
Q4	4.64	0.48	4,986	13.09		
2019						
Q1	4.78	0.31	18,774	27.49		
Q2	4.74	0.39	15,389	31.47		
Q3	4.73	0.38	11,388	27.31		
Q4	4.63	0.45	6,148	16.57		
2020						
Q1	4.78	0.38	17,717	32.27		
Q2	4.75	0.35	14,525	37.83		
Q3	4.75	0.33	10,368	34.45		
Q4	4.70	0.33	5,169	18.53		
2018						
	R1-2%	R2-3%	R3-3.5%	R3.5-4%	R4-4.5%	R4.5-5%
Q1	0.12%	0.24%	1.71%	0.85%	10.12%	86.95%
Q2	0.48%	0.48%	1.29%	0.81%	11.61%	85.32%
Q3	0.19%	0.19%	1.87%	1.12%	15.14%	81.50%
Q4	0.26%	0.79%	1.57%	0.79%	17.32%	79.27%
2019						
Q1	0.00%	0.15%	0.59%	0.44%	8.93%	89.90%
Q2	0.20%	0.41%	0.41%	0.82%	10.02%	88.14%
Q3	0.00%	0.48%	1.20%	0.96%	9.59%	87.77%
Q4	0.27%	0.27%	1.89%	1.89%	15.63%	80.05%
2020						
Q1	0.36%	0.18%	0.55%	0.36%	6.92%	91.62%
Q2	0.00%	0.52%	0.52%	0.26%	10.42%	88.28%
Q3	0.00%	0.33%	0.66%	0.66%	8.31%	90.03%
Q4	0.00%	0.00%	0.72%	1.43%	14.34%	83.51%

Come avviene a livello regionale, anche per la città di Lucca, si nota che il rating medio diminuisce al crescere del numero di property possedute dall'host: le recensioni migliori sono ottenute da coloro che gestiscono un unico listing e le peggiori dai multiproprietari del quarto quartile. La dispersione del rating medio non è crescente all'aumentare del numero di annunci gestiti e, rispetto a quanto osservato a livello regionale e per Firenze, si osserva una diminuzione minore del rating al crescere del numero di property amministrare. Si può, inoltre, osservare come i multiproprietari del quarto quartile ottengano un numero medio inferiore di recensioni per listing attivo: il 42% in meno, nel 2018, il 47% in meno, nel 2019, e il 51% in meno, nel 2020, rispetto ai multiproprietari del secondo quartile, che ne ricevono di più di tutte le altre tipologie di host. Inoltre, si riscontra che il numero medio di recensioni per listing attivo è di poco inferiore rispetto al dato regionale. A conferma di quanto osservato poc'anzi, dalla distribuzione percentuale delle valutazioni in fasce si osserva che lo scarto tra la percentuale delle valutazioni medie inserite nell'intervallo tra 4.5 e 5 degli host del primo e del quarto quartile è decisamente minore sia rispetto al dato regionale che a quello fiorentino. Anche nella fascia tra 4 e 4.5, non sempre si osserva la tendenza osservata nei due casi precedentemente citati: si tratta di un'ulteriore conferma della distribuzione più uniforme delle valutazioni medie tra i diversi quartili di appartenenza dell'host.

La tabella 3.10 mostra il numero di annunci attivi localizzati ad una distanza inferiore ad un kilometro dal centro città, al variare della tipologia di host.

Tabella 3.10: numero di annunci attivi localizzati ad una distanza inferiore ad un kilometro dal centro città al variare della tipologia di host

2018	Dist<0.5	%	0.5<=Dist<1	%	Dist<1	%	Active Listings
Q1	224	18.7%	222	18.5%	446	37.3%	1,197
Q2	219	23.5%	171	18.3%	390	41.8%	932
Q3	213	25.8%	156	18.9%	369	44.7%	826
Q4	183	24.6%	137	18.4%	320	43.0%	745
2019							
Q1	179	21.0%	155	18.2%	334	39.2%	851
Q2	140	23.0%	112	18.4%	252	41.4%	609
Q3	144	27.3%	90	17.1%	234	44.4%	527
Q4	148	26.2%	102	18.1%	250	44.2%	565
2020							
Q1	134	23.0%	117	20.1%	251	43.1%	582

Q2	98	24.2%	78	19.3%	176	43.5%	405
Q3	111	33.1%	48	14.3%	159	47.5%	335
Q4	97	25.8%	64	17.0%	161	42.8%	376

Gli host del terzo quartile possiedono una percentuale di property maggiore rispetto alle altre categorie di host ad una distanza inferiore a 500 metri dal centro città, in ciascuno dei tre anni oggetto dello studio. Per quanto concerne gli annunci ad una distanza compresa tra i 500 metri e i 1000 metri dal centro città, non emerge una tendenza chiara. Aggregando i due dati, si osserva che dal primo al terzo quartile la percentuale di property gestite ad una distanza inferiore al kilometro dal centro cittadino è crescente. Per i multiproprietari del quarto quartile il discorso è più articolato: nel 2018 e nel 2019, la percentuale è lievemente minore di quella degli host del terzo quartile; nel 2020, la percentuale è inferiore addirittura a quella di coloro che gestiscono un unico listing.

3.1.3 CORTONA

Cortona è una cittadina della Valdichiana, in provincia di Arezzo, che conta 21,404¹⁹ abitanti e che si estende su una superficie di 343²⁰ km². La città è racchiusa da una cinta muraria, in cui ancora oggi sono visibili tratti etruschi e romani. Il centro di Cortona si sviluppa intorno a Piazza della Repubblica, sulla quale si affaccia il Palazzo Comunale. La città presenta diversi punti di interesse: il Museo Diocesano, il Museo dell'Accademia Etrusca e della Città di Cortona, il Parco Archeologico e il Santuario di Santa Margherita. L'importanza relativa di Cortona nel mercato Toscano di Airbnb è paragonabile a quella di Lucca: l'offerta cittadina è pari al 2% di quella regionale, intercetta una percentuale variabile tra il 2% e il 3% della domanda e genera il 3% dei ricavi, nei primi due anni esaminati, e il 2% nel 2020. È evidente che la pandemia di Covid-19 non ha modificato l'importanza relativa della città nel mercato toscano di Airbnb, al pari di quanto era stato osservato in precedenza per la città di Lucca.

La figura 3.20 mostra una panoramica dei listing attivi a Cortona dal 2018 al 2020 e si può osservare come il numero delle property attive in città sia diminuito in ciascuno degli anni presi in considerazione.

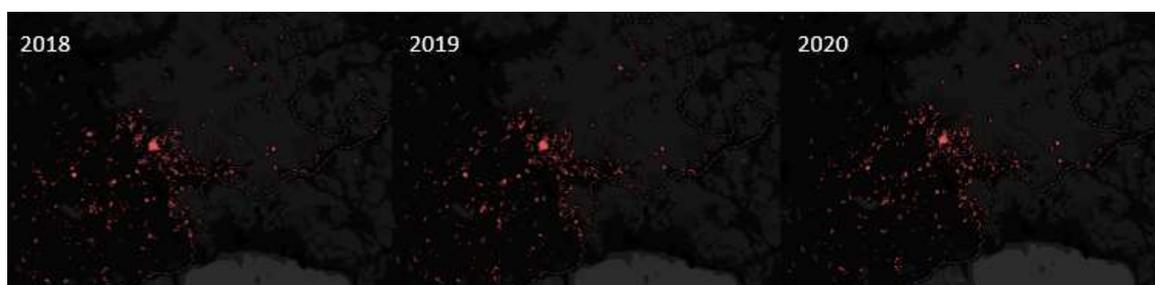


Figura 3.20: distribuzione spaziale dei listing attivi a Cortona

La figura 3.21 permette di quantificare quanto evidenziato poc'anzi: nel 2018 sono stati registrati 1,478 listing attivi, l'anno successivo erano 1,406 e nel 2020 ne sono stati registrati 1,291 (-72 dal 2018 al 2019 e -115 dal 2019 al 2020).

Anche in questo caso, la diminuzione dei listing attivi dal 2018 al 2019 coincide con l'aumento dei ricavi e della domanda: la medesima tendenza è stata osservata sia a livello

¹⁹ Fonte: dati ISTAT 2020

²⁰ Fonte: www.tuttitalia.it

regionale che a Firenze e Lucca. La pandemia di Covid-19 ha indotto un crollo dei ricavi pari a \$14,636,480 (-62%), superiore rispetto alla media regionale (-56%).

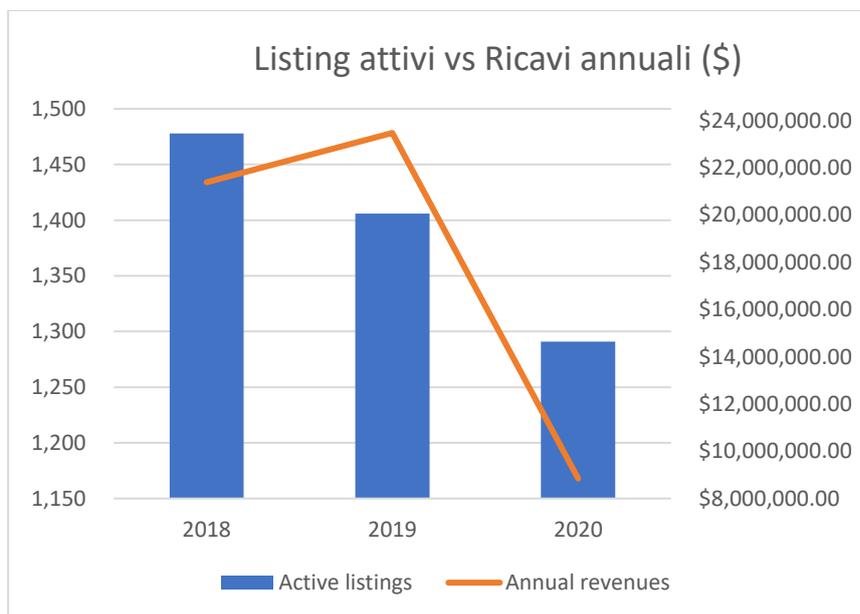
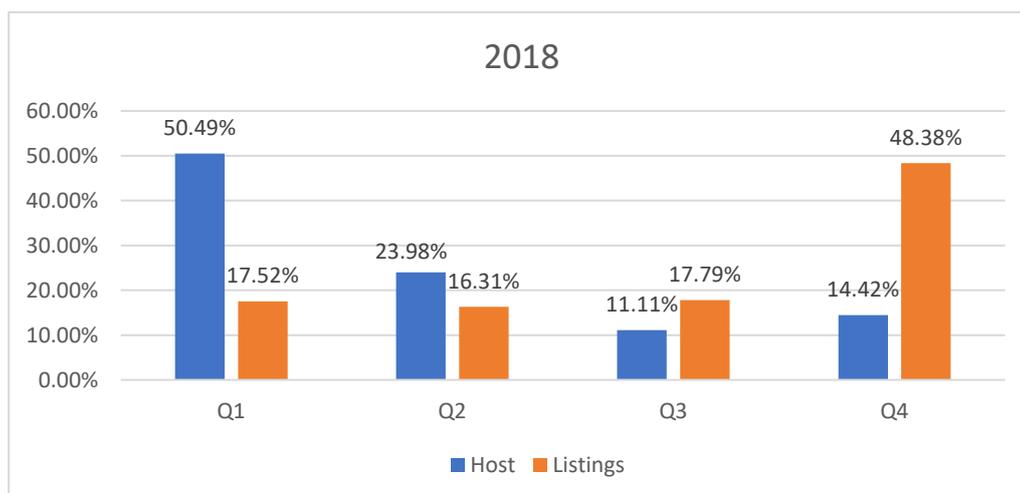


Figura 3.21: listing attivi e ricavi annuali a Cortona

La presenza di multiproprietari a Cortona è molto più rilevante rispetto alle due città analizzate in precedenza (figura 3.22): nel 2018, coloro che possedevano un unico listing generavano soltanto il 7.4% dei ricavi cittadini, a fronte del 18.3% dell'offerta; nel 2019, essi producevano l'8.4% dei ricavi, a parità di offerta rispetto all'anno precedente; nel 2020, hanno generato il 14% dei ricavi e l'importanza relativa della loro offerta non è mutata rispetto ai due anni precedenti.



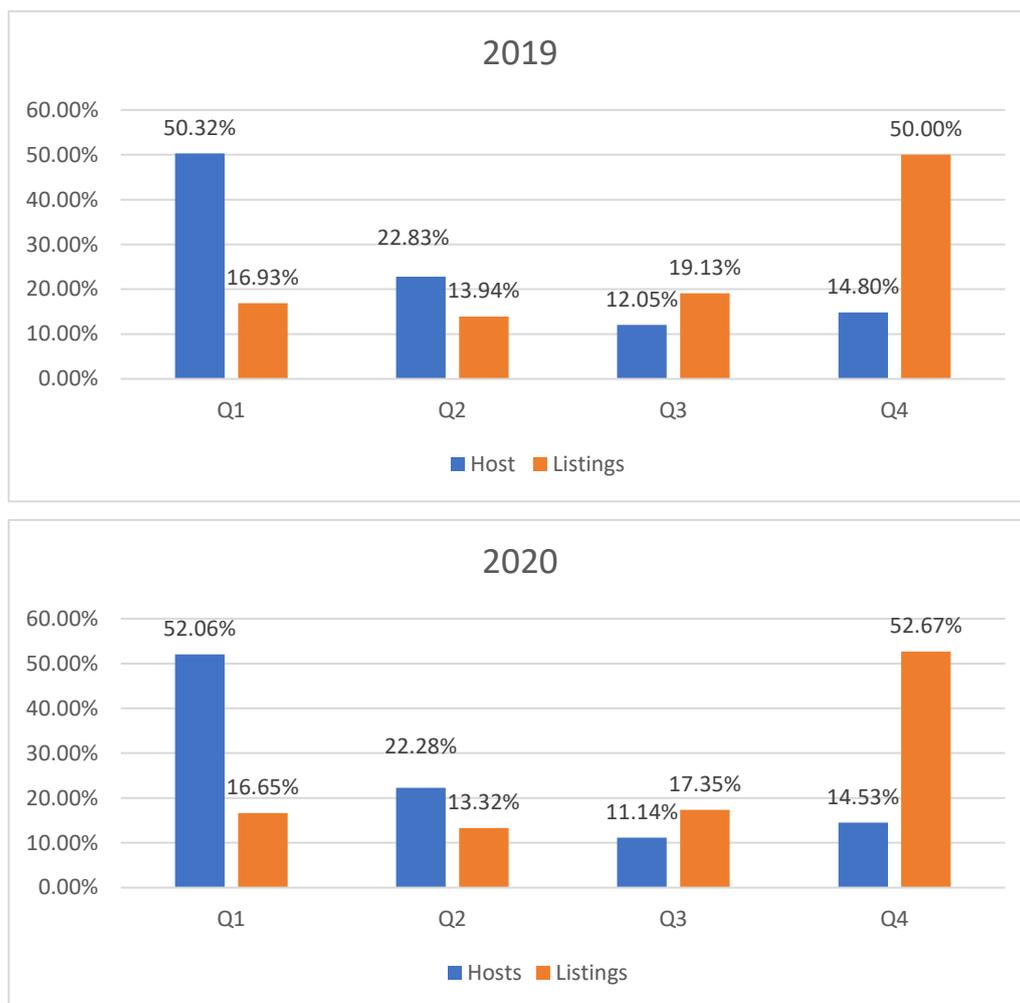


Figura 3.22: percentuale di host inseriti in ciascun quartile e percentuale di property gestite dagli host inseriti in ciascun quartile nel 2018, 2019 e 2020

Addentrando ulteriormente nella questione, si può rilevare come, nel 2018, gli host del quarto quartile abbiano prodotto il 70.8% dei ricavi cittadini, intercettando oltre il 60% della domanda. Nel 2019, i multiproprietari del quarto quartile hanno generato una percentuale di introiti minore del 2% rispetto all'anno precedente. Nel 2020, i ricavi di questi host sono notevolmente diminuiti rispetto a quanto rilevato in precedenza: hanno prodotto il 53.2% degli introiti, intercettando il 42.9% della domanda cittadina. Per completezza, è necessario precisare che la composizione percentuale dell'offerta è rimasta pressoché invariata nei tre anni analizzati poc'anzi.

Il numero degli host, che hanno gestito almeno una property attiva, è diminuito costantemente: nel 2018, gli host attivi erano 513; nell'anno seguente, se ne contavano 473; nel 2020, se ne annoveravano 413. La percentuale dei multiproprietari a Cortona è pari al 50%, nei primi due anni oggetto dello studio, e diminuisce fino al 48% del 2020.

Com'è possibile intuire dai dati citati in precedenza, nel 2018, gli host, che gestiscono almeno 100 annunci attivi, sono il 9.2% del totale e possiedono il 36.1% delle property attive (figura 3.23). Nel 2019, questo sottoinsieme di multiproprietari ha la stessa importanza relativa dell'anno precedente ma cresce la percentuale di proprietà gestite, che ammonta al 38.2%. Nel 2020, diminuisce all'8.5% l'importanza relativa di coloro che gestiscono almeno 100 annunci ma aumenta, ulteriormente, il peso dei listing amministrati, il 39.4%.

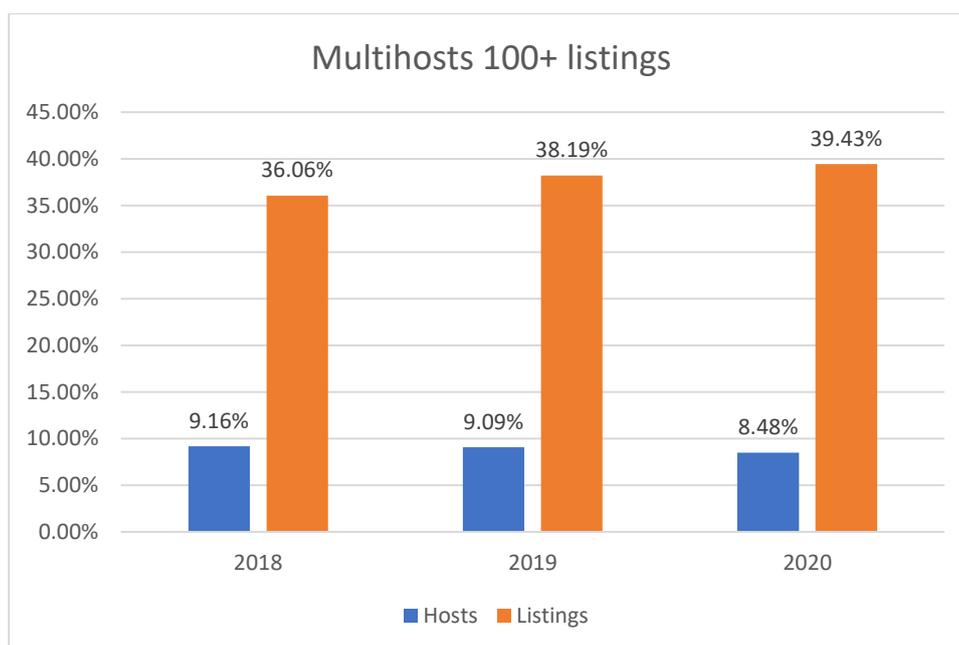


Figura 3.23: percentuali di multiproprietari che gestiscono più di 100 listing e percentuale di annunci gestiti a Cortona

Come in precedenza, per valutare l'asimmetria delle quote di mercato possedute dai diversi host, si è scelto di calcolare l'indice di Gini:

- i. $GI_{2018} = 0.86$;
- ii. $GI_{2019} = 0.84$;
- iii. $GI_{2020} = 0.80$.

La tendenza cittadina segue quella regionale. Inoltre, si osserva che, nei tre anni esaminati, il dato cortonese è superiore rispetto a quello Toscano. In base a quanto rilevato precedentemente, non deve, per nulla, stupire che l'indice decresca dal 2018 al 2020.

Passando da un livello annuale di aggregazione dei dati ad uno mensile, è possibile osservare, in figura 3.24, una stagionalità molto accentuata della domanda, che è molto maggiore nei mesi centrali dell'anno rispetto a quelli iniziali e finali.

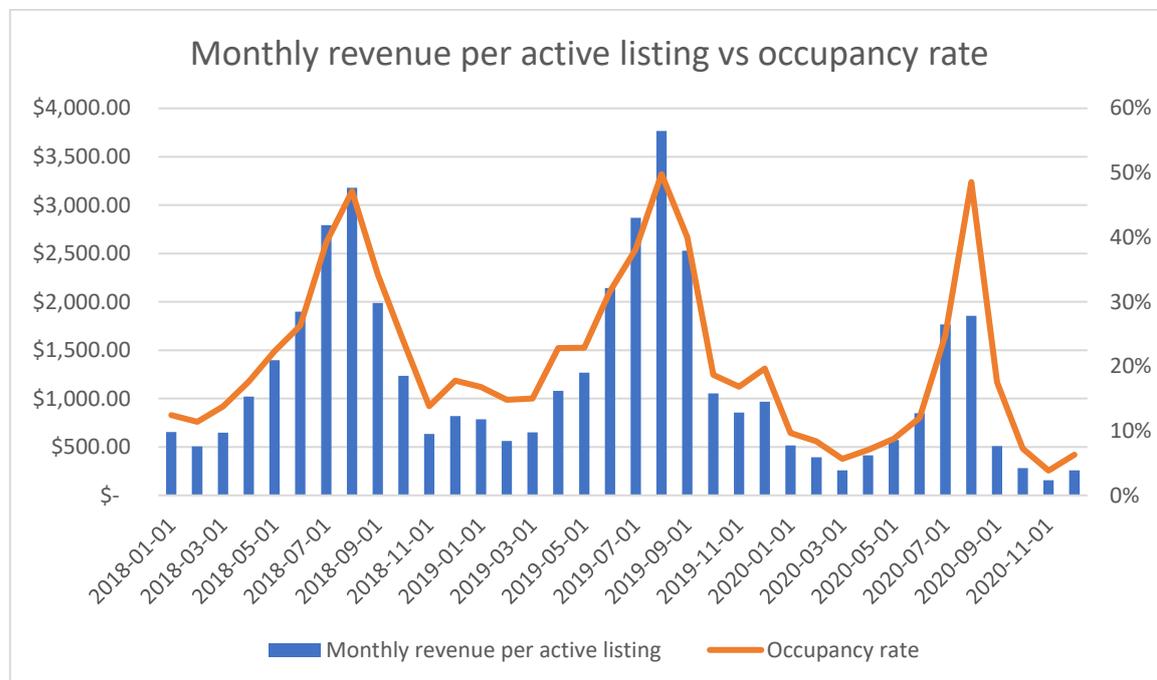


Figura 3.24: ricavi mensili per listing attivo e tasso di occupazione mensile

Il tasso di occupazione e i ricavi annuali per listing attivo raggiungono il proprio massimo, in ognuno degli anni analizzati, nel mese di agosto: nel 2018, un listing attivo a Cortona rendeva, in media, \$3,180 e il tasso di occupazione era pari al 47%; nel 2019, una property generava, in media, introiti per \$3,767 e l'occupancy rate ammontava al 50%; nel 2020, quest'ultimo indicatore diminuisce di un punto percentuale e i ricavi mensili per listing attivo si riducono a \$1,856.

La tabella 3.11 mette a confronto il rating medio ottenuto dalle diverse tipologie di host.

Tabella 3.11: valutazioni dei clienti al variare della tipologia di host

2018	Rating mean	Rating st. dev.	Number of reviews	Avg number of rev. per act. list.
Q1	4.84	0.32	2,392	15.63
Q2	4.75	0.51	1,981	13.48
Q3	4.71	0.51	1,168	8.00
Q4	4.72	0.58	541	4.62
2019				
Q1	4.80	0.47	3,392	24.06

Q2	4.74	0.48	2,075			17.29
Q3	4.72	0.51	1,478			9.54
Q4	4.69	0.48	736			5.49
2020						
Q1	4.79	0.48	3,660			26.52
Q2	4.76	0.47	2,317			20.87
Q3	4.77	0.36	1,588			11.42
Q4	4.60	0.63	755			5.63
2018						
	R1-2%	R2-3%	R3-3.5%	R3.5-4%	R4-4.5%	R4.5-5%
Q1	0.00%	0.00%	0.65%	0.65%	7.84%	90.85%
Q2	0.68%	0.68%	1.36%	0.00%	6.80%	90.48%
Q3	0.68%	0.00%	1.37%	2.05%	14.38%	81.51%
Q4	0.85%	0.85%	1.71%	2.56%	7.69%	86.32%
2019						
Q1	0.71%	0.71%	0.00%	1.42%	3.55%	93.62%
Q2	0.83%	0.00%	0.83%	0.00%	10.00%	88.33%
Q3	0.65%	0.00%	2.58%	0.65%	12.26%	83.87%
Q4	0.00%	0.00%	2.99%	2.24%	14.18%	80.60%
2020						
Q1	0.72%	0.72%	0.00%	1.45%	3.62%	93.48%
Q2	0.90%	0.00%	0.00%	0.90%	7.21%	90.99%
Q3	0.00%	0.00%	1.44%	0.00%	12.23%	86.33%
Q4	0.75%	0.75%	3.73%	2.24%	17.91%	74.63%

A differenza di quanto rilevato a livello regionale, non sempre al crescere del numero degli annunci gestiti, si assiste ad una diminuzione della valutazione media. Tuttavia, anche nel caso di Cortona, coloro che gestiscono un unico listing ottengono delle valutazioni migliori. La dispersione del rating medio non sempre è crescente all'aumentare del numero di annunci gestiti. Inoltre, il valore medio delle valutazioni non migliora costantemente nel tempo, come osservato a livello regionale. Si può, ulteriormente, osservare come i multiproprietari del quarto quartile ottengano un numero medio inferiore di recensioni per listing attivo: il 70% in meno, nel 2018, il 77% in meno, nel 2019, e il 79% in meno, nel 2020, rispetto a coloro che amministrano un'unica property, che ne ricevono di più di tutte le altre categorie di host. Finora, nelle due città analizzate poc'anzi e a livello regionale, erano sempre i multiproprietari del secondo quartile a raccogliere il numero più elevato di recensioni per listing attivo. Infine, si riscontra che quest'ultimo

parametro è inferiore rispetto al dato regionale per tutte le categorie di host. Analizzando le valutazioni divise nelle sei fasce, si osserva che nell'intervallo compreso tra 4.5 e 5 al crescere del numero di property amministrati diminuisce la percentuale di valutazioni in questa fascia. Inoltre, lo scarto percentuale tra host del primo e del quarto quartile aumenta considerevolmente dal 2018 al 2019 e, in misura minore, dal 2019 al 2020. Nella fascia 4-4.5, negli anni 2019 e 2020, si osserva invece l'esatto contrario: al crescere del numero delle property amministrati aumenta la percentuale di valutazioni. Nel 2018, non emerge una tendenza chiara e sono gli host del terzo quartile ad ottenere una percentuale di valutazioni relativamente superiore rispetto alle altre categorie di operatori.

La tabella 3.12 mostra il numero di annunci attivi localizzati ad una distanza inferiore ad un chilometro dal centro città, al variare della tipologia di host.

Tabella 3.12: numero di annunci localizzati ad una distanza inferiore al chilometro al variare della tipologia di host

2018	Dist<0.5	%	0.5<=Dist<1	%	Dist<1	%	Active Listings
Q1	91	35.3%	10	3.9%	101	39.1%	258
Q2	64	26.6%	10	4.1%	74	30.7%	241
Q3	54	20.5%	2	0.8%	56	21.3%	263
Q4	99	13.8%	17	2.4%	116	16.2%	715
2019							
Q1	76	36.4%	7	3.3%	83	39.7%	209
Q2	41	24.3%	8	4.7%	49	29.0%	169
Q3	48	19.8%	1	0.4%	49	20.2%	242
Q4	85	16.2%	10	1.9%	95	18.1%	526
2020							
Q1	62	39.5%	5	3.2%	67	42.7%	157
Q2	33	26.2%	8	6.3%	41	32.5%	126
Q3	39	20.5%	1	0.5%	40	21.1%	190
Q4	62	15.5%	10	2.5%	72	18.0%	399

Tralasciando le property comprese tra una distanza di 500 metri e 1000 metri dal centro storico, si osserva chiaramente che al crescere del numero di listing amministrati diminuisce la percentuale di property gestite ad una distanza minore di 500 metri e un chilometro dal centro cittadino. È interessante notare come i multiproprietari del quarto quartile possiedano una percentuale decisamente minore di annunci, ad una distanza inferiore ai 1000 metri dal centro città, rispetto a coloro che gestiscono un unico listing:

nel 2020, i proprietari del primo quartile possedevano il 42.7% delle proprie property entro questa distanza e quelli del quarto quartile solamente il 18%.

4 MODELLO ECONOMETRICO

4.1 IPOTESI

Per comodità, si riportano nuovamente le ipotesi che sono state formulate (figura 4.1):

H1. il RevPAN di un listing, che riceve buone recensioni da parte dei clienti, è migliore rispetto a quello degli altri listing.

H2. il RevPAN di un host che gestisce più di 10 listing è superiore a quello di un host che ne gestisce da 3 a 10 che, a sua volta, è maggiore di quello di un host che ne gestisce fino a 2.

H3. l'effetto positivo delle recensioni dei clienti sulla performance del listing è mitigato al crescere del numero delle property gestite dall'host.

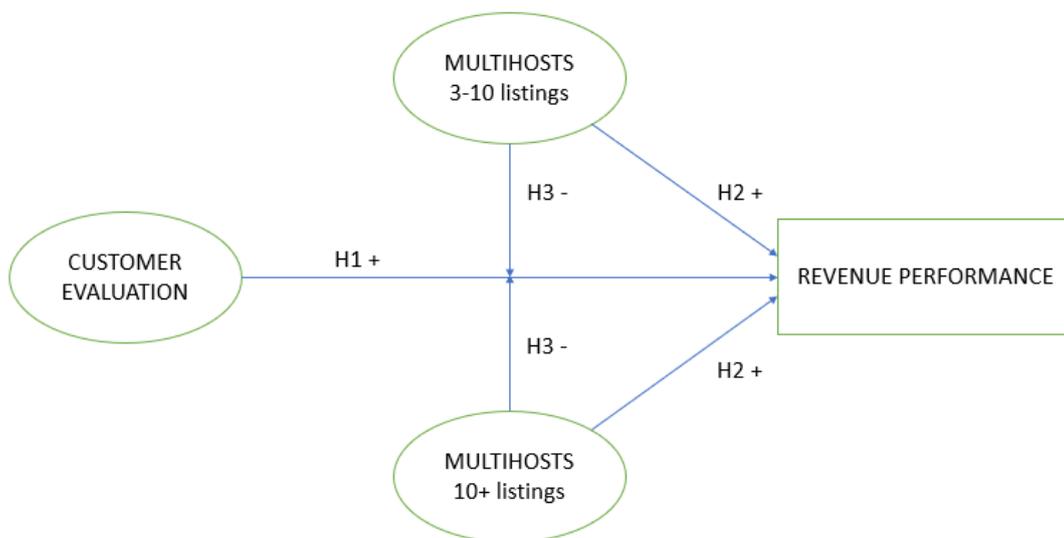


Figura 4.1: schematizzazione delle tre ipotesi

4.2 ANALISI DEI RISULTATI

4.2.1 TOSCANA

La tabella 4.1 mostra i risultati della regressione a livello regionale.

Tabella 4.1: risultati della regressione condotta a livello regionale con dati da gennaio 2018 a dicembre 2020

Dependent variable: log(RevPAN)	
Primary independent variables	
CusEval	0.201 (0.012)***
Multihost_3-10	0.514 (0.077)***
Multihost_10+	1.106 (0.083)***
CusEval x Multihost_3-10	-0.076 (0.016)***
CusEval x Multihost_10+	-0.153 (0.018)***
Control Variables	
NumBed	0.069 (0.012)***
NumBath	0.126 (0.126)***
NumReview	0.002 (0.000)***
MaxGuest	0.045 (0.006)***
<i>List Type</i>	
Private room	-0.526 (0.011)***
Shared room	-1.151 (0.089)***
ResRate	0.002 (0.000)***
SuperHost	0.085 (0.005)***
<i>Year</i>	
2018	0.381 (0.004)***
2019	0.345 (0.004)***
<i>Month</i>	
January	-0.079 (0.005)***
February	-0.039

	(0.006)***
March	-0.093
	(0.006)***
April	0.314
	(0.005)***
May	0.29
	(0.005)***
June	0.537
	(0.005)***
July	0.813
	(0.005)***
August	1.08
	(0.006)***
September	0.632
	(0.005)***
October	0.231
	(0.005)***
November	0.08
	(0.005)***
Distance from city centre	-0.023
	(0.001)***
Observations	780,909
R-squared	0.276

Note: tra parentesi sono riportati i robust standard errors clustered on properties;***p<0.01, **p<0.05, *p<0.1

H1: supportata

Un incremento di un punto nelle valutazioni da parte dei clienti, che variano su una scala compresa tra 1 e 5 (1=pessimo; 2=scarso; 3=sufficiente; 4=ottimo; 5=eccellente), comporta un una crescita dei ricavi mensili per notte, in cui la property è disponibile su Airbnb, del 20.1% (0.201***).

H2: supportata

I ricavi mensili per notte, in cui la property è disponibile sulla piattaforma, dei multiproprietari, che gestiscono più di 10 listing, superano quelli di coloro che ne gestiscono 1 o 2 del 110.6% (1.106***). Gli host che gestiscono da 3 a 10 annunci

ottengono un RevPAN superiore del 51.4% rispetto a quest'ultima categoria di proprietari (0.514***).

H3: supportata

L'effetto positivo sulla performance del listing è attenuato sia per i multiproprietari che gestiscono da tre a dieci listing (-0.076***) che per coloro che ne amministrano almeno 11 (-0.153***). L'effetto complessivo delle recensioni per la prima categoria di host è pari a 0.125 (0.201-0.076) e per l'ultima è pari a 0.048 (0.201-0.153).

Analizzando ulteriormente la tabella 4.1, si evince che un bagno aggiuntivo garantisce un maggior ritorno rispetto ad un letto supplementare (12.6% contro 6.9%). Le migliori performance dei listing con un numero superiore di bagni potrebbero indicare delle property più lussuose (Deboosere et al., 2019). Un posto per un ulteriore ospite permette di incrementare il RevPAN mensile del 4.5%.

Tornando al tema delle recensioni degli utenti, una valutazione supplementare implica un aumento del RevPAN dello 0.2%.

Com'è lecito aspettarsi, gli appartamenti interi ottengono dei ricavi mensili per notte decisamente superiori rispetto a stanze private (-52.6%) e stanze condivise (-115.1%).

Lo status di Superhost, che è conferito a coloro che sono particolarmente attivi sulla piattaforma, che ottengono delle ottime recensioni e un basso tasso di cancellazione²¹, consente di ottenere un RevPAN superiore dell'8.5%.

L'effetto della pandemia di Covid-19 è molto evidente in quanto si registra un brusco calo dei ricavi mensili per notte: rispetto al 2020, nel 2018, sono superiori del 38.1% e, nell'anno successivo, del 34.5%.

Come rilevato nell'analisi descrittiva, la stagionalità ha un impatto importante sui ricavi mensili per notte dei listing toscani.

La localizzazione del listing riveste un ruolo molto importante. Al crescere della distanza dal centro città, diminuisce il RevPAN: un chilometro di distanza aggiuntivo dal centro cittadino implica una diminuzione del 2.3% dei ricavi mensili per notte.

²¹ <https://www.airbnb.it/help/article/828/che-cos%3%A8-un-superhost>

4.2.1.1 FIRENZE

La tabella 4.2 mostra i risultati della regressione di Firenze. A differenza del modello precedente, nel quale è presente la distanza in chilometri dal centro cittadino, si è scelto di inserire una variabile dummy per ogni quartiere, ad eccezione del centro storico.

Tabella 4.2: risultati della regressione condotta a Firenze con dati da gennaio 2018 a dicembre 2020

Dependent variable: log(RevPAN)	
Primary independent variables	
CusEval	0.243 (0.026)***
Multihost_3-10	0.275 (0.156)*
Multihost_10+	0.839 (0.164)***
CusEval x Multihost_3-10	-0.041 (-0.033)
CusEval x Multihost_10+	-0.137 (0.035)***
Control Variables	
NumBed	0.12 (0.016)***
NumBath	0.116 (0.015)***
NumReview	0.001 (0.000)***
MaxGuest	0.038 (0.006)***
<i>List Type</i>	
Private room	-0.563 (0.017)***
Shared room	-1.086 (0.116)***
ResRate	0.002 (0.000)***
SuperHost	0.07 (0.008)***
<i>Year</i>	
2018	0.783

	(0.009)***
2019	0.757
	(0.008)***
<i>Month</i>	
January	0.074
	(0.008)***
February	0.021
	(0.009)***
March	0.031
	(0.008)***
April	0.565
	(0.008)***
May	0.582
	(0.008)***
June	0.694
	(0.007)***
July	0.428
	(0.008)***
August	0.359
	(0.008)***
September	0.607
	(0.007)***
October	0.486
	(0.007)***
November	-0.051
	(0.007)***
Santo Spirito-San Frediano	-0.07
	(0.014)***
Campo di Marte	-0.29
	(0.017)***
Gavinana-Galluzzo	-0.3
	(0.029)***
Rifredi	-0.328
	(0.019)***
Isolotto-Legnaia	-0.278
	(0.023)***
San Giovanni	-0.428
	(0.101)***
Observations	219,799
R-squared	0.335

Note: tra parentesi sono riportati i robust standard errors clustered on properties;***p<0.01, **p<0.05, *p<0.1

H1: supportata

Un incremento di un punto nelle valutazioni da parte dei clienti comporta un una crescita dei ricavi mensili per notte, in cui la property è disponibile su Airbnb, del 24.3% (0.243***). L'effetto positivo delle recensioni a Firenze è superiore rispetto al dato regionale (20.1%; 0.201***).

H2: supportata

I ricavi mensili per notte dei multiproprietari, che gestiscono più di 10 listing, superano quelli di coloro che ne gestiscono 1 o 2 dell'83.9% (0.839***). Questo dato è inferiore rispetto a quanto rilevato a livello regionale (110.6%; 1.106***). Inoltre, i RevPAN per i multiproprietari che possiedono da 3 a 10 listing sono superiori rispetto a quelli di coloro che gestiscono 1 o 2 annunci del 27.5% (0.275*). Nuovamente, la loro influenza sulla variabile dipendente è minore rispetto a quanto osservato a livello regionale. La forte collinearità tra la variabile dummy "Multihost_3-10" e il termine interagito "CusEval x Multihost_3-10" induce una distorsione degli standard error. Sono stati eseguiti dei test di ipotesi congiunta per confermare quanto affermato poc'anzi.

H3: supportata

L'effetto positivo sulla performance del listing è attenuato per i multiproprietari che amministrano almeno 11 listing (-0.137***). L'effetto complessivo delle recensioni per questa categoria di host è pari 0.106 (0.243-0.137), superiore rispetto al dato regionale. Allo stesso modo, l'effetto delle valutazioni dei clienti per i multiproprietari che gestiscono da 3 a 10 listing è attenuato (-0.041) a 0.202 (0.243-0.041). Dunque, si rileva che le valutazioni dei clienti hanno un maggior peso sui RevPAN dei multiproprietari rispetto al dato regionale.

A differenza di quanto osservato a livello regionale, un letto aggiuntivo garantisce un maggior ritorno rispetto ad un bagno supplementare (12% contro 11.6%).

Due dati confermano quanto osservato nell'analisi descrittiva: i ricavi a Firenze sono diminuiti maggiormente rispetto a quelli regionali a causa della pandemia di Covid-19 e il centro storico è il quartiere nel quale i RevPAN sono migliori.

4.2.1.2 LUCCA

La tabella 4.3 mostra i risultati della regressione di Lucca. A differenza del modello precedente, si è scelto di utilizzare la distanza in chilometri dal centro città in quanto non sono disponibili informazioni relative ai quartieri.

Tabella 4.3: risultati della regressione condotta a Lucca con dati da gennaio 2018 a dicembre 2020

Dependent variable: log(RevPAN)	
Primary independent variables	
CusEval	0.318 (0.057)***
Multihost_3-10	1.634 (0.412)***
Multihost_10+	1.714 (0.505)***
CusEval x Multihost_3-10	-0.312 (0.086)***
CusEval x Multihost_10+	-0.28 (0.107)***
Control Variables	
NumBed	0.112 (0.027)***
NumBath	0.178 (0.027)***
NumReview	0.002 (0.000)***
MaxGuest	0.033 (0.013)**
<i>List Type</i>	
Private room	-0.569 (0.044)***

Shared room	-0.587
	(-0.432)
ResRate	0.001
	(0.001)**
SuperHost	0.14
	(0.023)***
<i>Year</i>	
2018	0.366
	(0.022)***
2019	0.332
	(0.019)***
<i>Month</i>	
January	-0.251
	(0.025)***
February	-0.101
	(0.028)***
March	-0.196
	(0.029)***
April	0.352
	(0.026)***
May	0.351
	(0.026)***
June	0.518
	(0.025)***
July	0.896
	(0.024)***
August	1
	(0.025)***
September	0.729
	(0.023)***
October	0.519
	(0.023)***
November	0.456
	(0.023)***
Distance from city centre	-0.032
	(0.006)***
Observations	35,147
R-squared	0.302

Note: tra parentesi sono riportati i robust standard errors clustered on properties;***p<0.01, **p<0.05, *p<0.1

H1: supportata

Un incremento di un punto nelle valutazioni da parte dei clienti comporta una crescita dei ricavi mensili per notte, in cui la property è disponibile su Airbnb, del 31.8% (0.318***). L'effetto positivo delle recensioni a Lucca è superiore rispetto al dato regionale (20.1%; 0.201***) e a quello fiorentino (24.3%; 0.243***).

H2: supportata

I RevPAN di coloro che gestiscono da 3 a 10 annunci e più di 11 annunci superano, rispettivamente, del 163.4% (1.634***) e del 171.4% (1.714***) quelli di coloro che ne gestiscono uno o due. Entrambi i dati sono di molto superiori rispetto a quanto osservato a livello regionale e a Firenze.

H3: supportata in parte

L'effetto positivo sulla performance del listing è attenuato sia per i multiproprietari che gestiscono da tre a dieci listing (-0.312***) che per coloro che ne amministrano almeno 11 (-0.28***). L'effetto complessivo delle recensioni per la prima categoria di host è pari 0.006 (0.318-0.312) e per l'ultima è pari a 0.038 (0.318-0.28). Alla luce di quanto evidenziato, si riscontra che l'effetto delle recensioni sui RevPAN per i multiproprietari che gestiscono da 3 a 10 annunci è praticamente nullo e cresce per coloro che ne amministrano più di 11. Si tratta di una peculiarità, in base a quanto osservato fino ad ora.

Lo status di Superhost riveste una particolare importanza sui ricavi mensili per notte, in cui la property è disponibile su Airbnb, in quanto ne comporta un aumento del 14%, circa il doppio rispetto al dato regionale. Anche la vicinanza al centro città (-0.032***) ha un effetto più rilevante rispetto a quanto osservato a livello regionale.

4.2.1.3 CORTONA

La tabella 4.4 mostra i risultati della regressione di Cortona. Come per Lucca e a differenza di Firenze, non sono disponibili informazioni relative ai quartieri e, dunque, si è scelto di servirsi della distanza in chilometri dal centro città.

Tabella 4.4: risultati della regressione condotta a Cortona con dati da gennaio 2018 a dicembre 2020

Dependent variable: log(RevPAN)	
Primary independent variables	
CusEval	0.335 (0.100)***
Multihost_3-10	1.259 (0.570)**
Multihost_10+	1.599 (0.63)**
CusEval x Multihost_3-10	-0.236 (0.120)**
CusEval x Multihost_10+	-0.27 (0.133)**
Control Variables	
NumBed	0.183 (0.048)***
NumBath	0.132 (0.033)***
NumReview	0.002 (0.001)*
MaxGuest	-0.01 (0.026)
<i>List Type</i>	
Private room	-0.400 (0.147)***
ResRate	0.001 (0.001)
SuperHost	0.004 (0.041)
<i>Year</i>	
2018	0.452 (0.041)***
2019	0.378

	(0.031)***
<i>Month</i>	
January	-0.272 (0.046)***
February	-0.085 (0.061)
March	-0.18 (0.058)***
April	0.079 (0.050)
May	0.151 (0.049)***
June	0.443 (0.048)***
July	0.885 (0.048)***
August	1.213 (0.047)***
September	0.689 (0.044)***
October	0.15 (0.047)***
November	-0.172 (0.045)***
Distance from city centre	0.004 (0.007)
Observations	10,046
R-squared	0.351

Note: tra parentesi sono riportati i robust standard errors clustered on properties;***p<0.01, **p<0.05, *p<0.1

H1: supportata

Un incremento di un punto nelle valutazioni da parte dei clienti comporta una crescita dei ricavi mensili per notte, in cui la property è disponibile su Airbnb, del 33.5% (0.335***). L'effetto positivo delle recensioni a Cortona è superiore rispetto al dato regionale (20.1%; 0.201***), a quello fiorentino (24.3%; 0.243***) e lucense (31.8%; 0.318***).

H2: supportata

I RevPAN di coloro che gestiscono da 3 a 10 annunci e più di 11 annunci superano, rispettivamente, del 125.9% (1.259***) e del 159.9% (1.599***) quelli di coloro che ne gestiscono uno o due. Come rilevato in precedenza per la città di Lucca, entrambi i dati sono considerevolmente superiori rispetto a quanto osservato a livello regionale e a Firenze.

H3: supportata

L'effetto positivo sulla performance del listing è attenuato sia per i multiproprietari che gestiscono da tre a dieci listing (-0.236***) che per coloro che ne amministrano almeno 11 (-0.27***). L'effetto complessivo delle recensioni per la prima categoria di host è pari 0.099 (0.335-0.236) e per l'ultima è pari a 0.065 (0.335-0.27).

A differenza di quanto osservato a livello regionale, un letto aggiuntivo garantisce un maggior ritorno rispetto ad un bagno supplementare (18.3% contro 13.2%). Inoltre, il numero massimo di ospiti consentiti (p-value=0.696) non influenza i RevPAN mensili, così come il possesso dello status di Superhost (p-value=0.916), da parte dell'host, e la distanza della property dal centro città (p-value=0.566).

5 CONCLUSIONI

Il presente lavoro di tesi descrive la diffusione del mercato toscano della locazione a breve termine e le sue dinamiche competitive, alla luce della presenza di imprenditori con caratteristiche peculiari: coloro che gestiscono un unico listing competono con i multiproprietari per la massimizzazione dei profitti. Considerate le peculiarità delle diverse tipologie di operatori sulla piattaforma, sono stati osservati comportamenti e scelte che mutano al variare del grado di professionalizzazione dell'host. Per studiare al meglio il fenomeno è stata condotta un'analisi descrittiva a livello regionale e nelle tre città (Firenze, Lucca, Cortona) più rilevanti per quanto concerne i ricavi generati dalla locazione a breve termine degli asset degli host. Inoltre, sono state formulate tre ipotesi che sono state testate sia a livello regionale che cittadino (nei tre centri urbani menzionati poc'anzi).

Il mercato toscano di Airbnb ha registrato un aumento della domanda del 12% e dei ricavi del 18% tra il 2018 e il 2019. Tuttavia, nel medesimo arco temporale, l'offerta si è contratta del 3%: è diminuito sia il numero degli host che degli annunci attivi sulla piattaforma. È interessante notare come il 1° marzo 2019 sia stata introdotta una legge regionale che costringe gli host ad ottemperare ad una serie di adempimenti per poter affittare una proprietà per brevi periodi di tempo.

La pandemia di Covid-19 ha condizionato pesantemente il mercato toscano della locazione a breve termine inducendo una riduzione del 57% della domanda, del 22% dell'offerta e del 56% dei ricavi. Nuovamente, è diminuito rispetto al 2019 sia il numero degli annunci attivi che degli host.

Di seguito sono stati sintetizzati i risultati più rilevanti dell'analisi descrittiva che mettono in evidenza le peculiarità nel comportamento, nelle scelte e nelle performance delle diverse tipologie di soggetti operanti sulla piattaforma:

- i. *Tipologia di annuncio (appartamento intero, stanza privata e stanza condivisa)*
Coloro che gestiscono un unico listing e, ancor di più, i multiproprietari del quarto quartile concentrano quasi esclusivamente la propria offerta su appartamenti interi. Gli host del secondo e del terzo quartile, pur concentrando almeno il 70%

della propria offerta su intere case, sono relativamente più attivi nella commercializzazione di stanze private. Il ruolo delle stanze condivise è del tutto trascurabile.

ii. *Presenza a Firenze, Lucca e Cortona*

La presenza di multiproprietari non è uniforme nelle tre città: a Cortona, la percentuale di host che gestiscono un elevato numero di annunci e la percentuale di property amministrate da questi soggetti sono di gran lunga superiori rispetto a quanto osservato a Firenze e a Lucca. I ricavi mensili per listing attivo di Cortona sono maggiori rispetto a quelli delle due città menzionate poc'anzi.

iii. *Percentuale di property gestite ad una distanza inferiore al kilometro dal centro città*

A livello regionale, il numero di property amministrate ad una distanza inferiore al kilometro dal centro città decresce all'aumentare del numero di annunci gestiti. Si sottolinea come al crescere della distanza dal centro città diminuiscano i RevPAN dell'annuncio. Per quanto concerne Lucca, sono gli host del terzo quartile a possedere una percentuale di property maggiore ad una distanza inferiore al kilometro dal centro città. Per Cortona, questo dato non è rilevante in quanto la distanza dal centro città non ha una significativa influenza sui ricavi.

iv. *Presenza delle diverse tipologie di host nei quartieri di Firenze*

Il numero degli annunci gestiti nei due principali quartieri fiorentini (Centro Storico e Santo Spirito-San Frediano) aumenta al crescere del numero di property amministrate dall'host. Negli altri quartieri, in cui i ricavi annuali per listing attivo sono inferiori, al crescere del numero di annunci gestiti diminuisce la percentuale di property possedute in zona.

v. *Valutazione media ricevuta dai clienti*

La valutazione media diminuisce all'aumentare del numero di annunci gestiti quindi coloro che gestiscono un unico listing, in media, ottengono delle recensioni migliori.

vi. *Numero medio di recensioni per listing attivo*

A livello regionale, gli host del secondo quartile ottengono un numero più elevato di recensioni dai propri clienti. A riceverne meno sono gli host del terzo quartile e, ancor di più, quelli del quarto quartile.

vii. *Tasso di occupazione*

A livello regionale, nel 2018 e nel 2019, l'occupancy rate dei listing aumenta al crescere del numero delle property gestite. In particolare, i multiproprietari del quarto quartile, catturando una percentuale di domanda maggiore rispetto alle altre categorie di host, ottengono un tasso di occupazione decisamente superiore (l'11% in più nel 2018 e il 10% in più nel 2019 rispetto ai multiproprietari del terzo quartile). La pandemia di Covid-19 muta considerevolmente lo scenario: i multiproprietari del terzo quartile intercettano una percentuale di domanda superiore e il loro tasso di occupazione supera del 2% quello degli host del secondo e quarto quartile e del 3% quello di coloro che gestiscono un singolo listing.

La tabella 5.1 mostra le ipotesi che sono state testate e i risultati ottenuti.

Tabella 5.1: ipotesi e risultati

Ipotesi	Toscana	Firenze	Lucca	Cortona
Il RevPAN di un listing, che riceve buone recensioni da parte dei clienti, è migliore rispetto a quello degli altri listing.	S	S	S	S
Il RevPAN di un host che gestisce più di 10 listing è superiore a quello di un host che ne gestisce da 3 a 10 che, a sua volta, è maggiore di quello di un host che ne gestisce fino a 2.	S	S	S	S
L'effetto positivo delle recensioni dei clienti sulla performance del listing è mitigato al crescere del numero delle property gestite dall'host.	S	S	S*	S

Note: S=supportata; S*=supportata in parte; NS=non supportata.

Come si può evincere dalle ipotesi presentate in tabella, si è scelto di segmentare gli host in maniera diversa rispetto all'analisi descrittiva. Infatti, in letteratura non esiste un

consenso unanime sulla definizione di host professionista. Gli host sono stati raggruppati in tre categorie: coloro che gestiscono uno o due annunci e multiproprietari che ne amministrano, rispettivamente, da tre a dieci e almeno undici.

Una property gestita da multiproprietari, che amministrano da 3 a 10 annunci e almeno 11 listing, ottiene, rispettivamente, il 51.4% e il 110.6% dei ricavi mensili per notte (RevPAN), in cui la property è disponibile sulla piattaforma, in più rispetto ad una property gestita da coloro che ne amministrano una o due. Le valutazioni dei clienti influiscono positivamente sulle prestazioni dell'annuncio, tuttavia, il loro effetto è attenuato al crescere del numero di annunci gestiti.

6 REFERENZE

1. Abril, D. (2021). Fortune. Airbnb's CEO on how COVID has changed travel forever. January <https://fortune.com/2021/01/14/airbnb-brian-cheskys-future-of-travelpredictions-coronavirus-pandemic/>.
2. Airbnb. (2021). About Us. Available at <https://news.airbnb.com/about-us/>.
3. Allen, D., & Berg, C. (2014). The sharing economy: How over-regulation could destroy an economic revolution. Melbourne: Institute of Public Affairs.
4. Ballina, F. J., Valdés, L., & Del Valle, E. (2020). The signalling theory: The key role of quality standards in the hotels performance. *Journal of Quality Assurance in Hospitality & Tourism*, 21(2), 190–208.
5. Bardhi, F., & Eckhardt, M. (2012). Access-Based Consumption: The Case of Car Sharing. *Journal of Consumer Research*, 39(4), 881-898.
6. Belk, R. (2014a). Sharing versus pseudo-sharing in web 2.0. *Anthropologist*, 18(1), 7-23.
7. Belk, R. (2014b). You are what you can access: Sharing and collaborative consumption online. *Journal of Business Research*, 67(8), 1596-1600.
8. Bergen, M., Dutta, S., & Walker, O. C. (1992). Agency relationships in marketing: A review of the implications and applications of agency and related theories. *Journal of Marketing*, 56(6), 1–24.
9. Boswijk, A. (2017) Transforming business value through digitalized networks: A case study on the value drivers of Airbnb, *Journal of Creating Value*, 3 (1), 104–114.

10. Botsman, R. (2013). The Sharing Economy Lacks A Shared Definition FastCompany.
11. Botsman, R., & Rogers, R. (2010a). Beyond zipcar: Collaborative consumption. *Harvard Business Review*, 88(8), 30.
12. Botsman, R., & Rogers, R. (2010b). What's mine is yours: The rise of collaborative consumption. New York: Harper Collins
13. Buzzacchi, L., Governa, F., Iacovone, C., & Milone, F. L. (2020). Italy is in the Air (bnb). The uneven diffusion of short-term rental markets between urban locations and selective tourism destinations.
14. Chen, Y., & Xie, K. (2017). Consumer valuation of Airbnb listings: A hedonic price approach. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 29(9), 2405–2424.
15. Codagnone, C. (2016), The Passions' or 'The Interests'? The 'sharing economy' between conflicting rhetoric and uncertain facts, Institute for Perspective Technological Studies, Science and Policy Report.
16. Codagnone, Cristiano; Martens, Bertin (2016) : Scoping the Sharing Economy: Origins, Definitions, Impact and Regulatory Issues, Institute for Prospective Technological Studies Digital Economy Working Paper, No. 2016/01, European Commission, Joint Research Centre (JRC), Seville
17. Cohen, M., & Sundararajan, A. (2015). Self-Regulation and Innovation in the Peer-to-Peer Sharing Economy. *The University of Chicago Law Review Dialogue*, 82, 116-133.
18. Constantiou, Ioanna, Attila Marton, and Virpi Kristiina Tuunainen. "Four models of sharing economy platforms." *MIS Quarterly Executive* 16.4 (2017).

19. Crommelin, L., Troy, L., Martin, C., & Pettit, C. (2018). Is Airbnb a sharing economy superstar? Evidence from five global cities. *Urban Policy and Research*, 36(4), 429–444. <https://doi.org/10.1080/08111146.2018.1460722>.
20. Deboosere, R., Kerrigan, D. J., Wachsmuth, D., & El-Geneidy, A. (2019). Location, location and professionalization: A multilevel hedonic analysis of Airbnb listing prices and revenue. *Regional Studies, Regional Science*, 6(1), 143–156.
21. Dogru, T., Mody, M., Suess, C., Line, N., & Bonn, M. (2020a). Airbnb 2.0: Is it a sharing platform or a lodging corporation? *Tourism Management*, 78, 104049.
22. Dolnicar, S. (2019). A review of research into paid online peer-to-peer accommodation: Launching the Annals of Tourism Research curated collection on peer-to-peer accommodation. *Annals of Tourism Research*, 75(September 2018), 248–264. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2019.02.003>.
23. Dolnicar, Sara. *Peer-to-peer accommodation networks: Pushing the boundaries*. Goodfellow Publishers, 2017.
24. Economist (2017) A unicorn apart: Among private tech firms, Airbnb has pursued a distinct strategy, retrieved on September 11, 2017 from <https://www.economist.com/news/business/21722653-its-culture-cohesive-and-its-finances-disciplined-among-private-tech-firms-airbnb-has>.
25. Farronato, C., & Fradkin, A. (2015). *Market Structure with the Entry of Peer-to-Peer Platforms: The Case of Hotels and Airbnb*.
26. Ferré-Sadurní, L. (2019). Inside the rise and fall of a multimillion-dollar Airbnb scheme. *The New York Times*.

27. Forgacs, G. and Dimanche, F. (2016) Revenue challenges for hotels in the sharing economy: Facing the Airbnb menace, *Journal of Revenue and Pricing Management*, 15 (6), 509–515.
28. Fraiberger, S., & Sundararajan, A. (2015). Peer-to-Peer Rental Markets in the Sharing Economy. New York: NYU Stern School of Business Research Paper. SSRN: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn>
29. Frenken, K., Meelen, T., Arets, M., & van de Glind, P. (2015, 20 May). Smarter regulation for the sharing economy, *The Guardian*. Retrieved from <http://www.theguardian.com/science/political-science/2015/may/20/smarter-regulation-forthe-sharing-economy>
30. Gallagher, L. (2017) *The Airbnb Story: How Three Ordinary Guys Disrupted an Industry, Made Billions... And Created Plenty of Controversy*, New York: Houghton Mifflin Hartcourt Publishing Company.
31. Hagiu, A. and Wright, J. (2015) Multi-sided platforms, *International Journal of Industrial Organization*, 43, 162–174
32. Ho-Dac, N. N., Carson, S. J., & Moore, W. L. (2013). The effects of positive and negative online customer reviews: Do brand strength and category maturity matter? *Journal of Marketing*, 77, 37–53.
33. Koopman, C., Mitchell, M., & Thierer, A. (2015). *The Sharing Economy: Issues Facing Platforms, Participants, and Regulators*.
34. Markides, C.C. (2006) Disruptive innovation: In a need of better theory, *Product Innovation Management*, 26, 19–25.
35. O’Neill, J., & Ouyang, Y. (2016). From air mattresses to unregulated business: An analysis of the other side of Airbnb.

36. OECD. (2015). New Form of Work in the Sharing Economy. Background for Discussion. Paris: OECD, Working Party on Measurement and Analysis of the Digital Economy, DSTI/ICCP/IIS(2015)3.
37. Rochet, J.-C., & Tirole, J. (2003). Platform Competition in Two-sided Markets. *Journal of the European Economic Association*, 1(4), 990-1029.
38. Rochet, J.-C., & Tirole, J. (2006). Two-sided markets: a progress report. *Rand Journal of Economics*, 37(3), 645-667.
39. Schaal, D. (2019). How can Airbnb guests live like locals if hosts are, well, corporations? Skift.
40. Schor, J., & Fitzmaurice, C. (2015). Collaborating and Connecting: The emergence of the sharing economy *Handbook of Research on Sustainable Consumption* (pp. 410-425). Cheltenham, UK: Edward Elgar.
41. Sundararajan, A. (2014). Peer-to-peer businesses and the sharing (collaborative) economy: overview, economic effects and regulatory issues. Written testimony for the hearing title, *The power of connection: peer-to-peer businesses*, held by the committee on small businesses of the U.S. House of Representatives, 9/15/2014.
42. WEF. (2014). Towards the Circular Economy: Accelerating the scale-up across global supply chains: World Economic Forum (WEF). http://www3.weforum.org/docs/WEF_ENV_TowardsCircularEconomy_Report_2014.pdf
43. Wegmann, J., & Jiao, J. (2017). Taming Airbnb: Toward guiding principles for local regulation of urban vacation rentals based on empirical results from five US cities. *Land Use Policy*, 69(October), 494–501. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2017.09.025>.

44. Wirtz, J., So, K., Mody, M., Liu, S., & Chun, H. (2019). Platforms in the peer-to-peer sharing economy. *Journal of Service Management*, 30(4), 452–483. <https://doi.org/10.1108/JOSM-11-2018-0369>.
45. Xie, K. L., & Kwok, L. (2017). The effects of Airbnb's price positioning on hotel performance. *International Journal of Hospitality Management*, 67, 174–184.
46. Ye, Q., Law, R., & Gu, B. (2009). The impact of online user reviews on hotel room sales". *International Journal of Hospitality Management*, 28(1), 180–182.
47. Zeng J., M. M. Tavalaei & Z. Khan (2021). Sharing economy platform firms and their resource orchestration approaches, *Journal of Business Research*, Volume 136, 2021, Pages 451-465, ISSN 0148-2963, <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.07.054>.
48. Zhao, X., Wang, L., Guo, X., & Law, R. (2015). The influence of online reviews to online hotel booking intentions. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 27(6), 1343–1364.

7 ALLEGATI

7.1 DESCRIZIONI VARIABILI DATASET AIRDNA

METRICA	DEFINIZIONE/DESCRIZIONE
Airbnb Host ID	Identificativo univoco dell'host
Airbnb Listing URL	Link al listing sul sito di Airbnb
Airbnb Property ID	Identificativo univoco della property
Airbnb Superhost	Vero se l'host possiede lo status di Superhost, falso altrimenti
Annual Revenue LTM (USD)	Ricavi annuali del listing negli ultimi dodici mesi
Available Days	Numero di giorni in cui la property è disponibile sulla piattaforma
Bathrooms	Numero di bagni della property
Bedrooms	Numero di letti nella property
City	Città in cui si trova la property
Country	Paese in cui si trova la property
Demand (Nights)	Numero di notti in cui la property è prenotata
Instantbook Enabled	Vero se la property può essere prenotata senza interazioni con l'host
Latitude	Latitudine della property
Listing Title	Titolo dell'annuncio
Listing Type	Tipologia del listing: appartamento intero, stanza privata o stanza condivisa
Longitude	Longitudine della property
Max Guests	Massimo numero di ospiti che possono essere accolti nella property
Neighborhood	Nome del quartiere in cui la property si trova, se disponibile
Number of Photos	Numero di foto della property presenti su Airbnb
Number of Reviews	Numero di valutazioni degli utenti
Overall Rating	Valutazioni dei clienti definite su una scala da 1 a 5
Property Type	Tipo di sistemazione
Reporting Month	07/01/2017 mese di riferimento
Reservation Days	Numero di giorni in cui la property è prenotata

Response Rate	Percentuale di richieste degli utenti a cui gli host rispondono entro 24 ore
Revenue (USD)	Ammontare dei ricavi in dollari statunitensi
State	Regione in cui si trova la property
Supply (Nights)	Somma di notti in cui la property è disponibile e di notti in cui è prenotata
Zipcode	Codice postale della property

7.2 CODICE PYTHON

Estrazione dal database monthly 2020

```
import pandas as pd
import numpy as np
import sys
print('Librerie importate.')
cols_monthly = ['Property ID', 'Property Type', 'Listing Type',
'Bedrooms', 'Reporting Month',
'Revenue (USD)', 'Number of Reservations', 'Reservation Days',
'Available Days', 'Country', 'State',
'City', 'Zipcode', 'Neighborhood', 'Latitude', 'Longitude',
'Airbnb Host ID', 'Blocked Days']
dfMensile=pd.DataFrame() #crea il dataset vuoto
dimensione_chunk = 10**6
counter = 1
goal = 167

for chunk in pd.read_csv("R:\dataset\CONTINENT_europe-
continent_LTM_Monthly_Match_2021-01-28.csv",
usecols=cols_monthly, chunksize=dimensione_chunk):
    chunk = chunk[chunk['State']=='Toscana']
    dfMensile=dfMensile.append(chunk)

#barra di completamento
progressPercentage = round((float(counter)/goal)*100, 1)
progressString = 'Computing ...' + str(progressPercentage) +
'%\r'
sys.stdout.write(progressString)
sys.stdout.flush()
counter += 1
```

```

print('\n')
print('Finito.')
dfMensile=dfMensile[dfMensile['Listing Type']!='Hotel room']
dfMensile.drop_duplicates(subset=['Property ID', 'Reporting
Month'], keep='first', inplace=True)
dfMensile.dropna(subset=['Latitude'], axis=0, inplace=True)
dfMensile.dropna(subset=['Longitude'], axis=0, inplace=True)
dfMensile.dropna(subset=['Airbnb Host ID'], axis=0, inplace=True)
print(dfMensile.head())
print('Numero di righe del database:')
print(len(dfMensile))
dfMensile.to_csv("R:\dataset\monthly_toscana_2020.csv",
decimal='.', index=False)
print('Finito.')

```

Estrazione dal database monthly 2018 e 2019

```

import pandas as pd
import numpy as np
import sys
print('Librerie importate.')
cols_monthly = ['Property ID', 'Property Type', 'Listing Type',
'Bedrooms', 'Reporting Month', 'Revenue (USD)', 'Number of
Reservations', 'Reservation Days', 'Available Days', 'Country',
'State', 'City', 'Zipcode', 'Neighborhood', 'Latitude',
'Longitude', 'Airbnb Host ID', 'Blocked Days']
dfMensile=pd.DataFrame() #crea il dataset vuoto
dimensione_chunk = 10**6
counter = 1
goal = 187

for chunk in pd.read_csv("R:\dataset\CONTINENT_europe-
continent_Monthly_Match_2020-01-23.csv", usecols=cols_monthly,
chunksiz=dimensione_chunk):
    chunk = chunk[chunk['State']=='Toscana']
    dfMensile=dfMensile.append(chunk)

#barra di completamento
progressPercentage = round((float(counter)/goal)*100, 1)
progressString = 'Computing ...' + str(progressPercentage) +
'%\r'
sys.stdout.write(progressString)
sys.stdout.flush()

```

```

        counter += 1

print('\n')
print('Finito.')
dfMensile['Reporting Month'] =
pd.to_datetime(dfMensile['Reporting Month'])
dfMensile = dfMensile[dfMensile["Reporting
Month"].isin(pd.date_range('2018-01-01', '2019-12-31'))] #prendo
i dati del 2018 e del 2019
dfMensile=dfMensile[dfMensile['Listing Type']!='Hotel room']
dfMensile.drop_duplicates(subset=['Property ID', 'Reporting
Month'], keep='first', inplace=True)
dfMensile.dropna(subset=['Latitude'], axis=0, inplace=True)
dfMensile.dropna(subset=['Longitude'], axis=0, inplace=True)
dfMensile.dropna(subset=['Airbnb Host ID'], axis=0, inplace=True)
print(dfMensile.head())
print('Numero di righe del database:')
print(len(dfMensile))
dfMensile.to_csv("R:\dataset\monthly_toscana_2018_2019.csv",
decimal='.', index=False)
print('Finito.')

```

Database mensile anno 2018

```

import pandas as pd
import numpy as np
import sys
print('Librerie importate.')
df=pd.read_csv("R:\\def_2020\\monthly_toscana_2018_2019.csv",
decimal='.')
df['Reporting Month'] = pd.to_datetime(df['Reporting Month'])
df = df[df["Reporting Month"].isin(pd.date_range('2018-01-01',
'2018-12-31'))] #prendo i dati del 2018
print(df.head())
cols_prop=['Property ID', 'Bathrooms', 'Max Guests', 'Response
Rate', 'Airbnb Superhost', 'Number of Reviews', 'Overall Rating']
dfP=pd.read_csv("R:\dataset\CONTINENT_europe-
continent_Property_Match_2019-04-19.csv", usecols=cols_prop)
dfP.drop_duplicates(subset=['Property ID'], keep='first',
inplace=True)
print(dfP.head())
#trovo le property attive nell'anno
df2=df[['Property ID', 'Reporting Month', 'Reservation Days',
'Available Days']]

```

```

df2['Active Month']=np.where(((df2['Reservation
Days']+df2['Available Days'])>=1), 1, 0)
df2=df2[df2['Active Month']==1]
print(df2.head())
df3=df2[['Property ID']] #property attive almeno un giorno nel
corso dell'anno
df4=pd.merge(left=df, right=df3, on='Property ID')
df5=pd.merge(left=df4, right=dfP, on='Property ID')
print(df5.head()) #ho ottenuto il monthly con le property attive
e i dati dal db property
df5=df5[df5['Listing Type']!='Hotel room']
df5.drop_duplicates(subset=['Property ID', 'Reporting Month'],
keep='first', inplace=True)
df5.dropna(subset=['Latitude'], axis=0, inplace=True)
df5.dropna(subset=['Longitude'], axis=0, inplace=True)
df5.dropna(subset=['Airbnb Host ID'], axis=0, inplace=True)
df5.to_csv('R:\\def_2020\\toscana_def_2018.csv', decimal='.')
print('Finito')

```

Database mensile anno 2019

```

import pandas as pd
import numpy as np
import sys
print('Librerie importate.')
df=pd.read_csv("R:\\def_2020\\monthly_toscana_2018_2019.csv",
decimal='.')
df['Reporting Month'] = pd.to_datetime(df['Reporting Month'])
df = df[df["Reporting Month"].isin(pd.date_range('2019-01-01',
'2019-12-31'))] #prendo i dati del 2019
print(df.head())
cols_prop=['Property ID', 'Bathrooms', 'Max Guests', 'Response
Rate', 'Airbnb Superhost', 'Number of Reviews', 'Overall Rating']
dfP=pd.read_csv("R:\\dataset\\CONTINENT_europe-
continent_Property_Match_2020-01-23.csv", usecols=cols_prop) #db
property 2019
dfP.drop_duplicates(subset=['Property ID'], keep='first',
inplace=True)
print(dfP.head())
#trovo le property attive nell'anno
df2=df[['Property ID', 'Reporting Month', 'Reservation Days',
'Available Days']]

```

```

df2['Active Month']=np.where(((df2['Reservation
Days']+df2['Available Days'])>=1), 1, 0)
df2=df2[df2['Active Month']==1]
print(df2.head())
df3=df2[['Property ID']] #property attive almeno un giorno nel
corso dell'anno
df4=pd.merge(left=df, right=df3, on='Property ID')
df5=pd.merge(left=df4, right=dfP, on='Property ID')
print(df5.head()) #ho ottenuto il monthly con le property attive
e i dati dal db property
df5=df5[df5['Listing Type']!='Hotel room']
df5.drop_duplicates(subset=['Property ID', 'Reporting Month'],
keep='first', inplace=True)
df5.dropna(subset=['Latitude'], axis=0, inplace=True)
df5.dropna(subset=['Longitude'], axis=0, inplace=True)
df5.dropna(subset=['Airbnb Host ID'], axis=0, inplace=True)
df5.to_csv('R:\\def_2020\\toscana_def_2019.csv', decimal='.')
print('Finito')

```

Database mensile anno 2020

```

import pandas as pd
import numpy as np
import sys
print('Librerie importate.')
df=pd.read_csv("R:\\def_2020\\monthly_toscana_2020.csv",
decimal='.')
print(df.head())
cols_prop=['Property ID', 'Bathrooms', 'Max Guests', 'Response
Rate', 'Airbnb Superhost', 'Number of Reviews', 'Overall Rating']
dfP=pd.read_csv("R:\\dataset\\CONTINENT_europe-
continent_LTM_Property_Match_2021-01-28.csv", usecols=cols_prop)
dfP.drop_duplicates(subset=['Property ID'], keep='first',
inplace=True)
print(dfP.head())
#trovo le property attive nell'anno
df2=df[['Property ID', 'Reporting Month', 'Reservation Days',
'Available Days']]
df2['Active Month']=np.where(((df2['Reservation
Days']+df2['Available Days'])>=1), 1, 0)
df2=df2[df2['Active Month']==1]
print(df2.head())

```

```

df3=df2[['Property ID']] #property attive almeno un giorno nel
corso dell'anno
df4=pd.merge(left=df, right=df3, on='Property ID')
df5=pd.merge(left=df4, right=dfP, on='Property ID')
print(df5.head()) #ho ottenuto il monthly con le property attive
e i dati dal db property
df5=df5[df5['Listing Type']!='Hotel room']
df5.drop_duplicates(subset=['Property ID', 'Reporting Month'],
keep='first', inplace=True)
df5.dropna(subset=['Latitude'], axis=0, inplace=True)
df5.dropna(subset=['Longitude'], axis=0, inplace=True)
df5.dropna(subset=['Airbnb Host ID'], axis=0, inplace=True)
df5.to_csv('R:\\def_2020\\toscana_def_2020.csv', decimal='.')
print('Finito')

```

Database active properties per host in Europe

```

import pandas as pd
import numpy as np
import sys
print('Librerie importate')
cols_monthly = ['Property ID', 'Property Type', 'Listing Type',
'Bedrooms', 'Reporting Month', 'Revenue (USD)', 'Number of
Reservations', 'Reservation Days', 'Available Days', 'Country',
'State', 'City', 'Neighborhood', 'Latitude', 'Longitude', 'Airbnb
Host ID']
dfMensile=pd.DataFrame() #crea il dataset vuoto
dimensione_chunk = 10**6
counter = 1
goal = 187

for chunk in pd.read_csv("R:\dataset\CONTINENT_europe-
continent_LTM_Monthly_Match_2021-01-28.csv",
usecols=cols_monthly, chunksize=dimensione_chunk):
    chunk['Reporting Month'] = pd.to_datetime(chunk['Reporting
Month'])
    chunk = chunk[chunk["Reporting
Month"].isin(pd.date_range('2020-01-01', '2020-12-01'))]
    dfMensile=dfMensile.append(chunk)

    #barra di completamento
    progressPercentage = round((float(counter)/goal)*100, 1)
    progressString = 'Computing ...' + str(progressPercentage) +
'%\r'

```

```

sys.stdout.write(progressString)
sys.stdout.flush()
counter += 1

print('\n')
dfMensile.drop_duplicates(subset=['Property ID', 'Reporting
Month'], keep='first', inplace=True)
dfMensile.dropna(subset=['Latitude'], axis=0, inplace=True)
dfMensile.dropna(subset=['Longitude'], axis=0, inplace=True)
print(dfMensile.head())
dfMensile["Active Month"]=np.where((dfMensile['Reservation
Days']+dfMensile['Available Days'])>0, True, False) #cancello i
mesi in cui i listing non sono attivi
dfMensile=dfMensile[dfMensile["Listing Type"]!="Hotel room"]
#cancello le stanze di Hotel
print(dfMensile.head())
dfMensile=dfMensile[dfMensile["Active Month"]==True] #cancello i
mesi non attivi e quindi anche tutti i listing non attivi
print(dfMensile.head())
dfMensile.drop_duplicates(subset=['Property ID'], keep='first',
inplace=True)
print(len(dfMensile))
hosts=dfMensile['Airbnb Host ID'].value_counts().to_frame()
#trovo il numero di properties attive per ciascun host
print(hosts.head())
hosts.to_csv('R:\property_host_europe_2020.csv', index = True,
decimal = ',')
print("Finito")
dfHE=pd.read_csv('R:\property_host_europe_2020.csv', decimal =
',')
dfHE.columns=['Airbnb Host ID', 'Properties Europa']
print(dfHE.head())
dfHE.to_csv('R:\property_host_europe_2020.csv', index = False,
decimal = ',')
print("Finito")

```

Analisi descrittiva, anno 2018

```

import numpy as np
import sys
print('Librerie importate.')
df=pd.read_csv('R:\estrazioni-2021-08-
07\property_host_europe_2018.csv', decimal=',')
print(df.head())

```

```

conditionlist = [(df['Properties Europa']>= 13),
(np.logical_and(df['Properties Europa']>= 4, df['Properties
Europa']<=12)), (np.logical_or(df['Properties Europa']==2,
df['Properties Europa']==3)),(df['Properties Europa']==1)]
choicelist = ['Q4', 'Q3', 'Q2', 'Q1']
df['Quartile'] = np.select(conditionlist, choicelist,
default='Not Specified')
print(df)
conditionlist = [(df['Properties Europa']>= 13),
(np.logical_and(df['Properties Europa']>= 4, df['Properties
Europa']<=12)), (np.logical_or(df['Properties Europa']==2,
df['Properties Europa']==3)),(df['Properties Europa']==1)]
choicelist = ['Q4', 'Q3', 'Q2', 'Q1']
df['Quartile'] = np.select(conditionlist, choicelist,
default='Not Specified')
print(df)
df2=pd.read_csv("R:\\def_2020\\toscana_def_2018.csv",
decimal='.')
print(df2.head())
df3=pd.merge(left=df2, right=df, on='Airbnb Host ID')
print(df3.head())
df4=df3.groupby('Quartile').agg({'Revenue (USD)': 'sum', 'Number
of Reservations': 'sum', 'Reservation Days': 'sum', 'Available
Days': 'sum', 'Property ID':pd.Series.nunique, 'Airbnb Host
ID':pd.Series.nunique})
df4.reset_index(inplace=True)
df4['Supply (days)']=df4['Reservation Days']+df4['Available
Days']
df4.rename(columns={'Reservation Days':'Demand (days)'},
inplace=True)
df4.rename(columns={'Revenue (USD)': 'Annual Revenue'},
inplace=True)
df4.rename(columns={'Property ID': 'Active Listings'},
inplace=True)
df4.rename(columns={'Airbnb Host ID': 'Active Hosts'},
inplace=True)
df4['Occupancy Rate']=df4['Demand (days)']/df4['Supply (days)']
print(df4.head())
df5=df3.groupby(['Quartile', 'Listing Type']).agg({'Revenue
(USD)': 'sum', 'Number of Reservations': 'sum', 'Reservation
Days': 'sum', 'Available Days': 'sum', 'Property
ID':pd.Series.nunique, 'Airbnb Host ID':pd.Series.nunique})
df5.reset_index(inplace=True)

```

```

df5['Supply (days)']=df5['Reservation Days']+df5['Available
Days']
df5.rename(columns={'Reservation Days':'Demand (days)'},
inplace=True)
df5.rename(columns={'Revenue (USD)':'Annual Revenue'},
inplace=True)
df5.rename(columns={'Property ID':'Active Listings'},
inplace=True)
df5.rename(columns={'Airbnb Host ID':'Active Hosts'},
inplace=True)
df5['Occupancy Rate']=df5['Demand (days)']/df5['Supply (days)']
print(df5.head())
df6=df3[df3['City'].isin(['Florence','Cortona', 'Lucca'])]
df7=df6.groupby(['Quartile', 'City']).agg({'Revenue (USD)':'sum',
'Number of Reservations':'sum', 'Reservation Days':'sum',
'Available Days':'sum', 'Property ID':pd.Series.nunique, 'Airbnb
Host ID':pd.Series.nunique})
df7.reset_index(inplace=True)
df7['Supply (days)']=df7['Reservation Days']+df7['Available
Days']
df7.rename(columns={'Reservation Days':'Demand (days)'},
inplace=True)
df7.rename(columns={'Revenue (USD)':'Annual Revenue'},
inplace=True)
df7.rename(columns={'Property ID':'Active Listings'},
inplace=True)
df7.rename(columns={'Airbnb Host ID':'Active Hosts'},
inplace=True)
df7['Occupancy Rate']=df7['Demand (days)']/df7['Supply (days)']
print(df7.head())
file=pd.ExcelWriter('R:\\Dogru_2018.xlsx', engine='xlsxwriter')
df4.to_excel(file, sheet_name='TAB 1')
df5.to_excel(file, sheet_name='TAB 2')
df7.to_excel(file, sheet_name='TAB 3-4-5')
file.save()

```

Analisi descrittiva, anno 2019

```

import pandas as pd
import numpy as np
import sys
print('Librerie importate.')
df=pd.read_csv('R:\estrazioni-2021-08-
07\property_host_europe_2019.csv', decimal=',')

```

```

print(df.head())
conditionlist = [(df['Properties Europa']>= 14),
(np.logical_and(df['Properties Europa']>= 4, df['Properties
Europa']<=13)), (np.logical_or(df['Properties Europa']==2,
df['Properties Europa']==3)),(df['Properties Europa']==1)]
choicelist = ['Q4', 'Q3', 'Q2', 'Q1']
df['Quartile'] = np.select(conditionlist, choicelist,
default='Not Specified')
print(df)
df2=pd.read_csv("R:\\def_2020\\toscana_def_2019.csv",
decimal='.')
print(df2.head())
df3=pd.merge(left=df2, right=df, on='Airbnb Host ID')
print(df3.head())
df4=df3.groupby('Quartile').agg({'Revenue (USD)': 'sum', 'Number
of Reservations': 'sum', 'Reservation Days': 'sum', 'Available
Days': 'sum', 'Property ID':pd.Series.nunique, 'Airbnb Host
ID':pd.Series.nunique})
df4.reset_index(inplace=True)
df4['Supply (days)']=df4['Reservation Days']+df4['Available
Days']
df4.rename(columns={'Reservation Days':'Demand (days)'},
inplace=True)
df4.rename(columns={'Revenue (USD)': 'Annual Revenue'},
inplace=True)
df4.rename(columns={'Property ID': 'Active Listings'},
inplace=True)
df4.rename(columns={'Airbnb Host ID': 'Active Hosts'},
inplace=True)
df4['Occupancy Rate']=df4['Demand (days)']/df4['Supply (days)']
print(df4.head())
df5=df3.groupby(['Quartile', 'Listing Type']).agg({'Revenue
(USD)': 'sum', 'Number of Reservations': 'sum', 'Reservation
Days': 'sum', 'Available Days': 'sum', 'Property
ID':pd.Series.nunique, 'Airbnb Host ID':pd.Series.nunique})
df5.reset_index(inplace=True)
df5['Supply (days)']=df5['Reservation Days']+df5['Available
Days']
df5.rename(columns={'Reservation Days':'Demand (days)'},
inplace=True)
df5.rename(columns={'Revenue (USD)': 'Annual Revenue'},
inplace=True)
df5.rename(columns={'Property ID': 'Active Listings'},
inplace=True)

```

```

df5.rename(columns={'Airbnb Host ID':'Active Hosts'},
inplace=True)
df5['Occupancy Rate']=df5['Demand (days)']/df5['Supply (days)']
print(df5.head())
df6=df3[df3['City'].isin(['Florence','Cortona', 'Lucca'])]
df7=df6.groupby(['Quartile', 'City']).agg({'Revenue (USD)': 'sum',
'Number of Reservations': 'sum', 'Reservation Days': 'sum',
'Available Days': 'sum', 'Property ID':pd.Series.nunique, 'Airbnb
Host ID':pd.Series.nunique})
df7.reset_index(inplace=True)
df7['Supply (days)']=df7['Reservation Days']+df7['Available
Days']
df7.rename(columns={'Reservation Days':'Demand (days)'},
inplace=True)
df7.rename(columns={'Revenue (USD)': 'Annual Revenue'},
inplace=True)
df7.rename(columns={'Property ID': 'Active Listings'},
inplace=True)
df7.rename(columns={'Airbnb Host ID': 'Active Hosts'},
inplace=True)
df7['Occupancy Rate']=df7['Demand (days)']/df7['Supply (days)']
print(df7.head())
file=pd.ExcelWriter('R:\\Dogru_2019.xlsx', engine='xlsxwriter')
df4.to_excel(file, sheet_name='TAB 1')
df5.to_excel(file, sheet_name='TAB 2')
df7.to_excel(file, sheet_name='TAB 3-4-5')
file.save()

```

Analisi descrittiva, anno 2020

```

import pandas as pd
import numpy as np
import sys
print('Librerie importate.')
df=pd.read_csv('R:\estrazioni-2021-08-
07\property_host_europe_2020.csv', decimal=',')
print(df.head())
conditionlist = [(df['Properties Europa']>= 15),
(np.logical_and(df['Properties Europa']>= 4, df['Properties
Europa']<=14)), (np.logical_or(df['Properties Europa']==2,
df['Properties Europa']==3)),(df['Properties Europa']==1)]
choicelist = ['Q4', 'Q3', 'Q2', 'Q1']
df['Quartile'] = np.select(conditionlist, choicelist,
default='Not Specified')

```

```

print(df)
df2=pd.read_csv("R:\\def_2020\\toscana_def_2020.csv",
decimal='.')
print(df2.head())
df3=pd.merge(left=df2, right=df, on='Airbnb Host ID')
print(df3.head())
df4=df3.groupby('Quartile').agg({'Revenue (USD)': 'sum', 'Number
of Reservations': 'sum', 'Reservation Days': 'sum', 'Available
Days': 'sum', 'Property ID': pd.Series.nunique, 'Airbnb Host
ID': pd.Series.nunique})
df4.reset_index(inplace=True)
df4['Supply (days)']=df4['Reservation Days']+df4['Available
Days']
df4.rename(columns={'Reservation Days': 'Demand (days)'},
inplace=True)
df4.rename(columns={'Revenue (USD)': 'Annual Revenue'},
inplace=True)
df4.rename(columns={'Property ID': 'Active Listings'},
inplace=True)
df4.rename(columns={'Airbnb Host ID': 'Active Hosts'},
inplace=True)
df4['Occupancy Rate']=df4['Demand (days)']/df4['Supply (days)']
print(df4.head())
df5=df3.groupby(['Quartile', 'Listing Type']).agg({'Revenue
(USD)': 'sum', 'Number of Reservations': 'sum', 'Reservation
Days': 'sum', 'Available Days': 'sum', 'Property
ID': pd.Series.nunique, 'Airbnb Host ID': pd.Series.nunique})
df5.reset_index(inplace=True)
df5['Supply (days)']=df5['Reservation Days']+df5['Available
Days']
df5.rename(columns={'Reservation Days': 'Demand (days)'},
inplace=True)
df5.rename(columns={'Revenue (USD)': 'Annual Revenue'},
inplace=True)
df5.rename(columns={'Property ID': 'Active Listings'},
inplace=True)
df5.rename(columns={'Airbnb Host ID': 'Active Hosts'},
inplace=True)
df5['Occupancy Rate']=df5['Demand (days)']/df5['Supply (days)']
print(df5.head())
df6=df3[df3['City'].isin(['Florence', 'Cortona', 'Lucca'])]
df7=df6.groupby(['Quartile', 'City']).agg({'Revenue (USD)': 'sum',
'Number of Reservations': 'sum', 'Reservation Days': 'sum',

```

```

'Available Days':'sum', 'Property ID':pd.Series.nunique, 'Airbnb
Host ID':pd.Series.nunique})
df7.reset_index(inplace=True)
df7['Supply (days)']=df7['Reservation Days']+df7['Available
Days']
df7.rename(columns={'Reservation Days':'Demand (days)'},
inplace=True)
df7.rename(columns={'Revenue (USD)':'Annual Revenue'},
inplace=True)
df7.rename(columns={'Property ID':'Active Listings'},
inplace=True)
df7.rename(columns={'Airbnb Host ID':'Active Hosts'},
inplace=True)
df7['Occupancy Rate']=df7['Demand (days)']/df7['Supply (days)']
print(df7.head())
file=pd.ExcelWriter('R:\\Dogru_2020.xlsx', engine='xlsxwriter')
df4.to_excel(file, sheet_name='TAB 1')
df5.to_excel(file, sheet_name='TAB 2')
df7.to_excel(file, sheet_name='TAB 3-4-5')
file.save()

```

Calcolo della distanza con formula di Haversine

```

import pandas as pd
from numpy import cos, sin, arcsin, sqrt
from math import radians
df=pd.read_excel("R:\dataset\italy_geo.xlsx")
print(df.head())
del df['istat']
df.dropna(inplace=True)
df=df.rename(columns={'comune':'City', 'lng':'city_lng',
'lat':'city_lat'})
print(df)
df['City']=df['City'].replace(['Firenze'], 'Florence')
df2=pd.read_csv("R:\\def_2020\\toskana_def_2018.csv")
print(df2)
df3=pd.merge(on='City', left=df2, right=df)
print(df3)
def haversine(row):
    lon1 = row['Longitude']
    lat1 = row['Latitude']
    lon2 = row['city_lng']
    lat2 = row['city_lat']

```

```

lon1, lat1, lon2, lat2 = map(radians, [lon1, lat1, lon2,
lat2])
dlon = lon2 - lon1
dlat = lat2 - lat1
a = sin(dlat/2)**2 + cos(lat1) * cos(lat2) * sin(dlon/2)**2
c = 2 * arcsin(sqrt(a))
km = 6367 * c
return km
df3['distance_km'] = df3.apply(lambda row: haversine(row),
axis=1)
df3.to_csv("R:\\def_2020\\toscana_def_2018.csv", index=False)

```

Calcolo della distanza media per ciascuna categoria di host

```

import pandas as pd
import numpy as np
df=pd.read_csv("R:\\def_2020\\toscana_def_2018.csv")
df.drop_duplicates(subset=['Property ID'], inplace=True)
df=df[df['City']=='Cortona']
print(df)
conditionlist = [(df2['Properties Europa']>= 13),
(np.logical_and(df2['Properties Europa']>= 4, df2['Properties
Europa']<=12)), (np.logical_or(df2['Properties Europa']==2,
df2['Properties Europa']==3)),(df2['Properties Europa']==1)]
choicelist = ['Q4', 'Q3', 'Q2', 'Q1']
df2['Quartile'] = np.select(conditionlist, choicelist,
default='Not Specified')
print(df2)
df3=pd.merge(left=df, right=df2, on='Airbnb Host ID')
print(df3)
df3['dist<0.5'] = np.where(df3['distance_km']<0.5, 1, 0)
df3['0.5<=dist<1'] = np.where(np.logical_and(df3['distance_km']>=0.
5, df3['distance_km']<1), 1, 0)
print(df3)
df4=df3.groupby('Quartile').agg({'dist<0.5':'sum',
'0.5<=dist<1':'sum', 'Property ID':pd.Series.nunique})
df4.reset_index(inplace=True)
print(df4)
file=pd.ExcelWriter('R:\\distanza_quartile_cortona_2018.xlsx',
engine='xlsxwriter')
df4.to_excel(file, sheet_name='dist-quart')
file.save()

```

Media delle valutazioni per ciascuna categoria di host

```

import pandas as pd
import numpy as np
df=pd.read_csv('R:\estrazioni-2021-08-
07\property_host_europe_2018.csv', decimal=',')
print(df)
conditionlist = [(df['Properties Europa']>= 13),
(np.logical_and(df['Properties Europa']>= 4, df['Properties
Europa']<=12)), (np.logical_or(df['Properties Europa']==2,
df['Properties Europa']==3)),(df['Properties Europa']==1)]
choicelist = ['Q4', 'Q3', 'Q2', 'Q1']
df['Quartile'] = np.select(conditionlist, choicelist,
default='Not Specified')
print(df)
df2=pd.read_csv("R:\\def_2020\\toscana_def_2018.csv")
df2=df2[df2['City']=='Cortona']
print(df2)
df2.dropna(subset=['Overall Rating'], inplace=True, axis=0)
df3=df2.groupby('Property ID').agg({'Airbnb Host ID':'mean',
'Number of Reviews':'mean', 'Overall Rating':'mean'})
df3.reset_index(inplace=True)
print(df3)
df4=pd.merge(on='Airbnb Host ID', left=df3, right=df)
print(df4)
df5=df4.groupby('Quartile').agg({'Overall Rating':['mean',
'std'],'Number of Reviews':'sum', 'Property
ID':pd.Series.nunique})
df5.reset_index(inplace=True)
print(df5)
file=pd.ExcelWriter('R:\\quartile_review_cortona_2018.xlsx',
engine='xlsxwriter')
df5.to_excel(file, sheet_name='quart-rev')
file.save()

```

Distribuzione % delle valutazioni per ciascun quartile

```

import pandas as pd
import numpy as np
df=pd.read_csv('R:\\estrazioni-2021-08-
07\property_host_europe_2018.csv', decimal=',')
conditionlist = [(df['Properties Europa']>= 13),
(np.logical_and(df['Properties Europa']>= 4, df['Properties
Europa']<=12)), (np.logical_or(df['Properties Europa']==2,
df['Properties Europa']==3)),(df['Properties Europa']==1)]

```

```

choicelist = ['Q4', 'Q3', 'Q2', 'Q1']
df['Quartile'] = np.select(conditionlist, choicelist,
default='Not Specified')
print(df)
df2=pd.read_csv("R:\\def_2020\\toscana_def_2018.csv")
df2=df2[df2['City']=='Florence']
df3=pd.merge(left=df2, right=df, on='Airbnb Host ID')
df3.drop_duplicates(subset=['Property ID'], inplace=True)
df3['R1-2']=np.where(np.logical_and(df3['Overall Rating']>=1,
df3['Overall Rating']<2), 1, 0)
df3['R2-3']=np.where(np.logical_and(df3['Overall Rating']>=2,
df3['Overall Rating']<3), 1, 0)
df3['R3-3.5']=np.where(np.logical_and(df3['Overall Rating']>=3,
df3['Overall Rating']<3.5), 1, 0)
df3['R3.5-4']=np.where(np.logical_and(df3['Overall Rating']>=3.5,
df3['Overall Rating']<4), 1, 0)
df3['R4-4.5']=np.where(np.logical_and(df3['Overall Rating']>=4,
df3['Overall Rating']<4.5), 1, 0)
df3['R4.5-5']=np.where(np.logical_and(df3['Overall Rating']>=4.5,
df3['Overall Rating']<=5), 1, 0)
print(df3)
df4=df3.groupby('Quartile').agg({'R1-2':'sum', 'R2-3':'sum', 'R3-
3.5':'sum', 'R3.5-4':'sum', 'R4-4.5':'sum', 'R4.5-5':'sum'})
df4.reset_index(inplace=True)
print(df4)
file=pd.ExcelWriter('R:\\def_2020\\rating_quartile_%_2018_firenze
.xlsx', engine='xlsxwriter')
df4.to_excel(file, sheet_name='TAB 1')
file.save()

```

7.3 STATISTICHE RIASSUNTIVE

7.3.1 FIRENZE

Variable	Definition	Mean	Std. Dev.	Min	Max
Dependent Variable					
log(RevPAN)	Logarithm of revenue per available nights	3.8	1.02	-3.91	8.5
Primary independent variables					
CusEval	Average rating of cumulative online reviews on a scale of 1–5, with values of 1 = terrible, 2 = poor, 3 = average, 4 = very good, and 5 = excellent	4.65	0.39	1	5
Multihost_3-10	Dummy variable indicating whether a listing is managed by a host who operates from 3 up to 10 listings (with values of 1)	0.32	0.47	0	1
Multihost_10+	Dummy variable indicating whether a listing is managed by a host who operates more than 10 listings (with values of 1)	0.25	0.43	0	1
Control Variables					
NumBed	Number of bedrooms	1.46	0.89	0	12
NumBath	Number of bethrooms	1.3	0.66	0	12
NumReview	Cumulative number of online reviews	66.61	83.92	0	803
MaxGuest	Maximal number of guests allowed	3.85	2.03	1	16
<i>List Type</i>					

Private room	Dummy variable indicating whether a listing is a private room, with value of 1 = a private room	0.21	0.41	0	1
Shared room	Dummy variable indicating whether a listing is a shared, with value of 1 = a shared room	0.01	0.06	0	1
ResRate	Percentage of new booking inquiries and reservation requests a host respond to (by either accepting/preapproving or declining) within 24 h in a given month	93.76	19.47	0	100
SuperHost	Dummy variable indicating whether a host is recognized by Airbnb as a super host, with values of 1 = a super host, 0 = a regular host	0.24	0.43	0	1
<i>Year</i>					
2018	Dummy variable indicating whether year is 2018 (with values of 1)	0.32	0.47	0	1
2019	Dummy variable indicating whether year is 2019 (with values of 1)	0.35	0.48	0	1
<i>Month</i>					
January	Dummy variable indicating whether month is January (with values of 1)	0.08	0.27	0	1

February	Dummy variable indicating whether month is February (with values of 1)	0.08	0.27	0	1
March	Dummy variable indicating whether month is March (with values of 1)	0.08	0.27	0	1
April	Dummy variable indicating whether month is April (with values of 1)	0.08	0.27	0	1
May	Dummy variable indicating whether month is May (with values of 1)	0.08	0.28	0	1
June	Dummy variable indicating whether month is June (with values of 1)	0.08	0.28	0	1
July	Dummy variable indicating whether month is July (with values of 1)	0.08	0.28	0	1
August	Dummy variable indicating whether month is August (with values of 1)	0.08	0.28	0	1
September	Dummy variable indicating whether month is September (with values of 1)	0.09	0.28	0	1
October	Dummy variable indicating whether month is October (with values of 1)	0.09	0.28	0	1
November	Dummy variable indicating whether month is November (with values of 1)	0.09	0.28	0	1

Santo Spirito-San Frediano	Dummy variable indicating whether a listing is located in Santo Spirito-San Frediano neighborhood (with values of 1)	0.17	0.37	0	1
Campo di Marte	Dummy variable indicating whether a listing is located in Campo di Marte neighborhood (with values of 1)	0.11	0.31	0	1
Gavinana-Galluzzo	Dummy variable indicating whether a listing is located in Gavinana-Galluzzo neighborhood (with values of 1)	0.03	0.18	0	1
Rifredi	Dummy variable indicating whether a listing is located in Rifredi (with values of 1)	0.08	0.27	0	1
Isolotto-Legnaia	Dummy variable indicating whether a listing is located in Isolotto-Legnaia (with values of 1)	0.05	0.21	0	1
San Giovanni	Dummy variable indicating whether a listing is located in San Giovanni neighborhood (with values of 1)	0.00	0.01	0	1

7.3.2 LUCCA

Variable	Definition	Mean	Std. Dev.	Min	Max
Dependent Variable					
log(RevPAN)	Logarithm of revenue per available nights	3.44	1.20	-2.81	7.56
Primary independent variables					
CusEval	Average rating of cumulative online reviews on a scale of 1–5, with values of 1 = terrible, 2 = poor, 3 = average, 4 = very good, and 5 = excellent	4.73	0.39	1	5
Multihost_3-10	Dummy variable indicating whether a listing is managed by a host who operates from 3 up to 10 listings (with values of 1)	0.30	0.46	0	1
Multihost_10+	Dummy variable indicating whether a listing is managed by a host who operates more than 10 listings (with values of 1)	0.19	0.39	0	1
Control Variables					
NumBed	Number of bedrooms	1.88	1.26	0	12
NumBath	Number of bathrooms	1.51	1.04	0	12
NumReview	Cumulative number of online reviews	25.9	41.86	0	446
MaxGuest	Maximal number of guests allowed	4.61	2.51	1	16
List Type					
Private room	Dummy variable indicating whether a listing is a private room, with value of 1 = a private room	0.18	0.39	0	1

Shared room	Dummy variable indicating whether a listing is a shared, with value of 1 = a shared room	0.01	0.05	0	1
ResRate	Percentage of new booking inquiries and reservation requests a host respond to (by either accepting/preapproving or declining) within 24 h in a given month	89.51	25.42	0	100
SuperHost	Dummy variable indicating whether a host is recognized by Airbnb as a super host, with values of 1 = a super host, 0 = a regular host	0.25	0.43	0	1
<i>Year</i>					
2018	Dummy variable indicating whether year is 2018 (with values of 1)	0.37	0.48	0	1
2019	Dummy variable indicating whether year is 2019 (with values of 1)	0.35	0.48	0	1
<i>Month</i>					
January	Dummy variable indicating whether month is January (with values of 1)	0.08	0.27	0	1
February	Dummy variable indicating whether month is February (with values of 1)	0.08	0.27	0	1

March	Dummy variable indicating whether month is March (with values of 1)	0.08	0.27	0	1
April	Dummy variable indicating whether month is April (with values of 1)	0.08	0.27	0	1
May	Dummy variable indicating whether month is May (with values of 1)	0.08	0.28	0	1
June	Dummy variable indicating whether month is June (with values of 1)	0.08	0.28	0	1
July	Dummy variable indicating whether month is July (with values of 1)	0.08	0.28	0	1
August	Dummy variable indicating whether month is August (with values of 1)	0.08	0.28	0	1
September	Dummy variable indicating whether month is September (with values of 1)	0.09	0.28	0	1
October	Dummy variable indicating whether month is October (with values of 1)	0.09	0.28	0	1
November	Dummy variable indicating whether month is November (with values of 1)	0.09	0.28	0	1
Distance from city centre	Distance in kilometers from the city centre	2.41	2.64	0.02	11.3

7.3.3 CORTONA

Variable	Definition	Mean	Std. Dev.	Min	Max
Dependent Variable					
log(RevPAN)	Logarithm of revenue per available nights	3.59	1.31	-2.66	7.75
Primary independent variables					
CusEval	Average rating of cumulative online reviews on a scale of 1–5, with values of 1 = terrible, 2 = poor, 3 = average, 4 = very good, and 5 = excellent	4.74	0.49	1	5
Multihost_3-10	Dummy variable indicating whether a listing is managed by a host who operates from 3 up to 10 listings (with values of 1)	0.32	0.47	0	1
Multihost_10+	Dummy variable indicating whether a listing is managed by a host who operates more than 10 listings (with values of 1)	0.28	0.45	0	1
Control Variables					
NumBed	Number of bedrooms	2.58	1.85	0	17
NumBath	Number of bathrooms	2.10	1.58	0	10.5
NumReview	Cumulative number of online reviews	13.84	21.59	0	221
MaxGuest	Maximal number of guests allowed	5.76	3.44	1	16
List Type					
Private room	Dummy variable indicating whether a listing is a private room, with value of 1 = a private room	0.08	0.27	0	1

ResRate	Percentage of new booking inquiries and reservation requests a host respond to (by either accepting/preapproving or declining) within 24 h in a given month	91.45	21.36	0	100
SuperHost	Dummy variable indicating whether a host is recognized by Airbnb as a super host, with values of 1 = a super host, 0 = a regular host	0.24	0.43	0	1
<i>Year</i>					
2018	Dummy variable indicating whether year is 2018 (with values of 1)	0.33	0.47	0	1
2019	Dummy variable indicating whether year is 2019 (with values of 1)	0.35	0.48	0	1
<i>Month</i>					
January	Dummy variable indicating whether month is January (with values of 1)	0.08	0.27	0	1
February	Dummy variable indicating whether month is February (with values of 1)	0.08	0.27	0	1
March	Dummy variable indicating whether month is March (with values of 1)	0.08	0.27	0	1
April	Dummy variable indicating whether month is April (with values of 1)	0.08	0.28	0	1

May	Dummy variable indicating whether month is May (with values of 1)	0.08	0.28	0	1
June	Dummy variable indicating whether month is June (with values of 1)	0.08	0.28	0	1
July	Dummy variable indicating whether month is July (with values of 1)	0.08	0.28	0	1
August	Dummy variable indicating whether month is August (with values of 1)	0.08	0.28	0	1
September	Dummy variable indicating whether month is September (with values of 1)	0.08	0.28	0	1
October	Dummy variable indicating whether month is October (with values of 1)	0.08	0.28	0	1
November	Dummy variable indicating whether month is November (with values of 1)	0.08	0.28	0	1
Distance from city centre	Distance in kilometers from the city centre	4.19	4.26	0.01	18.28

7.4 STATISTICHE DESCRITTIVE

7.4.1 TOSCANA

Statistiche annuali per tipologia di listing

i. 2018

Listing Type	Annual Revenue	Number of Reservations	Demand (days)	Supply (days)	Active Listings	Active Hosts	Occupancy Rate	Annual Revenue per active listing
Entire home/apt	\$ 712,126,370.57	1,171,455	4,465,749	16,210,431	68,892	32,425	28%	\$ 10,336.85
Private room	\$ 54,906,846.24	287,613	769,366	3,608,523	15,347	8,471	21%	\$ 3,577.69
Shared room	\$ 340,784.68	3,869	10,032	63,056	320	224	16%	\$ 1,064.95

ii. 2019

Listing Type	Annual Revenue	Number of Reservations	Demand (days)	Supply (days)	Active Listings	Active Hosts	Occupancy Rate	Annual Revenue per active listing
Entire home/apt	\$ 843,431,528.60	1,692,345	5,241,072	15,765,911	66,094	31,347	33%	\$ 12,761.09
Private room	\$ 65,332,782.56	361,925	936,087	3,306,240	13,171	7,154	28%	\$ 4,960.35
Shared room	\$ 340,163.54	4,134	10,455	50,052	237	154	21%	\$ 1,435.29

iii. 2020

Listing Type	Annual Revenue	Number of Reservations	Demand (days)	Supply (days)	Active Listings	Active Hosts	Occupancy Rate	Annual Revenue per active listing
Entire home/apt	\$ 372,502,235.26	690,904	2,281,927	12,543,921	58,454	27,389	18%	\$ 6,372.57
Private room	\$ 29,540,605.82	142,406	399,078	2,329,712	10,010	5,343	17%	\$ 2,951.11
Shared room	\$ 150,561.59	1,198	4,154	34,547	158	100	12%	\$ 952.92

Statistiche mensili

Reporting Month	Monthly Revenue	Number of Reservations	Demand (days)	Supply (days)	Active Listings	Active Hosts	Monthly Revenue per active listing	Occupancy Rate	Delta Active Listings
2018-01-01	\$ 25,844,438.76	57,561	179,003	1,480,660	63,248	29,614	\$ 408.62	12%	0
2018-02-01	\$ 17,608,323.12	47,480	150,167	1,328,585	64,655	30,188	\$ 272.34	11%	1,407
2018-03-01	\$ 32,628,771.68	78,969	253,077	1,557,972	66,541	30,758	\$ 490.36	16%	1,886
2018-04-01	\$ 49,952,979.99	123,345	377,323	1,627,009	67,945	31,394	\$ 735.20	23%	1,404
2018-05-01	\$ 69,617,609.56	141,701	479,757	1,756,169	69,241	31,976	\$ 1,005.44	27%	1,296
2018-06-01	\$ 89,562,276.41	165,338	570,276	1,767,498	71,849	33,107	\$ 1,246.53	32%	2,608
2018-07-01	\$ 129,052,717.71	182,565	760,517	1,805,763	73,243	33,778	\$ 1,761.98	42%	1,394
2018-08-01	\$ 144,859,743.24	192,069	880,272	1,798,203	74,178	34,123	\$ 1,952.87	49%	935
2018-09-01	\$ 83,155,544.43	169,789	613,789	1,831,040	74,867	34,436	\$ 1,110.71	34%	689
2018-10-01	\$ 57,983,996.29	142,388	460,803	1,804,113	75,160	34,609	\$ 771.47	26%	293
2018-11-01	\$ 28,925,502.12	79,079	243,608	1,540,699	75,294	34,638	\$ 384.17	16%	134
2018-12-01	\$ 38,182,098.18	82,653	276,555	1,584,299	75,843	34,684	\$ 503.44	17%	549
2019-01-01	\$ 30,468,430.91	70,023	230,358	1,286,734	60,131	28,585	\$ 506.70	18%	-15,712
2019-02-01	\$ 21,710,350.39	55,560	183,700	1,132,553	61,421	29,099	\$ 353.47	16%	1,290
2019-03-01	\$ 33,106,132.54	85,820	279,138	1,358,585	63,440	29,935	\$ 521.85	21%	2,019
2019-04-01	\$ 64,724,385.00	155,168	503,838	1,516,395	65,621	30,847	\$ 986.34	33%	2,181
2019-05-01	\$ 70,194,139.63	159,499	514,981	1,692,411	67,393	31,771	\$ 1,041.56	30%	1,772
2019-06-01	\$ 104,406,165.10	206,638	688,880	1,709,410	69,667	32,751	\$ 1,498.65	40%	2,274
2019-07-01	\$ 129,082,876.72	206,769	774,645	1,764,951	71,938	33,659	\$ 1,794.36	44%	2,271
2019-08-01	\$ 161,651,248.55	302,459	949,037	1,748,065	73,905	34,438	\$ 2,187.28	54%	1,967
2019-09-01	\$ 112,692,032.17	298,955	756,677	1,730,306	76,176	34,939	\$ 1,479.36	44%	2,271
2019-10-01	\$ 65,594,093.14	202,304	468,215	1,748,707	77,009	35,339	\$ 851.77	27%	833
2019-11-01	\$ 55,629,494.53	203,257	410,334	1,681,200	77,694	35,618	\$ 716.01	24%	685
2019-12-01	\$ 59,845,126.02	111,952	427,811	1,752,886	79,472	36,250	\$ 753.03	24%	1,778
2020-01-01	\$ 28,648,291.61	91,130	241,433	1,271,832	59,369	27,751	\$ 482.55	19%	-20,103
2020-02-01	\$ 21,609,746.61	76,076	201,953	1,164,563	59,748	27,964	\$ 361.68	17%	379
2020-03-01	\$ 14,975,627.24	36,814	137,332	1,279,082	59,908	28,055	\$ 249.98	11%	160
2020-04-01	\$ 19,888,739.96	35,535	139,511	1,338,433	59,900	28,055	\$ 332.03	10%	-8
2020-05-01	\$ 25,570,799.43	48,465	159,405	1,419,034	60,030	28,131	\$ 425.97	11%	130
2020-06-01	\$ 35,873,267.06	68,396	225,458	1,383,264	60,671	28,492	\$ 591.28	16%	641
2020-07-01	\$ 74,383,061.03	119,724	415,225	1,367,234	61,872	29,074	\$ 1,202.21	30%	1,201
2020-08-01	\$ 93,317,275.14	141,688	542,536	1,102,744	62,768	29,460	\$ 1,486.70	49%	896
2020-09-01	\$ 40,933,004.36	97,249	301,688	1,140,842	63,611	29,785	\$ 643.49	26%	843
2020-10-01	\$ 22,012,623.85	60,336	165,187	1,238,757	67,223	30,686	\$ 327.46	13%	3,612
2020-11-01	\$ 10,634,129.20	29,496	74,177	1,090,792	67,977	30,859	\$ 156.44	7%	754
2020-12-01	\$ 14,346,837.18	29,599	81,254	1,111,603	68,558	31,004	\$ 209.27	7%	581

Statistiche host, anno 2018

2018						
Properties possedute dall'host in Europa	Host	%	Cumulata %	Properties Toscana	%	Cumulata %
1	24,183	63.220%	63.220%	24,183	28.599%	28.599%
2	6,504	17.003%	80.223%	11,837	13.999%	42.597%
3	3,022	7.900%	88.123%	8,172	9.664%	52.262%
4	1,576	4.120%	92.244%	5,685	6.723%	58.985%
5	888	2.321%	94.565%	3,961	4.684%	63.669%
6	523	1.367%	95.932%	2,807	3.320%	66.989%
7	327	0.855%	96.787%	2,015	2.383%	69.372%
8	212	0.554%	97.341%	1,471	1.740%	71.111%
9	167	0.437%	97.778%	1,298	1.535%	72.646%
10	114	0.298%	98.076%	949	1.122%	73.769%
11	72	0.188%	98.264%	648	0.766%	74.535%
12	65	0.170%	98.434%	616	0.728%	75.263%
13	43	0.112%	98.546%	445	0.526%	75.790%
14	30	0.078%	98.625%	336	0.397%	76.187%
15	35	0.091%	98.716%	437	0.517%	76.704%
16	27	0.071%	98.787%	331	0.391%	77.095%
17	28	0.073%	98.860%	324	0.383%	77.478%
18	15	0.039%	98.899%	205	0.242%	77.721%
19	16	0.042%	98.941%	270	0.319%	78.040%
20	18	0.047%	98.988%	309	0.365%	78.406%
21	17	0.044%	99.033%	269	0.318%	78.724%
22	14	0.037%	99.069%	173	0.205%	78.928%
23	14	0.037%	99.106%	196	0.232%	79.160%
24	15	0.039%	99.145%	155	0.183%	79.343%
25	9	0.024%	99.169%	146	0.173%	79.516%
26	9	0.024%	99.192%	176	0.208%	79.724%
27	9	0.024%	99.216%	166	0.196%	79.921%
28	8	0.021%	99.237%	193	0.228%	80.149%
29	5	0.013%	99.250%	89	0.105%	80.254%
30	4	0.010%	99.260%	73	0.086%	80.340%
31	9	0.024%	99.284%	192	0.227%	80.567%
32	6	0.016%	99.299%	90	0.106%	80.674%
33	7	0.018%	99.318%	190	0.225%	80.899%
34	3	0.008%	99.326%	68	0.080%	80.979%
35	3	0.008%	99.333%	82	0.097%	81.076%
36	3	0.008%	99.341%	76	0.090%	81.166%
37	7	0.018%	99.360%	157	0.186%	81.351%
38	4	0.010%	99.370%	78	0.092%	81.444%
39	-	0.000%	99.370%	-	0.000%	81.444%
40	2	0.005%	99.375%	9	0.011%	81.454%
41	6	0.016%	99.391%	68	0.080%	81.535%
42	4	0.010%	99.401%	48	0.057%	81.592%
43	4	0.010%	99.412%	59	0.070%	81.661%
44	6	0.016%	99.427%	190	0.225%	81.886%
45	3	0.008%	99.435%	7	0.008%	81.894%
46	3	0.008%	99.443%	51	0.060%	81.955%
47	4	0.010%	99.454%	126	0.149%	82.104%
48	2	0.005%	99.459%	95	0.112%	82.216%
49	1	0.003%	99.461%	49	0.058%	82.274%
50	-	0.000%	99.461%	-	0.000%	82.274%
51	5	0.013%	99.475%	37	0.044%	82.318%
52	1	0.003%	99.477%	1	0.001%	82.319%
53	2	0.005%	99.482%	56	0.066%	82.385%
54	1	0.003%	99.485%	3	0.004%	82.389%
55	2	0.005%	99.490%	65	0.077%	82.465%
56	2	0.005%	99.495%	90	0.106%	82.572%
57	3	0.008%	99.503%	110	0.130%	82.702%
58	-	0.000%	99.503%	-	0.000%	82.702%
59	4	0.010%	99.514%	230	0.272%	82.974%
60	2	0.005%	99.519%	64	0.076%	83.050%
61	1	0.003%	99.522%	61	0.072%	83.122%
62	1	0.003%	99.524%	61	0.072%	83.194%
63	3	0.008%	99.532%	101	0.119%	83.313%
64	1	0.003%	99.535%	54	0.064%	83.377%
65	3	0.008%	99.543%	65	0.077%	83.454%
66	1	0.003%	99.545%	65	0.077%	83.531%
67	3	0.008%	99.553%	89	0.105%	83.636%
68	1	0.003%	99.556%	44	0.052%	83.688%
69	3	0.008%	99.563%	74	0.088%	83.776%
70	2	0.005%	99.569%	140	0.166%	83.941%
71	1	0.003%	99.571%	71	0.084%	84.025%
72	2	0.005%	99.576%	62	0.073%	84.099%
73	5	0.013%	99.590%	146	0.173%	84.271%
74	1	0.003%	99.592%	1	0.001%	84.273%
75	-	0.000%	99.592%	-	0.000%	84.273%
76	-	0.000%	99.592%	-	0.000%	84.273%
77	2	0.005%	99.597%	118	0.140%	84.412%
78	1	0.003%	99.600%	2	0.002%	84.414%
79	-	0.000%	99.600%	-	0.000%	84.414%
80	2	0.005%	99.605%	21	0.025%	84.439%
81	2	0.005%	99.610%	84	0.099%	84.539%
82	1	0.003%	99.613%	10	0.012%	84.550%
83	-	0.000%	99.613%	-	0.000%	84.550%
84	-	0.000%	99.613%	-	0.000%	84.550%
85	3	0.008%	99.621%	201	0.238%	84.788%
86	-	0.000%	99.621%	-	0.000%	84.788%
87	-	0.000%	99.621%	-	0.000%	84.788%
88	1	0.003%	99.624%	80	0.095%	84.883%
89	-	0.000%	99.624%	-	0.000%	84.883%
90	-	0.000%	99.624%	-	0.000%	84.883%
91	2	0.005%	99.629%	53	0.063%	84.945%
92	-	0.000%	99.629%	-	0.000%	84.945%
93	1	0.003%	99.631%	54	0.064%	85.009%
94	1	0.003%	99.634%	36	0.043%	85.052%
95	4	0.010%	99.644%	240	0.284%	85.336%
96	2	0.005%	99.650%	179	0.212%	85.547%
97	-	0.000%	99.650%	-	0.000%	85.547%
98	-	0.000%	99.650%	-	0.000%	85.547%
99	1	0.003%	99.652%	1	0.001%	85.549%
100	1	0.003%	99.655%	99	0.117%	85.666%
101-200	69	0.180%	99.835%	5,831	6.896%	92.561%
201-300	28	0.073%	99.909%	2,140	2.531%	95.092%
301-400	8	0.021%	99.929%	292	0.345%	95.438%
401-500	9	0.024%	99.953%	1,015	1.200%	96.638%
>500	18	0.047%	100.000%	2,843	3.362%	100.000%

Statistiche host, anno 2019

2019			2018			
Proprietà possedute dall'host in Europa	Host	%	Cumulata %	Proprietà Toscana	%	Cumulata %
1	22,487	62.013%	62.013%	22,487	28.285%	28.285%
2	6,459	17.812%	79.825%	11,313	14.230%	42.515%
3	2,845	7.846%	87.670%	7,338	9.230%	51.745%
4	1,570	4.330%	92.000%	5,442	6.845%	58.590%
5	853	2.352%	94.352%	3,646	4.586%	63.176%
6	508	1.401%	95.753%	2,575	3.239%	66.415%
7	322	0.888%	96.641%	1,918	2.413%	68.827%
8	226	0.623%	97.264%	1,470	1.849%	70.676%
9	162	0.447%	97.711%	1,141	1.435%	72.111%
10	119	0.328%	98.039%	954	1.200%	73.311%
11	78	0.215%	98.254%	668	0.840%	74.152%
12	61	0.168%	98.423%	603	0.758%	74.910%
13	52	0.143%	98.566%	526	0.662%	75.572%
14	33	0.091%	98.657%	361	0.454%	76.026%
15	22	0.061%	98.718%	225	0.283%	76.309%
16	16	0.044%	98.762%	224	0.282%	76.591%
17	24	0.066%	98.828%	274	0.345%	76.935%
18	16	0.044%	98.872%	203	0.255%	77.191%
19	13	0.036%	98.908%	176	0.221%	77.412%
20	13	0.036%	98.944%	174	0.219%	77.631%
21	23	0.063%	99.007%	310	0.390%	78.021%
22	14	0.039%	99.046%	184	0.231%	78.252%
23	10	0.028%	99.073%	190	0.239%	78.491%
24	8	0.022%	99.095%	174	0.219%	78.710%
25	12	0.033%	99.129%	183	0.230%	78.940%
26	10	0.028%	99.156%	148	0.186%	79.126%
27	15	0.041%	99.198%	237	0.298%	79.424%
28	7	0.019%	99.217%	115	0.145%	79.569%
29	8	0.022%	99.239%	165	0.208%	79.777%
30	7	0.019%	99.258%	109	0.137%	79.914%
31	1	0.003%	99.261%	31	0.039%	79.953%
32	3	0.008%	99.269%	73	0.092%	80.045%
33	3	0.008%	99.277%	55	0.069%	80.114%
34	6	0.017%	99.294%	145	0.182%	80.296%
35	2	0.006%	99.300%	65	0.082%	80.378%
36	5	0.014%	99.313%	159	0.200%	80.578%
37	2	0.006%	99.319%	69	0.087%	80.665%
38	2	0.006%	99.324%	40	0.050%	80.715%
39	6	0.017%	99.341%	85	0.107%	80.822%
40	4	0.011%	99.352%	96	0.121%	80.943%
41	5	0.014%	99.366%	85	0.107%	81.050%
42	1	0.003%	99.368%	36	0.045%	81.095%
43	3	0.008%	99.377%	46	0.058%	81.153%
44	1	0.003%	99.380%	1	0.001%	81.154%
45	2	0.006%	99.385%	54	0.068%	81.222%
46	2	0.006%	99.391%	43	0.054%	81.276%
47	2	0.006%	99.396%	48	0.060%	81.336%
48	3	0.008%	99.404%	124	0.156%	81.492%
49	2	0.006%	99.410%	55	0.069%	81.561%
50	4	0.011%	99.421%	82	0.103%	81.665%
51	3	0.008%	99.429%	141	0.177%	81.842%
52	-	0.000%	99.429%	-	0.000%	81.842%
53	2	0.006%	99.435%	49	0.062%	81.904%
54	2	0.006%	99.440%	91	0.114%	82.018%
55	4	0.011%	99.451%	33	0.042%	82.060%
56	2	0.006%	99.457%	104	0.131%	82.190%
57	3	0.008%	99.465%	103	0.130%	82.320%
58	-	0.000%	99.465%	-	0.000%	82.320%
59	3	0.008%	99.473%	117	0.147%	82.467%
60	-	0.000%	99.473%	-	0.000%	82.467%
61	3	0.008%	99.482%	54	0.068%	82.535%
62	1	0.003%	99.484%	50	0.063%	82.598%
63	2	0.006%	99.490%	96	0.121%	82.719%
64	-	0.000%	99.490%	-	0.000%	82.719%
65	1	0.003%	99.493%	2	0.003%	82.721%
66	1	0.003%	99.495%	53	0.067%	82.788%
67	1	0.003%	99.498%	5	0.006%	82.794%
68	1	0.003%	99.501%	1	0.001%	82.795%
69	1	0.003%	99.504%	56	0.070%	82.866%
70	4	0.011%	99.515%	53	0.067%	82.933%
71	1	0.003%	99.517%	55	0.069%	83.002%
72	2	0.006%	99.523%	117	0.147%	83.149%
73	-	0.000%	99.523%	-	0.000%	83.149%
74	1	0.003%	99.526%	1	0.001%	83.150%
75	3	0.008%	99.534%	66	0.083%	83.233%
76	1	0.003%	99.537%	1	0.001%	83.234%
77	-	0.000%	99.537%	-	0.000%	83.234%
78	1	0.003%	99.539%	60	0.075%	83.310%
79	1	0.003%	99.542%	25	0.031%	83.341%
80	-	0.000%	99.542%	-	0.000%	83.341%
81	2	0.006%	99.548%	146	0.184%	83.525%
82	-	0.000%	99.548%	-	0.000%	83.525%
83	2	0.006%	99.553%	53	0.067%	83.592%
84	3	0.008%	99.562%	76	0.096%	83.687%
85	1	0.003%	99.564%	77	0.097%	83.784%
86	1	0.003%	99.567%	8	0.010%	83.794%
87	-	0.000%	99.567%	-	0.000%	83.794%
88	2	0.006%	99.573%	37	0.047%	83.841%
89	1	0.003%	99.575%	89	0.112%	83.953%
90	1	0.003%	99.578%	40	0.050%	84.003%
91	1	0.003%	99.581%	8	0.010%	84.013%
92	1	0.003%	99.584%	90	0.113%	84.126%
93	2	0.006%	99.589%	70	0.088%	84.214%
94	1	0.003%	99.592%	78	0.098%	84.312%
95	-	0.000%	99.592%	-	0.000%	84.312%
96	3	0.008%	99.600%	243	0.306%	84.618%
97	1	0.003%	99.603%	68	0.086%	84.704%
98	1	0.003%	99.606%	1	0.001%	84.705%
99	2	0.006%	99.611%	152	0.191%	84.896%
100	-	0.000%	99.611%	-	0.000%	84.896%
101-200	75	0.207%	99.818%	4,912	6.178%	91.074%
201-300	18	0.050%	99.868%	1,497	1.883%	92.957%
301-400	6	0.017%	99.884%	218	0.274%	93.232%
401-500	9	0.025%	99.909%	1,034	1.301%	94.532%
>500	33	0.091%	100.000%	4,347	5.468%	100.000%

Statistiche host, anno 2020

2020						
Properties possedute dall'host in Europa	Host	%	Cumulata %	Properties Toscana	%	Cumulata %
1	19,141	61.705%	61.705%	19,141	27.893%	27.893%
2	5,537	17.850%	79.555%	9,724	14.170%	42.064%
3	2,468	7.956%	87.511%	6,377	9.293%	51.357%
4	1,296	4.178%	91.689%	4,472	6.517%	57.874%
5	723	2.331%	94.020%	3,135	4.569%	62.442%
6	458	1.476%	95.496%	2,344	3.416%	65.858%
7	287	0.925%	96.422%	1,687	2.458%	68.316%
8	196	0.632%	97.054%	1,300	1.894%	70.211%
9	133	0.429%	97.482%	995	1.450%	71.661%
10	97	0.313%	97.795%	860	1.253%	72.914%
11	66	0.213%	98.008%	558	0.813%	73.727%
12	51	0.164%	98.172%	513	0.748%	74.475%
13	37	0.119%	98.291%	338	0.493%	74.967%
14	42	0.135%	98.427%	456	0.665%	75.632%
15	22	0.071%	98.498%	226	0.329%	75.961%
16	21	0.068%	98.565%	234	0.341%	76.302%
17	26	0.084%	98.649%	315	0.459%	76.761%
18	18	0.058%	98.707%	234	0.341%	77.102%
19	12	0.039%	98.746%	186	0.271%	77.373%
20	12	0.039%	98.785%	120	0.175%	77.548%
21	9	0.029%	98.814%	146	0.213%	77.761%
22	14	0.045%	98.859%	256	0.373%	78.134%
23	7	0.023%	98.881%	108	0.157%	78.291%
24	11	0.035%	98.917%	165	0.240%	78.532%
25	9	0.029%	98.946%	134	0.195%	78.727%
26	5	0.016%	98.962%	105	0.153%	78.880%
27	7	0.023%	98.985%	124	0.181%	79.061%
28	10	0.032%	99.017%	108	0.157%	79.218%
29	8	0.026%	99.043%	129	0.188%	79.406%
30	9	0.029%	99.072%	166	0.242%	79.648%
31	1	0.003%	99.075%	1	0.001%	79.649%
32	8	0.026%	99.101%	239	0.348%	79.998%
33	2	0.006%	99.107%	36	0.052%	80.050%
34	5	0.016%	99.123%	65	0.095%	80.145%
35	3	0.010%	99.133%	55	0.080%	80.225%
36	4	0.013%	99.146%	50	0.073%	80.298%
37	4	0.013%	99.159%	39	0.057%	80.355%
38	3	0.010%	99.168%	71	0.103%	80.458%
39	2	0.006%	99.175%	31	0.045%	80.503%
40	3	0.010%	99.184%	42	0.061%	80.565%
41	-	0.000%	99.184%	-	0.000%	80.565%
42	2	0.006%	99.191%	37	0.054%	80.618%
43	4	0.013%	99.204%	85	0.124%	80.742%
44	4	0.013%	99.217%	89	0.130%	80.872%
45	2	0.006%	99.223%	87	0.127%	80.999%
46	4	0.013%	99.236%	60	0.087%	81.086%
47	2	0.006%	99.242%	39	0.057%	81.143%
48	2	0.006%	99.249%	45	0.066%	81.209%
49	4	0.013%	99.262%	49	0.071%	81.280%
50	4	0.013%	99.275%	145	0.211%	81.491%
51	1	0.003%	99.278%	38	0.055%	81.547%
52	3	0.010%	99.288%	69	0.101%	81.647%
53	2	0.006%	99.294%	55	0.080%	81.727%
54	2	0.006%	99.300%	39	0.057%	81.784%
55	3	0.010%	99.310%	141	0.205%	81.990%
56	2	0.006%	99.317%	50	0.073%	82.063%
57	3	0.010%	99.326%	160	0.233%	82.296%
58	1	0.003%	99.329%	58	0.085%	82.380%
59	3	0.010%	99.339%	133	0.194%	82.574%
60	-	0.000%	99.339%	-	0.000%	82.574%
61	1	0.003%	99.342%	2	0.003%	82.577%
62	4	0.013%	99.355%	154	0.224%	82.801%
63	1	0.003%	99.358%	7	0.010%	82.812%
64	2	0.006%	99.365%	52	0.076%	82.887%
65	1	0.003%	99.368%	63	0.092%	82.979%
66	-	0.000%	99.368%	-	0.000%	82.979%
67	2	0.006%	99.375%	49	0.071%	83.051%
68	1	0.003%	99.378%	5	0.007%	83.058%
69	-	0.000%	99.378%	-	0.000%	83.058%
70	2	0.006%	99.384%	39	0.057%	83.115%
71	2	0.006%	99.391%	4	0.006%	83.121%
72	2	0.006%	99.397%	43	0.063%	83.183%
73	-	0.000%	99.397%	-	0.000%	83.183%
74	1	0.003%	99.400%	40	0.058%	83.242%
75	2	0.006%	99.407%	130	0.189%	83.431%
76	-	0.000%	99.407%	-	0.000%	83.431%
77	3	0.010%	99.417%	36	0.052%	83.483%
78	-	0.000%	99.417%	-	0.000%	83.483%
79	1	0.003%	99.420%	9	0.013%	83.497%
80	1	0.003%	99.423%	62	0.090%	83.587%
81	3	0.010%	99.433%	82	0.119%	83.706%
82	2	0.006%	99.439%	147	0.214%	83.921%
83	1	0.003%	99.442%	82	0.119%	84.040%
84	1	0.003%	99.446%	1	0.001%	84.042%
85	1	0.003%	99.449%	6	0.009%	84.050%
86	1	0.003%	99.452%	57	0.083%	84.133%
87	3	0.010%	99.462%	118	0.172%	84.305%
88	2	0.006%	99.468%	106	0.154%	84.460%
89	2	0.006%	99.475%	44	0.064%	84.524%
90	2	0.006%	99.481%	90	0.131%	84.655%
91	2	0.006%	99.487%	22	0.032%	84.687%
92	2	0.006%	99.494%	176	0.256%	84.944%
93	-	0.000%	99.494%	-	0.000%	84.944%
94	1	0.003%	99.497%	1	0.001%	84.945%
95	2	0.006%	99.504%	12	0.017%	84.963%
96	2	0.006%	99.510%	89	0.130%	85.092%
97	1	0.003%	99.513%	3	0.004%	85.097%
98	1	0.003%	99.516%	6	0.009%	85.105%
99	1	0.003%	99.520%	65	0.095%	85.200%
100	1	0.003%	99.523%	65	0.095%	85.295%
101-200	63	0.203%	99.726%	3,313	4.828%	90.123%
201-300	17	0.055%	99.781%	1,421	2.071%	92.193%
301-400	18	0.058%	99.839%	490	0.714%	92.908%
401-500	17	0.055%	99.894%	801	1.167%	94.075%
>500	33	0.106%	100.000%	4,066	5.925%	100.000%

7.4.1.1 FIRENZE

Statistiche annuali per tipologia di listing

i. 2018

Listing Type	Annual Revenue	Number of Reservations	Demand (days)	Supply (days)	Active Listings	Active Hosts	Occupancy Rate	Annual Revenue per active listing
Entire home/apt	\$166,739,695.09	404,203	1,246,978	2,779,903	12,538	6,105	45%	\$ 13,298.75
Private room	\$ 20,471,562.38	117,808	315,083	865,913	4,120	2,254	36%	\$ 4,968.83
Shared room	\$ 192,934.31	2,135	5,366	23,732	137	80	23%	\$ 1,408.28

ii. 2019

Listing Type	Annual Revenue	Number of Reservations	Demand (days)	Supply (days)	Active Listings	Active Hosts	Occupancy Rate	Annual Revenue per active listing
Entire home/apt	\$ 189,746,177.53	507,813	1,451,184	2,672,593	11,586	5,885	54%	\$ 16,377.19
Private room	\$ 21,190,432.20	128,800	347,533	750,024	3,308	1,780	46%	\$ 6,405.81
Shared room	\$ 196,372.91	2,249	5,951	15,937	88	53	37%	\$ 2,231.51

iii. 2020

Listing Type	Annual Revenue	Number of Reservations	Demand (days)	Supply (days)	Active Listings	Active Hosts	Occupancy Rate	Annual Revenue per active listing
Entire home/apt	\$ 55,848,509.65	149,173	484,441	2,371,048	10,137	5,110	20%	\$ 5,509.37
Private room	\$ 6,962,139.07	36,567	115,238	619,325	2,713	1,402	19%	\$ 2,566.21
Shared room	\$ 80,320.80	555	2,261	15,951	76	38	14%	\$ 1,056.85

Statistiche annuali per quartiere

i. 2018

Neighborhood	Annual Revenue	Number of Reservation	Demand (days)	Supply (days)	Active Listing	Active Host	Occupancy Rat	Annual Revenue per active listing
Centro Storico	\$ 119,660,239.89	319,101	921,790	2,011,771	8,898	3,783	46%	\$ 13,448
Santo Spirito-San Frediano	\$ 34,186,750.19	86,284	272,500	613,324	2,754	1,409	44%	\$ 12,413
Campo di Marte	\$ 12,313,109.85	46,130	145,642	397,446	1,945	1,326	37%	\$ 6,331
Rifredi	\$ 7,682,555.88	32,705	100,030	279,670	1,408	965	36%	\$ 5,456
Gavinana-Galluzzo	\$ 5,083,533.65	12,134	39,467	136,428	669	469	29%	\$ 7,599
Isolotto-Legnaia	\$ 4,959,269.55	18,788	57,903	150,935	766	557	38%	\$ 6,474
San Giovanni	\$ 10,612.66	20	78	347	1	1	22%	\$ 10,613

ii. 2019

Neighborhood	Annual Revenue	Number of Reservation	Demand (days)	Supply (days)	Active Listing	Active Host	Occupancy Rat	Annual Revenue per active listing
Centro Storico	\$ 132,332,096.48	382,092	1,052,514	1,912,117	8,149	3,659	55%	\$ 16,239
Santo Spirito-San Frediano	\$ 38,192,163.92	104,344	302,442	551,651	2,333	1,259	55%	\$ 16,370
Campo di Marte	\$ 14,340,211.23	55,712	167,752	352,563	1,645	1,126	48%	\$ 8,717
Rifredi	\$ 9,308,483.76	42,255	122,737	259,822	1,237	876	47%	\$ 7,525
Gavinana-Galluzzo	\$ 6,980,800.02	17,555	52,938	135,055	593	404	39%	\$ 11,772
Isolotto-Legnaia	\$ 5,895,329.14	25,669	71,808	153,968	715	511	47%	\$ 8,245
San Giovanni	\$ 1,636.00	1	14	31	1	1	45%	\$ 1,636
SS. Annuziata	\$ 256.00	6	8	21	1	1	38%	\$ 256

iii. 2020

Neighborhood	Annual Revenue	Number of Reservation	Demand (days)	Supply (days)	Active Listing	Active Host	Occupancy Rat	Annual Revenue per active listing
Centro Storico	\$ 39,803,960.76	113,861	360,312	1,720,487	7,185	3,243	21%	\$ 5,540
Santo Spirito-San Frediano	\$ 9,314,632.66	26,304	86,709	461,629	1,923	1,059	19%	\$ 4,844
Campo di Marte	\$ 4,139,200.68	14,863	49,551	266,108	1,287	897	19%	\$ 3,216
Rifredi	\$ 3,119,304.15	12,804	43,304	221,944	1,028	709	20%	\$ 3,034
Gavinana-Galluzzo	\$ 2,226,945.12	5,159	16,578	101,859	460	321	16%	\$ 4,841
Isolotto-Legnaia	\$ 1,931,417.69	7,085	24,718	122,357	575	416	20%	\$ 3,359
San Giovanni	\$ 646.00	4	7	364	1	1	2%	\$ 646
SS. Annuziata	\$ -	0	0	153	1	1	0%	\$ -

Statistiche mensili

Reporting Month	Monthly Revenue	Number of Reservations	Demand (days)	Supply (days)	Active Listings	Active Hosts	Monthly Revenue per active listing	Occupancy Rate	Delta Active Listings
2018-01-01	\$ 9,164,741.36	26,513	79,108	296,094	12,443	6,030	\$ 736.54	27%	0
2018-02-01	\$ 6,258,461.55	20,915	63,672	256,702	12,717	6,129	\$ 492.13	25%	274
2018-03-01	\$ 11,547,499.26	34,187	100,601	289,077	12,977	6,237	\$ 889.84	35%	260
2018-04-01	\$ 17,845,214.66	47,810	140,570	285,112	13,301	6,345	\$ 1,341.64	49%	324
2018-05-01	\$ 21,448,780.35	54,670	165,506	299,959	13,434	6,405	\$ 1,596.60	55%	133
2018-06-01	\$ 24,433,394.42	60,948	177,672	309,492	13,916	6,630	\$ 1,755.78	57%	482
2018-07-01	\$ 19,869,877.25	53,735	163,500	340,683	14,250	6,748	\$ 1,394.38	48%	334
2018-08-01	\$ 17,369,173.42	48,300	151,798	344,002	14,402	6,793	\$ 1,206.03	44%	152
2018-09-01	\$ 20,502,324.87	56,677	172,719	316,499	14,505	6,843	\$ 1,413.47	55%	103
2018-10-01	\$ 18,360,695.35	54,008	161,582	318,545	14,483	6,854	\$ 1,267.74	51%	-22
2018-11-01	\$ 8,999,499.38	32,832	90,274	290,092	14,481	6,851	\$ 621.47	31%	-2
2018-12-01	\$ 11,604,529.91	33,551	100,425	323,291	14,674	6,920	\$ 790.82	31%	193
2019-01-01	\$ 9,368,561.57	30,366	88,414	257,759	11,046	5,545	\$ 848.14	34%	-3,628
2019-02-01	\$ 6,642,597.35	24,648	73,654	222,705	11,305	5,663	\$ 587.58	33%	259
2019-03-01	\$ 11,109,628.48	36,601	109,223	255,810	11,691	5,822	\$ 950.27	43%	386
2019-04-01	\$ 20,303,213.45	56,838	168,717	262,609	12,151	6,014	\$ 1,670.91	64%	460
2019-05-01	\$ 21,452,332.36	60,285	176,470	280,724	12,493	6,152	\$ 1,717.15	63%	342
2019-06-01	\$ 28,040,597.09	74,836	207,781	295,663	12,942	6,353	\$ 2,166.64	70%	449
2019-07-01	\$ 21,305,111.42	60,223	178,527	323,951	13,366	6,544	\$ 1,593.98	55%	424
2019-08-01	\$ 18,666,551.06	65,102	162,088	327,440	13,770	6,705	\$ 1,355.60	50%	404
2019-09-01	\$ 23,147,140.69	68,816	197,351	297,611	13,984	6,803	\$ 1,655.26	66%	214
2019-10-01	\$ 20,732,106.72	67,319	175,682	288,579	14,169	6,902	\$ 1,463.20	61%	185
2019-11-01	\$ 13,036,707.50	54,682	122,727	289,220	14,346	6,980	\$ 908.73	42%	177
2019-12-01	\$ 17,328,434.95	39,146	144,034	336,483	14,975	7,236	\$ 1,157.16	43%	629
2020-01-01	\$ 11,157,775.49	34,361	104,092	270,912	11,409	5,649	\$ 977.98	38%	-3,566
2020-02-01	\$ 7,772,665.32	26,644	86,752	240,072	11,558	5,725	\$ 672.49	36%	149
2020-03-01	\$ 4,309,834.34	11,188	45,361	262,782	11,617	5,749	\$ 370.99	17%	59
2020-04-01	\$ 4,232,044.42	8,078	36,181	257,949	11,611	5,748	\$ 364.49	14%	-6
2020-05-01	\$ 4,306,695.57	8,272	35,018	262,999	11,619	5,750	\$ 370.66	13%	8
2020-06-01	\$ 4,806,092.97	12,997	41,200	260,322	11,688	5,785	\$ 411.20	16%	69
2020-07-01	\$ 5,553,906.69	17,134	52,124	266,879	11,791	5,824	\$ 471.03	20%	103
2020-08-01	\$ 7,002,240.16	21,697	67,245	245,827	11,886	5,852	\$ 589.12	27%	95
2020-09-01	\$ 5,376,813.14	18,647	54,034	232,742	12,089	5,936	\$ 444.77	23%	203
2020-10-01	\$ 4,367,414.04	15,107	42,839	242,579	12,695	6,117	\$ 344.03	18%	606
2020-11-01	\$ 1,796,151.33	5,880	18,555	227,731	12,827	6,155	\$ 140.03	8%	132
2020-12-01	\$ 2,209,336.05	6,290	18,539	235,530	12,915	6,183	\$ 171.07	8%	88

Statistiche host, anno 2018

2018						
Properties possedute dall'host in Europa	Host	%	Cumulata %	Properties Firenze	%	Cumulata %
1	4,603	58.937%	58.937%	4,603	27.407%	27.407%
2	1,424	18.233%	77.170%	2,397	14.272%	41.679%
3	674	8.630%	85.800%	1,666	9.920%	51.599%
4	320	4.097%	89.898%	1,059	6.305%	57.904%
5	204	2.612%	92.510%	813	4.841%	62.745%
6	120	1.536%	94.046%	580	3.453%	66.198%
7	79	1.012%	95.058%	421	2.507%	68.705%
8	54	0.691%	95.749%	327	1.947%	70.652%
9	50	0.640%	96.389%	328	1.953%	72.605%
10	34	0.435%	96.825%	245	1.459%	74.064%
11	25	0.320%	97.145%	185	1.102%	75.165%
12	17	0.218%	97.362%	176	1.048%	76.213%
13	12	0.154%	97.516%	119	0.709%	76.922%
14	5	0.064%	97.580%	54	0.322%	77.243%
15	15	0.192%	97.772%	139	0.828%	78.071%
16	5	0.064%	97.836%	36	0.214%	78.285%
17	8	0.102%	97.939%	87	0.518%	78.803%
18	5	0.064%	98.003%	67	0.399%	79.202%
19	5	0.064%	98.067%	88	0.524%	79.726%
20	7	0.090%	98.156%	90	0.536%	80.262%
21	7	0.090%	98.246%	100	0.595%	80.857%
22	2	0.026%	98.271%	19	0.113%	80.971%
23	7	0.090%	98.361%	84	0.500%	81.471%
24	7	0.090%	98.451%	74	0.441%	81.911%
25	5	0.064%	98.515%	59	0.351%	82.263%
26	4	0.051%	98.566%	60	0.357%	82.620%
27	3	0.038%	98.604%	72	0.429%	83.049%
28	4	0.051%	98.656%	57	0.339%	83.388%
29	2	0.026%	98.681%	32	0.191%	83.578%
30	1	0.013%	98.694%	28	0.167%	83.745%
31	6	0.077%	98.771%	102	0.607%	84.352%
32	1	0.013%	98.784%	32	0.191%	84.543%
33	2	0.026%	98.809%	35	0.208%	84.751%
34	1	0.013%	98.822%	33	0.196%	84.948%
35	2	0.026%	98.848%	39	0.232%	85.180%
36	1	0.013%	98.860%	36	0.214%	85.394%
37	2	0.026%	98.886%	72	0.429%	85.823%
38	1	0.013%	98.899%	37	0.220%	86.043%
39	-	0.000%	98.899%	-	0.000%	86.043%
40	1	0.013%	98.912%	7	0.042%	86.085%
41	3	0.038%	98.950%	31	0.185%	86.270%
42	1	0.013%	98.963%	1	0.006%	86.276%
43	1	0.013%	98.976%	43	0.256%	86.532%
44	3	0.038%	99.014%	101	0.601%	87.133%
45	-	0.000%	99.014%	-	0.000%	87.133%
46	1	0.013%	99.027%	46	0.274%	87.407%
47	1	0.013%	99.040%	43	0.256%	87.663%
48	2	0.026%	99.065%	71	0.423%	88.086%
49	1	0.013%	99.078%	49	0.292%	88.377%
50	-	0.000%	99.078%	-	0.000%	88.377%
51	3	0.038%	99.117%	33	0.196%	88.574%
52	-	0.000%	99.117%	-	0.000%	88.574%
53	2	0.026%	99.142%	54	0.322%	88.896%
54	-	0.000%	99.142%	-	0.000%	88.896%
55	-	0.000%	99.142%	-	0.000%	88.896%
56	1	0.013%	99.155%	4	0.024%	88.919%
57	-	0.000%	99.155%	-	0.000%	88.919%
58	-	0.000%	99.155%	-	0.000%	88.919%
59	-	0.000%	99.155%	-	0.000%	88.919%
60	2	0.026%	99.181%	64	0.381%	89.300%
61	1	0.013%	99.193%	61	0.363%	89.664%
62	1	0.013%	99.206%	46	0.274%	89.937%
63	2	0.026%	99.232%	3	0.018%	89.955%
64	1	0.013%	99.245%	9	0.054%	90.009%
65	-	0.000%	99.245%	-	0.000%	90.009%
66	1	0.013%	99.257%	7	0.042%	90.051%
67	2	0.026%	99.283%	6	0.036%	90.086%
68	-	0.000%	99.283%	-	0.000%	90.086%
69	2	0.026%	99.309%	66	0.393%	90.479%
70	1	0.013%	99.321%	65	0.387%	90.866%
71	1	0.013%	99.334%	70	0.417%	91.283%
72	1	0.013%	99.347%	1	0.006%	91.289%
73	1	0.013%	99.360%	1	0.006%	91.295%
74	-	0.000%	99.360%	-	0.000%	91.295%
75	-	0.000%	99.360%	-	0.000%	91.295%
76	-	0.000%	99.360%	-	0.000%	91.295%
77	-	0.000%	99.360%	-	0.000%	91.295%
78	-	0.000%	99.360%	-	0.000%	91.295%
79	-	0.000%	99.360%	-	0.000%	91.295%
80	1	0.013%	99.373%	16	0.095%	91.390%
81	1	0.013%	99.385%	81	0.482%	91.873%
82	-	0.000%	99.385%	-	0.000%	91.873%
83	-	0.000%	99.385%	-	0.000%	91.873%
84	-	0.000%	99.385%	-	0.000%	91.873%
85	2	0.026%	99.411%	77	0.458%	92.331%
86	-	0.000%	99.411%	-	0.000%	92.331%
87	-	0.000%	99.411%	-	0.000%	92.331%
88	-	0.000%	99.411%	-	0.000%	92.331%
89	-	0.000%	99.411%	-	0.000%	92.331%
90	-	0.000%	99.411%	-	0.000%	92.331%
91	1	0.013%	99.424%	3	0.018%	92.349%
92	-	0.000%	99.424%	-	0.000%	92.349%
93	1	0.013%	99.437%	5	0.030%	92.379%
94	1	0.013%	99.449%	35	0.208%	92.587%
95	2	0.026%	99.475%	105	0.623%	93.212%
96	1	0.013%	99.488%	95	0.566%	93.778%
97	-	0.000%	99.488%	-	0.000%	93.778%
98	-	0.000%	99.488%	-	0.000%	93.778%
99	-	0.000%	99.488%	-	0.000%	93.778%
100	-	0.000%	99.488%	-	0.000%	93.778%
101-200	20	0.256%	99.744%	571	3.400%	97.178%
201-300	8	0.102%	99.846%	258	1.536%	98.714%
301-400	-	0.000%	99.846%	-	0.000%	98.714%
401-500	3	0.038%	99.885%	10	0.060%	98.773%
>500	9	0.115%	100.000%	206	1.227%	100.000%

Statistiche host, anno 2019

2019						
Properties possedute dall'host in Europa	Host	%	Cumulata %	Properties Firenze	%	Cumulata %
1	4,253	58.751%	58.751%	4,253	28.387%	28.387%
2	1,333	18.414%	77.165%	2,178	14.537%	42.925%
3	577	7.971%	85.136%	1,352	9.024%	51.949%
4	324	4.476%	89.612%	1,040	6.942%	58.891%
5	197	2.721%	92.333%	726	4.846%	63.736%
6	113	1.561%	93.894%	508	3.391%	67.127%
7	81	1.119%	95.013%	417	2.783%	69.911%
8	44	0.608%	95.621%	263	1.755%	71.666%
9	40	0.553%	96.174%	208	1.388%	73.054%
10	31	0.428%	96.602%	196	1.308%	74.363%
11	24	0.332%	96.933%	167	1.115%	75.477%
12	14	0.193%	97.127%	136	0.908%	76.385%
13	22	0.304%	97.431%	201	1.342%	77.727%
14	12	0.166%	97.596%	122	0.814%	78.541%
15	8	0.111%	97.707%	87	0.581%	79.122%
16	3	0.041%	97.748%	43	0.287%	79.409%
17	5	0.069%	97.817%	25	0.167%	79.575%
18	5	0.069%	97.886%	56	0.374%	79.949%
19	4	0.055%	97.942%	46	0.307%	80.256%
20	4	0.055%	97.997%	66	0.441%	80.697%
21	10	0.138%	98.135%	91	0.607%	81.304%
22	6	0.083%	98.218%	62	0.414%	81.718%
23	2	0.028%	98.246%	35	0.234%	81.952%
24	5	0.069%	98.315%	89	0.594%	82.546%
25	6	0.083%	98.398%	58	0.387%	82.933%
26	6	0.083%	98.480%	105	0.701%	83.634%
27	8	0.111%	98.591%	123	0.821%	84.455%
28	3	0.041%	98.632%	30	0.200%	84.655%
29	3	0.041%	98.674%	65	0.434%	85.089%
30	1	0.014%	98.688%	27	0.180%	85.269%
31	-	0.000%	98.688%	-	0.000%	85.269%
32	2	0.028%	98.715%	26	0.174%	85.443%
33	1	0.014%	98.729%	13	0.087%	85.529%
34	2	0.028%	98.757%	27	0.180%	85.710%
35	-	0.000%	98.757%	-	0.000%	85.710%
36	2	0.028%	98.784%	69	0.461%	86.170%
37	-	0.000%	98.784%	-	0.000%	86.170%
38	-	0.000%	98.784%	-	0.000%	86.170%
39	2	0.028%	98.812%	4	0.027%	86.197%
40	3	0.041%	98.853%	95	0.634%	86.831%
41	2	0.028%	98.881%	18	0.120%	86.951%
42	-	0.000%	98.881%	-	0.000%	86.951%
43	1	0.014%	98.895%	43	0.287%	87.238%
44	-	0.000%	98.895%	-	0.000%	87.238%
45	1	0.014%	98.909%	41	0.274%	87.512%
46	-	0.000%	98.909%	-	0.000%	87.512%
47	1	0.014%	98.923%	1	0.007%	87.518%
48	1	0.014%	98.936%	35	0.234%	87.752%
49	2	0.028%	98.964%	55	0.367%	88.119%
50	2	0.028%	98.992%	6	0.040%	88.159%
51	3	0.041%	99.033%	141	0.941%	89.100%
52	-	0.000%	99.033%	-	0.000%	89.100%
53	1	0.014%	99.047%	39	0.260%	89.361%
54	1	0.014%	99.061%	41	0.274%	89.634%
55	1	0.014%	99.074%	3	0.020%	89.654%
56	1	0.014%	99.088%	54	0.360%	90.015%
57	2	0.028%	99.116%	88	0.587%	90.602%
58	-	0.000%	99.116%	-	0.000%	90.602%
59	-	0.000%	99.116%	-	0.000%	90.602%
60	-	0.000%	99.116%	-	0.000%	90.602%
61	2	0.028%	99.144%	43	0.287%	90.889%
62	-	0.000%	99.144%	-	0.000%	90.889%
63	1	0.014%	99.157%	1	0.007%	90.896%
64	-	0.000%	99.157%	-	0.000%	90.896%
65	-	0.000%	99.157%	-	0.000%	90.896%
66	-	0.000%	99.157%	-	0.000%	90.896%
67	-	0.000%	99.157%	-	0.000%	90.896%
68	-	0.000%	99.157%	-	0.000%	90.896%
69	-	0.000%	99.157%	-	0.000%	90.896%
70	-	0.000%	99.157%	-	0.000%	90.896%
71	1	0.014%	99.171%	1	0.007%	90.902%
72	1	0.014%	99.185%	19	0.127%	91.029%
73	-	0.000%	99.185%	-	0.000%	91.029%
74	-	0.000%	99.185%	-	0.000%	91.029%
75	1	0.014%	99.199%	34	0.227%	91.256%
76	-	0.000%	99.199%	-	0.000%	91.256%
77	-	0.000%	99.199%	-	0.000%	91.256%
78	1	0.014%	99.213%	55	0.367%	91.623%
79	1	0.014%	99.226%	2	0.013%	91.637%
80	-	0.000%	99.226%	-	0.000%	91.637%
81	1	0.014%	99.240%	1	0.007%	91.643%
82	-	0.000%	99.240%	-	0.000%	91.643%
83	1	0.014%	99.254%	1	0.007%	91.650%
84	2	0.028%	99.282%	70	0.467%	92.117%
85	1	0.014%	99.295%	7	0.047%	92.164%
86	1	0.014%	99.309%	1	0.007%	92.171%
87	-	0.000%	99.309%	-	0.000%	92.171%
88	1	0.014%	99.323%	3	0.020%	92.191%
89	1	0.014%	99.337%	89	0.594%	92.785%
90	1	0.014%	99.351%	4	0.027%	92.811%
91	-	0.000%	99.351%	-	0.000%	92.811%
92	1	0.014%	99.365%	88	0.587%	93.399%
93	1	0.014%	99.378%	68	0.454%	93.853%
94	-	0.000%	99.378%	-	0.000%	93.853%
95	-	0.000%	99.378%	-	0.000%	93.853%
96	-	0.000%	99.378%	-	0.000%	93.853%
97	-	0.000%	99.378%	-	0.000%	93.853%
98	-	0.000%	99.378%	-	0.000%	93.853%
99	1	0.014%	99.392%	3	0.020%	93.873%
100	-	0.000%	99.392%	-	0.000%	93.873%
101-200	18	0.249%	99.641%	376	2.510%	96.382%
201-300	6	0.083%	99.724%	245	1.635%	98.018%
301-400	-	0.000%	99.724%	-	0.000%	98.018%
401-500	3	0.041%	99.765%	12	0.080%	98.098%
>500	17	0.235%	100.000%	285	1.902%	100.000%

Statistiche host, anno 2020

2020						
Properties possedute dall'host in Europa	Host	%	Cumulata %	Properties Firenze	%	Cumulata %
1	3,611	58.383%	58.383%	3,611	27.936%	27.936%
2	1,151	18.610%	76.993%	1,890	14.622%	42.558%
3	496	8.019%	85.012%	1,193	9.229%	51.787%
4	249	4.026%	89.038%	795	6.150%	57.937%
5	177	2.862%	91.900%	674	5.214%	63.152%
6	100	1.617%	93.517%	441	3.412%	66.564%
7	75	1.213%	94.729%	392	3.033%	69.596%
8	41	0.663%	95.392%	235	1.818%	71.414%
9	36	0.582%	95.974%	229	1.772%	73.186%
10	31	0.501%	96.475%	207	1.601%	74.787%
11	23	0.372%	96.847%	184	1.423%	76.211%
12	10	0.162%	97.009%	74	0.572%	76.783%
13	9	0.146%	97.154%	87	0.673%	77.456%
14	16	0.259%	97.413%	164	1.269%	78.725%
15	7	0.113%	97.526%	53	0.410%	79.135%
16	5	0.081%	97.607%	34	0.263%	79.398%
17	11	0.178%	97.785%	134	1.037%	80.435%
18	8	0.129%	97.914%	97	0.750%	81.185%
19	2	0.032%	97.947%	19	0.147%	81.332%
20	4	0.065%	98.011%	54	0.418%	81.750%
21	4	0.065%	98.076%	55	0.425%	82.175%
22	5	0.081%	98.157%	74	0.572%	82.748%
23	3	0.049%	98.205%	49	0.379%	83.127%
24	6	0.097%	98.302%	39	0.302%	83.429%
25	4	0.065%	98.367%	68	0.526%	83.955%
26	3	0.049%	98.416%	58	0.449%	84.404%
27	4	0.065%	98.480%	88	0.681%	85.084%
28	5	0.081%	98.561%	60	0.464%	85.549%
29	5	0.081%	98.642%	68	0.526%	86.075%
30	2	0.032%	98.674%	28	0.217%	86.291%
31	-	0.000%	98.674%	-	0.000%	86.291%
32	2	0.032%	98.707%	58	0.449%	86.740%
33	-	0.000%	98.707%	-	0.000%	86.740%
34	1	0.016%	98.723%	1	0.008%	86.748%
35	2	0.032%	98.755%	29	0.224%	86.972%
36	1	0.016%	98.771%	28	0.217%	87.189%
37	-	0.000%	98.771%	-	0.000%	87.189%
38	2	0.032%	98.804%	33	0.255%	87.444%
39	1	0.016%	98.820%	1	0.008%	87.452%
40	-	0.000%	98.820%	-	0.000%	87.452%
41	-	0.000%	98.820%	-	0.000%	87.452%
42	1	0.016%	98.836%	1	0.008%	87.459%
43	-	0.000%	98.836%	-	0.000%	87.459%
44	3	0.049%	98.884%	86	0.665%	88.125%
45	1	0.016%	98.901%	44	0.340%	88.465%
46	3	0.049%	98.949%	33	0.255%	88.720%
47	1	0.016%	98.965%	2	0.015%	88.736%
48	1	0.016%	98.981%	44	0.340%	89.076%
49	2	0.032%	99.014%	46	0.356%	89.432%
50	2	0.032%	99.046%	97	0.750%	90.183%
51	-	0.000%	99.046%	-	0.000%	90.183%
52	-	0.000%	99.046%	-	0.000%	90.183%
53	-	0.000%	99.046%	-	0.000%	90.183%
54	1	0.016%	99.062%	34	0.263%	90.446%
55	1	0.016%	99.078%	49	0.379%	90.825%
56	-	0.000%	99.078%	-	0.000%	90.825%
57	1	0.016%	99.095%	47	0.364%	91.188%
58	-	0.000%	99.095%	-	0.000%	91.188%
59	2	0.032%	99.127%	55	0.425%	91.614%
60	-	0.000%	99.127%	-	0.000%	91.614%
61	-	0.000%	99.127%	-	0.000%	91.614%
62	2	0.032%	99.159%	76	0.588%	92.202%
63	-	0.000%	99.159%	-	0.000%	92.202%
64	-	0.000%	99.159%	-	0.000%	92.202%
65	-	0.000%	99.159%	-	0.000%	92.202%
66	-	0.000%	99.159%	-	0.000%	92.202%
67	1	0.016%	99.175%	1	0.008%	92.210%
68	-	0.000%	99.175%	-	0.000%	92.210%
69	-	0.000%	99.175%	-	0.000%	92.210%
70	-	0.000%	99.175%	-	0.000%	92.210%
71	-	0.000%	99.175%	-	0.000%	92.210%
72	1	0.016%	99.192%	5	0.039%	92.248%
73	-	0.000%	99.192%	-	0.000%	92.248%
74	-	0.000%	99.192%	-	0.000%	92.248%
75	1	0.016%	99.208%	70	0.542%	92.790%
76	-	0.000%	99.208%	-	0.000%	92.790%
77	-	0.000%	99.208%	-	0.000%	92.790%
78	-	0.000%	99.208%	-	0.000%	92.790%
79	-	0.000%	99.208%	-	0.000%	92.790%
80	-	0.000%	99.208%	-	0.000%	92.790%
81	2	0.032%	99.240%	5	0.039%	92.828%
82	2	0.032%	99.272%	6	0.046%	92.875%
83	-	0.000%	99.272%	-	0.000%	92.875%
84	-	0.000%	99.272%	-	0.000%	92.875%
85	-	0.000%	99.272%	-	0.000%	92.875%
86	-	0.000%	99.272%	-	0.000%	92.875%
87	1	0.016%	99.289%	2	0.015%	92.890%
88	2	0.032%	99.321%	105	0.812%	93.703%
89	-	0.000%	99.321%	-	0.000%	93.703%
90	-	0.000%	99.321%	-	0.000%	93.703%
91	1	0.016%	99.337%	3	0.023%	93.726%
92	1	0.016%	99.353%	92	0.712%	94.438%
93	-	0.000%	99.353%	-	0.000%	94.438%
94	1	0.016%	99.369%	1	0.008%	94.445%
95	-	0.000%	99.369%	-	0.000%	94.445%
96	-	0.000%	99.369%	-	0.000%	94.445%
97	-	0.000%	99.369%	-	0.000%	94.445%
98	-	0.000%	99.369%	-	0.000%	94.445%
99	-	0.000%	99.369%	-	0.000%	94.445%
100	-	0.000%	99.369%	-	0.000%	94.445%
101-200	9	0.146%	99.515%	139	1.079%	95.521%
201-300	7	0.113%	99.628%	332	2.568%	98.089%
301-400	4	0.065%	99.693%	8	0.062%	98.151%
401-500	6	0.097%	99.790%	25	0.193%	98.344%
>500	13	0.210%	100.000%	214	1.656%	100.000%

7.4.1.2 LUCCA

Statistiche annuali per tipologia di listing

i. 2018

Listing Type	Annual Revenue	Number of Reservations	Demand (days)	Supply (days)	Active Listings	Active Hosts	Occupancy Rate	Annual Revenue per active listing
Entire home/apt	\$ 23,648,859.57	42,668	157,394	676,240	2,837	1,601	23%	\$ 8,335.87
Private room	\$ 1,899,564.19	10,380	27,745	188,297	847	462	15%	\$ 2,242.70
Shared room	\$ 8,295.00	23	136	2,540	16	16	5%	\$ 518.44

ii. 2019

Listing Type	Annual Revenue	Number of Reservations	Demand (days)	Supply (days)	Active Listings	Active Hosts	Occupancy Rate	Annual Revenue per active listing
Entire home/apt	\$ 30,298,306.23	62,666	193,043	619,785	2,514	1,469	31%	\$ 12,051.83
Private room	\$ 2,455,582.00	13,795	35,286	152,292	658	375	23%	\$ 3,731.89
Shared room	\$ 15,382.00	338	517	3,253	18	11	16%	\$ 854.56

iii. 2020

Listing Type	Annual Revenue	Number of Reservations	Demand (days)	Supply (days)	Active Listings	Active Hosts	Occupancy Rate	Annual Revenue per active listing
Entire home/apt	\$ 12,123,862.57	23,178	74,923	462,100	2,024	1,155	16%	\$ 5,990.05
Private room	\$ 786,856.00	4,328	11,581	98,315	405	241	12%	\$ 1,942.85
Shared room	\$ 4,715.00	83	143	1,417	4	2	10%	\$ 1,178.75

Statistiche mensili

Reporting Month	Monthly Revenue	Number of Reservations	Demand (days)	Supply (days)	Active Listings	Active Hosts	Monthly Revenue per active listing	Occupancy Rate	Delta Active Listings
2018-01-01	\$ 669,580.20	1,584	5,368	70,659	2,791	1,477	\$ 239.91	8%	0
2018-02-01	\$ 348,686.08	1,200	4,009	62,480	2,811	1,489	\$ 124.04	6%	20
2018-03-01	\$ 851,819.31	2,322	7,323	70,593	2,854	1,513	\$ 298.47	10%	43
2018-04-01	\$ 1,470,247.45	4,131	12,677	69,752	2,883	1,532	\$ 509.97	18%	29
2018-05-01	\$ 2,020,652.45	4,510	15,799	72,124	2,902	1,551	\$ 696.30	22%	19
2018-06-01	\$ 2,408,706.65	4,926	17,203	72,306	2,973	1,596	\$ 810.19	24%	71
2018-07-01	\$ 4,310,078.39	7,859	27,607	74,388	3,030	1,618	\$ 1,422.47	37%	57
2018-08-01	\$ 4,169,975.06	6,806	27,386	75,384	3,092	1,650	\$ 1,348.63	36%	62
2018-09-01	\$ 2,849,645.64	5,780	21,225	75,386	3,159	1,693	\$ 902.07	28%	67
2018-10-01	\$ 2,885,462.51	6,612	21,837	80,298	3,223	1,759	\$ 895.27	27%	64
2018-11-01	\$ 2,174,462.81	4,218	13,802	71,399	3,225	1,773	\$ 674.25	19%	2
2018-12-01	\$ 1,397,402.21	3,123	11,039	72,308	3,215	1,768	\$ 434.65	15%	-10
2019-01-01	\$ 799,331.95	2,184	6,914	55,724	2,378	1,368	\$ 336.14	12%	-837
2019-02-01	\$ 662,919.42	1,765	6,117	51,238	2,429	1,389	\$ 272.92	12%	51
2019-03-01	\$ 1,067,027.86	2,612	8,961	59,525	2,498	1,416	\$ 427.15	15%	69
2019-04-01	\$ 2,184,732.11	5,436	18,324	62,223	2,586	1,438	\$ 844.83	29%	88
2019-05-01	\$ 2,296,315.03	5,161	18,161	66,035	2,649	1,467	\$ 866.86	28%	63
2019-06-01	\$ 3,419,079.75	7,197	23,718	66,498	2,712	1,489	\$ 1,260.72	36%	63
2019-07-01	\$ 5,212,752.14	9,773	31,703	69,810	2,790	1,527	\$ 1,868.37	45%	78
2019-08-01	\$ 5,018,751.33	10,861	30,007	68,408	2,855	1,556	\$ 1,757.88	44%	65
2019-09-01	\$ 3,915,179.45	10,170	27,267	64,753	2,953	1,617	\$ 1,325.83	42%	98
2019-10-01	\$ 3,382,262.33	9,033	23,508	71,143	3,065	1,693	\$ 1,103.51	33%	112
2019-11-01	\$ 2,708,473.85	8,477	18,477	69,084	3,135	1,731	\$ 863.95	27%	70
2019-12-01	\$ 2,102,445.01	4,130	15,689	70,889	3,189	1,759	\$ 659.28	22%	54
2020-01-01	\$ 785,466.91	2,783	7,581	48,453	2,190	1,245	\$ 358.66	16%	-999
2020-02-01	\$ 561,324.21	2,315	6,106	44,982	2,200	1,251	\$ 255.15	14%	10
2020-03-01	\$ 447,393.57	1,014	4,534	49,151	2,213	1,256	\$ 202.17	9%	13
2020-04-01	\$ 497,386.50	1,066	4,232	49,394	2,213	1,256	\$ 224.76	9%	0
2020-05-01	\$ 711,194.98	1,298	4,473	51,259	2,220	1,259	\$ 320.36	9%	7
2020-06-01	\$ 1,151,849.96	2,156	6,838	50,344	2,238	1,263	\$ 514.68	14%	18
2020-07-01	\$ 2,271,287.81	3,576	11,884	49,637	2,257	1,269	\$ 1,006.33	24%	19
2020-08-01	\$ 2,943,281.99	4,959	17,238	41,951	2,274	1,275	\$ 1,294.32	41%	17
2020-09-01	\$ 1,221,372.27	3,002	8,846	42,514	2,293	1,285	\$ 532.65	21%	19
2020-10-01	\$ 1,310,132.35	2,828	8,563	48,586	2,403	1,326	\$ 545.21	18%	110
2020-11-01	\$ 500,153.95	1,472	3,330	42,335	2,423	1,334	\$ 206.42	8%	20
2020-12-01	\$ 514,589.07	1,120	3,022	43,226	2,431	1,338	\$ 211.68	7%	8

Statistiche host, anno 2018

2018						
Properties possedute dall'host in Europa	Host	%	Cumulata %	Properties Lucca	%	Cumulata %
1	1,197	61.353%	61.353%	1,197	32.351%	32.351%
2	329	16.863%	78.216%	549	14.838%	47.189%
3	155	7.945%	86.161%	383	10.351%	57.541%
4	84	4.305%	90.466%	277	7.486%	65.027%
5	39	1.999%	92.465%	133	3.595%	68.622%
6	27	1.384%	93.849%	130	3.514%	72.135%
7	16	0.820%	94.669%	91	2.459%	74.595%
8	7	0.359%	95.028%	33	0.892%	75.486%
9	11	0.564%	95.592%	70	1.892%	77.378%
10	6	0.308%	95.900%	37	1.000%	78.378%
11	2	0.103%	96.002%	19	0.514%	78.892%
12	4	0.205%	96.207%	36	0.973%	79.865%
13	2	0.103%	96.310%	12	0.324%	80.189%
14	2	0.103%	96.412%	11	0.297%	80.486%
15	1	0.051%	96.463%	1	0.027%	80.514%
16	2	0.103%	96.566%	18	0.486%	81.000%
17	-	0.000%	96.566%	-	0.000%	81.000%
18	2	0.103%	96.668%	19	0.514%	81.514%
19	-	0.000%	96.668%	-	0.000%	81.514%
20	3	0.154%	96.822%	23	0.622%	82.135%
21	1	0.051%	96.873%	17	0.459%	82.595%
22	-	0.000%	96.873%	-	0.000%	82.595%
23	1	0.051%	96.925%	4	0.108%	82.703%
24	-	0.000%	96.925%	-	0.000%	82.703%
25	3	0.154%	97.078%	16	0.432%	83.135%
26	-	0.000%	97.078%	-	0.000%	83.135%
27	2	0.103%	97.181%	4	0.108%	83.243%
28	3	0.154%	97.335%	50	1.351%	84.595%
29	1	0.051%	97.386%	2	0.054%	84.649%
30	-	0.000%	97.386%	-	0.000%	84.649%
31	2	0.103%	97.488%	23	0.622%	85.270%
32	-	0.000%	97.488%	-	0.000%	85.270%
33	-	0.000%	97.488%	-	0.000%	85.270%
34	-	0.000%	97.488%	-	0.000%	85.270%
35	-	0.000%	97.488%	-	0.000%	85.270%
36	-	0.000%	97.488%	-	0.000%	85.270%
37	2	0.103%	97.591%	16	0.432%	85.703%
38	1	0.051%	97.642%	15	0.405%	86.108%
39	-	0.000%	97.642%	-	0.000%	86.108%
40	-	0.000%	97.642%	-	0.000%	86.108%
41	1	0.051%	97.693%	3	0.081%	86.189%
42	1	0.051%	97.745%	25	0.676%	86.865%
43	-	0.000%	97.745%	-	0.000%	86.865%
44	1	0.051%	97.796%	1	0.027%	86.892%
45	-	0.000%	97.796%	-	0.000%	86.892%
46	-	0.000%	97.796%	-	0.000%	86.892%
47	-	0.000%	97.796%	-	0.000%	86.892%
48	-	0.000%	97.796%	-	0.000%	86.892%
49	-	0.000%	97.796%	-	0.000%	86.892%
50	-	0.000%	97.796%	-	0.000%	86.892%
51	1	0.051%	97.847%	1	0.027%	86.919%
52	-	0.000%	97.847%	-	0.000%	86.919%
53	-	0.000%	97.847%	-	0.000%	86.919%
54	-	0.000%	97.847%	-	0.000%	86.919%
55	-	0.000%	97.847%	-	0.000%	86.919%
56	1	0.051%	97.899%	2	0.054%	86.973%
57	-	0.000%	97.899%	-	0.000%	86.973%
58	-	0.000%	97.899%	-	0.000%	86.973%
59	2	0.103%	98.001%	53	1.432%	88.405%
60	-	0.000%	98.001%	-	0.000%	88.405%
61	-	0.000%	98.001%	-	0.000%	88.405%
62	1	0.051%	98.052%	1	0.027%	88.432%
63	1	0.051%	98.104%	1	0.027%	88.459%
64	-	0.000%	98.104%	-	0.000%	88.459%
65	-	0.000%	98.104%	-	0.000%	88.459%
66	-	0.000%	98.104%	-	0.000%	88.459%
67	-	0.000%	98.104%	-	0.000%	88.459%
68	1	0.051%	98.155%	1	0.027%	88.486%
69	-	0.000%	98.155%	-	0.000%	88.486%
70	-	0.000%	98.155%	-	0.000%	88.486%
71	-	0.000%	98.155%	-	0.000%	88.486%
72	1	0.051%	98.206%	15	0.405%	88.892%
73	1	0.051%	98.257%	51	1.378%	90.270%
74	-	0.000%	98.257%	-	0.000%	90.270%
75	-	0.000%	98.257%	-	0.000%	90.270%
76	-	0.000%	98.257%	-	0.000%	90.270%
77	1	0.051%	98.309%	3	0.081%	90.351%
78	-	0.000%	98.309%	-	0.000%	90.351%
79	-	0.000%	98.309%	-	0.000%	90.351%
80	1	0.051%	98.360%	1	0.027%	90.378%
81	-	0.000%	98.360%	-	0.000%	90.378%
82	-	0.000%	98.360%	-	0.000%	90.378%
83	-	0.000%	98.360%	-	0.000%	90.378%
84	-	0.000%	98.360%	-	0.000%	90.378%
85	-	0.000%	98.360%	-	0.000%	90.378%
86	-	0.000%	98.360%	-	0.000%	90.378%
87	-	0.000%	98.360%	-	0.000%	90.378%
88	-	0.000%	98.360%	-	0.000%	90.378%
89	-	0.000%	98.360%	-	0.000%	90.378%
90	-	0.000%	98.360%	-	0.000%	90.378%
91	1	0.051%	98.411%	1	0.027%	90.405%
92	-	0.000%	98.411%	-	0.000%	90.405%
93	-	0.000%	98.411%	-	0.000%	90.405%
94	-	0.000%	98.411%	-	0.000%	90.405%
95	1	0.051%	98.462%	2	0.054%	90.459%
96	-	0.000%	98.462%	-	0.000%	90.459%
97	-	0.000%	98.462%	-	0.000%	90.459%
98	-	0.000%	98.462%	-	0.000%	90.459%
99	-	0.000%	98.462%	-	0.000%	90.459%
100	-	0.000%	98.462%	-	0.000%	90.459%
101-200	19	0.974%	99.436%	250	6.757%	97.216%
201-300	3	0.154%	99.590%	75	2.027%	99.243%
301-400	1	0.051%	99.641%	1	0.027%	99.270%
401-500	2	0.103%	99.744%	9	0.243%	99.514%
>500	5	0.256%	100.000%	18	0.486%	100.000%

Statistiche host, anno 2019

2019						
Properties possedute dall'host in Europa	Host	%	Cumulata %	Properties Lucca	%	Cumulata %
1	1,082	61.477%	61.477%	1,082	33.918%	33.918%
2	316	17.955%	79.432%	500	15.674%	49.592%
3	118	6.705%	86.136%	276	8.652%	58.245%
4	69	3.920%	90.057%	205	6.426%	64.671%
5	31	1.761%	91.818%	109	3.417%	68.088%
6	21	1.193%	93.011%	89	2.790%	70.878%
7	20	1.136%	94.148%	100	3.135%	74.013%
8	8	0.455%	94.602%	37	1.160%	75.172%
9	11	0.625%	95.227%	63	1.975%	77.147%
10	4	0.227%	95.455%	17	0.533%	77.680%
11	3	0.170%	95.625%	22	0.690%	78.370%
12	1	0.057%	95.682%	3	0.094%	78.464%
13	2	0.114%	95.795%	11	0.345%	78.809%
14	3	0.170%	95.966%	22	0.690%	79.498%
15	1	0.057%	96.023%	5	0.157%	79.655%
16	-	0.000%	96.023%	-	0.000%	79.655%
17	1	0.057%	96.080%	13	0.408%	80.063%
18	1	0.057%	96.136%	15	0.470%	80.533%
19	-	0.000%	96.136%	-	0.000%	80.533%
20	-	0.000%	96.136%	-	0.000%	80.533%
21	2	0.114%	96.250%	22	0.690%	81.223%
22	2	0.114%	96.364%	14	0.439%	81.661%
23	2	0.114%	96.477%	22	0.690%	82.351%
24	1	0.057%	96.534%	2	0.063%	82.414%
25	1	0.057%	96.591%	22	0.690%	83.103%
26	-	0.000%	96.591%	-	0.000%	83.103%
27	1	0.057%	96.648%	6	0.188%	83.292%
28	1	0.057%	96.705%	1	0.031%	83.323%
29	1	0.057%	96.761%	1	0.031%	83.354%
30	1	0.057%	96.818%	12	0.376%	83.730%
31	-	0.000%	96.818%	-	0.000%	83.730%
32	-	0.000%	96.818%	-	0.000%	83.730%
33	-	0.000%	96.818%	-	0.000%	83.730%
34	1	0.057%	96.875%	1	0.031%	83.762%
35	-	0.000%	96.875%	-	0.000%	83.762%
36	1	0.057%	96.932%	17	0.533%	84.295%
37	1	0.057%	96.989%	24	0.752%	85.047%
38	1	0.057%	97.045%	1	0.031%	85.078%
39	-	0.000%	97.045%	-	0.000%	85.078%
40	-	0.000%	97.045%	-	0.000%	85.078%
41	1	0.057%	97.102%	1	0.031%	85.110%
42	-	0.000%	97.102%	-	0.000%	85.110%
43	-	0.000%	97.102%	-	0.000%	85.110%
44	-	0.000%	97.102%	-	0.000%	85.110%
45	-	0.000%	97.102%	-	0.000%	85.110%
46	-	0.000%	97.102%	-	0.000%	85.110%
47	1	0.057%	97.159%	42	1.317%	86.426%
48	2	0.114%	97.273%	30	0.940%	87.367%
49	-	0.000%	97.273%	-	0.000%	87.367%
50	1	0.057%	97.330%	1	0.031%	87.398%
51	-	0.000%	97.330%	-	0.000%	87.398%
52	-	0.000%	97.330%	-	0.000%	87.398%
53	-	0.000%	97.330%	-	0.000%	87.398%
54	-	0.000%	97.330%	-	0.000%	87.398%
55	-	0.000%	97.330%	-	0.000%	87.398%
56	-	0.000%	97.330%	-	0.000%	87.398%
57	-	0.000%	97.330%	-	0.000%	87.398%
58	-	0.000%	97.330%	-	0.000%	87.398%
59	-	0.000%	97.330%	-	0.000%	87.398%
60	-	0.000%	97.330%	-	0.000%	87.398%
61	-	0.000%	97.330%	-	0.000%	87.398%
62	-	0.000%	97.330%	-	0.000%	87.398%
63	-	0.000%	97.330%	-	0.000%	87.398%
64	-	0.000%	97.330%	-	0.000%	87.398%
65	-	0.000%	97.330%	-	0.000%	87.398%
66	-	0.000%	97.330%	-	0.000%	87.398%
67	-	0.000%	97.330%	-	0.000%	87.398%
68	-	0.000%	97.330%	-	0.000%	87.398%
69	-	0.000%	97.330%	-	0.000%	87.398%
70	-	0.000%	97.330%	-	0.000%	87.398%
71	1	0.057%	97.386%	12	0.376%	87.774%
72	-	0.000%	97.386%	-	0.000%	87.774%
73	-	0.000%	97.386%	-	0.000%	87.774%
74	-	0.000%	97.386%	-	0.000%	87.774%
75	-	0.000%	97.386%	-	0.000%	87.774%
76	-	0.000%	97.386%	-	0.000%	87.774%
77	-	0.000%	97.386%	-	0.000%	87.774%
78	-	0.000%	97.386%	-	0.000%	87.774%
79	1	0.057%	97.443%	1	0.031%	87.806%
80	-	0.000%	97.443%	-	0.000%	87.806%
81	1	0.057%	97.500%	29	0.909%	88.715%
82	-	0.000%	97.500%	-	0.000%	88.715%
83	1	0.057%	97.557%	2	0.063%	88.777%
84	-	0.000%	97.557%	-	0.000%	88.777%
85	-	0.000%	97.557%	-	0.000%	88.777%
86	1	0.057%	97.614%	1	0.031%	88.809%
87	-	0.000%	97.614%	-	0.000%	88.809%
88	-	0.000%	97.614%	-	0.000%	88.809%
89	-	0.000%	97.614%	-	0.000%	88.809%
90	-	0.000%	97.614%	-	0.000%	88.809%
91	-	0.000%	97.614%	-	0.000%	88.809%
92	-	0.000%	97.614%	-	0.000%	88.809%
93	-	0.000%	97.614%	-	0.000%	88.809%
94	1	0.057%	97.670%	55	1.724%	90.533%
95	-	0.000%	97.670%	-	0.000%	90.533%
96	-	0.000%	97.670%	-	0.000%	90.533%
97	1	0.057%	97.727%	53	1.661%	92.194%
98	-	0.000%	97.727%	-	0.000%	92.194%
99	1	0.057%	97.784%	1	0.031%	92.226%
100	-	0.000%	97.784%	-	0.000%	92.226%
101-200	22	1.250%	99.034%	192	6.019%	98.245%
201-300	2	0.114%	99.148%	6	0.188%	98.433%
301-400	1	0.057%	99.205%	1	0.031%	98.464%
401-500	4	0.227%	99.432%	10	0.313%	98.777%
>500	10	0.568%	100.000%	39	1.223%	100.000%

Statistiche host, anno 2020

2020						
Properties possedute dall'host in Europa	Host	%	Cumulata %	Properties Lucca	%	Cumulata %
1	823	61.510%	61.510%	823	33.827%	33.827%
2	236	17.638%	79.148%	375	15.413%	49.240%
3	86	6.428%	85.575%	199	8.179%	57.419%
4	50	3.737%	89.312%	153	6.289%	63.707%
5	19	1.420%	90.732%	58	2.384%	66.091%
6	10	0.747%	91.480%	46	1.891%	67.982%
7	18	1.345%	92.825%	76	3.124%	71.106%
8	9	0.673%	93.498%	48	1.973%	73.079%
9	7	0.523%	94.021%	41	1.685%	74.764%
10	7	0.523%	94.544%	51	2.096%	76.860%
11	1	0.075%	94.619%	1	0.041%	76.901%
12	1	0.075%	94.694%	6	0.247%	77.148%
13	1	0.075%	94.768%	3	0.123%	77.271%
14	1	0.075%	94.843%	7	0.288%	77.559%
15	4	0.299%	95.142%	10	0.411%	77.970%
16	1	0.075%	95.217%	12	0.493%	78.463%
17	1	0.075%	95.291%	17	0.699%	79.162%
18	-	0.000%	95.291%	-	0.000%	79.162%
19	-	0.000%	95.291%	-	0.000%	79.162%
20	1	0.075%	95.366%	1	0.041%	79.203%
21	2	0.149%	95.516%	16	0.658%	79.860%
22	-	0.000%	95.516%	-	0.000%	79.860%
23	1	0.075%	95.590%	6	0.247%	80.107%
24	-	0.000%	95.590%	-	0.000%	80.107%
25	-	0.000%	95.590%	-	0.000%	80.107%
26	-	0.000%	95.590%	-	0.000%	80.107%
27	-	0.000%	95.590%	-	0.000%	80.107%
28	1	0.075%	95.665%	13	0.534%	80.641%
29	-	0.000%	95.665%	-	0.000%	80.641%
30	1	0.075%	95.740%	17	0.699%	81.340%
31	-	0.000%	95.740%	-	0.000%	81.340%
32	1	0.075%	95.815%	2	0.082%	81.422%
33	1	0.075%	95.889%	1	0.041%	81.463%
34	1	0.075%	95.964%	1	0.041%	81.504%
35	-	0.000%	95.964%	-	0.000%	81.504%
36	-	0.000%	95.964%	-	0.000%	81.504%
37	-	0.000%	95.964%	-	0.000%	81.504%
38	1	0.075%	96.039%	25	1.028%	82.532%
39	1	0.075%	96.114%	3	0.123%	82.655%
40	1	0.075%	96.188%	20	0.822%	83.477%
41	-	0.000%	96.188%	-	0.000%	83.477%
42	-	0.000%	96.188%	-	0.000%	83.477%
43	1	0.075%	96.263%	36	1.480%	84.957%
44	-	0.000%	96.263%	-	0.000%	84.957%
45	-	0.000%	96.263%	-	0.000%	84.957%
46	1	0.075%	96.338%	1	0.041%	84.998%
47	1	0.075%	96.413%	9	0.370%	85.368%
48	-	0.000%	96.413%	-	0.000%	85.368%
49	-	0.000%	96.413%	-	0.000%	85.368%
50	-	0.000%	96.413%	-	0.000%	85.368%
51	-	0.000%	96.413%	-	0.000%	85.368%
52	-	0.000%	96.413%	-	0.000%	85.368%
53	-	0.000%	96.413%	-	0.000%	85.368%
54	-	0.000%	96.413%	-	0.000%	85.368%
55	-	0.000%	96.413%	-	0.000%	85.368%
56	-	0.000%	96.413%	-	0.000%	85.368%
57	-	0.000%	96.413%	-	0.000%	85.368%
58	-	0.000%	96.413%	-	0.000%	85.368%
59	-	0.000%	96.413%	-	0.000%	85.368%
60	-	0.000%	96.413%	-	0.000%	85.368%
61	-	0.000%	96.413%	-	0.000%	85.368%
62	-	0.000%	96.413%	-	0.000%	85.368%
63	-	0.000%	96.413%	-	0.000%	85.368%
64	-	0.000%	96.413%	-	0.000%	85.368%
65	-	0.000%	96.413%	-	0.000%	85.368%
66	-	0.000%	96.413%	-	0.000%	85.368%
67	1	0.075%	96.487%	11	0.452%	85.820%
68	-	0.000%	96.487%	-	0.000%	85.820%
69	-	0.000%	96.487%	-	0.000%	85.820%
70	1	0.075%	96.562%	33	1.356%	87.176%
71	-	0.000%	96.562%	-	0.000%	87.176%
72	1	0.075%	96.637%	2	0.082%	87.259%
73	-	0.000%	96.637%	-	0.000%	87.259%
74	1	0.075%	96.712%	1	0.041%	87.300%
75	-	0.000%	96.712%	-	0.000%	87.300%
76	-	0.000%	96.712%	-	0.000%	87.300%
77	1	0.075%	96.786%	3	0.123%	87.423%
78	-	0.000%	96.786%	-	0.000%	87.423%
79	-	0.000%	96.786%	-	0.000%	87.423%
80	1	0.075%	96.861%	43	1.767%	89.190%
81	1	0.075%	96.936%	1	0.041%	89.231%
82	1	0.075%	97.010%	10	0.411%	89.642%
83	1	0.075%	97.085%	2	0.082%	89.725%
84	-	0.000%	97.085%	-	0.000%	89.725%
85	-	0.000%	97.085%	-	0.000%	89.725%
86	-	0.000%	97.085%	-	0.000%	89.725%
87	-	0.000%	97.085%	-	0.000%	89.725%
88	-	0.000%	97.085%	-	0.000%	89.725%
89	-	0.000%	97.085%	-	0.000%	89.725%
90	2	0.149%	97.235%	19	0.781%	90.506%
91	-	0.000%	97.235%	-	0.000%	90.506%
92	-	0.000%	97.235%	-	0.000%	90.506%
93	-	0.000%	97.235%	-	0.000%	90.506%
94	-	0.000%	97.235%	-	0.000%	90.506%
95	-	0.000%	97.235%	-	0.000%	90.506%
96	-	0.000%	97.235%	-	0.000%	90.506%
97	-	0.000%	97.235%	-	0.000%	90.506%
98	1	0.075%	97.309%	1	0.041%	90.547%
99	1	0.075%	97.384%	1	0.041%	90.588%
100	-	0.000%	97.384%	-	0.000%	90.588%
101-200	15	1.121%	98.505%	158	6.494%	97.082%
201-300	5	0.374%	98.879%	18	0.740%	97.822%
301-400	1	0.075%	98.954%	4	0.164%	97.986%
401-500	4	0.299%	99.253%	11	0.452%	98.438%
>500	10	0.747%	100.000%	38	1.562%	100.000%

7.4.1.3 CORTONA

Statistiche annuali per tipologia di listing

i. 2018

Listing Type	Annual Revenue	Number of Reservations	Demand (days)	Supply (days)	Active Listings	Active Hosts	Occupancy Rate	Annual Revenue per active listing
Entire home/apt	\$ 21,090,207.22	19,884	88,032	353,113	1,368	477	25%	\$ 15,416.82
Private room	\$ 299,009.00	1,305	3,377	27,161	109	62	12%	\$ 2,743.20
Shared room	\$ 668.00	5	25	208	1	1	12%	\$ 668.00

ii. 2019

Listing Type	Annual Revenue	Number of Reservations	Demand (days)	Supply (days)	Active Listings	Active Hosts	Occupancy Rate	Annual Revenue per active listing
Entire home/apt	\$ 23,130,074.55	29,846	92,935	341,664	1,313	441	27%	\$ 17,616.20
Private room	\$ 350,626.05	1,592	3,759	27,713	93	51	14%	\$ 3,770.17

iii. 2020

Listing Type	Annual Revenue	Number of Reservations	Demand (days)	Supply (days)	Active Listings	Active Hosts	Occupancy Rate	Annual Revenue per active listing
Entire home/apt	\$ 8,727,467.46	11,002	32,507	260,608	1,228	394	12%	\$ 7,107.06
Private room	\$ 116,753.98	583	1,419	15,944	63	35	9%	\$ 1,853.24

Statistiche mensili

Reporting Month	Monthly Revenue	Number of Reservations	Demand (days)	Supply (days)	Active Listings	Active Hosts	Monthly Revenue per active listing	Occupancy Rate	Delta Active Listings
2018-01-01	\$ 716,543.06	969	3,407	27,362	1,097	422	\$ 653.18	12%	0
2018-02-01	\$ 562,500.72	752	2,787	24,442	1,115	421	\$ 504.48	11%	18
2018-03-01	\$ 775,887.81	1,013	4,152	30,173	1,199	430	\$ 647.11	14%	84
2018-04-01	\$ 1,242,514.49	1,614	5,629	31,933	1,217	437	\$ 1,020.97	18%	18
2018-05-01	\$ 1,755,750.76	1,893	7,754	34,721	1,257	447	\$ 1,396.78	22%	40
2018-06-01	\$ 2,445,216.02	1,976	8,984	34,184	1,289	457	\$ 1,896.99	26%	32
2018-07-01	\$ 3,638,419.14	2,525	13,039	33,247	1,303	463	\$ 2,792.34	39%	14
2018-08-01	\$ 4,140,533.57	2,772	15,645	33,176	1,302	468	\$ 3,180.13	47%	-1
2018-09-01	\$ 2,591,434.07	2,641	11,972	34,929	1,304	470	\$ 1,987.30	34%	2
2018-10-01	\$ 1,618,722.92	2,283	8,395	35,164	1,312	467	\$ 1,233.78	24%	8
2018-11-01	\$ 826,884.19	1,167	4,217	30,507	1,301	469	\$ 635.58	14%	-11
2018-12-01	\$ 1,075,477.47	1,589	5,453	30,644	1,314	466	\$ 818.48	18%	13
2019-01-01	\$ 833,689.33	1,155	4,284	25,501	1,059	398	\$ 787.24	17%	-255
2019-02-01	\$ 609,204.18	902	3,447	23,227	1,087	400	\$ 560.45	15%	28
2019-03-01	\$ 723,775.98	1,084	4,013	26,701	1,114	411	\$ 649.71	15%	27
2019-04-01	\$ 1,253,561.94	1,777	6,710	29,357	1,159	424	\$ 1,081.59	23%	45
2019-05-01	\$ 1,468,381.87	1,907	7,243	31,658	1,158	433	\$ 1,268.03	23%	-1
2019-06-01	\$ 2,610,342.21	2,231	9,815	31,025	1,218	440	\$ 2,143.14	32%	60
2019-07-01	\$ 3,579,079.17	2,663	12,195	31,930	1,247	445	\$ 2,870.15	38%	29
2019-08-01	\$ 4,957,802.17	5,238	16,448	33,023	1,316	451	\$ 3,767.33	50%	69
2019-09-01	\$ 3,455,974.33	5,970	13,547	33,867	1,367	454	\$ 2,528.15	40%	51
2019-10-01	\$ 1,448,115.59	3,134	6,454	34,529	1,374	458	\$ 1,053.94	19%	7
2019-11-01	\$ 1,180,332.17	3,514	5,661	33,556	1,377	460	\$ 857.18	17%	3
2019-12-01	\$ 1,360,441.66	1,863	6,877	35,003	1,406	473	\$ 967.60	20%	29
2020-01-01	\$ 565,341.46	1,345	2,591	26,766	1,099	358	\$ 514.41	10%	-307
2020-02-01	\$ 433,528.94	1,109	2,082	24,884	1,102	360	\$ 393.40	8%	3
2020-03-01	\$ 287,006.63	595	1,559	27,523	1,106	363	\$ 259.50	6%	4
2020-04-01	\$ 456,484.78	634	1,967	27,875	1,106	363	\$ 412.73	7%	0
2020-05-01	\$ 632,281.56	947	2,556	29,168	1,108	363	\$ 570.65	9%	2
2020-06-01	\$ 940,210.37	999	3,237	26,969	1,108	363	\$ 848.57	12%	0
2020-07-01	\$ 1,969,320.72	1,891	6,368	25,735	1,114	366	\$ 1,767.79	25%	6
2020-08-01	\$ 2,089,825.60	1,775	7,534	15,509	1,126	374	\$ 1,855.97	49%	12
2020-09-01	\$ 583,083.56	897	2,731	15,581	1,145	383	\$ 509.24	18%	19
2020-10-01	\$ 355,243.07	514	1,448	20,021	1,257	404	\$ 282.61	7%	112
2020-11-01	\$ 198,994.69	450	696	18,149	1,282	410	\$ 155.22	4%	25
2020-12-01	\$ 332,900.06	429	1,157	18,372	1,290	412	\$ 258.06	6%	8

Statistiche host, anno 2018

2018							
Properties possedute dall'host in Europa	Host	%	Cumulata %	Properties Cortona	%	Cumulata %	
	1	259	50.487%	50.487%	259	17.524%	17.524%
	2	80	15.595%	66.082%	131	8.863%	26.387%
	3	43	8.382%	74.464%	110	7.442%	33.829%
	4	18	3.509%	77.973%	58	3.924%	37.754%
	5	12	2.339%	80.312%	45	3.045%	40.798%
	6	9	1.754%	82.066%	42	2.842%	43.640%
	7	5	0.975%	83.041%	27	1.827%	45.467%
	8	3	0.585%	83.626%	24	1.624%	47.091%
	9	3	0.585%	84.211%	24	1.624%	48.714%
	10	2	0.390%	84.600%	8	0.541%	49.256%
	11	4	0.780%	85.380%	34	2.300%	51.556%
	12	1	0.195%	85.575%	1	0.068%	51.624%
	13	-	0.000%	85.575%	-	0.000%	51.624%
	14	-	0.000%	85.575%	-	0.000%	51.624%
	15	1	0.195%	85.770%	14	0.947%	52.571%
	16	1	0.195%	85.965%	8	0.541%	53.112%
	17	-	0.000%	85.965%	-	0.000%	53.112%
	18	2	0.390%	86.355%	4	0.271%	53.383%
	19	1	0.195%	86.550%	2	0.135%	53.518%
	20	-	0.000%	86.550%	-	0.000%	53.518%
	21	1	0.195%	86.745%	1	0.068%	53.586%
	22	-	0.000%	86.745%	-	0.000%	53.586%
	23	-	0.000%	86.745%	-	0.000%	53.586%
	24	-	0.000%	86.745%	-	0.000%	53.586%
	25	1	0.195%	86.940%	3	0.203%	53.789%
	26	-	0.000%	86.940%	-	0.000%	53.789%
	27	1	0.195%	87.135%	7	0.474%	54.263%
	28	-	0.000%	87.135%	-	0.000%	54.263%
	29	-	0.000%	87.135%	-	0.000%	54.263%
	30	1	0.195%	87.329%	4	0.271%	54.533%
	31	1	0.195%	87.524%	1	0.068%	54.601%
	32	1	0.195%	87.719%	28	1.894%	56.495%
	33	-	0.000%	87.719%	-	0.000%	56.495%
	34	-	0.000%	87.719%	-	0.000%	56.495%
	35	-	0.000%	87.719%	-	0.000%	56.495%
	36	1	0.195%	87.914%	1	0.068%	56.563%
	37	-	0.000%	87.914%	-	0.000%	56.563%
	38	-	0.000%	87.914%	-	0.000%	56.563%
	39	-	0.000%	87.914%	-	0.000%	56.563%
	40	-	0.000%	87.914%	-	0.000%	56.563%
	41	-	0.000%	87.914%	-	0.000%	56.563%
	42	1	0.195%	88.109%	1	0.068%	56.631%
	43	1	0.195%	88.304%	3	0.203%	56.834%
	44	-	0.000%	88.304%	-	0.000%	56.834%
	45	-	0.000%	88.304%	-	0.000%	56.834%
	46	-	0.000%	88.304%	-	0.000%	56.834%
	47	1	0.195%	88.499%	1	0.068%	56.901%
	48	-	0.000%	88.499%	-	0.000%	56.901%
	49	-	0.000%	88.499%	-	0.000%	56.901%
	50	-	0.000%	88.499%	-	0.000%	56.901%
	51	-	0.000%	88.499%	-	0.000%	56.901%
	52	-	0.000%	88.499%	-	0.000%	56.901%
	53	-	0.000%	88.499%	-	0.000%	56.901%
	54	-	0.000%	88.499%	-	0.000%	56.901%
	55	-	0.000%	88.499%	-	0.000%	56.901%
	56	-	0.000%	88.499%	-	0.000%	56.901%
	57	1	0.195%	88.694%	3	0.203%	57.104%
	58	-	0.000%	88.694%	-	0.000%	57.104%
	59	1	0.195%	88.889%	1	0.068%	57.172%
	60	-	0.000%	88.889%	-	0.000%	57.172%
	61	-	0.000%	88.889%	-	0.000%	57.172%
	62	-	0.000%	88.889%	-	0.000%	57.172%
	63	2	0.390%	89.279%	11	0.744%	57.916%
	64	-	0.000%	89.279%	-	0.000%	57.916%
	65	-	0.000%	89.279%	-	0.000%	57.916%
	66	-	0.000%	89.279%	-	0.000%	57.916%
	67	-	0.000%	89.279%	-	0.000%	57.916%
	68	1	0.195%	89.474%	6	0.406%	58.322%
	69	-	0.000%	89.474%	-	0.000%	58.322%
	70	-	0.000%	89.474%	-	0.000%	58.322%
	71	-	0.000%	89.474%	-	0.000%	58.322%
	72	-	0.000%	89.474%	-	0.000%	58.322%
	73	1	0.195%	89.669%	2	0.135%	58.457%
	74	-	0.000%	89.669%	-	0.000%	58.457%
	75	-	0.000%	89.669%	-	0.000%	58.457%
	76	-	0.000%	89.669%	-	0.000%	58.457%
	77	1	0.195%	89.864%	73	4.939%	63.396%
	78	-	0.000%	89.864%	-	0.000%	63.396%
	79	-	0.000%	89.864%	-	0.000%	63.396%
	80	-	0.000%	89.864%	-	0.000%	63.396%
	81	1	0.195%	90.058%	1	0.068%	63.464%
	82	-	0.000%	90.058%	-	0.000%	63.464%
	83	-	0.000%	90.058%	-	0.000%	63.464%
	84	-	0.000%	90.058%	-	0.000%	63.464%
	85	1	0.195%	90.253%	1	0.068%	63.532%
	86	-	0.000%	90.253%	-	0.000%	63.532%
	87	-	0.000%	90.253%	-	0.000%	63.532%
	88	-	0.000%	90.253%	-	0.000%	63.532%
	89	-	0.000%	90.253%	-	0.000%	63.532%
	90	-	0.000%	90.253%	-	0.000%	63.532%
	91	1	0.195%	90.448%	1	0.068%	63.599%
	92	-	0.000%	90.448%	-	0.000%	63.599%
	93	1	0.195%	90.643%	1	0.068%	63.667%
	94	-	0.000%	90.643%	-	0.000%	63.667%
	95	-	0.000%	90.643%	-	0.000%	63.667%
	96	1	0.195%	90.838%	4	0.271%	63.938%
	97	-	0.000%	90.838%	-	0.000%	63.938%
	98	-	0.000%	90.838%	-	0.000%	63.938%
	99	-	0.000%	90.838%	-	0.000%	63.938%
	100	-	0.000%	90.838%	-	0.000%	63.938%
	101-200	18	3.509%	94.347%	183	12.382%	76.319%
	201-300	12	2.339%	96.686%	123	8.322%	84.641%
	301-400	5	0.975%	97.661%	41	2.774%	87.415%
	401-500	4	0.780%	98.441%	23	1.556%	88.972%
	>500	8	1.559%	100.000%	163	11.028%	100.000%

Statistiche host, anno 2019

2019							
Properties possedute dall'host in Europa	Host	%	Cumulata %	Properties Cortona	%	Cumulata %	
	1	238	50.317%	50.317%	238	16.927%	16.927%
	2	81	17.125%	67.442%	130	9.246%	26.174%
	3	27	5.708%	73.150%	66	4.694%	30.868%
	4	18	3.805%	76.956%	61	4.339%	35.206%
	5	13	2.748%	79.704%	54	3.841%	39.047%
	6	11	2.326%	82.030%	44	3.129%	42.176%
	7	4	0.846%	82.875%	28	1.991%	44.168%
	8	4	0.846%	83.721%	32	2.276%	46.444%
	9	2	0.423%	84.144%	10	0.711%	47.155%
	10	1	0.211%	84.355%	9	0.640%	47.795%
	11	2	0.423%	84.778%	18	1.280%	49.075%
	12	2	0.423%	85.201%	13	0.925%	50.000%
	13	-	0.000%	85.201%	-	0.000%	50.000%
	14	-	0.000%	85.201%	-	0.000%	50.000%
	15	1	0.211%	85.412%	12	0.853%	50.853%
	16	1	0.211%	85.624%	2	0.142%	50.996%
	17	-	0.000%	85.624%	-	0.000%	50.996%
	18	1	0.211%	85.835%	1	0.071%	51.067%
	19	1	0.211%	86.047%	1	0.071%	51.138%
	20	-	0.000%	86.047%	-	0.000%	51.138%
	21	2	0.423%	86.469%	3	0.213%	51.351%
	22	-	0.000%	86.469%	-	0.000%	51.351%
	23	1	0.211%	86.681%	3	0.213%	51.565%
	24	-	0.000%	86.681%	-	0.000%	51.565%
	25	-	0.000%	86.681%	-	0.000%	51.565%
	26	-	0.000%	86.681%	-	0.000%	51.565%
	27	-	0.000%	86.681%	-	0.000%	51.565%
	28	-	0.000%	86.681%	-	0.000%	51.565%
	29	-	0.000%	86.681%	-	0.000%	51.565%
	30	-	0.000%	86.681%	-	0.000%	51.565%
	31	-	0.000%	86.681%	-	0.000%	51.565%
	32	-	0.000%	86.681%	-	0.000%	51.565%
	33	1	0.211%	86.892%	1	0.071%	51.636%
	34	2	0.423%	87.315%	14	0.996%	52.632%
	35	-	0.000%	87.315%	-	0.000%	52.632%
	36	-	0.000%	87.315%	-	0.000%	52.632%
	37	1	0.211%	87.526%	29	2.063%	54.694%
	38	2	0.423%	87.949%	3	0.213%	54.908%
	39	-	0.000%	87.949%	-	0.000%	54.908%
	40	-	0.000%	87.949%	-	0.000%	54.908%
	41	-	0.000%	87.949%	-	0.000%	54.908%
	42	-	0.000%	87.949%	-	0.000%	54.908%
	43	-	0.000%	87.949%	-	0.000%	54.908%
	44	-	0.000%	87.949%	-	0.000%	54.908%
	45	1	0.211%	88.161%	2	0.142%	55.050%
	46	-	0.000%	88.161%	-	0.000%	55.050%
	47	-	0.000%	88.161%	-	0.000%	55.050%
	48	1	0.211%	88.372%	1	0.071%	55.121%
	49	-	0.000%	88.372%	-	0.000%	55.121%
	50	2	0.423%	88.795%	2	0.142%	55.263%
	51	-	0.000%	88.795%	-	0.000%	55.263%
	52	-	0.000%	88.795%	-	0.000%	55.263%
	53	-	0.000%	88.795%	-	0.000%	55.263%
	54	-	0.000%	88.795%	-	0.000%	55.263%
	55	1	0.211%	89.006%	1	0.071%	55.334%
	56	-	0.000%	89.006%	-	0.000%	55.334%
	57	-	0.000%	89.006%	-	0.000%	55.334%
	58	-	0.000%	89.006%	-	0.000%	55.334%
	59	1	0.211%	89.218%	2	0.142%	55.477%
	60	-	0.000%	89.218%	-	0.000%	55.477%
	61	-	0.000%	89.218%	-	0.000%	55.477%
	62	1	0.211%	89.429%	1	0.071%	55.548%
	63	-	0.000%	89.429%	-	0.000%	55.548%
	64	-	0.000%	89.429%	-	0.000%	55.548%
	65	1	0.211%	89.641%	1	0.071%	55.619%
	66	-	0.000%	89.641%	-	0.000%	55.619%
	67	-	0.000%	89.641%	-	0.000%	55.619%
	68	-	0.000%	89.641%	-	0.000%	55.619%
	69	-	0.000%	89.641%	-	0.000%	55.619%
	70	-	0.000%	89.641%	-	0.000%	55.619%
	71	-	0.000%	89.641%	-	0.000%	55.619%
	72	-	0.000%	89.641%	-	0.000%	55.619%
	73	-	0.000%	89.641%	-	0.000%	55.619%
	74	-	0.000%	89.641%	-	0.000%	55.619%
	75	1	0.211%	89.852%	2	0.142%	55.761%
	76	-	0.000%	89.852%	-	0.000%	55.761%
	77	-	0.000%	89.852%	-	0.000%	55.761%
	78	-	0.000%	89.852%	-	0.000%	55.761%
	79	1	0.211%	90.063%	1	0.071%	55.832%
	80	-	0.000%	90.063%	-	0.000%	55.832%
	81	1	0.211%	90.275%	1	0.071%	55.903%
	82	-	0.000%	90.275%	-	0.000%	55.903%
	83	-	0.000%	90.275%	-	0.000%	55.903%
	84	-	0.000%	90.275%	-	0.000%	55.903%
	85	-	0.000%	90.275%	-	0.000%	55.903%
	86	1	0.211%	90.486%	1	0.071%	55.974%
	87	-	0.000%	90.486%	-	0.000%	55.974%
	88	-	0.000%	90.486%	-	0.000%	55.974%
	89	-	0.000%	90.486%	-	0.000%	55.974%
	90	-	0.000%	90.486%	-	0.000%	55.974%
	91	-	0.000%	90.486%	-	0.000%	55.974%
	92	-	0.000%	90.486%	-	0.000%	55.974%
	93	-	0.000%	90.486%	-	0.000%	55.974%
	94	-	0.000%	90.486%	-	0.000%	55.974%
	95	-	0.000%	90.486%	-	0.000%	55.974%
	96	1	0.211%	90.698%	81	5.761%	61.735%
	97	-	0.000%	90.698%	-	0.000%	61.735%
	98	-	0.000%	90.698%	-	0.000%	61.735%
	99	1	0.211%	90.909%	1	0.071%	61.807%
	100	-	0.000%	90.909%	-	0.000%	61.807%
	101-200	18	3.805%	94.715%	155	11.024%	72.831%
	201-300	5	1.057%	95.772%	71	5.050%	77.881%
	301-400	1	0.211%	95.983%	2	0.142%	78.023%
	401-500	5	1.057%	97.040%	41	2.916%	80.939%
	>500	14	2.960%	100.000%	268	19.061%	100.000%

Statistiche host, anno 2020

2020							
Properties possedute dall'host in Europa	Host	%	Cumulata %	Properties Cortona	%	Cumulata %	
	1	215	52.058%	52.058%	215	16.654%	16.654%
	2	64	15.496%	67.554%	102	7.901%	24.555%
	3	28	6.780%	74.334%	70	5.422%	29.977%
	4	17	4.116%	78.450%	55	4.260%	34.237%
	5	9	2.179%	80.630%	42	3.253%	37.490%
	6	7	1.695%	82.324%	37	2.866%	40.356%
	7	3	0.726%	83.051%	12	0.930%	41.286%
	8	6	1.453%	84.504%	40	3.098%	44.384%
	9	1	0.242%	84.746%	9	0.697%	45.081%
	10	-	0.000%	84.746%	-	0.000%	45.081%
	11	1	0.242%	84.988%	11	0.852%	45.933%
	12	-	0.000%	84.988%	-	0.000%	45.933%
	13	2	0.484%	85.472%	18	1.394%	47.328%
	14	-	0.000%	85.472%	-	0.000%	47.328%
	15	-	0.000%	85.472%	-	0.000%	47.328%
	16	-	0.000%	85.472%	-	0.000%	47.328%
	17	1	0.242%	85.714%	13	1.007%	48.335%
	18	-	0.000%	85.714%	-	0.000%	48.335%
	19	-	0.000%	85.714%	-	0.000%	48.335%
	20	-	0.000%	85.714%	-	0.000%	48.335%
	21	1	0.242%	85.956%	1	0.077%	48.412%
	22	2	0.484%	86.441%	4	0.310%	48.722%
	23	-	0.000%	86.441%	-	0.000%	48.722%
	24	-	0.000%	86.441%	-	0.000%	48.722%
	25	-	0.000%	86.441%	-	0.000%	48.722%
	26	-	0.000%	86.441%	-	0.000%	48.722%
	27	-	0.000%	86.441%	-	0.000%	48.722%
	28	-	0.000%	86.441%	-	0.000%	48.722%
	29	-	0.000%	86.441%	-	0.000%	48.722%
	30	2	0.484%	86.925%	9	0.697%	49.419%
	31	-	0.000%	86.925%	-	0.000%	49.419%
	32	-	0.000%	86.925%	-	0.000%	49.419%
	33	1	0.242%	87.167%	7	0.542%	49.961%
	34	1	0.242%	87.409%	1	0.077%	50.039%
	35	1	0.242%	87.651%	23	1.782%	51.820%
	36	1	0.242%	87.893%	1	0.077%	51.898%
	37	-	0.000%	87.893%	-	0.000%	51.898%
	38	-	0.000%	87.893%	-	0.000%	51.898%
	39	1	0.242%	88.136%	3	0.232%	52.130%
	40	-	0.000%	88.136%	-	0.000%	52.130%
	41	-	0.000%	88.136%	-	0.000%	52.130%
	42	-	0.000%	88.136%	-	0.000%	52.130%
	43	1	0.242%	88.378%	1	0.077%	52.208%
	44	-	0.000%	88.378%	-	0.000%	52.208%
	45	-	0.000%	88.378%	-	0.000%	52.208%
	46	-	0.000%	88.378%	-	0.000%	52.208%
	47	1	0.242%	88.620%	1	0.077%	52.285%
	48	-	0.000%	88.620%	-	0.000%	52.285%
	49	-	0.000%	88.620%	-	0.000%	52.285%
	50	1	0.242%	88.862%	1	0.077%	52.363%
	51	-	0.000%	88.862%	-	0.000%	52.363%
	52	2	0.484%	89.346%	3	0.232%	52.595%
	53	1	0.242%	89.588%	1	0.077%	52.672%
	54	-	0.000%	89.588%	-	0.000%	52.672%
	55	-	0.000%	89.588%	-	0.000%	52.672%
	56	-	0.000%	89.588%	-	0.000%	52.672%
	57	-	0.000%	89.588%	-	0.000%	52.672%
	58	-	0.000%	89.588%	-	0.000%	52.672%
	59	1	0.242%	89.831%	2	0.155%	52.827%
	60	-	0.000%	89.831%	-	0.000%	52.827%
	61	-	0.000%	89.831%	-	0.000%	52.827%
	62	-	0.000%	89.831%	-	0.000%	52.827%
	63	-	0.000%	89.831%	-	0.000%	52.827%
	64	1	0.242%	90.073%	8	0.620%	53.447%
	65	-	0.000%	90.073%	-	0.000%	53.447%
	66	-	0.000%	90.073%	-	0.000%	53.447%
	67	-	0.000%	90.073%	-	0.000%	53.447%
	68	-	0.000%	90.073%	-	0.000%	53.447%
	69	-	0.000%	90.073%	-	0.000%	53.447%
	70	-	0.000%	90.073%	-	0.000%	53.447%
	71	-	0.000%	90.073%	-	0.000%	53.447%
	72	1	0.242%	90.315%	1	0.077%	53.524%
	73	-	0.000%	90.315%	-	0.000%	53.524%
	74	-	0.000%	90.315%	-	0.000%	53.524%
	75	1	0.242%	90.557%	1	0.077%	53.602%
	76	-	0.000%	90.557%	-	0.000%	53.602%
	77	-	0.000%	90.557%	-	0.000%	53.602%
	78	-	0.000%	90.557%	-	0.000%	53.602%
	79	-	0.000%	90.557%	-	0.000%	53.602%
	80	-	0.000%	90.557%	-	0.000%	53.602%
	81	1	0.242%	90.799%	1	0.077%	53.679%
	82	1	0.242%	91.041%	4	0.310%	53.989%
	83	-	0.000%	91.041%	-	0.000%	53.989%
	84	-	0.000%	91.041%	-	0.000%	53.989%
	85	-	0.000%	91.041%	-	0.000%	53.989%
	86	-	0.000%	91.041%	-	0.000%	53.989%
	87	-	0.000%	91.041%	-	0.000%	53.989%
	88	-	0.000%	91.041%	-	0.000%	53.989%
	89	-	0.000%	91.041%	-	0.000%	53.989%
	90	-	0.000%	91.041%	-	0.000%	53.989%
	91	-	0.000%	91.041%	-	0.000%	53.989%
	92	1	0.242%	91.283%	84	6.507%	60.496%
	93	-	0.000%	91.283%	-	0.000%	60.496%
	94	-	0.000%	91.283%	-	0.000%	60.496%
	95	-	0.000%	91.283%	-	0.000%	60.496%
	96	-	0.000%	91.283%	-	0.000%	60.496%
	97	-	0.000%	91.283%	-	0.000%	60.496%
	98	1	0.242%	91.525%	1	0.077%	60.573%
	99	-	0.000%	91.525%	-	0.000%	60.573%
	100	-	0.000%	91.525%	-	0.000%	60.573%
101-200	10	2.421%	93.947%	102	7.901%	68.474%	
201-300	5	1.211%	95.157%	101	7.823%	76.297%	
301-400	3	0.726%	95.884%	8	0.620%	76.917%	
401-500	5	1.211%	97.094%	38	2.943%	79.861%	
>500	12	2.906%	100.000%	260	20.139%	100.000%	

7.5 OUTPUT REGRESSIONI

7.5.1 TOSCANA

```

i . xtreg log_revpan overallrating multi310 multi10 ovrrate m310 ovrrate m10 bedrooms b
> athrooms numberofreviews maxquests privateroom sharedroom responderate superhost y20
> 18 y2019 jan feb mar apr may jun jul aug sep oct nov distance_km, re vce(cluster pro
> pertyid1)

```

```

Random-effects GLS regression              Number of obs   =   780909
Group variable: propertyid1              Number of groups =   52509

R-sq:  within = 0.1854                    Obs per group:  min =    1
        between = 0.3360                  avg   =   14.9
        overall = 0.2762                  max   =    36

Wald chi2(27) = 97809.49
Prob > chi2   = 0.0000
corr(u_i, X) = 0 (assumed)

```

(Std. Err. adjusted for 52509 clusters in propertyid1)

log_revpan	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
overallrating	.2009348	.012271	16.37	0.000	.176884	.2249856
multi310	.5140511	.0768256	6.69	0.000	.3634757	.6646265
multi10	1.1061	.0834903	13.25	0.000	.9424617	1.269738
ovrrate_m310	-.0755565	.0162545	-4.65	0.000	-.1074232	-.0437068
ovrrate_m10	-.1533297	.0180564	-8.49	0.000	-.1887195	-.1179398
bedrooms	.0685292	.0121046	5.66	0.000	.0448046	.0922539
bathrooms	.125642	.0113336	11.09	0.000	.1034285	.1478555
numberofreviews	.001656	.0000686	24.13	0.000	.0015215	.0017904
maxquests	.0446017	.0064015	6.97	0.000	.0320549	.0571485
privateroom	-.5259779	.0110429	-47.63	0.000	-.5476215	-.5043342
sharedroom	-1.151089	.0894448	-12.87	0.000	-1.326398	-.9757808
responderate	.0019313	.00011	17.55	0.000	.0017156	.002147
superhost	.0851562	.0051236	16.62	0.000	.0751142	.0951982
y2018	.3813618	.0046022	82.87	0.000	.3723417	.3903819
y2019	.3452709	.0040155	85.98	0.000	.3374007	.3531412
jan	-.0790759	.0052413	-15.09	0.000	-.0893487	-.0688032
feb	-.0390812	.0057534	-6.79	0.000	-.0503576	-.0278047
mar	-.0927423	.0058292	-15.91	0.000	-.1041672	-.0813173
apr	.3138197	.0052199	60.12	0.000	.3035888	.3240505
may	.2902007	.0053712	54.03	0.000	.2796734	.300728
jun	.5373776	.0050895	105.59	0.000	.5274024	.5473528
jul	.8126752	.0054405	149.37	0.000	.8020119	.8233385
aug	1.080037	.0055939	193.07	0.000	1.069073	1.091001
sep	.6320326	.0049636	127.33	0.000	.622304	.6417611
oct	.2308967	.0050407	45.81	0.000	.221017	.2407764
nov	.0804835	.0048749	16.51	0.000	.0709287	.0900382
distance_km	-.0234032	.00115	-20.35	0.000	-.0256571	-.0211494
_cons	1.080877	.0589898	18.32	0.000	.9652596	1.196495
sigma_u	.63836732					
sigma_e	.84040732					
r2o	.36587702	(fraction of variance due to u_i)				

7.5.1.1 FIRENZE

```

1 . xtreg log_revpan overallrating multi310 multi10 ovrrate m310 ovrrate m10 bedrooms b
> athrooms numberofreviews maxquests privateroom sharedroom respoenserat@ superhost y20
> 18 y2019 jan feb mar apr may jun jul aug sep oct nov neighborhood_1 neighborhood_2 n
> eighborhood_4 neighborhood_5 neighborhood_6 neighborhood_7, re vce(cluster propertyi
> d1)

```

```

Random-effects GLS regression              Number of obs   =   219799
Group variable: propertyid1              Number of groups =   13192

R-sq:  within = 0.2487                    Obs per group:  min =    1
        between = 0.3814                  avg       =   16.7
        overall = 0.3352                  max       =   36

corr(u_i, X) = 0 (assumed)                Wald chi2(32)    =  43049.10
                                                Prob > chi2     =  0.0000

```

(Std. Err. adjusted for 13192 clusters in propertyid1)

log_revpan	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
overallrating	.243476	.0255258	9.54	0.000	.1934464	.2935056
multi310	.2748369	.1561915	1.76	0.078	-.0312928	.5809665
multi10	.8390414	.1643668	5.10	0.000	.5168885	1.161194
ovrrate_m310	-.040728	.0330365	-1.23	0.218	-.1054784	.0240224
ovrrate_m10	-.1367517	.0353044	-3.87	0.000	-.205947	-.0675564
bedrooms	.1204002	.0156749	7.68	0.000	.0896779	.1511225
bathrooms	.1157242	.015325	7.55	0.000	.0856879	.1457606
numberofreviews	.0008839	.0000557	15.87	0.000	.0007748	.0009931
maxquests	.0383776	.0060873	6.30	0.000	.0264468	.0503084
privateroom	-.5629084	.0170973	-32.92	0.000	-.5964185	-.5293983
sharedroom	-1.086231	.1159093	-9.37	0.000	-1.313409	-.8590526
respoenserat	.0020834	.00025	8.33	0.000	.0015934	.0025733
superhost	.0696689	.0083021	8.39	0.000	.0533971	.0859407
y2018	.7829291	.0085784	91.27	0.000	.7661158	.7997424
y2019	.7574912	.0077545	97.68	0.000	.7422927	.7726898
jan	.0735101	.0080108	9.18	0.000	.0578093	.0892109
feb	.0212846	.0085813	2.48	0.013	.0044656	.0381036
mar	.0314951	.0084167	3.74	0.000	.0149988	.0479915
apr	.5651276	.0077456	72.96	0.000	.5499464	.5803087
may	.5823403	.0078447	74.23	0.000	.5669649	.5977157
jun	.6935239	.0074406	93.21	0.000	.6789406	.7081073
jul	.4284406	.0076055	56.33	0.000	.4135341	.443347
aug	.359047	.0079679	45.06	0.000	.3434303	.3746637
sep	.6066451	.0073472	82.57	0.000	.5922449	.6210453
oct	.4864178	.0072484	67.11	0.000	.4722111	.5006244
nov	-.0507157	.0073958	-6.86	0.000	-.0652112	-.0362202
neighborhood_1	-.0703855	.0136235	-5.17	0.000	-.097087	-.0436839
neighborhood_2	-.28955	.0169828	-17.05	0.000	-.3228356	-.2562644
neighborhood_4	-.2996535	.0290247	-10.32	0.000	-.356541	-.2427661
neighborhood_5	-.328478	.018817	-17.46	0.000	-.3653586	-.2915974
neighborhood_6	-.2782468	.0232275	-11.98	0.000	-.3237718	-.2327218
neighborhood_7	-.427542	.1010434	-4.23	0.000	-.6255835	-.2295006
_cons	.9795392	.1239578	7.90	0.000	.7365863	1.222492
sigma_u	.51950192					
sigma_e	.70247797					
r2o	.35354631	(fraction of variance due to u_i)				

7.5.1.2 LUCCA

```

1 . xtreg log_revpan overallrating multi310 multi10 ovrrate_m310 ovrrate_m10 bedrooms b
> athrooms numberofreviews manguests privateroom sharedroom responderate superhost y20
> 18 y2019 jan feb mar apr may jun jul aug sep oct nov distance_km, re vce(cluster pro
> pertyidl)

```

```

Random-effects GLS regression           Number of obs   =   35147
Group variable: propertyidl            Number of groups =   2399

R-sq:  within = 0.1971                  Obs per group:  min =    1
      between = 0.3494                    avg   =   14.7
      overall  = 0.3022                    max   =   36

corr(u_i, X) = 0 (assumed)              Wald chi2(27)    =  5469.12
                                           Prob > chi2      =   0.0000

```

(Std. Err. adjusted for 2399 clusters in propertyidl)

log_revpan	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
overallrating	.317876	.0570388	5.57	0.000	.2060819	.4296701
multi310	1.634429	.4122042	3.97	0.000	.8265232	2.442334
multi10	1.713703	.5050359	3.39	0.001	.7238505	2.703555
ovrrate_m310	-.3119615	.0861757	-3.62	0.000	-.4808628	-.1430602
ovrrate_m10	-.2798728	.1070313	-2.61	0.009	-.4896503	-.0700952
bedrooms	.1119832	.0267094	4.19	0.000	.0596338	.1643326
bathrooms	.1786899	.0265075	6.74	0.000	.1267361	.2306437
numberofreviews	.0015437	.0002994	5.16	0.000	.0009568	.0021306
manguests	.0330995	.0128524	2.58	0.010	.0079093	.0582897
privateroom	-.5685648	.0442504	-12.85	0.000	-.6552941	-.4818356
sharedroom	-.5867649	.4315385	-1.36	0.174	-1.432565	.259035
responserate	.0010263	.0005182	1.98	0.048	.0000107	.0020419
superhost	.1402359	.0228438	6.14	0.000	.0954629	.1850089
y2018	.3660139	.0220438	16.60	0.000	.3228088	.4092189
y2019	.331679	.0193834	17.11	0.000	.2936882	.3696698
jan	-.2511179	.0249926	-10.05	0.000	-.3001025	-.2021334
feb	-.1012942	.0279575	-3.62	0.000	-.15609	-.0464984
mar	-.1960833	.0293626	-6.68	0.000	-.2536329	-.1385337
apr	.3518181	.0256349	13.72	0.000	.3015746	.4020616
may	.3505504	.0259945	13.49	0.000	.2996023	.4014986
jun	.5181916	.0247575	20.93	0.000	.4696679	.5667154
jul	.8963716	.0241528	37.11	0.000	.8490331	.9437102
aug	.9995025	.0245032	40.79	0.000	.9514771	1.047528
sep	.7292895	.0233544	31.23	0.000	.6835156	.7750634
oct	.5191369	.0233362	22.25	0.000	.4733988	.564875
nov	.455558	.0226353	20.13	0.000	.4111936	.4999224
distance_km	-.0318999	.0060877	-5.24	0.000	-.0438315	-.0199683
_cons	.3510626	.2784257	1.26	0.207	-.1946418	.896767
sigma_u	.62777432					
sigma_e	.83284176					
rho	.36231606	(fraction of variance due to u_i)				

7.5.1.3 CORTONA

```

1 . xtreg log_revpan overallrating multi310 multi10 ovrrate_m310 ovrrate_m10 bedrooms b
> athrooms numberofreviews manguests privateroom sharedroom responserate superhost y20
> 18 y2019 jan feb mar apr may jun jul aug sep oct nov distance_km, re vce(cluster pro
> pertyid1)
note: sharedroom omitted because of collinearity

```

```

Random-effects GLS regression           Number of obs   =   10046
Group variable: propertyid1            Number of groups  =    638

R-sq:  within = 0.2525                  Obs per group:  min =    1
        between = 0.4368                                     avg =   15.7
        overall = 0.3508                                     max =    35

Wald chi2(26) = 2336.05
Prob > chi2   = 0.0000

```

```
corr(u_i, X) = 0 (assumed)
```

(Std. Err. adjusted for 638 clusters in propertyid1)

log_revpan	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
overallrating	.3347147	.1003351	3.34	0.001	.1380614	.5313679
multi310	1.258683	.5697459	2.21	0.027	.1420015	2.375364
multi10	1.599207	.6300342	2.54	0.011	.3643623	2.834051
ovrrate_m310	-.2361481	.1201256	-1.97	0.049	-.47159	-.0007062
ovrrate_m10	-.2699403	.1329982	-2.03	0.042	-.530612	-.0092686
bedrooms	.1825598	.0476424	3.83	0.000	.0891825	.2759371
bathrooms	.1317257	.032648	4.03	0.000	.0677368	.1957146
numberofreviews	.002059	.0012273	1.68	0.093	-.0003464	.0044644
manguests	-.0101143	.0258629	-0.39	0.696	-.0608047	.040576
privateroom	-.3999841	.1471824	-2.72	0.007	-.6884562	-.1115119
sharedroom	0	(omitted)				
responserate	.0011969	.0010761	1.11	0.266	-.0009123	.0033061
superhost	.0043129	.0411228	0.10	0.916	-.0762863	.0849121
y2018	.4515221	.0406609	11.10	0.000	.3718282	.5312159
y2019	.3782015	.0314805	12.01	0.000	.3165008	.4399022
jan	-.2719854	.0458184	-5.94	0.000	-.3617879	-.1821829
feb	-.0854017	.0607487	-1.41	0.160	-.2044669	.0336636
mar	-.1804757	.0584909	-3.09	0.002	-.2951157	-.0658358
apr	.079297	.0500831	1.58	0.113	-.0188641	.1774581
may	.1505861	.0487105	3.09	0.002	.0551153	.2460568
jun	.4431416	.0483105	9.17	0.000	.3484548	.5378284
jul	.8851095	.0475406	18.62	0.000	.7919316	.9782874
aug	1.212607	.0466699	25.98	0.000	1.121136	1.304078
sep	.6889192	.0439514	15.67	0.000	.6027761	.7750623
oct	.1497023	.0470086	3.18	0.001	.0575671	.2418374
nov	-.1723484	.0454882	-3.79	0.000	-.2615037	-.0831931
distance_km	.0039062	.0068124	0.57	0.566	-.009446	.0172583
_cons	.3049805	.4846808	0.63	0.529	-.6449763	1.254937
sigma_u	.61835766					
sigma_e	.87698131					
rho	.33207006	(fraction of variance due to u_i)				