

POLITECNICO DI TORINO

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale

A.a. 2021/2022

Sessione di Laurea di ottobre 2022



**Politecnico
di Torino**

**AUTOCORRELAZIONE SPAZIALE DI
PREZZI E DOMANDA DI
ACCOMODAMENTO TURISTICO**

IL CASO AIRBNB NEL COMUNE DI LECCE

Relatore:

Prof. Luigi Buzzacchi

Candidato:

Lorenzo Colaci

Correlatore:

Dott. Francesco Luigi Milone

SOMMARIO

1. INTRODUZIONE	1
2. RASSEGNA DELLA LETTERATURA	3
2.1. LA SHARING ECONOMY.....	3
2.1.1. LE SHARING ECONOMY PLATFORM	3
2.1.2. LA RELAZIONE TRA SHARING ECONOMY E SHARING ECONOMY PLATFORM.....	4
2.2. AIRBNB	4
2.2.1. COS'È AIRBNB.....	5
2.2.2. LA DISTRIBUZIONE SPAZIALE DI AIRBNB.....	5
2.3. AIRBNB E LA SHARING ECONOMY	7
2.3.1. IL MULTI-SIDED MARKET.....	7
2.3.2. LA COMMUNITY DELLE SHARING ECONOMY PLATFORM DI LOCAZIONE.....	9
2.4. I DATA PANEL SPAZIALI NELLA PREVISIONE DELLA DOMANDA TURISTICA	10
2.4.1. PRIMI STUDI SUI DATA PANEL	10
2.4.2. DIFFUSIONE E UTILIZZO DEI DATA PANEL NEGLI STUDI SUL TURISMO	11
2.4.3. I DATA PANEL SPAZIALI PER LA MODELLAZIONE DELLA DOMANDA DI AIRBNB..	12
2.4.4. LA PRIMA LEGGE DELLA GEOGRAFIA	12
2.4.5. ANALISI ESPLORATIVA DEI DATI SPAZIALI	13
2.5. SVILUPPO DELLE IPOTESI	14
3. ANALISI.....	17
3.1. IL DATASET DI AIRDNA	17
3.1.1. IL DATABASE E LE VARIABILI.....	17
3.1.2. MODIFICHE AL DATABASE.....	17
3.2. ANALISI MACRO-ECONOMICA E SOCIALE DEL TERRITORIO	19
3.3. INTRODUZIONE ALL'ANALISI DESCRITTIVA DELLA DOMANDA TURISTICA SU AIRBNB NEL COMUNE DI LECCE	25
3.3.1. BORGO PACE	29
3.3.2. BORGO PIAVE.....	34
3.3.3. BORGO SAN NICOLA.....	35
3.3.4. CENTRO	39
3.3.5. CONTESTO DELL'ENTROTERRA COSTIERO	44
3.3.6. CONTESTO DI SANTA MARIA CERRATE	48
3.3.7. CONTESTO DI RUDIAE VILLACONVENTO.....	53
3.3.8. FERROVIA - CASERMETTE.....	58
3.3.9. FRAZIONE DI FRIGOLE	62

3.3.10. FRAZIONE DI SAN CATALDO	67
3.3.11. FRAZIONE TORRE CHIANCA - SPIAGGIABELLA - TORRE RINALDA	72
3.3.12. FRAZIONE VILLACONVENTO	77
3.3.13. KOLBE SAN GIOVANNI BATTISTA.....	81
3.3.14. LEUCA	85
3.3.15. MAZZINI.....	89
3.3.16. RUDIAE SAN PIO	94
3.3.17. SALESIANI	98
3.3.18. SAN LIGORIO.....	102
3.3.19. SAN SABINO.....	107
3.3.20. SANTA ROSA.....	111
3.3.21. ZONA INDUSTRIALE	116
3.3.22. COMUNE DI LECCE: PERFORMANCE GLOBALI.....	119
4. METODOLOGIA.....	125
4.1. INTRODUZIONE AL MODELLO	125
4.2. IMPLICAZIONI SU STATA.....	126
4.3. LE LIMITAZIONI DEL MODELLO.....	128
5. RISULTATI	131
5.1. OUTPUT	131
5.2. VERIFICA DELL'AUTOCORRELAZIONE SPAZIALE DELLA DOMANDA	134
6. CONCLUSIONI	141
7. BIBLIOGRAFIA	143
8. ALLEGATI.....	147
8.1. DESCRIZIONE DELLE VARIABILI DEL DATASET	147
8.2. IL DATASET DEL MODELLO	148
8.3. IL CODICE DI STATA	149

1. INTRODUZIONE

Questo lavoro di tesi esplora i fenomeni e le relazioni dietro la domanda e i prezzi di Airbnb, una piattaforma digitale che permette a coloro che dispongono di una camera libera o di un alloggio libero di affittare tali spazi per un breve periodo (short-renting). Con il supporto dei dataset forniti da AirDNA, provider mondiale di database nel settore dell'accomodamento, si ha avuto a disposizione un dataset in forma panel che ha consentito la modellazione della domanda di ogni distretto del comune di Lecce, permettendo di cogliere al meglio i suoi aspetti dinamici, nonché gli effetti di esternalità di rete tipici delle piattaforme two-sided. I capitoli centrali di questa tesi partono dall'intuizione di Gunter, Önder, & Zekan (2020) del loro studio contenuto nel paper *"Modeling Airbnb demand to New York City while employing spatial panel data at the listing level."*, in cui evidenziano un fenomeno di autocorrelazione spaziale della domanda delle strutture ricettive di New York sulla piattaforma di Airbnb. La città di Lecce non è esente da questo fenomeno, da come si evince nelle analisi descrittive dei singoli distretti che la caratterizzano; inoltre, è di interesse non solo la variabile della domanda, ma anche quella dei prezzi per il suddetto territorio. L'obiettivo di questa tesi sarà, quindi, rispondere alle seguenti domande. *Vi è una relazione tra la domanda di una property e la domanda delle property geograficamente vicine? La scelta di prezzo di un host ha influenza sui prezzi degli host geograficamente vicini? Quali sono le motivazioni dietro tali fenomeni? Qual è la relazione tra prezzo e occupazione?* Si confermerà la presenza di autocorrelazione spaziale per domanda e prezzi, come si evincerà dal modello econometrico implementato negli ultimi capitoli, dimostrando l'esistenza della segmentazione del settore dell'accomodamento turistico leccese, quindi, di differenziazione di prodotto quando si parla di property in affitto.

2. RASSEGNA DELLA LETTERATURA

Questo capitolo tratterà in maniera trasversale i temi centrali di questo lavoro, gettando le basi per le analisi a venire. Sarà affrontata una breve revisione della letteratura pubblicata, con lo scopo di coprire gli spunti teorici legati all'argomento centrale della presente ricerca: la modellazione della domanda e dei prezzi su Airbnb tramite data panel spaziali.

2.1. LA SHARING ECONOMY

Si può inquadrare il fenomeno di Airbnb all'interno di una più ampia dinamica economica, quella della sharing economy.

La sharing economy si basa sull'idea che le persone condividano le loro risorse sottoutilizzate con altri consumatori sul mercato (Botsman & Rogers, 2011), creando, così, valore aggiunto (Koopman, Mitchell, & Thierer, 2015). Per i singoli consumatori il valore aggiunto creato dalla condivisione delle risorse inattive spesso significa ulteriori fonti di reddito, spingendo gli attori coinvolti a svolgere attività imprenditoriale, come la gestione di una stanza libera nella propria casa tramite una piattaforma di annunci. I beni tipicamente scambiati nella sharing economy sono detti *sharable goods*, ovvero beni in eccesso di capacità il cui proprietario vuole condividere con altri consumatori. Punto fondamentale di questo fenomeno è, quindi, il concetto di *idle capacity*, ovvero di capacità inutilizzata, alla base delle *sharing economy platform*.

Un'altra definizione di sharing economy è quella proposta da Stephany (2015), che vede questo fenomeno come "il valore aggiunto di utilizzare asset inutilizzati e renderli accessibili online ad una community". Sono proprio i due termini *online* e *community* che gettano le basi del concetto di *sharing economy platform*.

2.1.1. LE SHARING ECONOMY PLATFORM

Da un articolo di Cockayne (2016) si ricava la definizione di *sharing economy platform* come quelle piattaforme digitali create per favorire attività peer-to-peer, permettendo di ottenere o condividere l'accesso a beni o servizi. Queste attività sono gestite tramite un'infrastruttura online, che si caratterizza di una *community*, la quale riveste un ruolo importante. Per *community* si intende un gruppo di persone che hanno un interesse o uno scopo comune e che interagiscono tra loro attraverso una piattaforma online.

Queste piattaforme non solo permettono dei collegamenti tra fornitori di servizi e beni e i relativi consumatori, ma svolgono anche un'attività normativa, tramite regole di ingresso e meccanismi di transazione (Boudreau & Hagiu, 2019).

I fornitori presenti sulle *sharing economy platform* necessitano di un investimento minimo per entrare nei meccanismi di scambio della piattaforma, ma possono essere presenti contemporaneamente su più piattaforme, fornendo anche beni e servizi diversi, in base allo specifico contesto, e possono uscire e cambiare piattaforma con un effort non eccessivo.

Gli step di crescita di una *sharing economy platform* sono (Rong, Li, Peng, Zhou, & Shi, 2011):

1. *Community stage*, in cui la creazione del valore è fondamentale, e si può raggiungere tramite l'interazione tra gli utenti;
2. *Scaling-up stage*, in cui le piattaforme si espandono, assorbendo quanti più utenti possibili;
3. *Legitimation stage*, in cui le piattaforme acquistano legittimità di esistenza nel mercato, garantendo relazioni di lungo periodo con diverse *community*.

2.1.2. LA RELAZIONE TRA SHARING ECONOMY E SHARING ECONOMY PLATFORM

Lo sviluppo recente della *sharing economy* è stato sicuramente permesso dalla diffusione di internet e delle tecnologie annesse (May, Königsson, & Holmstrom, 2017). I punti di forza della condivisione permessi dalle piattaforme digitali sono (Sutherland & Jarrahi, 2018):

- Riduzione dei costi di ricerca. La profondità di ricerca che le piattaforme permettono è maggiore dei classici metodi di ricerca e comparazione, in termini di scala, di distanza, di varietà e di accessibilità (Sutherland et al., 2018);
- *Match-making*. Migliori dinamiche di matching permesse dai bassi costi di transazione e dal ridotto iter burocratico (Avital, et al., 2015), nonché minori barriere all'ingresso (Bauer & Erixon, 2016);
- Flessibilità, data dalla possibilità di scegliere quando e come partecipare ad un sistema di *sharing economy* (Ke, 2017);
- Gestione delle transazioni, in termini di materiali, informazioni e lavoro (Täuscher, 2018);
- Rapporti di fiducia, grazie ai sistemi di feedback che supportano la reputazione degli utenti nella *community*.

2.2. AIRBNB

La nascita di Airbnb è legata ad un'idea, alquanto controcorrente per il 2007, di Brian Chesky e Joe Gebbia. I due decisero di accogliere in quell'anno tre ospiti nella loro casa a San Francisco, in corrispondenza della conferenza annuale organizzata dall'Industrial Design Society of America, che aveva portato ad un pienone di tutte le strutture ricettive della zona. Insieme a Nathan Blehrczyk, terzo fondatore del futuro colosso, comprarono tre materassi ad aria (in inglese *airbed*) e misero a disposizione gli spazi della loro casa ai futuri ospiti in cambio di denaro. Originariamente il nome del sito era *Airbedandbreakfast.com*, ma appena due mesi dopo, a marzo 2009, venne accorciato in *Airbnb.com*¹. A giugno 2012 contava alloggi in oltre 26 000 città in 192 paesi e raggiungeva 10 milioni di notti prenotate in tutto il mondo. Gli annunci includono sistemazioni quali stanze private, interi appartamenti, castelli e ville, ma anche barche, baite, case sugli alberi, igloo, isole private e qualsiasi altro tipo di alloggio.

¹ Da Wikipedia, pagina "Airbnb".

2.2.1. COS'È AIRBNB

Airbnb è più di un'opzione di un alloggio conveniente. Agevolando l'accesso a spazi distinti e alla cultura locale, Airbnb mira a consentire ai viaggiatori di "sentirsi a casa ovunque vadano nel mondo" costruendo connessioni con gli host locali e collegando i viaggiatori con la cultura distintiva delle loro destinazioni.

Airbnb opera come facilitatore delle transazioni tra host e viaggiatori che cercano una sistemazione confortevole a un prezzo conveniente. Fornendo un'assicurazione di protezione dell'host, nonché un sistema di valutazione e revisione, la piattaforma crea fiducia all'interno della comunità degli utenti e riduce i costi di transazione. I profili e le recensioni degli utenti aiutano a creare reputazione e fiducia tra i partecipanti al mercato.

2.2.2. LA DISTRIBUZIONE SPAZIALE DI AIRBNB

Internet ha fornito l'opportunità per la creazione di comunicazione e condivisione dedicate sui siti web, dove gli utenti possono esprimere la loro volontà di condividere la propria casa o una stanza attraverso piattaforme online (Adamiak, Szyda, Dubownik, & García-Álvarez, 2019). Tale relazione peer-to-peer (P2P) è stata all'origine della *sharing economy* per il caso del turismo (Eugenio-Martin, Cazorla-Artiles, & González-Martel, 2019).

Il nuovo modello P2P rappresenta una nuova opportunità per un gran numero di proprietari nel caso del settore delle strutture ricettive, che possono ottenere rendite dai flussi turistici. Questa nuova forma di business può fornire un turismo più equilibrato ed una più diffusa distribuzione della rendita da capitale, anche in termini spaziali (Eugenio-Martin, Cazorla-Artiles, & González-Martel, 2019).

L'ingresso del modello di business P2P nel mercato turistico-ricettivo può comportare un aumento della concorrenza sul mercato. Tuttavia, gli alloggi che adoperano il modello P2P sono solitamente caratterizzati da posizioni geografiche più eterogenee rispetto alla maggior parte degli hotel nelle mete turistiche, che risultano raggruppati nella stessa zona, quella con le maggiori attrazioni (Eugenio-Martin, Cazorla-Artiles, & González-Martel, 2019). La localizzazione del P2P dipende sicuramente dalla preesistenza di aree residenziali vicino alle destinazioni turistiche (Gutiérrez, García-Palomares, Romanillos, & Salas-Olmedo, 2017) o dalla presenza di seconde case in destinazioni turistiche come spiagge, laghi, montagne, ecc. Cesarani e Nechita (2017) forniscono la descrizione della distribuzione degli annunci di Airbnb in Italia, indicando la loro concentrazione nelle città più grandi, nelle aree costiere, intorno ai laghi del nord del paese e nella Toscana rurale.

Questa struttura di mercato dipende dall'ubicazione dell'alloggio P2P del nuovo concorrente (Adamiak, 2019), secondo un'ottica di competizione spaziale. Secondo Biscaia e Mota (Biscaia & Mota, 2013), "la concorrenza spaziale riguarda principalmente l'interdipendenza di localizzazione tra agenti economici in condizioni di concorrenza imperfetta".

La teoria della concorrenza monopolistica di Chamberlin (1933) è stata molto influente sullo sviluppo dell'economia spaziale e sulla teoria della posizione nell'economia regionale. I turisti prendono le loro decisioni riguardanti l'alloggio per il loro pernottamento sulla base del prezzo (Önder, Weismayer, & Gunter, 2018), delle caratteristiche e della distanza percorsa dalle attrazioni turistiche (Benítez-Aurioles, 2017), (Gunter & Önder, 2017) e (Rigall-I-Torrent, et al., 2011). Tutto ciò può adattarsi bene ai modelli basati sulle caratteristiche di Lancaster (1966), dove la distanza dall'attrazione turistica può essere interpretata come una caratteristica aggiuntiva di un bene aggregato. Un altro concetto chiave suggerito da Chamberlin (1933) è quello dei mercati concatenati. Si dice che un mercato è concatenato se un'impresa che cambia il suo prezzo influenza più fortemente i suoi rivali prossimi, lasciando relativamente inalterati quelli più lontani, gettando, così, le basi del concetto di autocorrelazione spaziale. Le destinazioni turistiche funzionano più o meno in questo modo. Esiste una soglia di distanza sconosciuta che identifica gli alloggi appartenenti allo stesso mercato concatenato. Tale soglia dovrebbe dipendere dal luogo di origine del turista, dalle preferenze sul tipo di turismo e da quanto lontano il turista è disposto o in grado di viaggiare.

Sono quattro le spiegazioni sui possibili fattori che influenzano la distribuzione delle offerte di Airbnb (Adamiak, Szyda, Dubownik, & García-Álvarez, 2019):

1. L'ubicazione degli affitti di Airbnb è determinata dal numero di case e appartamenti, utilizzati sia come abitazioni primarie, sia come abitazioni non primarie, comprese le seconde case e gli appartamenti liberi. Nelle abitazioni principali, i residenti possono affittare parti della loro casa tramite Airbnb. Le abitazioni non primarie possono essere affittate come intere proprietà. Maggiore è il numero di abitazioni primarie e non, maggiore è il numero potenziale di case e stanze da affittare. Di conseguenza, assumiamo una maggiore concentrazione di alloggi Airbnb nelle città più grandi, poiché hanno più abitazioni primarie e, allo stesso tempo, sono solitamente importanti destinazioni turistiche (Flamarich & Duro, 2011);
2. L'offerta di Airbnb si concentra in aree attraenti per i turisti e con un settore turistico già consolidato. Pertanto, esiste una correlazione tra l'offerta di Airbnb e l'offerta di alloggi alberghieri (Adamiak, 2019);
3. Airbnb funge da offerta aggiuntiva di alloggi in luoghi in cui la capacità ricettiva esistente non soddisfa la domanda a causa dell'elevata crescita degli arrivi turistici o delle elevate variazioni stagionali (Dolnicar, 2018) (Adamiak, 2019);
4. Airbnb è particolarmente attraente per i turisti internazionali, in quanto fornisce un sistema familiare di ricerca e transazione che mitiga i rischi e permette la valutazione della qualità del prodotto (Reinhold & Dolnicar, 2018). Di conseguenza, l'offerta di Airbnb è più ampia nelle aree con un elevato numero di turisti internazionali o nelle aree facilmente accessibili per loro grazie alla vicinanza agli aeroporti.

2.3. AIRBNB E LA SHARING ECONOMY

Le piattaforme digitali si stanno espandendo in molti paesi e in numerosi settori dell'economia e sono alla base della diffusione della sharing economy.

2.3.1. IL MULTI-SIDED MARKET

In un mercato multi-sided un'azienda funge da piattaforma, vendendo diversi prodotti o servizi a gruppi diversi di clienti (*Figura 2.1*), con una dinamica di interdipendenza della domanda dei gruppi di clienti coinvolti (Filistrucchi, 2018).

Spesso sono lanciate piattaforme che fanno corrispondere due lati di un mercato, come domanda e offerta, ma altrettanto spesso aggiungono ulteriori tipi di utenti e sono, quindi, descritte come piattaforme multi-sided (Parker, Petropoulos, & Van Alstyne, 2020). Grazie ai rapidi progressi nell'ICT, le piattaforme hanno costi inferiori rispetto alle precedenti e più classiche forme di mercato e riescono a raggiungere dimensioni tali da creare un valore significativo per l'interazione tra i diversi lati dei loro mercati. Il multi-sided market nella forma delle piattaforme rappresenta un nuovo modo di affrontare il problema fondamentale di come coordinare domanda e offerta in assenza di completa informazione. In particolare, attraverso la raccolta, l'analisi e l'aggregazione dei dati riducono le asimmetrie informative che possono dar luogo a fallimenti di mercato, come la selezione avversa e il rischio morale (Akerlof, 1970).

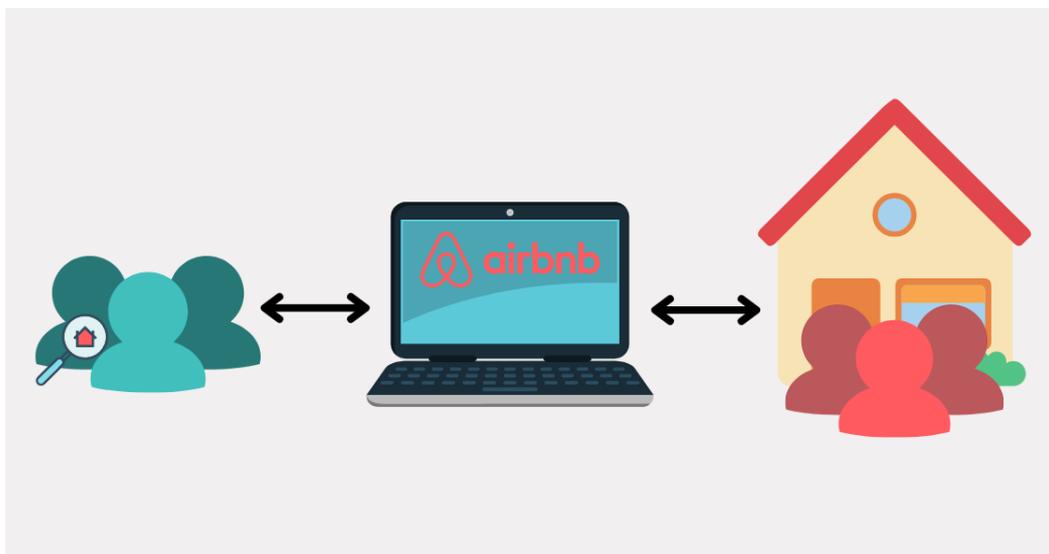


Figura 2. 1 - Dinamiche nel two-sided market, in cui la piattaforma è Airbnb (Fonte: produzione propria).

In altre parole, le piattaforme possono essere descritte come risorse digitali che consentono interazioni efficienti tra produttori, fornitori di contenuti, sviluppatori e consumatori, che portano alla creazione di valore tramite le transazioni sul mercato, online o anche fisico (Parker, Van Alstyne, & Jiang, 2016) (Constantinides, Henfridsson, & Parker, 2018). Per fare ciò, le piattaforme nel multi-sided market:

- Adottano infrastrutture digitali aperte che consentono a più stakeholder di gestire le proprie esigenze, in termini di servizi e di contenuti;

- Stabiliscono regole di governance e investono nei meccanismi di governance per bilanciare il controllo della piattaforma e gli incentivi necessari rivolti agli utenti per interagire e generare valore (Constantinides, Henfridsson, & Parker, 2018). Le piattaforme devono disporre di un sistema di risoluzione delle controversie efficace ed equo, in grado di correggere le distorsioni commerciali in modo tempestivo.

Da qui, il sovente collegamento tra *sharing economy* e piattaforme, motivo per cui Airbnb rientra ampiamente all'interno di questo tipo di mercato. È possibile aggiungere come Airbnb rientri nel *multi-sided platform model* (Rumble & Mangematin, 2015), che rappresenta un set di relazioni triangolari, dove due gruppi sono connessi mediante una piattaforma (Eisenmann, Parker, & Van Alstyne, 2006), come illustrato nella *figura 2.2*.

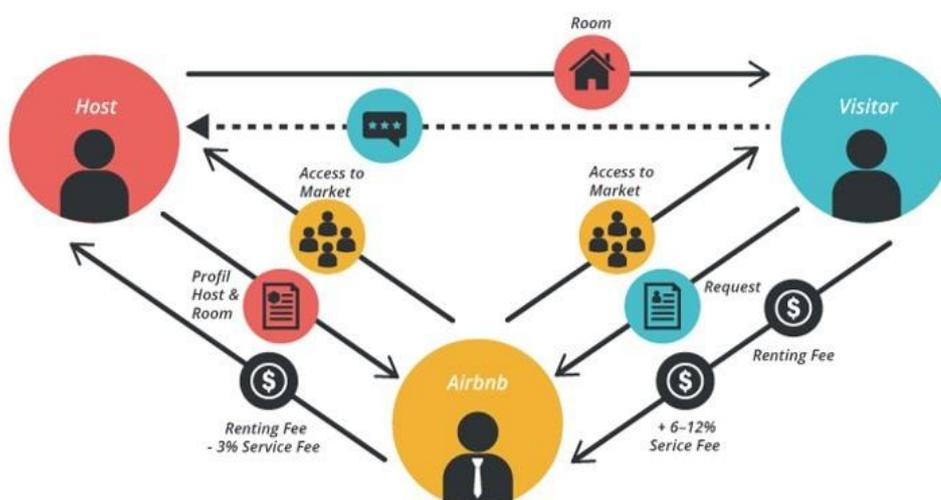


Figura 2. 2 - Relazione nel multi-sided market di Airbnb (fonte: bmttoolbox.net).

Si nota come gli host mettano a disposizione le proprietà e i *visitor* richiedano l'accesso a tali proprietà. Inoltre, Airbnb genera maggiori ricavi dai visitatori, attraverso una scelta strategica ben chiara, che punta all'aumento degli host, ovvero delle proprietà attive sulla piattaforma, attirando, così, un maggior numero di turisti, che saranno accontentati grazie alla vasta scelta di annunci e alla competitività sui prezzi. Infatti, Airbnb riceve commissioni da due fonti su ogni prenotazione: dagli host e dagli ospiti. Per ogni prenotazione Airbnb addebita all'ospite il 6-12% della quota di prenotazione e addebita all'host il 3% per ogni transazione andata a buon fine².

Questa relazione è caratterizzata da economie di scala ed esternalità di rete, per cui maggiore sarà il numero di utenti su ogni lato della piattaforma, maggiore sarà il valore offerto dalla piattaforma stessa, secondo un circolo virtuoso.

² Da <https://bmttoolbox.net/stories/airbnb/>.

2.3.2. LA COMMUNITY DELLE SHARING ECONOMY PLATFORM DI LOCAZIONE

Per comprendere alcune sfaccettature delle future analisi, è bene accennare alle tipologie di consumatori e host presenti sulle piattaforme di locazione di breve periodo del tipo di Airbnb.

I fruitori delle piattaforme peer-to-peer di locazione a breve termine possono essere categorizzati in (Hardy & Dolnicar, 2017):

- *Cost saver*, coloro che puntano al risparmio il più possibile. Usufruiscono di queste piattaforme per prenotare alloggi a basso costo, per via della loro più contenuta *willingness to pay*. Sono disposti ad alloggiare al di fuori delle zone centrali e più turistiche della loro destinazione, rinunciando al lusso per un più basso costo del pernottamento. Non si caratterizzano di un particolare interesse nell'incontrare nuove persone durante il soggiorno, non hanno preferenze di nota per il tipo di alloggio e non sono interessati a vivere una "vacanza autentica". Sono gli utenti che utilizzano maggiormente i filtri di ricerca presenti, per giungere in meno tempo al loro obiettivo di economicità;
- *Socializer*, coloro che puntano a socializzare e ad incontrare quante più persone possibile durante il loro soggiorno, così come con il loro host, con cui tendono a creare una "comfort zone" nella località di destinazione. Anche per questa categoria la *willingness to pay* non è alta e in più non usufruiscono di servizi aggiuntivi, determinando un pernottamento basico;
- *Localizer*, coloro che vogliono un'esperienza di soggiorno autentica, quanto più possibile legata ai modi di vivere propri del luogo di destinazione. Il principale loro interesse è quello di soggiornare in un luogo rappresentativo degli autoctoni, nel rispetto della cultura locale, immergendosi negli usi e costumi del posto. Questa attitudine determina una maggiore *willingness to pay* rispetto alle categorie precedenti;
- *Utilitarian*, coloro che pretendono che le loro specifiche esigenze siano soddisfatte appieno. Sono un esempio di questa categoria i nuclei familiari numerosi, anche multigenerazionali, che avranno l'obiettivo di trascorrere del tempo di qualità, portando alla necessità di prenotare alloggi di dimensioni consistenti, con un'area giorno comune molto grande ed un sufficiente numero di camere da letto e di bagni. Potranno portare con sé animali da compagnia oppure essere viaggiatori attenti al tema della sostenibilità ambientale. Si caratterizzeranno, pertanto, di una più alta *willingness to pay* e di un minor interesse nel socializzare con altri individui estranei alla loro cerchia.

Una volta analizzati i fruitori delle piattaforme lato consumatori finali, si può distinguere una prima categorizzazione degli host sulla base dei loro interessi:

- Interesse puramente commerciale, coloro che svolgono attività imprenditoriale appositamente su tali piattaforme;

- Interesse nel condividere un asset sottoutilizzato, coloro che mettono a disposizione un proprio asset, per ricavarne una rendita e non lasciarlo inutilizzato.

Un altro punto di vista per gli host è fornito da Hardy e Dolnicar, che vedono gli host divisi in:

- *Capitalist*, coloro che puntano alla massimizzazione dei margini di profitto a breve e lungo termine. Non sono legati agli asset posti in condivisione da un particolare sentimento, né sono propensi a socializzare con ospiti ed altri host;
- *Befriender*, coloro che hanno interesse nel socializzare con chi ospitano, interagendo con loro per ampliare le loro conoscenze. Vi è comunque un tema di profitto, ma diventa maggiormente secondario rispetto ai *capitalist*;
- *Ethicist*, coloro caratterizzati da un particolare interesse al tema della sostenibilità, che ne influenza lo stile di vita. Valutano attentamente la scelta degli ospiti, controllando che siano in linea con i loro valori, socializzando con loro.

2.4. I DATA PANEL SPAZIALI NELLA PREVISIONE DELLA DOMANDA TURISTICA

La modellazione e la previsione della domanda turistica sono temi di interesse per molti accademici e professionisti (Song & Li, 2008). Questo non dovrebbe sorprendere, poiché, con la continua crescita del turismo, le località turistiche hanno avanzato la volontà di conoscere le determinanti e la misura della domanda, con conseguenti implicazioni per coloro che gestiscono le politiche turistiche locali e nazionali. Song e Li (2008) forniscono una panoramica dettagliata della ricerca sulla modellazione e la previsione della domanda turistica, pubblicata nei loro paper a partire dal 2000, in cui si concentrano sugli sviluppi metodologici, sulla competizione, sulla combinazione e integrazione di previsioni, sui cicli turistici, sull'analisi della stagionalità, sull'analisi dell'impatto degli eventi e previsione del rischio e, infine, disaggregazione dei dati e accuratezza delle previsioni. Inoltre, si sostiene che non ci sia "nessuna risposta chiara che spieghi l'evoluzione eterogenea della domanda turistica" (Serra, Correia, & Rodrigues, 2014), che certamente richiede ulteriori ricerche all'interno di questo dominio.

2.4.1. PRIMI STUDI SUI DATA PANEL

Quando si esamina l'utilizzo dei data panel nella ricerca sulla domanda turistica, Song e Li (2008) sottolineano che solo pochi studi, vale a dire quattro, avevano utilizzato questo approccio al momento in cui è stata condotta la loro ricerca:

- Sakai, Brown e Mak (2000) vanno oltre le determinanti economiche della domanda di viaggi, esplorando gli effetti del cambiamento demografico giapponese;
- Ledesma-Rodríguez, Navarro-Ibanez e Perez-Rodríguez (2001) applicano la modellazione della domanda turistica a Tenerife;

- Naude e Saayman (2006) mirano a identificare le determinanti degli arrivi turistici in 43 paesi africani;
- Roget e Gonzalez (2006) indagano sulla domanda di turismo rurale in Galizia.

Come spiegano Seetaram (2010) e successivamente anche Gunter (2018), i data panel sono costituiti da dimensioni sia trasversali, sia temporali, e la dimensione della sezione trasversale può anche essere di natura spaziale. Ci sono una serie di vantaggi associati alle analisi dei data panel, che sono discussi da Song e Li (2008), Brida e Rizzo (2009), Seetaram (2010) e Ramos e Rodrigues (2014), citato in Serra et al. (2014), come:

1. Informazioni più ricche;
2. Ridotta multicollinearità;
3. Maggiori gradi di libertà nelle stime;
4. Idoneità alla modellazione di relazioni complesse;
5. Idoneità per piccoli campioni;
6. Possibilità di studiare i processi di regolazione dinamica.

2.4.2. DIFFUSIONE E UTILIZZO DEI DATA PANEL NEGLI STUDI SUL TURISMO

La tendenza all'utilizzo di data panel, notata da Gallego, Rodríguez-Serrano e Casanueva (2019), segna uno sviluppo significativo dai primi anni 2000, quando tali applicazioni erano limitate a una manciata di studi (Song & Li, 2008). Ad esempio, nel loro studio sulla domanda di destinazioni turistiche in Portogallo, Serra et al. (2014) si basano sul lavoro di Song e Li (2008) aggiungendo una serie di studi sulla domanda turistica con modelli di data panel dinamici alla loro revisione della letteratura. Brida e Rizzo (2009) contribuiscono con un panel dinamico all'analisi della domanda turistica tedesca nella provincia italiana dell'Alto Adige. Seetaram (2010) applica un approccio dinamico di cointegrazione del panel per modellare gli arrivi internazionali da dieci mercati primari in Australia tra il 1991 e il 2007. Leitaó (2010) introduce modelli di domanda di panel sia statici, sia dinamici per il turismo portoghese e stima le equazioni della domanda utilizzando i dati sull'afflusso turistico tra il 1995 e il 2006. Più recentemente Chasapopoulos, den Butter e Mihaylov (2014) indagano sulla domanda di turismo in Grecia analizzando i data panel di 31 paesi tra il 2001 e il 2010 utilizzando un modello di gravità. Falk (2010) opta, invece, per l'analisi dinamica dei data panel quando ispeziona la relazione tra i pernottamenti e le varie misure di profondità della neve in 28 stazioni sciistiche austriache (1986/87-2005/2006). La distanza culturale e i flussi turistici cinesi in entrata sono studiati in un modello di gravità dei data panel di Yang e Wong (2012). Massidda ed Etzo (2012) contribuiscono con il loro studio sulle determinanti della domanda turistica interna in Italia utilizzando un sistema di stima dinamico dei data panel, mentre Lorde, Li e Airey (2016) optano per un approccio a gravità aumentata nella modellazione della domanda turistica per i Caraibi. Gunter e Smeral (2016) utilizzano anche un approccio econometrico per misurare l'elasticità del reddito turistico in un contesto globale.

Uno studio più recente di Li, Song e Li (2017) impiega l'analisi dinamica dei data panel per indagare la relazione tra il clima (nella propria nazione, nella destinazione e la differenza) e la domanda dei residenti di Hong Kong per 19 grandi città turistiche della Cina continentale. Infine, Porto, Garbero ed Espinola (2018) utilizzano un modello a gravità aumentata con lo scopo di ispezionare la distribuzione spaziale dei flussi turistici in Sud America.

Mentre l'uso dei data panel è sempre più comune all'interno del dominio della domanda turistica, al meglio delle conoscenze degli autori, gli studi sul turismo che utilizzano i data panel spaziali e l'applicazione dei relativi metodi rimangono scarsi, seppur i data panel che possiedono una dimensione spaziale, come le coordinate geografiche, stiano aumentando. A ulteriore conferma della bontà di questi modelli interviene il recente studio di Yang e Zhang (2019), che ha esplorato e confermato la capacità predittiva dei modelli di data panel spaziali nella previsione della domanda turistica.

Questo breve sguardo alla letteratura dimostra che le analisi dei data panel stiano diventando sempre più importanti nella ricerca sulla modellazione della domanda turistica. Dati i vantaggi rispetto ad altri tipi di modellazione quantitativa, il presente studio cerca di rafforzare ulteriormente questo flusso di ricerca sfruttando anche la dimensione spaziale dei data panel disponibili per la città di Lecce.

2.4.3. I DATA PANEL SPAZIALI PER LA MODELLAZIONE DELLA DOMANDA DI AIRBNB

Per quanto riguarda l'uso dei data panel spaziali nella modellazione della domanda di Airbnb, ci si vuole inserire nel filone di ricerca introdotto da Neumann e Gutt (2019), che indagano i prezzi ottimali di Airbnb, ma non la modellazione della domanda di Airbnb. Ed è questo il punto di partenza dello studio di Gunter, Önder e Zekan (2020), nonché input per il presente lavoro ricerca.

Utilizzando i data panel spaziali che comprendono una sezione trasversale di 1 461 annunci Airbnb continuamente attivi ottenuti da AirDNA da settembre 2014 a giugno 2016, Gunter, Önder e Zekan (2020) quantificano il prezzo proprio di ogni property, il prezzo incrociato e l'elasticità al reddito della domanda di Airbnb a New York City all'interno di un quadro empirico della domanda turistica. L'obiettivo particolare dello studio è stabilire se il rapporto tra Airbnb e il settore ricettivo tradizionale sia di natura sostitutiva o complementare. Utilizzando un modello Durbin spaziale, Gunter, Önder e Zekan (2020) concludono che la domanda è anelastica per gli alloggi Airbnb a New York City, che è un bene di lusso, e che l'industria ricettiva tradizionale della città e gli annunci Airbnb vicini sono sostituiti dagli annunci Airbnb indagati. I risultati della stima sono robusti rispetto a diverse specifiche alternative dell'equazione di regressione.

2.4.4. LA PRIMA LEGGE DELLA GEOGRAFIA

La prima legge della geografia, enunciata da Waldo Tobler, è la seguente "tutto è correlato a tutto, ma le cose vicine sono più correlate delle cose lontane" (1970). Questa legge suggerisce che la distanza influenza la relazione tra due fenomeni; ovvero, sussiste

una relazione tra tutte le cose, ma la distanza tra esse determina la forza della loro relazione (Tobler, 1970). Sebbene l'idea possa sembrare ovvia, la legge si è mostrata essere efficace nello spiegare un'ampia varietà di fenomeni sociali (Besley & Case, 1995), (Chen & Rodden, 2009) e (Dorigo & Tobler, 1983), e naturali (Bjorholm, Svenning, Skov, & Balslev, 2008) e (Poulin, 2003).

Questa prima legge è alla base dei concetti fondamentali di dipendenza e autocorrelazione spaziale. La teoria si basa sul concetto di attrito della distanza, dove la distanza stessa ostacola l'interazione tra i luoghi. Più due luoghi sono lontani, maggiore è l'ostacolo o costo.

2.4.5. ANALISI ESPLORATIVA DEI DATI SPAZIALI

L'analisi esplorativa dei dati convenzionale (EDA - Exploratory Data Analysis) non indaga esplicitamente la componente della posizione del set di dati, ma si occupa della relazione tra le variabili e del modo in cui si influenzano a vicenda (Haining, Wise, & Ma, 1996). I metodi statistici di correlazione sono spesso usati per esplorare le relazioni tra le variabili.

L'analisi esplorativa dei dati spaziali (ESDA) è l'estensione dell'analisi esplorativa dei dati (EDA) al problema del rilevamento delle proprietà spaziali dei set di dati in cui, per ogni valore di attributo, esiste un riferimento posizionale. Correla una variabile a una specifica posizione, tenendo conto dei valori della variabile stessa nell'intorno spaziale³.

ESDA è un'estensione di EDA per rilevare le proprietà spaziali dei dati: per rilevare modelli spaziali nei dati, per formulare ipotesi basate sulla geografia dei dati e per valutare tali modelli spaziali. La classe di tecniche che vengono utilizzate è, come in EDA, visiva e robusta.

Tuttavia, è importante essere in grado di collegare le procedure numeriche e grafiche con mappe, rispondendo a domande come "dove sono localizzati sulla mappa questi casi?" o "quali aree della mappa soddisfano i criteri di attributo specificati?". La mappa è uno strumento essenziale per l'esplorazione dei dati spaziali.

L'autocorrelazione spaziale descrive la presenza (o l'assenza) di variazioni spaziali in una variabile data. Come nei metodi convenzionali di correlazione, l'autocorrelazione spaziale può avere valori positivi e negativi (*figura 2.3*). Valori positivi di autocorrelazione spaziale indicano aree vicine che presentano valori simili tra loro (del tipo alto-alto, basso-basso). Valori negativi, invece, indicano aree vicine che presentano valori diversi tra loro (valori alti in mezzo a valori bassi).

³ Da Towards Data Science, scritto da Abdishakur (2019).

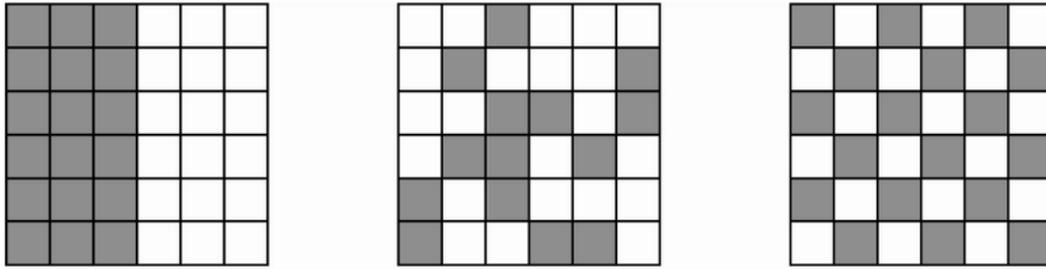


Figura 2. 3 – Rappresentazione di aree con valori diversi (fonte: Towards Data Science). Da queste si può ben notare il concetto di autocorrelazione spaziale: nella griglia a sinistra si avranno valori di autocorrelazione positivi, nella griglia al destra valori di autocorrelazione negativi e nella griglia al centro assenza di autocorrelazione spaziale.

Ci sono principalmente due metodi per effettuare l'Exploratory Spatial Data Analysis (ESDA): autocorrelazione spaziale locale o globale. L'autocorrelazione spaziale globale si focalizza sui trend generali nel dataset e suggerisce il grado di clustering presente nel database. L'autocorrelazione spaziale locale, invece, individua la variabilità e la divergenza presente nel set di dati, contribuendo a identificare *hot-spot* e *cold-spot* nei dati.

2.5. SVILUPPO DELLE IPOTESI

Il contributo che questo studio vorrebbe apportare prende ispirazione dal paper di Gunter, Önder e Zekan (2020), i quali modellano la domanda di Airbnb a New York City utilizzando i data panel spaziali a livello di annunci. Le analisi svolte in questo lavoro di ricerca saranno, invece, basate sul territorio del comune di Lecce, che sarà meglio descritto nel prossimo capitolo.

Anche un sistema più complesso come quello del turismo fornisce un contesto ideale attraverso il quale verificare la legittimità della prima legge della geografia di Tobler. L'adozione della legge, evidenzierà relazioni significative tra le misure turistiche, riguardanti sia gli aspetti della domanda, sia quelli dell'offerta del sistema turistico. Di seguito l'ipotesi centrale del presente lavoro, da valutare con le analisi del caso.

La domanda di accomodamento turistico su Airbnb è autocorrelata spazialmente. Esistono cluster di zone con domanda autocorrelata spazialmente, portando, quindi, a supporre la presenza di segmentazione nel mercato della città di Lecce. La spiegazione può essere in parte insita nelle dinamiche tipiche dei mercati multi-sided: se in una zona ci sono tanti annunci, è probabile che essi portino ad un abbassamento dei prezzi, quindi, ad un aumento della domanda. Inoltre, se ci sono tanti annunci che competono, si potrà competere non solo tramite dinamiche di prezzo, ma usando la leva della qualità. Hay (1976) afferma che le imprese si localizzano in modo da assicurarsi un'area di mercato a lungo termine: le imprese in un settore differenziato non rispondono alla minaccia di nuovi ingressi abbassando i prezzi, ma cercano di effettuare differenziazione di prodotto per riempire quei gap di qualità dove potrebbe esserci una domanda di consumatori sufficiente per attrarre nuovi clienti. Vi è una motivazione legata alle caratteristiche morfologiche del territorio, ovvero, la presenza di attrazioni turistiche quali monumenti storici e spiagge.

Dalle dinamiche della domanda segue che anche i prezzi siano spazialmente correlati; quindi, la competizione rende meno indipendenti i prezzi di equilibrio delle property più prossime. La scelta di prezzo di un host all'interno della piattaforma di Airbnb ha un impatto sugli altri host inversamente proporzionale alla distanza da essi. La spiegazione di questo fenomeno è anch'essa insita nella segmentazione del mercato di accomodamento turistico leccese, quindi nell'interazione strategica tra gli host, i quali fissano i prezzi simultaneamente, portando a scelte strategiche simili nello stesso vicinato. Inoltre, Airbnb, al momento della scelta del prezzo in fase di compilazione dell'annuncio, propone all'host un range di prezzi sulla base della zona in cui si trova la property, ovvero sulla base dei prezzi degli host competitor nel circondario.

3. ANALISI

In questo capitolo sarà svolta un'analisi delle performance dei B&B presenti sul portale di Airbnb, seguendo una distribuzione territoriale divisa in aree ben definite. Per far sì, si è adoperato su database forniti da AirDNA, *short-term rental data analytics provider* che traccia le performance di annunci in tutto il mondo su diverse piattaforme, tra cui Airbnb.

3.1. IL DATASET DI AIRDNA

Il dataset è strutturato in tre distinti database, accomunati tra di loro dalla voce Property ID, ovvero dal codice identificativo univoco assegnato ad ogni proprietà risultante negli annunci sul portale di Airbnb. Nello specifico si distinguono le seguenti divisioni:

- *Listing Attributes and Annual Performance*: mostra la performance annuale (come i ricavi annuali ed il tasso di occupazione) di ogni property negli ultimi dodici mesi (LTM – Last Twelve Month), nonché la posizione (latitudine, longitudine e città), le dimensioni (in termini di stanze ed accessori) e il tipo di affitto (come un'intera proprietà o una sola stanza);
- *Monthly Property Performance*: mostra le performance mensili di ogni property;
- *Daily Booking Data*: mostra le informazioni per ogni property giorno per giorno, permettendo un'analisi più accurata grazie a voci come il prezzo giornaliero.

3.1.1. IL DATABASE E LE VARIABILI

La presente analisi opererà su due database in particolare, quello mensile e quello annuale, secondo una scelta di trattamento dei dati che non poteva essere compatibile con la grande quantità di informazioni che il *Daily Booking Data* ha al suo interno (si tenga presente come in questo specifico dataset siano presenti informazioni per 365 giorni all'anno per ogni proprietà). Nello specifico, si sono considerati dati delle singole property aggregati mensilmente ed annualmente dal 01/01/2017 al 31/12/2021 quali: *Property ID, Listing Type, Latitude, Longitude, City, Bedrooms, Bathrooms, Max Guests, Number of Reviews, Number of Photos, Airbnb Host ID, Host ID, Revenue (USD), Number of Reservations, Reservation Days* e *Available Days*.

3.1.2. MODIFICHE AL DATABASE

In aggiunta alle precedenti voci riguardanti il dataset con i dati mensili, sono stati introdotti il tasso di occupazione *OCR (Occupancy Rate)*

$$OCR = \frac{\text{numero di giorni prenotati}}{\text{numero di giorni prenotati} + \text{numero di giorni disponibili}}$$

i ricavi per ogni giorno prenotato *ADR (Average Daily Rate)*

$$ADR = \frac{\text{ricavi mensili}}{\text{numero di giorni prenotati}}$$

e i ricavi per ogni giorno del mese in cui l'annuncio è stato attivo *RevPAN (Revenue Per Available Night)*

$$RevPAN = \frac{ricavi\ mensili}{numero\ di\ giorni\ prenotati + numero\ di\ giorni\ disponibili}$$

Onde evitare di sottostimare il tasso di occupazione e la redditività si è introdotta la variabile binaria *Active*, pari a 1 nel caso in cui:

$$giorni\ prenotati + giorni\ disponibili \geq 1$$

0 altrimenti. In questo modo si è scelto di escludere le property che in un determinato mese non sono state affittate secondo una scelta volontaria dell'host. I periodi caratterizzati da *Active* uguale a 0 sono periodi in cui per l'intero mese il B&B è risultato visibile sulla piattaforma di Airbnb, ma non prenotabile.

Inoltre, per permettere lo sviluppo di analisi per ognuno dei 21 distretti del comune di Lecce, si è associato ad ogni property nel dataset *Monthly Property Performance* il relativo distretto. Per fare ciò si è adoperato su Jupyter tramite linguaggio Python partendo da due file di input: il *Listing Attributes and Annual Performance*, relativo al periodo 2017-2021, e *Boundary_Lecce.sqlite*⁴ convertito tramite GeoDa in *Boundary_Lecce.shp*. Sfruttando *Latitudine* e *Longitudine* di ogni property è stato ricavato l'output, consistente in un Excel caratterizzato da due colonne: una contenente il codice univoco di ogni property e l'altra contenente il distretto in cui si colloca l'alloggio. Infine, tramite la funzione su Excel *cerca.verticale* è stato possibile associare all'interno del dataset *Monthly Property Performance* il distretto ad ogni property, all'interno della colonna *District*.

Infine, per approfondire ulteriormente la ricerca, si è adoperato su *Monthly Property Performance* distinguendo le property appartenenti alla piattaforma HomeAway, caratterizzate da un codice iniziante con *ha-*, dalle property appartenenti alla piattaforma Airbnb, caratterizzate da un codice iniziante con *ab-*. Per fare ciò si è implementata la funzione di Excel *sinistra*, inserendo al suo interno il valore 2, relativo al numero di caratteri a partire da sinistra da riportare nella nuova colonna.

⁴ File ricavato dal sito online del Comune di Lecce, nella sezione relativa allo stradario della città.

3.2. ANALISI MACRO-ECONOMICA E SOCIALE DEL TERRITORIO

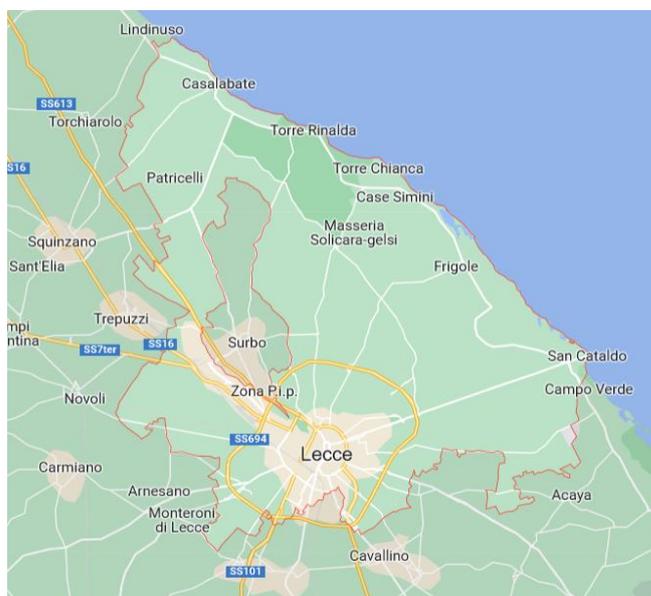


Figura 3. 1 – Confini ed estensione del comune di Lecce (fonte: Google Maps).

Il comune di Lecce si estende per 241 km² all'interno della pianura denominata Tavoliere di Lecce, come mostrato in *figura 3.1*, ad un'altezza media sul livello del mare di 49 m⁵. I suoi confini inglobano il vicino comune di Surbo, importante scalo ferroviario per la città.

Capoluogo dell'omonima provincia, Lecce è situata in una posizione pressoché centrale nella penisola salentina, a metà strada tra la costa ionica e la costa adriatica, sulla quale ha il suo diretto affaccio. Inoltre, Lecce è il capoluogo d'Italia più a oriente, distante circa 80 km dalle

coste albanesi⁶, caratteristica che permette ai suoi abitanti di poterne osservare i rilievi montuosi sotto determinate condizioni climatiche dai suoi 21 km di costa che caratterizzano il comune.

Lecce, pur non avendo un proprio aeroporto e non essendo dotata di un proprio porto commerciale e/o turistico, è servita dagli aeroporti internazionali di Brindisi e di Bari e dai porti delle medesime città, facilmente raggiungibili dal capoluogo. L'aeroporto più vicino al comune è quello di Brindisi (Aeroporto del Salento), che dista 46 km dalla città.

I porti marittimi più vicini sono quelli di Brindisi (42 km), Gallipoli (41 km) e Otranto (48 km). In particolare, il porto commerciale, mercantile e turistico di Brindisi copre la tratta con Sorrento e Catania in Italia, con l'Albania (Valona e Durazzo) e con la Grecia (Igoumenitsa, Patrasso e Corfù) e il porto commerciale, mercantile e turistico di Bari copre la tratta con l'Albania (Durazzo), il Montenegro (Bar), la Grecia (Igoumenitsa, Patrasso e Corfù) e la Croazia (Dubrovnik). Infine, il Porto di Otranto, solo turistico, consente il collegamento via mare con la Grecia (Igoumenitsa e Corfù) e con l'Albania (Valona)⁷.

La stazione ferroviaria di Lecce funge da terminale della Ferrovia Adriatica e, grazie al raddoppio e all'elettificazione dei binari di collegamento col capoluogo regionale, la città di Lecce è facilmente raggiungibile da Bari in circa un'ora e venti minuti, da Brindisi

⁵ Dati raccolti sulla pagina di Wikipedia "Lecce".

⁶ Dato disponibile sul portale di Google Maps utilizzando la funzione "Misura".

⁷ Dato disponibile su "Analisi del contesto esterno" nel portale amministrazionetrasparente.comune.lecce.it.

in circa venti minuti, da Foggia in circa due ore e mezza e da Roma in circa cinque ore e mezza grazie ai treni a trazione elettrica.

Le Ferrovie del Sud Est, con i suoi 474 km di linea, costituiscono, dopo le Ferrovie dello Stato (cui è interconnessa), la più estesa rete omogenea italiana, collegando fra loro i capoluoghi di Bari, Taranto e Lecce, nonché 85 Comuni del loro circondario. Nel comprensorio a sud di Lecce è l'unico vettore su rotaia. Il servizio di trasporto pubblico viene assicurato anche con il vettore automobilistico, su relazioni, nella gran parte integrative e/o sostitutive del vettore ferroviario, a servizio di oltre 130 Comuni, da Bari sino a Gagliano del Capo⁸.

Il 12 giugno 2022 è stato avviato il nuovo programma di esercizio del servizio di Trasporto Pubblico Urbano della città di Lecce. Il nuovo programma TPL, ridisegna interamente i percorsi delle linee degli autobus cittadini, garantendo in maniera più efficiente il collegamento tra quartieri, frazioni e marine con il centro città, riorganizza gli orari del servizio, potenzia i collegamenti con i nodi di interscambio e le aree parcheggio (Foro Boario, Settelacquare e Stazione Ferroviaria). Una linea “portante”, la M1 collega, attraversando il centro cittadino, il City terminal con la Stazione Ferroviaria; due linee “circolari” urbane (C2 e C3) percorreranno la circonvallazione in entrambi i sensi di marcia, permettendo il raccordo delle linee radiali e suburbane tra loro e con la linea portante M1. Otto linee “radiali” (da R4 a R11), invece, collegheranno i quartieri della città con il centro (fermate “Costa”, “Castello”, “Battisti”, “XXV Luglio”) e i principali attrattori urbani. Otto linee di tipo suburbano (da S12 a S19) collegheranno le frazioni e le marine al centro città⁹.

Tramite GeoDa si è realizzata la rappresentazione dei confini territoriali di Lecce suddivisi nei 21 distretti che caratterizzano il comune, grazie allo stradario presente sul portale del Comune di Lecce, come riportato in *figura 3.2*.

⁸ Dato disponibile su fseonline.it.

⁹ Dato raccolto sul portale del Comune di Lecce comune.lecce.it.

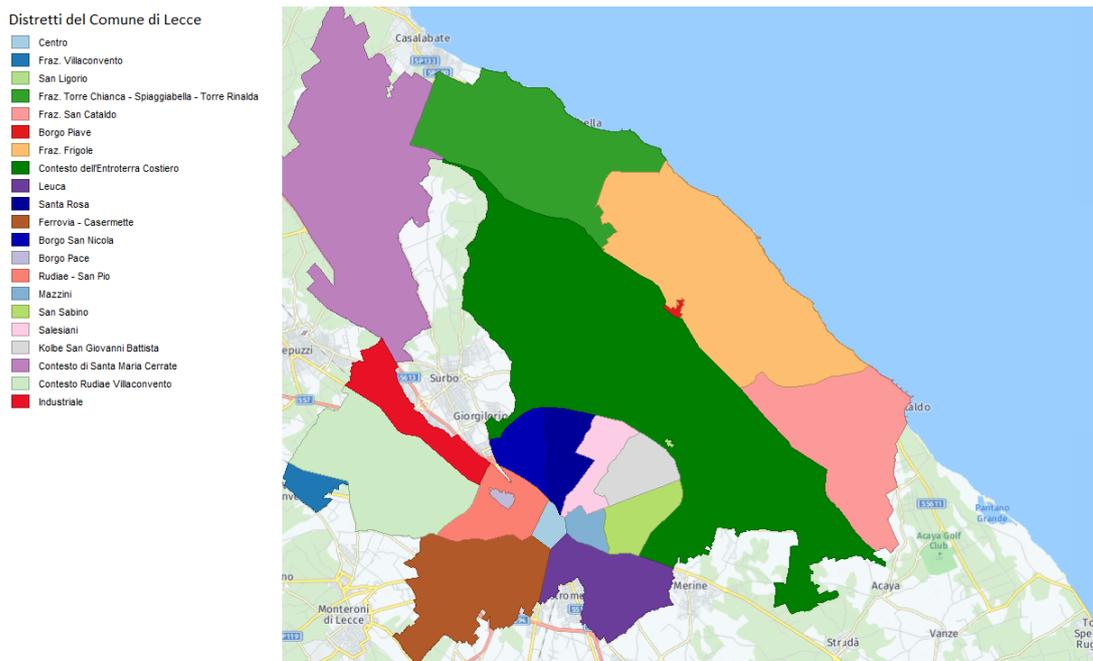


Figura 3. 2 – Rappresentazione tramite GeoDa dell'estensione e dei confini dei 21 distretti che caratterizzano il comune di Lecce (fonte: stradario del comune di Lecce).

Secondo l'ultimo censimento di fine 2021, Lecce conta 95 253 abitanti¹⁰, seguendo un trend positivo di crescita della sua popolazione, considerando il 2019 come anno di riferimento, diversamente da quanto si registra per l'omonima provincia e la regione Puglia (si veda la figura 3.3).

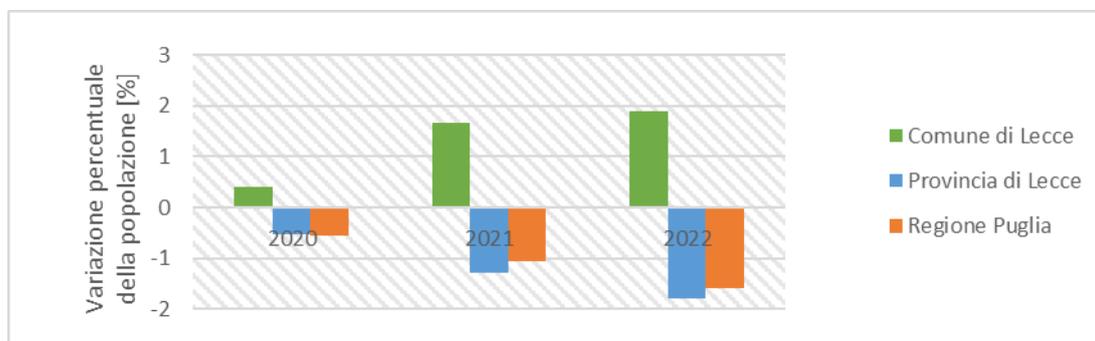


Figura 3. 3 - Variazione in % della popolazione nel Comune di Lecce, nella Provincia di Lecce e nella Regione Puglia rispetto al 2019.

Come riportato da ISTAT, risiedono nel comune di Lecce 44 698 famiglie, con un numero medio di componenti per famiglia pari a 2,12. Dalle stime degli ultimi anni risulta una suddivisione percentuale in fasce di popolazione secondo quanto mostrato in figura 3.4.

¹⁰ Dato disponibile sul portale di Istat nella sezione "Popolazione e famiglie".

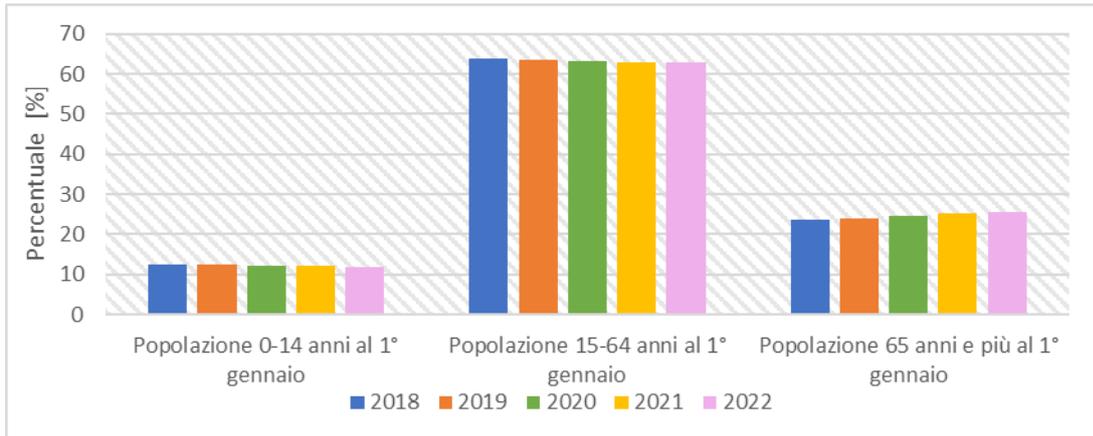


Figura 3. 4 - Distribuzione della popolazione secondo fasce d'età dal 2018 al 2022 (dati al 1° gennaio, fonte:

Nello specifico, l'11,8% dei cittadini è al di sotto dei 14 anni, il 62,8% è compreso tra i 15 e i 64 anni e un 25,4% risulta avere più di 65 anni; il tutto delinea un trend negativo per le prime due fasce ed un trend positivo per la fascia più anziana, in linea con le tendenze demografiche nazionali.

Nel 2019 il comune di Lecce contava 61 112 contribuenti Irpef¹¹, aggregabili in otto fasce di retribuzione, come illustrato nella figura 3.5.

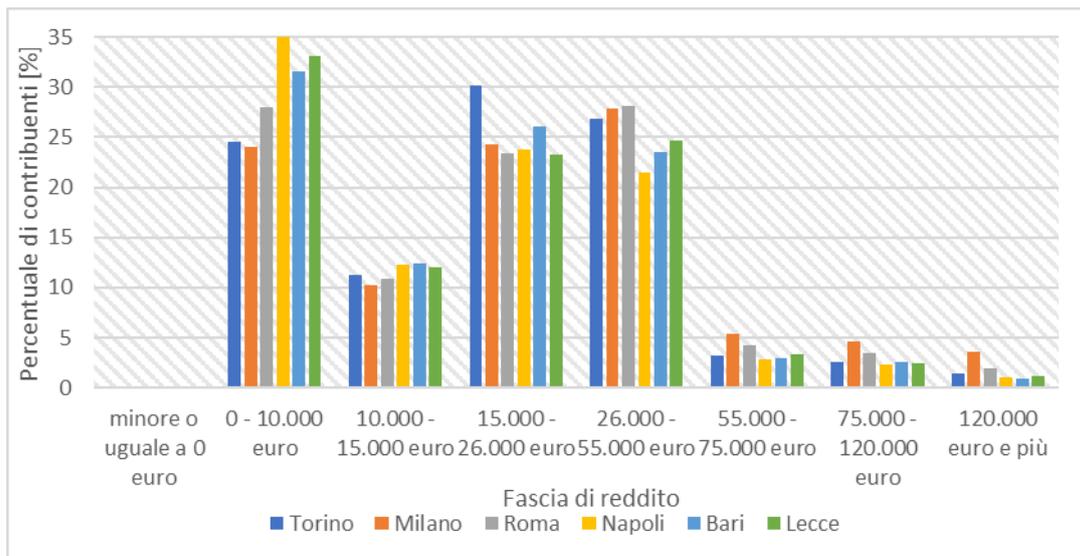


Figura 3. 5 - Percentuale di contribuenti in sei città italiane divisi per fasce di reddito (fonte: ISTAT).

Nello specifico, l'istogramma mostra il confronto, in termini di percentuale di contribuenti per fasce di reddito (Irpef), tra le performance di Lecce e quelle di altre cinque città italiane: due del Settentrione (Milano e Torino), una del centro (Roma) e due del Mezzogiorno (Napoli e Bari). Quello che risulta è un andamento particolare per Lecce, allineato con le città del sud per i contribuenti con reddito minore di €26 000, e con performance che si distaccano dalle vicine per allinearsi alle altre tre città metropolitane nel caso di redditi superiori a €26 000.

¹¹ Dato disponibile sul portale di Istat nella sezione "Condizioni economiche delle famiglie e disuguaglianze".

Le origini messapiche e la dominazione romana ancora evidente nel suo assetto fanno sì che Lecce rientri tra le città d'arte d'Italia, ovvero quelle città la cui arte rappresenta l'elemento centrale e dominante della cultura locale¹², motivo per cui il turismo si rivela essere il fulcro dell'economia cittadina.

L'economia della città di Lecce si basa principalmente sull'agricoltura, sull'artigianato, sull'agroalimentare e sul turismo. Quest'ultimo aspetto dell'economia leccese si caratterizza di una forte stagionalità, come si evince dalla *figura 3.6*, essendo il territorio meta turistica ambita nei periodi estivi, con il massimo delle presenze nel mese di agosto.

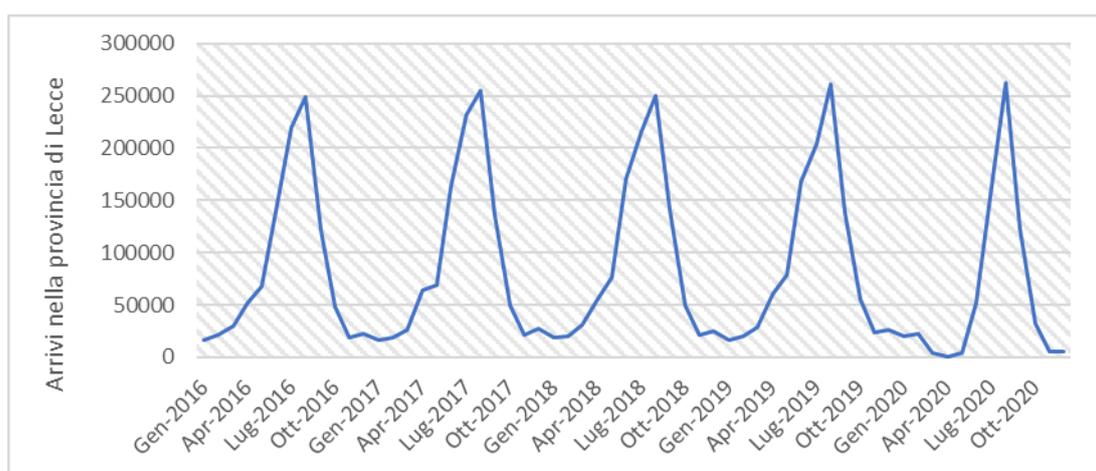


Figura 3. 6 - Arrivi nella provincia di Lecce mese per mese dal 2016 al 2020 (fonte: ISTAT).

Se si guarda alla *figura 3.7* si nota un trend positivo negli arrivi dei turisti nella provincia di Lecce fino al 2019, cui segue un minimo in corrispondenza della pandemia di Covid-19 che aveva fisicamente limitato gli spostamenti. Aggregando, però, i dati dei grafici in *figura 3.6* e in *figura 3.7* si scopre come sia persistito il picco stagionale relativo ai mesi estivi del 2020, portando, anzi, ad un numero di arrivi maggiore nell'alta stagione che negli anni precedenti, nonostante il periodo di crisi.

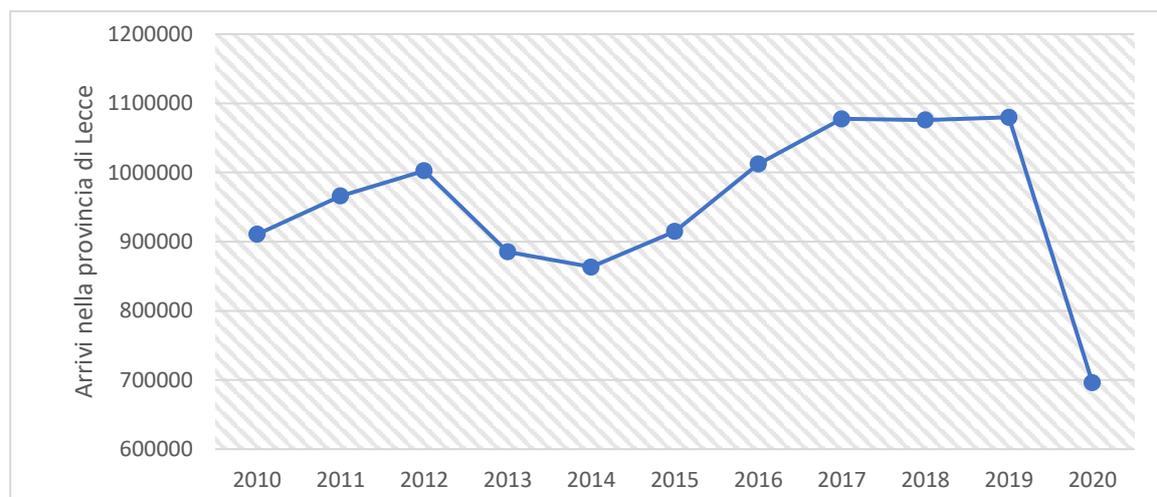


Figura 3. 7 - Numero di turisti in arrivo nella provincia di Lecce dal 2010 al 2020 (fonte: ISTAT).

¹² Dati raccolti sulla pagina di Wikipedia "Lecce".

Un'informazione utile per le successive analisi è quella relativa alla percentuale di arrivi in strutture alberghiere (hotel) e in strutture extra-alberghiere (come B&B e proprietà affittate per breve periodo in maniera professionale). In Italia il settore alberghiero ha visto una flessione della domanda, come evidente in *figura 3.8*, partendo da un flusso degli arrivi in strutture alberghiere pari all'80,3% nel 2010 e arrivando ad un valore pari al 70,0% nel 2020¹³.

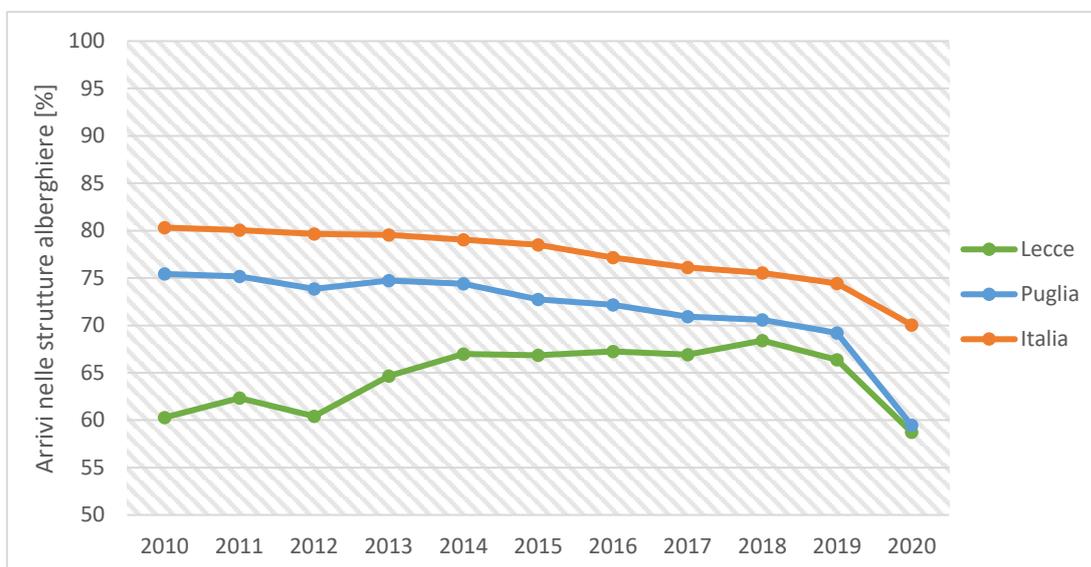


Figura 3. 8 - Andamento percentuale degli arrivi in strutture alberghiere in Italia, Puglia e provincia di Lecce dal 2010 al 2020 (fonte: ISTAT).

Un andamento analogo si è avuto in Puglia, traslato verso il basso rispetto alla media nazionale. Un diverso fenomeno si è verificato nella provincia di Lecce, dove si ha per tradizione una più netta concorrenza tra le strutture alberghiere e le strutture extra-alberghiere: partendo da un flusso di arrivi negli hotel nel 2010 pari al 60,3% si è ritornati nel 2020 ad un flusso analogo (58,7%), facendo, seppur, presente alcuni andamenti oscillatori nel settore.

¹³ Dati disponibili sul portale di Istat nella sezione "Turismo".

3.3. INTRODUZIONE ALL'ANALISI DESCRITTIVA DELLA DOMANDA TURISTICA SU AIRBNB NEL COMUNE DI LECCE

La città di Lecce da gennaio 2017 a dicembre 2021 si è caratterizzata di un'attività degli annunci sul portale di Airbnb¹⁴ secondo un andamento mostrato in *figura 3.9*. Si è assistito negli ultimi due anni ad un calo degli annunci attivi, tornando ai livelli del 2017.

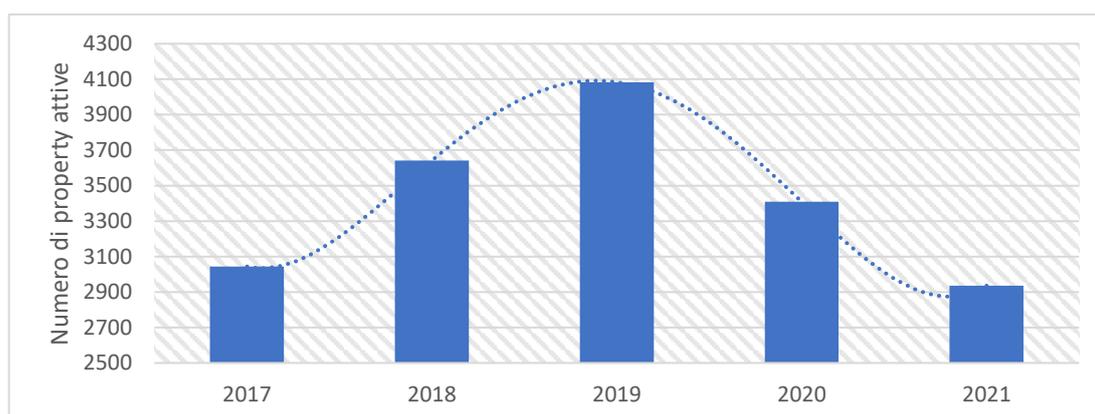


Figura 3.9 - Andamento del numero di annunci/property attive sul portale di Airbnb dal 2017 al 2021.

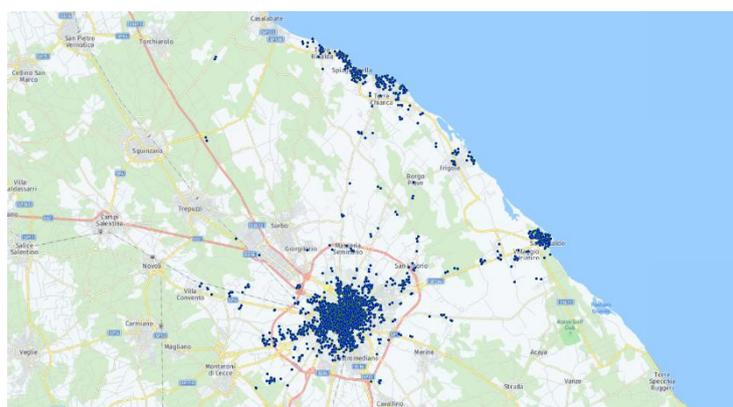


Figura 3.10 - Rappresentazione delle property attive nel 2021 sul portale di Airbnb: a) in alto l'intero comune di Lecce, b) in basso il particolare del centro storico di Lecce.

La *figura 3.10 (a)* evidenzia come la maggior parte degli annunci, 5972 (85,68% sul totale), si concentri nella zona cittadina del comune, all'interno dell'anello della tangenziale che circonda la città di Lecce. I restanti annunci si distribuiscono per lo più nelle frazioni marine sulla costa adriatica, ovvero San Cataldo (268 annunci, 3,85% sul totale) e Torre Chianca-Spiaggiabella-Torre Rinalda (371 annunci, 5,32% sul totale).

La *figura 3.10 (b)* illustra la distribuzione delle property all'interno della Circonvallazione di Lecce, zona

¹⁴ Dato risultante dall'aggregazione dei dataset "Monthly Property Performance" disponibili dal 2017 al 2021, considerando come attive le property con almeno un mese attivo durante l'anno (variabile Active = 1).

centrale della città che include il centro storico, in cui si concentra il 32,48% degli annunci totali dell'intero comune (2 264 annunci).

Per indagare meglio le performance di ogni distretto, si riportano nella *figura 3.11* e nella *tabella 3.1* le percentuali di annunci per ogni distretto cittadino precedentemente illustrato in *figura 3.2*, nonché il numero di property che sono figurate complessivamente sulla piattaforma dal 2017 al 2021.

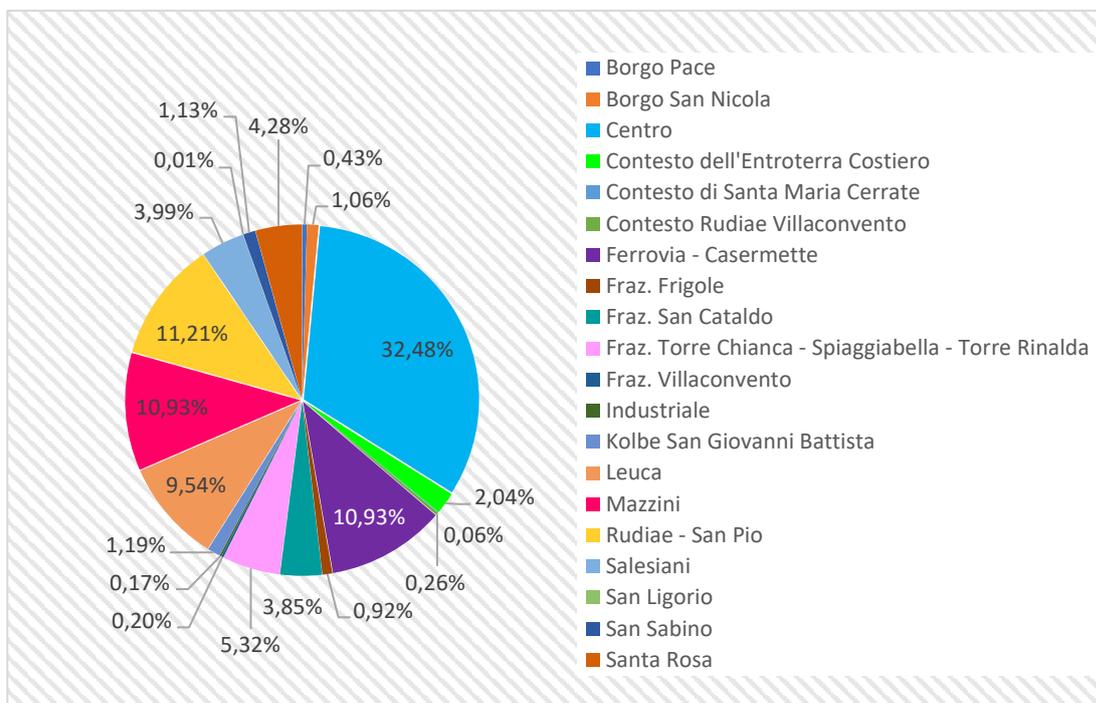


Figura 3. 11 - Divisione del numero di property attive dal 2017 al 2021 nei diversi distretti del comune di Lecce.

Distretti	Numero di Property	Percentuale sul totale
Borgo Pace	30	0,43%
Borgo San Nicola	74	1,06%
Centro	2264	32,48%
Contesto dell'Entroterra Costiero	142	2,04%
Contesto di Santa Maria Cerrate	4	0,06%
Contesto Rudiae Villaconvento	18	0,26%
Ferrovia - Casermette	762	10,93%
Fraz. Frigole	64	0,92%
Fraz. San Cataldo	268	3,85%
Fraz. Torre Chianca - Spiaggiabella - Torre Rinalda	371	5,32%
Fraz. Villaconvento	14	0,20%
Industriale	12	0,17%
Kolbe San Giovanni Battista	83	1,19%
Leuca	665	9,54%
Mazzini	762	10,93%
Rudiae - San Pio	781	11,21%
Salesiani	278	3,99%
San Ligorio	1	0,01%

San Sabino	79	1,13%
Santa Rosa	298	4,28%
Totale complessivo	6970	100,00%
Città di Lecce	5972	85,68%

Tabella 3. 1 - Distribuzione delle property all'interno del comune di Lecce.

La popolazione del comune di Lecce si distribuisce nei diversi distretti come mostrato nella *figura 3.12*. Dal diagramma a torta si nota una contrapposizione tra quartieri e distretti molto popolosi ed altri con un numero di abitanti nettamente inferiore.

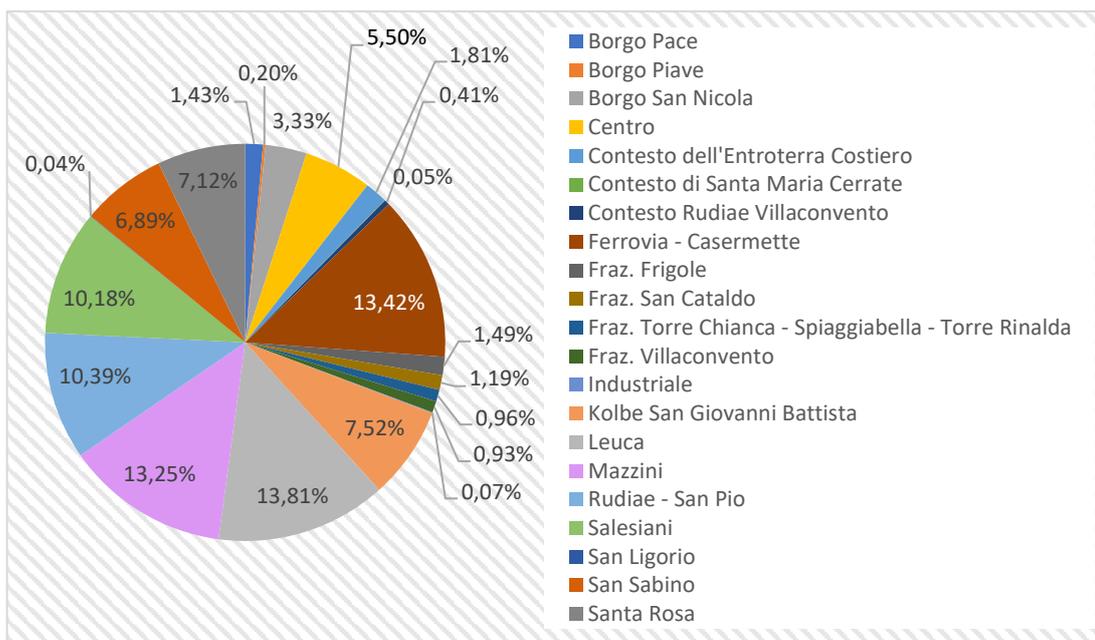


Figura 3. 12 - Distribuzione della popolazione leccese all'interno dei distretti del comune (fonte: Comune di Lecce).

Un'analisi sulla variabile *Listing Type* in tre diversi periodi di tempo (2017-2019, 2020 e 2021), illustrata in *figura 3.13*, mostra come gli annunci nel comune di Lecce riguardino principalmente interi appartamenti (si passa dal 65,12% del 2017-2019, al 79,92% del 2020 al 72,93% del 2021) e stanze private (si passa dal 32,28% del 2017-2019, al 17,86% del 2020 al 25,81% del 2021), in netta predominanza rispetto alle camere in condivisione e alle camere di hotel.

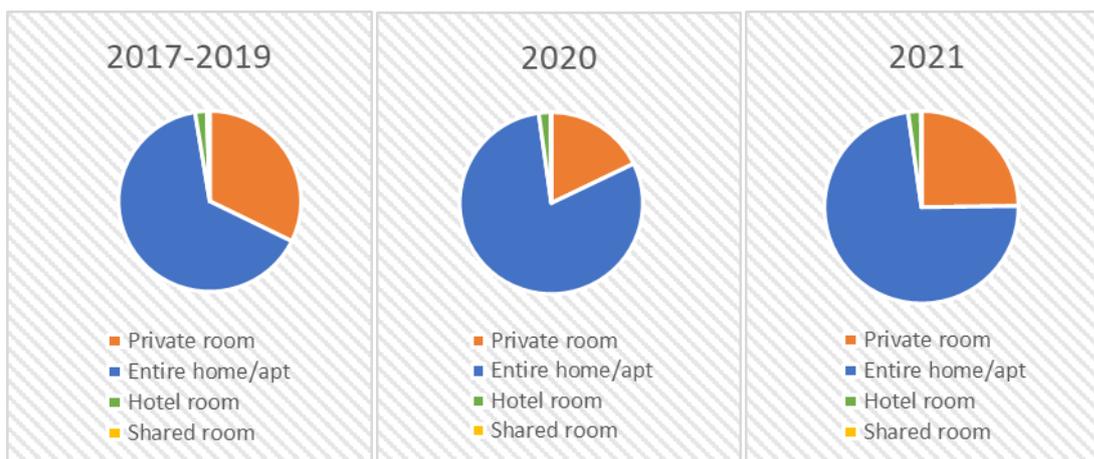


Figura 3.13 - Andamento percentuale dal 2017 al 2021 dei quattro tipi di property modellizzate nella variabile Listing Type.

Se si guarda al numero medio di posti letto¹⁵, rappresentato nella *tabella 3.2*, si nota come negli anni il valore si sia mantenuto costante, nonostante il ricircolo di annunci dimostrato nella *figura 3.9* con l'andamento delle property attive.

Periodo	2017-2019	2020	2021
Posti letto medi	3,95	3,98	3,84

Tabella 3.2 – Andamento per periodo di tempo della media variabile MaxGuest (posti letto medi).

Nei seguenti capitoli saranno condotte analisi sui principali indicatori di performance di ogni distretto del comune di Lecce, per valutare l'andamento complessivo di ogni zona dal 2017 al 2021, seguendo un ordine alfabetico.

¹⁵ I valori sono stati ricavati considerando la media dal 2017 al 2021 della performance/variabile MaxGuest.

3.3.1. BORGO PACE

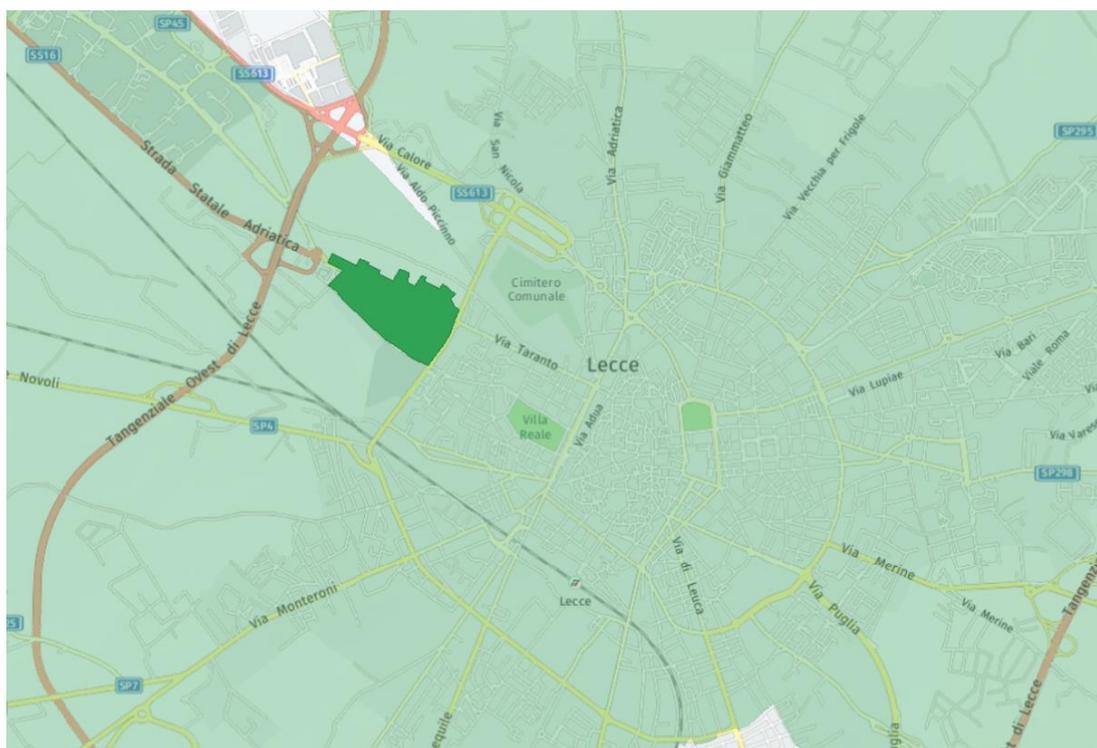


Figura 3. 14 – La zona verde più scura rappresenta lo sviluppo territoriale del distretto Borgo Pace.

Borgo Pace è il distretto di Lecce che si sviluppa intorno alla viva e trafficata Via Taranto, nella sua estremità più a nord-est, per terminare con lo snodo della Strada Statale Adriatica che si collega con la Tangenziale Ovest della città.

Il quartiere di Borgo Pace rappresenta solo lo 0,43% (tabella 3.2) dei B&B del territorio di Lecce disponibili sulla piattaforma di Airbnb. Inoltre, dai dati relativi all'ultimo censimento disponibile sul portale del comune, risulta essere abitato da 1 386 persone, ovvero l'1,43% della popolazione totale (figura 3.12).

Nella figura 3.15 è rappresentato l'andamento dei *Revenues Per Available Night* (RevPAN) mensili dal 2017 al 2021, ovvero i ricavi medi giornalieri di un host in un determinato mese.

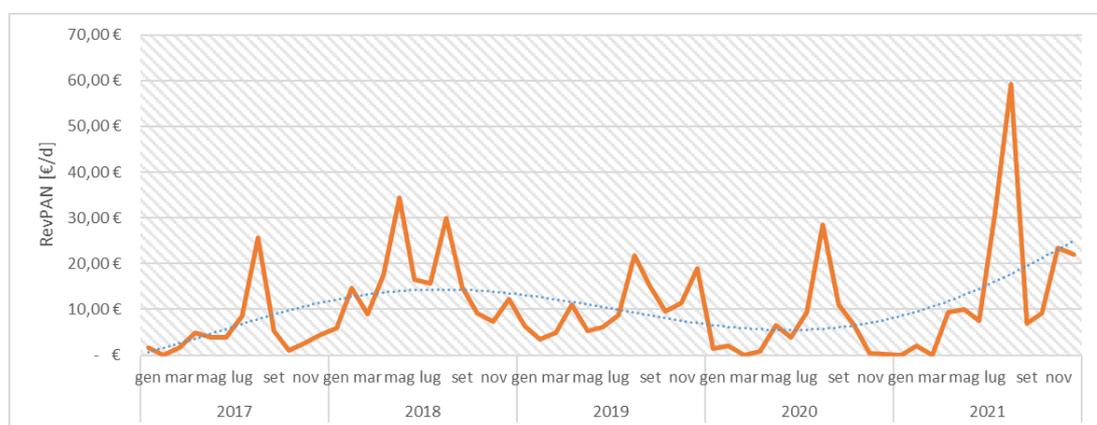


Figura 3. 15 - RevPAN mensile nel distretto di Borgo Pace da gennaio 2017 a dicembre 2021.

Quello che si nota è un andamento ciclico, che vede dei picchi di ricavi in corrispondenza dell'estate e, in alcuni anni, anche delle vacanze natalizie. Inoltre, osservando la linea di tendenza, si nota un lieve aumento dei ricavi giornalieri medi nel periodo finestra.

Il fenomeno della stagionalità individuato nell'andamento degli arrivi sul territorio in *figura 3.6* si riflette anche nei trend ciclici del numero di property attive in *figura 3.16*. Quello che si nota è un aumento della disponibilità di annunci in concomitanza con la stagione estiva, periodo di massima espansione del turismo leccese. Questo comportamento è giustificabile dalle dinamiche di mercato che porta l'offerta ad inseguire la domanda e raggiungere un punto di equilibrio.

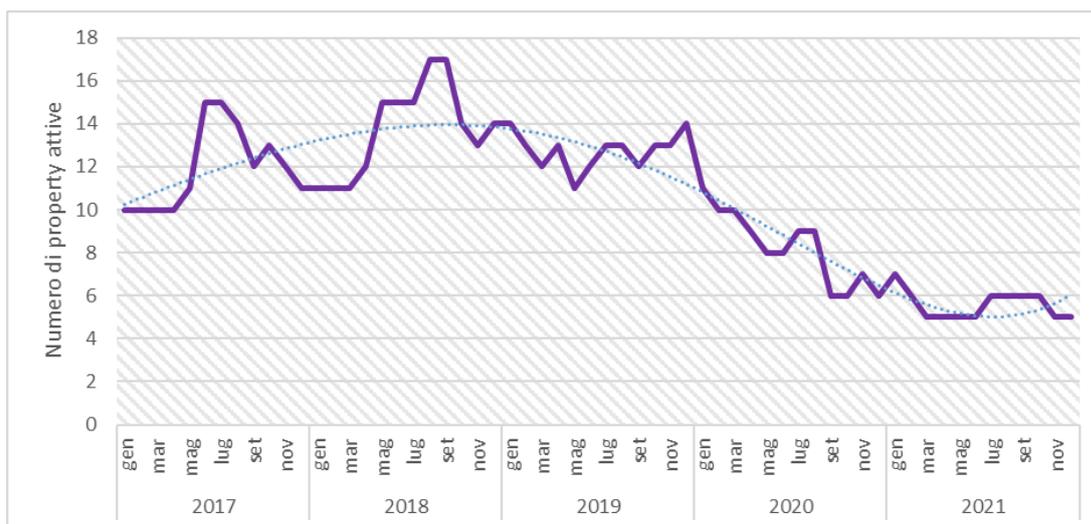


Figura 3. 16 - Numero di property attive nel distretto di Borgo Pace dal 2017 al 2021.

Soffermandosi sull'andamento degli arrivi a Lecce in *figura 3.6*, sull'andamento degli arrivi in strutture alberghiere in *figura 3.8* e sul numero di property attive in *figura 3.16*, si nota come il numero di turisti sia aumentato di anno in anno, così come la percentuale di turisti che decidono di alloggiare in strutture alternative a quelle alberghiere, mentre il numero di annunci attivi su Airbnb sia diminuito. Prima di individuare una spiegazione a questo fenomeno, si analizzeranno anche gli altri distretti, per cercare di individuare un trend analogo sulla base di un campione più ampio.

Un andamento del tutto analogo al *RevPAN* è quello dell'*Average Daily Rate*, incluse la linea di tendenza e la stagionalità; risulta, bensì, essere maggiore in tutti i periodi presi in considerazione, data la struttura della formula con cui è stato calcolato (si veda il *capitolo 3.1.2.*). L'*ADR*, se lo si guarda dal punto di vista del consumatore, è interpretabile come il prezzo medio giornaliero del pernottamento.

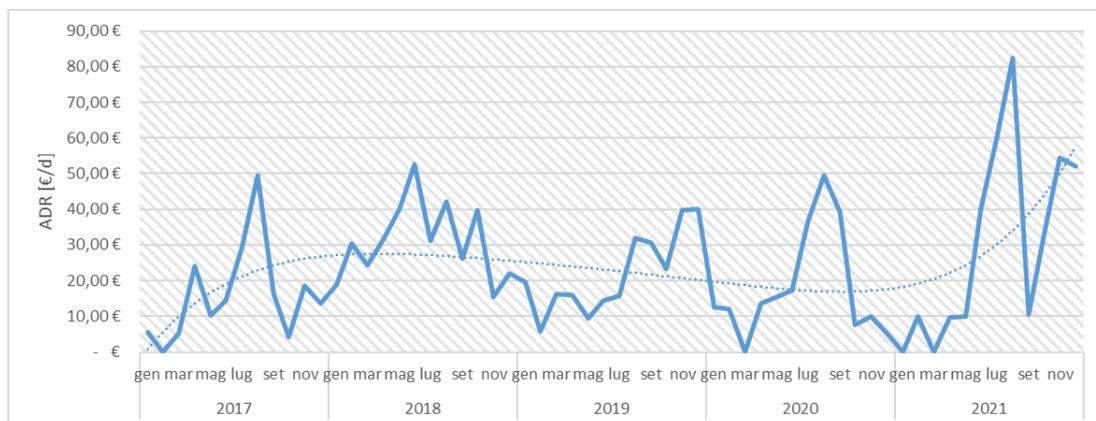


Figura 3. 17 – ADR nel distretto di Borgo Pace dal 2017 al 2021.

La stagionalità tipica della domanda turistica è rappresentata in maniera egregia dall'andamento dell'*Occupation Rate (OCR)*, ovvero dal tasso medio di occupazione espresso in percentuale, rappresentato in *figura 3.18*.

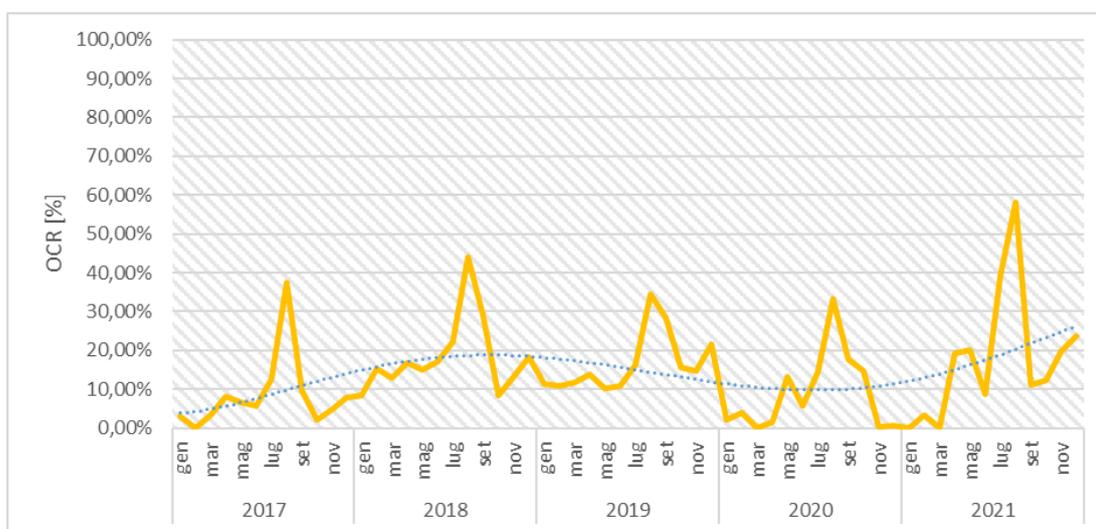


Figura 3. 18 - OCR nel distretto di Borgo Pace dal 2017 al 2021.

Il picco si raggiunge ogni anno in corrispondenza di agosto, anche se è possibile notare un aumento dell'OCR in corrispondenza delle vacanze natalizie e del primo giorno dell'anno a partire dal 2018, segno di un rilancio del turismo leccese anche nelle stagioni più fredde, quando si tratta di quartieri cittadini.

La tendenza che si individua è certamente positiva, nonostante il 2020 rappresenti un outlier negativo, dati gli eventi pandemici che hanno segnato quell'anno. È interessante vedere come il 2021, nonostante le restrizioni imposte dal governo, abbia comunque segnato un trend positivo per il quartiere, contribuendo a determinare un record pari al

58% nella finestra temporale considerata. La motivazione di questo fenomeno è sicuramente insita nella riscoperta del territorio leccese da parte dei turisti italiani, determinata dal timore di viaggiare all'estero.

Un altro aspetto rilevante è quello del numero di property che ogni host possiede, visionabile nella *figura 3.19*.

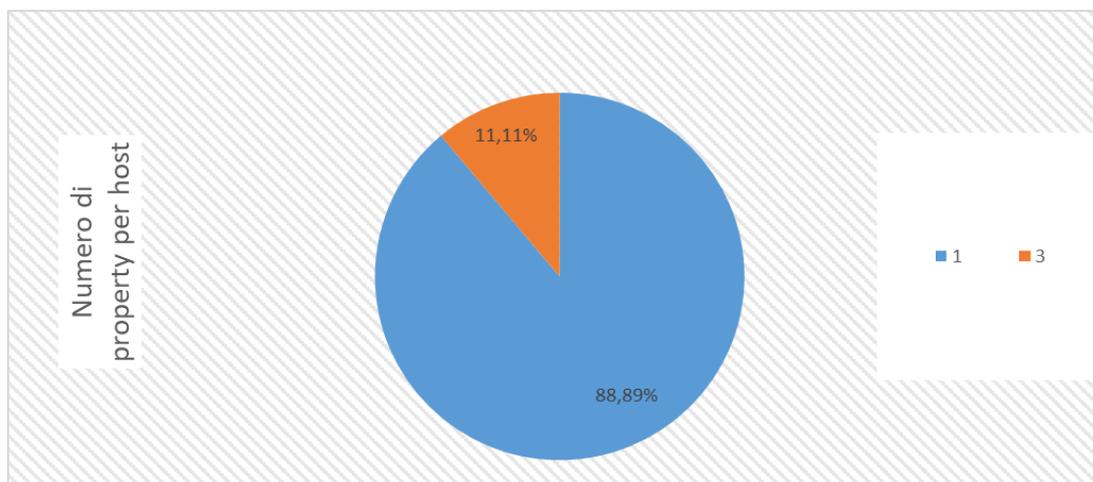


Figura 3. 19 - Numero di property per host nel distretto di Borgo Pace dal 2017 al 2021.

Nel caso di Borgo Pace, la maggior parte degli host possiede al più una property, e solo in 2 casi, che rappresentano l'11% sul totale, gli host posseggono 3 property, che non necessariamente rientrano nei confini del quartiere preso in considerazione.

Nella *figura 3.20* si può guardare alle entrate complessive che le property di Borgo Pace generano di anno in anno, utile per effettuare un confronto con gli altri distretti. Il massimo raggiunto è in corrispondenza dell'anno 2018, pari a € 58 133,21.

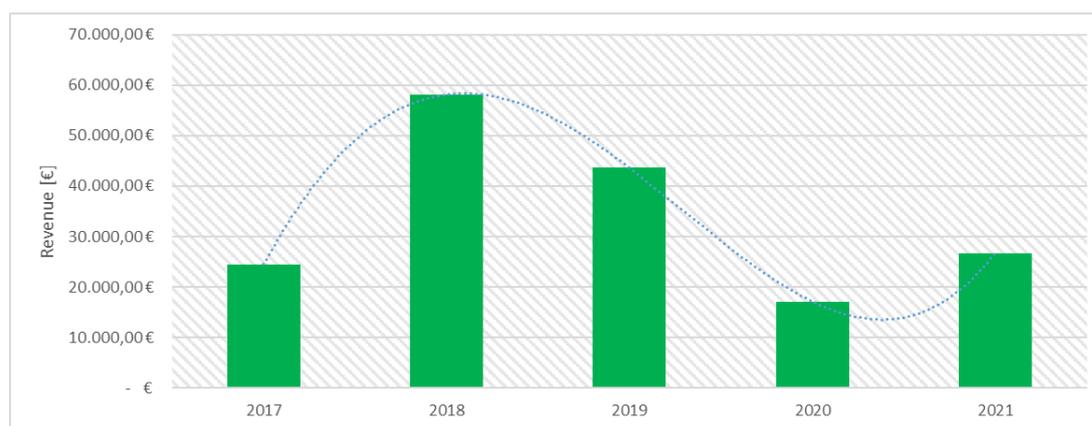


Figura 3. 20 - Ricavi annuali nel distretto di Borgo Pace dal 2017 al 2021.

Quello che si individua è una tendenza negativa dei ricavi totali: l'innalzamento dei prezzi visto in *figura 3.17* non è riuscito a contrastare la diminuzione di property attive, riportando le performance della piattaforma nel 2021 ai livelli del 2017, ovvero € 26 760,16, meno della metà rispetto al 2018.

Guardando al numero di *Reservation Days* e *Available Days* medi nei diversi mesi in *figura 3.21* si può osservare l'andamento dei giorni disponibili e dei giorni prenotati ogni mese.

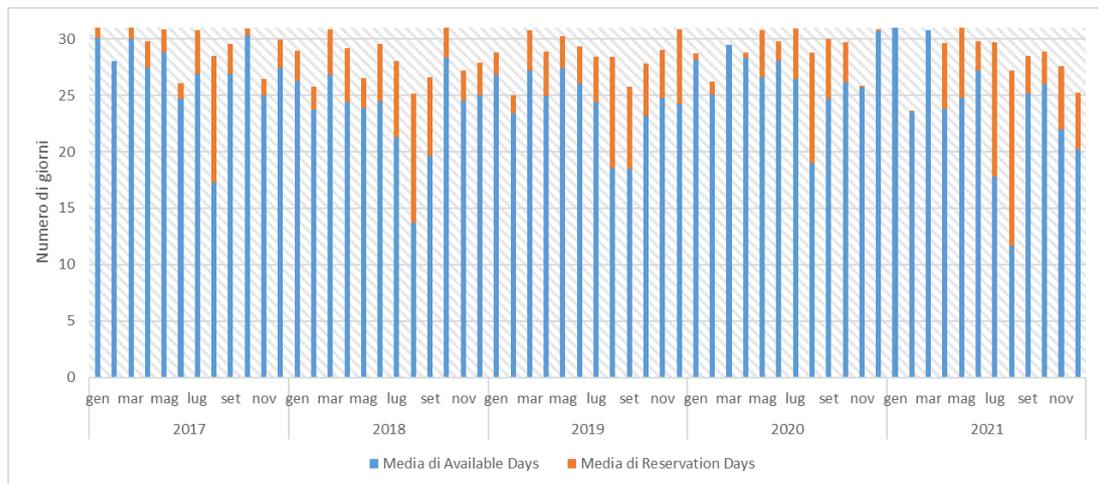


Figura 3. 21 - Numero di Available Days e Reservation Days nel distretto di Borgo Pace dal 2017 al 2021.

Sottraendo alla durata in giorni di ogni mese la somma di *Reservation Days* e *Available Days* è possibile determinare il numero di *Blocked Days*, ovvero il numero di giorni in cui l'annuncio risultava visibile sulla piattaforma, ma non prenotabile per una scelta dell'host. Non si riesce ad individuare un trend particolare in questo caso.

3.3.2. BORGO PIAVE

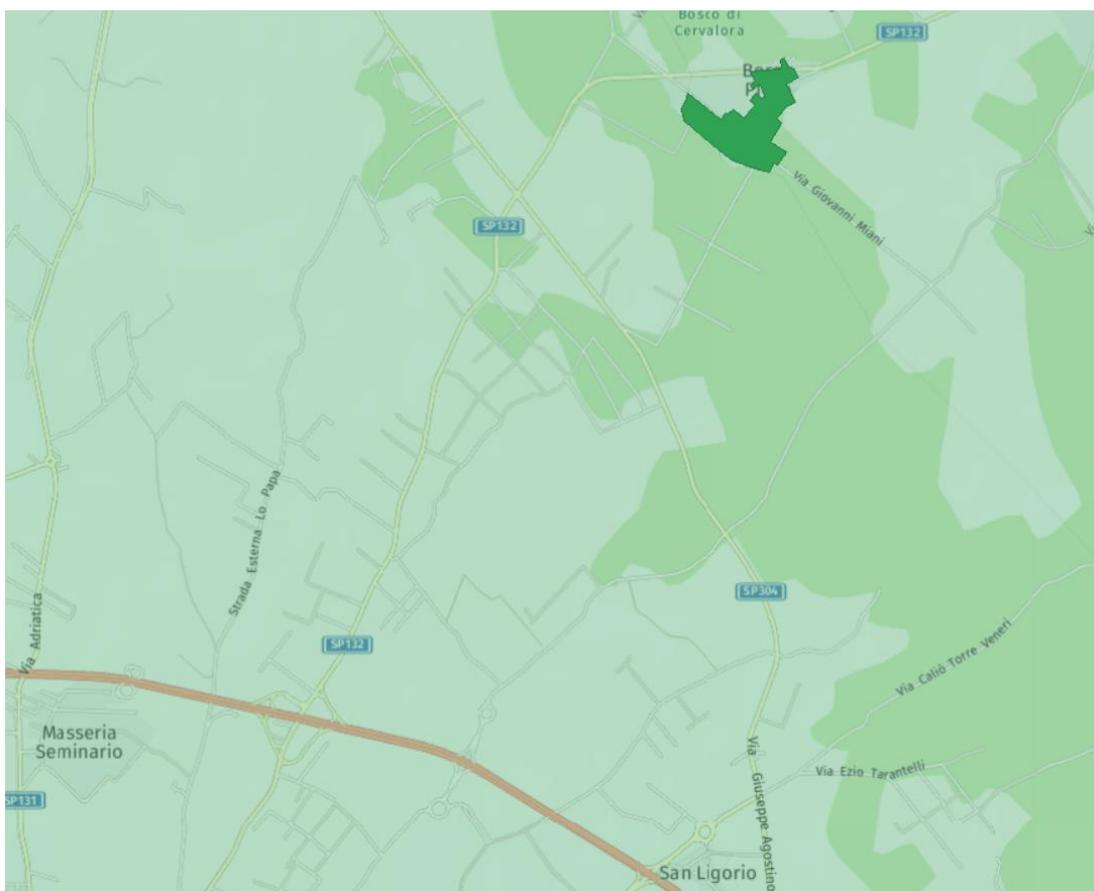


Figura 3. 22 - La zona verde più scura rappresenta lo sviluppo territoriale del distretto Borgo Piave.

La frazione di Borgo Piave si sviluppa nel versante nord-est del comune di Lecce (figura 3.22), a pochissimi km dalla costa adriatica. Il borgo nasce nel 1919, in concomitanza con la costruzione di quello che sarà l'unico edificio della zona fino al 1946: la caserma della Marina Militare. Successivamente sorgerà un piccolo centro abitato e l'edificio scolastico rurale della zona, portando ad uno sviluppo limitato della popolazione della zona.

Il territorio in questione si caratterizza di edifici di campagna indipendenti, circa 73, al più sviluppati in due piani. Il centro abitato conta solo 198 abitanti, lo 0,20% della popolazione totale del comune, per la maggior parte nati tra il 1961 e il 1990.

Nel dataset di AirDNA non sono presenti dati relativi a questa frazione, probabilmente per via della limitatezza degli edifici disponibili, dell'inclinazione della popolazione della zona a non condividere gli spazi delle proprie abitazioni e della posizione poco comoda alle principali attrazioni turistiche del comune.

3.3.3. BORGO SAN NICOLA

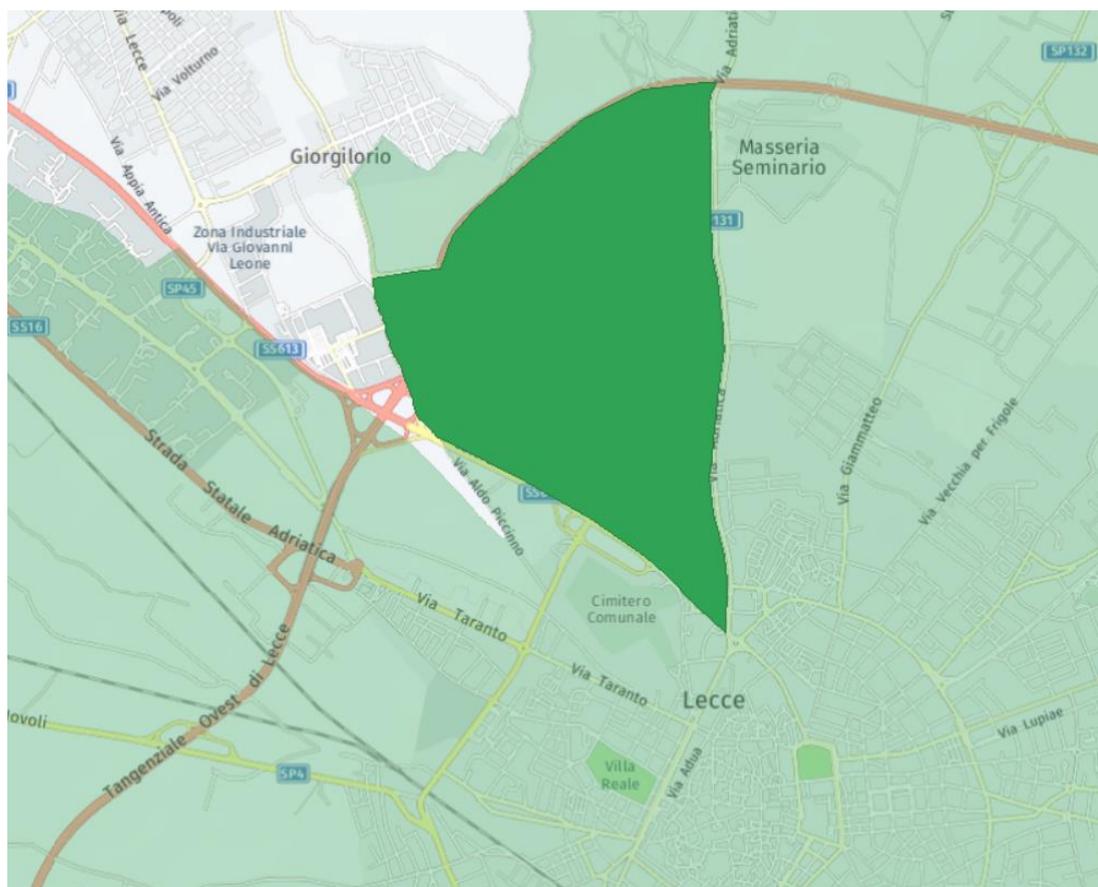


Figura 3. 23 - La zona verde più scura rappresenta lo sviluppo territoriale del distretto Borgo San Nicola.

Borgo San Nicola è uno dei borghi che fanno da cintura alla città di Lecce e che, un tempo distanti dal centro, sono stati quasi inglobati nel perimetro dell'espansione della città contemporanea. È un borgo che sembra un piccolo paese, sorto per ospitare le famiglie dei cavatori che lavoravano nelle cave di pietra leccese. Quelle stesse cave, oggi in disuso, hanno disegnato la fisionomia del borgo: i giardini di molte case, con agrumeti antichi, sono stati realizzati nelle cavità, una strada che lo attraversa è un sottile diaframma tra due porzioni di cava ed infine i rapporti spaziali tra le parti più antiche del borgo hanno uno sviluppo prevalentemente verticale. L'area è stata oggetto di studi scientifici importanti e di ritrovamenti significativi di animali e piante preistoriche. Il quartiere ospita attualmente l'omonimo carcere di massima sicurezza.

La frazione ospita 3 219 persone all'interno dei suoi confini, il 3,33% della popolazione totale, nonché 74 property di Airbnb, l'1,06% del totale (figura 3.12).

Nella figura 3.24 è rappresentato l'andamento dei *Revenues Per Available Night* (RevPAN) mensili dal 2017 al 2021, ovvero i ricavi medi giornalieri in un determinato mese se si guarda dal punto di vista dell'host.

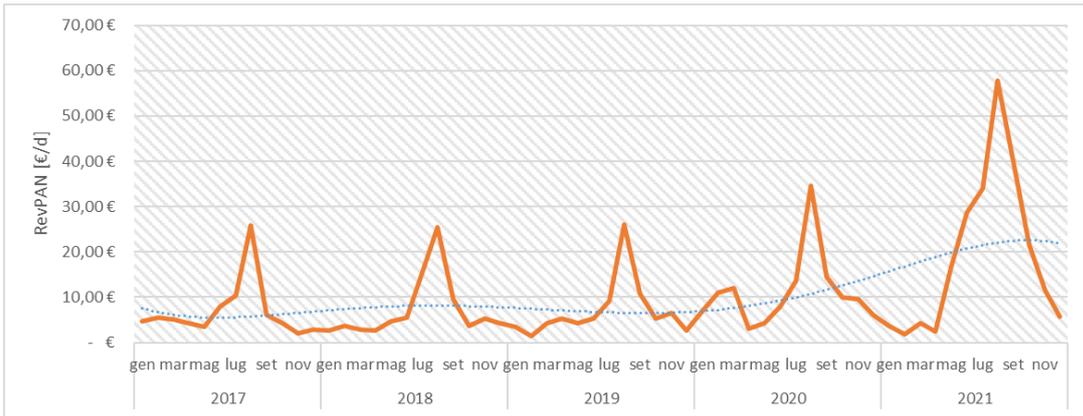


Figura 3. 24 - RevPAN nel distretto di Borgo San Nicola dal 2017 al 2021.

Quello che si nota, anche in questo caso, è un andamento ciclico, con picchi di ricavi in corrispondenza dell'estate; mentre non si notano altri picchi e trend. Osservando la linea di tendenza, si nota un aumento dei ricavi giornalieri medi nel periodo finestra considerato.

Il fenomeno della stagionalità individuato nell'andamento degli arrivi sul territorio in figura 3.6 si riflette anche qui in trend ciclici nel numero di property attive in figura 3.25. Quello che si nota è un aumento della disponibilità di annunci in concomitanza con la stagione estiva.

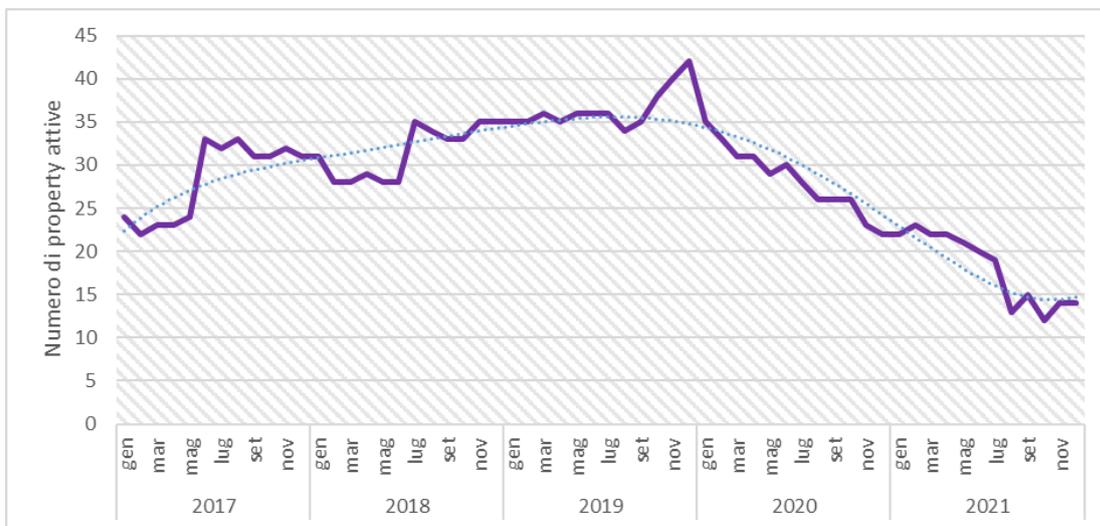


Figura 3. 25 - Numero di property attive nel distretto di Borgo San Nicola dal 2017 al 2021.

Nel caso di Borgo San Nicola si nota un andamento parabolico del numero di property attive, con un massimo assoluto non in corrispondenza del periodo estivo, ma di dicembre 2019. Emerge un declino generale degli annunci attivi, con un performance addirittura precedenti al 2017.

Un andamento del tutto analogo al RevPAN è quello dell'Average Daily Rate, mostrato in figura 3.26, incluse la linea di tendenza e la stagionalità, seppur maggiore in tutti i periodi presi in considerazione.

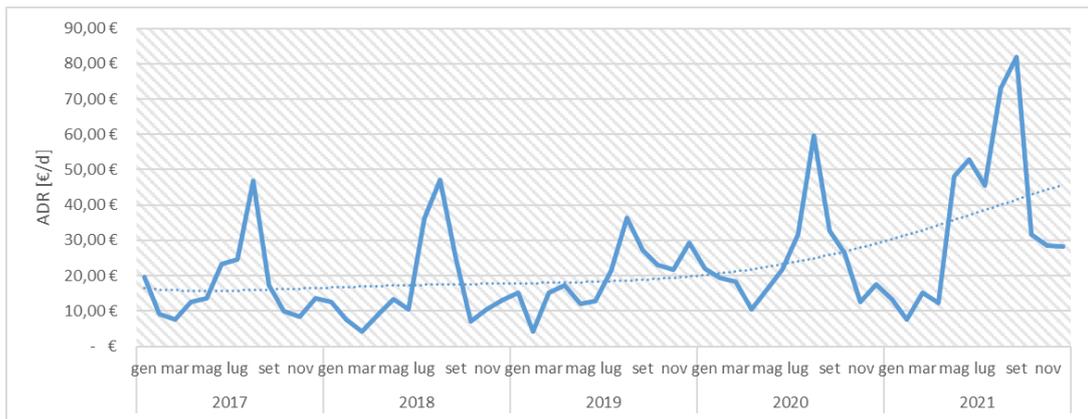


Figura 3. 26 - ADR nel distretto di Borgo San Nicola dal 2017 al 2021.

Di nota il fatto che ogni picco di prezzo dal 2017 al 2020 sia ricaduto nel mese di agosto, mentre per il 2021 il picco massimo assoluto di € 81,98 sia stato raggiunto a settembre e non ad agosto. La spiegazione può risiedere nell'allungamento della stagione balneare di quell'estate a seguito delle chiusure imposte dal governo durante la pandemia, purtroppo non confrontabile con i dati ISTAT relativi al numero di arrivi dei turisti nella regione, non ancora presenti sul portale. Nello stesso anno è interessante notare come il prezzo medio di giugno sia addirittura maggiore di quello di luglio, contrariamente ai trend della stessa serie storica e delle serie storiche degli altri distretti.

Il tasso di occupazione *OCR* in figura 3.27 conferma la stagionalità della domanda turistica e segna un trend positivo nel corso degli anni, con un massimo assoluto in corrispondenza dell'agosto 2021 pari al 49,85%.

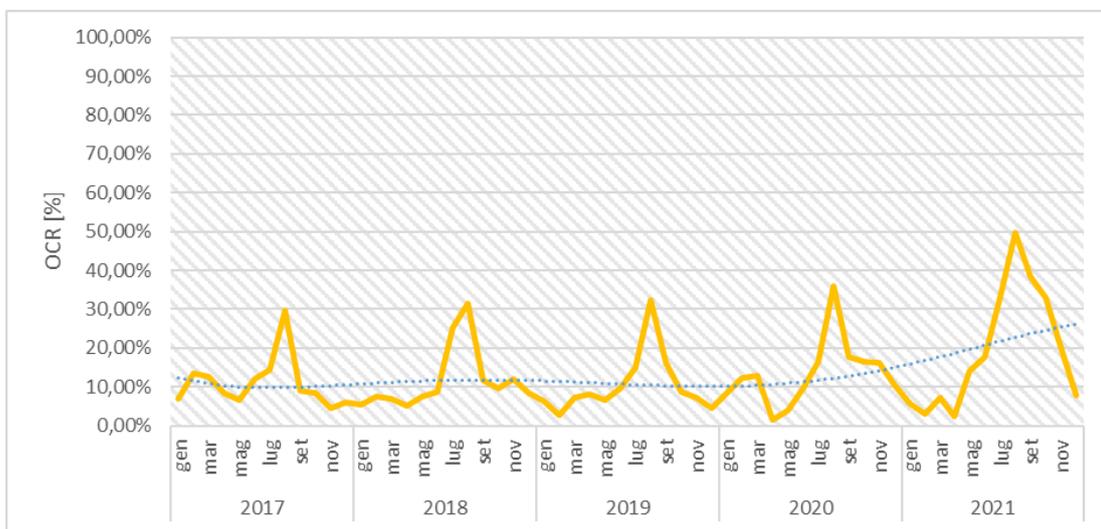


Figura 3. 27 - OCR nel distretto di Borgo San Nicola dal 2017 al 2021.

L'OCR non supera mai il 50% in ognuno dei mesi in analisi, verosimilmente dovuto al basso appeal che la zona ha nei confronti dei flussi turistici, data la lontananza dalle attrazioni del territorio.

Il numero di property possedute da un singolo host risulta essere più variegato nel caso di Borgo San Nicola, come illustrato dalla figura 3.28.

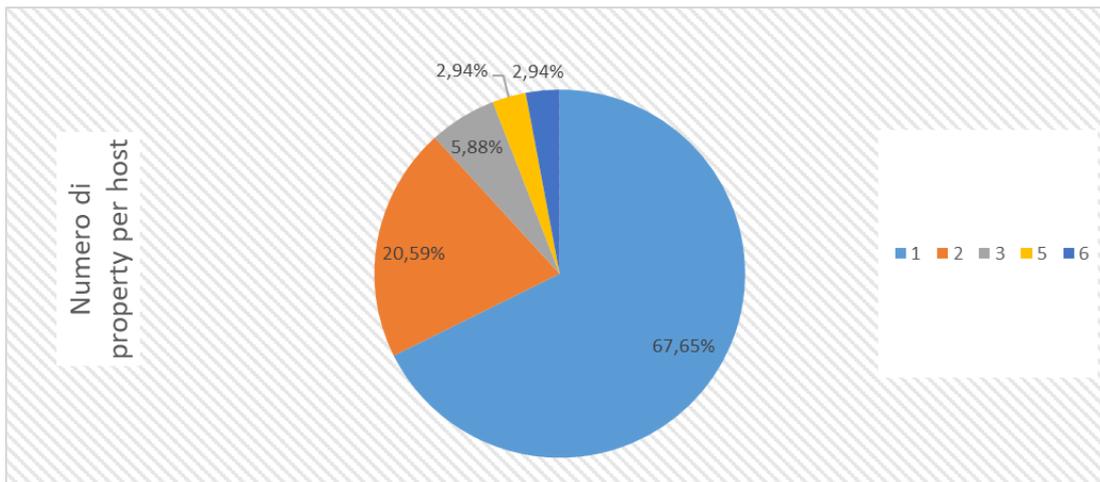


Figura 3. 28 - Numero di property per host nel distretto di Borgo San Nicola dal 2017 al 2021.

Il 32% degli host in questa zona possiede almeno 2 property sulla piattaforma Airbnb, fino ad arrivare ad un massimo di 6 alloggi.

Nella figura 3.29 sono rappresentati i ricavi totali per ogni anno del distretto di Borgo San Nicola.

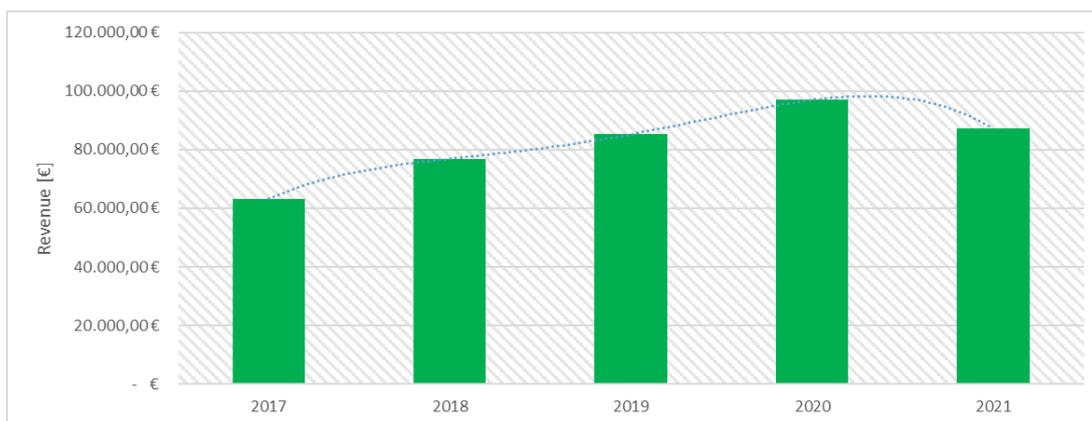


Figura 3. 29 - Revenue nel distretto di Borgo San Nicola dal 2017 al 2021.

La linea di tendenza mostra un trend positivo nella finestra temporale, con un massimo assoluto di € 96 946,77 esattamente nell'anno dello scoppio della pandemia di Covid-19, contrariamente a quella che avrebbe potuto essere la previsione. In lieve flessione i *revenue* totali del 2021, complice la diminuzione del numero di property attive, che porta il 2021 alle performance del 2019.

Guardando al numero di *Reservation Days* e *Available Days* medi nei diversi mesi in figura 3.30 si può osservare l'andamento dei giorni disponibili, dei giorni prenotati ogni mese e dei *Blocked Days*.

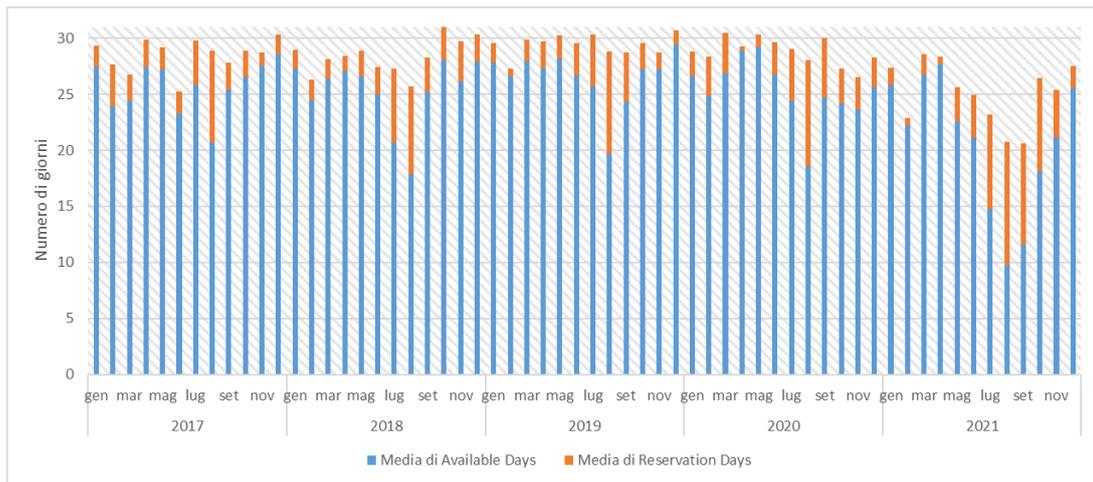


Figura 3. 30 - Numero di Available Days e Reservation Days nel distretto di Borgo San Nicola dal 2017 al 2021.

Quello che emerge è un aumento dei *Blocked Days* nel 2021 in corrispondenza del periodo estivo, che potrebbe indicare un decisione da parte dei relativi host di voler affittare per meno giorni le proprietà per poter usufruire di tali alloggi per le proprie vacanze, oppure per affittarle attraverso altri canali.

3.3.4. CENTRO

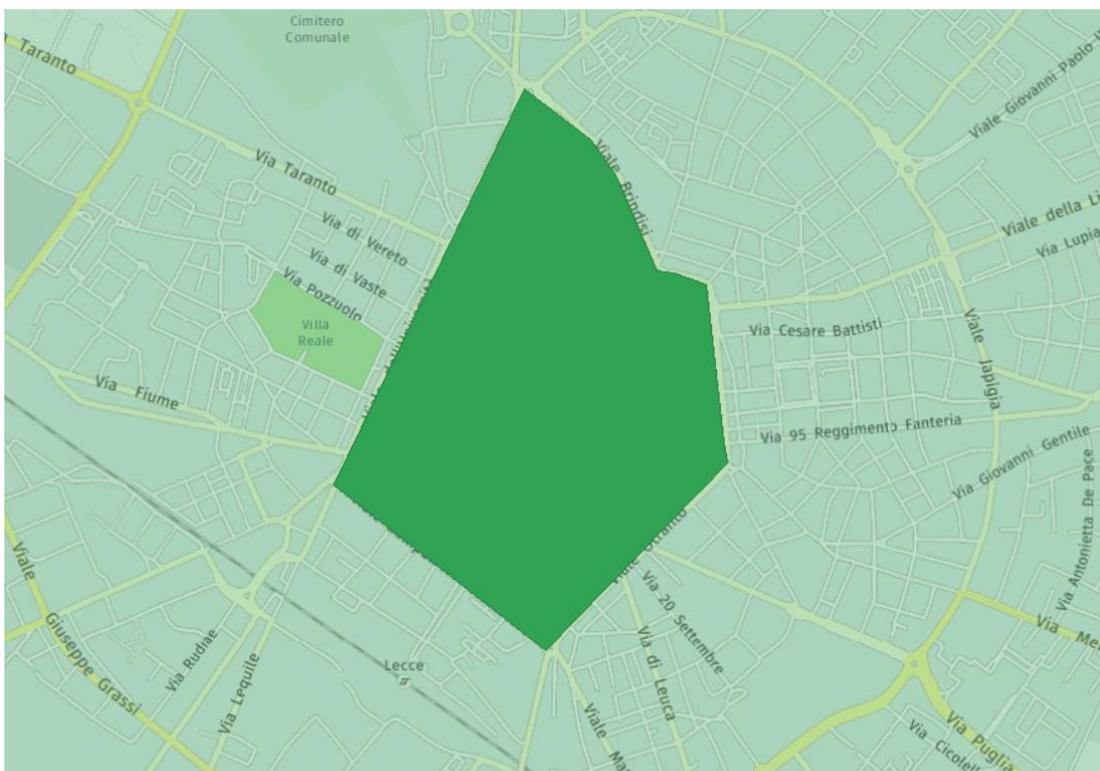


Figura 3. 31 - La zona verde più scura rappresenta lo sviluppo territoriale del distretto Centro.

Il quartiere Centro coincide con il centro storico di Lecce e racchiude un vasto ventaglio di patrimoni culturali ed architettonici, in un'incredibile commistione di stili ed epoche differenti che hanno inevitabilmente lasciato il segno nelle mura della città antica del capoluogo salentino. Ospita il Duomo di Santa Maria Assunta, la Basilica di Santa Croce

(figura 3.32), l’anfiteatro romano, il teatro romano, la Chiesa di Sant’Irene, la Chiesa di San Giovanni Battista, le porte della città e numerose altre chiese del periodo barocco.



Figura 3. 32 - Facciata del Palazzo dei Celestini a sinistra e facciata della Basilica di Santa Croce a destra (fonte: masserialuciagiovanni.it).

Il quartiere è delimitato da quattro delle più importanti vie della città: Viale Otranto, Viale Gallipoli, Viale Brindisi e Viale dell’Università. Vi abitano 5230 persone, il 5,5% della popolazione cittadina totale, e conta 2264 property, ovvero il 32,48% degli annunci presenti su Airbnb.

Nella figura 3.33 è rappresentato l’andamento dei Revenues Per Available Night (RevPAN) medi mensili dal 2017 al 2021, ovvero i ricavi medi degli host della zona.

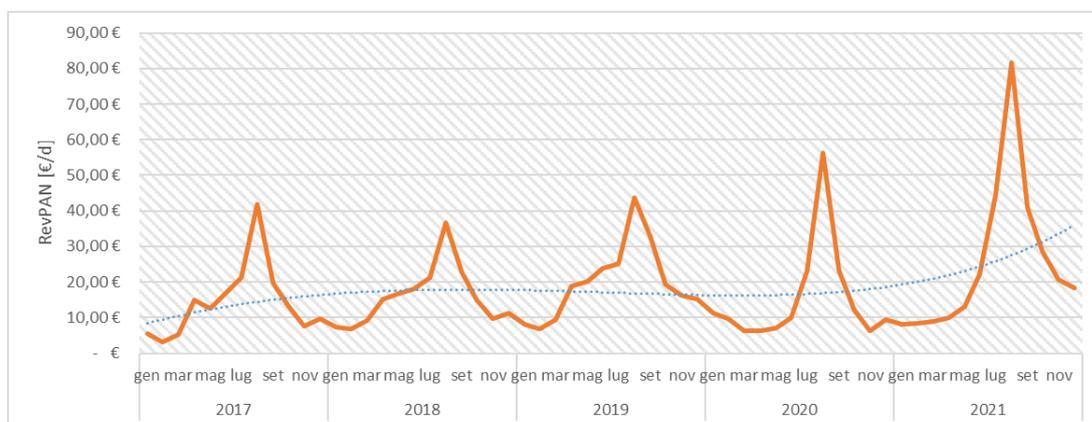


Figura 3. 33 – RevPAN nel distretto di Centro dal 2017 al 2021.

Quello che si nota, anche in questo caso, è un andamento ciclico, con massimi assoluti di ricavi in corrispondenza di agosto, massimi relativi in corrispondenza delle vacanze natalizie e minimi assoluti nel periodo di febbraio. La linea di tendenza evidenzia un trend positivo dei ricavi giornalieri medi nel periodo considerato, con un record assoluto nell’agosto 2021 di € 81,62.

Ancora una volta, guardando l’andamento del numero di property attive in figura 3.34, si confermerà la presenza di una stagionalità legata alla stagione estiva, confermando il territorio leccese come meta ambita nei mesi più caldi. Quello che si nota è un aumento

della disponibilità di annunci in concomitanza con la stagione estiva, pur osservando picchi negativi in corrispondenza di settembre 2020 e dell'estate 2021.

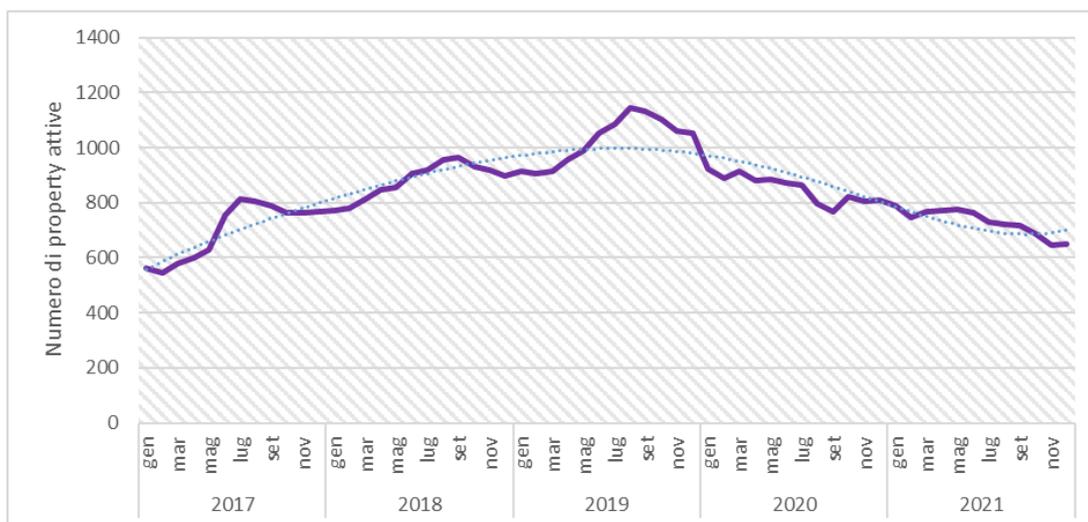


Figura 3. 34 - Numero di property attive nel distretto di Centro dal 2017 al 2021.

Ciò che emerge è un andamento a parabola concava, con un massimo in agosto 2019 ed un conseguente andamento decrescente, seppur con performance non precedenti al 2017.

L'ADR del distretto Centro in figura 3.35 ha una linea di tendenza analoga a quella del RevPAN. Si notano valori di ADR maggiori al relativo RevPAN e ulteriori punti di massimo, segno di prezzi alti in determinati mesi al di fuori della stagione estiva, i quali non si caratterizzano di un tasso di occupazione particolarmente alto.

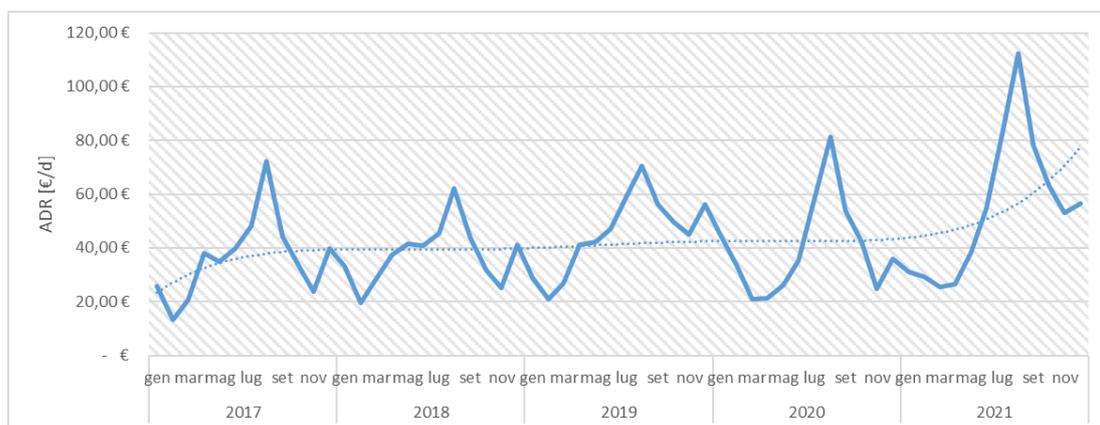


Figura 3. 35 - ADR nel distretto di Centro dal 2017 al 2021.

Il massimo assoluto della serie è nell'agosto 2021, con un prezzo per notte pari a € 112,37, e si notano notevoli massimi relativi a cavallo tra dicembre e gennaio, in corrispondenza di Capodanno. La tendenza è quella di un rialzo consistente dei prezzi, trainato soprattutto dal 2021.

Il tasso di occupazione *OCR* in *figura 3.36* conferma la stagionalità della domanda turistica e il trend positivo nel corso degli anni, con un massimo assoluto in corrispondenza dell'agosto 2021 pari al 58,58%.

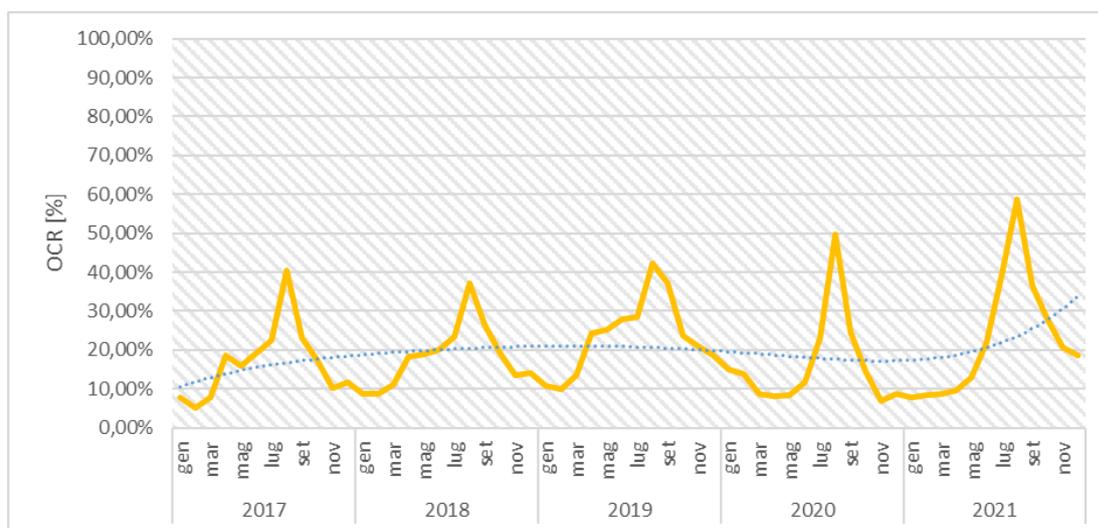


Figura 3. 36 - OCR nel distretto di Centro dal 2017 al 2021.

Emerge un *OCR* maggiore rispetto ai distretti precedentemente analizzati, data la maggiore vicinanza ai principali monumenti storici della città, con i minimi della serie storica in corrispondenza delle chiusure imposte dal governo nel periodo di pandemia. Inoltre, il periodo di alta stagione per la città è in corrispondenza dei mesi di luglio, agosto e settembre, seguiti da giugno e ottobre, che compongono una parabola rovesciata ad ogni anno considerato. Infine, si evidenzia un andamento affine tra *OCR* e *ADR*, ovvero tra tasso di occupazione, quindi equilibrio tra domanda e offerta, e prezzo.

Il numero di property possedute da un singolo host è variegato per il Centro, come illustrato dalla *figura 3.37*, evidenziando una maggiore attività imprenditoriale nella zona. Di spicco l'host con ben 14 annunci su Airbnb, pur rappresentando solo lo 0,34% del totale sulla piattaforma.

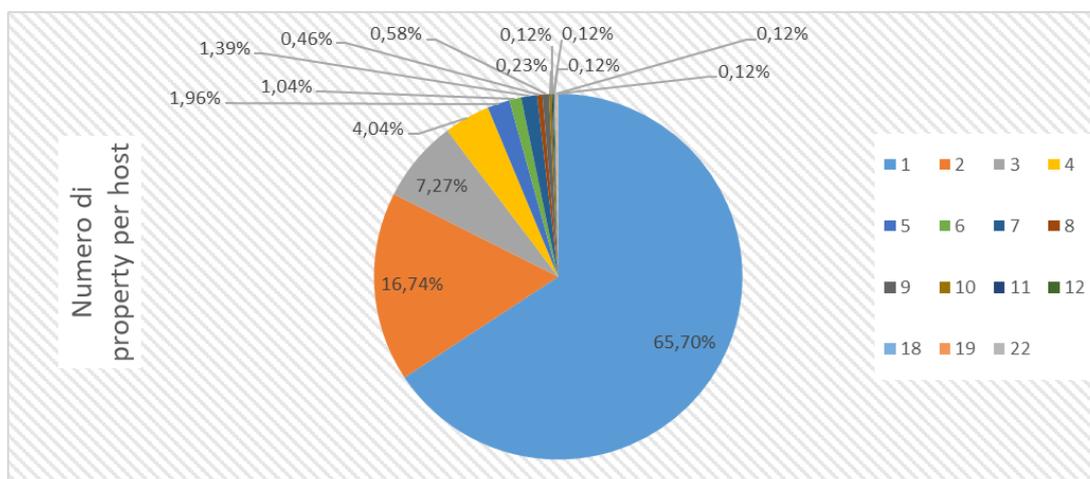


Figura 3. 37 - Numero di property per host nel distretto di Centro dal 2017 al 2021.

Il 34,3% degli host attivi in questa zona con almeno un alloggio possiede più di un annuncio.

La somma delle entrate totali derivanti dall'affitto di proprietà sulla piattaforma, illustrate in *figura 3.38* anno per anno, presenta un andamento altalenante negli anni.

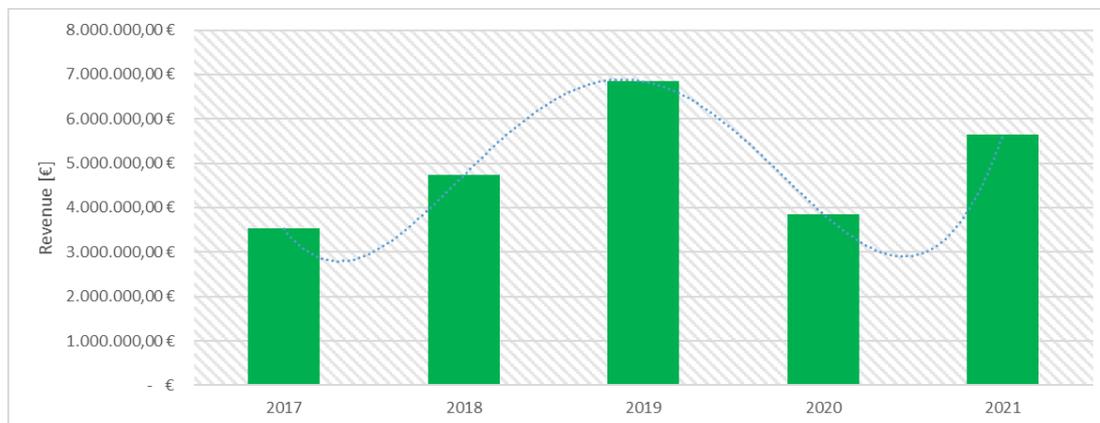


Figura 3. 38 - Ricavi annuali nel distretto di Borgo San Nicola dal 2017 al 2021.nel distretto di Centro dal 2017 al 2021.

Quello che si nota è un picco di ricavi totali nella zona nel 2019, un successivo minimo assoluto nel 2020 ed una finale ripresa nell'ultimo anno, attestandosi a € 5 467 000. L'aumento dei prezzi (*figura 3.35*), in accoppiata all'aumento del tasso di occupazione (*figura 3.36*) è riuscito a contrastare, in parte, la consistente diminuzione degli annunci attivi su Airbnb (*figura 3.34*).

Guardando al numero di *Reservation Days* e *Available Days* medi nei diversi mesi in *figura 3.39* si può osservare l'andamento dei *Blocked Days*, ovvero dei giorni in cui una property risultava visibile su Airbnb, ma non prenotabile per una scelta dell'host.

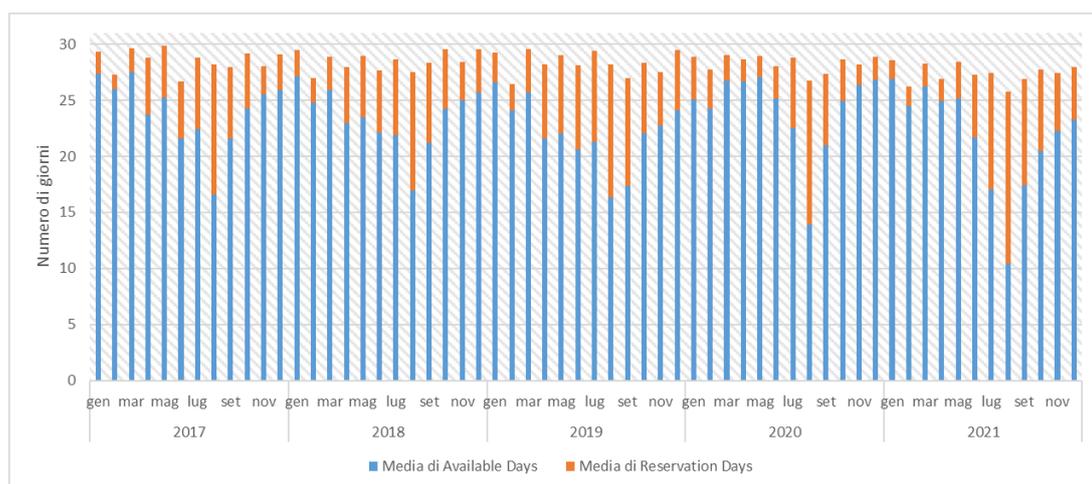


Figura 3. 39 - Available Days e Reservation Days medi nel distretto di Centro dal 2017 al 2021.

Si evidenzia un numero di *Blocked Days* trascurabile e costante nel corso dei mesi e degli anni, segno di una maggiore intenzione degli host di essere presente con costanza sulla piattaforma. La motivazione di tale decisione potrebbe risiedere nel maggior carattere

internazionale dei flussi di turisti nella zona del centro storico, che certamente meglio conoscono e stimano la piattaforma di Airbnb rispetto ad altri canali.

3.3.5. CONTESTO DELL'ENTROTERRA COSTIERO

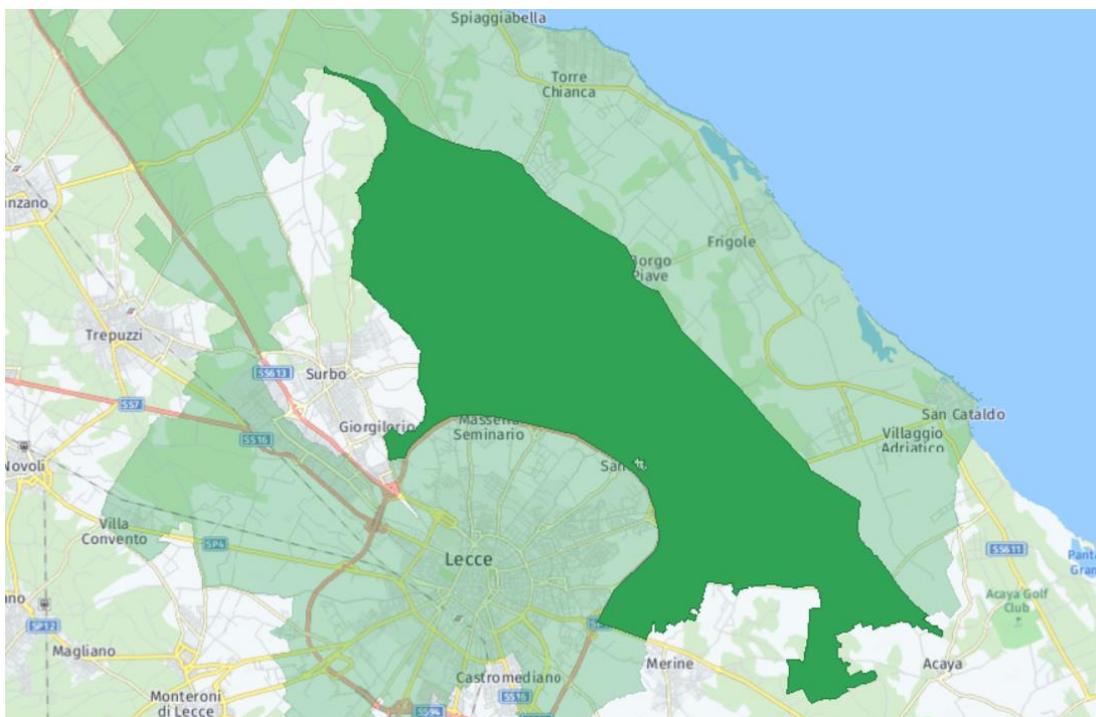


Figura 3. 40 - La zona verde più scura rappresenta lo sviluppo territoriale del distretto Contesto dell'Entrotterra Costiero.

Il Contesto dell'Entrotterra Costiero rappresenta il distretto più esteso del comune di Lecce, come evidente dalla *figura 3.40*, pur avendo una popolazione di sole 1 752 persone, ovvero l'1,81% sul totale. Si caratterizza di poche abitazioni, per lo più sviluppate su un solo piano, distribuite in un territorio rurale che solo pochi anni fa ospitava decine di migliaia di ulivi.

Sono sparse nel distretto 142 property, che costituiscono il 2,04% del totale registrato sulla piattaforma.

In *figura 3.41* è rappresentato l'andamento dei *Revenues Per Available Night (RevPAN)* medi dal 2017 al 2021, che rappresentano i ricavi medi degli host della zona.

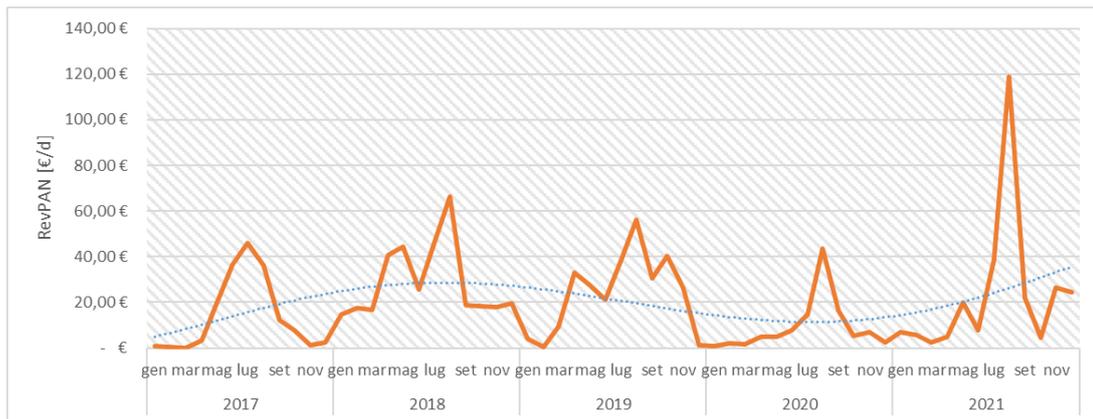


Figura 3. 41 - RevPAN nel distretto del Contesto dell'Entroterra Costiero dal 2017 al 2021.

Il Contesto dell'Entroterra Costiero presenta stagionalità per i ricavi medi giornalieri, con i massimi di ogni anno nel mese di agosto, ad esclusione del 2017. Ciò che salta all'occhio è l'estrema differenza che sussiste tra i periodi di alta stagione e quelli di bassa stagione, con minimi che rasentano lo zero nel periodo invernale. A spiegazione di ciò sono le caratteristiche intrinseche del territorio, che risultano essere particolarmente favorevoli in concomitanza con il caldo estivo, come il clima tranquillo e fresco delle campagne e la vicinanza al mare, e meno attraenti per il turista che viaggia al di fuori dell'estate.

Guardando l'andamento del numero di property attive in *figura 3.42* si nota una stagionalità della disponibilità di annunci, con un picco massimo di 78 property nel giugno 2019.

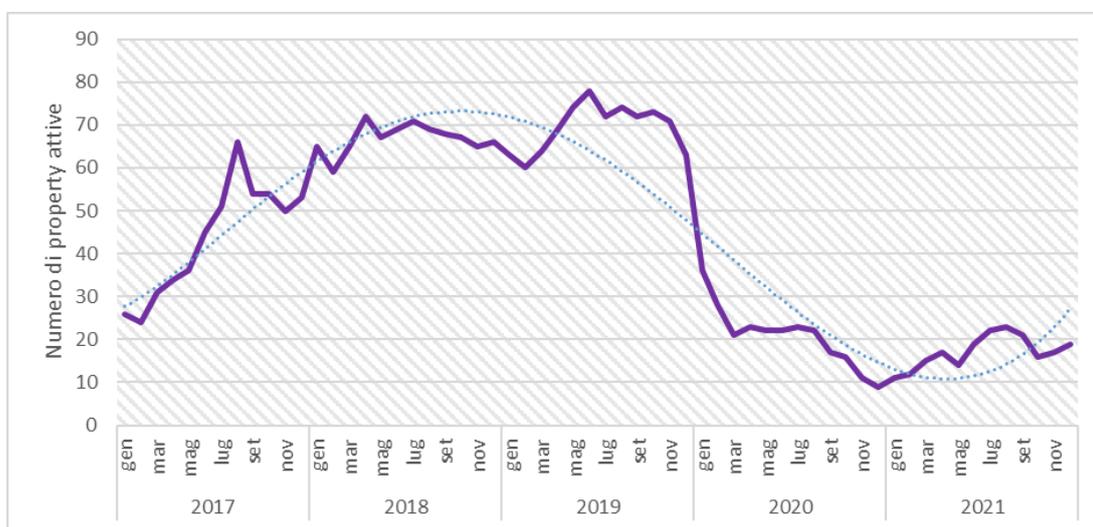


Figura 3. 42 - Numero di property attive nel distretto del Contesto dell'Entroterra Costiero dal 2017 al 2021.

Da novembre 2019 a marzo 2020 il numero di property attive è passato da 71 a 21, con un contributo negativo dato dalla pandemia di Covid-19 che altro non ha fatto che accelerare il declino sulla piattaforma in questa zona. Il 2021 non è riuscito a recuperare il gap creato in soli 5 mesi, chiudendo con delle performance più basse rispetto all'inizio del periodo considerato.

L'ADR in figura 3.43 ha una linea di tendenza polinomiale analoga a quella del RevPAN.

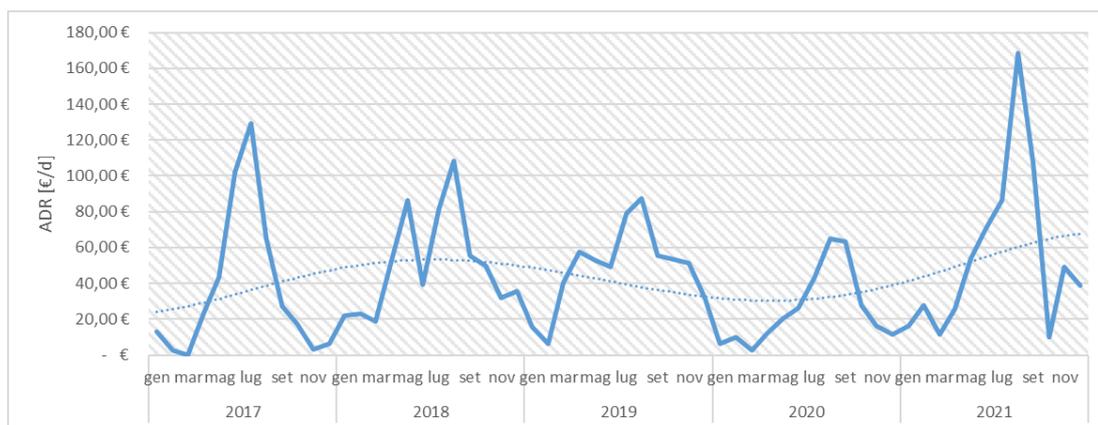


Figura 3. 43 - ADR nel distretto del Contesto dell'Entroterra Costiero dal 2017 al 2021.

Si possono esprimere delle affermazioni analoghe a quelle dell'andamento del RevPAN. Di nota il picco massimo di € 168,74 raggiunto in agosto 2021, il più alto finora registrato dal 2017 al 2021.

L'andamento dell'OCR in figura 3.44 è lo stesso dell'ADR in figura 3.43, dato l'utilizzo degli Available Days nelle formule di entrambi.

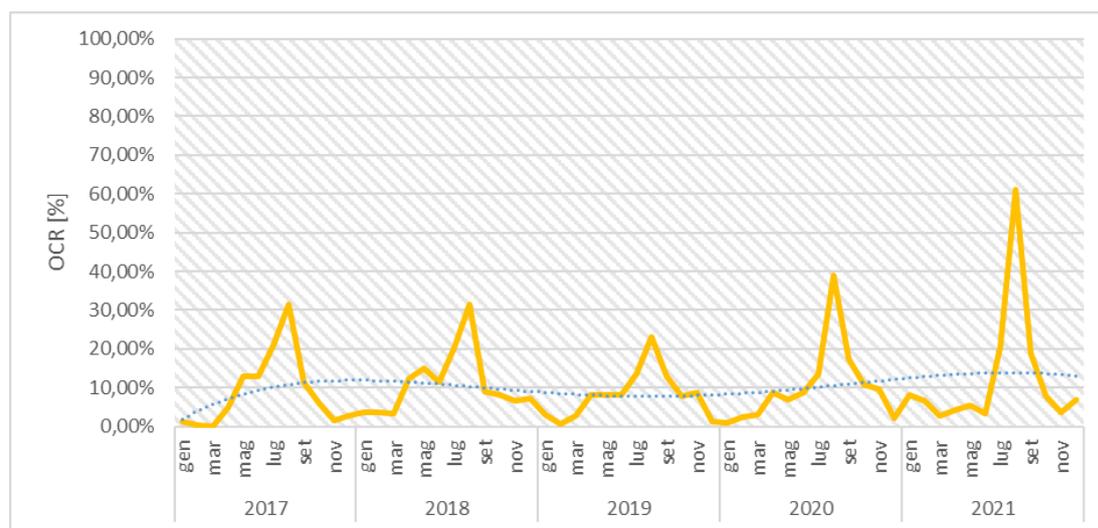


Figura 3. 44 - OCR nel distretto del Contesto dell'Entroterra Costiero dal 2017 al 2021.

Valori bassi del tasso di occupazione corrispondono ai mesi più freddi dell'anno, mentre i valori maggiori si hanno nell'intorno estivo. Il punto di massimo si raggiunge, senza sorpresa date le analisi svolte in questo capitolo, ad agosto 2021, con un tasso pari al 61,04%.

Il numero di property possedute da un singolo host è poco variegato, come illustrato dalla figura 3.45, con una prevalenza di host aventi un solo annuncio sul portale (il 72,88%).

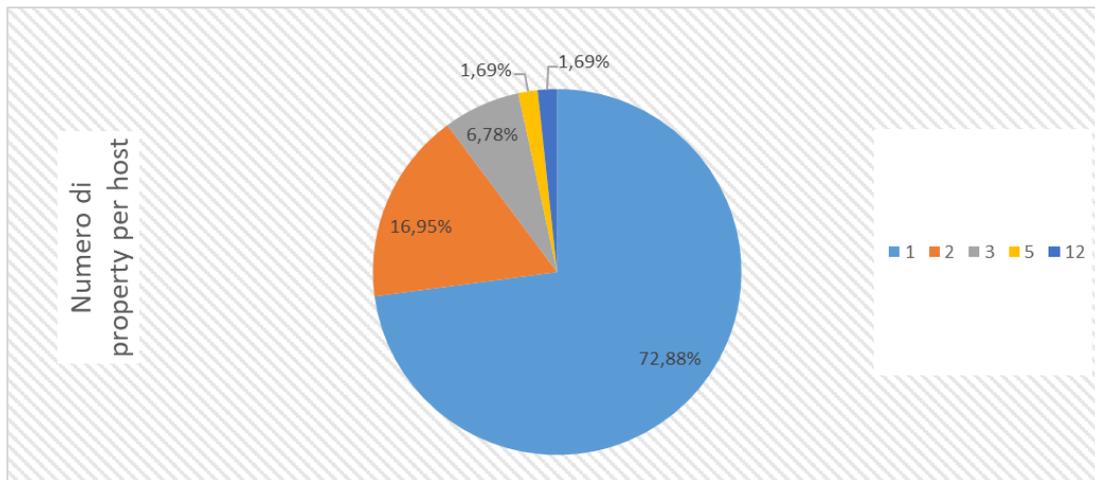


Figura 3. 45 - Numero di property per host nel distretto del Contesto dell'Entroterra Costiero dal 2017 al 2021.

In particolare, spicca un solo host con ben 12 property nel suo ventaglio di proposte su Airbnb.

La somma dei ricavi totali nel Contesto dell'Entroterra Costiero in *figura 3.46* presenta un andamento parabolico, se si esclude l'outlier del 2020.

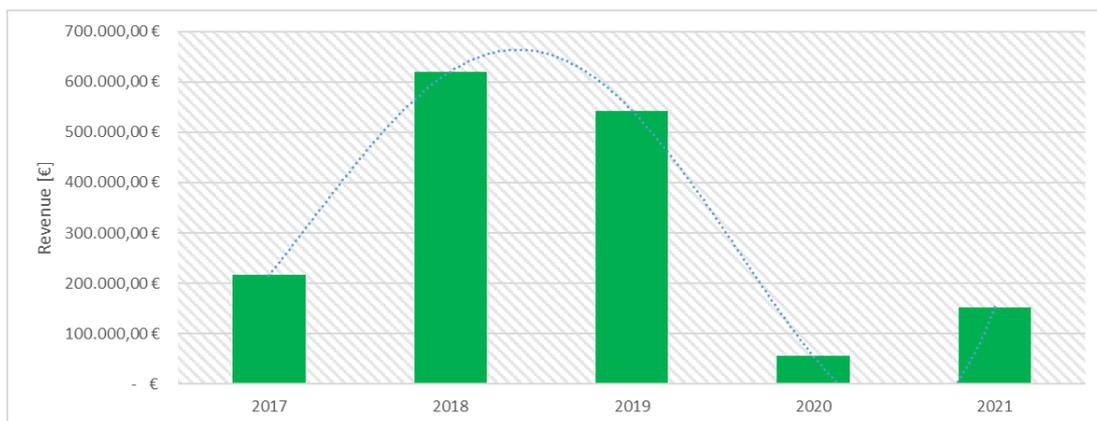


Figura 3. 46 - Ricavi nel distretto del Contesto dell'Entroterra Costiero dal 2017 al 2021.

Quella che emerge è una tendenza negativa, certamente dovuta alla diminuzione del numero di property attive sulla piattaforma, che sovrasta l'effetto positivo dell'aumento dei prezzi. Il 2021 segna entrate totali pari a € 152 331,42, anche al di sotto del valore del 2017.

In *figura 3.47* si osserva il numero giorni prenotati e di giorni disponibili, con la possibilità di individuare i giorni in cui l'annuncio era visibile, ma non prenotabile.

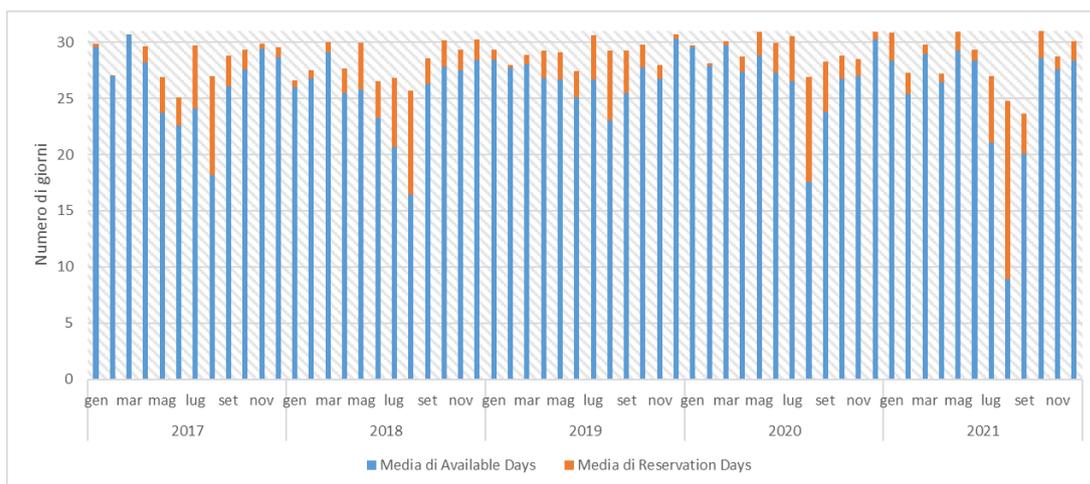


Figura 3. 47 - Available Days e Reservation Days nel distretto del Contesto dell'Entrotterra Costiero dal 2017 al 2021.

Si presenta un andamento sinusoidale, con un picco di *Blocked Days* in corrispondenza dei periodi di maggiore richiesta, come luglio e agosto.

3.3.6. CONTESTO DI SANTA MARIA CERRATE

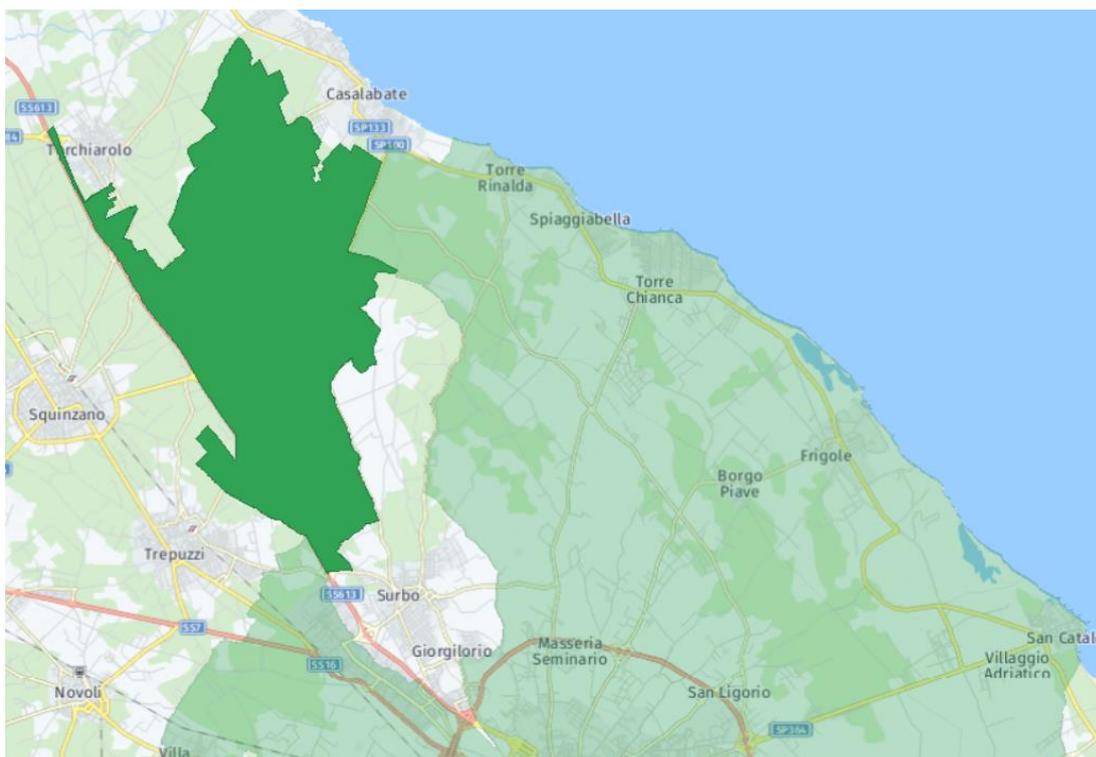


Figura 3. 48 - La zona verde più scura rappresenta lo sviluppo territoriale del distretto Contesto di Santa Maria Cerrate.

Il Contesto di Santa Maria Cerrate, pur essendo tra i più estesi del comune di Lecce, risulta essere il secondo meno popoloso, con sole 47 persone che vivevano nel distretto secondo l'ultimo censimento disponibile del 31/12/2019, ovvero lo 0,05% della popolazione leccese totale. Si caratterizza di pochissime abitazioni di campagna, distribuite su un territorio rurale una volta caratterizzato da campi di ulivi. Di spicco nel territorio l'abbazia che dà il nome all'intero contesto: Santa Maria a Cerrate (figura 3.49).

segno di un'assenza di prenotazioni nei mesi meno attraenti per il turista, come novembre, dicembre e gennaio. Questo fa emergere un basso interesse per la zona anche nel periodo di alta stagione rappresentato dalle vacanze natalizie, data la lontananza delle strutture ricettive qui presenti dai principali centri della movida locale.

Guardando l'andamento del numero di property attive in *figura 3.51* si nota una limitatezza dei dati, che impedisce di generalizzare dei trend.

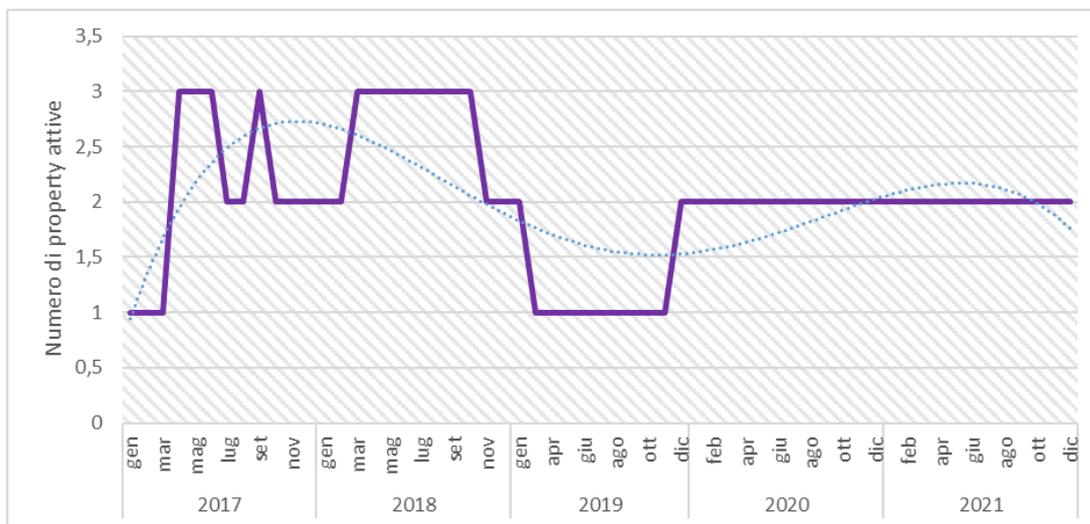


Figura 3. 51 - Numero di property attive nel distretto del Contesto di Santa Maria Cerrate dal 2017 al 2021.

Il numero di property si attesta essere sempre compreso tra 1 e 3 alloggi nel corso degli anni, con l'individuazione di un flebile fenomeno di stagionalità nel 2017 e 2018.

Segue l'andamento dell'Average Daily Rate, espresso in euro al giorno, in *figura 3.52*.

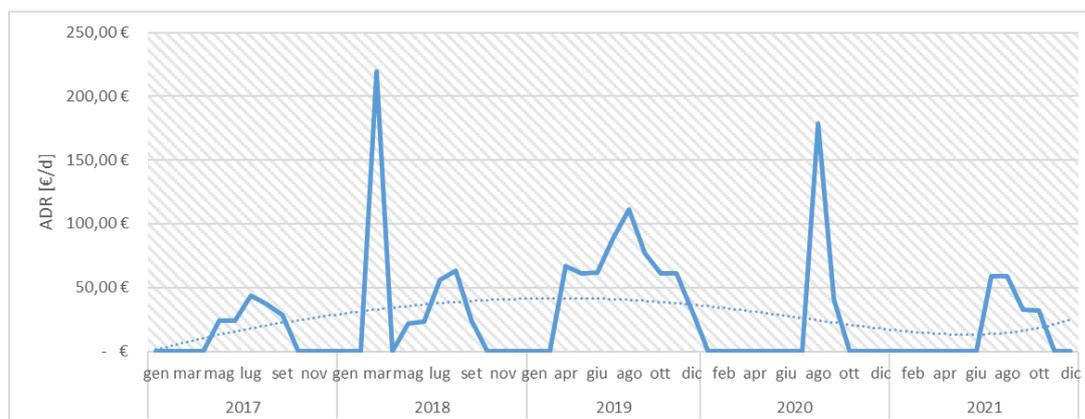


Figura 3. 52 - ADR nel distretto del Contesto di Santa Maria Cerrate dal 2017 al 2021.

Si presenta nuovamente il fenomeno della stagionalità, con il massimo assoluto della serie in periodo non conforme ai trend precedentemente individuati. A marzo 2018 si è raggiunto l'ADR più alto finora registrato, pari a € 219,33.

In *figura 3.53* è rappresentato l'andamento del tasso di occupazione percentuale medio OCR di mese in mese.

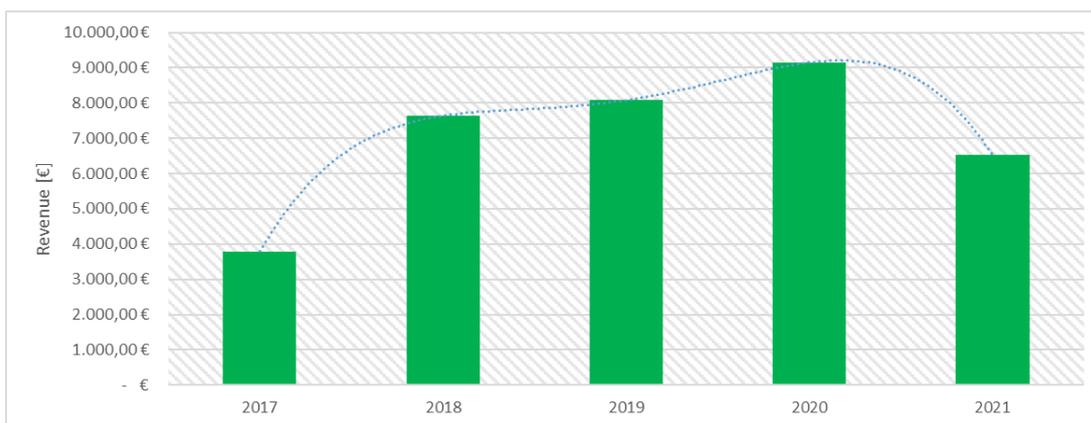


Figura 3. 55 - Ricavi totali nel distretto del Contesto di Santa Maria Cerrate dal 2017 al 2021.

Emerge un andamento a campana, con il massimo in corrispondenza dell'anno zero della pandemia, il 2020, che segna ricavi totali per € 9 150,00. Il 2021 si difende comunque bene rispetto a 2018 e 2019, per chiudere con entrate maggiori del 2017.

Guardando l'andamento di *Available Days* e *Reservation Days* in figura 3.56 si possono confermare alcune affermazioni relative ai precedenti grafici.

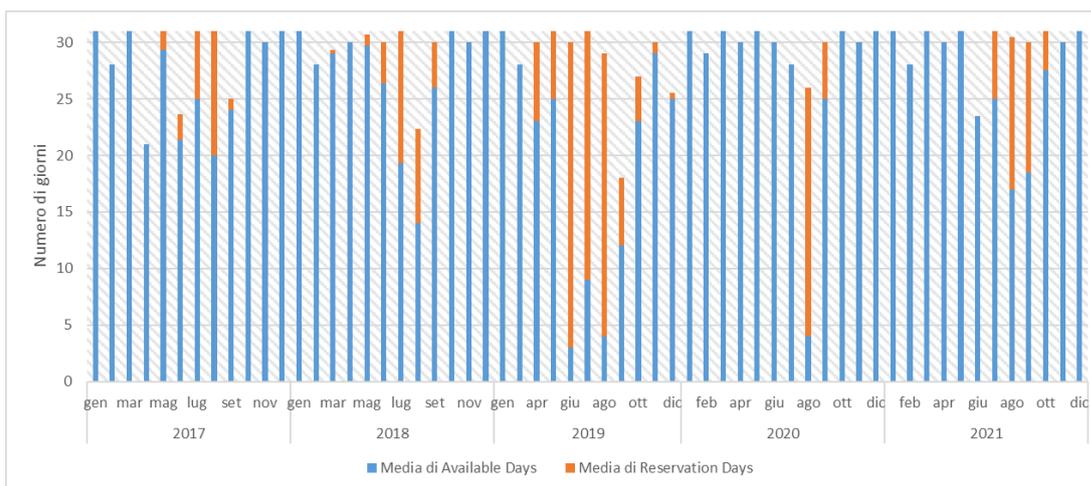


Figura 3. 56 - Available Days e Reservation Day nel distretto di Contesto di Santa Maria Cerrate dal 2017 al 2021.

Si nota che in corrispondenza dell'alta stagione, ovvero in corrispondenza di alti valori di *OCR*, il numero di giorni disponibili è minore del numero di giorni prenotati. L'andamento dei *Blocked Days* non sembra seguire un particolare pattern.

3.3.7. CONTESTO DI RUDIAE VILLACONVENTO

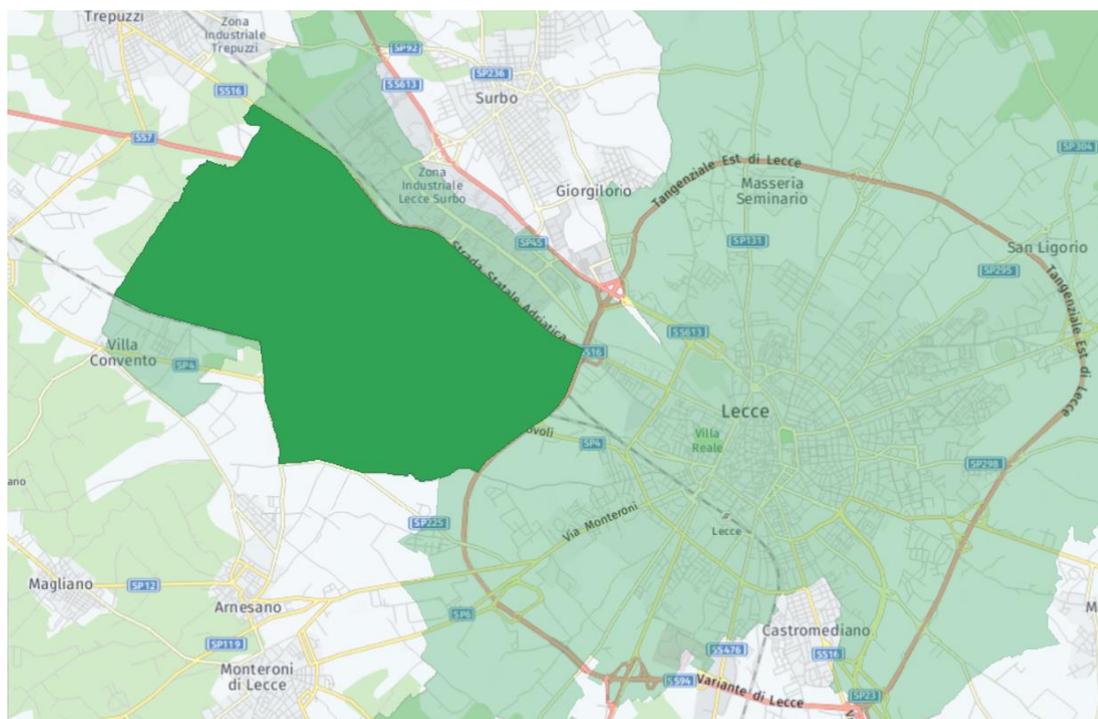


Figura 3. 57 - La zona verde più scura rappresenta lo sviluppo territoriale del distretto Contesto di Rudiae Villaconvento.

Il Contesto di Rudiae Villaconvento confina con le frazioni di Lecce Villaconvento e Zona Industriale, lungo la Strada Statale Adriatica, con i comuni di Novoli, Trepuzzi, Carmiano e Arnesano.

Questo distretto conta 399 abitanti, lo 0,41% del totale, e si caratterizza di zone rurali e pochi edifici. Importante attrazione turistica della zona sono sicuramente le rovine di Rudiae. Rudiae (in salentino *Rusce*) è un'antica città messapica, nell'area di influenza della colonia spartana di Taranto. La città è nota soprattutto per aver dato i natali allo scrittore latino Quinto Ennio. Viene oggi identificata con i resti archeologici situati nel comune di Lecce, lungo la strada per San Pietro in Lama. Nel sito sono visibili le tracce di un anfiteatro (*figura 3.58*), una necropoli e due cinte murarie in blocchi di pietra calcarenitica (tufo). A giudicare dall'estensione della cinta muraria si conta che l'intera area vanti un'estensione di circa 100 ettari, il doppio delle dimensioni che raggiunse la vicina *Lupiae*, attuale Lecce, nel periodo romano.



Figura 3. 58 - Resti dell'antico anfiteatro romano di Rudiae (fonte: sitiarcheologicitalia.it).

Nell'area si contano 18 property iscritte sul portale di Airbnb, ovvero lo 0,26% sul totale del comune di Lecce.

La *figura 3.58* mostra i *RevPAN* medi della zona, permettendo di osservare alcune dinamiche particolari rispetto ai precedenti casi.

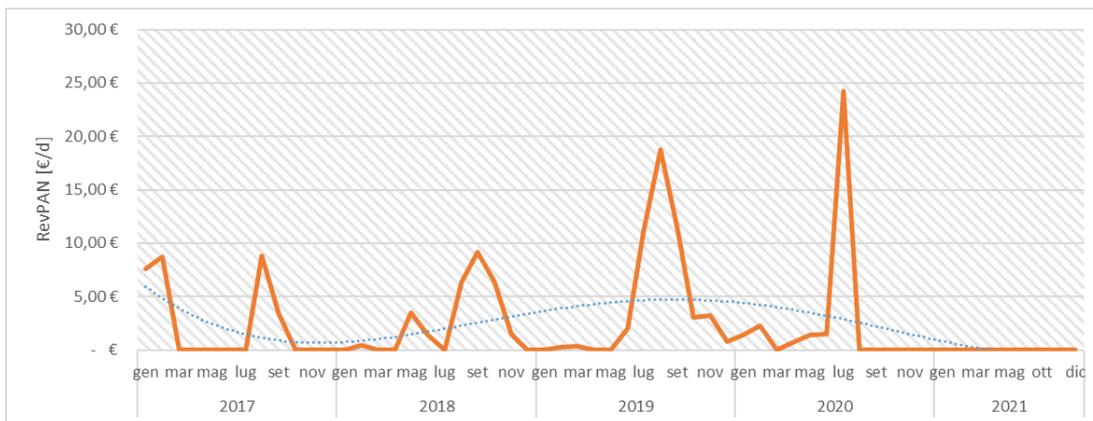


Figura 3. 59 - RevPAN del distretto Contesto Rudiae Villaconvento dal 2017 al 2021.

Quello che si evince è un *RevPAN* molto basso, se confrontato con le altre zone, segno di una poca affluenza nella zona, quindi pochi giorni prenotati, pur mantenendo il fenomeno della stagionalità. In particolare, il 2021 presenta ricavi giornalieri medi nulli, che partono, diversamente da quanto si potesse immaginare, da agosto 2020.

Guardando l'andamento del numero di property attive in *figura 3.60* si nota una stagionalità della disponibilità di annunci fino al 2019, con un picco massimo di 13 property nell'estate 2019.

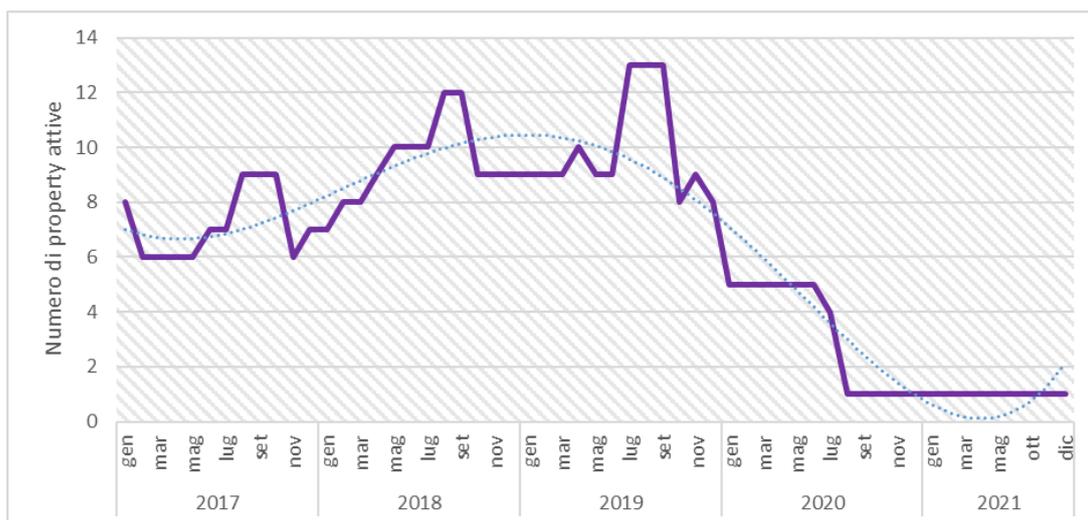


Figura 3. 60 - Numero di property attive nel distretto Contesto Rudiae Villaconvento dal 2017 al 2021.

Quello che emerge è una diminuzione senza ripresa del numero di annunci dopo l'estate 2019, che porterà da agosto 2020 ad avere un'unica property attiva in tutta la zona, che giustificherebbe l'azzeramento del RevPAN in figura 3.59.

Nella figura 3.61 sono rappresentate le performance dei prezzi nella zona, sotto la voce di ADR.

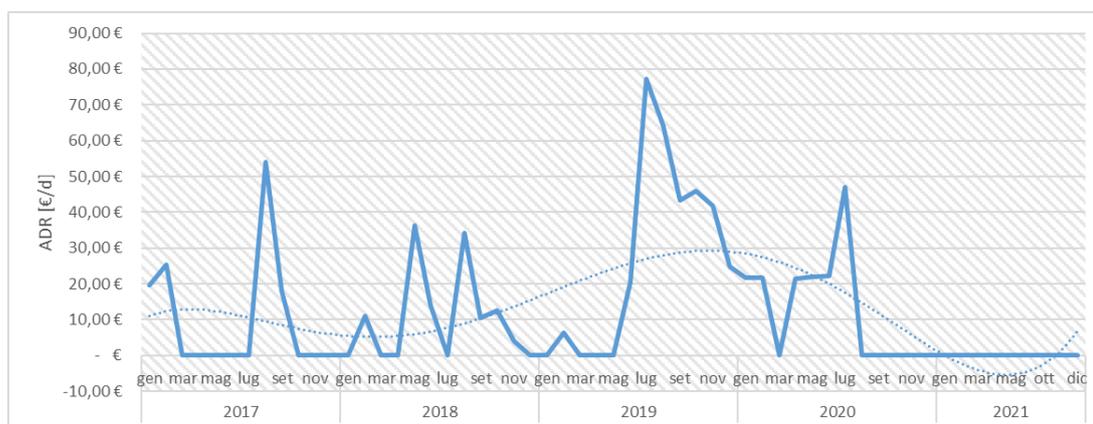


Figura 3. 61 - ADR del distretto Contesto Rudiae Villaconvento dal 2017 al 2021.

Si evidenziano prezzi più alti in alta stagione, con un picco raggiunto a luglio 2019 di € 77,13. Se confrontati con le zone precedenti, i prezzi risultano essere inferiori, per il basso appeal del territorio agli occhi dei turisti, dato lo scarso collegamento del distretto con i monumenti di interesse e le spiagge.

Il tasso di occupazione OCR in figura 3.62 conferma la stagionalità della domanda turistica e il trend negativo nel corso degli anni già individuato con le precedenti variabili, con un massimo assoluto in corrispondenza dell'luglio 2020 pari al 25,81%.

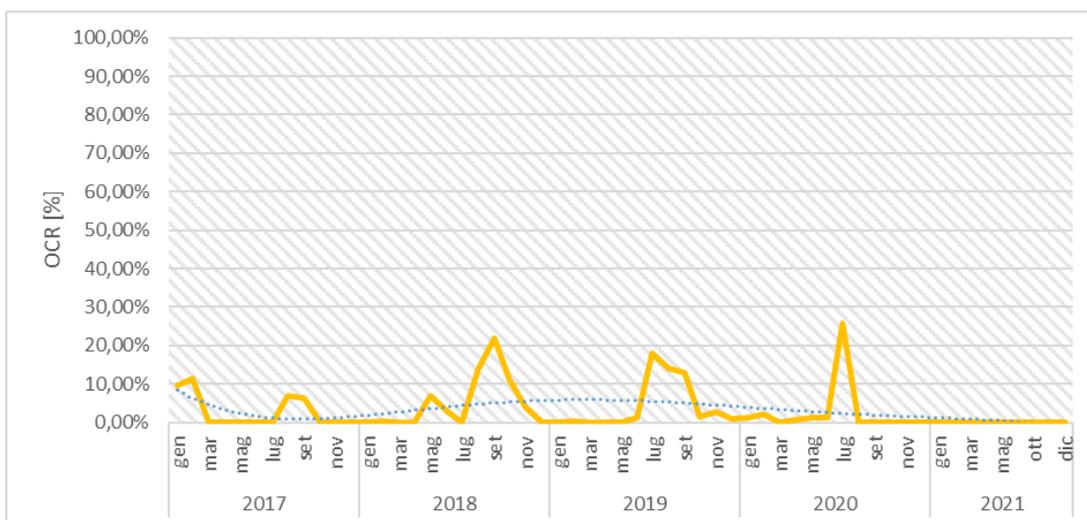


Figura 3. 62 - OCR del distretto Contesto Rudiae Villaconvento dal 2017 al 2021.

Si alternano periodi privi di prenotazioni con OCR nullo e periodi di maggiore flusso, seppur inferiore alla media generale.

Il numero di property possedute da un host della zona è piuttosto vario nel distretto considerato, come mostra la *figura 3.63*.

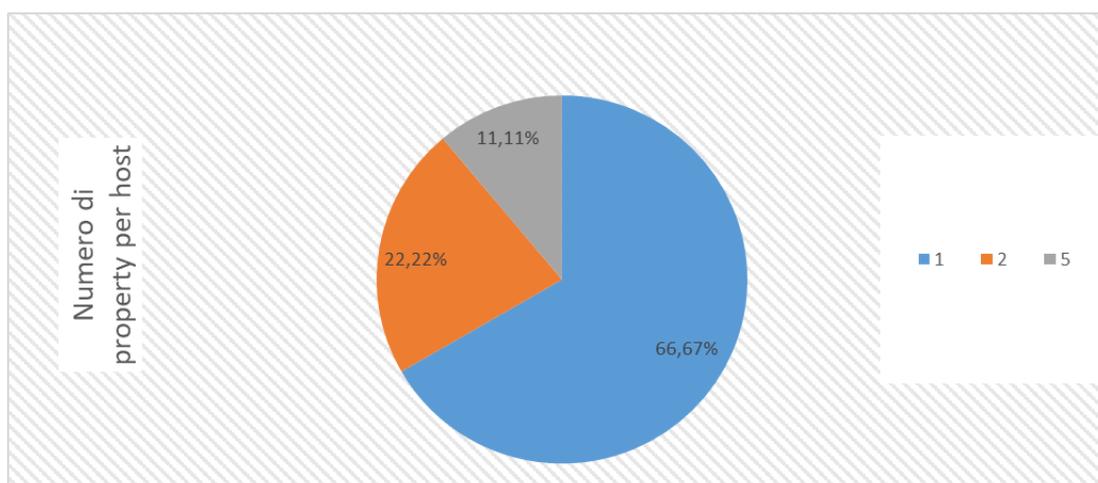


Figura 3. 63 - Numero di property per host nel distretto Contesto Rudiae Villaconvento dal 2017 al 2021.

I 2/3 degli host possiede una sola property, mentre si distingue un proprietario con ben 5 alloggi di proprietà in affitto sulla piattaforma.

Nella *figura 3.64* si può guardare alle entrate complessive che le property del Contesto Villaconvento Rudiae hanno generato di anno in anno.

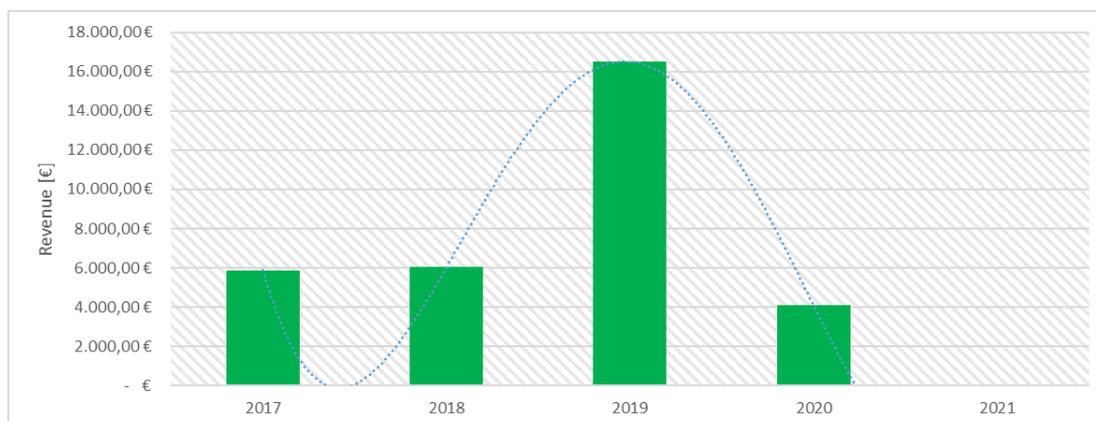


Figura 3. 64 - Ricavi totali del distretto Contesto Rudiae Villaconvento dal 2017 al 2021.

Il massimo è raggiunto, come prevedibile, nel 2019, con entrate di € 16 496,00, per poi arrivare a performance nulle nel 2021.

Guardando l'andamento di *Available Days* e *Reservation Days* in *figura 3.65* si possono confermare alcune affermazioni relative ai precedenti grafici ed individuare nuovi commenti sulle performance delle variabili precedenti.

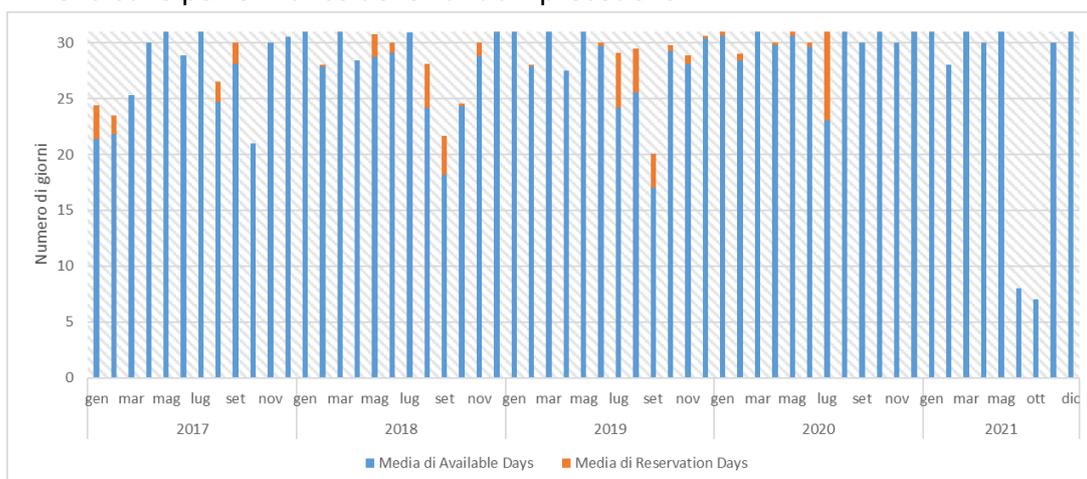


Figura 3. 65 - Available Day e Reservation Days del distretto Contesto Rudiae Villaconvento dal 2017 al 2021.

I *Reservation Days* sono pochi, confermando i bassi livelli di *OCR* e *ADR*. In più, si evidenziano valori alti di *Blocked Days* nei periodi di settembre di ogni anno e in altri mesi del 2021, determinati probabilmente da uno scarso interesse dell'unico host rimasto nell'affittare la property sulla piattaforma.

3.3.8. FERROVIA - CASERMETTE

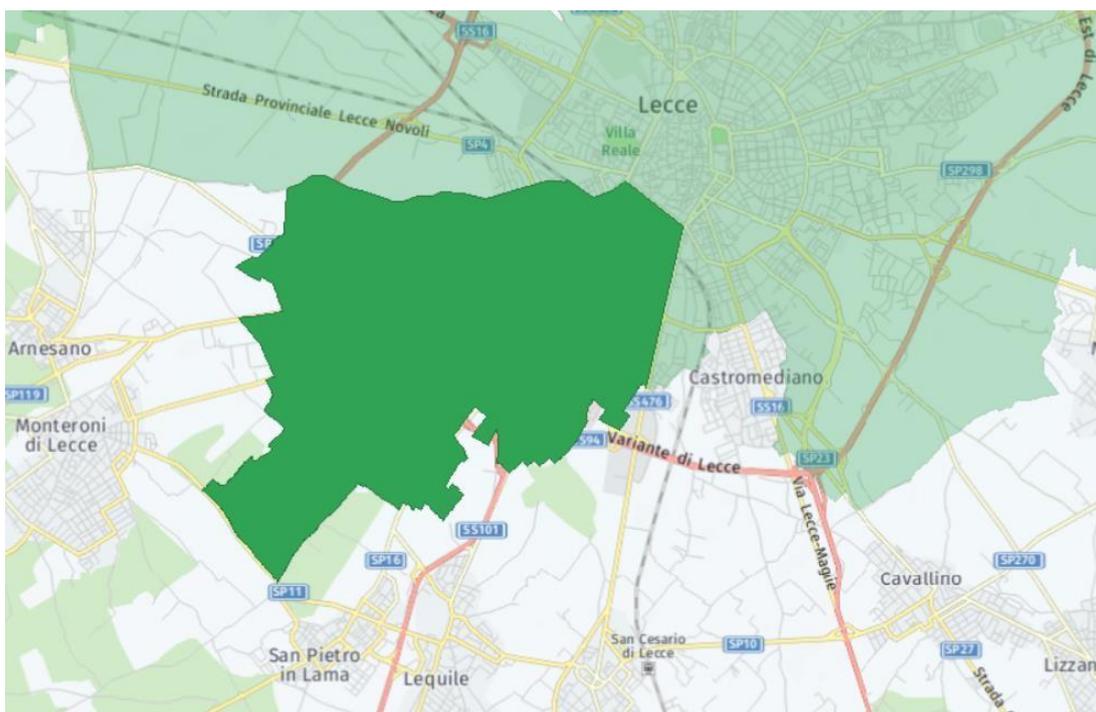


Figura 3. 66 - La zona verde più scura rappresenta lo sviluppo territoriale del distretto Ferrovìa - Casermette.

Il quartiere cittadino Ferrovìa – Casermette si estende nella parte sud-ovest di Lecce, e conta 12 986 abitanti (13,48%), risultando il secondo quartiere più popoloso della città. Il distretto ospita il più importante polo ospedaliero della provincia, il Vito Fazzi di Lecce, la stazione ottocentesca adoperata sia da FS, sia da FSE, diverse cave di pietra leccese in disuso, ora diventate parchi pubblici, e numerose caserme, tra cui la caserma Zappalà, importante Scuola di Cavalleria (oggi definito Polo blindo corazzato). È stata proprio la sequenza di casermette a definirne l'assetto urbano nel corso dell'ultimo secolo e mezzo.

Il quartiere ospita 762 property registrate su Airbnb, ovvero il 10,93% del totale.

La figura 3.67 mostra l'andamento dei Revenues Per Available Night (RevPAN) dal 2017 al 2021, ovvero i ricavi medi giornalieri degli host della zona.

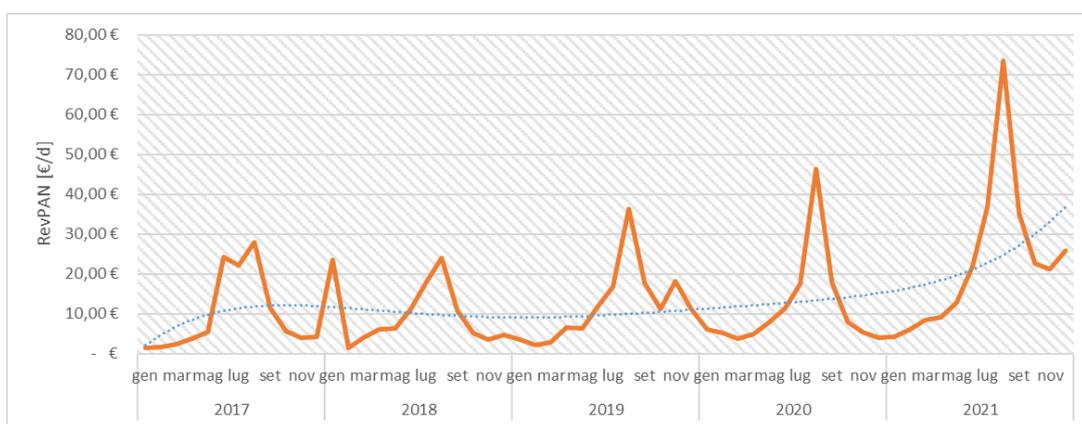


Figura 3. 67 - RevPAN del distretto Ferrovìa - Casermette dal 2017 al 2021.

Emerge anche qui il fenomeno della stagionalità, con picchi nei mesi estivi. A cavallo tra 2017 e 2018 e tra 2021 e 2022 è possibile individuare un aumento dei ricavi consistente dovuto al periodo delle vacanze natalizie e di Capodanno. Le performance sono più basse rispetto ad altre zone, segno di un basso appeal del quartiere, che comunque vanta di un'ampia offerta di annunci.

In *figura 3.68* è illustrato l'andamento delle property attive sul territorio considerato nel corso dei 4 anni di finestra temporale.

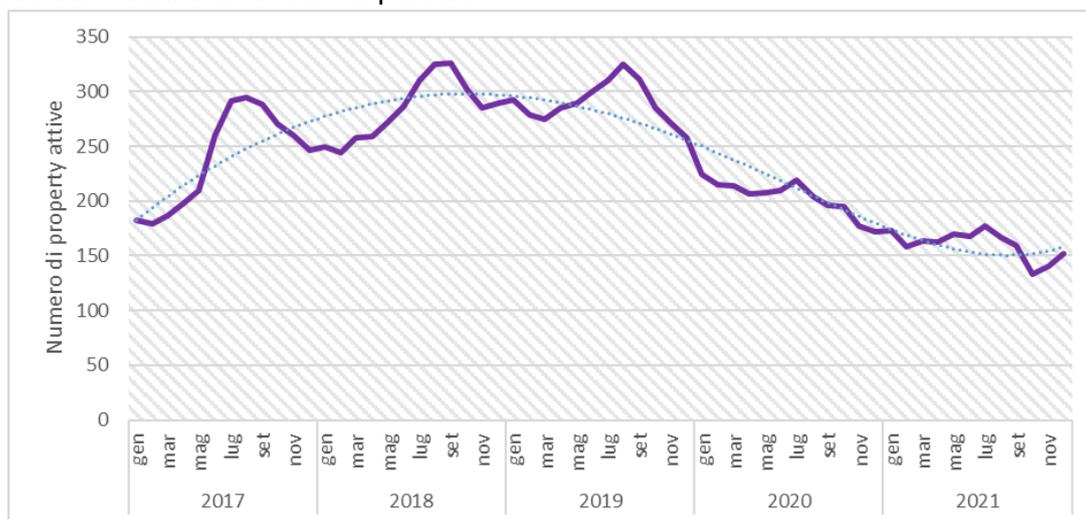


Figura 3. 68 - Numero di property attive nel distretto Ferrovia - Casermette dal 2017 al 2021.

La linea di tendenza polinomiale evidenzia un declino del numero di annunci realmente attivi sul portale, confermando il trend di diminuzione già individuato nelle altre zone. Il numero di property alla fine del 2021 (152 annunci) è addirittura al di sotto del livello di inizio 2017 (182 annunci). I picchi massimi si raggiungono a settembre 2018 e agosto 2019, con 326 e 325 property all'attivo sulla piattaforma.

In *figura 3.69* sono rappresentate le performance dei prezzi nella zona, sotto la voce di ADR (Average Daily Rate).

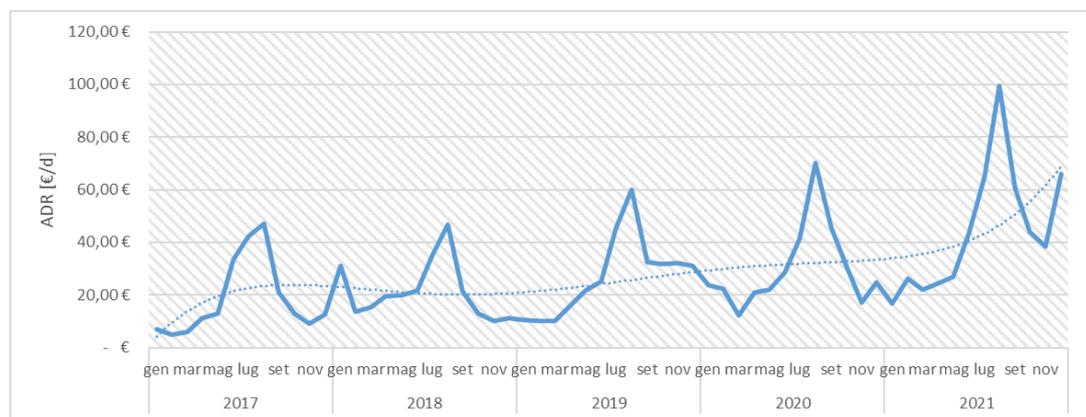


Figura 3. 69 - ADR del distretto Ferrovia - Casermette dal 2017 al 2021.

Si evidenzia, oltre alla stagionalità, un generale trend di aumento dei prezzi nella zona, con picchi in agosto ed un massimo assoluto di € 99,39 in agosto 2021. Risultano esserci massimi relativi anche in corrispondenza di dicembre e gennaio.

Il tasso di occupazione *OCR* in *figura 3.70*, oltre a confermare la stagionalità della domanda turistica, dimostra il trend positivo nel corso degli anni già individuato con *ADR* e *RevPAN*, con un massimo assoluto in corrispondenza dell'agosto 2021 pari al 59,93%.

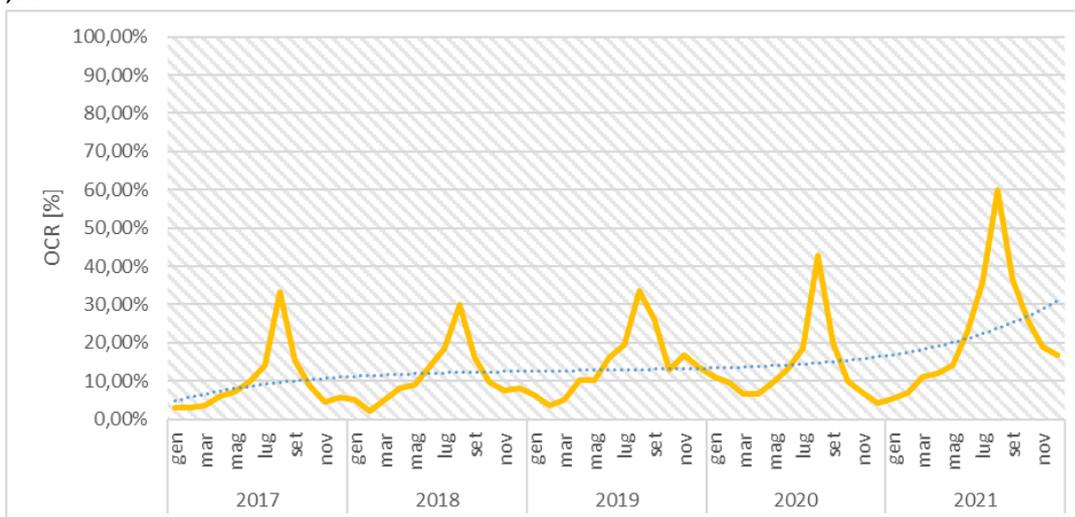


Figura 3. 70 - OCR del distretto Ferrovia - Casermette dal 2017 al 2021.

La spiegazione di questo fenomeno è da ricondursi ai prezzi concorrenziali di questa zona, principalmente priva di particolari monumenti di interesse, ma che permette di raggiungere facilmente il centro storico cittadino e le coste ioniche di Porto Cesareo.

Il numero di property possedute da un singolo host è molto variegato, come illustrato dalla *figura 3.71*, con una prevalenza di host aventi un solo annuncio sul portale (il 76,17%).

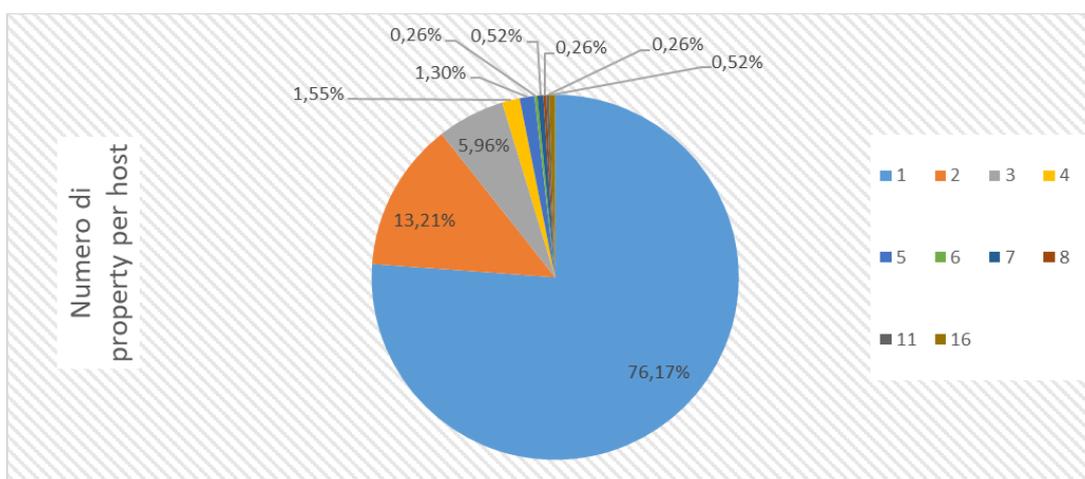


Figura 3. 71 - Numero di property per host del distretto Ferrovia - Casermette dal 2017 al 2021.

Dal ventaglio di dati emergono 2 host che posseggono ben 16 property, a conferma della viva attività imprenditoriale nella zona.

Nella *figura 3.72* si può guardare alle entrate complessive che le property del quartiere Ferrovia – Casermette generano di anno in anno, utile per effettuare un confronto con gli altri distretti. Il massimo raggiunto è in corrispondenza dell'anno 2019, con entrate totali pari a € 1 094 970,15.

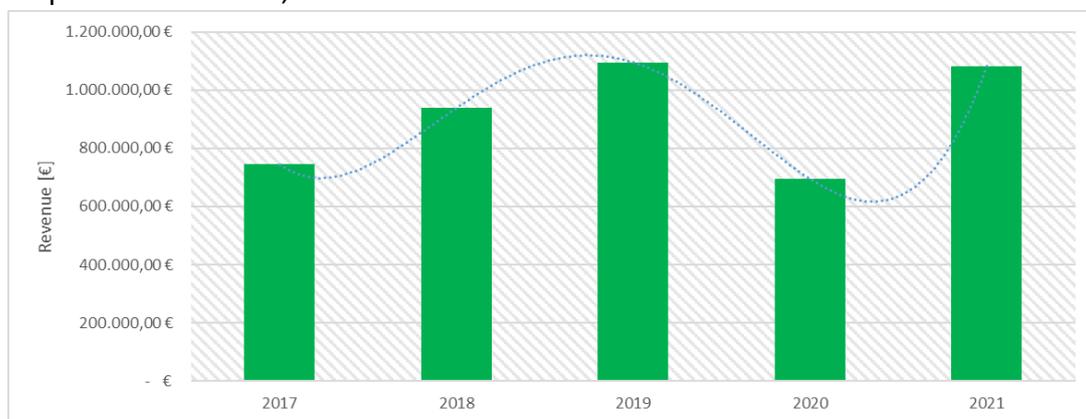


Figura 3. 72 - Ricavi totali del distretto Ferrovia - Casermette dal 2017 al 2021.

Il calo del numero di property attive è stato bilanciato dall'aumento dei prezzi della zona, che ha permesso performance nel 2021 (€ 1 081 715,41) pressoché simili al 2019 già citato. La linea di tendenza mostra, anche a causa delle chiusure imposte nel 2020 dall'emergenza sanitaria, un andamento sinusoidale.

Guardando al numero di *Reservation Days* e *Available Days* medi nei diversi mesi in *figura 3.73* si può osservare l'andamento dei *Blocked Days*, ovvero dei giorni in cui una property risultava visibile su Airbnb, ma non prenotabile per una scelta dell'host.

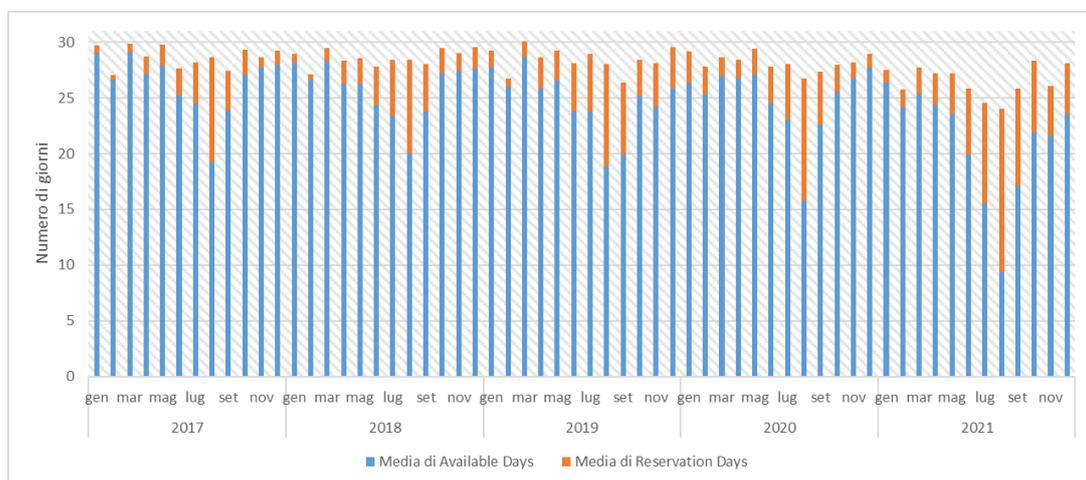


Figura 3. 73 - Available Day e Reservation Days del distretto Ferrovia - Casermette dal 2017 al 2021.

In questo caso emerge una stagionalità dei *Blocked Days*, con picchi in agosto e settembre ed un trend crescente generale che sfocia con gli alti valori del 2021.

3.3.9. FRAZIONE DI FRIGOLE

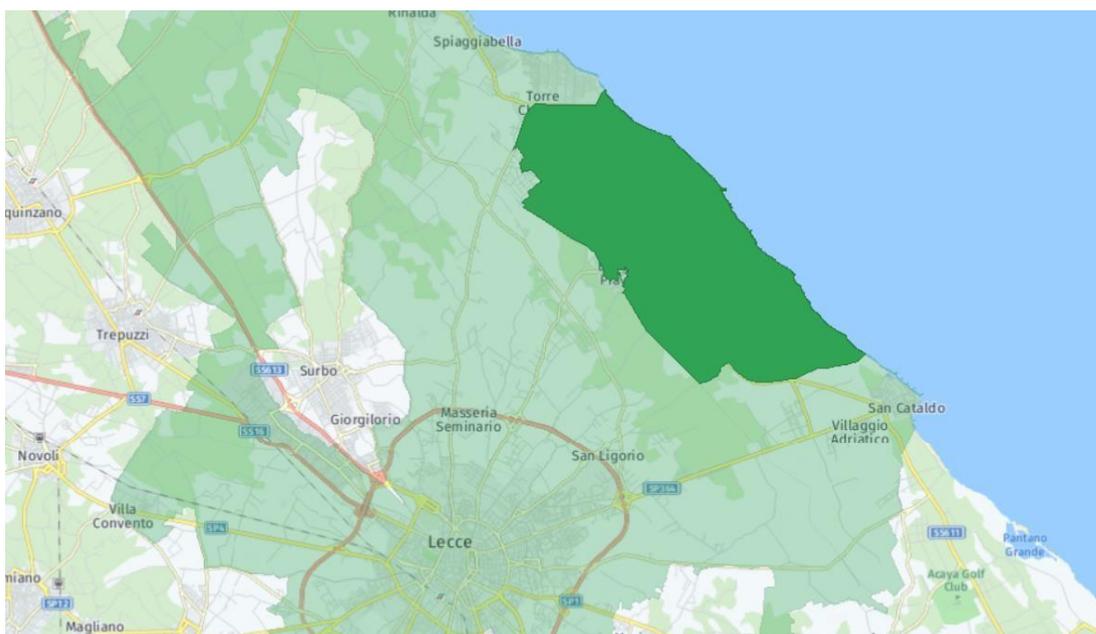


Figura 3. 74 - La zona verde più scura rappresenta lo sviluppo territoriale del distretto Frazione di Frigole.

La frazione di Frigole si affaccia direttamente sull'Adriatico ed è incorniciata a nord da Torre Chianca e a sud da San Cataldo. Frigole era nota sin dal periodo normanno con il nome di Guadina, in riferimento al carattere paludoso del territorio. Nella seconda metà del 1800, Federico Libertini, nobile salentino, impiegò tutte le sue risorse economiche per bonificare l'intera area, di sua proprietà, ma il suo sogno si interruppe con la sua scomparsa, nel 1890. Solo in epoca fascista, l'opera di bonifica fu ripresa e portata a termine, attraverso l'ampliamento della rete di canali, la piantumazione di nuovi alberi, la creazione di un bacino artificiale e la conversione dell'idrofora (ora alimentata elettricamente) che regolava l'afflusso dell'acqua nei canali.

Di nota sul territorio le due piazze del borgo, il litorale sabbioso (figura 3.74) e il bacino di Acquatina. La frazione per intero conta 1445 abitanti, l'1,49% del totale, e 64 property iscritte su Airbnb, lo 0,92%.



Figura 3. 75 - Spiaggia del litorale sabbioso di Frigole (fonte: salento.it).

La figura 3.76 illustra l'andamento dei Revenues Per Available Night (RevPAN), da gennaio 2017 a dicembre 2021, ovvero i ricavi medi giornalieri degli host della zona.

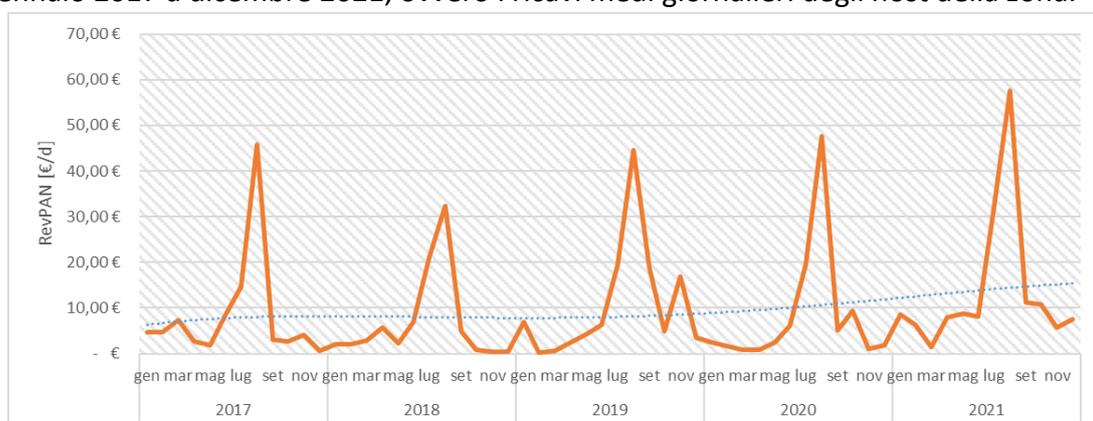


Figura 3. 76 - RevPAN del distretto Frazione di Frigole dal 2017 al 2021.

La stagionalità si riconferma essere insita nelle dinamiche di mercato sul territorio, mentre il trend positivo di ricavi giornalieri individuato nella altre zone risulta qui essere piuttosto lieve, con un massimo di € 57,65 nell'agosto 2021.

In figura 3.77 è illustrato l'andamento delle property attive sul territorio considerato nel corso dei 4 anni di finestra temporale.

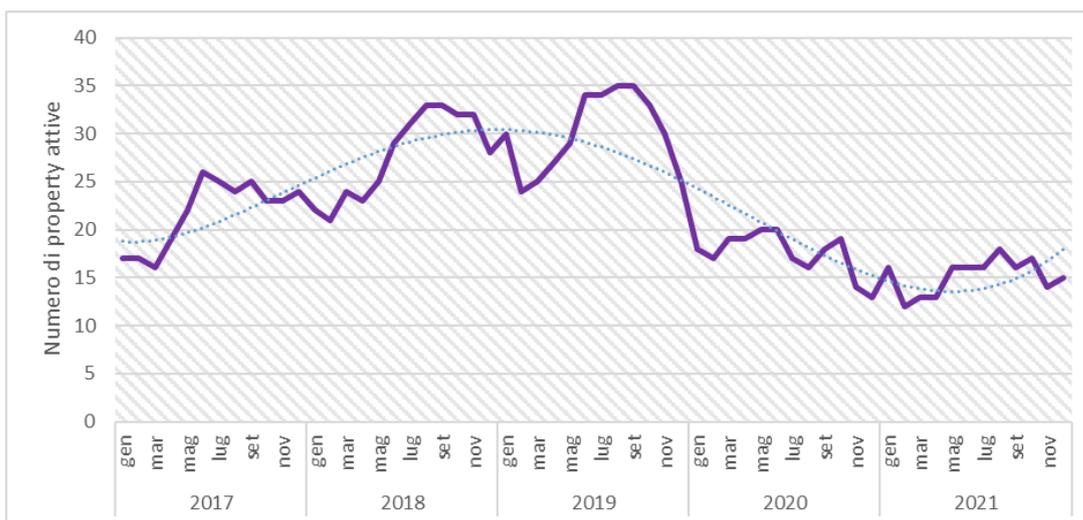


Figura 3. 77 - Numero di property attive nel distretto Frazione di Frigole dal 2017 al 2021.

Stagionalità e decrescita del numero di property attive caratterizzano anche questo distretto. Dato il diretto affaccio sul mare, è giustificato l'aumento di attività sul territorio in corrispondenza della stagione estiva, come confermato dal grafico, che riporta un punto di massimo assoluto in agosto 2019.

In figura 3.78 sono rappresentate le performance dei prezzi nella zona, sotto la voce di ADR (Average Daily Rate).

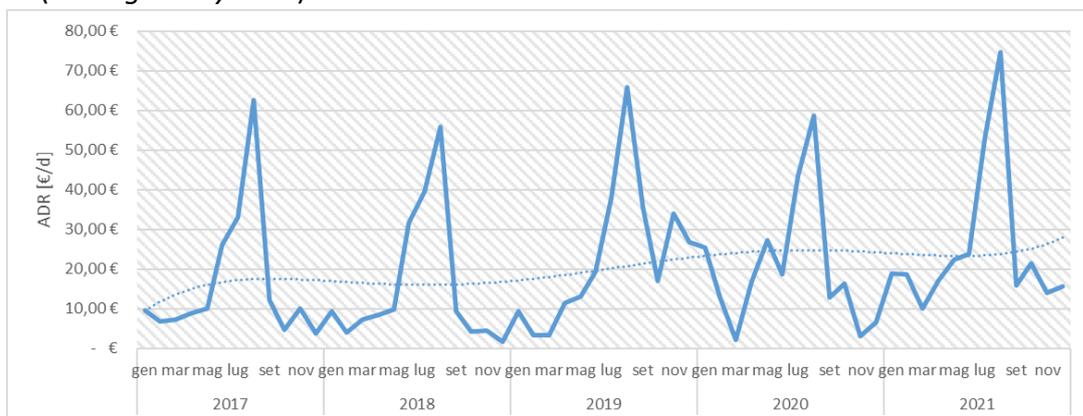


Figura 3. 78 - ADR del distretto Frazione di Frigole dal 2017 al 2021.

I picchi di prezzo sono sempre in corrispondenza del mese di agosto di ogni anno, con un trend di leggero aumento dei prezzi dal 2017 al 2021, segno di un equilibrio di mercato già instaurato tra domanda e offerta e di un appeal della zona non tale da permettere una maggiore crescita, anche durante l'estate. Si nota subito come nei periodi più freddi i prezzi rasentino lo zero, a causa della lontananza dalle principali attrazioni turistiche, se si escludono le spiagge.

In figura 3.79 è rappresentato l'andamento del tasso di occupazione percentuale medio OCR di mese in mese.

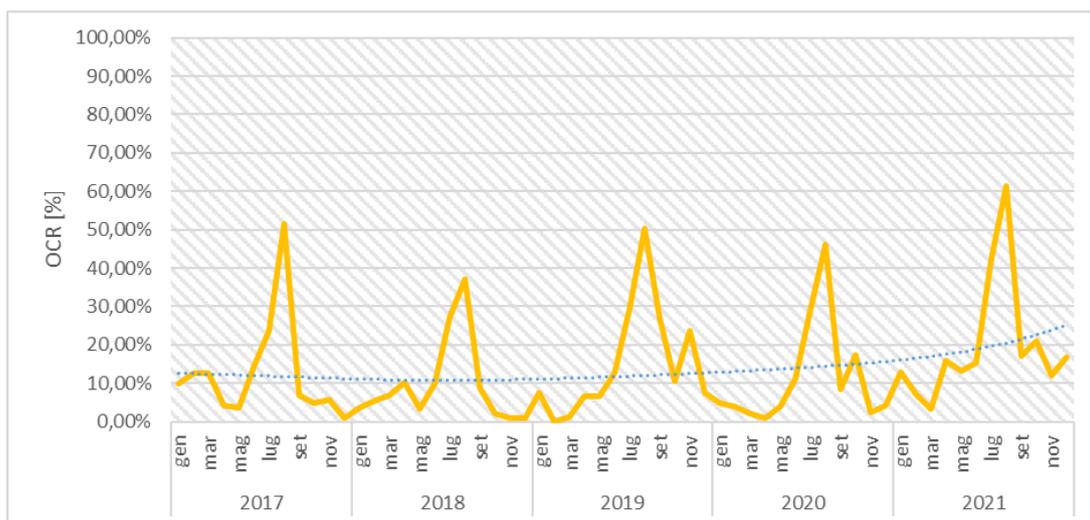


Figura 3. 79 - OCR del distretto Frazione di Frigole dal 2017 al 2021.

Le affermazioni fatte per la variabile *ADR* trovano riscontro qui nel tasso di occupazione *OCR*, caratterizzato da stagionalità, alti picchi in agosto e lieve crescita di anno in anno.

Il numero di property possedute da un host della zona è piuttosto vario nel distretto considerato, come mostra la *figura 3.80*.

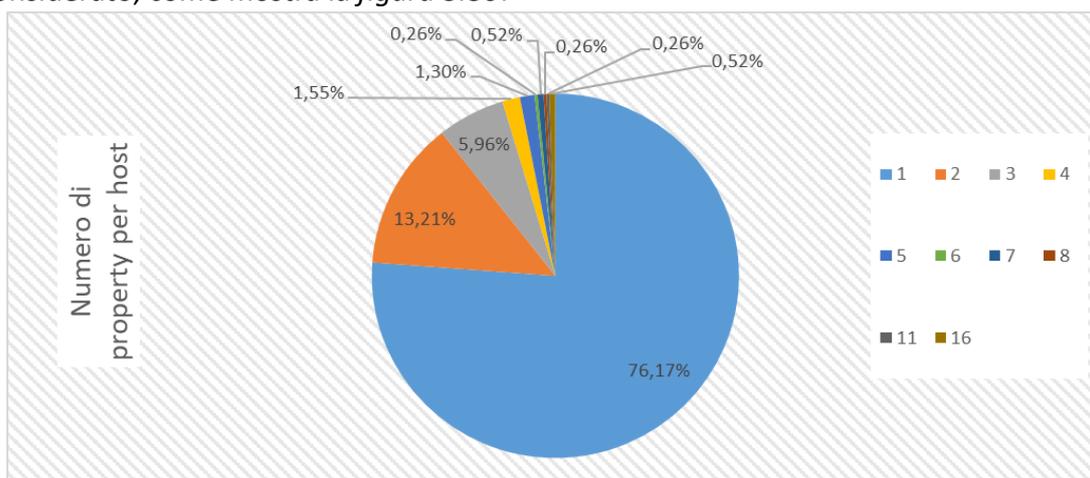


Figura 3. 80 - Numero di property per host nel distretto Frazione di Frigole dal 2017 al 2021.

I 3/4 degli host possiedono una sola property, mentre si distinguono 2 proprietari con 4 alloggi di proprietà in affitto sulla piattaforma. Date le caratteristiche della zona, ci si aspetta che gli annunci presenti siano relativi a proprietà quali seconde case, messe in affitto sulla piattaforma per arrotondare le entrate in famiglia, come dimostrato dalla scarsità di multi-host.

Nella *figura 3.81* si può guardare alle entrate complessive che le property della frazione generano di anno in anno.

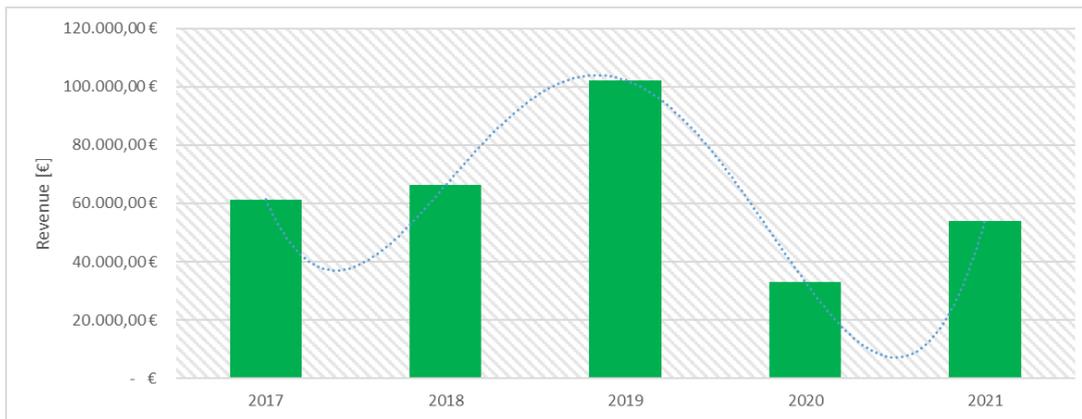


Figura 3. 81 - Ricavi totali del distretto Frazione di Frigole dal 2017 al 2021.

Come già riscontrato altrove, il picco si ha nel 2019, anno di massima espansione di Airbnb nella zona, con ricavi per € 102 188,00. Dopo un calo di fatturato nel 2020, la zona si è leggermente ripresa nel 2021, pur con un livello inferiore rispetto agli anni precedenti, segno che la diminuzione del numero di property ha avuto effetti maggiori rispetto al lieve aumento dei prezzi.

Guardando al numero di *Reservation Days* e *Available Days* medi nei diversi mesi in figura 3.82 si può osservare l'andamento dei *Blocked Days*, ovvero dei giorni in cui una property risultava visibile su Airbnb, ma non prenotabile per una scelta dell'host.

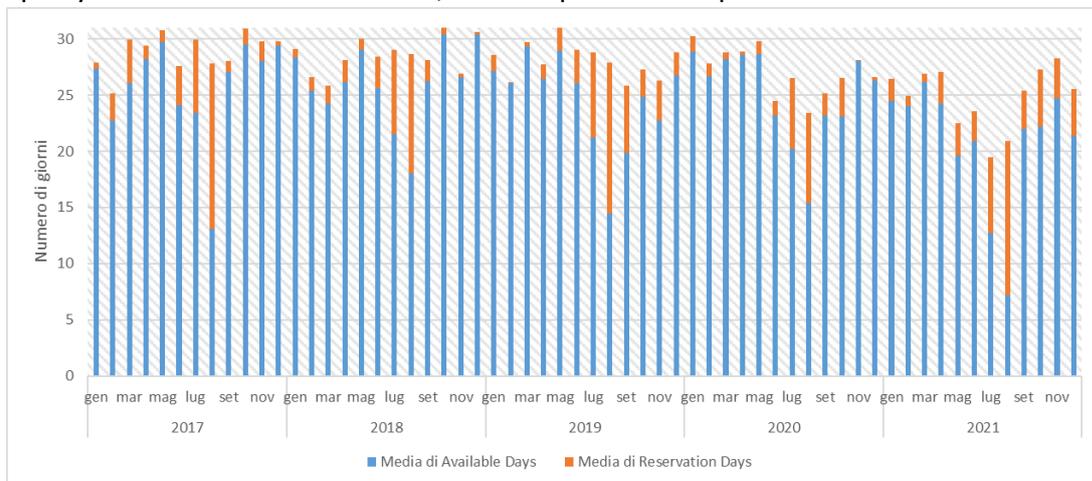


Figura 3. 82 - Available Day e Reservation Days del distretto Frazione di Frigole dal 2017 al 2021.

In questo caso emerge una stagionalità dei *Blocked Days* nel 2019, 2020 e 2021, oltre che dei *Reservation Days*, con picchi in agosto e settembre ed un trend crescente generale che sfocia con gli alti valori del 2021. Questo contribuirebbe a giustificare la diminuzione dei ricavi sulla piattaforma, segno di una probabile migrazione su altri canali di vendita.

3.3.10. FRAZIONE DI SAN CATALDO

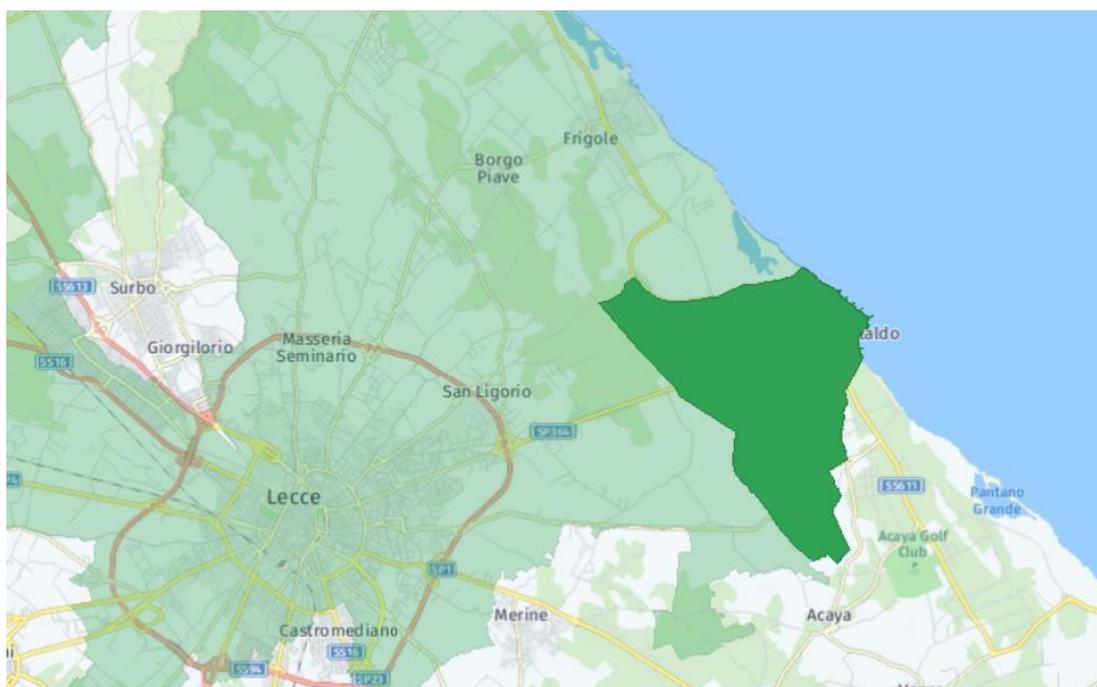


Figura 3. 83 - La zona verde più scura rappresenta lo sviluppo territoriale del distretto Frazione di San Cataldo.

A circa 10 km ad est di Lecce, si trova la marina più famosa, fornita di un faro e di un porto turistico (*figura 3.84*) che può ospitare circa 200 imbarcazioni. Da sempre indicata come “Il mare dei leccesi”, per via della sua estrema vicinanza alla città. L’imperatore Adriano nel II secolo D.C. costruì il primo porto di S. Cataldo, ed ancora oggi è possibile vederne i resti. Esso fu varie volte distrutto e ricostruito fino a quando i turchi, con le loro devastazioni operate su tutta la costa, lo demolirono completamente. Per un lungo periodo e fino agli inizi del ‘900, tutta la fascia costiera da San Cataldo ad Otranto, compreso l’entroterra, rimase quasi disabitata a causa della natura paludosa del terreno che portò la malaria che poi fu debellata grazie alle opere di bonifica. La costa è bassa e prevalentemente sabbiosa, divisa dall’entroterra salentino dalla pineta e dalla Riserva naturale delle Cesine¹⁶.

¹⁶ Fonte: comune.lecce.it



Figura 3. 84 - Veduta aerea del porto di San Cataldo (fonte: meliviaggi.it).

Nonostante la sua natura di marina dei leccesi, vi abitano nella zona 1 156 persone, l'1,19% della popolazione totale nel comune. Per le analisi che seguiranno è interessante sapere come 268 property della zona sono state registrate sulla piattaforma di short-renting, ben il 3,85% del totale.

Già dall'andamento del RevPAN in figura 3.85 si palesa l'appeal prevalentemente estivo della zona.

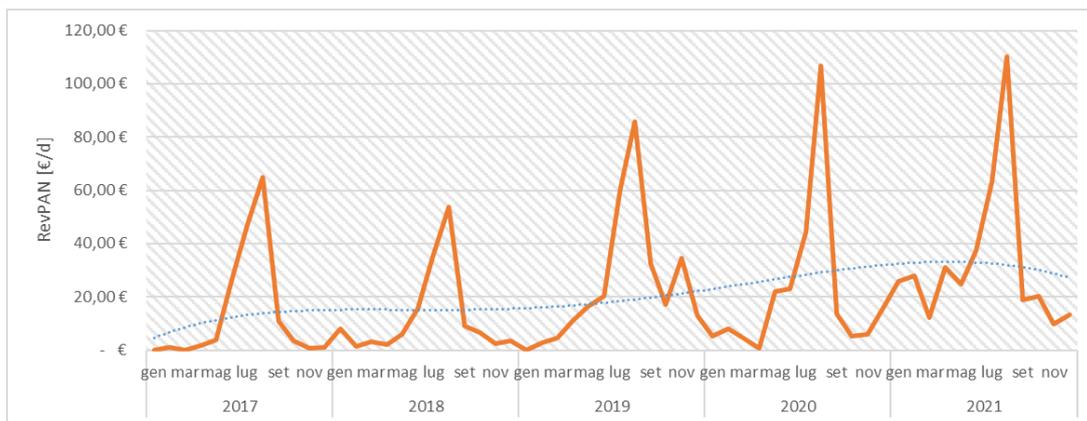


Figura 3. 85 - RevPAN del distretto Frazione di San Cataldo dal 2017 al 2021.

Il fenomeno della stagionalità è evidente sin dal primo anno, con picchi in agosto e massimo assoluto pari a € 110,37 in agosto 2021. Si notano, inoltre, lievi rialzi in mesi diversi da quello della stagione estiva, come in novembre 2019 e febbraio 2021.

Segue il grafico dell'andamento del numero di property attive in figura 3.86, avendo impostato nei filtri su Excel *Active = 1*.

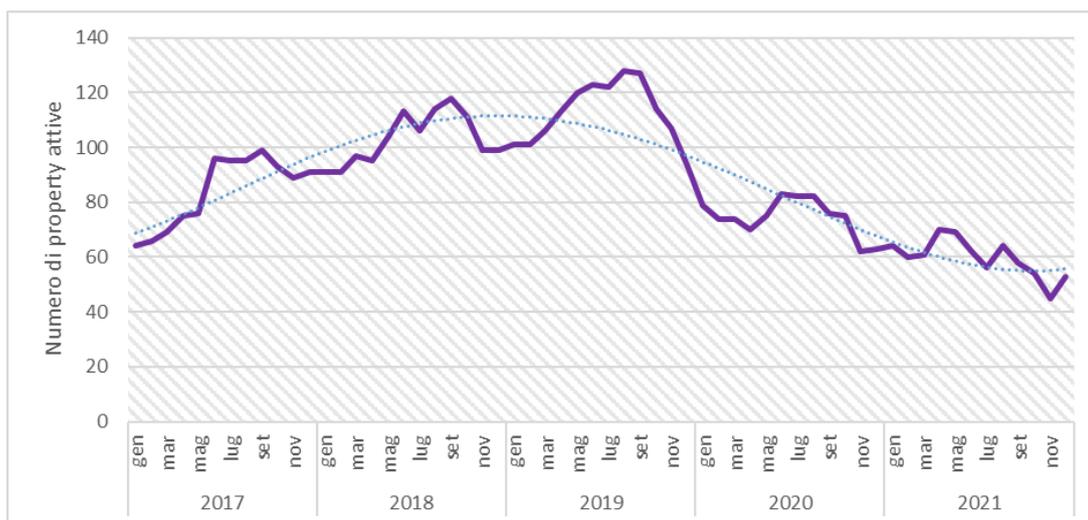


Figura 3. 86 - Numero di property attive del distretto Frazione di San Cataldo dal 2017 al 2021.

L'andamento che emerge è in linea con le tendenze generali sul territorio del comune. Il massimo numero di annunci attivi sulla piattaforma si registra in agosto 2019, con 128 property. Il calo iniziato dopo l'estate 2019 non ha incontrato alcuna ripresa, portando le property alla fine del 2021 ad essere in numero inferiore rispetto all'inizio del 2017.

In figura 3.87 sono mostrate le performance della variabile ADR, indicante i prezzi medi giornalieri nella zona dal 2017 al 2021.

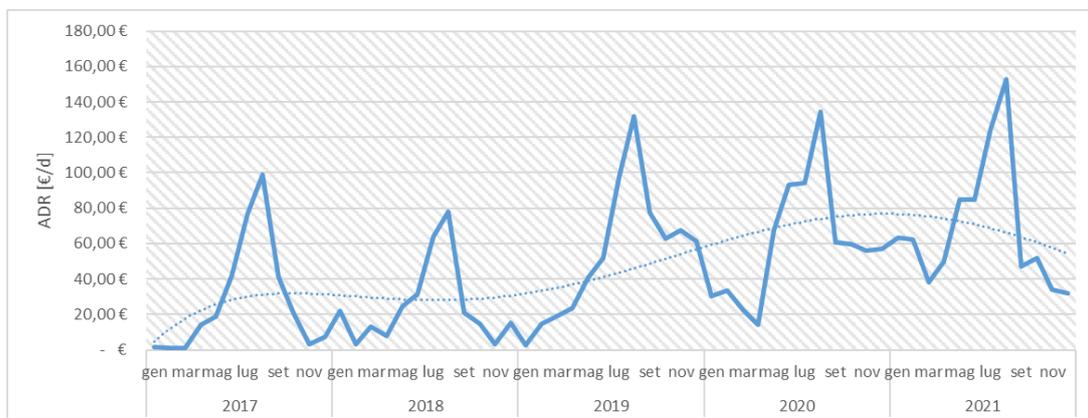


Figura 3. 87 - ADR del distretto Frazione di San Cataldo dal 2017 al 2021.

I picchi di prezzo sono in corrispondenza del mese di agosto di ogni anno, con una parabola concava nel corso di tutta l'estate ed un trend di aumento dei prezzi dal 2017 al 2020, ed una lieve flessione nel 2021, ad esclusione del mese centrale. Si nota subito come nei periodi più freddi i prezzi rasentino lo zero fino al 2020, a causa della lontananza dalle principali attrazioni turistiche, se si escludono le spiagge. Emerge un aumento interessante al di fuori dell'alta stagione a cavallo tra 2020 e 2021, segno di un maggiore apprezzamento della zona anche al di fuori del periodo estivo.

In figura 3.88 è rappresentato l'andamento del tasso di occupazione percentuale medio OCR di mese in mese.

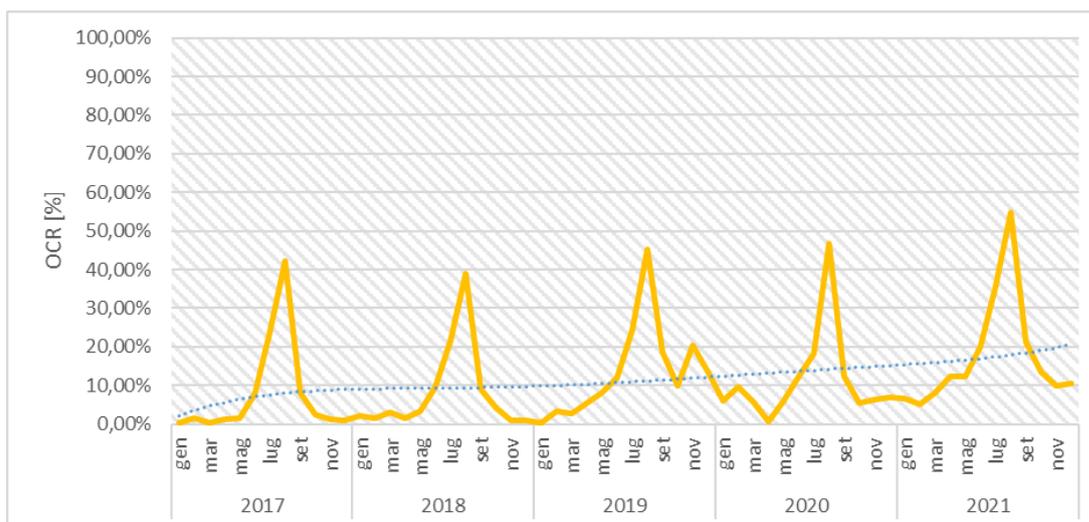


Figura 3. 88 - OCR del distretto Frazione di San Cataldo dal 2017 al 2021.

Il tasso di occupazione OCR si caratterizza di stagionalità, alti picchi in agosto e crescita di anno in anno, ad esclusione del 2018. Senza sorprendersi, il massimo della serie si raggiunge in agosto 2021, con un tasso di occupazione del 54,78%.

Il numero di property possedute da un host della zona è poco vario nel distretto considerato, come mostra la figura 3.89.

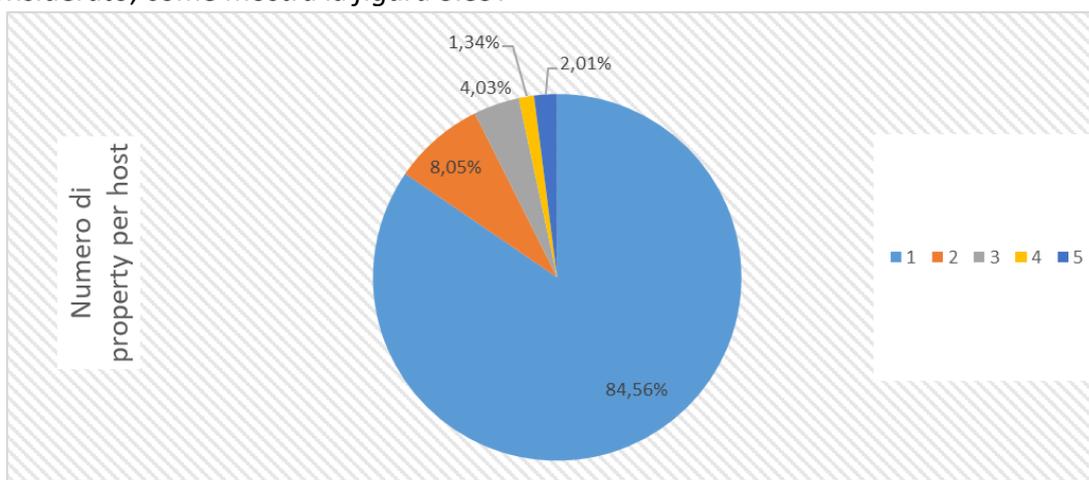


Figura 3. 89 - Numero di property per host del distretto Frazione di San Cataldo dal 2017 al 2021.

L'84,56% degli host possiede una sola property, mentre si distinguono 3 proprietari con 5 alloggi di proprietà in affitto anche nella zona. Date le caratteristiche della zona, ci si aspetta che gli annunci presenti siano relativi a proprietà quali seconde case, messe in affitto sulla piattaforma per arrotondare le entrate in famiglia, come dimostrato dalla scarsità di multi-host. Quello che si attesta, quindi, non è un'attività puramente imprenditoriale.

Nella figura 3.90 si può guardare alle entrate complessive che le property della frazione generano di anno in anno.

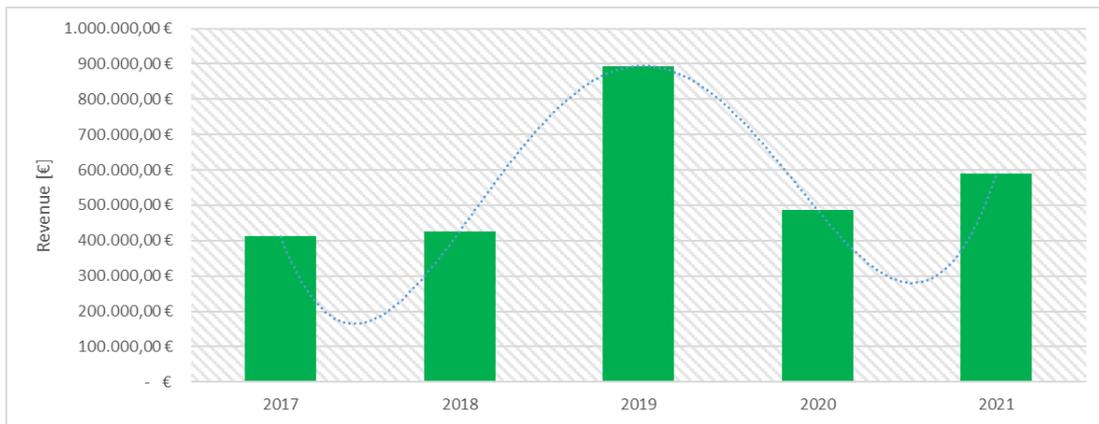


Figura 3. 90 - Ricavi totali del distretto Frazione di San Cataldo dal 2017 al 2021.

Si evidenzia un andamento a campana, con un massimo € 894 068,50 in corrispondenza del 2019 ed una lieve ripresa nel 2021, dovuta all'aumento del tasso percentuale di occupazione e dei prezzi.

Guardando al numero di *Reservation Days* e *Available Days* medi nei diversi mesi in figura 3.91 si può osservare l'andamento dei *Blocked Days*, ovvero dei giorni in cui una property risultava visibile su Airbnb, ma non prenotabile per una scelta dell'host.

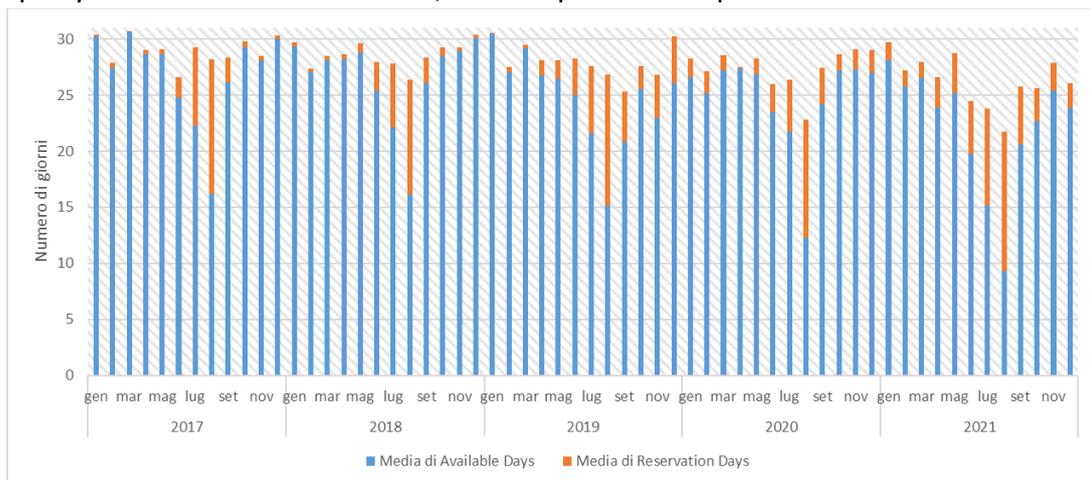


Figura 3. 91 - Available Days e Reservation Days del distretto Frazione di San Cataldo dal 2017 al 2021.

Emerge una stagionalità nell'andamento dei *Blocked Days*, con aumenti in corrispondenza del periodo estivo, segno di una volontà dell'host di non affittare la proprietà e goderne i benefici o di affittare la proprietà usando altri canali (ad esempio, utilizzando Airbnb come vetrina per poi effettuare la transazione in privato, senza la sua intermediazione). È lampante il caso di agosto 2021, in cui i *Blocked Days* rappresentavano quasi 1/3 dei giorni totali del mese.

3.3.11. FRAZIONE TORRE CHIANCA - SPIAGGIABELLA - TORRE RINALDA

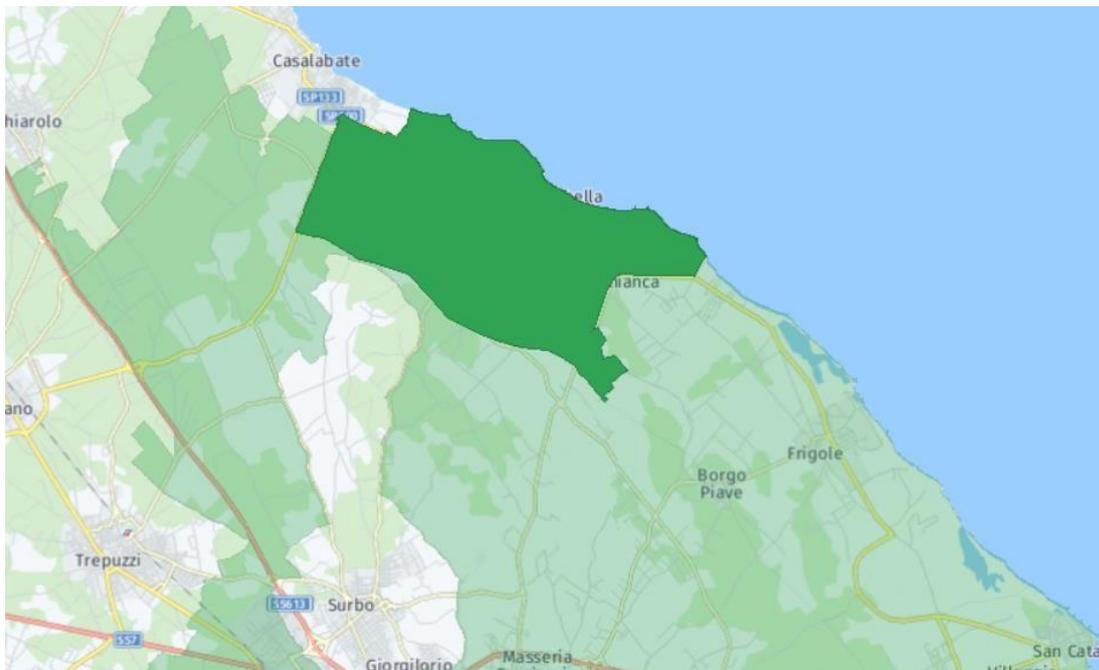


Figura 3. 92 - La zona verde più scura rappresenta lo sviluppo territoriale del distretto Frazione Torre Chianca - Spiaggiabella - Torre Rinalda.

Torre Chianca, Spiaggiabella e Torre Rinalda si sviluppano in sequenza nel quadrante nord-est del comune, lungo il litorale adriatico. Torre Chianca prende il nome dall'omonima torre di avvistamento cinquecentesca, oggi parzialmente diroccata, fatta costruire dagli spagnoli per difendere il Salento dagli attacchi dei pirati saraceni. Guardando verso l'orizzonte, appena di fianco all'isolotto di fronte la marina, si intravedono nel mare tra i 5 e i 7 metri di profondità, una serie di colonne di marmo risalenti al II secolo a.C. perse durante il naufragio della nave che le trasportava. Di particolare interesse naturalistico sono i bacini Idume e Fetida, dove crescono alghe caracee e brasca pettinata. Lungo le sponde sono presenti fitti canneti, una "steppa salata" di *Salicornia* annuale e piante quali il narciso nostrale. Dal bacino Idume proseguendo verso nord sulla costa troviamo il nucleo residenziale estivo di Spiaggiabella, nell'entroterra della quale troviamo il Parco Naturale Regionale Bosco e Paludi di Rauccio (figura 3.93) che si estende complessivamente per 625 ettari.



Figura 3. 93 - Veduta sul Parco di Rauccio (fonte: pugliacon.regione.puglia.it).

La zona è abitata da 927 cittadini, circa lo 0,96% della popolazione leccese totale, evidenziando un carattere per lo più estivo del territorio. Le property della zona iscritte sulla piattaforma sono ben 371, il 3,52% del totale.

Osservando il RevPAN in figura 3.94 si palesa l'appeal prevalentemente estivo della zona.

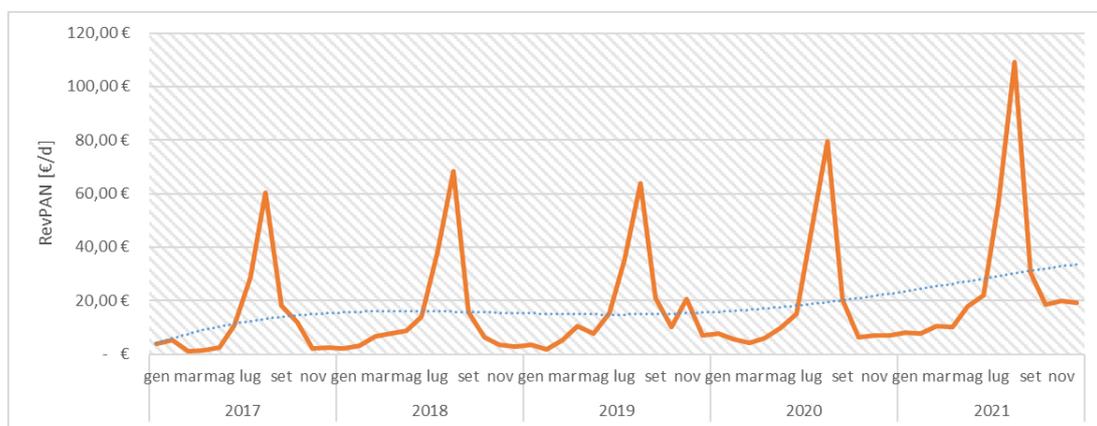


Figura 3. 94 - RevPAN del distretto Frazione Torre Chianca - Spiaggiabella - Torre Rinalda dal 2017 al 2021.

Il fenomeno della stagionalità è evidente sin dal primo anno, con picchi in agosto e massimo assoluto pari a € 109,29 in agosto 2021. Si notano, inoltre, lievi rialzi in mesi diversi da quello della stagione estiva, come in novembre 2019 e novembre 2021. La linea di tendenza mostra un raddoppio dei prezzi medi dall'inizio del periodo considerato.

In figura 3.95 è illustrato l'andamento delle property attive sul territorio considerato nel corso dal 2017 al 2021.

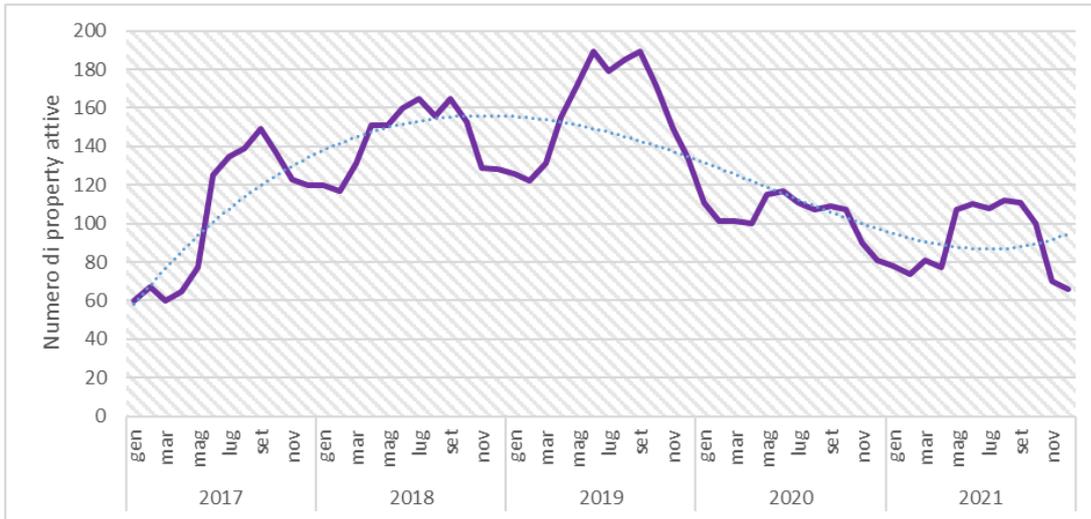


Figura 3. 95 - Numero di property attive del distretto Frazione Torre Chianca - Spiaggiabella - Torre Rinalda dal 2017 al 2021.

Si evidenzia stagionalità nell'attività delle property, con estremi in marzo e ottobre di ogni anno e massimi relativi in settembre, con massimo assoluto di 189 annunci in giugno e settembre 2019. Si è assistito ad una diminuzione del numero di property medie, come evidenziato dalla linea di tendenza polinomiale tracciata sul grafico, con una lieve ripresa nel 2021.

In figura 3.96 le performance della variabile ADR, indicate i prezzi medi giornalieri nella zona dal 2017 al 2021.

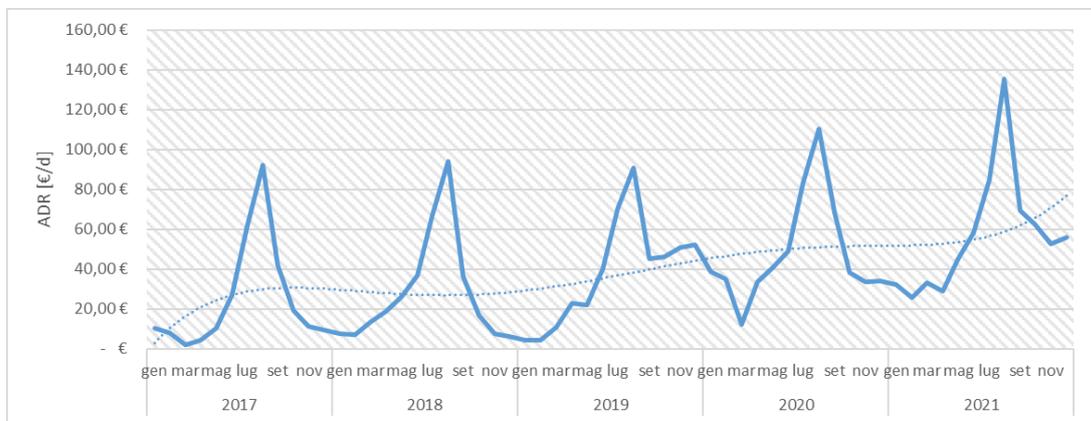


Figura 3. 96 - ADR del distretto Frazione Torre Chianca - Spiaggiabella - Torre Rinalda dal 2017 al 2021.

Le analisi del caso sono analoghe a quelle enunciate per la frazione di San Cataldo, essendo le due zone particolarmente affini. I picchi di prezzo sono in corrispondenza dei mesi di agosto di ogni anno ed un trend di aumento dei prezzi dal 2017 al 2020, ed una lieve flessione nel 2021. Si nota subito come nei periodi più freddi i prezzi rasentino lo zero fino al 2020, a causa della lontananza dalle principali attrazioni turistiche, se si escludono le spiagge. Emerge un aumento interessante al di fuori dell'alta stagione a cavallo tra 2019 e 2020, segno di un maggiore apprezzamento della zona anche al di fuori del periodo estivo. Il massimo assoluto della serie è raggiunto in agosto 2021, quando mediamente una notte nella zona costava € 135,55.

In *figura 3.97* è rappresentato l'andamento del tasso di occupazione percentuale medio *OCR* di mese in mese.

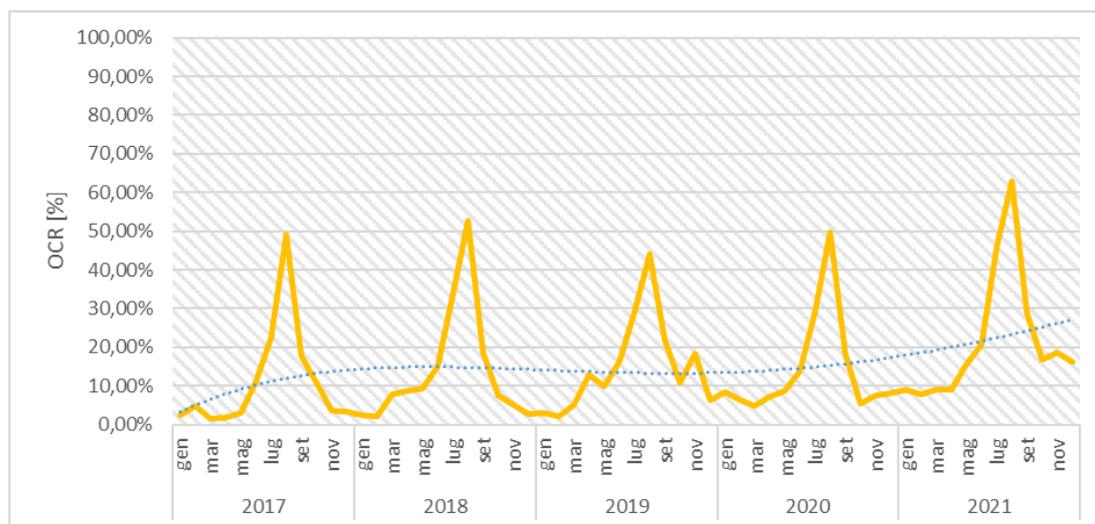


Figura 3. 97 - OCR del distretto Frazione Torre Chianca - Spiaggiabella - Torre Rinalda dal 2017 al 2021.

Il tasso di occupazione *OCR* si caratterizza di stagionalità, alti picchi in agosto e crescita di anno in anno, ad esclusione del 2019 e della leggera flessione nel 2020. Senza sorprendersi, il massimo della serie si raggiunge in agosto 2021, con un tasso di occupazione del 62,87%. L'andamento individuato è del tutto analogo, anche in questo caso, a quello nella zona di San Cataldo, se non con performance migliori, segno di un maggiore apprezzamento per queste 3 marine leccesi.

Il numero di property possedute da un host della zona è molto vario nel distretto considerato, come mostra la *figura 3.98*.

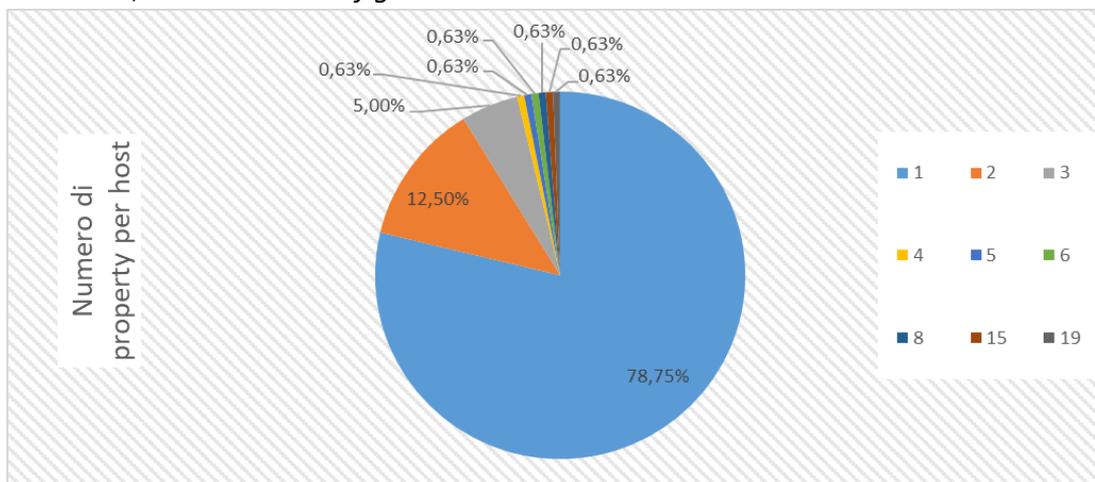


Figura 3. 98 - Numero di property per host del distretto Frazione Torre Chianca - Spiaggiabella - Torre Rinalda dal 2017 al 2021.

Salta subito all'occhio il maggior ventaglio di dati raccolti, segno di un'attività maggiormente imprenditoriale nella zona, e non di semplice arrotondamento delle entrate in famiglia. Il 78,75% degli host possiede un solo annuncio sulla piattaforma, ma spicca il proprietario con ben 19 annunci registrati sul sito, un valore molto alto se confrontato con la media generale.

Nella *figura 3.99* si può guardare alle entrate totali che le property delle tre marine generano di anno in anno.

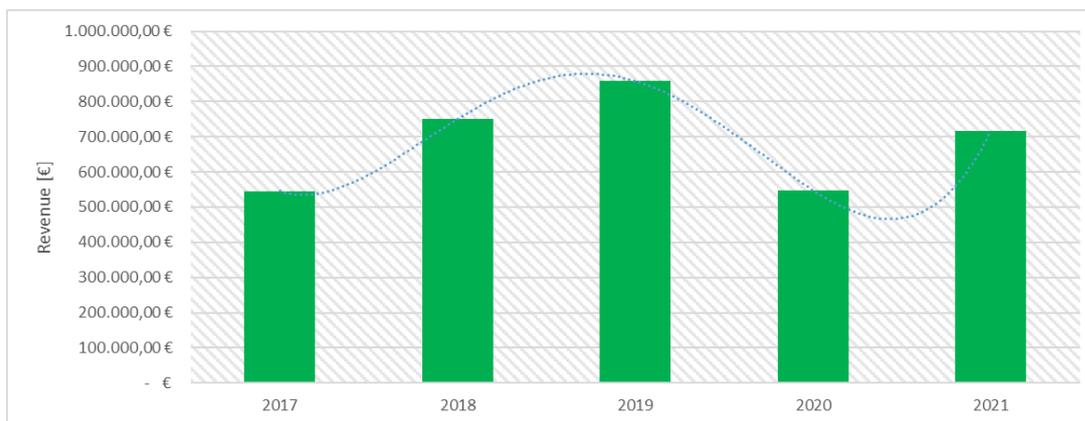


Figura 3. 99 - Ricavi totali del distretto Frazione Torre Chianca - Spiaggiabella - Torre Rinalda dal 2017 al 2021.

Si evidenzia un andamento sinusoidale, con un massimo € 858 311,50 in corrispondenza del 2019 ed una lieve ripresa nel 2021, dovuta all'aumento del tasso percentuale di occupazione e dell'ADR.

Guardando al numero di *Reservation Days* e *Available Days* medi nei diversi mesi in *figura 3.100* si può osservare l'andamento dei *Blocked Days*, ovvero dei giorni in cui una property risultava visibile su Airbnb, ma non prenotabile per una scelta dell'host.

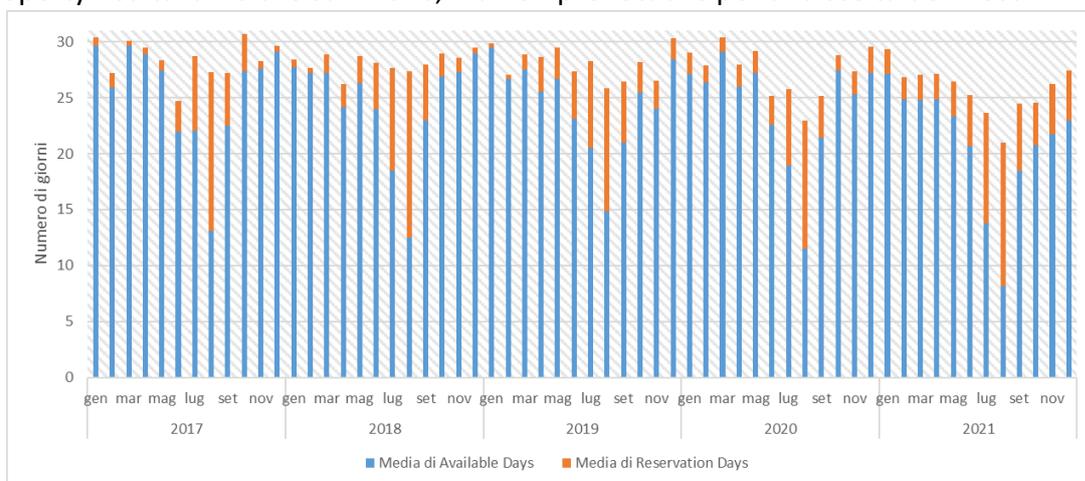


Figura 3. 100 - Available Days e Reservation Days del distretto Frazione Torre Chianca - Spiaggiabella - Torre Rinalda dal 2017 al 2021.

Emerge una stagionalità nell'andamento dei *Blocked Days*, con aumenti in corrispondenza del periodo estivo, segno di una volontà dell'host di non affittare la proprietà e goderne i benefici o di affittare la proprietà usando altri canali (ad esempio, utilizzando Airbnb come vetrina per poi effettuare la transazione in privato, senza la sua intermediazione). È lampante il caso di agosto 2021, in cui i *Blocked Days* rappresentavano quasi 1/3 dei giorni totali del mese.

3.3.12. FRAZIONE VILLACONVENTO

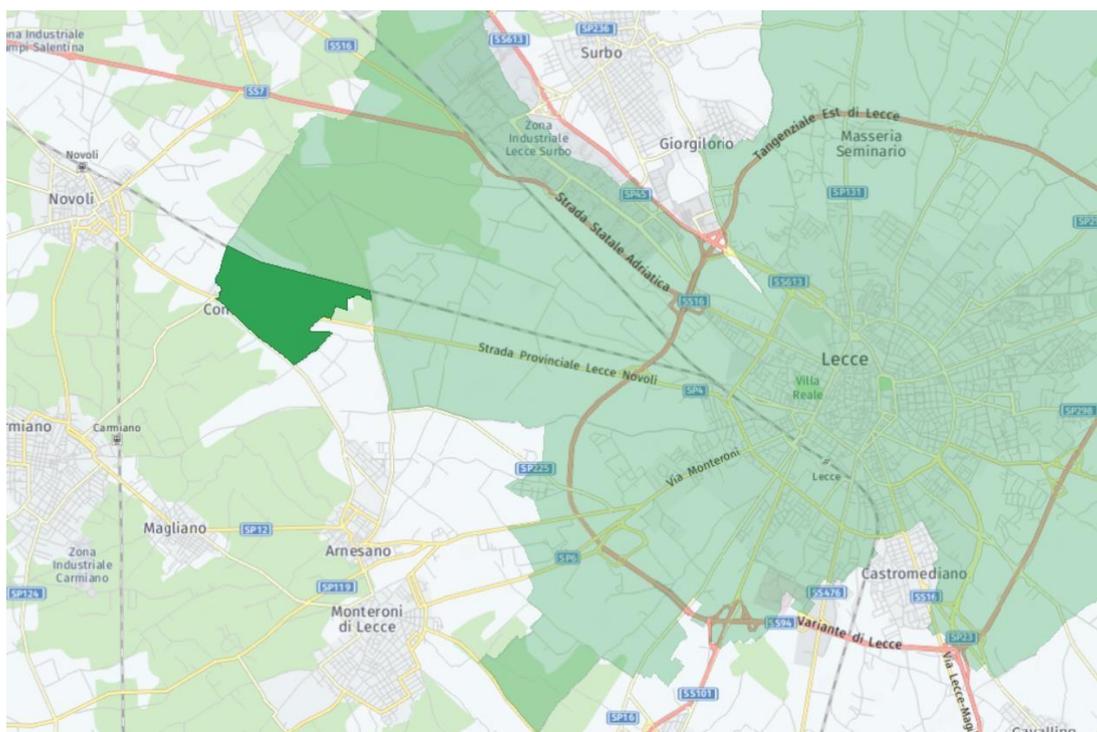


Figura 3. 101 - La zona verde più scura rappresenta lo sviluppo territoriale del distretto Frazione Villaconvento.

La Frazione di Villaconvento (o *Cumentu*, nel dialetto leccese) prende il nome dal convento dei padri domenicani, dedicato alla Madonna delle Grazie, che una volta sorgeva nella vecchia contea. Confina con il Comune di Novoli, con cui Lecce condivide l'amministrazione della frazione.

Nel distretto vivono 897 persone, lo 0,96%, ed ospita 14 property, ovvero lo 0,20%.

La *figura 3.102* mostra l'andamento dei *Revenues Per Available Night (RevPAN)* dal 2017 al 2021, ovvero i ricavi medi giornalieri degli host della zona.

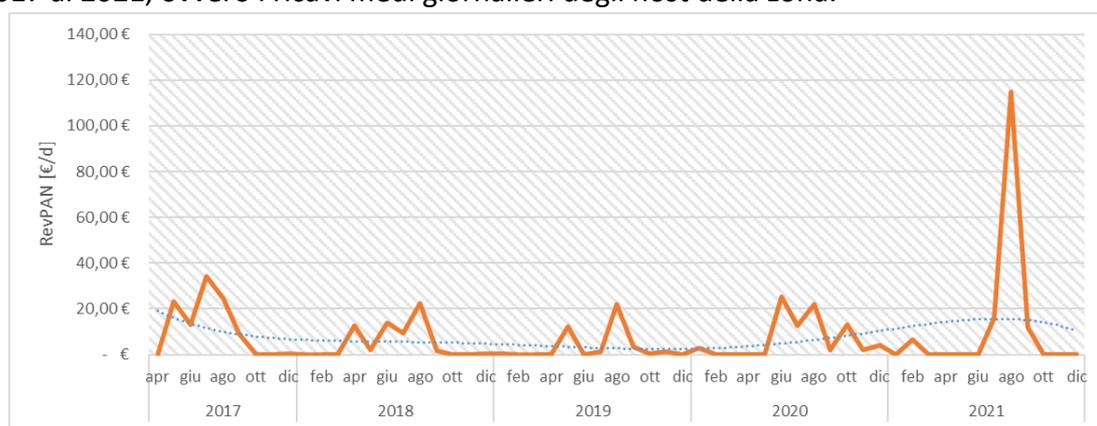


Figura 3. 102 - RevPAN del distretto Frazione di Villaconvento dal 2017 al 2021.

Emerge un fenomeno di stagionalità, con picchi nella stagione estiva e performance nulle nei mesi invernali, segno anche di un campione di dati limitato. Le performance

sono più basse rispetto ad altre zone, segno di un basso appeal della frazione, pur essendo il distretto leccese più vicino alla costa ionica.

In *figura 3.103* è illustrato l'andamento delle property attive sul territorio considerato nel corso dei 4 anni di finestra temporale.

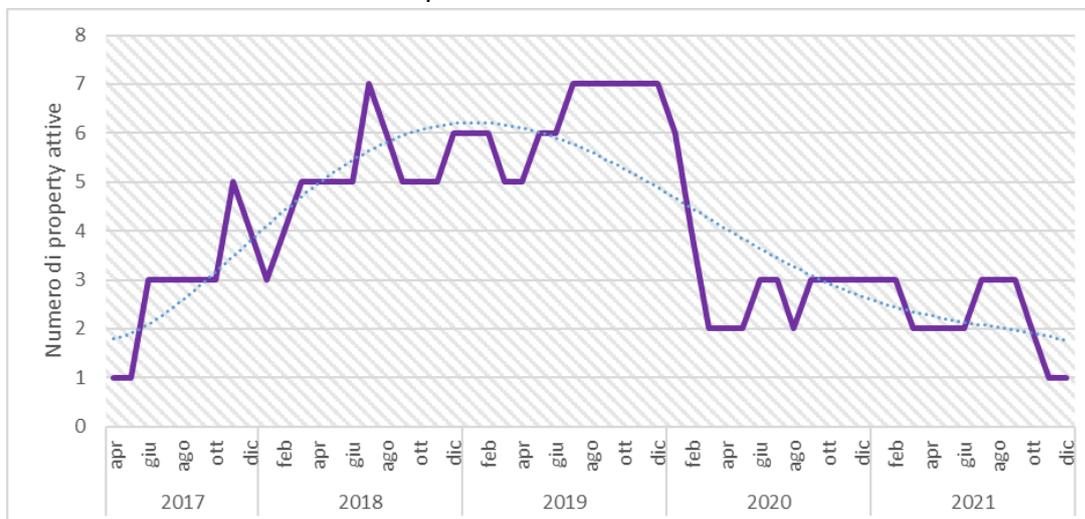


Figura 3. 103 - ADR del distretto Frazione di Villaconvento dal 2017 al 2021.

Come previsto, il numero di property è contenuto e la spiegazione risiede nella caratteristiche morfologiche del territorio. Il distretto è in linea con il trend della zona, vedendo anch'esso un andamento a parabola concava del numero di annunci attivi. La pochezza degli alloggi non permette di individuare il fenomeno di stagionalità individuato con la variabile precedente.

L'andamento dell'ADR in *figura 3.104* permette di sondare i prezzi degli annunci della zona in termini di euro al giorno.

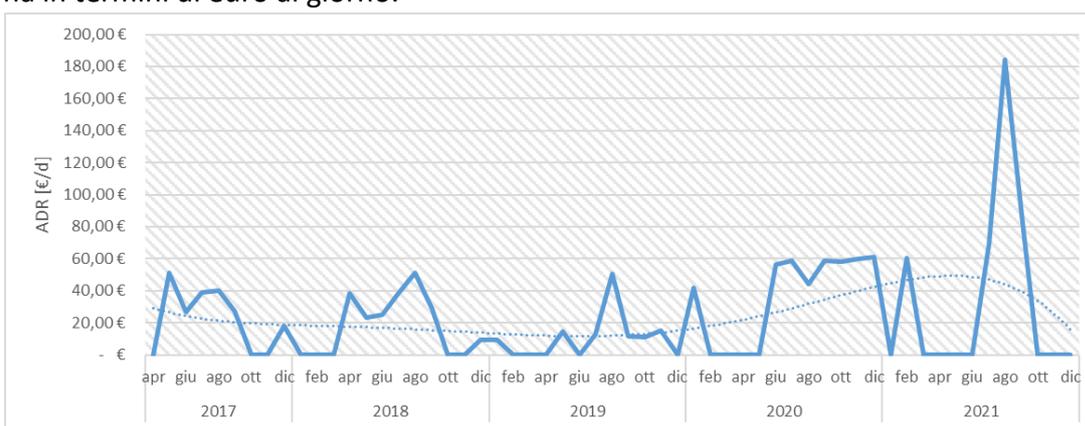


Figura 3. 104 - ADR del distretto Frazione di Villaconvento dal 2017 al 2021.

L'andamento che si individua è del tutto analogo a quello del *RevPAN*, con un picco molto alto in agosto 2021 di € 186,62, probabilmente relativo ad una delle antiche ville immerse nel verde che caratterizzavano la contea.

In *figura 3.105* l'andamento dell'*Occupation Rate* da gennaio 2017 a dicembre 2021 per gli annunci nella zona.

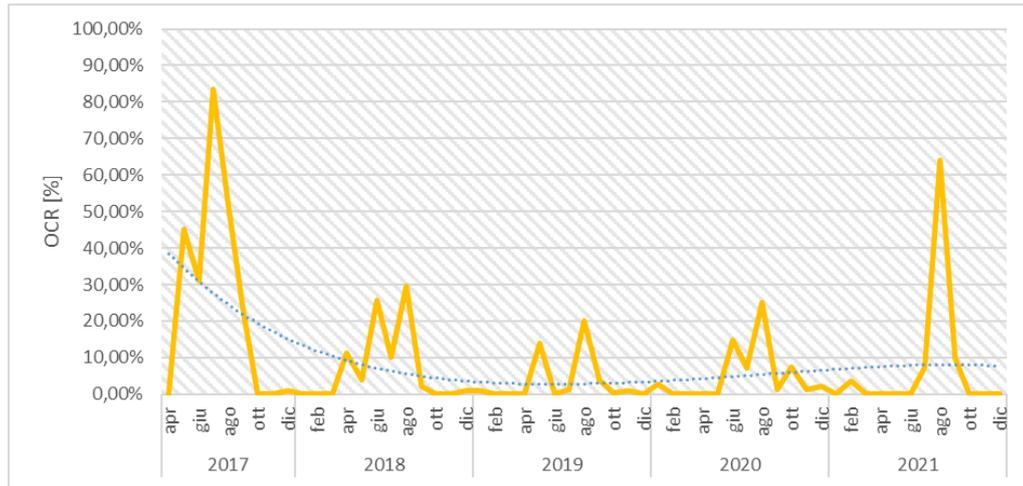


Figura 3. 105 - OCR del distretto Frazione di Villaconvento dal 2017 al 2021.

Quelli che emergono sono valori molto diversi negli anni. All'aumentare del numero di property attive, guardando la *figura 3.103*, diminuisce il tasso medio di occupazione, che torna ad aumentare nel 2021, quando il numero di property tocca le 2-3 unità. La spiegazione che si potrebbe pensare è quella di property che hanno tentato la fortuna sul mercato di Airbnb, ma che sono state ritirate dalla piattaforma per gli scarsi risultati ottenuti; mentre le 2-3 property presenti sin dall'inizio sono quelle con OCR maggiore, essendo probabilmente strutture più caratteristiche e di lusso, se si guarda ai prezzi nell'ultimo periodo.

In *figura 3.106* è possibile osservare il numero di annunci per gli host della zona.

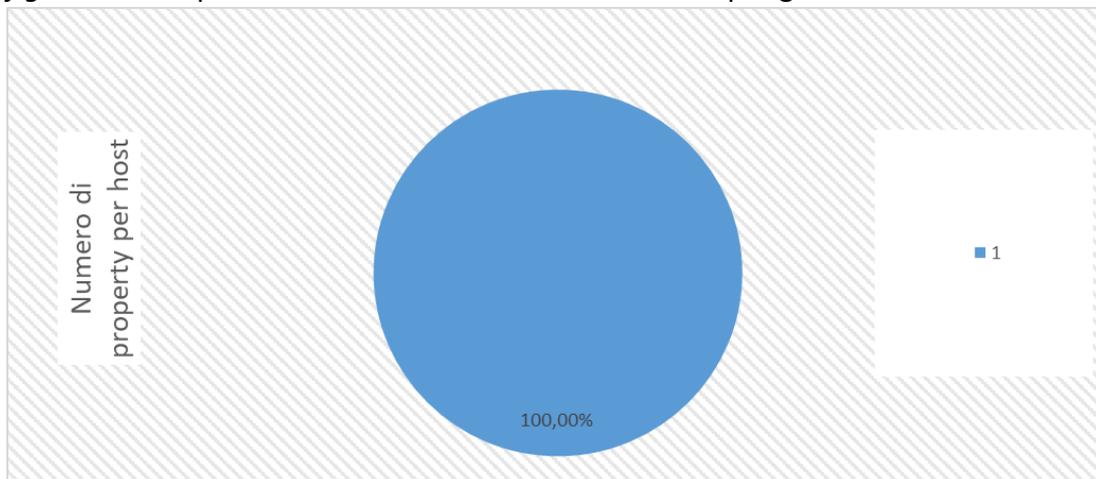


Figura 3. 106 - Numero di property per host del distretto Frazione di Villaconvento dal 2017 al 2021.

Si individua un dato già osservato nel caso del Contesto di Santa Maria Cerrate: tutti gli host della zona possiedono al più una property.

Segue nel grafico in *figura 3.107* l'andamento del fatturato annuale delle property nella zona.

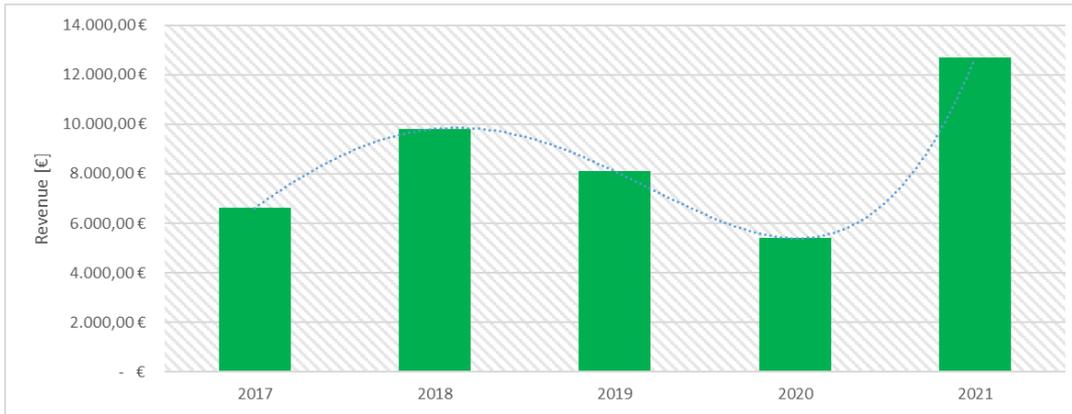


Figura 3. 107 - Ricavi totali del distretto Frazione di Villaconvento dal 2017 al 2021.

All'andamento a parabola dal 2017 al 2020, con massimo relativo nel 2018, segue il massimo assoluto dell'intera serie. Il 2021 segna entrate complessive per € 12 672, 00, realizzate da sole tre property, segno che maggiori *ADR* e *OCR* hanno sovrastato gli effetti negativi della diminuzione degli annunci attivi.

Infine, in figura 3.108 è possibile vedere le performance relative ad *Available Days*, *Reservation Days* e, implicitamente, *Blocked Days*.

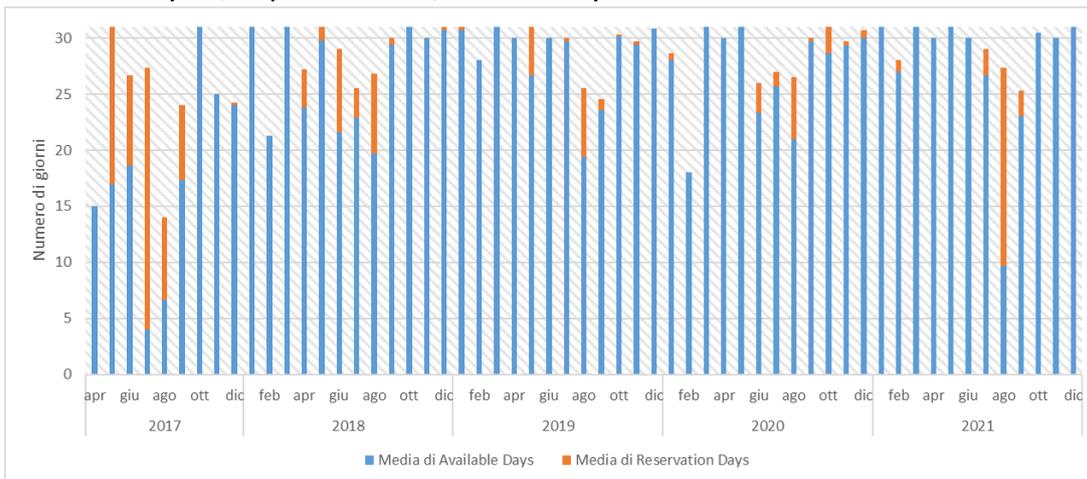


Figura 3. 108 - Available Days e Reservation Days del distretto Frazione di Villaconvento dal 2017 al 2021.

Il numero medio di *Blocked Days* aumenta nei periodi di alta stagione estivi, per una scelta degli host di non affittare le proprietà o di affittarle tramite altri canali.

3.3.13. KOLBE SAN GIOVANNI BATTISTA

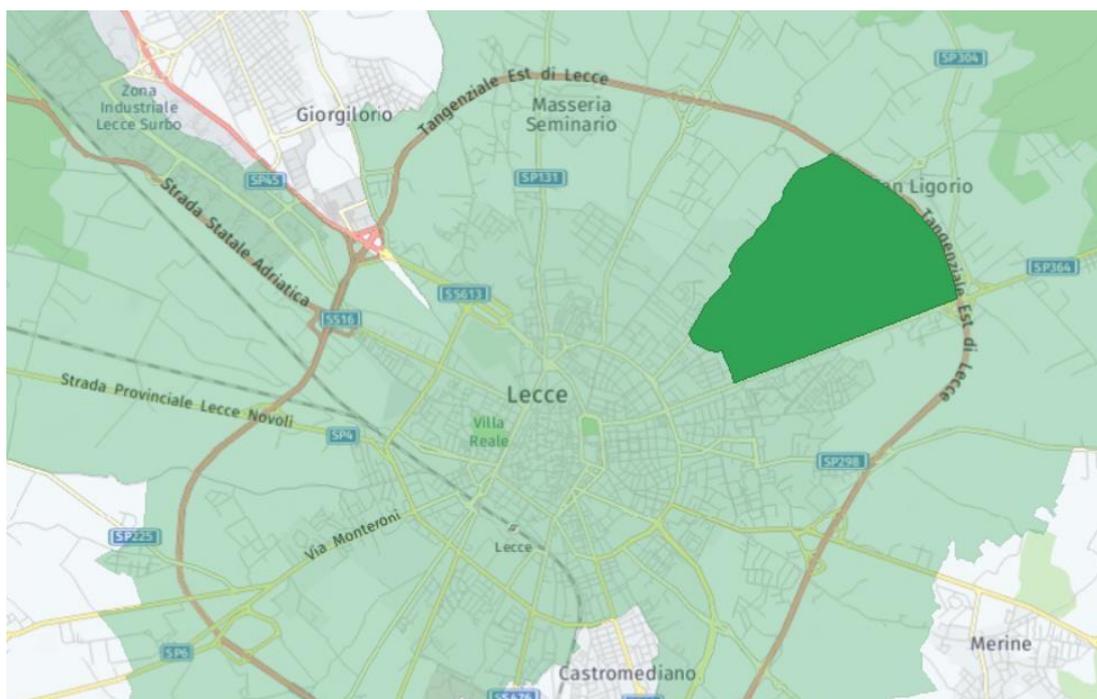


Figura 3. 109 - La zona verde più scura rappresenta lo sviluppo territoriale del distretto Kolbe San Giovanni Battista.

Il quartiere Kolbe San Giovanni Battista si estende nel quadrante nord-est delimitato dalla tangenziale della città e dalla SP364 che porta alla frazione di San Cataldo. Il quartiere è conosciuto per la presenza dello Stadio di Via Del Mare, in cui gioca la squadra del Lecce, e per la presenza della cosiddetta Zona 167, il principale distretto di case popolari della città.

Nel quartiere abitato 7276 persone, il 7,52% della popolazione totale, ed ospita 83 property iscritte alle piattaforme di short-renting, ovvero l'1,19% del totale nella zona.

Se si guarda al RevPAN in figura 3.110 si nota che i picchi annuali in corrispondenza del periodo estivo si aggirano intorno al valore di € 60,00 al giorno.

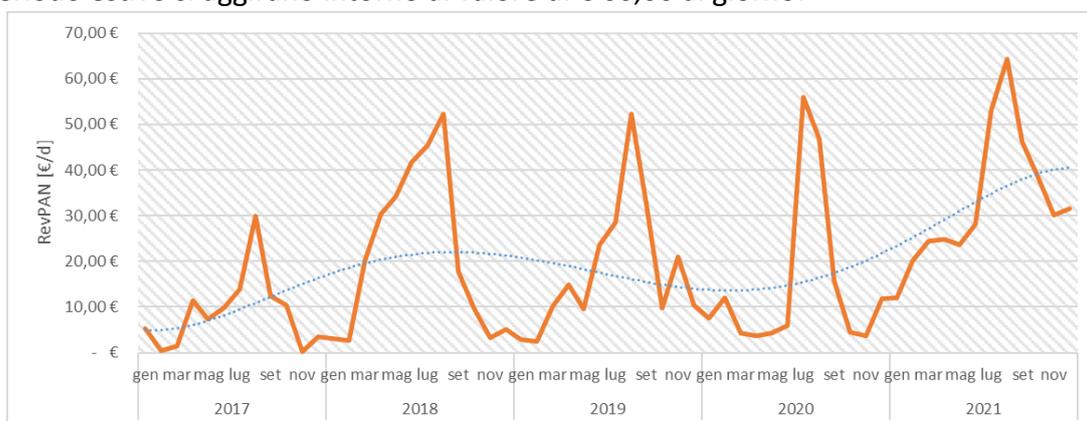


Figura 3. 110 - RevPAN del distretto Kolbe San Giovanni Battista dal 2017 al 2021.

Emergono il fenomeno di stagionalità ed un trend crescente dei ricavi giornalieri medi in un mese, pur non segnando picchi particolari riscontrati in altre zone.

L'andamento a campana del numero di property attive, mostrato in *figura 3.111*, rispecchia l'andamento generale registrato già in tutte le altre zone analizzate.

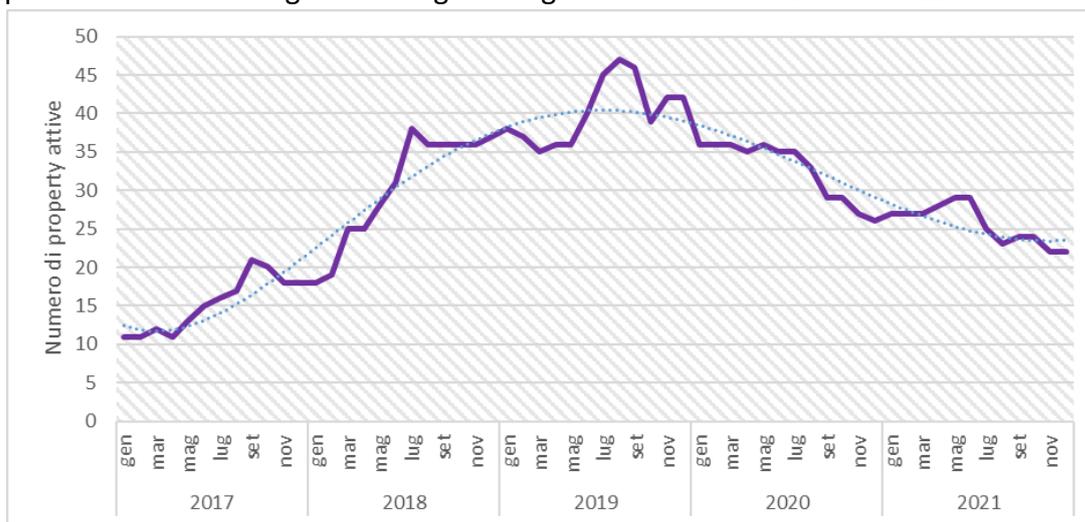


Figura 3. 111 - Numero di property attive del distretto Kolbe San Giovanni Battista dal 2017 al 2021.

Non sorprende il picco di 47 annunci attivi in agosto 2019, mese in cui quasi tutte le zone hanno segnato il loro massimo in questa variabile. Quello che si evidenzia è che le performance in questa zona alla fine del periodo considerato non raggiungono quelle del 2017, ma quelle del 2018, limitando, così, i generali effetti negativi nella dispersione degli annunci.

In *figura 3.112* si illustra l'andamento dell'ADR, ovvero dei prezzi medi giornalieri della zona.

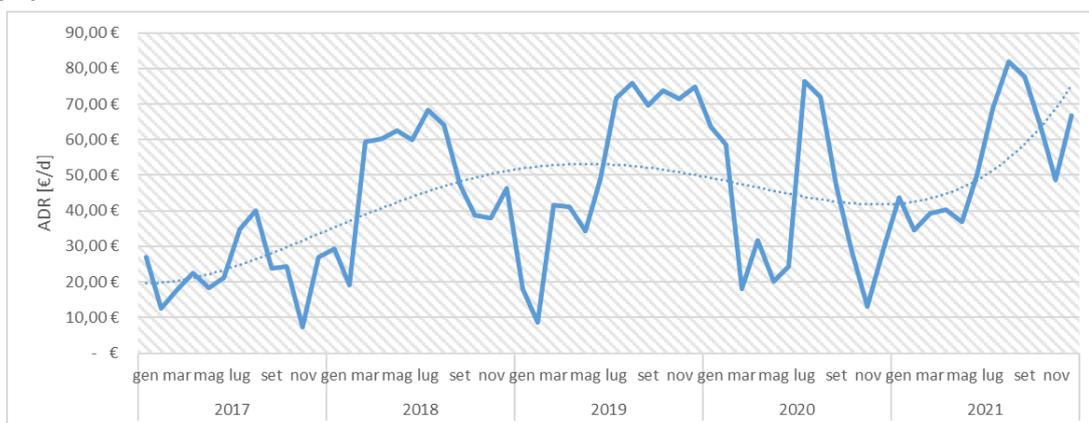


Figura 3. 112 - ADR del distretto Kolbe San Giovanni Battista dal 2017 al 2021.

L'andamento dei prezzi medi giornalieri è analogo a quello dei ricavi medi giornalieri, con picchi massimi stabili nell'estate di ogni anno ed un aumento dei prezzi al di fuori della bassa stagione. Si è stabilito un equilibrio di domanda e offerta in corrispondenza dell'alta stagione, essendo la zona da sempre comoda per raggiungere il Mar Adriatico (circa 12 km seguendo la SP364).

In *figura 3.113* si può vedere l'andamento dell'OCR negli anni.

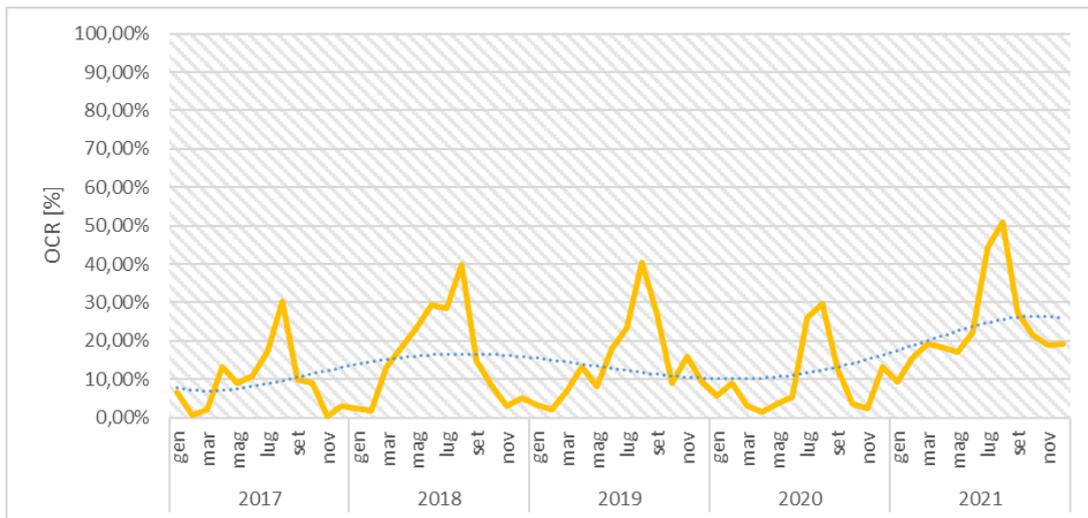


Figura 3. 113 - OCR del distretto Kolbe San Giovanni Battista dal 2017 al 2021.

Emerge fino al 2020 un andamento parabolico con valori maggiori nel 2018 e picchi analoghi nei mesi di agosto di 2018 e 2019, in cui si è raggiunto il 40% circa. Segue nel 2021 un aumento evidente del tasso di occupazione per tutto l'anno, segno di una rivalutazione della zona. La minima, infatti, non va al di sotto del 9,35% e la massima ha raggiunto il valore di 51,02%, ben 10 punti percentuali rispetto alle migliori performance del resto della serie.

Il numero di property per host, da cui dedurre affermazioni sul fenomeno dei multihost, presenta un ventaglio di dati molto limitato, come si evince dalla figura 3.114.

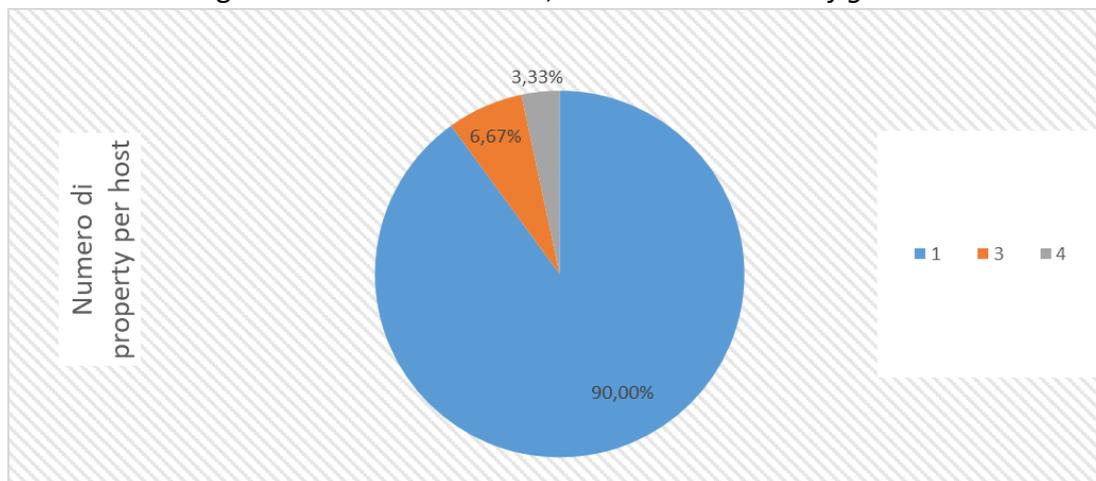


Figura 3. 114 - Numero di property per host del distretto Kolbe San Giovanni Battista dal 2017 al 2021.

Il 90% degli host possiede una property iscritta ad Airbnb, mentre spicca un solo proprietario con ben 4 property annoverate tra quelle presenti nella piattaforma.

In figura 3.115 sono illustrate le performance relative alla variabile Revenue, ovvero ai ricavi totali generati in un anno da tutte le property della zona.

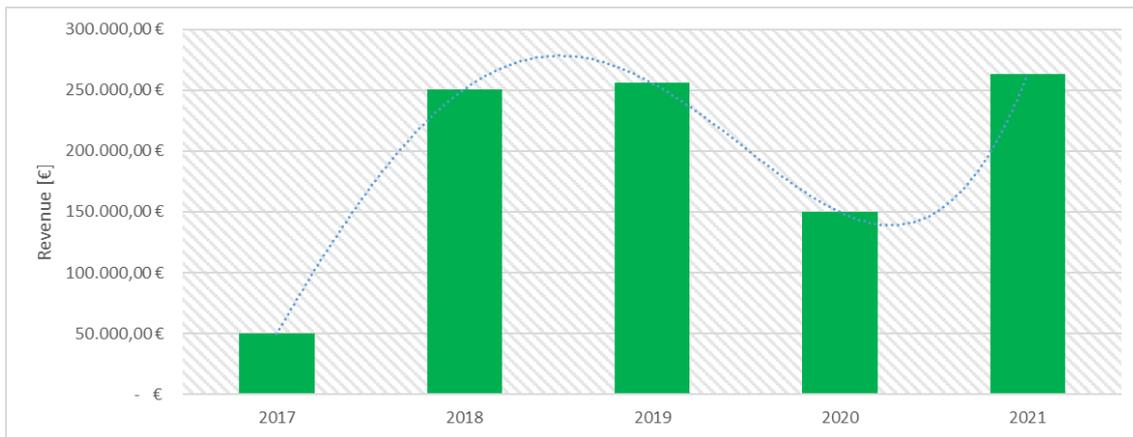


Figura 3. 115 - Ricavi totali del distretto Kolbe San Giovanni Battista dal 2017 al 2021.

L'andamento delle entrate totali è particolare e si discosta dalle restanti zone. Quello che si evince è un andamento sinusoidale, con picchi massimi analoghi per 2018, 2019 e 2021 che si aggirano intorno a € 250 000,00. Anche in questo caso, gli effetti negativi dovuti alla diminuzione del numero di property hanno smorzato le performance generali, pur ottenendo un buon risultato nella serie temporale grazie all'aumento di *ADR* e *OCR*.

Infine, in figura 3.116 è possibile vedere le performance relative ad *Available Days*, *Reservation Days* e, implicitamente, *Blocked Days*.

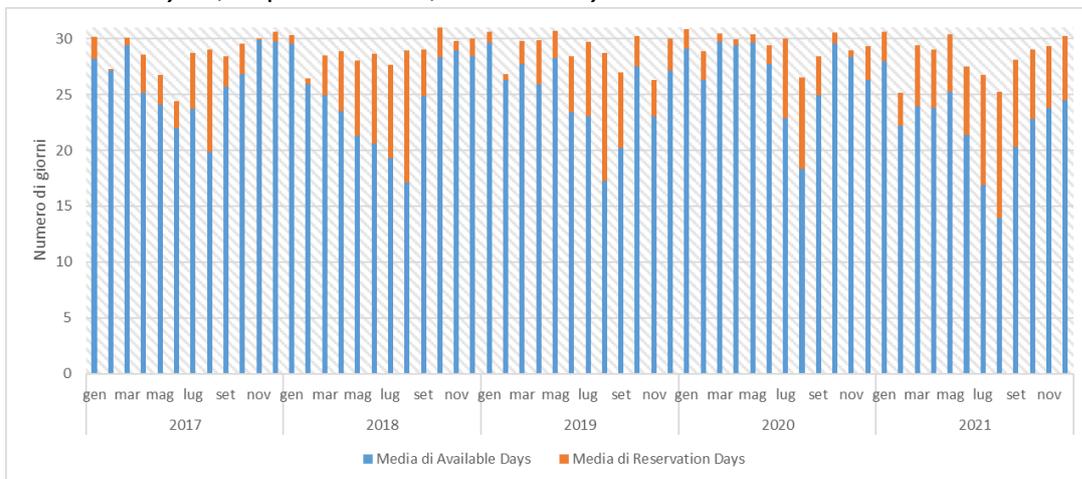


Figura 3. 116 - Available Days e Reservation Days del distretto Kolbe San Giovanni Battista dal 2017 al 2021.

Il numero medio di *Blocked Days* aumenta fievolemente nei periodi di alta stagione estivi, per una scelta degli host di non affittare le proprietà o di affittarle tramite altri canali.

3.3.14. LEUCA

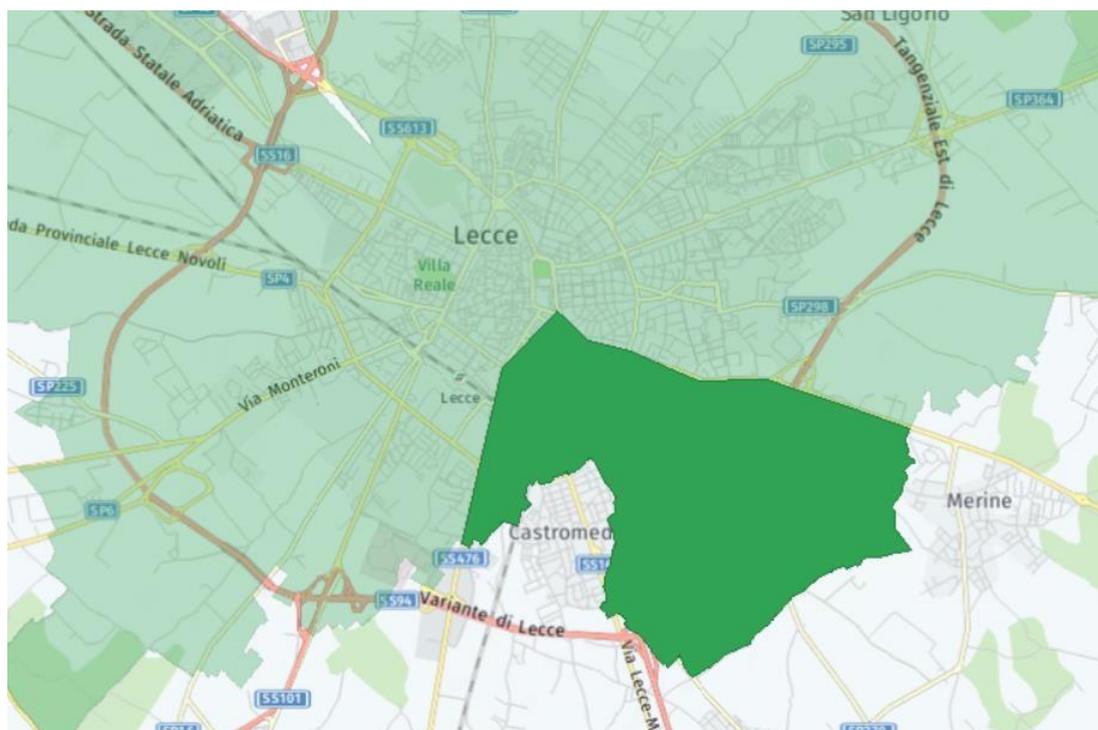


Figura 3. 117 - La zona verde più scura rappresenta lo sviluppo territoriale del distretto Leuca.

Il quartiere Leuca si estende nel quadrante sud-est della città, confinando con i comuni di Merine e Cavallino, finendo per inglobare la frazione di quest'ultimo, Castromediano. Si sviluppa intorno alla trafficata e viva Via Leuca, partendo dal monumento dedicato ai caduti proprio davanti Porta San Biagio, fino ad arrivare a oltre Castromediano.

Il distretto è una zona residenziale molto apprezzata nella città, attrezzata di parchi e caratterizzata da innumerevoli attività commerciali. Ospita all'interno dei suoi confini l'Ex Ospedale Vito Fazzi, una volta ospedale principale della città e ora poliambulatorio.

Il quartiere Leuca è il più popoloso della città, contando ben 13 364 abitanti, il 13,81% della popolazione leccese, ed ospita 665 property, il 9,54% del totale.

In figura 3.118 è possibile vedere l'andamento mensile dei RevPAN nella zona.

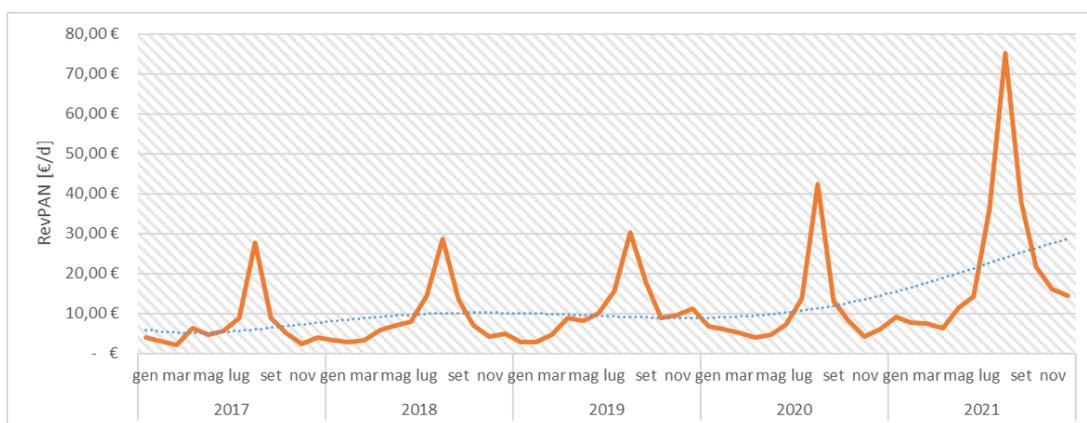


Figura 3. 118 - RevPAN del distretto Leuca dal 2017 al 2021.

Emergono picchi stagionali nei mesi di agosto ed un trend di aumento dei ricavi giornalieri medi, con performance di nota nell'agosto 2021, in cui troviamo il massimo assoluto della serie pari a € 75,24.

Guardando al numero di property attive mensilmente dal 2017 al 2021 in *figura 3.119*, si nota una diminuzione del numero di annunci attivi.

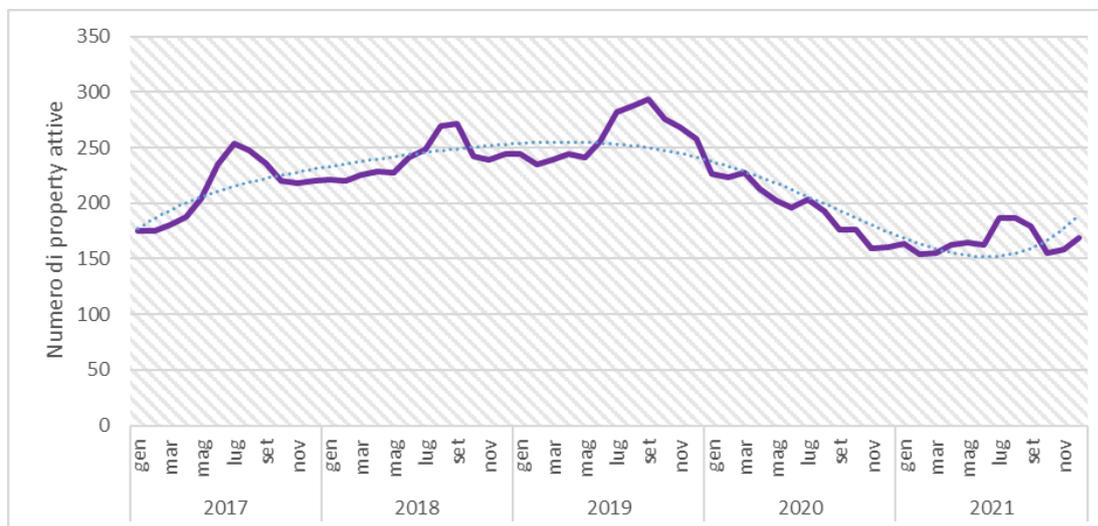


Figura 3. 119 - Numero di property attive nel distretto Leuca dal 2017 al 2021.

Si ritorna a performance relative all'inizio del periodo di analisi, con property attive pari a 169 in dicembre 2021. Quello che si nota, però, è una lieve ripresa del numero di annunci, come visibile dalla linea di tendenza polinomiale.

Un andamento del tutto analogo a quello del *RevPAN* lo si trova per l'*Average Daily Rate* in *figura 3.120*.

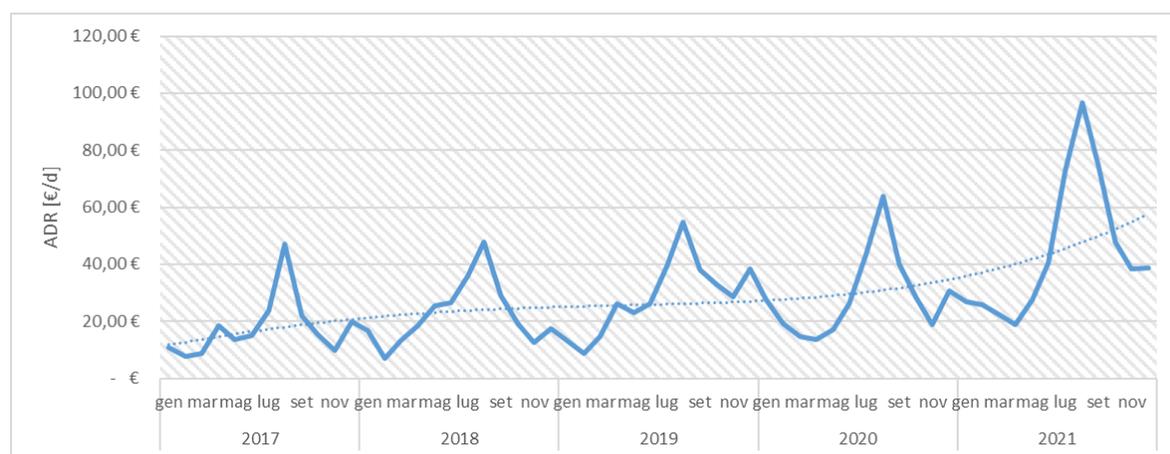


Figura 3. 120 - ADR del distretto Leuca dal 2017 al 2021.

Si distingue anche qui il fenomeno della stagionalità, con picchi in estate e durante le vacanze natalizie, registrando un massimo assoluto per la zona di € 96,73 in agosto 2021, un prezzo che è il 51,8% più alto rispetto al massimo dell'anno precedente. In generale, si delinea un trend positivo nell'andamento dei prezzi del quartiere.

L'andamento dell'Occupation Rate in figura 3.121 si mostra essere del tutto simile a quello dell'ADR in figura 3.120.

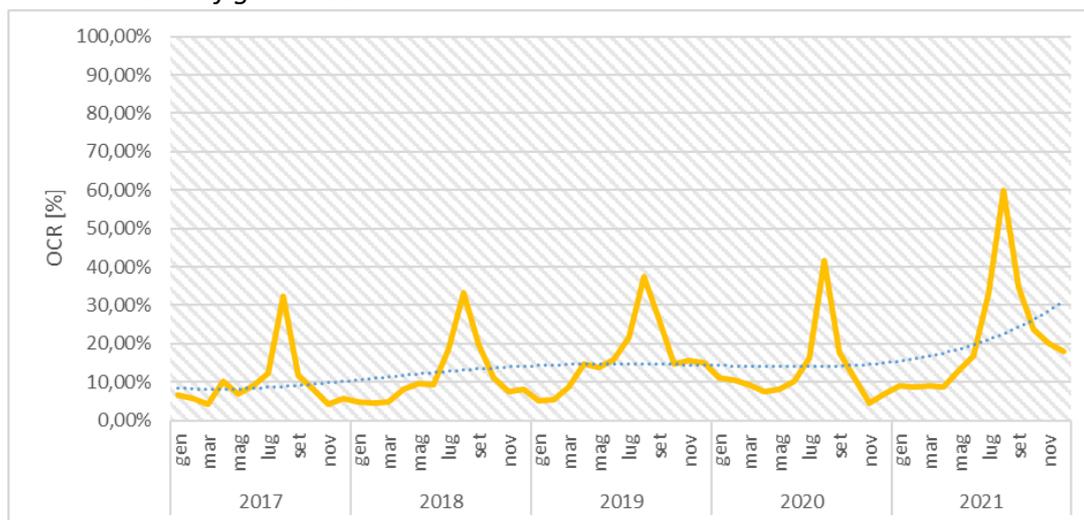


Figura 3. 121 - OCR del distretto Leuca dal 2017 al 2021.

Anche qui si evidenziano il fenomeno della stagionalità, che registra un massimo assoluto per la zona di 59,96% in agosto 2021, ed un trend positivo nell'andamento del tasso di occupazione medio del quartiere. Questo fa pensare ad un apprezzamento del quartiere per la sua disponibilità di servizi e per essere vicino alle principali attrazioni turistiche che la città offre.

Il numero di property possedute da un host nel quartiere Leuca è molto vario, come mostra la figura 3.122.

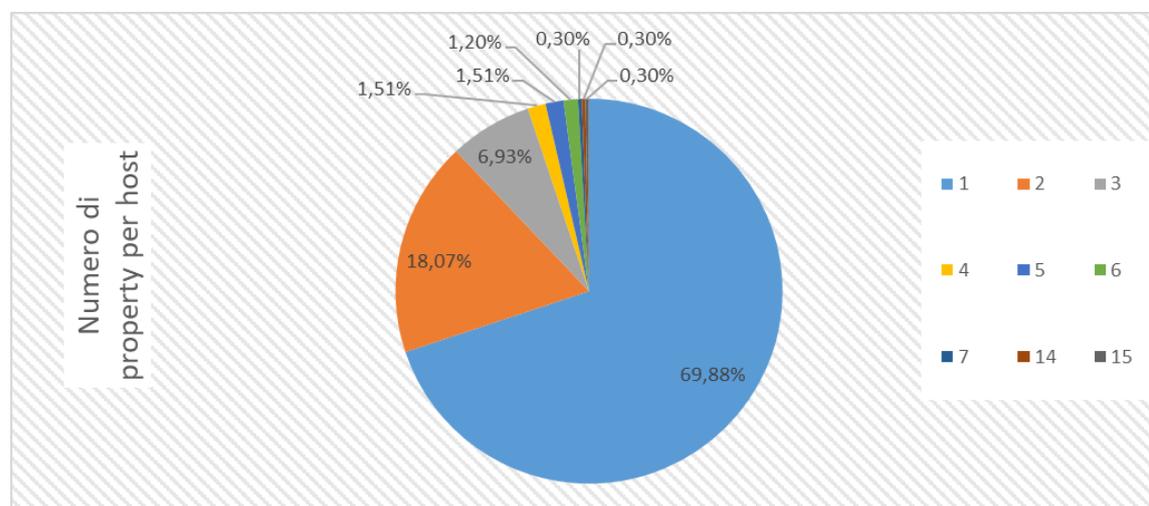


Figura 3. 122 - Numero di property per host del distretto Leuca dal 2017 al 2021.

Spicca il maggior ventaglio di dati raccolti nella zona, segno di un'attività maggiormente imprenditoriale nel quartiere, e non di semplice arrotondamento delle entrate familiari. Il 69,88% degli host possiede un solo annuncio sulla piattaforma, 60 host possiedono 2 annunci iscritti sulla piattaforma ed un proprietario possiede ben 15 property annoverate tra quelle presenti su Airbnb.

Il maggior apprezzamento della zona emerge anche nelle performance annuali dei ricavi totali della zona, in *figura 3.123*.

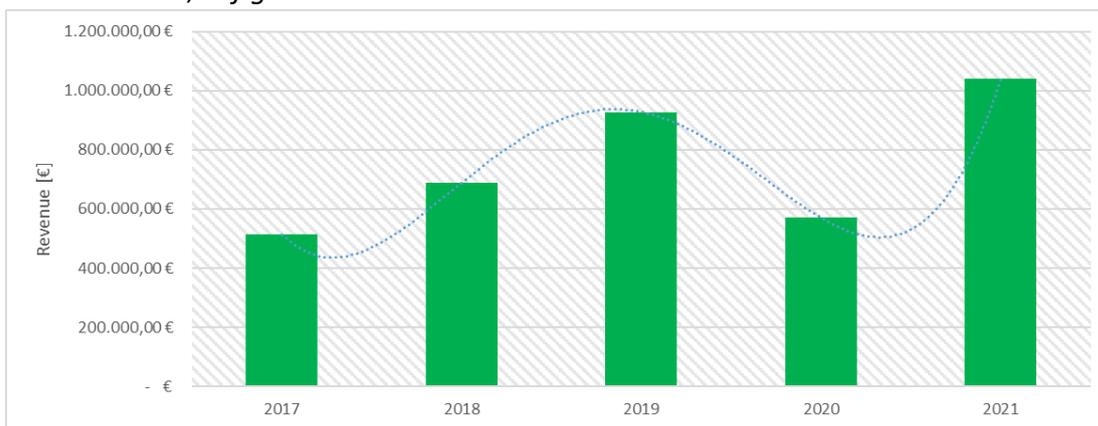


Figura 3. 123 - Ricavi totali del distretto Leuca dal 2017 al 2021.

Le entrate totali, dopo un andamento parabolico con massimo di € 927 451,33 nel 2019, risalgono nel 2021, segnando un nuovo record. L'aumento dei prezzi e del tasso di occupazione hanno contrastato gli effetti negativi della diminuzione delle property, anch'essa in lenta ripresa nell'ultimo anno.

Il numero di giorni prenotabili ed il numero di giorni prenotati emergono nel grafico in *figura 3.124*, dal quale poter ricavare anche il numero di giorni bloccati.

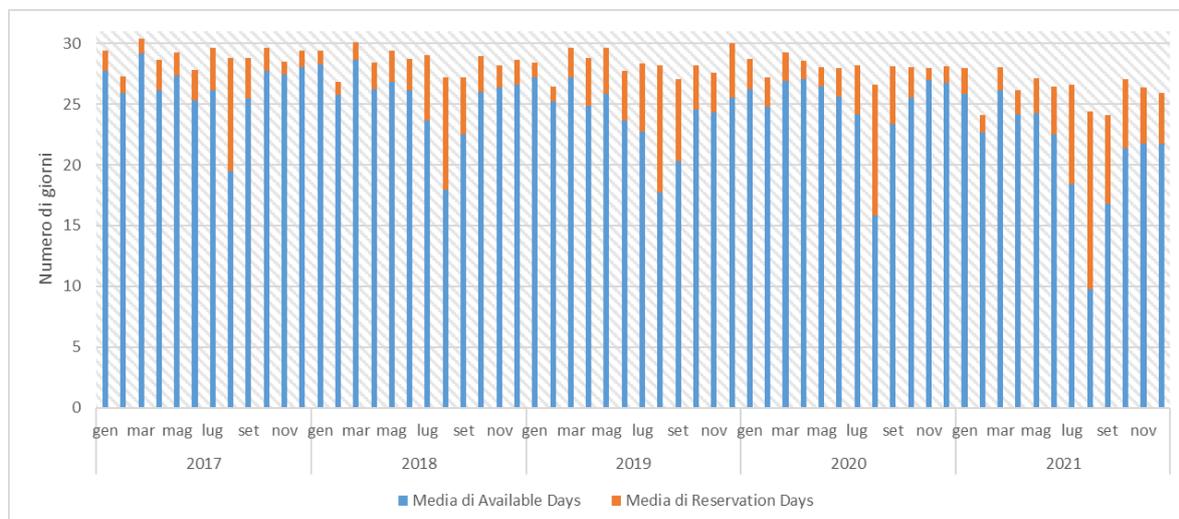


Figura 3. 124 - Available Days e Reservation Days del distretto Leuca dal 2017 al 2021.

I *Reservation Days* aumentano in corrispondenza dell'alta stagione, come i *Blocked Days*, che vedono un aumento generale nell'ultimo anno, con un massimo di 6 giorni bloccati in settembre 2021.

3.3.15. MAZZINI



Figura 3. 125 - La zona verde più scura rappresenta lo sviluppo territoriale del distretto Mazzini.

Il quartiere Mazzini è il più prossimo al quartiere Centro, dal quale si distingue per l'architettura tipicamente novecentesca. La zona è prettamente residenziale, con numerosi esercizi commerciali, come evidente nella via del passeggio, Via Trinchese, cuore dello shopping cittadino. Importante punto di ritrovo è Piazza Mazzini, a cui il quartiere deve il nome, luogo di incontri e manifestazioni, come il Congresso Eucaristico Internazionale del 1956 che richiamò nell'ampio spazio della piazza ben 300 000 persone¹⁷. Il quartiere è anche famoso per ospitare la più grande fontana della città, la Fontana della vita (*figura 3.126*), inaugurata nel 1975 e che riprende gli elementi architettonici sinuosi del barocco.

¹⁷ Fonte: visitlecce.eu.



Figura 3. 126 - Dettaglio della Fontana della vita (fonte: lecceprima.it).

Il quartiere è abitato da 12 820 leccesi, ben il 13,25% della popolazione totale, risultando il terzo più popoloso della città e ospita 762 property, il 10,93% del totale.

Il RevPAN della zona, ovvero i ricavi realizzati in un mese e spalmati su ogni giorno, sono mostrati in *figura 3.127*.

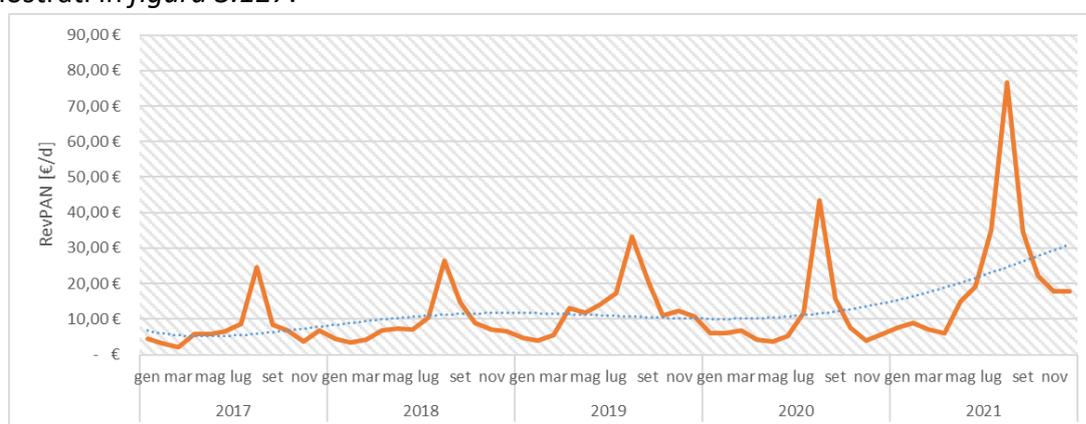


Figura 3. 127 - RevPAN del distretto Mazzini dal 2017 al 2021.

L'andamento che si delinea è stagionale con massimi in ogni mese di agosto e minimi in primavera. Interessante il trend individuato nell'ultimo anno che, con un aumento del 76,27% rispetto al 2020, segna un nuovo massimo in agosto 2021, dove i ricavi giornalieri erano pari a € 76,57.

In *figura 3.128* si può osservare l'andamento del numero di property di mese in mese nel periodo finestra considerato.

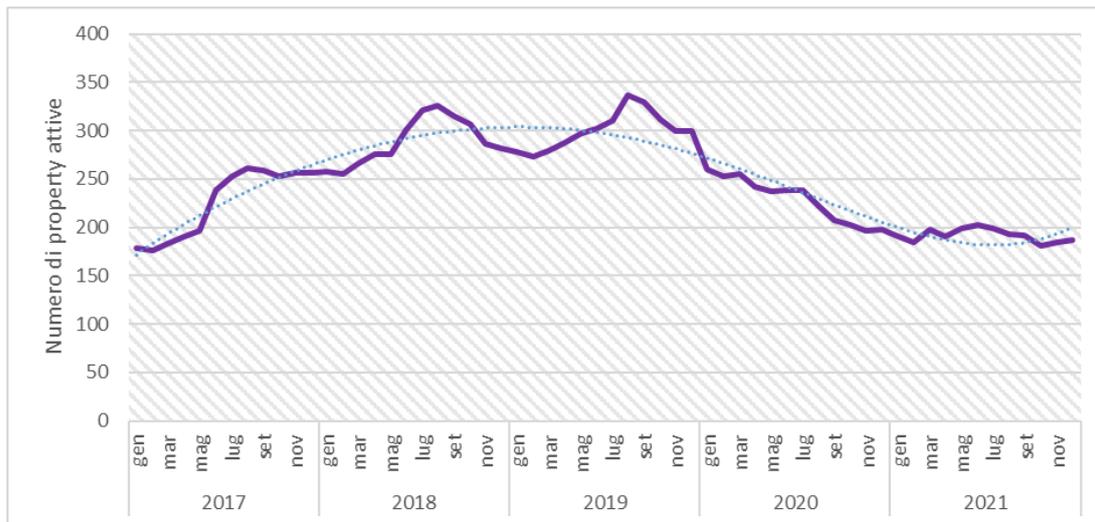


Figura 3. 128 - Numero di property attive nel distretto Mazzini dal 2017 al 2021.

Anche in questa zona si è assistito ad un calo del numero di annunci, dopo il massimo dell'attività raggiunto in agosto 2019, con ben 336 property attive nel mese. Il 2021 chiude con performance analoghe a quelle di inizio 2017, seppur con un lieve accenno di ripresa, da verificare con gli aggiornamenti di AirDNA del 2022.

Segue il grafico relativo all'andamento dell'*Average Daily Rate ADR*, mostrato in figura 3.129.

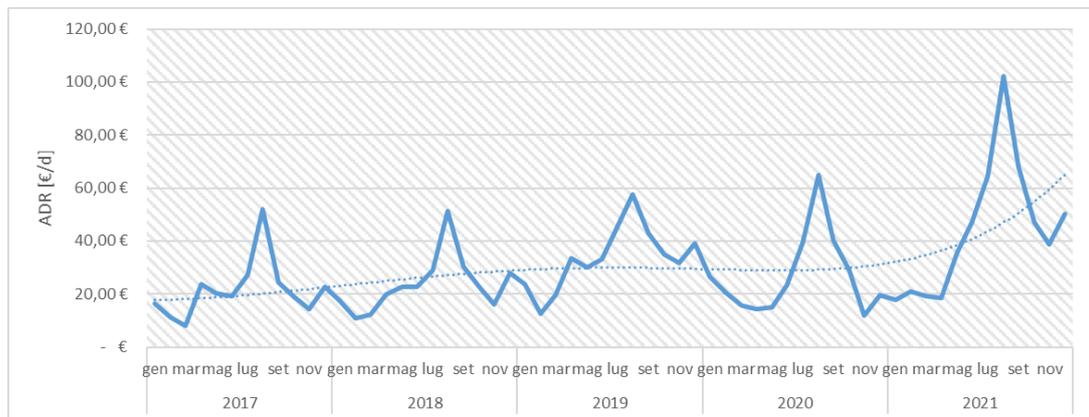


Figura 3. 129 - ADR del distretto Mazzini dal 2017 al 2021.

Il fenomeno della stagionalità si riconferma essere presente anche in questa variabile, con un marcato aumento dei prezzi non solo in estate, ma anche durante le vacanze natalizie (si veda dicembre 2021). Il massimo, anche in questo caso, è stato raggiunto in agosto 2021, quando i prezzi medi della zona si aggiravano intorno a € 102,34.

L'andamento dell'*OCR* in figura 3.130 rispecchia quello dell'*ADR* in figura 3.129.

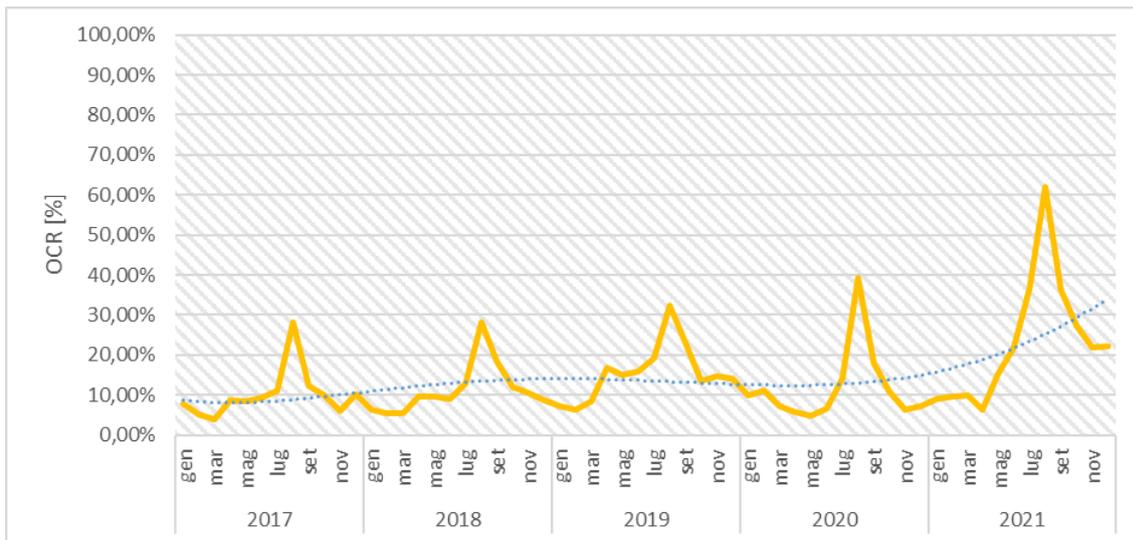


Figura 3. 130 - OCR del distretto Mazzini dal 2017 al 2021.

Anche qui si evidenziano il fenomeno della stagionalità, che registra un massimo assoluto per la zona di 62,12% in agosto 2021, ed un trend positivo nell'andamento del tasso di occupazione medio del quartiere. Questo fa pensare ad un apprezzamento del quartiere per la sua disponibilità di servizi, negozi e per essere molto vicino alle principali attrazioni turistiche che la città offre.

In figura 3.131 la distribuzione del numero di property per host nel quartiere Mazzini.

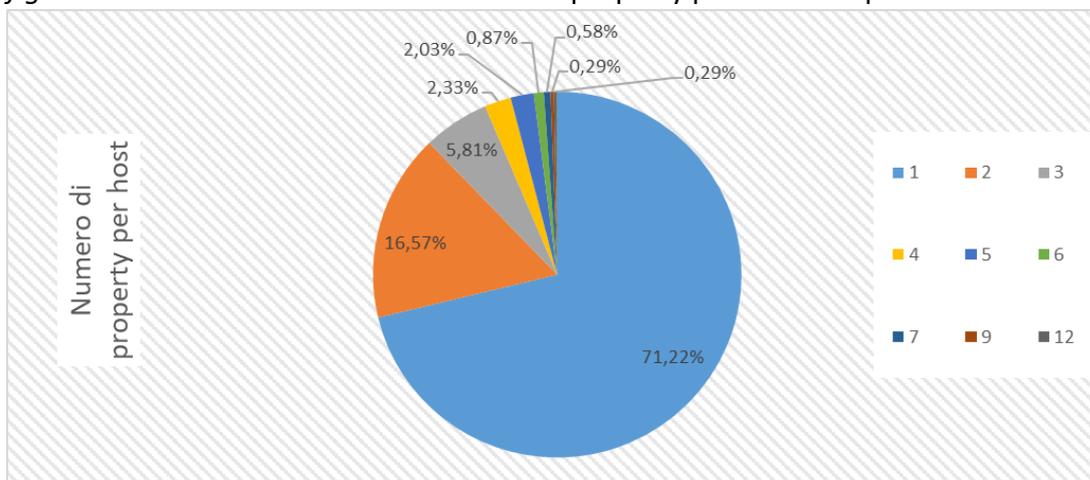


Figura 3. 131 - Numero di property per host del distretto Mazzini dal 2017 al 2021.

Si presenta un maggior ventaglio di dati, segno di un'attività imprenditoriale consistente nella zona, essendo particolarmente strategica per raggiungere i principali luoghi di interesse. Il 29,78% degli host possiede almeno 2 property iscritte sulla piattaforma.

Le entrate totali dalle property nel quartiere sono illustrate in figura 3.132.

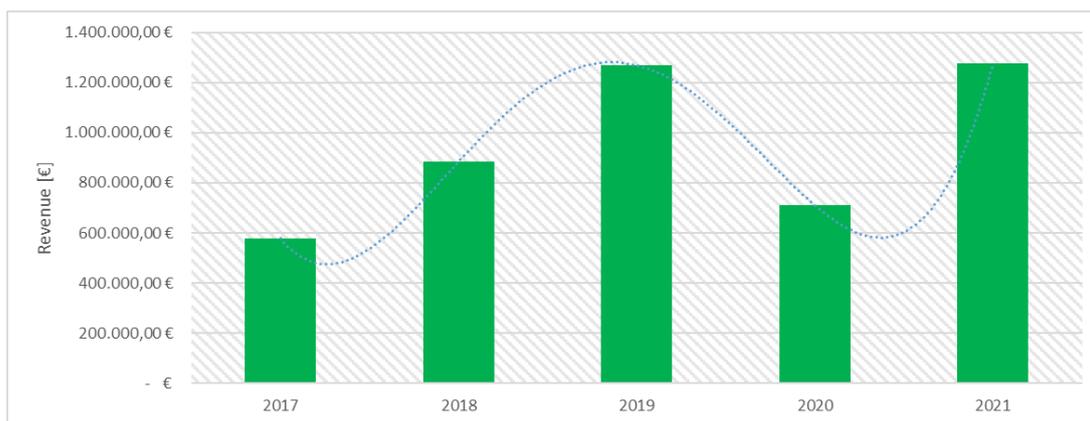


Figura 3. 132 - Ricavi totali del distretto Mazzini dal 2017 al 2021.

Si nota come le performance del 2021 siano pari a quelle del 2019, segno che l'anno di pandemia non ha intaccato l'andamento dei ricavi nella zona nel medio-lungo periodo.

Infine, in figura 3.133 è possibile vedere le performance relative ad *Available Days*, *Reservation Days* e, implicitamente, *Blocked Days*.

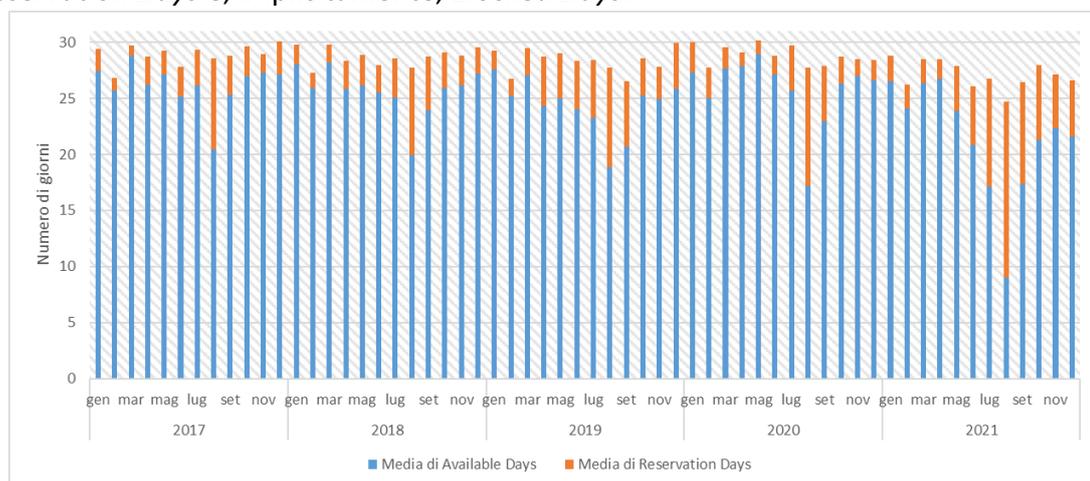


Figura 3. 133 - Available Days e Reservation Days del distretto Mazzini dal 2017 al 2021.

Il numero medio di *Blocked Days* aumenta fievolemente nei periodi di alta stagione estivi, per una scelta degli host di non affittare le proprietà o di affittarle tramite altri canali. Si nota, però, un trend di aumento dei giorni bloccati, maggiormente evidente nelle performance del 2021.

3.3.16. RUDIAE SAN PIO

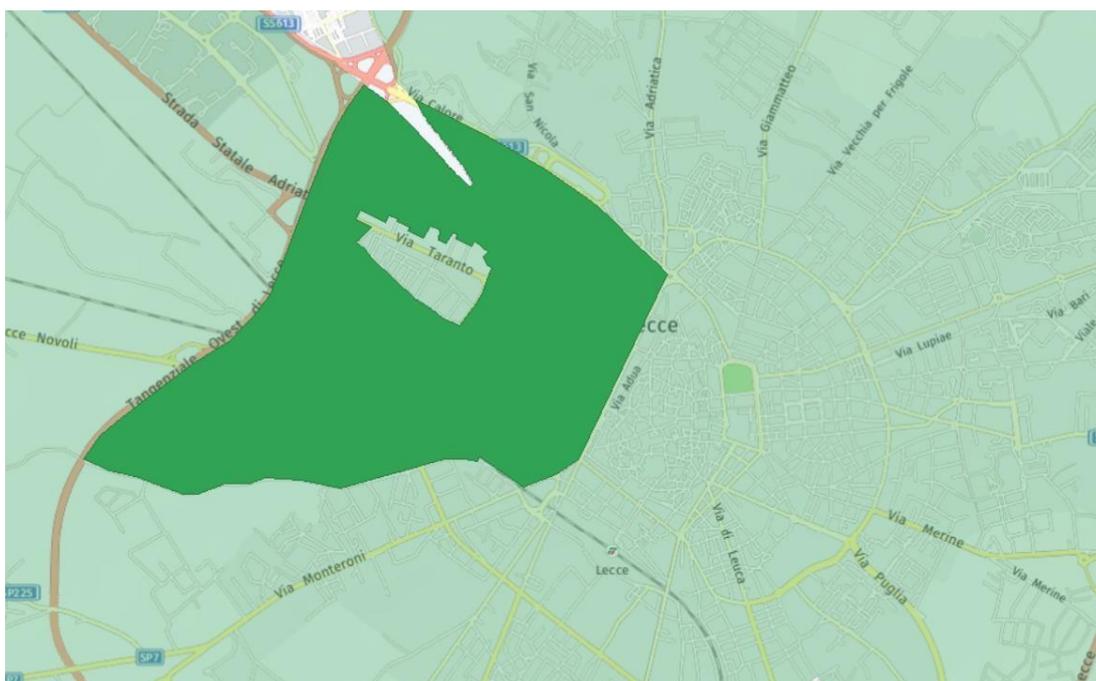


Figura 3. 134 - La zona verde più scura rappresenta lo sviluppo territoriale del distretto Rudiae San Pio.

Il quartiere Rudiae San Pio si estende nel quadrante nord-ovest della città, delimitato a est da Viale dell'Università e a ovest dalla Tangenziale Ovest. Prende il nome da una delle porte della città antica, Porta Rudiae, e dall'omonima parrocchia, San Pio. È una zona prettamente universitaria, che ospita molte delle facoltà dell'Università del Salento, sparse nelle sue diverse sedi, tra cui l'importante Studium. Inoltre, ospita Villa Reale, il Parco di Belloluogo con la sua antica torre e il cimitero della città, con il suo importante cimitero monumentale e la chiesa dei Santi Niccolò e Cataldo (figura 3.135), fondata insieme all'attiguo monastero nel 1180 dal conte di stirpe normanna Tancredi d'Altavilla, re di Sicilia.



Figura 3. 135 - Facciata della Chiesa dei Santi Niccolò e Cataldo (a sinistra) e particolare delle volte affrescate delle navate (a destra) (fonte: wikipedia.it).

Il quartiere è tra i più popolosi della città, con 10 051 abitanti (10,39%), ed ospita 781 property su Airbnb, il 11,21%.

Se si guarda al *RevPAN* in *figura 3.136* si nota che i picchi annuali in corrispondenza del periodo estivo si aggirano tra € 20,00 e € 40,00 al giorno fino al 2020.

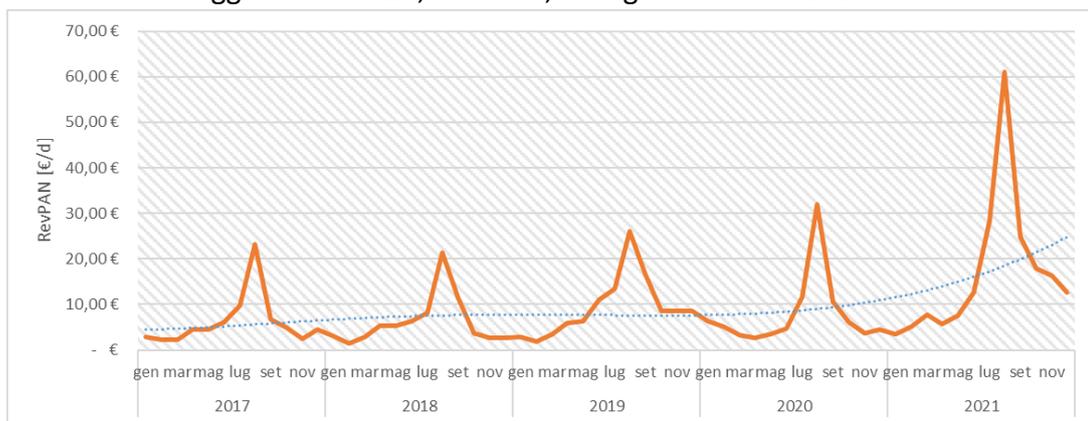


Figura 3. 136 - RevPAN del distretto Rudiae San Pio dal 2017 al 2021.

Il 2021 vede un aumento consistente dei ricavi giornalieri; basti solo notare come in agosto 2021 i ricavi siano raddoppiati rispetto allo stesso periodo dell'anno precedente. In generale, si delinea un trend di crescita dei *RevPAN* nella zona.

Il numero di property attive nella zona ha subito una flessione, come evidente in *figura 3.137*.

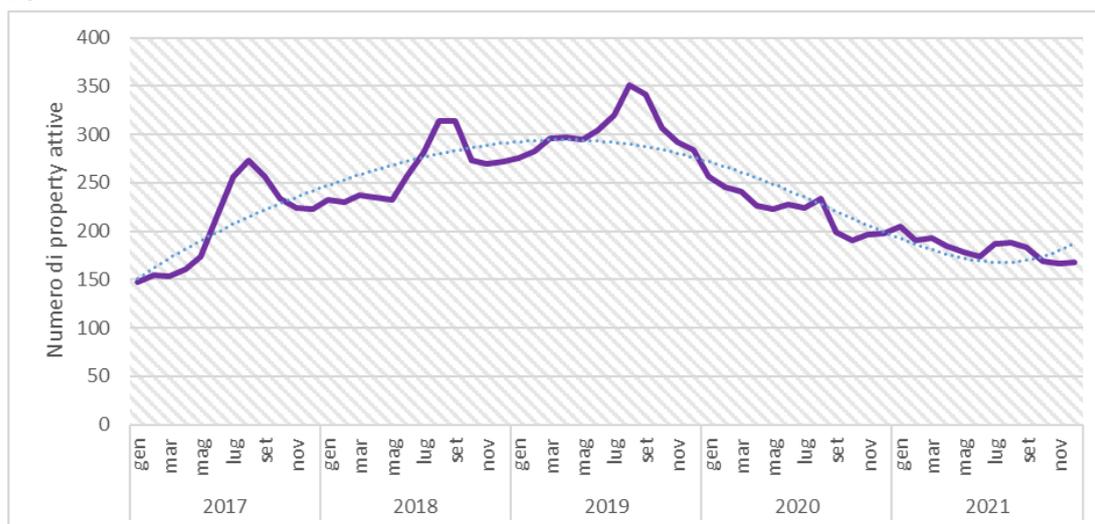


Figura 3. 137 - Numero di property attive nel distretto Rudiae San Pio dal 2017 al 2021.

Il picco di 351 annunci in agosto 2019 è stato seguito da un diminuzione repentina, con uno stallo raggiunto nel 2021, che chiude con 168 property.

Segue il grafico relativo all'andamento dell'*Average Daily Rate ADR*, mostrato in *figura 3.138*.

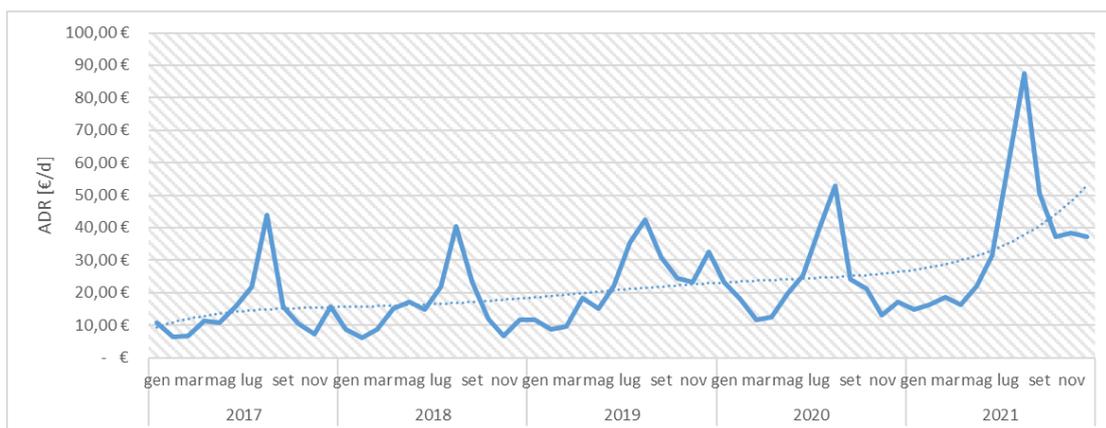


Figura 3. 138 - ADR del distretto Rudiae San Pio dal 2017 al 2021.

Il fenomeno della stagionalità si riconferma essere presente anche in questa variabile, con un marcato aumento dei prezzi non solo in estate, ma anche durante le vacanze natalizie (si veda dicembre 2019 e 2021). Il massimo, anche in questo caso, è stato raggiunto in agosto 2021, quando i prezzi medi della zona si aggiravano intorno a € 87,49.

L'andamento dell'OCR in figura 3.139 rispecchia quello dell'ADR in figura 3.129.

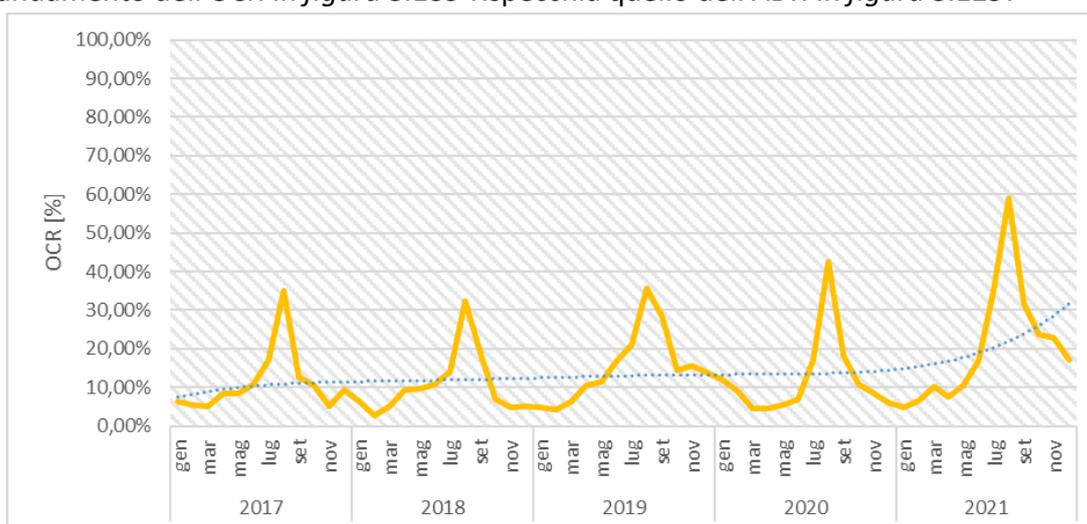


Figura 3. 139 - OCR del distretto Rudiae San Pio dal 2017 al 2021.

Anche qui si evidenziano il fenomeno della stagionalità, che registra un massimo assoluto per la zona di 59,13% in agosto 2021, ed un trend positivo nell'andamento del tasso di occupazione medio del quartiere, particolarmente visibile nel 2021.

Le performance delle variabili finora analizzate risultano essere del tutto simili a quelle del quartiere Mazzini; quindi, nonostante le diverse posizioni in città, risultano ricevere gli stessi apprezzamenti dal punto di vista dello short-renting, complici la vicinanza al centro e i numerosi servizi.

In figura 3.140 la distribuzione del numero di property per host nel quartiere Mazzini.

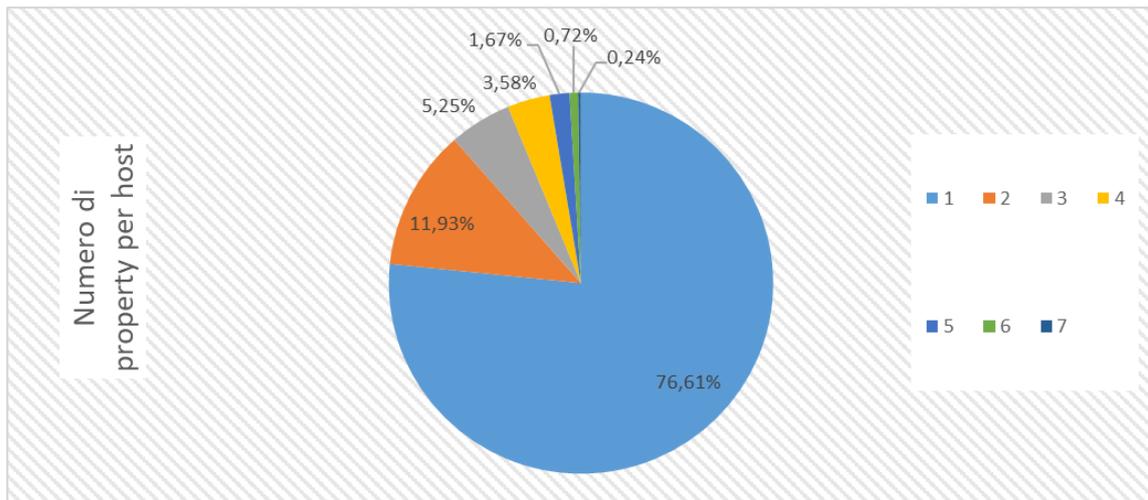


Figura 3. 140 - Numero di property per host del distretto Rudiae San Pio dal 2017 al 2021.

Si presenta un ventaglio vario di dati, segno di un'attività imprenditoriale di nota nella zona, essendo particolarmente strategica per raggiungere i principali luoghi di interesse. Il 23,39% degli host possiede almeno 2 property iscritte sulla piattaforma, pur prevalendo i single-host. Il multi-host con più property gestisce ben 7 annunci anche nella zona.

Le entrate totali dalle property nel quartiere sono illustrate in *figura 3.141*.

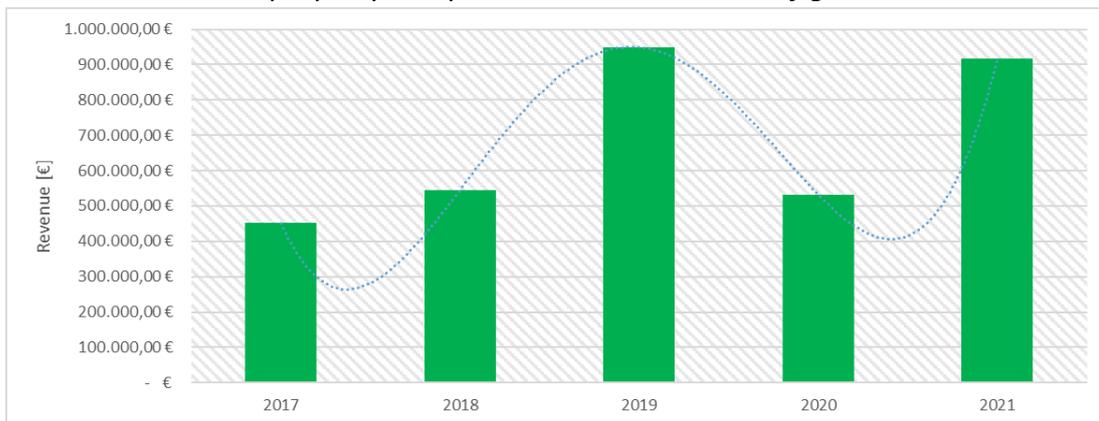


Figura 3. 141 - Ricavi totali del distretto Rudiae San Pio dal 2017 al 2021.

Si nota come le performance del 2021 siano pari a quelle del 2019, segno che l'anno di pandemia non ha intaccato l'andamento dei ricavi nella zona nel medio-lungo periodo, permettendo un recupero del fatturato.

Infine, in *figura 3.142* è possibile vedere le performance relative ad *Available Days*, *Reservation Days* e, implicitamente, *Blocked Days*.

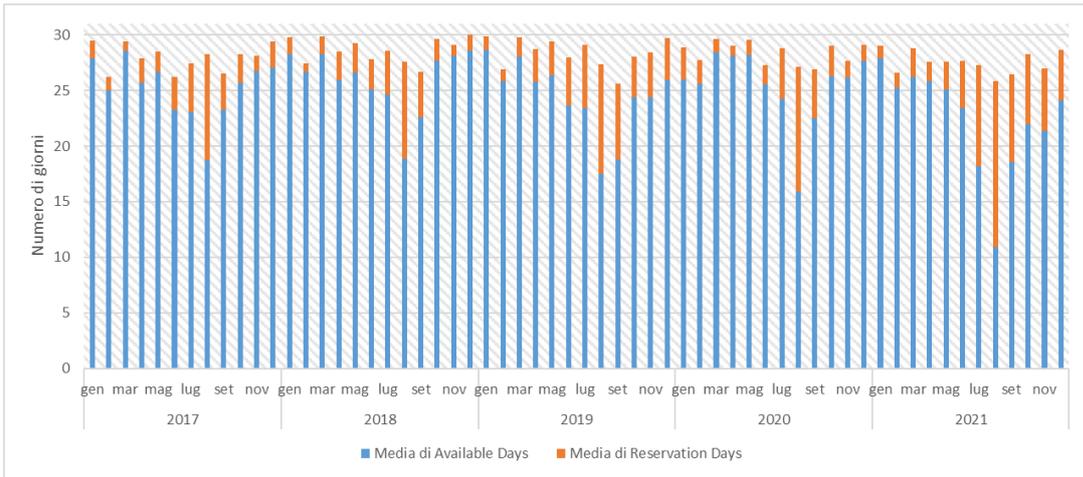


Figura 3. 142 - Available Days e Reservation Days del distretto Rudiae San Pio dal 2017 al 2021.

Il numero medio di *Blocked Days* aumenta fievolemente nei periodi di alta stagione estivi, per una scelta degli host di non affittare le proprietà o di affittarle tramite altri canali. Si nota, però, un trend di aumento dei giorni bloccati, maggiormente evidente nelle performance del 2021.

3.3.17. SALESIANI

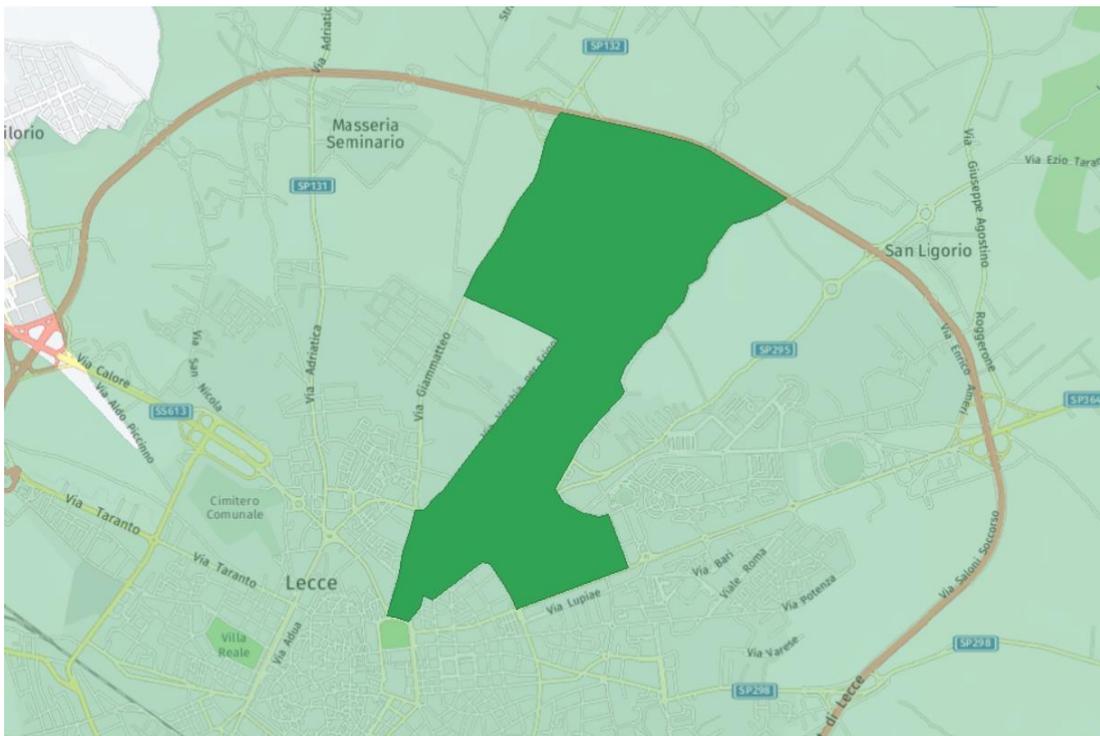


Figura 3. 143 - La zona verde più scura rappresenta lo sviluppo territoriale del distretto Salesiani.

Il quartiere Salesiani prende il nome dalla Basilica di San Domenico Savio dei Salesiani di Don Bosco. Il distretto si articola dalla Villa Comunale fino all'anello della tangenziale, seguendo un asse che va verso nord-est.

Il quartiere è abitato da 9848 persone, il 10,18% della popolazione leccese totale, ed ospita 278 property, il 3,99% del totale.

Se si guarda al RevPAN in *figura 3.144* si nota che i picchi annuali in corrispondenza del periodo estivo si aggirano tra € 20,00 e € 40,00 al giorno fino al 2020.

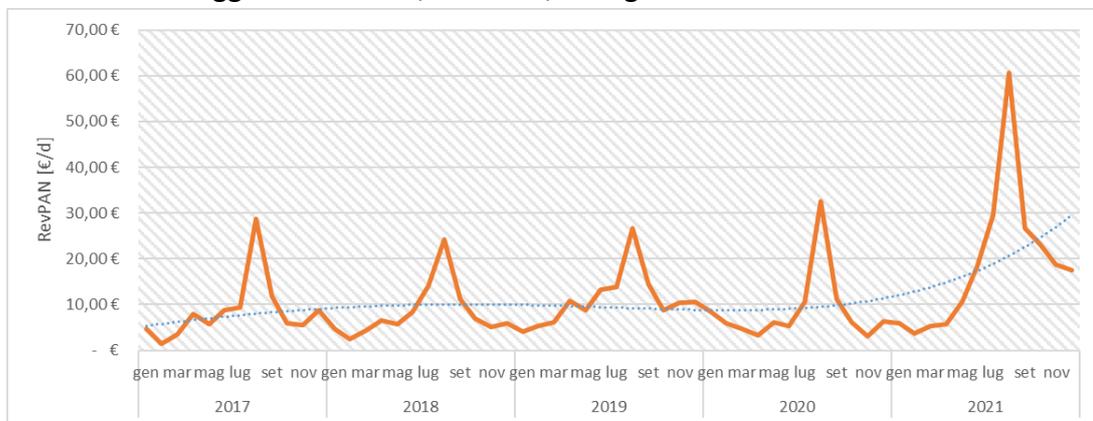


Figura 3. 144 - RevPAN del distretto Salesiani dal 2017 al 2021.

Il 2021 vede un aumento consistente dei ricavi giornalieri in tutti i mesi che lo compongono. Infatti, in agosto 2021 i ricavi sono aumentati dell'86,7% rispetto allo stesso periodo dell'anno precedente. In generale, dopo una fase di stazionamento, si delinea un trend di crescita dei RevPAN nella zona.

Si può individuare un fenomeno di stagionalità nei trend ciclici nel numero di property attive in *figura 3.145*. Quello che si nota è un aumento della disponibilità di annunci in concomitanza con la stagione estiva, particolarmente evidente nei primi 3 anni del periodo finestra, giustificabile con l'offerta che cerca di soddisfare la domanda.

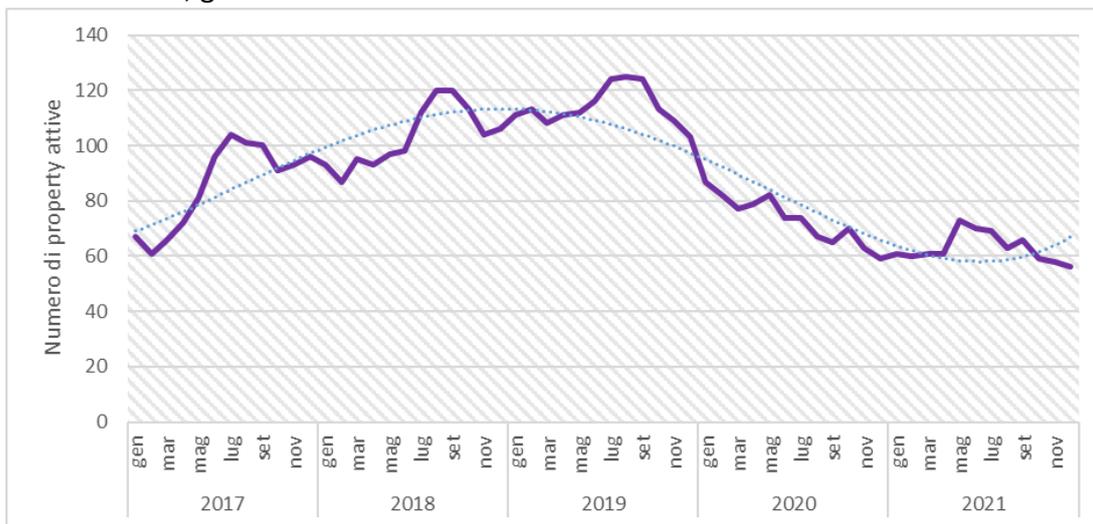


Figura 3. 145 - Numero di property attive del distretto Salesiani dal 2017 al 2021.

Nel quartiere in esame si nota un andamento parabolico del numero di property attive, con un massimo assoluto in corrispondenza di agosto 2019 (124 annunci attivi) ed un declino generale degli annunci attivi dopo tale mese, che porta a performance

addirittura precedenti al 2017. Infatti, il 2021 chiude con sole 56 property attive nella zona.

Segue il grafico relativo all'andamento dell'*Average Daily Rate ADR*, mostrato in *figura 3.146*.

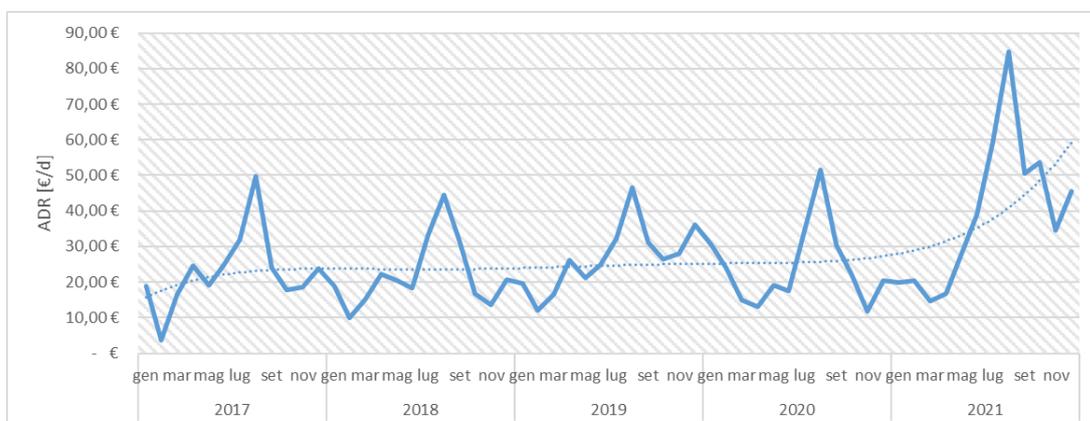


Figura 3. 146 - ADR del distretto Salesiani dal 2017 al 2021.

Il fenomeno della stagionalità si riconferma essere presente anche in questa variabile, con un marcato aumento dei prezzi non solo in estate, ma anche durante le vacanze natalizie (si veda dicembre 2019 e 2021). Il massimo, anche in questo caso, è stato raggiunto in agosto 2021, quando i prezzi medi della zona si aggiravano intorno a € 84,80. In generale, i primi 4 anni sono stati caratterizzati da uno stazionamento dei prezzi medi, con il 2021 che ha portato ad una crescita evidente.

L'andamento dell'OCR in *figura 3.139* rispecchia quello dell'ADR in *figura 3.147*.

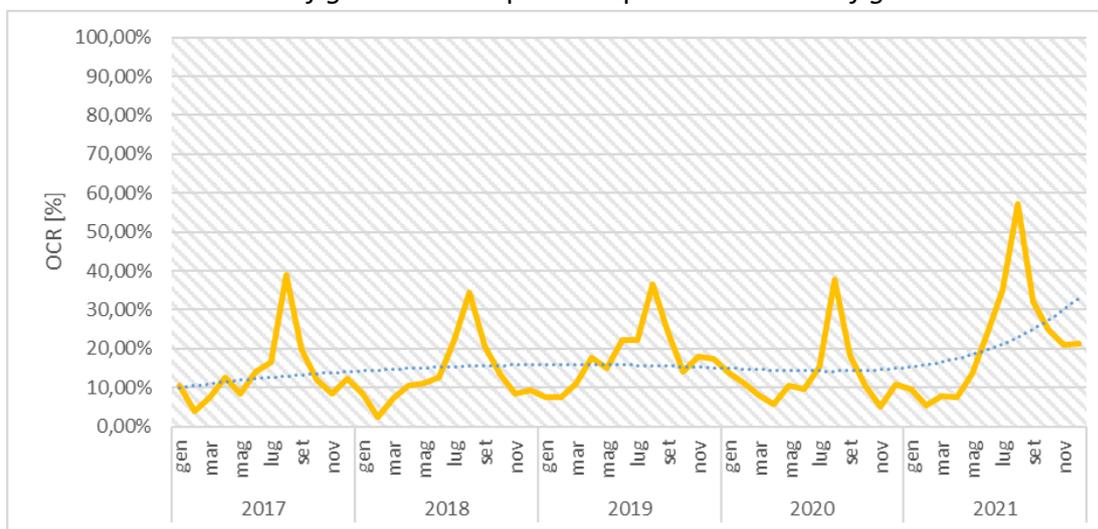


Figura 3. 147 - OCR del distretto Salesiani dal 2017 al 2021.

Anche qui si evidenzia il fenomeno della stagionalità, che registra un massimo assoluto per la zona di 57,28% in agosto 2021, dopo 4 anni di massimi relativi stabili in valore. Inoltre, si delinea un trend positivo nell'andamento del tasso di occupazione medio del quartiere, particolarmente visibile nel 2021 grazie alla linea di tendenza polinomiale.

Le performance delle variabili finora analizzate risultano essere del tutto simili a quelle dei quartieri Rudiae San Pio e Mazzini; quindi, nonostante le diverse posizioni in città, risultano ricevere gli stessi apprezzamenti dal punto di vista dello short-renting, complici la vicinanza al centro, la viabilità che permette di uscire facilmente dalla città e i numerosi servizi.

In *figura 3.148* la distribuzione del numero di property per host nel quartiere Salesiani.

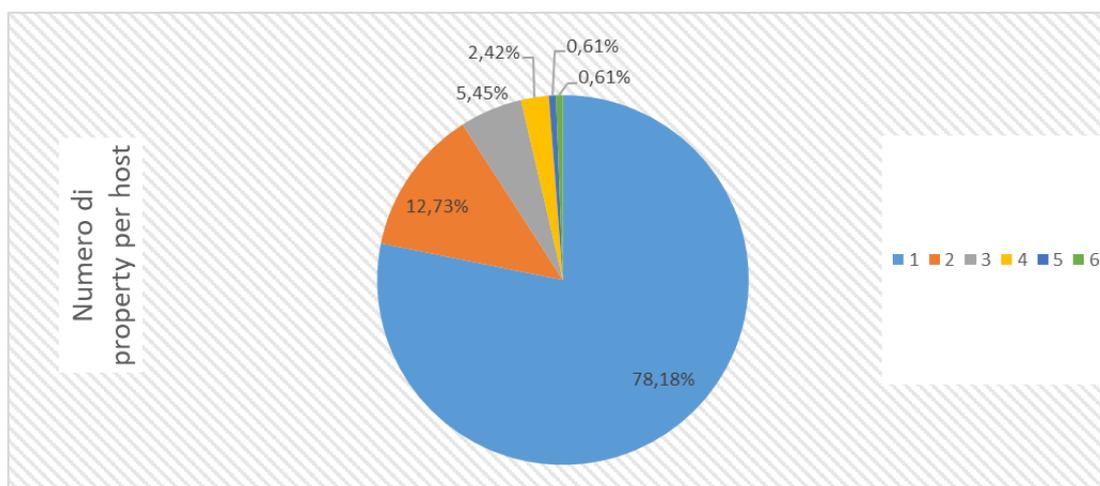


Figura 3. 148 - Numero di property per host del distretto Salesiani dal 2017 al 2021.

Si nota una distribuzione abbastanza variegata dei dati, segno di un'attività imprenditoriale di nota nella zona, essendo particolarmente strategica per raggiungere i principali luoghi di interesse. Prevalgono i single-host con il 78,18% e il 21,72% degli host possiede almeno 2 property iscritte sulla piattaforma. Il multi-host con più property gestisce 6 annunci anche nella zona.

In *figura 3.149* è possibile osservare l'andamento dei ricavi totali, sotto la voce di *Revenue*, realizzati dalle property in questa zona.

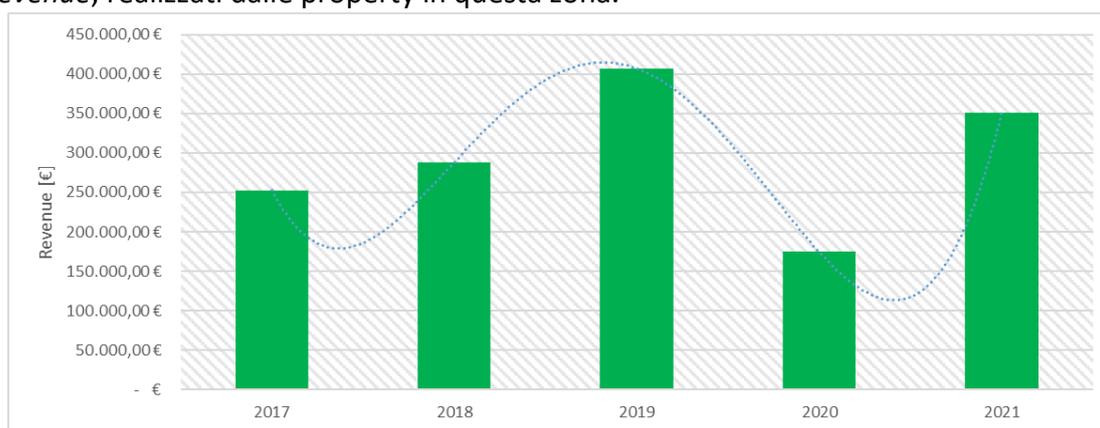


Figura 3. 149 - Ricavi totali del distretto Salesiani dal 2017 al 2021.

Emerge un andamento a parabola concava fino al 2020, anno che probabilmente avrebbe potuto portare a performance migliori se non fosse stato per le chiusure imposte per l'emergenza sanitaria. Il massimo si ha in corrispondenza del 2019, che chiude con € 406 817,26. Il 2021 segna performance quasi analoghe al 2019, ma la

diminuzione del numero di property non gli ha permesso di essere il massimo assoluto della serie.

Infine, in *figura 3.150* è possibile vedere le performance relative ad *Available Days*, *Reservation Days* e, implicitamente, *Blocked Days*.

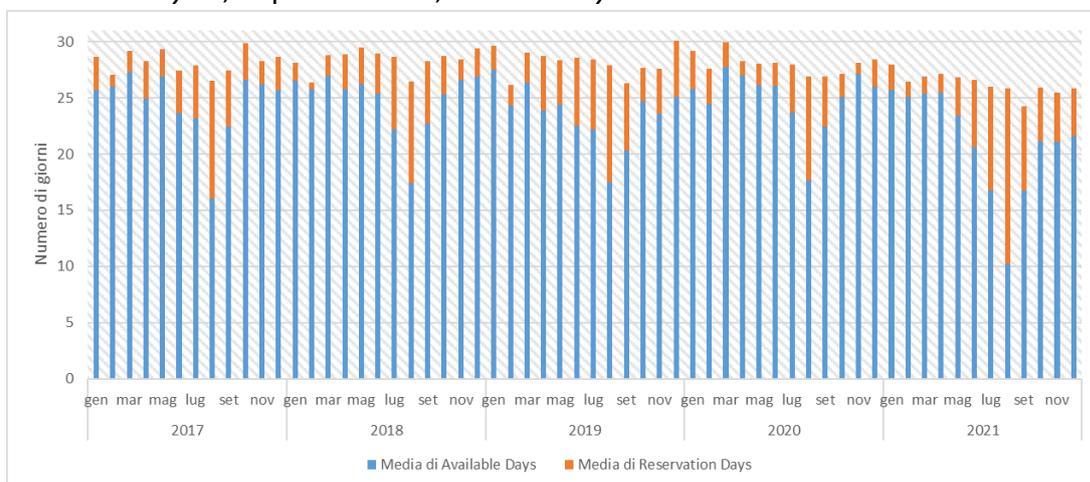


Figura 3. 150 - Available Days e Reservation Days del distretto Salesiani dal 2017 al 2021.

Il numero medio di *Blocked Days* aumenta debolmente nei periodi di alta stagione estivi, per una scelta degli host di non affittare le proprietà o di affittarle tramite altri canali. In generale, si nota un trend di aumento dei giorni bloccati, maggiormente evidente nelle performance del 2021.

3.3.18. SAN LIGORIO

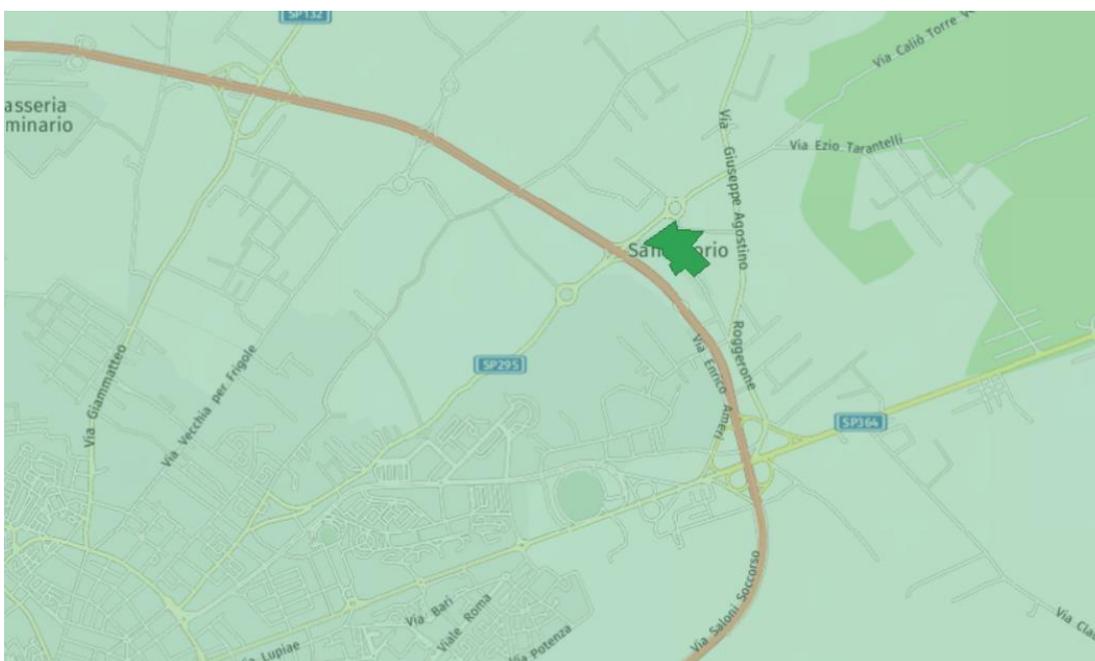


Figura 3. 151 - La zona verde più scura rappresenta lo sviluppo territoriale del distretto San Ligorio.

Il distretto di San Ligorio dista circa 3 km dalla città di Lecce, proprio al di fuori dell'anello della tangenziale. Borgo San Ligorio è un piccolo borgo sorto dove una volta c'era un antico casale medievale del X secolo¹⁸, poi divenuto palazzo baronale nel XIV secolo¹⁹.



Figura 3. 152 - Particolare della piazza principale del borgo, illuminata per il periodo natalizio (Fonte: lecceprima.it).

Il borgo è abitato da sole 39 persone, circa lo 0,04% della popolazione totale, ed ospita una sola property, ovvero lo 0,01% del totale della zona.

La property è stata iscritta sulla piattaforma di Airbnb ad agosto 2019, come evidente dallo sviluppo della linea temporale nel grafico dei RevPAN in figura 3.153.

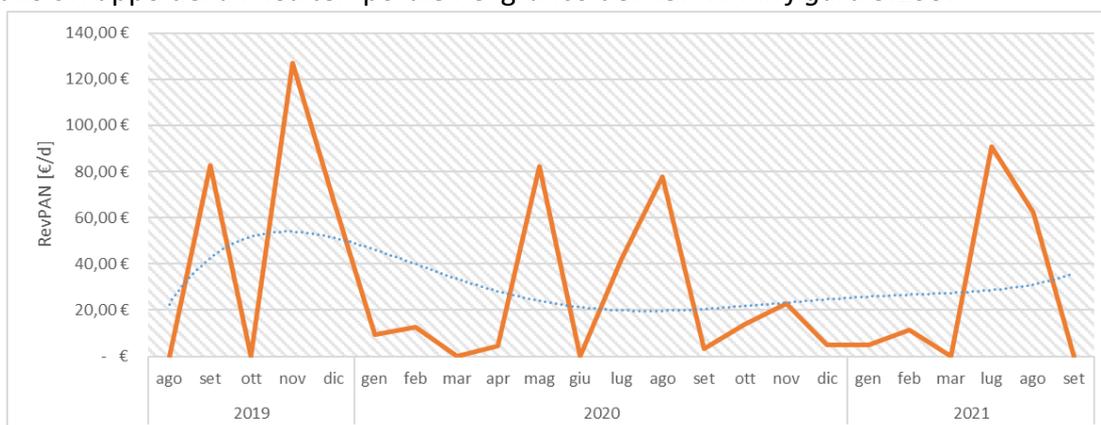


Figura 3. 153 - RevPAN del distretto San Ligorio dal 2019 al 2021.

Escludendo il primo anno di rodaggio per la struttura ricettiva, i ricavi giornalieri maggiori si hanno in corrispondenza dei mesi più caldi, essendo la property una villa in campagna con un grandi spazi. Il massimo è stato raggiunto a novembre 2019, con € 127,00.

¹⁸ C. Daquino, Masserie del Salento, Capone ed., Lecce 2007.

¹⁹ A. Costantini, Masserie del Salento, Congedo ed., Galatina 2006.

In *figura 3.152* è possibile vedere l'attività dell'unica property disponibile nella zona.

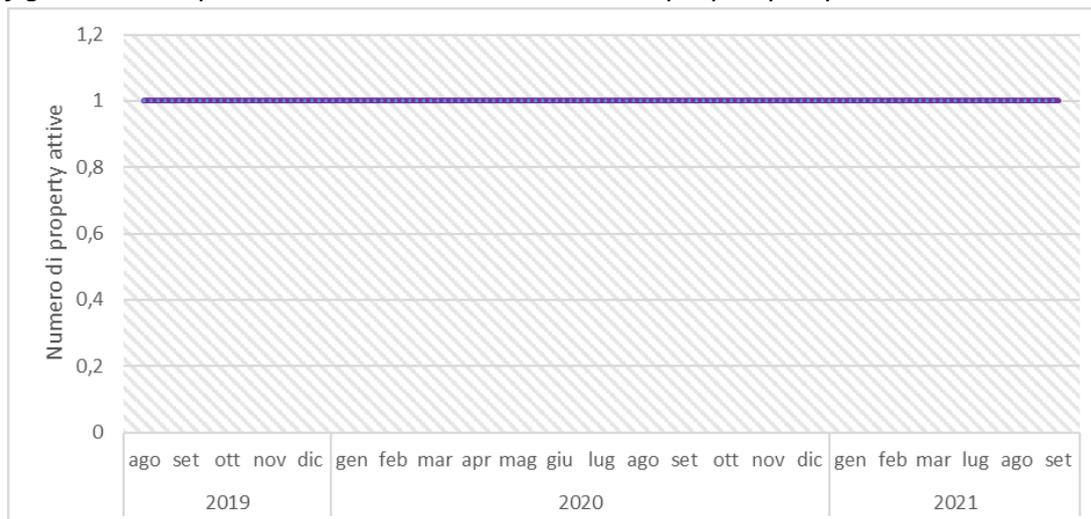


Figura 3. 154 - Numero di property attive del distretto San Ligorio dal 2019 al 2021.

Come evidente dalla linea orizzontale sempre parallela all'asse temporale, la property è risultata essere attiva durante tutto il periodo considerato. La spiegazione potrebbe essere quella di una volontà dell'host di sfruttare gli ampi spazi della propria villa e affittarla durante tutto l'anno per avere delle entrate maggiormente costanti.

I prezzi, mostrati nell'andamento di ADR in *figura 3.155*, presentano stagionalità, anche se inversa rispetto al RevPAN.

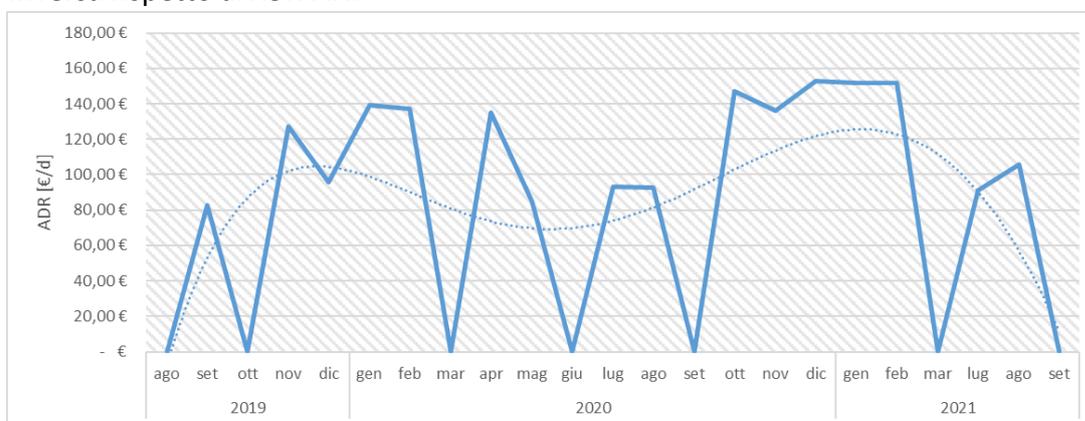


Figura 3. 155 - ADR del distretto San Ligorio dal 2019 al 2021.

Quello che emerge sono prezzi maggiori in concomitanza dei mesi più freddi (da ottobre a marzo) e prezzi minori in corrispondenza dell'estate (da aprile a settembre). La spiegazione potrebbe essere insita nella scelta dell'host di rendere più concorrenziali i prezzi in alta stagione per aumentare l'appeal della property e aumentarne al massimo il tasso di occupazione.

In *figura 3.156* si può vedere l'andamento del tasso di occupazione OCR, che vede un alternarsi di valori molto alti e valori molto bassi.

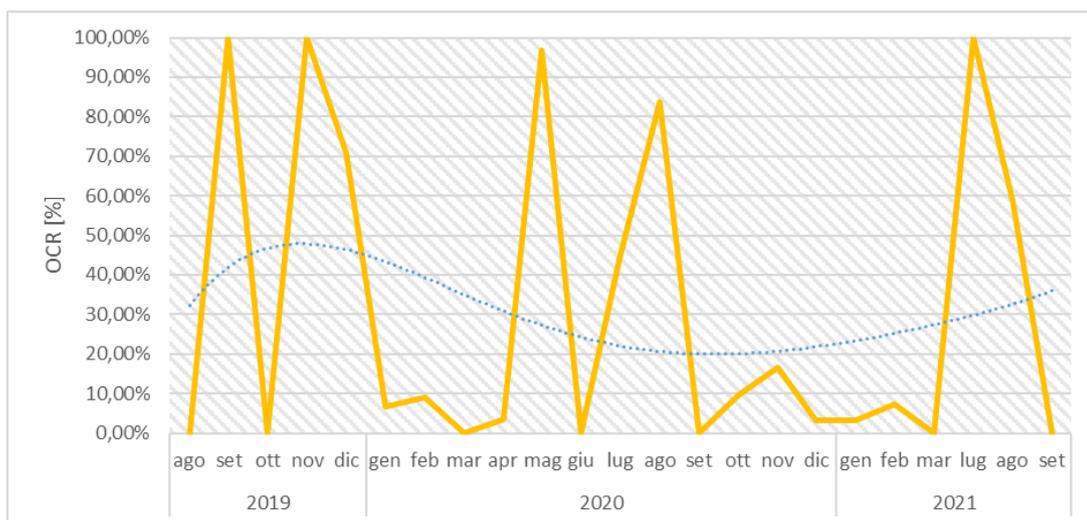


Figura 3. 156 - OCR del distretto San Ligorio dal 2019 al 2021.

Si sono raggiunti picchi del 100% in 3 mesi del periodo considerato (settembre e novembre 2019, luglio 2021) e in altri 4 mesi sono state raggiunte performance oltre il 60% (dicembre 2019, maggio e agosto 2020, agosto 2021). Non si riesce ad individuare un trend di crescita o decrescita dal 2019 al 2021.

In figura 3.157 si può comprendere la natura di single-host o multi-host del proprietario dell'unica property della zona.

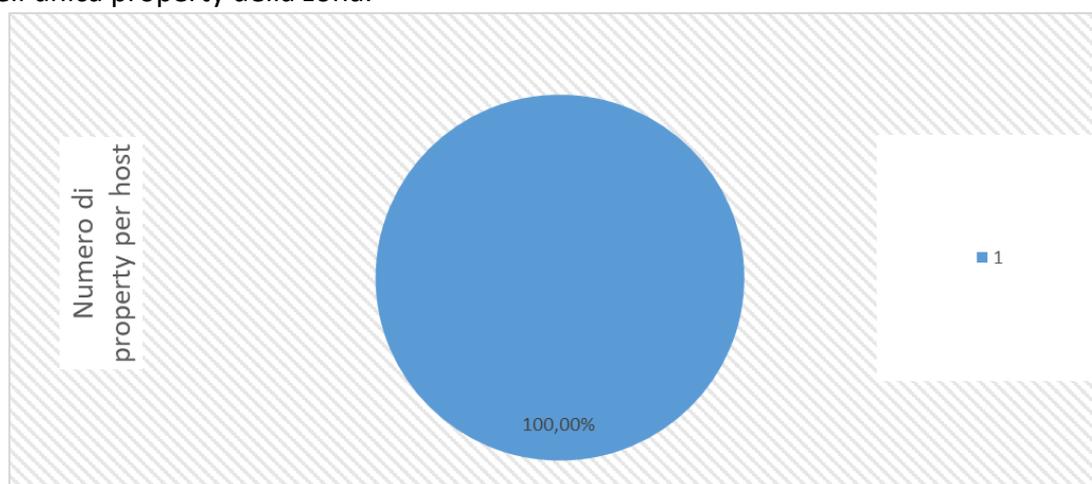


Figura 3. 157 - Numero di property per host del distretto San Ligorio dal 2019 al 2021.

L'host di San Ligorio risulta possedere un unico annuncio su Airbnb, ovvero quello nel borgo considerato in questo capitolo. Questo getta maggiori basi sulle considerazioni fatte sulla natura dello short-renting di questo host, riportate dopo la figura 1.354.

In figura 3.158 le entrate complessive realizzate dalla property di San Ligorio dal 2019 al 2021.

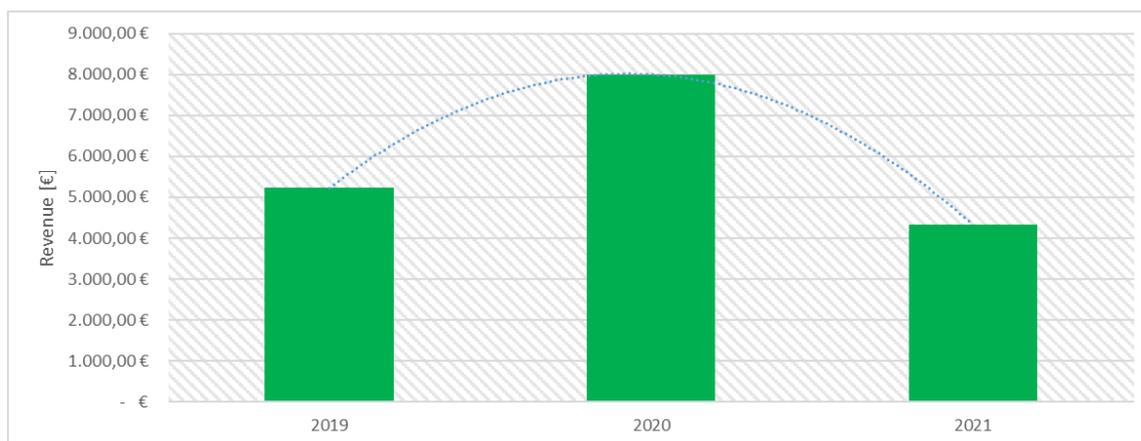


Figura 3. 158 - Ricavi totali del distretto San Litorio dal 2019 al 2021.

L'andamento che si delinea è parabolico, con massimo nel 2020, ma bisogna considerare che il 2019 raccoglie dati di soli 5 mesi (da agosto a dicembre); quindi, si potrebbe pensare ad un andamento decrescente delle performance della property, a causa dei prezzi alti e/o della posizione scomoda alla maggior parte delle attrazioni.

Infine, in *figura 3.159* è possibile vedere le performance relative ad *Available Days*, *Reservation Days* e, implicitamente, *Blocked Days*.

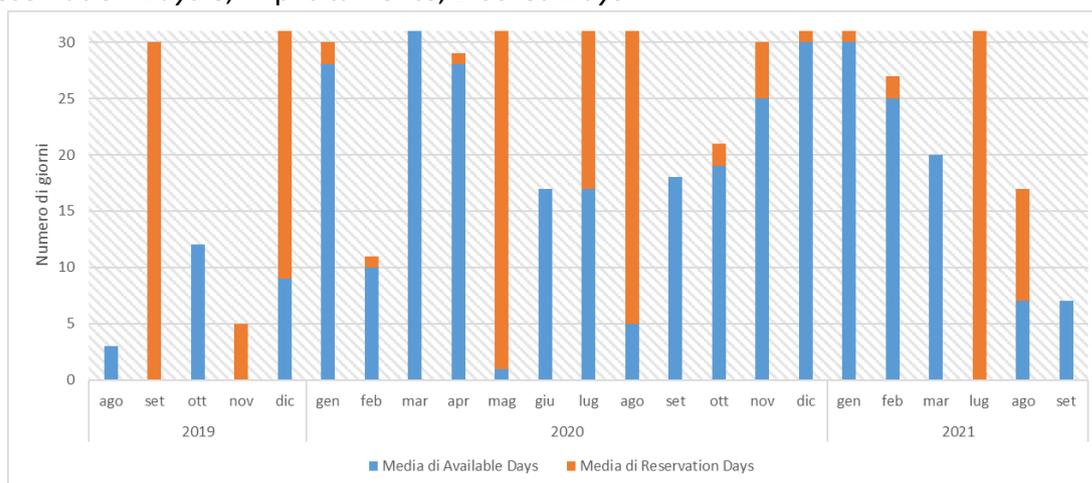


Figura 3. 159 - Available Days e Reservation Days del distretto San Litorio dal 2019 al 2021.

Il numero di *Blocked Days* varia senza poter delineare un trend, ad esclusione di quello a parabola tra il 2020 e il 2021.

3.3.19. SAN SABINO

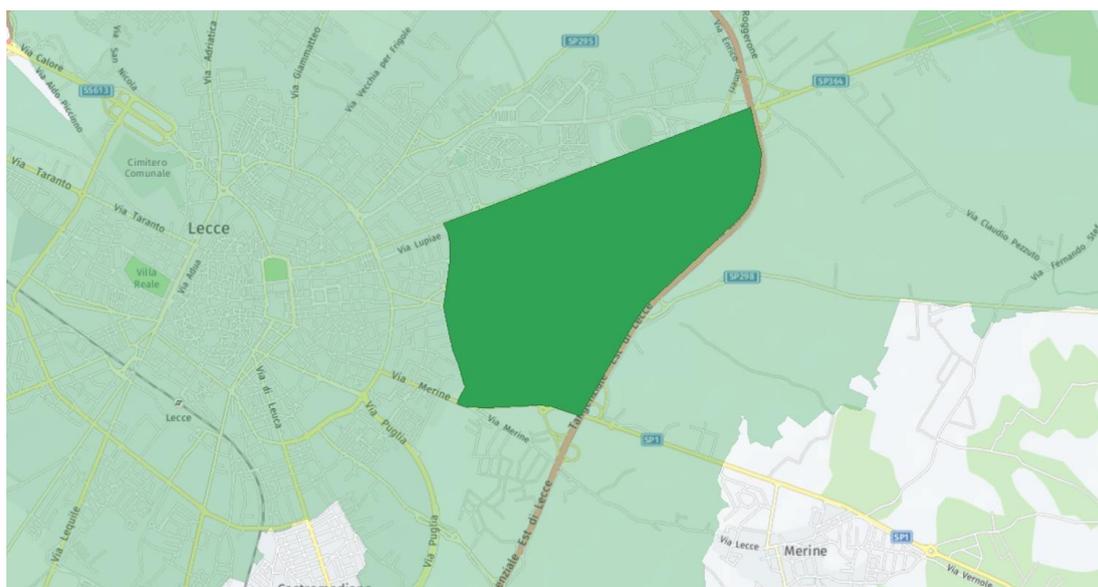


Figura 3. 160 - La zona verde più scura rappresenta lo sviluppo territoriale del distretto San Sabino.

Il quartiere di San Sabino si estende nella parte est della città, compreso tra Via della Libertà, Via Merine e la Tangenziale Est di Lecce. È un quartiere residenziale abitato da 6 671 persone (il 6,89%) e privo di attrazioni turistiche di spicco. Nella zona sono presenti 79 annunci sulla piattaforma di short-renting, circa l'1,13%.

L'andamento del RevPAN è illustrato in figura 3.161, mostrando il fenomeno di stagionalità che caratterizza anche questa zona.

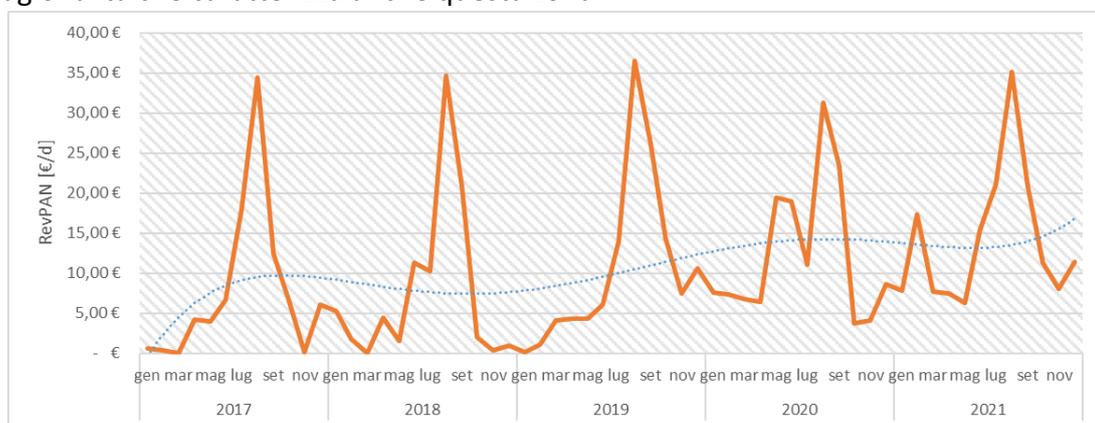


Figura 3. 161 - RevPAN del distretto San Sabino dal 2017 al 2021.

I punti di massimo, in corrispondenza dell'agosto di ogni anno, si aggirano intorno allo stesso valore per tutto il periodo considerato. Tuttavia, la linea di tendenza mostra un aumento dei ricavi giornalieri al di fuori dei mesi di alta stagione, lampante nel caso di febbraio 2021.

In figura 3.162 è rappresentato l'andamento del numero di property attive dal 2017 al 2021 nel quartiere.

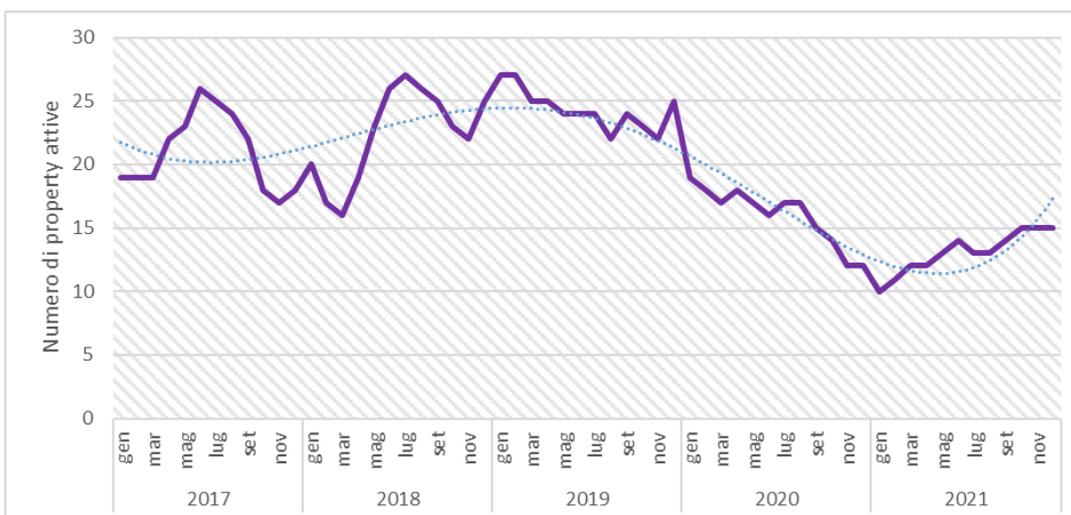


Figura 3. 162 - Numero di property attive del distretto San Sabino dal 2017 al 2021.

Come già evidenziato in altre zone, si delinea una diminuzione del numero di annunci attivi sulla piattaforma secondo un andamento a parabola concava, seguito nel 2021 da una lieve ripresa, che ha comunque portato alla chiusura di quell'anno con performance minori rispetto all'inizio del periodo considerato. Il 2021, infatti, chiude con 15 property attive, mentre il 2017 si apriva con 19 annunci.

L'ADR, mostrato in figura 3.163, mostra l'andamento dei prezzi quando le property sono state prenotate sul portale.

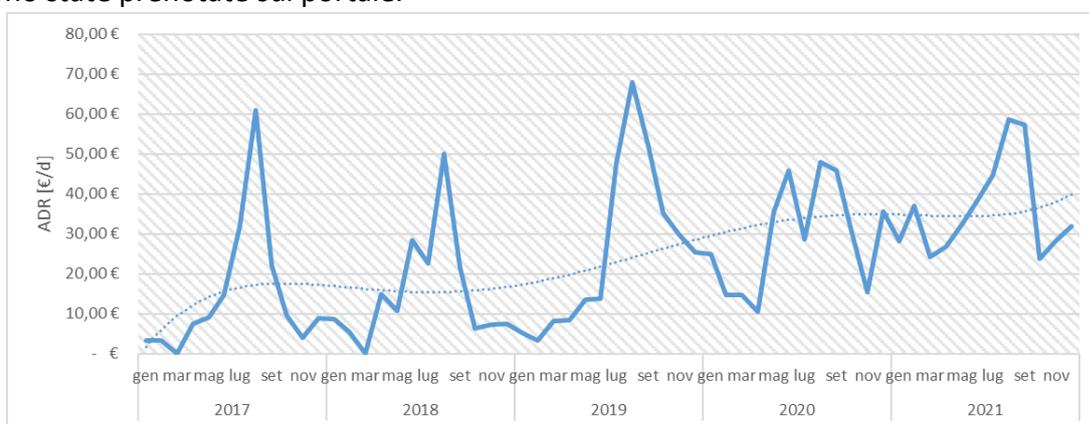


Figura 3. 163 - ADR del distretto San Sabino dal 2017 al 2021.

Si delinea una stagionalità incentrata nei mesi estivi, con massimi in agosto. Il massimo assoluto si registra in agosto 2019, quando mediamente un utente spende € 67,89 a notte per soggiornare nella zona. In generale, emerge un trend di aumento dei prezzi, non in termini di massimi assoluti, ma di aumenti relativi a tutti i mesi dell'anno.

L'andamento del tasso di occupazione, sotto la voce di OCR, è mostrato in figura 3.164.

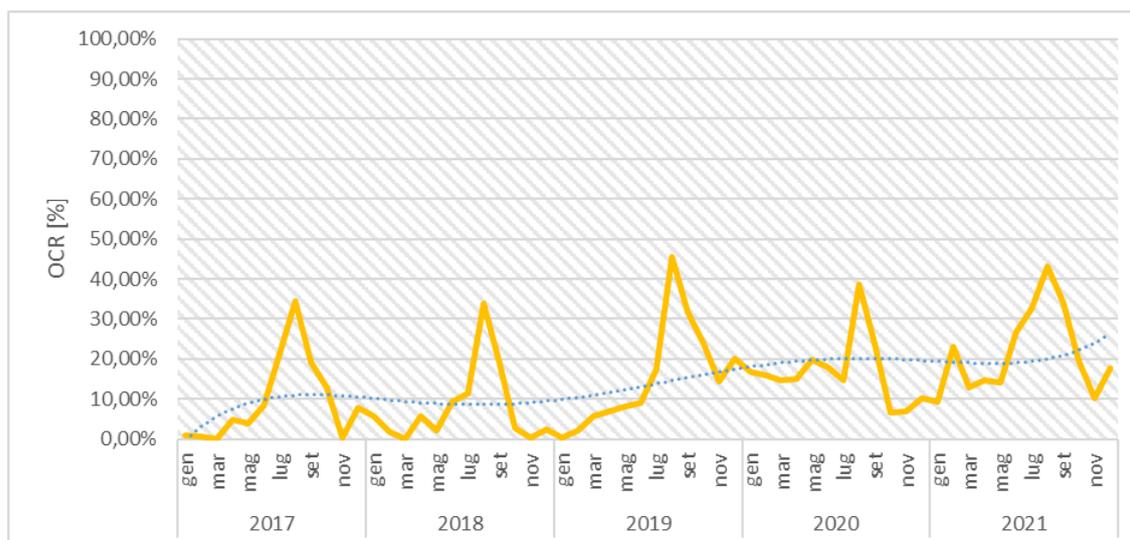


Figura 3. 164 - OCR del distretto San Sabino dal 2017 al 2021.

L'OCR si caratterizza di stagionalità con massimi in agosto e picchi evidenti nelle vacanze natalizie. Il massimo è raggiunto in agosto 2019, con OCR pari a 45,48%. In generale, si evidenzia un trend di leggero rialzo di tale variabile, visibile tramite la linea di tendenza nel 2021.

Il numero di property per host, da cui dedurre affermazioni sul fenomeno dei multihost, presenta un ventaglio di dati molto limitato, come si evince dalla figura 3.165.

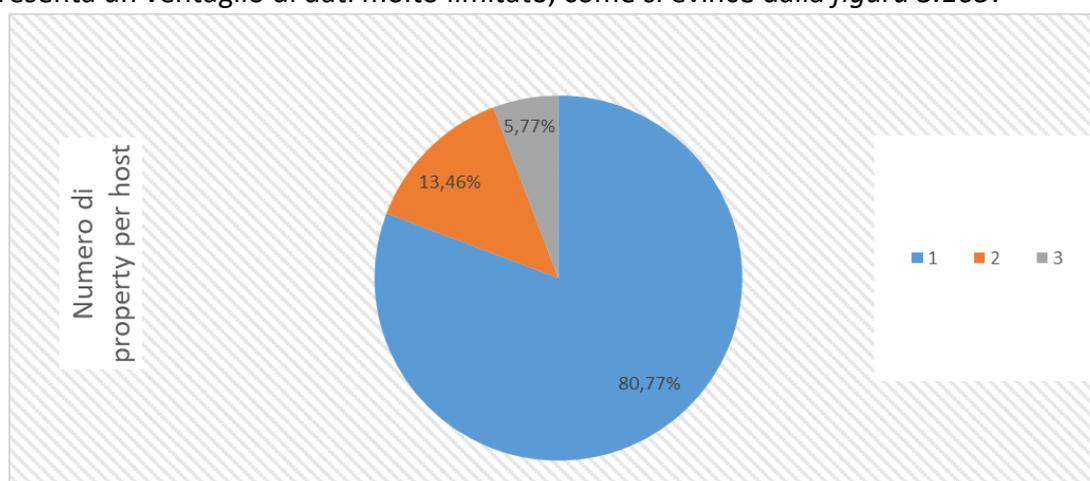


Figura 3. 165 - Numero di property per host del distretto San Sabino dal 2017 al 2021.

L'80,77% degli host possiede una property iscritta ad Airbnb, mentre spiccano 3 proprietari con 3 property annoverate tra quelle presenti nella piattaforma. In generale, la varietà dei dati di questa variabile è limitata.

In figura 3.166 sono illustrate le performance relative alla variabile *Revenue*, ovvero i ricavi totali generati in un anno da tutte le property della zona.

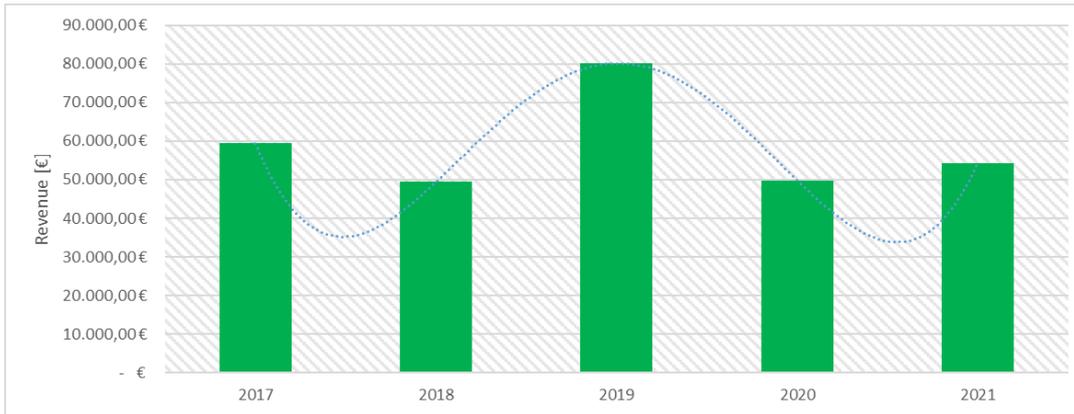


Figura 3. 166 - Ricavi totali del distretto San Sabino dal 2017 al 2021.

L'andamento che si delinea è sinusoidale e simmetrico, con asse di simmetria nell'anno 2019, che rappresenta anche il massimo assoluto della serie storica, con le sue entrate pari a € 80 131,68.

Infine, in *figura 3.167* è mostrato l'andamento del numero di *Available Days*, *Reservation Days* e, implicitamente, *Blocked Days*.

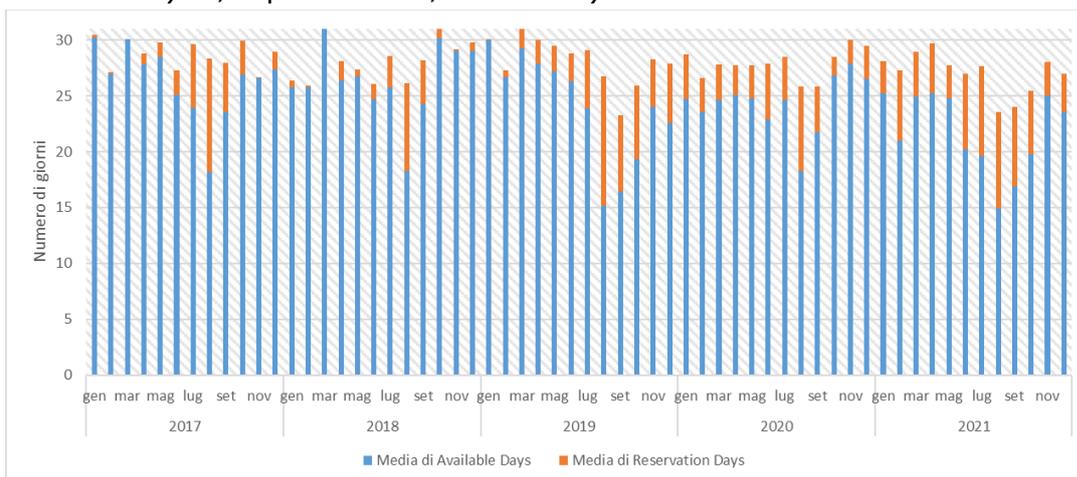


Figura 3. 167 - Available Days e Reservation Days del distretto San Sabino dal 2017 al 2021.

Nei primi due anni non si evidenziando trend particolari, mentre dal 2019 emerge una stagionalità nell'andamento dei *Blocked Days*, con un massimo in agosto 2021.

3.3.20. SANTA ROSA

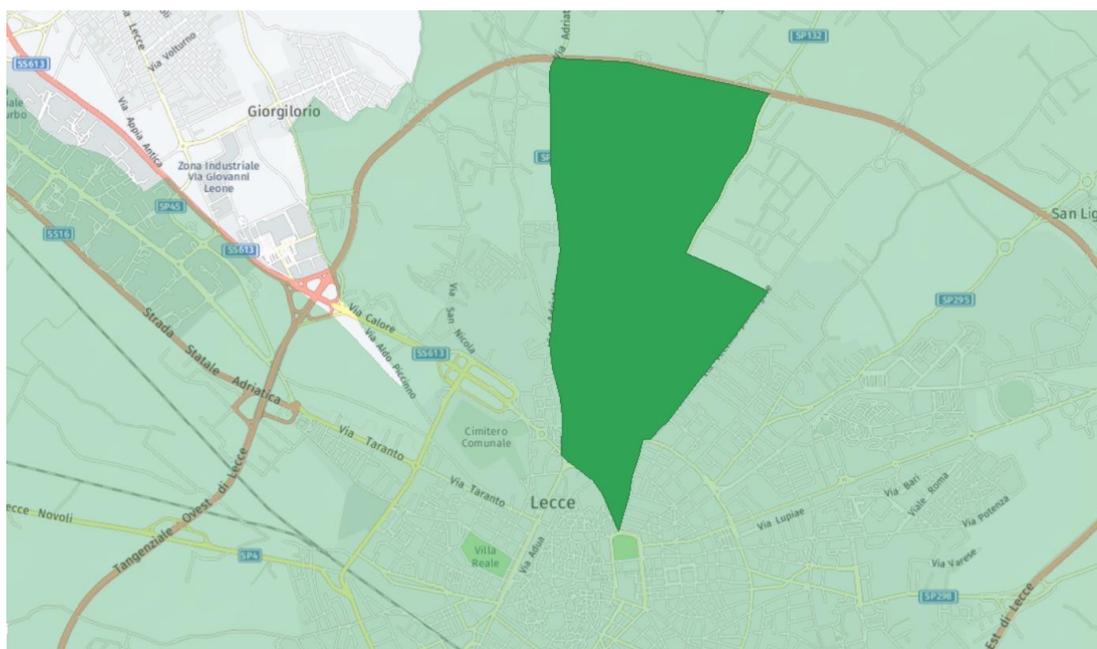


Figura 3. 168 - La zona verde più scura rappresenta lo sviluppo territoriale del distretto Santa Rosa.

Il quartiere di Santa Rosa si estende nel quadrante nord della città, fino all'anello della tangenziale. È un quartiere residenziale con sede di molte aziende, data la vicinanza con il principale collegamento verso il nord Italia: la SS613, detta anche Lecce-Brindisi. Ospita il Tribunale di Lecce, il palazzo più alto della città, le Mura Urbiche, importante testimonianza di fortificazione cinquecentesca voluta dall'imperatore Carlo V, e l'ex Convento degli Agostiniani (figura 3.169), fondato nel 1649 e caratterizzato dal tipico stile barocco.



Figura 3. 169 - Particolare dell'ex Convento degli Agostiniani con la sua annessa Chiesa di Santa Maria di Ogni Bene (fonte: kinoworkshop.it).

Il quartiere conta 6892 abitanti, il 7,12% della popolazione totale, ed ospita 298 property, il 4,28% del totale.

L'andamento del RevPAN è illustrato in figura 3.170, mostrando il fenomeno di stagionalità che caratterizza anche questa zona.

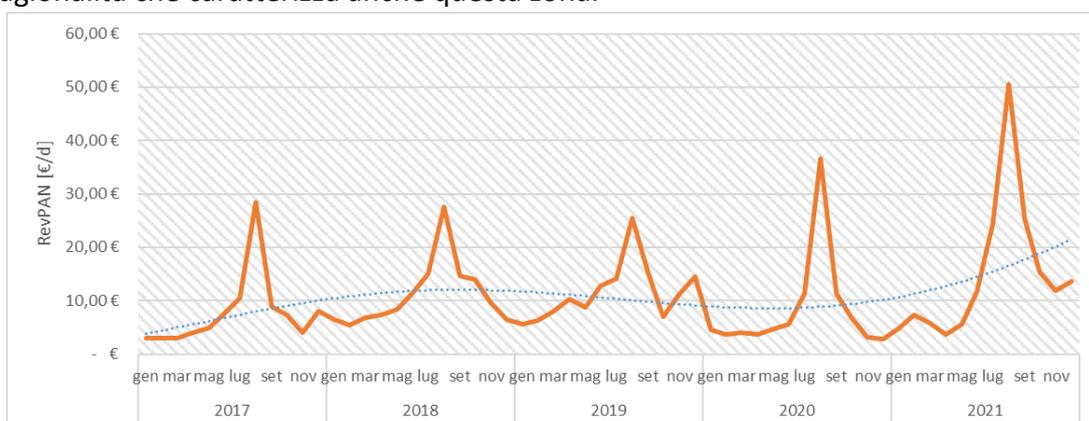


Figura 3. 170 - RevPAN del distretto Santa Rosa dal 2017 al 2021.

Il 2021 vede un aumento considerevole dei ricavi giornalieri in tutti i mesi che lo compongono. Infatti, in agosto 2021 i ricavi sono aumentati dell'38,1% rispetto allo stesso periodo dell'anno precedente. In generale, dopo una fase di stazionamento protratta fino al 2020, si delinea un trend di crescita dei RevPAN nella zona.

In figura 3.171 è rappresentato l'andamento del numero di property attive dal 2017 al 2021 nel quartiere.

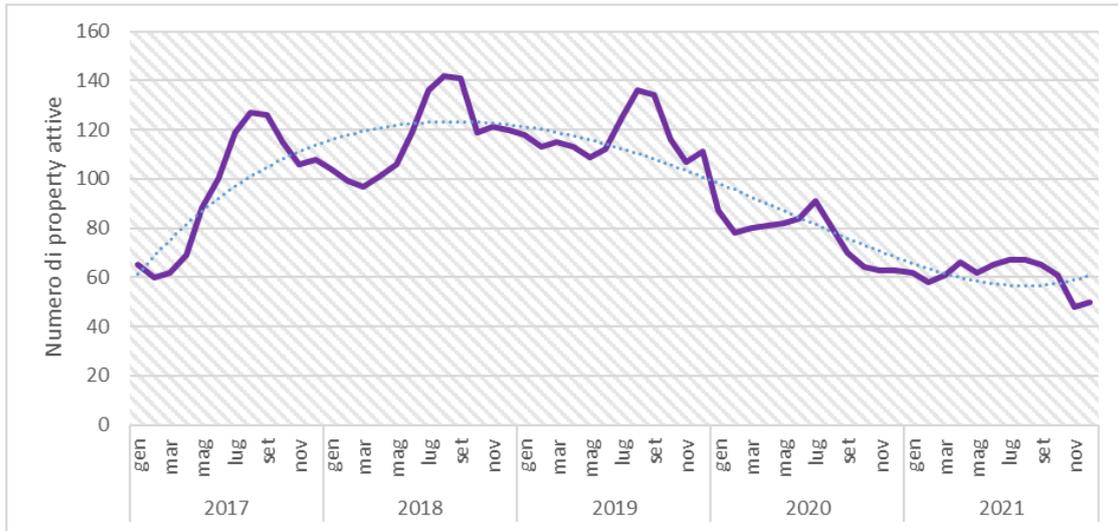


Figura 3. 171 - Numero di property attive del distretto Santa Rosa dal 2017 al 2021.

Come già evidenziato in altre zone, si delinea una diminuzione del numero di annunci attivi sulla piattaforma secondo un andamento a parabola concava. Il 2021, infatti, chiude con 50 property attive, mentre il 2017 si apriva con 65 annunci. Il massimo della serie si registra in agosto 2018, con 142 property attive contemporaneamente in quel mese.

L'andamento dell'ADR, mostrato in figura 3.172, rispecchia quello del RevPAN delineato in figura 3.170.

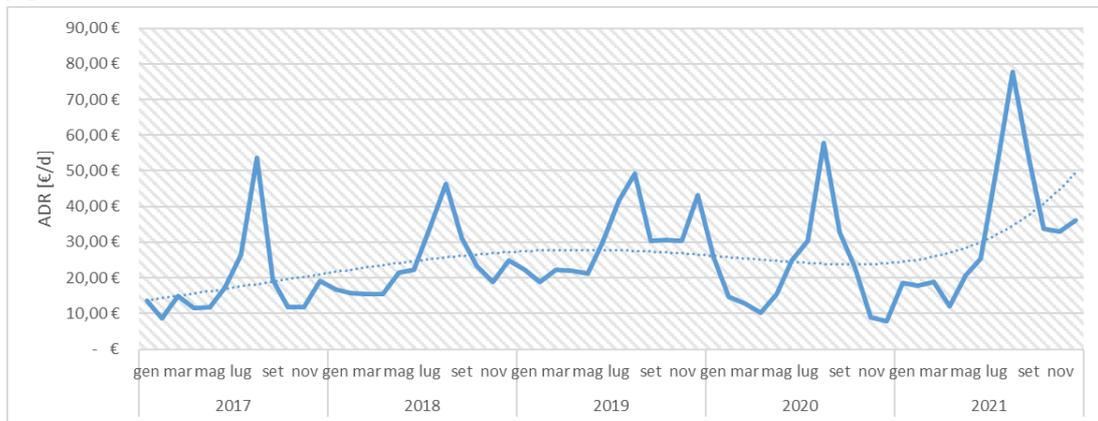


Figura 3. 172 - ADR del distretto Santa Rosa dal 2017 al 2021.

La seconda metà del 2021 vede un aumento considerevole dei prezzi giornalieri. Infatti, in agosto 2021 i ricavi sono aumentati dell'34,2% rispetto allo stesso periodo dell'anno precedente. In generale, si delinea un trend di crescita dei prezzi nella zona, specialmente in corrispondenza dell'alta stagione.

Il tasso di occupazione OCR in figura 3.172, oltre a confermare la stagionalità della domanda turistica, dimostra l'andamento già individuato con ADR e RevPAN, con un massimo assoluto in corrispondenza dell'agosto 2021 pari al 53,45%.

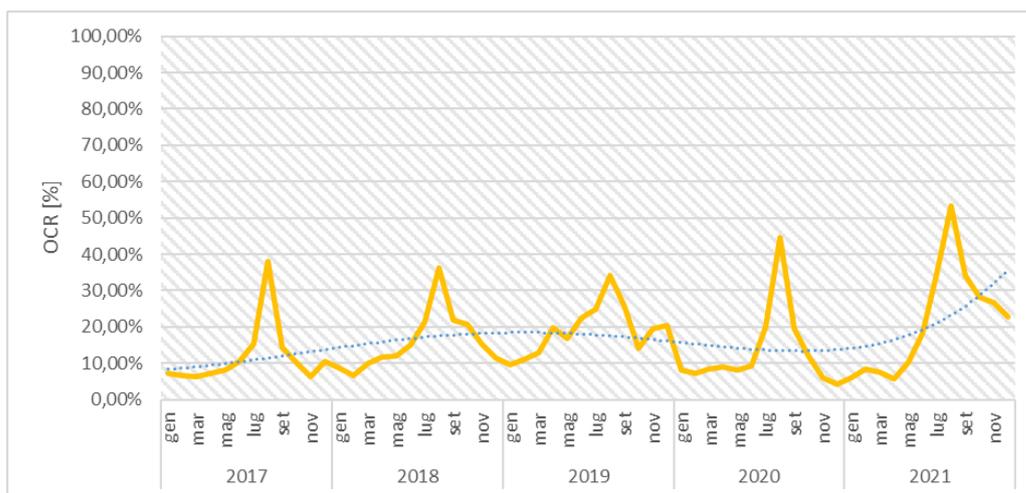


Figura 3. 173 - OCR del distretto Santa Rosa dal 2017 al 2021.

In generale, non si assiste ad uno stravolgimento degli equilibri, benché la fine del 2021 chiuda con performance mai raggiunte prima in inverno nella stessa zona, facendo promettere bene per il 2022.

In figura 3.174 la distribuzione del numero di property per host nel quartiere Salesiani.

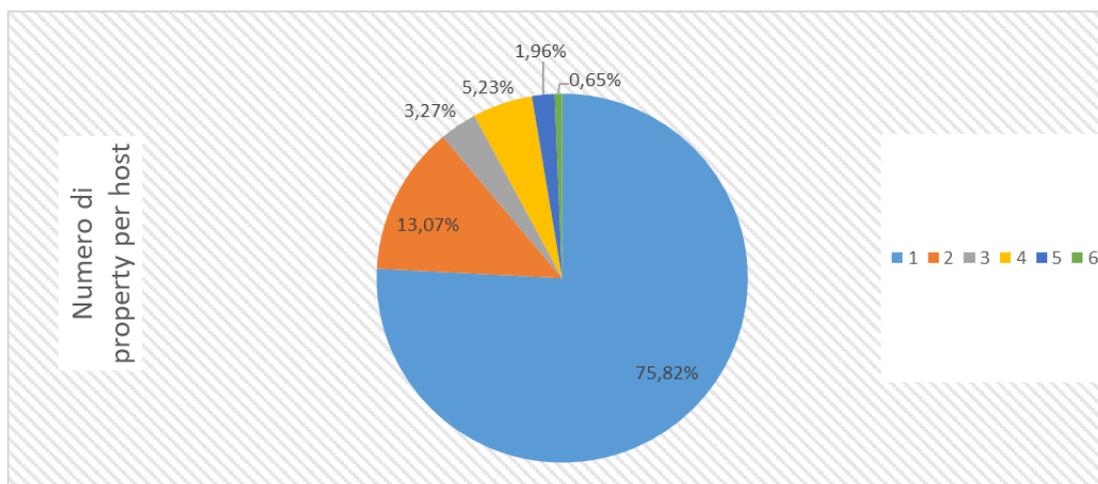


Figura 3. 174 - Numero di property per host del distretto Santa Rosa dal 2017 al 2021.

Si nota una distribuzione abbastanza variegata dei dati, segno di un'attività imprenditoriale di nota nella zona, essendo particolarmente strategica per raggiungere i principali luoghi di interesse. Prevalgono i single-host con il 75,82%, mentre il 24,12% degli host possiede almeno 2 property iscritte sulla piattaforma. Il multi-host con più property gestisce 6 annunci anche nella zona.

In figura 3.175 è rappresentato l'andamento dei ricavi annuali realizzati nel complesso da tutte le property del quartiere Santa Rosa.

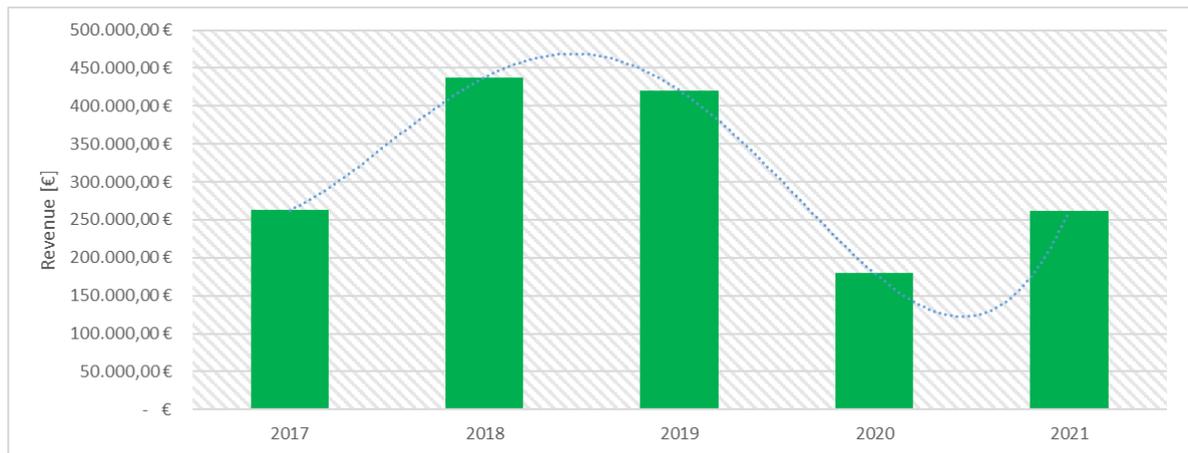


Figura 3. 175 - Ricavi totali del distretto Santa Rosa dal 2017 al 2021.

Il massimo della serie si raggiunge nel 2018, con entrate totali per € 437 524,05, mentre si delinea un trend negativo che vede una fievole ripresa solo nel 2021, che chiude con € 261 825,91.

Infine, in figura 3.176 è mostrato l'andamento del numero di *Available Days*, *Reservation Days*, quindi, implicitamente, di *Blocked Days*.

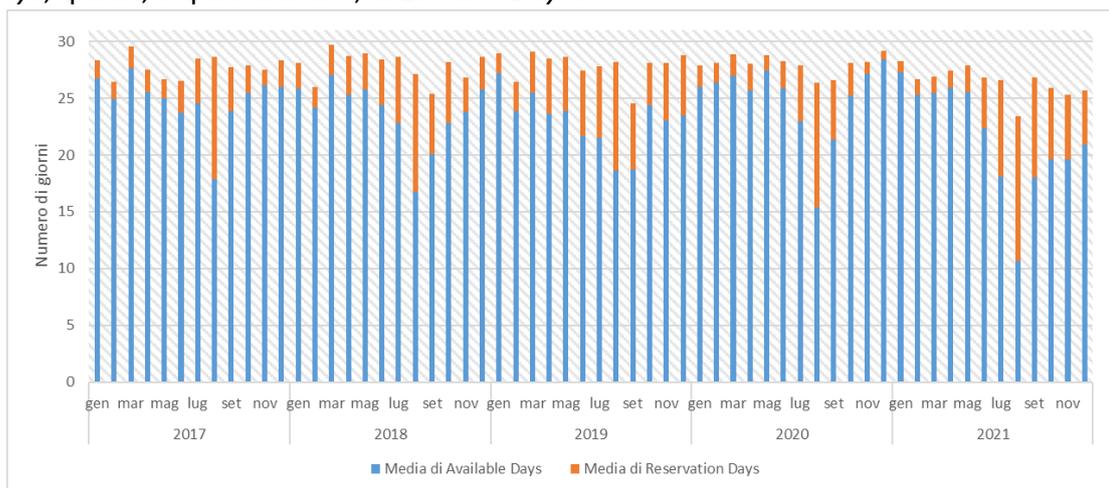


Figura 3. 176 - Available Days e Reservation Days del distretto Santa Rosa dal 2017 al 2021.

Nei primi due anni non si evidenziando trend particolari, mentre dal 2020 emerge una stagionalità nell'andamento dei *Blocked Days*, con un massimo in agosto 2021, con spiegazioni variabili del fenomeno, come la volontà di non affittare la proprietà o usare altri canali per la transazione.

3.3.21. ZONA INDUSTRIALE

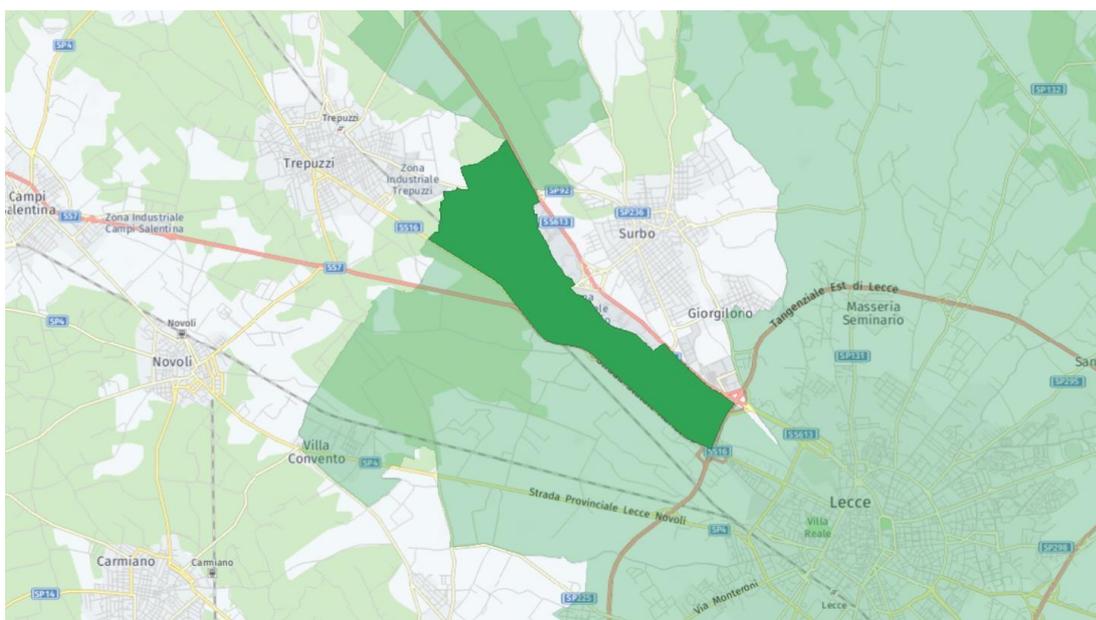


Figura 3. 177 - La zona verde più scura rappresenta lo sviluppo territoriale del distretto Zona Industriale.

Il distretto Zona Industriale si estende lungo la SS613, arteria nevralgica dei collegamenti da e per Lecce, motivo per cui questa zona si caratterizza di molteplici aziende. Vivono in questa zona solo 65 persone e, nonostante ciò, sono presenti 12 B&B iscritti alla piattaforma di short-renting (0,17% del totale), portando questa zona ad avere il più alto tasso di property per abitanti nella città di Lecce.

L'andamento del RevPAN nella zona, illustrato in figura 3.178, mostra il fenomeno della stagionalità tipica del territorio leccese, con alcuni comportamenti che deviano i trend finora riscontrati.

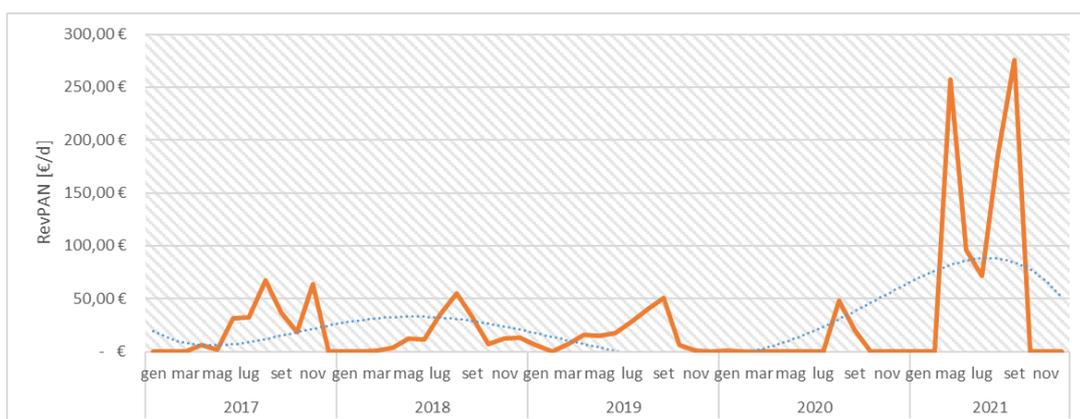


Figura 3. 178 - RevPAN del distretto Zona Industriale dal 2017 al 2021.

Infatti, maggio e settembre 2021 risultano essere i due massimi della serie, nonché i valori più altri mai riscontrati in questo lavoro di ricerca: € 257,56 e € 275,70. La motivazione di tale comportamento può essere quella della presenza di una property maggiormente lussuosa attiva dal 2021, dedicata a short-renting ed eventi.

L'andamento del numero di property attive in figura 3.179 rispecchia il calo individuato nelle altre zone.

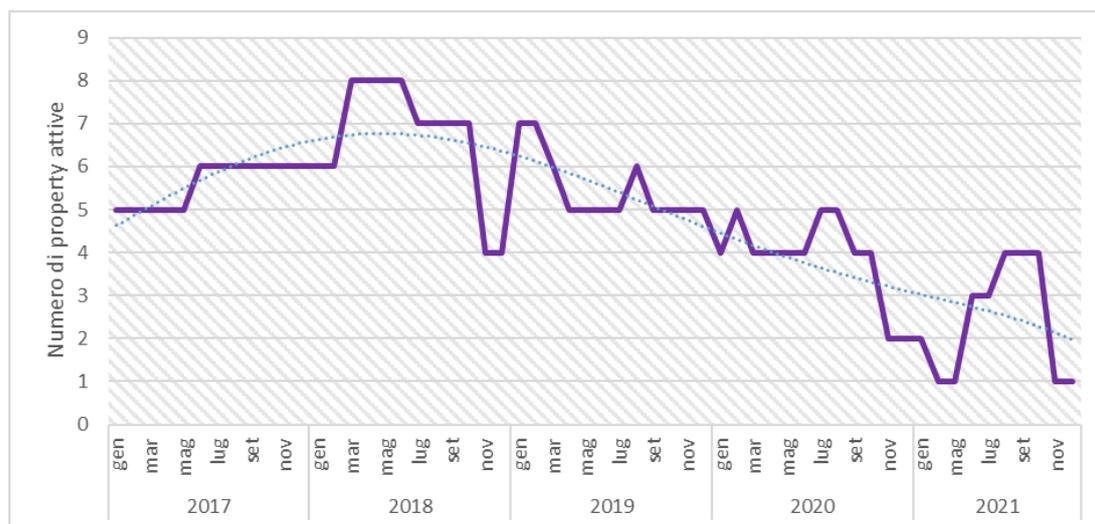


Figura 3. 179 - Numero di property attive nel distretto Zona Industriale dal 2017 al 2021.

Anche qui si può riscontrare, anche se più flebilmente, il fenomeno della stagionalità incentrata nei mesi estivi. Si può notare come il 2021 chiuda con una sola property attiva.

Anche l'andamento dell'ADR rispecchia le anomalie individuate nel caso della variabile RevPAN, come mostrato in figura 3.180.

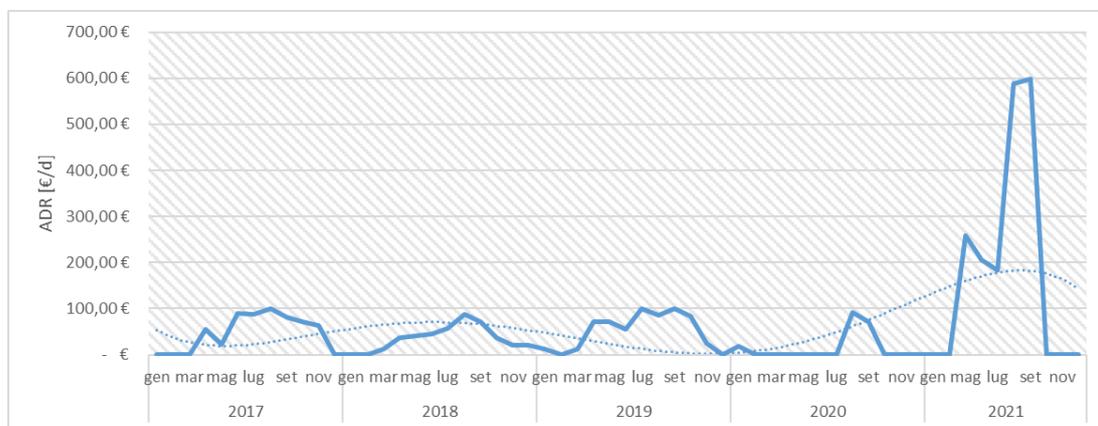


Figura 3. 180 - ADR del distretto Zona Industriale dal 2017 al 2021.

Spicca nella serie il massimo assoluto registrato in settembre 2021, dove il prezzo medio di una notte ammontava a € 598,78, anche maggiore di agosto 2021.

Il tasso di occupazione OCR in figura 3.181, oltre a confermare la stagionalità della domanda turistica, si mostra essere analogo all'andamento di ADR e RevPAN, con un massimo assoluto in corrispondenza di maggio 2021 pari al 100,00%.

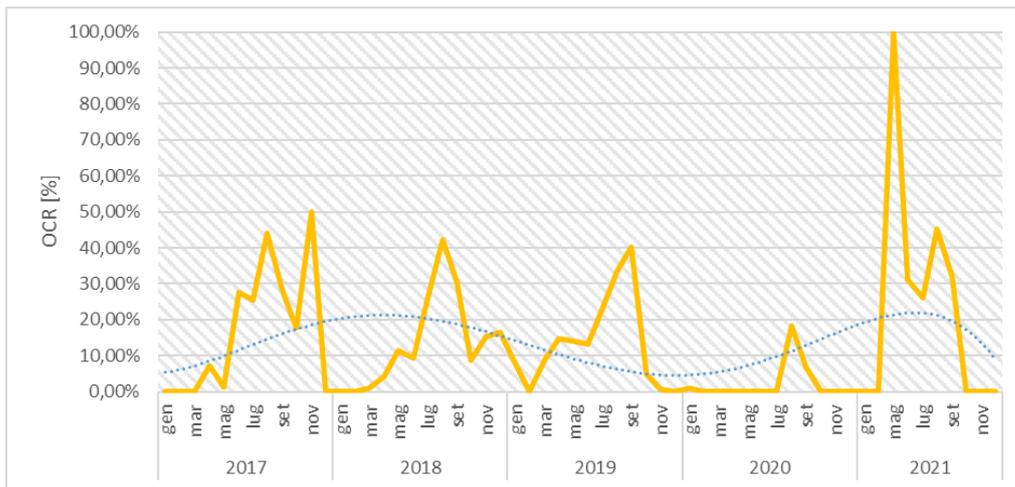


Figura 3. 181 - OCR del distretto Zona Industriale dal 2017 al 2021.

In generale, si delinea un andamento sinusoidale nel corso degli anni, con dati molto variegati per il 2021, che passa in un solo mese da 0% a 100%.

In *figura 3.182* la distribuzione del numero di property per host nel distretto.

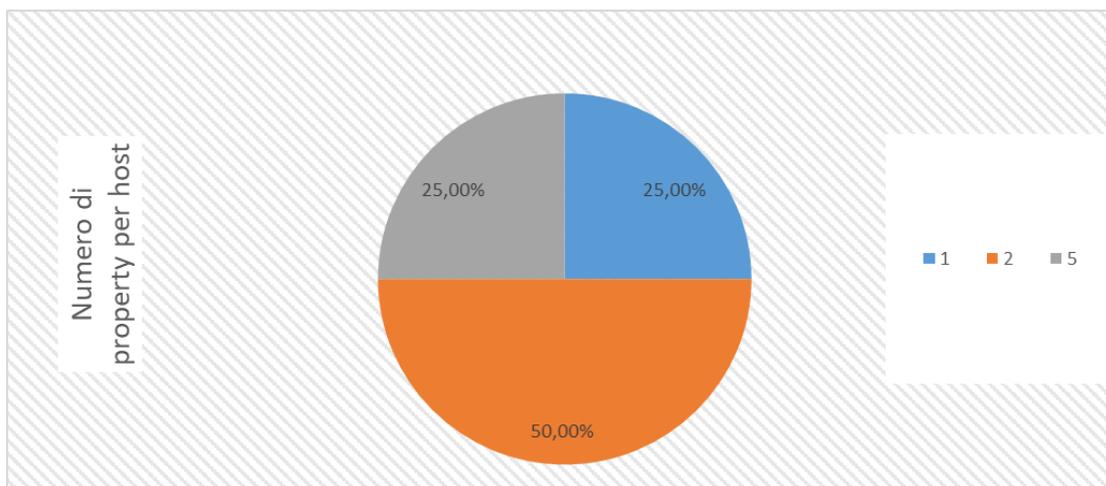


Figura 3. 182 - Numero di property per host del distretto Zona Industriale dal 2017 al 2021.

I single-host in questa zona risultano essere una minoranza, diversamente dal resto delle zone del comune di Lecce.

In *figura 3.183* è rappresentato l'andamento dei ricavi annuali realizzati nel complesso da tutte le property del distretto.

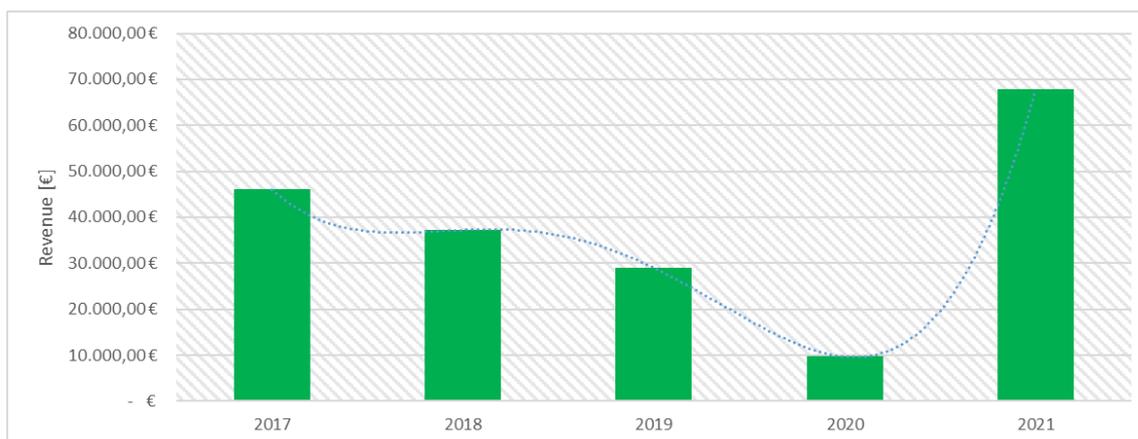


Figura 3. 183 - Ricavi totali del distretto Zona Industriale dal 2017 al 2021.

L'andamento fino al 2020 è quello di una generale diminuzione, con minimo nell'anno segnato dalla pandemia. Il 2021, come prevedibile dagli alti valori di *ADR* e *OCR*, risulta essere il massimo assoluto della serie, segnando entrate totali per € 67 856,00, realizzate da sole 4 property (figura 3.179).

Infine, in figura 3.184 è mostrato l'andamento del numero di *Available Days*, *Reservation Days*, quindi, implicitamente, di *Blocked Days*.

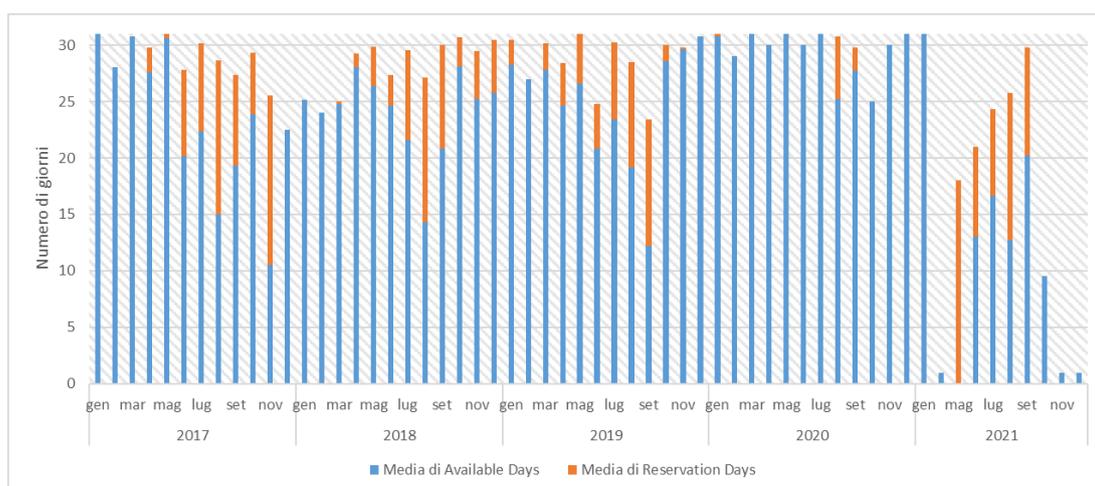


Figura 3. 184 - Available Days e Reservation Days del distretto Zona Industriale dal 2017 al 2021.

Non si riesce ad individuare un particolare andamento nei giorni bloccati. Il 2021 presenta alti valori di giorno non prenotabili dagli utenti di Airbnb e, nonostante questo, i ricavi sono stati i più alti nella serie.

3.3.22. COMUNE DI LECCE: PERFORMANCE GLOBALI

Concluse le analisi dei singoli distretti, è possibile effettuare una panoramica sulle performance globali dell'intero territorio del comune di Lecce, per individuare le tendenze generali.

Osservando il *RevPAN* generale in *figura 3.185*, si osserva la stagionalità già individuata nella maggior parte degli altri distretti, confermando questo fenomeno per l'intero territorio.

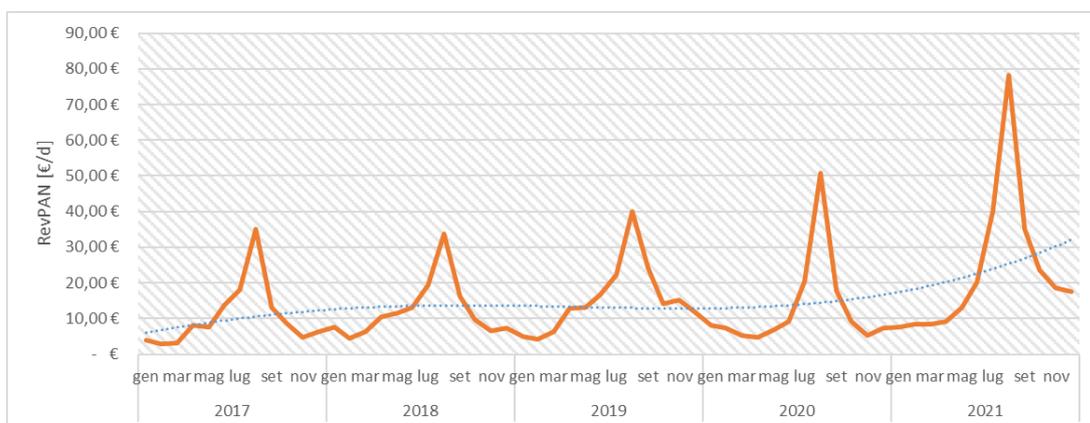


Figura 3. 185 - RevPAN del comune di Lecce dal 2017 al 2021.

Il calo di ricavi nei periodi di chiusura imposti dal governo nel 2020 è stato bilanciato dalle maggiori performance registrate nel periodo estivo. In generale, si assiste ad un trend di crescita dei prezzi medi, che ha portato al massimo assoluto della serie in agosto 2021, con ricavi medi giornalieri pari a € 78,16. Si nota, inoltre, che i ricavi medi della fine del 2021 sono maggiori degli altri anni, portando, così, a supporre una crescita anche nel 2022.

Segue l'analisi dei dati relativi al numero di property attive, illustrato nel grafico in *figura 3.186*.

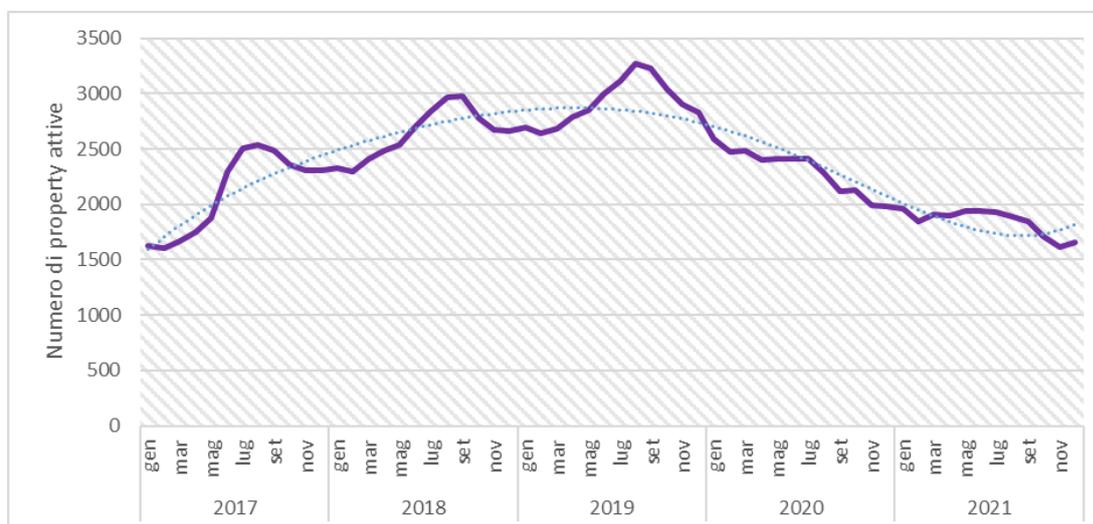


Figura 3. 186 - Numero di property attive nel comune di Lecce dal 2017 al 2021.

Emerge un andamento a parabola concava con massimo in corrispondenza di agosto 2021, quando erano presenti in tutto il comune 3 271 annunci attivi contemporaneamente. Le performance di fine 2021 sono analoghe a quelle di inizio 2017, non facendo supporre una particolare ripresa, bensì un consolidamento delle property attive nella zona nel breve periodo. Il generale aumento della domanda

turistica porta a concludere che gli annunci attivi diminuiscano a causa di uno spostamento verso altre piattaforme, e non ad un adattamento dell'offerta per raggiungere un equilibrio con la domanda.

Di seguito illustrato (*figura 3.187*) l'andamento della variabile ADR medio in tutto il comune di Lecce dal 2017 al 2021.

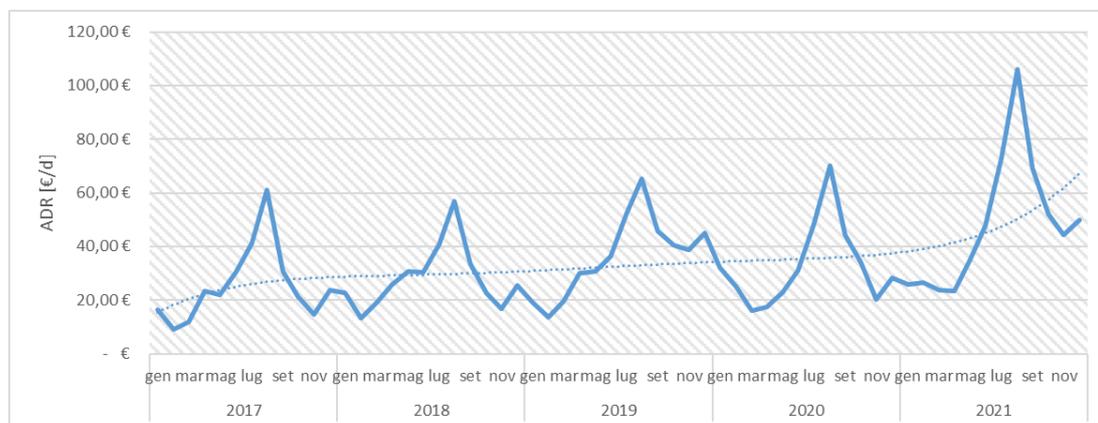


Figura 3. 187 - ADR nel comune di Lecce dal 2017 al 2021.

Si riconferma l'andamento individuato per il RevPAN in *figura 3.185*, dimostrando la stagionalità della domanda turistica e, quindi, dell'offerta di strutture ricettive. Il 2020, come già discusso, rappresenta un outlier nella serie, con un massimo maggiore di quello degli anni precedenti, ma una "campana più snella" rispetto al precedente 2019, non ancora segnato dalla situazione pandemica. Il 2021, dopo un iniziale periodo caratterizzato da performance minori rispetto ai due anni precedenti, registra un massimo assoluto nella serie in agosto, quando per un pernottamento erano mediamente richiesti € 106,23. Infine, il 2021 chiude con performance maggiori rispetto al 2019, ultimo anno con cui effettuare una comparazione al netto degli effetti negativi del Covid-19.

In *figura 3.188* è rappresentato l'andamento del tasso di occupazione OCR.

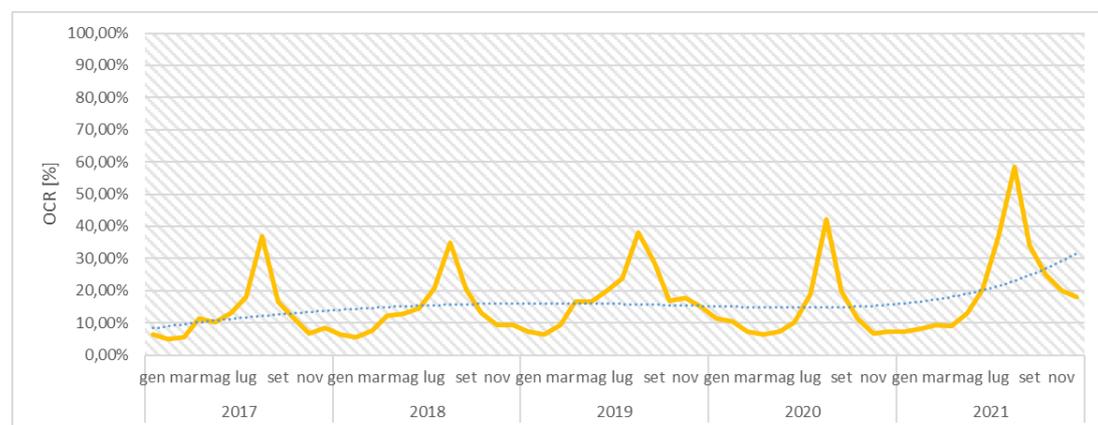


Figura 3. 188 - OCR del comune di Lecce dal 2017 al 2021.

Quello che emerge è una crescita della percentuale di strutture ricettive occupate nel corso di tutto l'anno, come maggiormente evidente dall'espansione laterale della curva

a campana che caratterizza il 2019. Anche in questo caso il 2020 rappresenta un outlier della serie, nonostante gli ottimi risultati raggiunti in estate, superando di 4 punti percentuali (42,18%) il picco analogo dell'anno precedente. Il 2021 evidenzia la crescita delle performance della zona già iniziata, seppur limitatamente, negli anni precedenti. Il massimo è in corrispondenza di agosto 2021, mese in cui il tasso di occupazione era pari al 58,57%.

L'aumento della domanda, dato il concomitante aumento dei prezzi, oltre all'effetto ricorsivo dato dalle proprietà del mercato multi-sided, può risiedere in fenomeni al di là dell'economia. Le tendenze e le mode sono legate a fattori socioculturali, che potrebbero spiegare l'aumento degli arrivi nel comune di Lecce, così come in tutta la regione Puglia. Gli articoli di National Geographic, Lonely Planet e New York Times sul primato della Puglia come regione tra le più belle del mondo hanno rappresentato una pubblicità mondiale per l'intero settore turistico della zona. Le mode che hanno eretto molte località pugliesi come paradiso giovanile hanno contribuito ulteriormente al flusso in arrivo, così come la riscoperta delle numerose bellezze storiche e architettoniche grazie ai social media, come Instagram, e agli influencer nazionali.

In *figura 3.189* è rappresentata la distribuzione del numero di property per host, in cui si evidenzia una presenza importante di multi-host, che ammontano al 31,95% sul totale della zona.

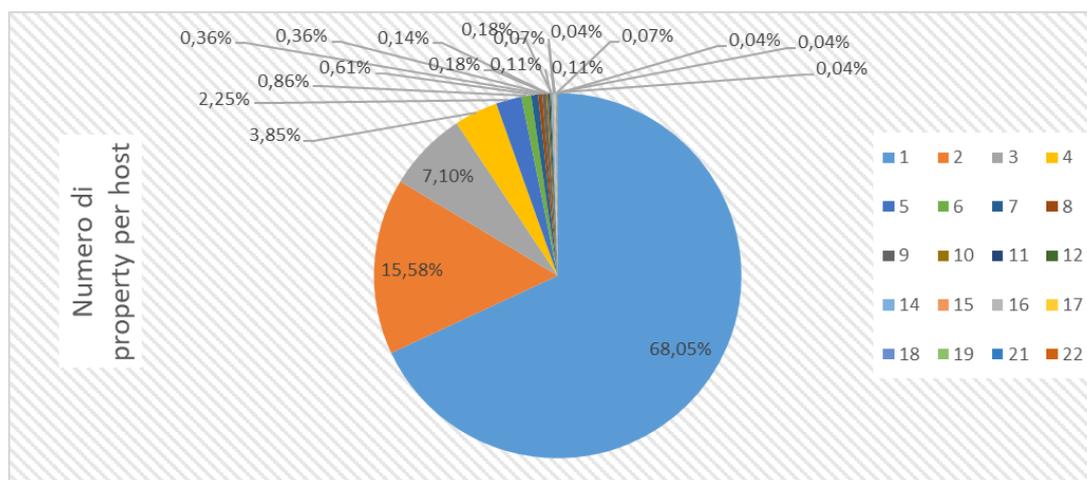


Figura 3. 189 - Numero di property per host nel comune di Lecce dal 2017 al 2021.

Questo grafico a torta dimostra l'attività imprenditoriale delle strutture ricettive extra-alberghiere nel territorio di Lecce. Infatti, il 16,37% degli host nella zona possiede almeno 3 annunci registrati nelle piattaforme di short-renting, con un massimo di 19, 21 e 22 property per 3 diversi host.

Se si guarda ai ricavi annuali realizzati nel comune di Lecce tramite le piattaforme di renting, in *figura 3.190*, è possibile individuare quali distretti abbiano contribuito maggiormente.

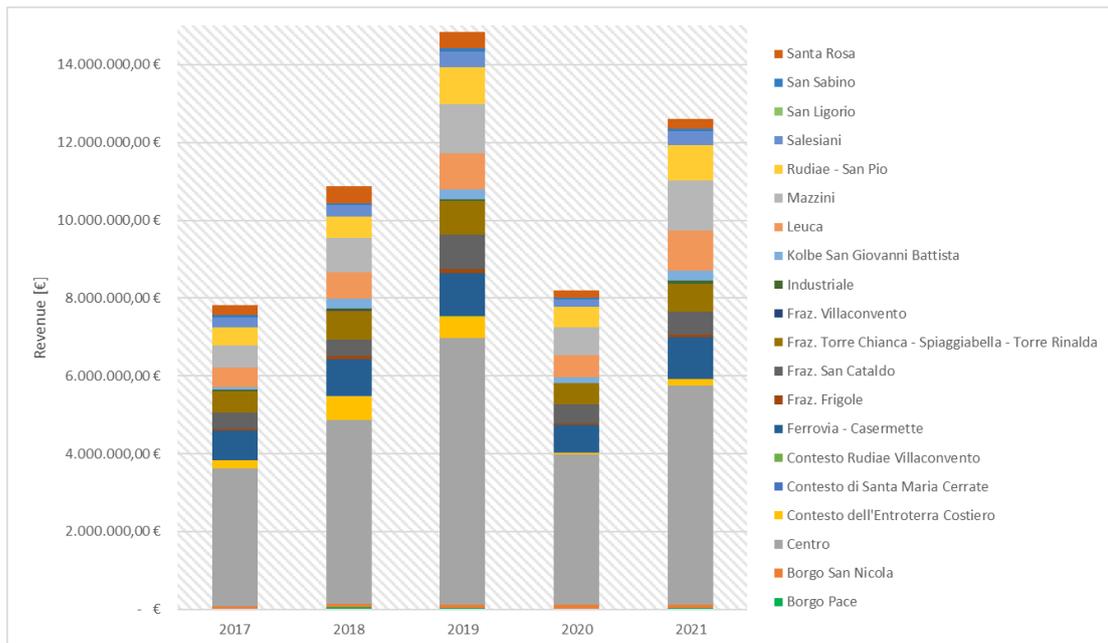


Figura 3. 190 - Ricavi totali nel comune di Lecce dal 2017 al 2021.

Quello che si nota è una costanza nelle proporzioni dei diversi distretti nel corso degli anni, con una netta prevalenza del distretto Centro, che realizza quasi la metà dei ricavi totali. Anche il quartiere Mazzini spicca nella distribuzione delle entrate, risultando essere il secondo distretto più profittevole. In generale, emerge un andamento crescente fino al 2019, una successiva decrescita nel 2020, per le motivazioni precedentemente riportate, e, infine, una ripresa nel 2021, che non eguaglia le performance del 2019.

Quello che emerge dall'analisi dei dati nel comune è una crescita del settore del turismo molto importante per il territorio, evidenziata dai tassi di occupazione che aumentano, nonostante l'aumentare dei prezzi medi per notte. L'aumento della domanda turistica ha portato ad un aumento dei prezzi, nonché ad una diminuzione delle proprietà disponibili in affitto su Airbnb, segno di una migrazione verso altri canali di vendita. Infine, il 2020 si conferma essere un anno al di fuori dei trend caratterizzanti il settore, i cui effetti sono stati avvertiti anche nel 2021. L'anno centrale della pandemia rappresenta, però, un interessante spunto di analisi, come le maggiori performance in alta stagione in quasi tutte le variabili considerate rispetto allo stesso periodo degli anni precedenti, segno di una rivalutazione del territorio nazionale ad opera del flusso turistico italiano.

4. METODOLOGIA

In questo capitolo si adopereranno i principi dell'Econometria, al fine di verificare le ipotesi avanzate nel [capitolo 2.5.](#) Si cercherà di quantificare le relazioni causali tra le variabili prese in considerazione, cioè di spiegare o predire gli effetti sulla variabile dipendente risultanti da una variazione in una variabile indipendente (Stock & Watson, 2012).

4.1. INTRODUZIONE AL MODELLO

Le variabili di riferimento per il modello econometrico sono state ricavate dal dataset descritto nel [capitolo 3.1.](#), ovvero *OCR* e *ADR*. Per il modello è stato considerato il solo 2021, dato il requisito fondamentale di avere un dataset bilanciato, ovvero di avere per ogni elemento lo stesso numero di osservazioni. In questo modo, il numero di property N ammonta a 643 e il numero di periodi T ammonta a 12 mesi, comportando un numero di osservazioni pari a $N*T = 7\ 716$.

L'*Occupation Rate OCR* rappresenta una misura della domanda e costituirà la variabile dipendente, mentre l'*Average Daily Rate ADR* rappresenta una misura del prezzo e costituirà la principale variabile indipendente. È importante notare che entrambe le variabili possono essere associate a delle coordinate geografiche, *Latitude* e *Longitude*, possedendo, così, una dimensione spaziale fondamentale per l'analisi.

Le strutture ricettive presenti su Airbnb della città di Lecce si inseriscono in un mercato che non può essere considerato perfettamente competitivo, come suggerito da Gunter, Önder, & Zekan (2020). Tale mercato dev'essere visto come un mercato monopolisticamente competitivo in cui ogni host ha un certo potere di mercato, sebbene limitato, in grado di permettergli di individuare un prezzo, quindi un mark-up sui costi marginali.

Il modello econometrico implementato nell'analisi è lo *Spatial Durbin Model (SDM)*, descritto da Belotti et al. (2016) come segue:

$$y_t = \rho W y_t + X_t \beta + \vartheta W Z_t + \mu + \varepsilon_t$$

dove:

- $t = 1, \dots, T$;
- y_t rappresenta il vettore delle variabili dipendenti, ovvero *OCR* di tutte le property al variare del periodo t ;
- X_t rappresenta la matrice $n * k$ delle variabili indipendenti, ovvero dei regressori;
- W rappresenta la matrice $n * n$ delle distanze, in cui ogni elemento w_{ij} rappresenta la distanza tra la property i e la property j , secondo una certa normalizzazione;
- Z_t coincide con il vettore della variabile *ADR* al variare del periodo t ;
- $W Z_t$ rappresenta, quindi, il vettore della variabile prezzo pesato per la distanza;

- μ rappresenta il vettore dei termini di effetti fissi (*fixed effects*);
- ε_t rappresenta il vettore dei termini di disturbo casuale idiosincratico (*random effects*) con valore atteso 0 e varianza δ^2 ;
- ρ è uno scalare che rappresenta il coefficiente di autocorrelazione spaziale;
- β è un vettore contenente i parametri della regressione relativamente alle variabili indipendenti;
- ϑ è uno scalare che rappresenta l'elasticità al prezzo incrociata alla domanda sulla piattaforma di Airbnb.

Nello specifico, i regressori considerati, tra variabile principale e variabili di controllo, all'interno della matrice X_t sono:

- ADR_t , ovvero il vettore prezzo di ogni property al variare del periodo t ;
- Una variabile dummy per ogni mese dell'anno, ad esclusione di gennaio, pari a 1 nel caso in cui il periodo t coincida con la variabile in questione. Questo permetterebbe di distinguere il fenomeno della stagionalità individuato nel [capitolo 3](#);
- $MaxGuest$, pari al numero massimo di ospiti per ogni property considerata. Questa variabile permette di identificare la grandezza di ogni struttura ricettiva;
- $Review$, pari al numero di recensioni accumulate fino al 2021;
- $Centro$, una variabile dummy pari a 1 nel caso in cui la property si trovi nel distretto più famoso della città, ovvero il centro storico;
- $Multihost$, una dummy pari a 1 nel caso in cui l'host proprietario della relativa property gestisce 2 o 3 strutture contemporaneamente;
- $SuperMultihost$, una dummy pari a 1 nel caso in cui l'host proprietario della relativa property gestisce almeno 4 strutture contemporaneamente. Questa variabile permetterebbe di individuare un certo grado di professionalità nella gestione della struttura;
- $PrivateRoom$, una dummy pari a 1 nel caso in cui la property è una camera privata;
- $Home$, nel caso in cui la property è un intero appartamento in affitto;
- $Hotel$, nel caso in cui la property è una camera d'hotel.

Inoltre, per completare la verifica del set di ipotesi del [capitolo 2.5](#), si è scelto di adoperare il test di Moran, secondo le modalità descritte da Kondo (2021).

4.2. IMPLICAZIONI SU STATA

La scrittura del codice del modello sul software Stata ha comportato una serie di scelte volte ad affinare l'analisi e cercare di evidenziare al meglio i fenomeni sottesi.

Un primo problema segnalato da Stata come

Two or more observations have the same coordinates

r(498);

evidenziava l'assenza di univocità nella geolocalizzazione delle property in una prima fase di definizione della matrice delle distanze W , nonostante l'univocità nella coppia di variabili *Latitude* e *Longitude*. Si è risolto tale problema adoperando un artificio di programmazione che aggiungeva un decimale influente nella localizzazione utilizzando le funzioni *duplicate* e *replace*.

Nella prima fase di creazione della matrice delle distanze, sono state aggiunte due opzioni alla funzione *spmatrix create*:

- *vtruncate(0.125)*, un'opzione che porta a 0 il valore del singolo elemento w_{ij} della matrice quando la distanza tra la property i e la property j supera 8 km, che è il diametro della città di Lecce, considerando gli estremi più distanti dell'anello tangenziale. Il valore *0.125* deriva dall'impostazione della funzione, che richiede che si inserisca l'inverso della distanza in questione, ovvero $\frac{1}{8} = 0.125$. Si è scelto di adoperare questa funzione supponendo un'assenza di correlazione tra due property poste ad una distanza così elevata, ovvero poste in due zone molto lontane tra di esse (una interna alla città ed una esterna);
- *normalize(row)*, un'opzione che normalizza per righe la matrice delle distanze. Questo implica una normalizzazione più bilanciata della matrice, poiché basata sulle singole property; ovvero, si normalizzano le distanze che caratterizzano ogni property utilizzando esclusivamente la sua distanza dalle altre property nel dataset.

Il bilanciamento dei dati, come richiesto dalla funzione *spxtregress*, è stato effettuato direttamente sul foglio Excel, tramite un'operazione di drop delle property non aventi tutte e 12 le osservazioni dell'anno 2021. Per questa motivazione, adoperando la funzione *spbalance*, *balance*, si è ottenuto il messaggio da parte di Stata

```
data already strongly balanced
```

confermando la riuscita dell'operazione.

Un ulteriore accorgimento riguarda proprio la funzione fondamentale per la riuscita della regressione spaziale: *spxtregress*. In particolare, sono state implementate tre opzioni:

- *dvarlag(W)*, specifica una matrice delle distanze che definisce il lag spaziale della variabile dipendente;
- *ivarlag(W: ADR)*, specifica una matrice delle distanze che definisce il lag spaziale della variabile indipendente *ADR*;
- *re*, opzione che chiede a Stata l'utilizzo dello stimatore dei *random effect* dei minimi quadrati. Inoltre, *re* modella gli effetti di *panel level* come normali, indipendentemente e identicamente distribuiti.

I *random effects* presuppongono che il termine di errore dell'entità non sia correlato con i predittori, il che consente alle variabili che non variano nel tempo di svolgere un ruolo

come variabili esplicative²⁰, diversamente da quanto accade con i modelli *fixed effects*. Questa opzione permette anche di generalizzare le inferenze oltre il campione utilizzato nel modello.

Per avvalorare la bontà della scelta dei *random effect* sui *fixed effect*, sarà implementato nel modello il test di Hausman, tramite la funzione *hausman*. L'ipotesi nulla è che non vi siano differenze sistematiche negli errori tra i due modelli plottati, ovvero che gli errori univoci u_i non siano correlati con i regressori.

Per la verifica dell'ipotesi di autocorrelazione spaziale dei prezzi nel comune di Lecce si è adoperato il comando *moransi*, che calcola la statistica I di Moran nel test di autocorrelazione spaziale globale. La statistica I di Moran, diversamente da quanto accade in altri coefficienti che misurando la presenza o assenza di correlazione, si caratterizza di 3 valori estremi:

- - 1, clustering perfetto di valori diversi, o dispersione perfetta;
- 0, assenza di correlazione, o perfetta randomicità;
- + 1, clustering perfetto di valori simili, o semplicemente clustering perfetto.

La rappresentazione grafica dei tre fenomeni è stata discussa nel [capitolo 2.4.4.](#), in corrispondenza della *Figura 2.2*.

Infine, per quantificare gli impatti diretti e indiretti che ogni variabile indipendente ha avuto su OCR si è adoperata la funzione *estat impact*. In questo modo sono stati individuati, al netto degli effetti ricorsivi, i contributi totali per ogni variabile, che possono essere interpretati in termini percentuali: una variazione di X pari a 1, porta ad una variazione di Y pari a $100 \cdot \beta\%$.

4.3. LE LIMITAZIONI DEL MODELLO

Sono tre i principali problemi che caratterizzano un modello di regressione in generale, e che, in parte, non risparmiano il presente modello di regressione spaziale:

1. Variabili omesse. Tutti i fenomeni che non sono presi in considerazione dalle variabili di regressione confluiscono nell'errore della regressione. Esso non rappresenta un problema se si presenta essere distribuito normalmente e identicamente, così come se non risulta essere autocorrelato. Data questa premessa, si è cercato di inserire quante più variabili di controllo che fossero significative per il modello, implementando, inoltre, il test di Hausman, che rifiuterà la condizione di correlazione dell'errore con i predittori;
2. Endogeneità. L'utilizzo dei prezzi degli host adiacenti come variabile esogena non rappresenta una logica propriamente corretta. Per questo motivo, la variabile indipendente non risulta essere davvero indipendente e, per dimostrare il concetto, si provvederà ad un semplice esempio. Nel mese di agosto i prezzi aumentano non solo perché gli host vicini aumentano i prezzi, ma anche perché agosto è un mese di alta stagione per la città di Lecce. Non a caso,

²⁰ Fonte: princeton.edu

come si vedrà nei prossimi capitoli, per cercare di arginare alcuni degli effetti di endogeneità si è provveduto ad inserire variabili di controllo come i mesi del calendario. Inoltre, nella relazione ADR/OCR non è scontato quale sia la variabile dipendente e quale quella indipendente;

3. Correlazione spaziale, che è il fenomeno indagato nel presente lavoro. L'utilizzo di una matrice delle distanze e non, ad esempio, una media dei KPI degli host di un certo distretto, cercherà di porre una soluzione proprio a questo aspetto.

Inoltre, nel modello econometrico implementato si dovrà prendere consapevolezza delle approssimazioni che si è obbligati a fare, come:

- Utilizzo dei ricavi mensili spalmati sui giorni effettivamente prenotati per la definizione dei prezzi di una property nel corso di un determinato mese. L'utilizzo di queste medie distorce alcune relazioni; ad esempio, non si sono potuti valutare i prezzi e i tassi di occupazione all'interno del mese, oscurando effetti quali festività da calendario e weekend;
- Non considerazione della relazione prezzo-quantità cross section; ovvero, omissione di variabili in grado di controllare aspetti come la qualità di una property e che, invece, avrebbero potuto essere considerate nel caso si avessero avute a disposizione le recensioni di ogni annuncio. In questo modo non sono stati presi in considerazione effetti quali la maggiore domanda nel caso di property caratterizzate da una maggiore qualità.

5. RISULTATI

In questo capitolo si discuteranno gli output di Stata del modello introdotto nel [capitolo 4](#).

5.1. OUTPUT

```

Random-effects spatial regression          Number of obs   =    7,716
Group variable: PropertyID                Number of groups =     643
                                           Obs per group   =     12

                                           Wald chi2(22)   =   6869.17
                                           Prob > chi2     =    0.0000
                                           Pseudo R2      =    0.4516

Log likelihood = 1393.9191
  
```

OCR	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
OCR						
ADR	.0013763	.0000419	32.86	0.000	.0012942	.0014584
Febbraio	.0026708	.0104468	0.26	0.798	-.0178046	.0231462
Marzo	.0084287	.0104501	0.81	0.420	-.0120532	.0289106
Aprile	.0038353	.0104578	0.37	0.714	-.0166615	.0243321
Maggio	.0127193	.0105316	1.21	0.227	-.0079222	.0333608
Giugno	.0684564	.0114378	5.99	0.000	.0460386	.0908742
Luglio	.1775019	.0138038	12.86	0.000	.1504469	.2045569
Agosto	.3445672	.0196069	17.57	0.000	.3061384	.382996
Settembre	.1649581	.0131795	12.52	0.000	.1391268	.1907894
Ottobre	.1085795	.0116172	9.35	0.000	.0858103	.1313488
Novembre	.0701028	.0108638	6.45	0.000	.0488101	.0913955
Dicembre	.0361496	.0109485	3.30	0.001	.0146909	.0576082
MaxGuest	-.014741	.0029366	-5.02	0.000	-.0204967	-.0089853
Review	.0018243	.0001594	11.45	0.000	.0015119	.0021366
Centro	-.0381358	.0109813	-3.47	0.001	-.0596588	-.0166128
Multihost	.0254283	.0136253	1.87	0.062	-.0012767	.0521333
SuperMultihost	.0380721	.0132403	2.88	0.004	.0121216	.0640226
PrivateRoom	.1688083	.1329752	1.27	0.204	-.0918183	.429435
Home	.1690366	.1328771	1.27	0.203	-.0913977	.429471
Hotel	.2548483	.1351409	1.89	0.059	-.010023	.5197196
_cons	-.1347585	.133827	-1.01	0.314	-.3970545	.1275376
W						
ADR	-.0001166	.0001497	-0.78	0.436	-.0004101	.0001768
OCR	.1983505	.0260277	7.62	0.000	.1473371	.2493638
/sigma_u	.1205144	.0040495			.1128332	.1287184
/sigma_e	.1871896	.0015767			.1841248	.1903055

Wald test of spatial terms: chi2(2) = 59.10 Prob > chi2 = 0.0000

Figura 5. 1 – Output di spxtregress.

Average impacts

Number of obs = 7,716

	Delta-Method		z	P> z	[95% Conf. Interval]	
	dy/dx	Std. Err.				
direct						
ADR	.0013788	.0000419	32.89	0.000	.0012966	.001461
Febbraio	.0026794	.0104805	0.26	0.798	-.0178619	.0232207
Marzo	.0084558	.0104837	0.81	0.420	-.0120918	.0290035
Aprile	.0038477	.0104914	0.37	0.714	-.016715	.0244104
Maggio	.0127603	.0105649	1.21	0.227	-.0079465	.0334671
Giugno	.068677	.0114607	5.99	0.000	.0462144	.0911396
Luglio	.1780739	.0137754	12.93	0.000	.1510746	.2050731
Agosto	.3456776	.019481	17.74	0.000	.3074955	.3838597
Settembre	.1654897	.0131536	12.58	0.000	.139709	.1912703
Ottobre	.1089294	.0116204	9.37	0.000	.0861538	.131705
Novembre	.0703287	.0108843	6.46	0.000	.0489959	.0916615
Dicembre	.036266	.0109796	3.30	0.001	.0147465	.0577856
MaxGuest	-.0147885	.002946	-5.02	0.000	-.0205627	-.0090144
Review	.0018301	.0001598	11.45	0.000	.0015169	.0021434
Centro	-.0382587	.0110166	-3.47	0.001	-.0598509	-.0166666
Multihost	.0255103	.0136693	1.87	0.062	-.0012811	.0523017
SuperMultihost	.0381948	.0132823	2.88	0.004	.0121619	.0642276
PrivateRoom	.1693523	.1334037	1.27	0.204	-.0921142	.4308188
Home	.1695813	.1333054	1.27	0.203	-.0916925	.4308552
Hotel	.2556695	.1355765	1.89	0.059	-.0100555	.5213946
indirect						
ADR	.0001925	.0001791	1.07	0.282	-.0001585	.0005435
Febbraio	.0006522	.0025518	0.26	0.798	-.0043491	.0056536
Marzo	.0020583	.0025676	0.80	0.423	-.0029741	.0070908
Aprile	.0009366	.0025543	0.37	0.714	-.0040697	.0059429
Maggio	.0031061	.0025939	1.20	0.231	-.0019778	.00819
Giugno	.0167174	.0034108	4.90	0.000	.0100323	.0234026
Luglio	.0433469	.0062195	6.97	0.000	.0311569	.055537
Agosto	.0841452	.0113109	7.44	0.000	.0619762	.1063143
Settembre	.0402837	.0057692	6.98	0.000	.0289763	.051591
Ottobre	.0265157	.0042204	6.28	0.000	.0182438	.0347876
Novembre	.0171195	.0033584	5.10	0.000	.0105371	.0237019
Dicembre	.0088279	.0028608	3.09	0.002	.0032208	.0144351
MaxGuest	-.0035998	.0009216	-3.91	0.000	-.0054061	-.0017935
Review	.0004455	.0000806	5.53	0.000	.0002875	.0006035
Centro	-.009313	.0030718	-3.03	0.002	-.0153336	-.0032924
Multihost	.0062097	.0034833	1.78	0.075	-.0006175	.013037
SuperMultihost	.0092974	.0035397	2.63	0.009	.0023598	.016235
PrivateRoom	.0412239	.0331514	1.24	0.214	-.0237516	.1061994
Home	.0412797	.0331353	1.25	0.213	-.0236643	.1062237
Hotel	.0622354	.034508	1.80	0.071	-.0053991	.1298698

Figura 5. 2 - Output di estat impact (direct e indirect).

total						
ADR	.0015713	.0001858	8.46	0.000	.0012071	.0019355
Febbraio	.0033317	.0130305	0.26	0.798	-.0222076	.0288709
Marzo	.0105142	.013034	0.81	0.420	-.015032	.0360603
Aprile	.0047843	.013042	0.37	0.714	-.0207776	.0303462
Maggio	.0158664	.0131196	1.21	0.227	-.0098475	.0415804
Giugno	.0853944	.0138877	6.15	0.000	.058175	.1126138
Luglio	.2214208	.0152533	14.52	0.000	.1915248	.2513168
Agosto	.4298228	.0191946	22.39	0.000	.3922021	.4674434
Settembre	.2057734	.0145484	14.14	0.000	.1772591	.2342877
Ottobre	.1354451	.0135544	9.99	0.000	.108879	.1620113
Novembre	.0874482	.0131753	6.64	0.000	.0616252	.1132712
Dicembre	.045094	.0135414	3.33	0.001	.0185532	.0716347
MaxGuest	-.0183884	.0037074	-4.96	0.000	-.0256548	-.0111219
Review	.0022756	.0002091	10.88	0.000	.0018658	.0026855
Centro	-.0475717	.0137781	-3.45	0.001	-.0745762	-.0205672
Multihost	.03172	.017035	1.86	0.063	-.001668	.065108
SuperMultihost	.0474922	.0165567	2.87	0.004	.0150417	.0799426
PrivateRoom	.2105762	.1660145	1.27	0.205	-.1148062	.5359586
Home	.210861	.1658984	1.27	0.204	-.1142939	.5360159
Hotel	.3179049	.1688903	1.88	0.060	-.0131141	.6489239

Figura 5. 3 - Output di impact (total).

. hausman fixed random

	— Coefficients —			
	(b) fixed	(B) random	(b-B) Difference	sqrt(diag(V_b-V_B)) S.E.
ADR	.0013241	.0013763	-.0000522	.0000157
Febbraio	.0028165	.0026708	.0001457	.
Marzo	.0081325	.0084287	-.0002962	.
Aprile	.0034025	.0038353	-.0004328	.000047
Maggio	.0130205	.0127193	.0003012	.0005637
Giugno	.0691493	.0684564	.0006929	.0019559
Luglio	.1779193	.1775019	.0004175	.0035285
Agosto	.3450983	.3445672	.000531	.0064039
Settembre	.1647962	.1649581	-.000162	.0030204
Ottobre	.1081782	.1085795	-.0004013	.0018331
Novembre	.0696779	.0701028	-.0004248	.0010256
Dicembre	.0368528	.0361496	.0007032	.0014336

b = consistent under Ho and Ha; obtained from spxtregress
 B = inconsistent under Ha, efficient under Ho; obtained from spxtregress

Test: Ho: difference in coefficients not systematic

$$\begin{aligned} \text{chi2}(12) &= (b-B)'[(V_b-V_B)^{-1}](b-B) \\ &= 14.00 \\ \text{Prob}>\text{chi2} &= 0.3010 \\ (V_b-V_B \text{ is not positive definite}) \end{aligned}$$

Figura 5. 4 - Output del test di Hausman.

Distance by Vincenty formula (unit: km)

Moran's I Statistic					Number of Obs =	7716
Variable	Moran's I	E(I)	SE(I)	Z(I)	p-value	
ADR	0.43038	-0.00013	0.01159	37.13424	0.00000	

Null Hypothesis: Spatial Randomization

Figura 5. 5 - Output del test di Moran.

La tabella in *Figura 5.1* si caratterizza delle seguenti colonne:

- Voci delle variabili stimate;
- Coefficienti stimati;
- Errori standard dei coefficienti stimati;
- Valore della z;
- Valore del *p-value*;
- Estremi dell'intervallo di fiducia.

Inoltre, l'ultima sezione contiene due elementi al suo interno:

- */sigma_u*, rappresenta la deviazione standard dei *panel effect*;
- */sigma_e*, rappresenta la deviazione standard degli errori.

5.2. VERIFICA DELL'AUTOCORRELAZIONE SPAZIALE DELLA DOMANDA

Osservando la colonna contenente z, si possono distinguere le variabili significative confrontando il relativo valore z preso in modulo con la z relativa ad un $\alpha = 0,05$, ovvero 1,96. Le variabili risultanti significative sono:

- *ADR*;
- *Giugno*;
- *Luglio*;
- *Agosto*;
- *Settembre*;
- *Ottobre*;
- *Novembre*;
- *Dicembre*;
- *MaxGuest*;
- *Review*;
- *Centro*;
- *SuperMultihost*;
- *W*OCR*.

Si fa presente che il *p-value* non è l'unico criterio da prendere in considerazione nella scelta di omissione delle variabili. Infatti, conta il significato che una variabile porta con

sé e come essa contribuisca alla spiegazione di fenomeni rappresentati nel modello, motivo per cui tutte le variabili in elenco sono state mantenute nel modello.

Pseudo R² riporta la frazione della varianza campionaria spiegata dalla regressione, ed è un valore che è compreso tra 0 e 1. Maggiore è il valore e maggiore sarà la quota di varianza spiegata. Nell'output in *Figura 5.1* si nota come il valore stimato ammonti a 0,4516; ovvero, la varianza campionaria spiegata ammonta al 45,16%.

spxtregress applica di default un Wald test ai termini spaziali del modello, verificandone la significatività. Nel presente caso si rifiuta l'ipotesi nulla, quindi i termini spaziali nel modello sono significativi, come già previsto.

Il test di Hausman, applicato dopo aver plottato lo stesso modello utilizzando *random effects* e *fixed effects*, ha riportato un *p-value* pari a 0,3010, portando ad accettare l'ipotesi nulla di differenze non sistematiche negli errori tra i due modelli plottati. Questo risultato ha, così, confermato la scelta di preferire i *random effects*.

Le nozioni base di economia suggeriscono che a fronte di un aumento dei prezzi, a parità di condizioni al contorno, segua una diminuzione della domanda. Tuttavia, nel caso di Airbnb nella città di Lecce questo non avviene: ad un aumento dei prezzi, identificati da *ADR*, si ha un aumento della domanda, identificata da *OCR*. Questo è evidente dal coefficiente positivo di *ADR*, pari a 0,0013763, e confermato dai *total impact*, dove il coefficiente è pari a 0,0015713: ad un aumento di €1 del prezzo, corrisponde un aumento dello 0,15% del tasso di occupazione medio.

L'aumento della domanda, nonostante l'aumento dei prezzi, può trovare in parte spiegazione nei fattori psico-sociali quali i trend nei viaggi per turismo, come anticipato nel [capitolo 3.3.22](#). Riviste internazionali, trend sui social, pubblicità e passaparola, aumento del numero di rotte dei principali aeroporti che servono la città di Lecce (Bari-Palese e Brindisi-Casale, di cui si illustrano in *figura 5.6* il numero di passeggeri serviti) e gli investimenti nazionali e stranieri nel Salento sono solo una parte delle ragioni che giustificano questo fenomeno. Per comprendere appieno le ulteriori motivazioni dietro questo fenomeno sarà, però, necessario continuare con la presente analisi.

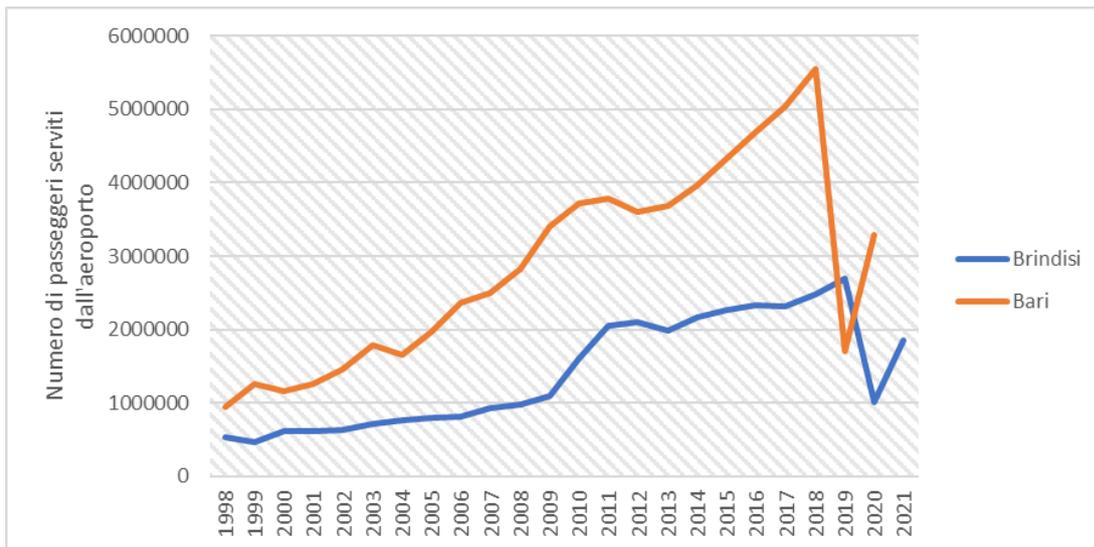


Figura 5. 6 - Numero di passeggeri serviti dagli aeroporti di Brindisi e Bari (Fonte: assaeroporti.com).

Un importante set di variabili significative è quello relativo ai mesi dell'anno che vanno da giugno a dicembre. I valori dei coefficienti stimati confermano statisticamente il fenomeno della stagionalità individuato nei capitoli di analisi descrittiva. Come ci si poteva aspettare, è agosto a determinare la maggiore variazione, pari a 0,4298228 in *Figura 5.3*; questo significa che il mese estivo più gettonato determina il 42,3% in più di *OCR* rispetto al mese di gennaio. I mesi da febbraio a maggio non risultano, invece, essere significativi per il modello.

MaxGuest è stato stimato avere un coefficiente negativo, pari a - 0,014741. La relazione negativa individuata con *OCR* spinge ad affermare che un aumento del numero massimo di ospiti in una property porta ad una diminuzione del tasso di occupazione, seppur pari a - 1,84% per ogni ospite in più. Questo fenomeno si potrebbe spiegare con la volontà dei turisti che arrivano nella città di Lecce di cercare una struttura non eccessivamente grande, supponendo una correlazione tra il numero massimo di ospiti e la grandezza della property.

SuperMultihost risulta avere un β positivo, pari a 0,0380721, determinando una maggiore preferenza della domanda ad affidarsi ad host professionisti. Infatti, un host che gestisce più di 3 property contemporaneamente, supponendo, così, un'attività imprenditoriale dietro, riesce ad ottenere il 4,75% in più di tasso di occupazione rispetto a host che gestiscono un'unica property.

Il coefficiente spaziale di *ADR*, ovvero l'elasticità al prezzo incrociata alla domanda sulla piattaforma di Airbnb, pur non essendo significativo, segnala il prevedibile effetto di sostituzione tra property della piattaforma di Airbnb geograficamente adiacenti: l'aumento del prezzo di una property spinge la domanda a migrare verso le property vicine, proprio come la microeconomia suggerirebbe.

Il coefficiente spaziale di *OCR*, ovvero il coefficiente dell'autocorrelazione spaziale è positivo e pari a 0,198305, verificando l'ipotesi di autocorrelazione spaziale della domanda nella città di Lecce. L'aumento del tasso di occupazione di una property è,

quindi, correlato all'aumento dei tassi di occupazione delle property vicine. Di seguito, si può dedurre che vi sia presenza di segmentazione di mercato nel settore dell'accomodamento turistico leccese, data la domanda segmentata e i prezzi correlati spazialmente. Insieme al coefficiente positivo e significativo di *ADR*, si individua l'esistenza di differenziazione di prodotto.

Infine, pur non essendo significative, *PrivateRoom*, *Home* e *Hotel* si caratterizzano di un coefficiente stimato positivo, segno di una preferenza dei *turisti* di strutture che garantiscano maggiore *privacy*.

La *Figura 5.5* mostra l'output del test di Moran utilizzando il comando *moransi*. La statistica *I* è stata stimata pari a 0,43038, tenendo presente come essa possa variare in un intervallo compreso tra -1, in cui si ha perfetta dispersione, e 1, in cui si ha clustering perfetto. Come si evince dall'output, *I* è statisticamente significativa e di una dimensione tale da poter confermare la presenza di clustering perfetto, che ci permette di definire il mercato di Airbnb nel comune di Lecce come concatenato. Questo conferma il fenomeno di autocorrelazione spaziale anche per i prezzi, portando ad affermare come la differenziazione sia segmentata. Si avranno cluster di property in pietra leccese a caro prezzo nel centro storico, cluster di property costose vicino alle spiagge e cluster di property più modeste e a basso prezzo in periferia.

Questo fenomeno è anche in parte spiegato dalle dinamiche di scelta dei prezzi sulla piattaforma di short-renting; infatti, Airbnb, nel momento in cui un host carica un annuncio, suggerisce un intervallo ideale di prezzi, sulla base dei prezzi delle property vicine, alimentando, così, il fenomeno di autocorrelazione.

Inoltre, questo test può essere potenzialmente effettuato anche su altre variabili del modello, per dimostrare come le dinamiche delle property su Airbnb siano soggette a fenomeni fortemente *spatial-dependent*.

Ad esempio, le variabili *MaxGuest* e *Review* presentano statistiche *I* molto vicine al valore 1, evidenziando fenomeni lampanti di clustering perfetto, come mostrato nei seguenti output in *Figura 5.7*.

Distance by Vincenty formula (unit: km)

Moran's I Statistic Number of Obs = 7716

Variable	Moran's I	E(I)	SE(I)	Z(I)	p-value
MaxGuest	0.96733	-0.00013	0.01161	83.35710	0.00000

Null Hypothesis: Spatial Randomization

Distance by Vincenty formula (unit: km)

Moran's I Statistic Number of Obs = 7716

Variable	Moran's I	E(I)	SE(I)	Z(I)	p-value
Review	0.96993	-0.00013	0.01160	83.62292	0.00000

Null Hypothesis: Spatial Randomization

Figura 5. 7 - Output del test di Moran per le variabili MaxGuest e Review.

Infine, è possibile effettuare un'analisi del coefficiente di Moran mese per mese, sfruttando le variabili binarie dei mesi di calendario inserite nel modello. Gli output che si ottengono sono illustrati nelle seguenti figure.

Distance by Vincenty formula (unit: km)

Moran's I Statistic Number of Obs = 643

Variable	Moran's I	E(I)	SE(I)	Z(I)	p-value
ADR	0.04585	-0.00156	0.02349	2.01839	0.04355

Null Hypothesis: Spatial Randomization

Figura 5. 8 - Output del test di Moran nel mese di febbraio.

Distance by Vincenty formula (unit: km)

Moran's I Statistic Number of Obs = 643

Variable	Moran's I	E(I)	SE(I)	Z(I)	p-value
ADR	0.03581	-0.00156	0.02464	1.51624	0.12946

Null Hypothesis: Spatial Randomization

Figura 5. 9 - Output del test di Moran nel mese di marzo.

Distance by Vincenty formula (unit: km)

Moran's I Statistic Number of Obs = 643

Variable	Moran's I	E(I)	SE(I)	Z(I)	p-value
ADR	0.04680	-0.00156	0.02436	1.98521	0.04712

Null Hypothesis: Spatial Randomization

Figura 5. 10 - Output del test di Moran nel mese di aprile.

Distance by Vincenty formula (unit: km)

Moran's I Statistic Number of Obs = 643

Variable	Moran's I	E(I)	SE(I)	Z(I)	p-value
ADR	0.05550	-0.00156	0.02494	2.28816	0.02213

Null Hypothesis: Spatial Randomization

Figura 5. 11 - Output del test di Moran nel mese di maggio.

Distance by Vincenty formula (unit: km)

Moran's I Statistic Number of Obs = 643

Variable	Moran's I	E(I)	SE(I)	Z(I)	p-value
ADR	0.06371	-0.00156	0.02493	2.61822	0.00884

Null Hypothesis: Spatial Randomization

Figura 5. 12 - Output del test di Moran nel mese di giugno

Distance by Vincenty formula (unit: km)

Moran's I Statistic Number of Obs = 643

Variable	Moran's I	E(I)	SE(I)	Z(I)	p-value
ADR	0.04340	-0.00156	0.02490	1.80516	0.07105

Null Hypothesis: Spatial Randomization

Figura 5. 13 - Output del test di Moran nel mese di luglio.

Distance by Vincenty formula (unit: km)

Moran's I Statistic Number of Obs = 643

Variable	Moran's I	E(I)	SE(I)	Z(I)	p-value
ADR	0.03677	-0.00156	0.02504	1.53093	0.12579

Null Hypothesis: Spatial Randomization

Figura 5. 14 - Output del test di Moran nel mese di agosto.

Distance by Vincenty formula (unit: km)

Moran's I Statistic Number of Obs = 643

Variable	Moran's I	E(I)	SE(I)	Z(I)	p-value
ADR	0.06647	-0.00156	0.02477	2.74686	0.00602

Null Hypothesis: Spatial Randomization

Figura 5. 15 - Output del test di Moran nel mese di settembre.

Distance by Vincenty formula (unit: km)

Moran's I Statistic Number of Obs = 643

Variable	Moran's I	E(I)	SE(I)	Z(I)	p-value
ADR	0.07046	-0.00156	0.02484	2.89892	0.00374

Null Hypothesis: Spatial Randomization

Figura 5. 16 - Output del test di Moran nel mese di ottobre.

Distance by Vincenty formula (unit: km)

Moran's I Statistic Number of Obs = 643

Variable	Moran's I	E(I)	SE(I)	Z(I)	p-value
ADR	0.07199	-0.00156	0.02480	2.96510	0.00303

Null Hypothesis: Spatial Randomization

Figura 5. 17 - Output del test di Moran nel mese di novembre.

Distance by Vincenty formula (unit: km)

Moran's I Statistic Number of Obs = 643

Variable	Moran's I	E(I)	SE(I)	Z(I)	p-value
ADR	0.07786	-0.00156	0.02492	3.18740	0.00144

Null Hypothesis: Spatial Randomization

Figura 5. 18 - Output del test di Moran nel mese di dicembre.

Si riassumono gli output in Tabella 8.1, per permettere un più immediato confronto.

Mese	Statistica I di Moran	p-value
Febbraio	0.04585	0.04355
Marzo	0.03581	0.12946
Aprile	0.04680	0.04712
Maggio	0.05550	0.02213
Giugno	0.06371	0.00884
Luglio	0.04340	0.07105
Agosto	0.03677	0.12579
Settembre	0.06647	0.00602
Ottobre	0.07046	0.00374
Novembre	0.07199	0.00303
Dicembre	0.07786	0.00144

Tabella 5. 1 - Sintesi dei test di Moran per ogni mese.

Tutti i test riportano una statistica I positiva, anche se con valori ben lontani dalla statistica del test generale. Si evidenzia, inoltre, che la maggior parte dei test risultano essere significativi, ad esclusione dei mesi di marzo, luglio e agosto.

6. CONCLUSIONI

Il presente lavoro di tesi ha analizzato alcuni dei fenomeni che caratterizzano la piattaforma two-sided di Airbnb ed il settore dell'accomodamento turistico, partendo dal territorio del comune di Lecce e con la previsione di poter generalizzare i risultati indipendentemente dalla posizione geografica.

Le analisi descrittive hanno individuato performance strettamente legate alla stagionalità che caratterizza il territorio leccese, così come tutto il Salento; questo è confermato dai dati empirici del dataset appositamente filtrato e dal modello econometrico, evidenziando agosto come il mese per eccellenza dell'alta stagione. Ricavi mensili, prezzi e tasso di occupazione sono i principali indicatori che hanno confermato questo comportamento. Inoltre, è il centro storico di Lecce ad attirare il maggior numero di turisti, ad ospitare il maggior numero di property, come confermano le dinamiche dietro ai mercati multi-sided come Airbnb, e ad avere i KPI più alti nella maggior parte dei periodi considerati.

È emersa una viva attività imprenditoriale nel comune di Lecce, ed è possibile affermare questo dall'alta percentuale di host che possiede almeno due proprietà contemporaneamente in affitto sulla piattaforma. Questo farebbe pensare ad una nuova visione dello short-renting, non più visto come semplice espediente per affittare una stanza o una casa quando essa non è occupata dai proprietari, ma come vera attività commerciale alternativa, in grado di apportare entrate consistenti per gli host.

I capitoli centrali dello scritto hanno, poi, evidenziato un fenomeno da poco introdotto nei principali filoni della letteratura scientifica: l'autocorrelazione spaziale nel settore dell'accomodamento turistico. Ciò che le statistiche evidenziano è la relazione inversamente proporzionale alla distanza di prezzi e domanda tra le property nella città di Lecce. Emerge, in generale, un clustering di tutte le principali variabili, portando ad affermare come le dinamiche delle property su Airbnb siano soggette a fenomeni fortemente *spatial-dependent*.

Le caratteristiche morfologiche del territorio e la distribuzione dei punti di interesse hanno determinato una segmentazione nel settore dell'accomodamento turistico leccese, che ha comportato autocorrelazione spaziale della domanda di short-renting. Questo ha determinato che la competizione rendesse meno indipendenti i prezzi di equilibrio delle property più prossime, quindi che si presentasse anche per i prezzi il fenomeno dell'autocorrelazione spaziale. Insieme alla relazione positiva tra prezzi e domanda, si evidenzia l'esistenza di differenziazione di prodotto.

I meccanismi di Airbnb di suggerimento dei prezzi, basati sulle medie delle strutture vicine, contribuiscono ad accentuare l'autocorrelazione spaziale per la variabile del prezzo, mentre per la variabile della domanda si aggiungono aspetti economici come le caratteristiche proprie del multi-sided market, ma anche aspetti non economici legati a moda e trend. "Nella regione del Salento si intrecciano movida, tradizioni culturali di enorme ricchezza e bellezze artistiche di spiccato rilievo. L'investimento sul turismo di

prossimità, gli itinerari enogastronomici, le spiagge dalla bellezza difficilmente eguagliabile e i paesaggi delle campagne più interne sono tutti elementi che hanno giocato un ruolo essenziale nel successo del 2021, che ha sfidato le regole rigidamente imposte dalla pandemia globale e dal Covid-19²¹.

Consapevoli delle limitazioni teoriche e pratiche di questa tesi, si auspica uno sviluppo futuro per affinare i risultati qui ottenuti, introducendo analisi più approfondite che possano includere aspetti non considerati nel pieno delle loro potenzialità, come la qualità delle property, facilmente modellabile tramite il meccanismo delle recensioni di Airbnb. In secondo luogo, l'espansione temporale e geografica delle analisi potrebbe evidenziare aspetti diversi o confermare ulteriormente i risultati ottenuti, permettendone l'estensione e la generalizzazione ai territori serviti dalla piattaforma di short-renting.

²¹ Fonte: ansa.it

7. BIBLIOGRAFIA

- Adamiak. (2019). Current state and development of Airbnb accommodation offer in 167 countries. *Taylor & Francis Group*.
- Adamiak, Szyda, Dubownik, & García-Álvarez. (2019). Airbnb Offer in Spain—Spatial Analysis of the Pattern and Determinants of Its Distribution. *ISPRS Int. J. Geo-Inf.*
- Akerlof. (1970). The market for lemons: quality uncertainty and the market mechanism. *Quarterly Journal of Economics*.
- Avital, Carroll, Hjalmarsson, Levina, Malhotra, & Sundararajan. (2015). The Sharing Economy: Friend or Foe? *Proceedings of the Thirty Sixth International Conference on Information Systems*. ICIS.
- Bauer, & Erixon. (2016). *Competition, Growth and Regulatory Heterogeneity in Europe's Digital Economy*. ECIPE.
- Belotti, Hughes, & Piano Mortari. (2016). Spatial panel data models using Stata. *CEIS Tor Vergata Research Paper Series*.
- Benítez-Aurioles. (2017). The role of distance in the peer-to-peer market for tourist accommodation. *SAGE journals*.
- Besley, & Case. (1995). Does Electoral Accountability Affect Economic Policy Choices? Evidence from Gubernatorial Term Limits. *The Quarterly Journal of Economics*.
- Biscaia, & Mota. (2013). Models of spatial competition: A critical review. *RSAI*.
- Bjorholm, Svenning, Skov, & Balslev. (2008). To what extent does Tobler's 1st law of geography apply to macroecology? A case study using American palms. *BMC Ecology*.
- Botsman, & Rogers. (2011). *What's Mine is Yours: The Rise of Collaborative Consumption*. Harper Business.
- Boudreau, & Hagiu. (2019). Platform Rules: Multi-Sided Platforms as Regulators. *SSRN Electronic Journal*.
- Brida, & Risso. (2009). Tourism as a factor of long-run economic growth: An empirical analysis for Chile. *European Journal of Tourism Research*.
- Cesarani, & Nechita. (2017). Tourism and the Sharing Economy. An Evidence from Airbnb Usage in Italy and Romania. *Symphonya. Emerging Issues in Management*.
- Chasapopoulos, Den Butter, & Mihaylov. (2014). Demand for tourism in Greece: a panel data analysis using the gravity model. *Int. J. Tourism Policy*.
- Chen, & Rodden. (2009). Tobler's Law, Urbanization, and Electoral Bias: Why Compact, Contiguous Districts are Bad for the Democrats.

- Cockayne. (2016). Sharing and neoliberal discourse: The economic function of sharing in the digital on-demand economy. *Elsevier Ltd.*
- Constantinides, Henfridsson, & Parker. (2018). Platforms and Infrastructures in the Digital. *Information Systems Research.*
- Dolnicar. (2018). *Peer-to-peer accomodation networks.* Goodfellow Publishers Ltd.
- Dorigo, & Tobler. (1983). Push-Pull Migration Laws. *Taylor & Francis Group.*
- Eisenmann, Parker, & Van Alstyne. (2006). Strategies for Two-Sided Market. *HRB.*
- Eugenio-Martin, Cazorla-Artiles, & González-Martel. (2019). On the determinants of Airbnb location and its spatial distribution. *SAGE journals.*
- Falk. (2010). A dynamic panel data analysis of snow depth and winter tourism. *Elsevier Ltd.*
- Filistrucchi. (2018). Market definition in multi-sided markets. *OECD.*
- Flamarich, & Duro. (2011). Business (events) tourism in Spain: Analysis and prospects. *CABI.*
- Gallego, Rodríguez-Serrano , & Casanueva. (2019). Dynamic panel data models in tourism. *Taylor & Francis group.*
- Gunter. (2018). What makes an Airbnb host a superhost? Empirical evidence from San Francisco and the Bay Area. *Elsevier Ltd.*
- Gunter, & Önder. (2017). Determinants of Airbnb demand in Vienna and their implications for the traditional accommodation industry. *SAGE journals.*
- Gunter, & Smeral. (2016). The decline of tourism income elasticities in a global context. *SAGE.*
- Gunter, Önder, & Zekan. (2020). Modeling Airbnb demand to New York City while employing spatial panel data at the listing level. *Elsevier Ltd.*
- Gutiérrez, García-Palomares, Romanillos, & Salas-Olmedo. (2017). The eruption of Airbnb in tourist cities: Comparing spatial patterns of hotels and peer-to-peer accommodation in Barcelona. *Elsevier Ltd.*
- Gutt, Neumann, Zimmermann, Kundisch, & Chen. (2019). Design of review systems—A strategic instrument to shape online reviewing behavior and economic outcomes. *Elsevier Ltd.*
- Haining, Wise, & Ma. (1996). Exploratory spatial data analysis. *Journal of the Royal Statistical Society.*
- Hardy, & Dolnicar. (2017). Types of network members. *Goodfellow Publishers Limited.*
- Hay. (1976). A simple location theory for mining activity. *JSTOR.*

- Ke. (2017). Sharing Means Renting?: An Entire-marketplace Analysis of Airbnb. *ACM Digital Library*.
- Kondo. (2021). Testing for global spatial autocorrelation in Stata.
- Koopman, Mitchell, & Thierer. (2015). The Sharing Economy: Issues Facing Platforms, Participants, and Regulators. *SSRN Electronic Journal*.
- Ledesma-Rodríguez, Navarro-Ibáñez, & Pérez-Rodríguez. (2001). Panel Data and Tourism: A Case Study of Tenerife. *SAGE*.
- Leitao. (2010). Financial development and economic growth: A panel data approach. *Theoretical and Applied Economics*.
- Li, Song, & Li. (2017). A dynamic panel data analysis of climate and tourism demand: additional evidence. *SAGE*.
- Lorde, Li, & Airey. (2016). Modeling Caribbean tourism demand: an augmented gravity approach. *SAGE*.
- Massidda, & Etzo. (2012). The determinants of Italian domestic tourism: A panel data analysis. *Elsevier Ltd*.
- May, Königsson, & Holmstrom. (2017). Unlocking the sharing economy: Investigating the barriers for the sharing economy in a city context. *First Monday*.
- Naudé, & Saayman. (2006). Determinants of tourist arrivals in Africa: a panel data regression analysis. *SAGE*.
- Önder, Weismayer, & Gunter. (2018). Spatial price dependencies between the traditional accommodation sector and the sharing economy. *SAGE journals*.
- Parker, Petropoulos, & Van Alstyne. (2020). Digital Platforms and Antitrust. *SSRN*.
- Parker, Van Alstyne, & Jiang. (2016). Platform Ecosystems: How Developers Invert the Firm. *SSRN*.
- Porto, Garbero, & Espinola. (2018). Spatial distribution of touristic flows in a gravity model in South America. *Journal of Tourism Analysis*.
- Poulin. (2003). The decay of similarity with geographical distance in parasite communities of vertebrate hosts. *Journal of Biogeography*.
- Ramos, & Rodrigues. (2014). Tourism Demand Modelling and Forecasting: An Overview. *Revista de Turismo Contemporaneo*.
- Reinhold, & Dolnicar. (2018). Airbnb's Business Model. *Goodfellow Publishers*.
- Rigall-I-Torrent, Fluvià, Ballester, Salò, Ariza, & Espinet. (2011). The effects of beach characteristics and location with respect to hotel prices. *Elsevier Ltd*.
- Roget, & González. (2006). Rural tourism demand in Galicia, Spain. *SAGE*.

- Rong, Li, Peng, Zhou, & Shi. (2011). Sharing economy platforms: creating shared value at a business ecosystem level. *Elsevier Ltd.*
- Rumble, & Mangematin. (2015). Business Model Implementation: The Antecedents of Multi-Sidedness. *HAL open science.*
- Sakai, Brown, & Mak. (2000). Population Aging and Japanese International Travel in the 21st Century. *SAGE.*
- Seeteram. (2010). Use of Dynamic Panel Cointegration Approach to Model International Arrivals to Australia. *SAGE.*
- Serra, Correia, & Rodrigues. (2014). A comparative analysis of tourism destination demand in Portugal. *Elsevier Ltd.*
- Song, & Li. (2008). Tourism demand modelling and forecasting - A review of recent research. *Elsevier Ltd.*
- Stephany. (2015). *The Business of Sharing.* Palgrave Macmillan.
- Stock, & Watson. (2012). *Introduzione all'econometria.* Pearson.
- Sutherland, & Jarrahi. (2018). The sharing economy and digital platforms: A review and research agenda. *Elsevier Ltd.*
- Täuscher. (2018). When is business model innovation an effective platform strategy? Academy of management annual meeting.
- Tobler. (1970). A Computer Movie Simulating Urban Growth in the Detroit Region.
- Yang, & Wong. (2012). A spatial econometric approach to model spillover effects in tourism flows. *SAGE.*
- Yang, & Zhang. (2019). Spatial-temporal forecasting of tourism demand. *Elsevier Ltd.*

8. ALLEGATI

8.1. DESCRIZIONE DELLE VARIABILI DEL DATASET

Si riportano nella seguente tabella le voci dei due dataset utilizzati nel presente lavoro e già discussi nel [capitolo 3.1.1.](#):

Voce	Descrizione
PropertyID	Codice caratterizzante univocamente una property presente sulla piattaforma di Airbnb
Listing Type	Stringa che definisce il tipo di property in questione (intero appartamento, camera privata, camera condivisa o camera d'hotel)
Latitude	Latitudine
Longitude	Longitudine
City	Comune
Bedrooms	Numero di camere da letto
Bathrooms	Numero di bagni
MaxGuest	Numero massimo di ospiti
Number of review	Numero di recensioni
Number of photos	Numero di foto nella descrizione dell'annuncio
Airbnb Host ID	Codice che identifica univocamente un host sulla piattaforma di Airbnb
ReportingMonth	Mese di cui si riportano le performance
Revenue	Ricavi mensili
Number of Reservation	Numero di prenotazioni che mensilmente la property ha accumulato
Reservation Days	Numero di giorni in cui la property è stata prenotata nel mese in questione
Available Days	Numero di giorni in cui la property è risultata libera nel mese in questione
Active	Variabile dummy pari a 1 nel caso in cui la somma tra <i>Reservation Days</i> e <i>Available Days</i> fosse maggiore o uguale a 1. Questa variabile permette di distinguere property completamente chiuse al pubblico in un determinato mese
ADR	Rapporto tra <i>Revenue</i> e <i>Reservation Days</i> . Questa variabile è la misura dei ricavi medi di ogni giorno in cui è stata affittata ed è anche misura del prezzo di affitto
OCR	Rapporto tra <i>Reservation Days</i> e la somma di <i>Reservation Day</i> e <i>Available Days</i> . Riportata in %, rappresenta il tasso di occupazione medio di un certo mese
RevPAN	Rapporto tra <i>Revenue</i> e la somma di <i>Reservation Days</i> e <i>Available Days</i> . Questa variabile è la misura dei ricavi medi di ogni giorno nel mese di riferimento

Quello riportato è il dataset per sole 3 property, essendo impossibile riuscire a riportare per intero il dataset contenente le 7.716 osservazioni.

8.3. IL CODICE DI STATA

```
. duplicates report Longitude Latitude, inspect
```

Duplicates in terms of Longitude Latitude

copies	observations	surplus
1	584	0
2	22	11
3	21	14
4	16	12

```
. duplicates tag Longitude Latitude, gen(tag)
```

Duplicates in terms of Longitude Latitude

```
. set seed 10000
```

```
. gen double shuffle1 = runiform(0.00000001,0.00000002)
```

```
. replace Longitude = Longitude +shuffle1 if tag>0  
(59 real changes made)
```

```
. replace Latitude = Latitude +shuffle1 if tag>0  
(59 real changes made)
```

```
. spset PropertyID, coord(Longitude Latitude) coordsys(latlong, kilometers)  
Sp dataset
```

```
data: cross sectional  
spatial-unit id: _ID (equal to PropertyID)  
coordinates: _CY, _CX (latitude-and-longitude, kilometers)  
linked shapefile: none
```

```
. spmatrix create idistance W, vtruncate(0.125) normalize(row)
```

```
. spmatrix summarize W
```

Weighting matrix W

Type	idistance
Normalization	row
Dimension	643 x 643
Elements	
minimum	0
minimum > 0	9.56e-10
mean	.0015552
max	.9999187

```
.  
end of do-file
```

```
. import excel "C:\Users\loren\OneDrive - Politecnico di Torino\Tesi magistrale\Lorenzo\STATA\Dataset 2021 bilanciato con dummy.xlsx",  
> sheet("Monthly 2021 con variabili") firstrow clear  
(29 vars, 7,716 obs)
```

```
. describe
```

```
Contains data  
obs:      7,716  
vars:     29
```

variable name	storage type	display format	value label	variable label
PropertyID	long	%10.0g		Property ID
ReportingMonth	long	%10.0g		Reporting Month
Febbraio	byte	%10.0g		Febbraio
Marzo	byte	%10.0g		Marzo
Aprile	byte	%10.0g		Aprile
Maggio	byte	%10.0g		Maggio
Giugno	byte	%10.0g		Giugno
Luglio	byte	%10.0g		Luglio
Agosto	byte	%10.0g		Agosto
Settembre	byte	%10.0g		Settembre
Ottobre	byte	%10.0g		Ottobre
Novembre	byte	%10.0g		Novembre
Dicembre	byte	%10.0g		Dicembre
ADR	double	%10.0g		ADR
OCR	double	%10.0g		OCR
Latitude	double	%10.0g		Latitude
Longitude	double	%10.0g		Longitude
MaxGuest	byte	%10.0g		MaxGuest
Review	int	%10.0g		Review
HostID	long	%10.0g		HostID
Numerodiproprietà	byte	%10.0g		Numero di property dell'host
Multihost	byte	%10.0g		Multihost
SuperMultihost	byte	%10.0g		SuperMultihost
PrivateRoom	byte	%10.0g		PrivateRoom
Home	byte	%10.0g		Home
Hotel	byte	%10.0g		Hotel
SharedRoom	byte	%10.0g		SharedRoom
Centro	byte	%10.0g		Centro
District	str51	%51s		District

```
Sorted by:
```

```
Note: Dataset has changed since last saved.
```

```
. assert PropertyID!=.
```

```
. assert ReportingMonth!=.
```

```
. bysort PropertyID ReportingMonth: assert _N==1
```

```
. xtset, clear
```

```
. xtset PropertyID ReportingMonth  
panel variable: PropertyID (strongly balanced)  
time variable: ReportingMonth, 44197 to 44531, but with gaps  
delta: 1 unit
```

```
. bysort PropertyID (ReportingMonth): assert Latitude == Latitude[1]
```

```
. bysort PropertyID (ReportingMonth): assert Longitude == Longitude[1]
```

```
. spbalance, balance  
(data already strongly balanced)
```

```
. duplicates report Longitude Latitude, inspect
```

```
Duplicates in terms of Longitude Latitude
```

copies	observations	surplus
12	7008	6424
24	264	253
36	252	245
48	192	188

```
. duplicates tag Longitude Latitude, gen(tag)
```

```
Duplicates in terms of Longitude Latitude
```

```

. set seed 10000

. gen double shuffle1 = runiform(0.00000001,0.00000002)

. replace Longitude = Longitude +shuffle1 if tag>0
(7,716 real changes made)

. replace Latitude = Latitude +shuffle1 if tag>0
(7,716 real changes made)

. spset PropertyID, coord(Longitude Latitude) coordsys(latlong, kilometers)
  Sp dataset
      data: panel
  spatial-unit id:  _ID (equal to PropertyID)
      time id:  ReportingMonth (see xtset)
  coordinates:  _CY, _CX (latitude-and-longitude, kilometers)
  linked shapefile:  none

. spxtregress OCR ADR Febbraio Marzo Aprile Maggio Giugno Luglio Agosto Settembre Ottobre Novembre Dicembre MaxGuest Review Centro Mult
> ihost SuperMultihost PrivateRoom Home Hotel, re dvarlag(W) ivarlag(W: ADR)
(7716 observations)
(7716 observations used)
(data contain 643 panels (places) )
(weighting matrix defines 643 places)

Fitting starting values:

Iteration 0:  log likelihood = 1805.2426
Iteration 1:  log likelihood = 1805.2994
Iteration 2:  log likelihood = 1805.2994

Optimizing concentrated log likelihood:

initial:      log likelihood = 1390.4902
improve:     log likelihood = 1390.4902
rescale:     log likelihood = 1390.4902
rescale eq:  log likelihood = 1390.4902
Iteration 0:  log likelihood = 1390.4902
Iteration 1:  log likelihood = 1393.7839
Iteration 2:  log likelihood = 1393.919
Iteration 3:  log likelihood = 1393.9191

Optimizing unconcentrated log likelihood:

Iteration 0:  log likelihood = 1393.9191
Iteration 1:  log likelihood = 1393.9191 (backed up)

```


. estat impact

progress : 5% 10% 15% 20% 25% 30% 35% 40% 45% 50% 55% 60%
 65% 70% 75% 80% 85% 90% 95% 100%

Average impacts Number of obs = 7,716

	Delta-Method				
	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
direct					
ADR	.0013788	.0000419	32.89	0.000	.0012966 .001461
Febbraio	.0026794	.0104805	0.26	0.798	-.0178619 .0232207
Marzo	.0084558	.0104837	0.81	0.420	-.0120918 .0290035
Aprile	.0038477	.0104914	0.37	0.714	-.016715 .0244104
Maggio	.0127603	.0105649	1.21	0.227	-.0079465 .0334671
Giugno	.068677	.0114607	5.99	0.000	.0462144 .0911396
Luglio	.1780739	.0137754	12.93	0.000	.1510746 .2050731
Agosto	.3456776	.019481	17.74	0.000	.3074955 .3838597
Settembre	.1654897	.0131536	12.58	0.000	.139709 .1912703
Ottobre	.1089294	.0116204	9.37	0.000	.0861538 .131705
Novembre	.0703287	.0108843	6.46	0.000	.0489959 .0916615
Dicembre	.036266	.0109796	3.30	0.001	.0147465 .0577856
MaxGuest	-.0147885	.002946	-5.02	0.000	-.0205627 -.0090144
Review	.0018301	.0001598	11.45	0.000	.0015169 .0021434
Centro	-.0382587	.0110166	-3.47	0.001	-.0598509 -.0166666
Multihost	.0255103	.0136693	1.87	0.062	-.0012811 .0523017
SuperMultihost	.0381948	.0132823	2.88	0.004	.0121619 .0642276
PrivateRoom	.1693523	.1334037	1.27	0.204	-.0921142 .4308188
Home	.1695813	.1333054	1.27	0.203	-.0916925 .4308552
Hotel	.2556695	.1355765	1.89	0.059	-.0100555 .5213946
indirect					
ADR	.0001925	.0001791	1.07	0.282	-.0001585 .0005435
Febbraio	.0006522	.0025518	0.26	0.798	-.0043491 .0056536
Marzo	.0020583	.0025676	0.80	0.423	-.0029741 .0070908
Aprile	.0009366	.0025543	0.37	0.714	-.0040697 .0059429
Maggio	.0031061	.0025939	1.20	0.231	-.0019778 .00819
Giugno	.0167174	.0034108	4.90	0.000	.0100323 .0234026
Luglio	.0433469	.0062195	6.97	0.000	.0311569 .055537
Agosto	.0841452	.0113109	7.44	0.000	.0619762 .1063143
Settembre	.0402837	.0057692	6.98	0.000	.0289763 .051591
Ottobre	.0265157	.0042204	6.28	0.000	.0182438 .0347876
Novembre	.0171195	.0033584	5.10	0.000	.0105371 .0237019
Dicembre	.0088279	.0028608	3.09	0.002	.0032208 .0144351
MaxGuest	-.0035998	.0009216	-3.91	0.000	-.0054061 -.0017935
Review	.0004455	.0000806	5.53	0.000	.0002875 .0006035
Centro	-.009313	.0030718	-3.03	0.002	-.0153336 -.0032924
Multihost	.0062097	.0034833	1.78	0.075	-.0006175 .013037
SuperMultihost	.0092974	.0035397	2.63	0.009	.0023598 .016235
PrivateRoom	.0412239	.0331514	1.24	0.214	-.0237516 .1061994
Home	.0412797	.0331353	1.25	0.213	-.0236643 .1062237
Hotel	.0622354	.034508	1.80	0.071	-.0053991 .1298698
total					
ADR	.0015713	.0001858	8.46	0.000	.0012071 .0019355
Febbraio	.0033317	.0130305	0.26	0.798	-.0222076 .0288709
Marzo	.0105142	.013034	0.81	0.420	-.015032 .0360603
Aprile	.0047843	.013042	0.37	0.714	-.0207776 .0303462
Maggio	.0158664	.0131196	1.21	0.227	-.0098475 .0415804
Giugno	.0853944	.0138877	6.15	0.000	.058175 .1126138
Luglio	.2214208	.0152533	14.52	0.000	.1915248 .2513168
Agosto	.4298228	.0191946	22.39	0.000	.3922021 .4674434
Settembre	.2057734	.0145484	14.14	0.000	.1772591 .2342877
Ottobre	.1354451	.0135544	9.99	0.000	.108879 .1620113
Novembre	.0874482	.0131753	6.64	0.000	.0616252 .1132712
Dicembre	.045094	.0135414	3.33	0.001	.0185532 .0716347
MaxGuest	-.0183884	.0037074	-4.96	0.000	-.0256548 -.0111219
Review	.0022756	.0002091	10.88	0.000	.0018658 .0026855
Centro	-.0475717	.0137781	-3.45	0.001	-.0745762 -.0205672
Multihost	.03172	.017035	1.86	0.063	-.001668 .065108
SuperMultihost	.0474922	.0165567	2.87	0.004	.0150417 .0799426
PrivateRoom	.2105762	.1660145	1.27	0.205	-.1148062 .5359586
Home	.210861	.1658984	1.27	0.204	-.1142939 .5360159
Hotel	.3179049	.1688903	1.88	0.060	-.0131141 .6489239

. end of do-file

```

. estimates store random

. spxtregress OCR ADR Febbraio Marzo Aprile Maggio Giugno Luglio Agosto Settembre Ottobre Novembre Dicembre MaxGuest Review Centro Mult
> ihost SuperMultihost PrivateRoom Home Hotel, fe dvarlag(w) ivarlag(w): ADR
(7716 observations)
(7716 observations used)
(data contain 643 panels (places) )
(weighting matrix defines 643 places)

```

Performing grid search ... finished

Optimizing concentrated log likelihood:

```

Iteration 0: log likelihood = 1805.2426
Iteration 1: log likelihood = 1805.2994
Iteration 2: log likelihood = 1805.2994

```

Optimizing unconcentrated log likelihood:

```

Iteration 0: log likelihood = 1805.2994
Iteration 1: log likelihood = 1805.2994 (backed up)

```

```

Fixed-effects spatial regression          Number of obs   =    7,716
Group variable: PropertyID              Number of groups =     643
                                         Obs per group   =     12

                                         Wald chi2(14)   =   6428.42
                                         Prob > chi2     =    0.0000
Log likelihood = 1805.2994              Pseudo R2      =    0.3902

```

	OCR	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
OCR						
	ADR	.0013241	.0000447	29.61	0.000	.0012364 .0014117
	Febbraio	.0028165	.0104452	0.27	0.787	-.0176556 .0232886
	Marzo	.0081325	.010449	0.78	0.436	-.0123472 .0286122
	Aprile	.0034025	.0104579	0.33	0.745	-.0170946 .0238995
	Maggio	.0130205	.0105466	1.23	0.217	-.0076505 .0336916
	Giugno	.0691493	.0116039	5.96	0.000	.0464061 .0918925
	Luglio	.1779193	.0142477	12.49	0.000	.1499945 .2058442
	Agosto	.3450983	.0206262	16.73	0.000	.3046717 .3855249
	Settembre	.1647962	.0135212	12.19	0.000	.1382952 .1912972
	Ottobre	.1081782	.0117609	9.20	0.000	.0851272 .1312292
	Novembre	.0696779	.0109121	6.39	0.000	.0482906 .0910653
	Dicembre	.0368528	.011042	3.34	0.001	.0152109 .0584947
	MaxGuest	0 (omitted)				
	Review	0 (omitted)				
	Centro	0 (omitted)				
	Multihost	0 (omitted)				
	SuperMultihost	0 (omitted)				
	PrivateRoom	0 (omitted)				
	Home	0 (omitted)				
	Hotel	0 (omitted)				
W						
	ADR	-.0001542	.0001642	-0.94	0.348	-.0004759 .0001676
	OCR	.2091149	.0270143	7.74	0.000	.1561678 .2620619
	/sigma_e	.1871353	.0015758			.1840721 .1902495

Wald test of spatial terms: chi2(2) = 60.43 Prob > chi2 = 0.0000

. estimates store fixed

. hausman fixed random

	Coefficients			
	(b) fixed	(B) random	(b-B) Difference	sqrt(diag(V_b-V_B)) S.E.
ADR	.0013241	.0013763	-.0000522	.0000157
Febbraio	.0028165	.0026708	.0001457	.
Marzo	.0081325	.0084287	-.0002962	.
Aprile	.0034025	.0038353	-.0004328	.000047
Maggio	.0130205	.0127193	.0003012	.0005637
Giugno	.0691493	.0684564	.0006929	.0019559
Luglio	.1779193	.1775019	.0004175	.0035285
Agosto	.3450983	.3445672	.000531	.0064039
Settembre	.1647962	.1649581	-.000162	.0030204
Ottobre	.1081782	.1085795	-.0004013	.0018331
Novembre	.0696779	.0701028	-.0004248	.0010256
Dicembre	.0368528	.0361496	.0007032	.0014336

b = consistent under Ho and Ha; obtained from spxtregress
B = inconsistent under Ha, efficient under Ho; obtained from spxtregress

Test: Ho: difference in coefficients not systematic

```

chi2(12) = (b-B)'[(V_b-V_B)^(-1)](b-B)
          = 14.00
Prob>chi2 = 0.3010
(V_b-V_B is not positive definite)

```

. moransi ADR, lat(Latitude) lon(Longitude) swm(pow 2) dist(.) dunit(km)
 Size of spatial weight matrix: 7716 * 7716

```
Completed: 10%
Completed: 20%
Completed: 30%
Completed: 40%
Completed: 50%
Completed: 60%
Completed: 70%
Completed: 80%
Completed: 90%
Completed: 100%
```

Distance by Vincenty formula (unit: km)

Moran's I Statistic Number of Obs = 7716

Variable	Moran's I	E(I)	SE(I)	Z(I)	p-value
ADR	0.43038	-0.00013	0.01159	37.13424	0.00000

Null Hypothesis: Spatial Randomization

. moransi Review, lat(Latitude) lon(Longitude) swm(pow 2) dist(.) dunit(km)
 Size of spatial weight matrix: 7716 * 7716

```
Completed: 10%
Completed: 20%
Completed: 30%
Completed: 40%
Completed: 50%
Completed: 60%
Completed: 70%
Completed: 80%
Completed: 90%
Completed: 100%
```

Distance by Vincenty formula (unit: km)

Moran's I Statistic Number of Obs = 7716

Variable	Moran's I	E(I)	SE(I)	Z(I)	p-value
Review	0.96993	-0.00013	0.01160	83.62292	0.00000

Null Hypothesis: Spatial Randomization

. moransi MaxGuest, lat(Latitude) lon(Longitude) swm(pow 2) dist(.) dunit(km)
 Size of spatial weight matrix: 7716 * 7716

```
Completed: 10%
Completed: 20%
Completed: 30%
Completed: 40%
Completed: 50%
Completed: 60%
Completed: 70%
Completed: 80%
Completed: 90%
Completed: 100%
```

Distance by Vincenty formula (unit: km)

Moran's I Statistic Number of Obs = 7716

Variable	Moran's I	E(I)	SE(I)	Z(I)	p-value
MaxGuest	0.96733	-0.00013	0.01161	83.35710	0.00000

Null Hypothesis: Spatial Randomization

. moransi ADR if Febbraio==1, lat(Latitude) lon(Longitude) swm(pow 2) dist(.) dunit(km)
 Size of spatial weight matrix: 643 * 643

```
Completed: 10%
Completed: 20%
Completed: 30%
Completed: 40%
Completed: 50%
Completed: 60%
Completed: 70%
Completed: 80%
Completed: 90%
Completed: 100%
```

Distance by Vincenty formula (unit: km)

Moran's I Statistic Number of Obs = 643

Variable	Moran's I	E(I)	SE(I)	Z(I)	p-value
ADR	0.04585	-0.00156	0.02349	2.01839	0.04355

Null Hypothesis: Spatial Randomization

. moransi ADR if Marzo==1, lat(Latitude) lon(Longitude) swm(pow 2) dist(.) dunit(km)
 Size of spatial weight matrix: 643 * 643

```
Completed: 10%
Completed: 20%
Completed: 30%
Completed: 40%
Completed: 50%
Completed: 60%
Completed: 70%
Completed: 80%
Completed: 90%
Completed: 100%
```

Distance by Vincenty formula (unit: km)

Moran's I Statistic Number of Obs = 643

Variable	Moran's I	E(I)	SE(I)	Z(I)	p-value
ADR	0.03581	-0.00156	0.02464	1.51624	0.12946

Null Hypothesis: Spatial Randomization

. moransi ADR if Aprile==1, lat(Latitude) lon(Longitude) swm(pow 2) dist(.) dunit(km)
 Size of spatial weight matrix: 643 * 643

```
Completed: 10%
Completed: 20%
Completed: 30%
Completed: 40%
Completed: 50%
Completed: 60%
Completed: 70%
Completed: 80%
Completed: 90%
Completed: 100%
```

Distance by Vincenty formula (unit: km)

Moran's I Statistic Number of Obs = 643

Variable	Moran's I	E(I)	SE(I)	Z(I)	p-value
ADR	0.04680	-0.00156	0.02436	1.98521	0.04712

Null Hypothesis: Spatial Randomization

. moransi ADR if Maggio==1, lat(Latitude) lon(Longitude) swm(pow 2) dist(.) dunit(km)
 Size of spatial weight matrix: 643 * 643

Completed: 10%
 Completed: 20%
 Completed: 30%
 Completed: 40%
 Completed: 50%
 Completed: 60%
 Completed: 70%
 Completed: 80%
 Completed: 90%
 Completed: 100%

Distance by Vincenty formula (unit: km)

Moran's I Statistic Number of Obs = 643

Variable	Moran's I	E(I)	SE(I)	Z(I)	p-value
ADR	0.05550	-0.00156	0.02494	2.28816	0.02213

Null Hypothesis: Spatial Randomization

. moransi ADR if Giugno==1, lat(Latitude) lon(Longitude) swm(pow 2) dist(.) dunit(km)
 Size of spatial weight matrix: 643 * 643

Completed: 10%
 Completed: 20%
 Completed: 30%
 Completed: 40%
 Completed: 50%
 Completed: 60%
 Completed: 70%
 Completed: 80%
 Completed: 90%
 Completed: 100%

Distance by Vincenty formula (unit: km)

Moran's I Statistic Number of Obs = 643

Variable	Moran's I	E(I)	SE(I)	Z(I)	p-value
ADR	0.06371	-0.00156	0.02493	2.61822	0.00884

Null Hypothesis: Spatial Randomization

. moransi ADR if Luglio==1, lat(Latitude) lon(Longitude) swm(pow 2) dist(.) dunit(km)
 Size of spatial weight matrix: 643 * 643

Completed: 10%
 Completed: 20%
 Completed: 30%
 Completed: 40%
 Completed: 50%
 Completed: 60%
 Completed: 70%
 Completed: 80%
 Completed: 90%
 Completed: 100%

Distance by Vincenty formula (unit: km)

Moran's I Statistic Number of Obs = 643

Variable	Moran's I	E(I)	SE(I)	Z(I)	p-value
ADR	0.04340	-0.00156	0.02490	1.80516	0.07105

Null Hypothesis: Spatial Randomization

. moransi ADR if Agosto==1, lat(Latitude) lon(Longitude) swm(pow 2) dist(.) dunit(km)
 Size of spatial weight matrix: 643 * 643

Completed: 10%
 Completed: 20%
 Completed: 30%
 Completed: 40%
 Completed: 50%
 Completed: 60%
 Completed: 70%
 Completed: 80%
 Completed: 90%
 Completed: 100%

Distance by Vincenty formula (unit: km)

Moran's I Statistic Number of Obs = 643

Variable	Moran's I	E(I)	SE(I)	Z(I)	p-value
ADR	0.03677	-0.00156	0.02504	1.53093	0.12579

Null Hypothesis: Spatial Randomization

. moransi ADR if Settembre==1, lat(Latitude) lon(Longitude) swm(pow 2) dist(.) dunit(km)
 Size of spatial weight matrix: 643 * 643

Completed: 10%
 Completed: 20%
 Completed: 30%
 Completed: 40%
 Completed: 50%
 Completed: 60%
 Completed: 70%
 Completed: 80%
 Completed: 90%
 Completed: 100%

Distance by Vincenty formula (unit: km)

Moran's I Statistic Number of Obs = 643

Variable	Moran's I	E(I)	SE(I)	Z(I)	p-value
ADR	0.06647	-0.00156	0.02477	2.74686	0.00602

Null Hypothesis: Spatial Randomization

. moransi ADR if Ottobre==1, lat(Latitude) lon(Longitude) swm(pow 2) dist(.) dunit(km)
 Size of spatial weight matrix: 643 * 643

Completed: 10%
 Completed: 20%
 Completed: 30%
 Completed: 40%
 Completed: 50%
 Completed: 60%
 Completed: 70%
 Completed: 80%
 Completed: 90%
 Completed: 100%

Distance by Vincenty formula (unit: km)

Moran's I Statistic Number of Obs = 643

Variable	Moran's I	E(I)	SE(I)	Z(I)	p-value
ADR	0.07046	-0.00156	0.02484	2.89892	0.00374

Null Hypothesis: Spatial Randomization

. moransi ADR if Novembre==1, lat(Latitude) lon(Longitude) swm(pow 2) dist(.) dunit(km)
 Size of spatial weight matrix: 643 * 643

Completed: 10%
Completed: 20%
Completed: 30%
Completed: 40%
Completed: 50%
Completed: 60%
Completed: 70%
Completed: 80%
Completed: 90%
Completed: 100%

Distance by Vincenty formula (unit: km)

Moran's I Statistic		Number of Obs = 643			
Variable	Moran's I	E(I)	SE(I)	Z(I)	p-value
ADR	0.07199	-0.00156	0.02480	2.96510	0.00303

Null Hypothesis: Spatial Randomization

. moransi ADR if Dicembre==1, lat(Latitude) lon(Longitude) swm(pow 2) dist(.) dunit(km)
 Size of spatial weight matrix: 643 * 643

Completed: 10%
Completed: 20%
Completed: 30%
Completed: 40%
Completed: 50%
Completed: 60%
Completed: 70%
Completed: 80%
Completed: 90%
Completed: 100%

Distance by Vincenty formula (unit: km)

Moran's I Statistic		Number of Obs = 643			
Variable	Moran's I	E(I)	SE(I)	Z(I)	p-value
ADR	0.07786	-0.00156	0.02492	3.18740	0.00144

Null Hypothesis: Spatial Randomization

Vorrei dedicare il mio lavoro a papà e mamma, sempre presenti e fondamentali nella mia vita, alla mia famiglia tutta e ai miei amori canini, ai miei amici, a chi c'è, a chi c'è stato e a chi sempre ci sarà. Vorrei ringraziare anche tutte le persone nella mia vita che non possono essere categorizzate in semplici etichette sociali. Infine, vorrei ringraziare me stesso (pov: stai leggendo i ringraziamenti in fondo alla tesi di una tipa bionda che si sta laureando alla Bocconi); sì, è cringe, ma è così.