

POLITECNICO DI TORINO

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale



**Politecnico
di Torino**

Tesi di Laurea Magistrale

**Stima dell’impatto di Airbnb sui borghi italiani
mediante il difference-in-difference**

Relatrice:

Prof.ssa Elisabetta Raguseo

Candidata:

Ylenia Caminiti

Correlatore:

Dott. Francesco Luigi Milone

A.a. 2021/2022

Sessione di Laurea Marzo 2022

ABSTRACT

Airbnb è la più importante piattaforma di sharing economy peer to peer che consente agli individui, chiamati host, di guadagnare ospitando i viaggiatori nelle proprie abitazioni e ai turisti di risparmiare quando viaggiano. Offre quindi, a differenza degli hotel, un'esperienza autentica, che negli ultimi anni è molto ricercata dai turisti. Infatti, questi ultimi sono sempre più interessati a relazionarsi con persone del posto per conoscere la storia, le leggende o le tradizioni del luogo. Questo porta i viaggiatori a scegliere come mete del loro viaggio non le grandi città turistiche, ma aree non urbane, ad esempio i borghi italiani, che diventano quindi destinazioni turistiche emergenti. La maggior parte della letteratura, però, ha come argomento l'impatto di Airbnb sugli hotel, sui mercati immobiliari e sulla qualità della vita nei quartieri delle città perché, vista la sua crescita esponenziale, risulta importante capirne gli impatti per regolamentare Airbnb in modo adeguato. Pochi, invece, sono gli studi che si occupano di capire l'impatto dell'ingresso di Airbnb su aree non urbane. In particolare, in queste aree dove il numero delle strutture ricettive tradizionali è basso o addirittura pari a zero per via della mancanza di domanda turistica, Airbnb introduce il turismo e di conseguenza permette uno sviluppo economico locale, che risolve il problema dello spopolamento tipico di queste zone. Il presente lavoro di tesi ha lo scopo di colmare questa lacuna presente nella letteratura stimando l'impatto dell'ingresso di Airbnb sui borghi in Italia utilizzando il difference-in-difference con periodi di tempo multipli. In particolare, la stima è prodotta confrontando sia i borghi in cui Airbnb entra in un determinato periodo di tempo con quelli in cui non entra mai e con quelli in cui entrerà in futuro, sia i borghi, in cui Airbnb è presente, prima e dopo l'ingresso. Più specificamente, questo lavoro mira a stimare l'impatto dell'ingresso di Airbnb sul reddito pro-capite e sui valori di affitto delle abitazioni, come ad esempio abitazioni civili o tipiche del luogo, e di edifici destinati ad attività economiche, come magazzini o uffici, nei borghi italiani.

Indice

INTRODUZIONE	7
1. Airbnb	9
1.1 Dalla fondazione al successo	10
1.2 Funzionamento e caratteristiche	11
1.3 Aspetti positivi	12
1.4 Aspetti negativi	14
2. Borgo	17
2.1 Rassegna della letteratura.....	17
2.2 I Borghi più belli d'Italia	20
2.3 Borghi Italiani.....	21
3. Descrizione dei dati	23
4. Analisi	25
5. Risultati	29
5.1 Statistiche descrittive.....	29
5.2 Convalida delle ipotesi	42
6. Conclusioni	53
Appendici	55
Appendice 1 – Elenco dei borghi italiani e relativa regione d'appartenenza	55
Appendice 2 – Descrizione delle variabili	63
Elenco figure	73
Elenco tabelle	75
RIFERIMENTI	77
SITOGRAFIA	79

INTRODUZIONE

Negli ultimi anni, i turisti sono sempre più interessati a esperienze autentiche. Queste ultime sono offerte da Airbnb, a differenza degli hotel, poiché i turisti soggiornano nelle case degli abitanti del luogo, che andranno a visitare. La ricerca di un'esperienza autentica porta i viaggiatori a scegliere come destinazioni non le grandi città turistiche, ma le aree non urbane, che diventano quindi destinazioni turistiche emergenti. La maggior parte della letteratura ha come argomento l'impatto di Airbnb sulle strutture ricettive tradizionali, sulle condizioni di vita nei quartieri e sui mercati immobiliari delle città perché, visto il numero elevato di annunci presenti, risulta importante capire come regolamentare Airbnb al meglio. Pochi sono, invece, gli studi che si occupano dell'impatto dell'ingresso di Airbnb su aree non urbane, ad esempio i borghi italiani, perché gli annunci sono pochi e questi studi sono perlopiù studi qualitativi. Inoltre, in queste zone gli hotel sono pochi o addirittura non vi sono a causa della mancanza di domanda turistica. Nel primo caso, quindi, Airbnb permette di aumentare e diversificare l'offerta di alloggi mentre nel secondo consente l'introduzione del turismo e di conseguenza uno sviluppo economico locale. Tutto ciò risolverebbe il problema dello spopolamento, che caratterizza queste aree. Gli abitanti, infatti, abbandonano questi luoghi, dove non vi è lavoro, e si trasferiscono nelle città.

Il presente lavoro di tesi ha lo scopo di colmare la lacuna presente nella letteratura, studiando l'impatto dell'ingresso di Airbnb sui borghi italiani. Più specificamente, l'impatto dell'ingresso di Airbnb su:

- Reddito imponibile pro-capite;
- Valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di abitazioni, ad esempio abitazioni civili o tipiche del luogo;
- Valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di edifici destinati ad attività economiche, come magazzini o uffici.

Il caso italiano risulta essere interessante poiché vi sono migliaia di aree non urbane da visitare per scoprire la bellezza di paesaggi, il patrimonio culturale, le attività commerciali tradizionali e i piatti tipici. Il settore turistico, inoltre, in Italia è molto importante. Infatti, nel 2018 le attività turistiche hanno generato in modo diretto più del 5% del PIL e sono riconducibili a

queste attività oltre il 6% degli occupati [1]. In più, Airbnb, in Italia, è cresciuta esponenzialmente, come mostrato nella figura 1, passando da 12 annunci alla fine del 2008 a 457.752 ad agosto del 2019 [2].

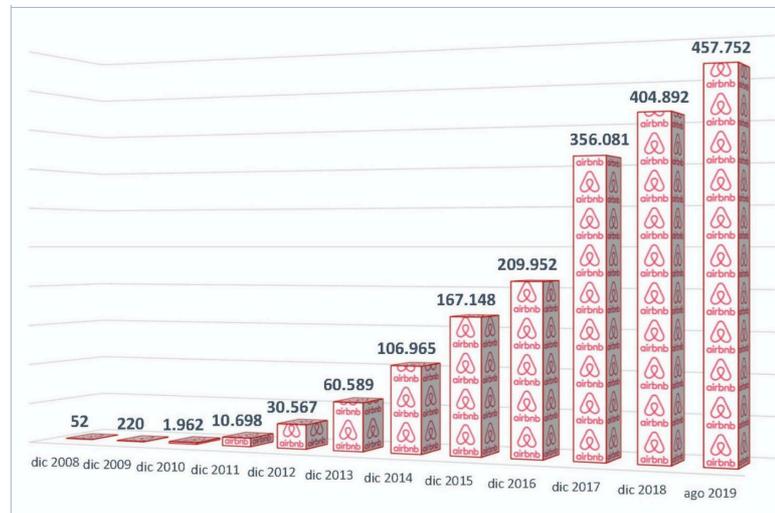


Figura 1: Alloggi in vendita su Airbnb in Italia [2]

Per studiare l’impatto dell’ingresso di Airbnb sui borghi italiani è stato costruito un dataset costituito da dati panel, cioè dati di più di un individuo per più di un periodo di tempo. In particolare, gli individui sono 276 borghi distribuiti in tutte le regioni d’Italia mentre l’intervallo temporale va dal 2008 al 2020. Questo dataset mette insieme diverse informazioni quali informazioni territoriali, economiche, macroeconomiche, turistiche, immobiliari e, infine, informazioni sul numero di annunci e di host presenti su Airbnb.

Il lavoro di tesi è strutturato in sei capitoli. Il primo capitolo è su Airbnb, in particolare descrive la storia, il funzionamento, le caratteristiche e, infine, gli aspetti positivi e negativi evidenziati dalla letteratura. Il secondo capitolo fornisce oltre la definizione del termine borgo, la descrizione della letteratura esistente sull’impatto di Airbnb nelle aree non urbane e la presentazione di due iniziative per la valorizzazione di queste aree. La prima è l’associazione de “I Borghi più belli d’Italia”, di cui fanno parte tutti i borghi presi in esame, e la seconda, invece, è il piano lanciato in Italia da Airbnb. Il terzo capitolo descrive il dataset utilizzato per l’analisi. Il quarto capitolo propone le ipotesi che saranno testate, la metodologia e la specificazione dei modelli utilizzati per l’analisi. Il quinto capitolo presenta le statistiche descrittive e i risultati dei modelli, che convalidano o meno le ipotesi proposte. Nell’ultimo capitolo, infine, sono presentate le conclusioni, le limitazioni e i suggerimenti per la ricerca futura.

1. Airbnb

Airbnb è uno dei protagonisti della sharing economy, un concetto usato per la prima volta nel 2008, il cui significato è il “consumo collaborativo fatto dalle attività di condivisione, scambio e noleggio di risorse senza possedere i beni” (Lessing, 2008) e ciò è possibile grazie agli sviluppi della tecnologia informatica. In particolare, Airbnb è una piattaforma online peer to peer (P2P), mostrata nella figura 2, che permette agli individui di elencare, trovare e prenotare alloggi in tutto il mondo per:

- Risparmiare quando si viaggia;
- Fare soldi quando si ospita;
- Condividere la cultura locale.

Airbnb rappresenta, quindi, un’innovazione nel settore dell’ospitalità perché ha creato gli affitti a breve termine, che occupano lo spazio vuoto tra gli affitti a lungo termine e gli hotel (Wachsmuth & Weisler, 2018). In particolare, in Italia, gli affitti a breve termine sono contratti di locazione, la cui durata non è superiore a 30 giorni. Airbnb, tuttavia, non è l’unica azienda a fornire affitti a breve termine, ad esempio vi sono: Vacation Rentals by Owner (Vrbo) e Couchsurfing. Il primo offre interi appartamenti, monolocali, case e ville in affitto mentre il secondo permette ai viaggiatori di trovare ospitalità negli alloggi degli abitanti del posto in modo gratuito. Tra tutte le aziende che offrono affitti a breve termine, però, Airbnb è la più importante data la crescita registrata negli anni arrivando ad avere oggi grandi dimensioni e questa l’ha portata anche a essere argomento di un’ampia letteratura. Quest’ultima, principalmente, evidenzia sia gli aspetti positivi sia quelli negativi, che Airbnb comporta sui turisti, sugli hotel, sulle condizioni di vita nei quartieri e sui mercati immobiliari delle città.

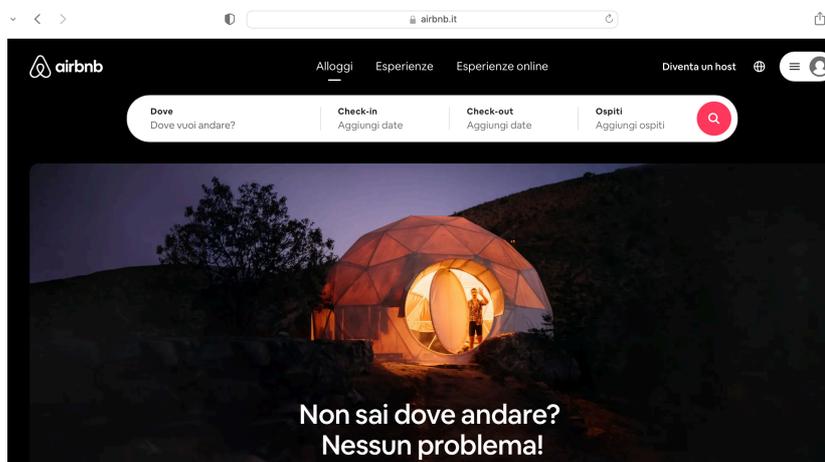


Figura 2: Piattaforma online Airbnb [3]

1.1 Dalla fondazione al successo

Nell'ottobre 2007, Brian Chesky e Joe Gebbia comprarono dei materassi ad aria per accogliere nel loro appartamento di San Francisco i viaggiatori che volevano assistere alla conferenza annuale dell'Industrial Design Society of America in modo da guadagnare un po' di soldi per poter pagare il loro affitto. Visto che tutti gli hotel avevano le camere quasi tutte prenotate riuscirono ad accogliere tre ospiti. Data la loro esperienza, nel marzo 2008 Brian, Joe e Nathan Blecharczyk, rispettivamente CEO, presidente di Samara e Airbnb.org e responsabile della strategia aziendale e presidente di Airbnb China oggi, riportati nella figura 3, lanciano Airbed & Breakfast (materassino gonfiabile e colazione). Il lancio avvenne durante il South by Southwest festival ricevendo ben due prenotazioni. Airbed & Breakfast risultava essere la soluzione a tre problemi:

- La preoccupazione per il prezzo quando si prenotano viaggi online;
- Gli hotel non permettono di conoscere la città e la sua cultura;
- Non esiste un modo semplice di prenotare un alloggio dove vi risiede contemporaneamente anche il padrone di casa.

Nell'agosto dello stesso anno durante la convention democratica statunitense le prenotazioni furono 80. Nel marzo 2009, Airbed & Breakfast cambia nome in Airbnb e offre oltre stanze anche case intere, appartamenti e case vacanze. Nel novembre 2010, Airbnb lancia anche la propria app. Nel giugno 2011 comincia a espandersi a livello internazionale arrivando fino in Cina nel 2017 dove è presente la versione cinese, Aibiyang. Nel novembre 2016, Airbnb offre le Esperienze, cioè tour condotti da guide del luogo. Nel marzo 2019, Airbnb acquista HotelTonight, che è usato per prenotare last-minute camere d'albergo. Nel dicembre 2020, nonostante la pandemia di Covid-19, l'azienda si quota in borsa con una valutazione di 100 miliardi [4]. Durante questo orizzonte temporale lancia anche due programmi: uno per ospitare i residenti sfollati a causa dell'uragano Sandy e l'altro per ospitare gli operatori sanitari e di primo soccorso durante la pandemia di Covid-19. Inoltre, Airbnb ha stretto una partnership con il Comitato Olimpico Internazionale della durata di nove anni. Di recente ha anche commissionato a uno sviluppatore di immobili la costruzione di appartamenti destinati all'affitto Airbnb (Quackenbush, 2018). Il valore di Airbnb, oggi, può essere paragonato a quello delle tre grandi catene alberghiere Marriott, Hilton e Hyatt. L'azienda, infatti, ha 5,6

milioni di annunci attivi nel mondo, è presente in oltre 200 paesi e ci sono più di 4 milioni di host [5].

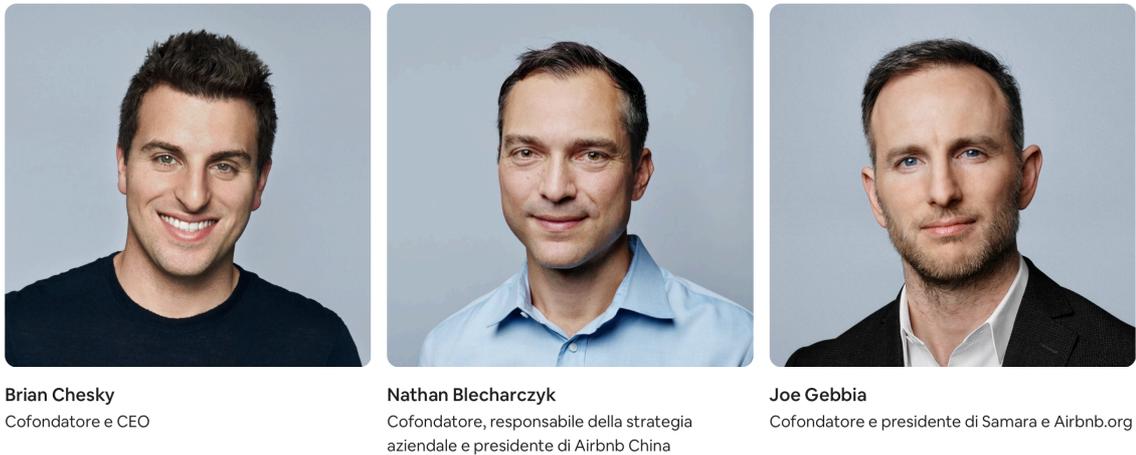


Figura 3: I fondatori di Airbnb [5]

1.2 Funzionamento e caratteristiche

Airbnb, come scritto precedentemente, è una piattaforma online peer to peer attraverso la quale gli individui, chiamati host, affittano per un periodo di tempo breve una stanza nella casa dove abitano, un intero appartamento o un'intera casa agli ospiti in cambio di denaro. Con il tempo gli alloggi presenti sulla piattaforma includono anche abitazioni lussuose, ad esempio le ville, e particolari come i castelli o le case sugli alberi. In particolare, gli host pubblicano sulla piattaforma le foto e le descrizioni dei loro alloggi mentre gli ospiti trovano e prenotano gli alloggi in modo semplice e simile al trovare e prenotare alloggi sulle agenzie di viaggio online come Expedia (Guttentag D. , 2019). Vi sono due tipi di host:

- Host professionale se il profilo è di un'azienda, se la fonte principale di reddito è ospitare su Airbnb, se si fa parte di un'impresa consolidata o se si offrono alloggi con regolarità per ricavare denaro per un periodo di tempo lungo;
- Host privato se il profilo è di un privato oppure se la fonte principale di reddito non è ospitare su Airbnb, ma è, ad esempio, un'attività secondaria [6].

Gli ospiti, invece, sono divisi in cinque gruppi in base al motivo che li ha spinti a scegliere Airbnb:

- I risparmiatori per il suo basso costo;
- I cercatori di casa per i benefici che si hanno nello stare in una casa;
- I consumatori collaborativi per motivazioni legate alla sharing economy, ma anche per l'interazione e l'autenticità locale;
- I cercatori pragmatici di novità per la novità e i benefici di stare in una casa;
- I cercatori di novità interattive per la novità e l'interazione (Guttentag, Smith, Potwarka, & Havitz, 2018).

Airbnb garantisce fiducia e sicurezza attraverso diversi mezzi, ad esempio: le recensioni degli ospiti per gli host, ma anche degli host per gli ospiti e la Garanzia Host, cioè la protezione gratuita contro i danni alla proprietà. Per migliorare i propri servizi ha introdotto: lo stato di superhost, ovvero host che ricevono recensioni positive e sono attivi rispondendo velocemente; un filtro per individuare gli annunci adatti ai viaggi di lavoro e Airbnb plus, che evidenzia gli annunci di elevata qualità che sono stati controllati da un rappresentante Airbnb (Guttentag D. , 2019). In passato, Airbnb ha guadagnato soldi applicando un modello di commissioni condiviso, ovvero i costi del servizio erano addebitati sia all'ospite (di solito meno del 14%) sia all'host (3%). Da dicembre 2020, per gli host collegati tramite software a livello globale esclusi Argentina, Canada, Taiwan, Uruguay, Bahamas, Stati Uniti e Messico si ha un nuovo modello chiamato commissione semplificata. In pratica, Airbnb trattiene il 15% di ogni pagamento da ospite a host per i costi del servizio dell'host senza addebitare nulla all'ospite [7].

1.3 Aspetti positivi

Gli ospiti traggono vantaggio da Airbnb per due motivi:

- Airbnb offre un prodotto differenziato rispetto all'ospitalità tradizionale rappresentata dagli hotel;
- Airbnb espande l'offerta aumentando il numero di camere disponibili.

In particolare, la seconda motivazione porta a un aumento del surplus del consumatore perché nei periodi di picco della domanda, Airbnb impedisce agli hotel di aumentare il prezzo dato che hanno capacità limitata (Farronato & Fradkin, 2018). Questo può portare a pensare che l'occupazione negli hotel diminuisca a causa dei minori ricavi, ma in realtà non è così. L'aumento dell'offerta di alloggi disponibili, infatti, porta a un aumento di domanda degli alloggi e per far fronte a ciò occorre incrementare l'occupazione complessiva, che comprende anche quella degli hotel. Questo fenomeno è noto come domanda indotta. Inoltre, l'aumento dell'offerta di alloggi provoca anche un incremento della domanda di musei, bar o ristoranti, ovvero i beni e servizi complementari, e di conseguenza maggiori opportunità di lavoro anche in questi settori. Quest'ultimo fenomeno, invece, è noto come domanda congiunta (Dogru, Mody, Suess, McGinley, & Line, 2020). Invece, il prodotto offerto è differenziato per:

- L'interazione sociale che si ha tra ospite e host (Tussyadiah & Pesonen, 2016). Molti ospiti, tuttavia, sostengono che le interazioni con gli host sono ridotte perché alcuni affittano intere case o interi appartamenti e quindi l'esperienza vissuta è molto simile a quella degli hotel solo ad un prezzo più basso (Festila & Müller, 2017);
- Gli ospiti durante il loro soggiorno in alloggi Airbnb si sentono come se fossero a casa loro. Questa sensazione di casa rende il soggiorno dell'ospite positivo e crea la fedeltà, cioè il ritorno dell'ospite nello stesso alloggio (Tussyadiah & Zach, 2017). La sensazione di casa si crea quando l'host e l'ospite comunicano molto (Yunxia, Mingming, Jie, Laikun, & Ruochen, 2019).

Inoltre, Airbnb riduce i costi di ingresso per gli host nel settore dell'ospitalità. Infatti, gli host affittano gli alloggi su Airbnb evitando gli alti costi di investimento tipici degli hotel (Farronato & Fradkin, 2018). Gli annunci Airbnb sono molto concentrati intorno alle principali attrazioni turistiche e nei centri città, così come gli hotel, ma a differenza di questi ultimi si trovano anche nei quartieri locali. Questo comporta l'introduzione del turismo in aree di città diverse da quelle tradizionalmente turistiche (Freytag & Bauder, 2018). Nonostante tutti questi aspetti positivi, Airbnb ha avuto anche degli impatti negativi, che saranno trattati nel prossimo paragrafo.

1.4 Aspetti negativi

La presenza di annunci Airbnb nei quartieri locali causa la gentrificazione. In passato, con il termine gentrificazione si intendeva esclusivamente lo spostamento della classe media nelle zone della classe operaia. Oggi, invece, il termine indica anche lo spostamento della classe operaia e della classe media dai loro quartieri a causa degli investitori turistici (Cocola-Gant, 2016). La gentrificazione avviene per due motivazioni:

- Nei luoghi dove vi è un'elevata domanda turistica, i proprietari degli alloggi in affitto a lungo termine decidono di sfrattare gli inquilini che vi sono nei loro alloggi o non trovarne di nuovi, quando quelli precedenti lasciano casa, per trasformare i loro alloggi in affitto a lungo termine in alloggi in affitto a breve termine in modo da guadagnare più soldi. Questo provoca la riduzione dell'offerta di alloggi in affitto a lungo termine e di conseguenza un aumento dei prezzi (Wachsmuth & Weisler, 2018);
- Le cattive condizioni di vita nel quartiere.

In particolare, le cause che rendono le condizioni di vita nel quartiere non buone sono:

- L'inquinamento acustico provocato dalla vita notturna e dalle feste, che disturbano il sonno delle persone del luogo;
- Lo scarso livello di igiene dovuto ad esempio dai molti rifiuti dei locali alcune volte lasciati per strada;
- Mancanza di spazio fisico per via del numero elevato di visitatori, che comporta ad esempio il blocco delle strade;
- La mancanza di aree pubbliche perché adesso affidate a ristoranti e bar;
- La sostituzione di strutture di consumo per residenti a basso reddito a strutture di consumo per individui con reddito più alto;
- Lo sviluppo di un nuovo stile di vita (Cocola-Gant, 2015)

Airbnb ha avuto un impatto negativo anche su un attore storico del settore dell'ospitalità, l'hotel, che ha dovuto ridurre i prezzi per essere competitivo, causando la riduzione dei suoi ricavi soprattutto nei periodi di alta domanda (Farronato & Fradkin, 2018).

Tutte queste ragioni stanno spingendo i politici di tutti i paesi a regolamentare Airbnb visto che le norme esistenti sugli affitti a breve termine non risultano essere del tutto adatte (Guttentag D. , 2019). Questi regolamenti, però, non devono disincentivare i proprietari ad affittare i propri alloggi su Airbnb, bloccando di conseguenza lo sviluppo economico locale. Ad esempio, in Lombardia, con la legge regionale sul turismo n° 27/2015, i proprietari sia degli hotel sia delle case vacanza gestite non in forma imprenditoriale devono obbligatoriamente comunicare al proprio comune l'inizio dell'attività e l'identità degli ospiti. Questo potrebbe rappresentare un disincentivo perché alcuni proprietari, ad esempio, sono anziani (Belotti, 2019).

2. Borgo

La parola borgo deriva dal germanico *burgs*, il cui significato è città fortificata o castello. Nel X secolo questo termine germanico iniziò a essere utilizzato in Italia nella sua traduzione latina, *burgus*, che indicava inizialmente un castello fortificato e successivamente un centro abitato.

Oggi, borgo non ha un solo significato, ma due significati diversi:

- “Un centro abitato di media grandezza e importanza”;
- “Una parte della città che si estende fuori della cerchia delle antiche mura”, indicando quindi quartieri che nel passato erano all'esterno delle mura delle città mentre oggi sono compresi [8].

Nonostante non ci sia un solo significato, con il termine borgo si indicano in genere centri abitati che presentano valore culturale, artistico, architettonico, ambientale e storico. Il problema principale che affrontano al giorno d'oggi queste realtà in Italia, ma anche in tutti gli altri paesi del mondo, è quello dello spopolamento. Infatti, le persone abbandonano queste aree dove non vi sono lavoro e servizi pubblici fondamentali, come la sanità e l'istruzione, per andare nelle città dove, invece, è possibile trovare lavoro e avere molti servizi rendendo, quindi, la condizione di vita migliore. Il problema dello spopolamento, però, può essere risolto grazie al turismo e alla *sharing economy*.

2.1 Rassegna della letteratura

La maggior parte della letteratura ha come argomento l'impatto che le piattaforme di *sharing economy*, come Airbnb, hanno sulle aree urbane. Pochi, invece, sono gli studi che si occupano dell'impatto economico e sociale di queste piattaforme su aree non urbane e sono nella maggior parte dei casi studi qualitativi. Questo può essere dovuto al fatto che nelle aree urbane, il numero di annunci è molto alto e quindi risulta importante studiarne l'impatto per capire come regolamentare Airbnb al meglio.

In Italia, più precisamente a Nughedu Santa Vittoria, un borgo in Sardegna, è stato realizzato un progetto, il cui nome è Nughedu Welcome, per contrastare il problema dello spopolamento che il borgo stava vivendo. In particolare, Nughedu Welcome è un progetto basato sul social

eating, visto che mangiare i piatti tipici del luogo cucinati usando ingredienti sani prodotti nello stesso luogo, i cosiddetti prodotti a km zero, è uno dei principali fattori che attrae i turisti. I membri del Nughedu Welcome, quindi, cucinano i piatti, rispettando pienamente la tradizione, per i turisti che riconoscono il maggiore valore di queste esperienze. Questo esempio di progetto testimonia che nei borghi dove il numero dei ristoranti, così come quello delle strutture ricettive, è basso o addirittura pari a zero, la sharing economy può portare il turismo impedendo, quindi, agli abitanti del luogo di trasferirsi nelle città per cercare lavoro. Ovviamente affinché tutto ciò si possa realizzare è necessario un processo di digitalizzazione del borgo (Battino & Lampreu, 2019). Sempre in Italia, in particolare nei luoghi lungo il lago d'Iseo, le strutture ricettive tradizionali sono poche a differenza degli appartamenti disabitati che risultano essere molti. Questo è un problema, ma l'affitto di questi appartamenti vuoti, grazie ad Airbnb, ha aiutato i pochi hotel nell'accogliere un grande numero di turisti, che visitano la zona per l'opera "The Floating Piers", ovvero tre pontili sul lago, ogni anno per 16 giorni. Questo aumento dell'offerta di alloggi per ospitare i turisti, dovuto ad Airbnb, inoltre, porta allo sviluppo locale (Belotti, 2019). L'adozione nelle aree rurali dell'offerta di alloggi P2P, resa possibile da Airbnb, è in ritardo rispetto alle aree urbane e le ragioni sono diverse. Una di queste è che i turisti nelle città passano la maggior parte del tempo in giro per vedere le attrazioni turistiche e si recano nelle strutture ricettive soltanto per dormire, invece, nelle aree naturali risultano essere importanti i servizi aggiuntivi negli alloggi come piscine o SPA. Questi ultimi, però, non sono forniti nel caso di alloggi P2P (Pawlicz & Kubicki, 2017). Il tasso di crescita, tuttavia, anno dopo anno di questi alloggi risulta essere più alto in queste aree rispetto a quelle urbane. Questa rapida crescita può essere dovuta a quattro motivi: l'incentivazione, data dall'introduzione di nuove piattaforme, come Airbnb, nel commercio di abitazioni secondarie per uso turistico; i turisti sono in cerca di un'esperienza autentica; l'ampliamento dell'offerta di alloggi in queste zone e, infine, la facilità di creazione e di commercializzazione di questo tipo di offerta sempre grazie all'introduzione di queste nuove piattaforme. Gli alloggi P2P hanno, quindi, permesso di aumentare e diversificare l'offerta di alloggi in aree rurali già turistiche, ma hanno anche consentito l'introduzione del turismo in aree rurali, caratterizzate principalmente da attività agricole, dove non vi erano alloggi tradizionali, in cui i turisti potevano soggiornare (Cors-Iglesias, Gómez-Martín, & Armesto-López, 2020). L'eccessiva presenza nelle aree rurali delle nuove forme di alloggio in affitto turistico, create dalla presenza di piattaforme come Airbnb, ha degli effetti negativi sullo

sviluppo locale per via di molteplici problemi. Il primo è la forte concorrenza che si viene a creare tra questi alloggi e le strutture ricettive tradizionali. Queste ultime, gestite principalmente dalla gente del luogo, generano un reddito che ha un impatto positivo non solo su queste persone, ma anche sull'intero territorio. La crescita degli alloggi in affitto turistico, invece, comporta la presenza nel territorio di molti stranieri, che sono proprietari di questi alloggi. Una parte della spesa turistica, di conseguenza, non ritorna agli abitanti del luogo, bloccandone così il suo sviluppo economico. Il secondo problema è la riduzione di occupazione perché la forza lavoro impiegata negli alloggi in affitto turistico è minore rispetto a quella delle altre strutture ricettive. Questo perché questi nuovi tipi di alloggi forniscono un minore numero di servizi. Inoltre, il prezzo delle abitazioni in affitto in questi luoghi è aumentato, rendendo difficile per i lavoratori del settore turistico trovare un alloggio a un prezzo favorevole. Infine, un'eccessiva offerta di alloggi comporta anche degli impatti ambientali negativi (Martín, López, & Iglesias, 2019).

Una sintesi dei risultati degli studi sopra citati è mostrata nella tabella 1.

Studio	Risultato
The Role of the Sharing Economy for a Sustainable and Innovative Development of Rural Areas: A Case Study in Sardinia (Italy)	La sharing economy introduce il turismo in aree dove il numero delle strutture ricettive e dei ristoranti è basso o addirittura pari a zero, impedendo agli abitanti del luogo di trasferirsi nelle città per cercare lavoro
"Sharing" tourism as an opportunity for territorial regeneration: the case of Iseo Lake, Italy	L'affitto di appartamenti disabitati, grazie ad Airbnb, permette di ospitare un maggior numero di turisti, visto che gli hotel nella zona sono pochi
Peer-to-Peer Accommodation in Rural Areas of Catalonia: Defining Typologies of Rural Municipalities	Gli alloggi P2P permettono l'aumento e la diversificazione dell'offerta di alloggi in aree rurali già turistiche, ma anche l'introduzione del turismo in aree rurali dove non vi sono alloggi tradizionali, in cui poter ospitare i turisti
Nuevas formas de alojamiento turístico en áreas de montaña vinculadas al turismo de nieve: el caso de la vivienda de alquiler turístico en el Pirineo occidental catalán	L'eccessiva presenza di alloggi in affitto turistico blocca lo sviluppo locale per la forte concorrenza tra questi nuovi alloggi e le strutture ricettive tradizionali, la riduzione dell'occupazione, l'aumento del prezzo degli affitti e l'impatto negativo sull'ambiente

Tabella 1: Sintesi dei risultati degli studi citati

Il presente lavoro di tesi ha lo scopo di colmare la lacuna nella letteratura evidenziando l'impatto causale dell'ingresso di Airbnb nei borghi italiani sul reddito imponibile pro-capite e sul valore massimo di €/m² al mese sia per l'affitto di abitazioni sia per l'affitto di edifici destinati ad attività economiche.

2.2 I Borghi più belli d'Italia

I Borghi più belli d'Italia è un'associazione nata nel 2001, il cui scopo è la valorizzazione del carattere artistico, storico, culturale e ambientale dei centri abitati di piccole dimensioni che rischiano di scomparire a causa dello spopolamento [9]. All'inizio l'associazione comprendeva soltanto un centinaio di borghi mentre oggi sono 325 e sono distribuiti in tutte le regioni d'Italia [10]. Per entrare a far parte de I Borghi più belli d'Italia e poter utilizzare il marchio dell'associazione, mostrato nella figura 4, occorre possedere dei requisiti indicati nella Carta di Qualità:

- La popolazione del borgo, della frazione o del centro storico del comune deve essere inferiore a 2.000 abitanti. Nel comune, invece, la popolazione deve essere inferiore a 15.000 abitanti;
- Nel borgo deve essere presente almeno il 70% di edifici storici risalenti a prima del 1939;
- L'offerta di un patrimonio di qualità urbanistica (omogeneità degli edifici presenti) e di qualità architettonica (omogeneità dei colori e dei materiali utilizzati per realizzare le facciate e i tetti);
- L'attuazione di una politica di valorizzazione (creazione di parcheggi all'esterno, cura del verde nel borgo), di sviluppo (presenza di strutture ricettive, di ristoranti e negozi di artigianato locale), di promozione (possibilità di visite con guida, siti web, presenza di un punto dove avere informazioni) e di animazione (presenza di spazi all'aperto o al chiuso per le feste, organizzazione di eventi) [11].

I membri che fanno parte dell'associazione devono pagare una quota annuale, il cui ammontare è stabilito ogni tre anni e dipende dal numero di abitanti presenti nel borgo [9].



Figura 4: Marchio de I Borghi più belli d'Italia [11]

2.3 Borghi Italiani

Il 2017 è stato l'anno che l'allora Ministero dei Beni e delle Attività Culturali e del Turismo (MiBACT), oggi Ministero della Cultura (MiC), ha dedicato alla promozione dei borghi in Italia. In particolare, Airbnb ha sviluppato un piano nazionale, il cui nome è Borghi Italiani, che ha permesso ai viaggiatori di tutto il mondo di scoprire il valore culturale, artistico, architettonico, ambientale e storico di questi luoghi sconosciuti dell'Italia. Questo, ovviamente, ha avuto un impatto economico positivo sui borghi, che stavano affrontando il problema dello spopolamento dovuto alla mancanza di lavoro. Infatti, da settembre 2016 a settembre 2017 i risultati del piano Borghi Italiani sono stati:

- Il numero di annunci attivi, cioè di proprietà elencate sulla piattaforma Airbnb, è stato 30.000;
- Il guadagno annuo dell'host tipico, ovvero la mediana degli host che hanno avuto almeno un annuncio attivo all'inizio del periodo di tempo preso in considerazione e hanno avuto almeno una prenotazione nello stesso intervallo di tempo, pari a 1.600 €;
- Il numero di ospiti arrivati nei borghi è stato 542.000;
- In media, la durata del soggiorno per ospite è stata di cinque notti [12].

Più nel dettaglio, il piano prevedeva il recupero di alcuni edifici storici pubblici presenti in tre borghi: l'abitazione del politico e scrittore Vincenzo Cuoco a Civitacampomariano (Molise); il museo archeologico di Sambuca di Sicilia (Sicilia) e l'ostello Borgo Venno a Lavenone (Lombardia). Il recupero è avvenuto grazie alla cooperazione tra Airbnb e la comunità locale. Inoltre, questi tre interventi sono stati realizzati in seguito a quello compiuto a Civita di Bagnoregio (Lazio), riportato in figura 5. In particolare, Airbnb insieme al comune ha

restaurato un'abitazione storica pubblica non più in uso a causa di un terremoto. Una volta terminati i lavori, l'abitazione, chiamata Casa d'Artista, è stata inserita su Airbnb diventando il primo alloggio pubblico sulla piattaforma. I turisti possono, quindi, soggiornarvi e i soldi ricavati sono utilizzati dal comune di Civita di Bagnoregio per continuare a tenere in buone condizioni l'abitazione, ma anche per realizzare altri progetti di sviluppo per il borgo. Il piano Borghi Italiani prevedeva, anche, la promozione di un borgo per ogni regione su un sito, nel quale erano descritti a parole e attraverso foto. Questi borghi erano: Moresco, Aieta, Sabbioneta, Apricale, Furore, Asolo, Barolo, Bevagna, Bitti, Città Sant'Angelo, Cividale del Friuli, Étroubles, Mezzano, Pisticci, Poggiorsini, San Casciano dei Bagni, Savoca, Dozza, Torella del Sannio e Sperlonga. A questi si aggiungevano ulteriori venti borghi promossi, invece, attraverso i social media di Airbnb ed erano: Venzone, Torno, Ameglia, Conca dei Martini, Bard, Candelo, Petralia Soprana, Bosa, Casperia, Castelvetro di Modena, Castiglione di Garfagna, Cison di Valmarino, Fare San Martino, Monte Sant'Angelo, Montegabbione, Offagna, Pietrapertosa e Vastogirardi [13].



Figura 5: Casa d'Artista, Civita di Bagnoregio, Lazio [12]

3. Descrizione dei dati

Il dataset utilizzato per l'analisi è costituito da dati panel, cioè dati di più individui per più di un periodo di tempo. In particolare, l'arco temporale va dal 2008 al 2020 mentre gli individui sono 276 borghi italiani. Questi ultimi, elencati nell'appendice 1, presentano tre caratteristiche comuni:

- Fanno parte dell'associazione I Borghi più belli d'Italia;
- Sono comuni in tutto l'intervallo di tempo preso in esame;
- La data di istituzione del comune è anteriore al 2008.

Inoltre, i borghi sono distribuiti in tutte le regioni d'Italia. In particolare, come si vede dalla figura 5, la regione con il maggior numero di borghi è l'Umbria mentre quella con un solo borgo è la Valle d'Aosta che ricade nella categoria "Altro" insieme a Basilicata, Veneto, Sardegna, Trentino-Alto Adige, Friuli-Venezia Giulia e Molise che, singolarmente, hanno un numero di borghi inferiore a 10.

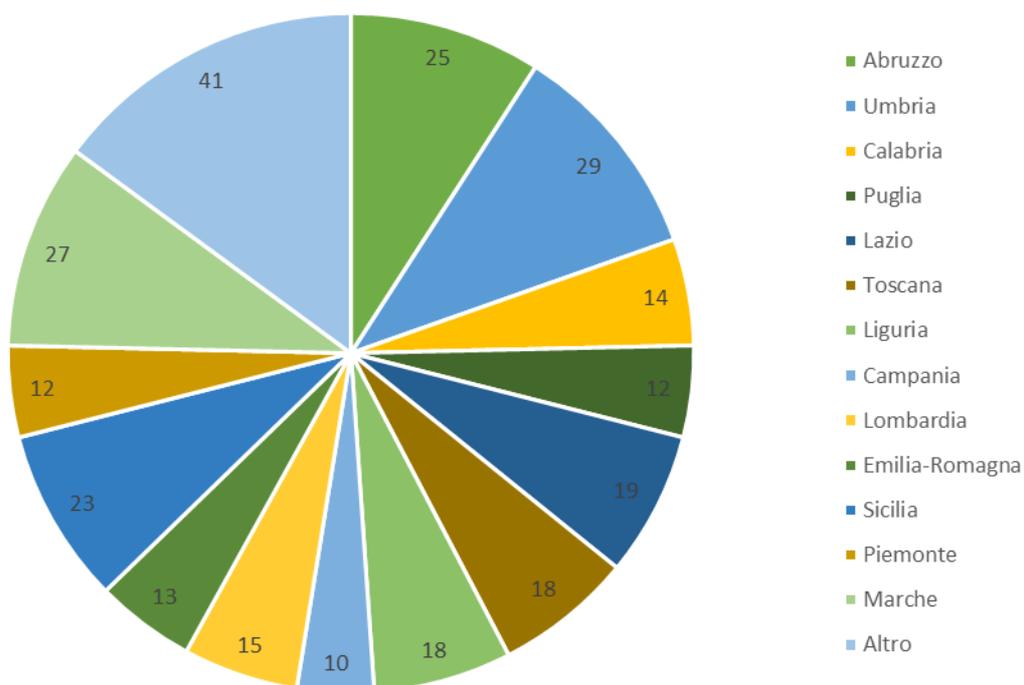


Figura 6: Distribuzione dei borghi nelle regioni d'Italia

Le variabili, che costituiscono il dataset, sono 103 e possono essere o variabili time variant, cioè variano da anno in anno, come Popolazione al 1° Gennaio, o variabili time-invariant, ovvero rimangono costanti nel tempo, come Corso d'acqua. Per quanto riguarda la tipologia, invece, sono variabili stringa, cioè una sequenza di caratteri, numeriche o dummy, ovvero variabili che assumo solo due valori. Le variabili possono essere suddivise in:

- Variabili territoriali come Latitudine, Zona sismica o Popolazione al 1° Gennaio;
- Variabili economiche come Reddito imponibile o Reddito imponibile pro-capite;
- Variabili macroeconomiche come PIL o Tasso di Disoccupazione;
- Variabili turistiche come Numero-Hotel 3 stelle, Tot-Attività dei servizi di ristorazione o Artigianato Locale;
- Variabili di Airbnb come Active Airbnb Properties o Active Airbnb Hosts;
- Variabili immobiliari come COMPR MIN ABITAZIONI o LOC MAX BUSINESS;

Le principali fonti da cui i dati sono stati ricavati sono: l'AirDNA, che è uno dei fornitori di dati sul mercato italiano di Airbnb; l'Istituto Nazionale di Statistica (Istat) e l'Osservatorio del Mercato Immobiliare (OMI).

Tutte le variabili sono elencate nel dettaglio con relativa descrizione, fonte da cui i dati sono stati ricavati ed eventuali note nell'appendice 2.

Uno dei principali vantaggi dell'utilizzo dei dati panel è la possibilità di controllare per variabili non osservate che variano tra individui, ma sono costanti nel tempo e variabili non osservate che variano nel tempo, ma sono costanti tra gli individui.

4. Analisi

L'obiettivo è stimare l'effetto del trattamento, ovvero l'ingresso di Airbnb, sui trattati, cioè i borghi in cui Airbnb è presente. Più specificamente, si vuole stimare l'effetto dell'ingresso di Airbnb sul reddito imponibile pro-capite e sul valore massimo di €/m² al mese sia per l'affitto di abitazioni sia per l'affitto di edifici destinati ad attività economiche. Considerando il reddito imponibile pro-capite, l'ingresso di Airbnb comporta l'aumento dell'offerta di alloggi in aree già turistiche permettendo di ospitare un maggior numero di turisti, ma anche l'introduzione del turismo in aree dove non vi sono alloggi tradizionali, in cui poter ospitare i viaggiatori. L'ingresso di Airbnb, inoltre, provoca l'aumento della domanda di bar, ristoranti o negozi di artigianato locale. Tutto ciò genera un incremento del reddito degli abitanti del luogo. La prima ipotesi, quindi, è: l'ingresso di Airbnb comporta un aumento del reddito imponibile pro-capite. Considerando, invece, il valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di abitazioni, l'ingresso di Airbnb comporta una riduzione del numero di alloggi in affitto a lungo termine. Infatti, questi sono trasformati in alloggi in affitto a breve termine poiché i proprietari hanno guadagni maggiori. Di conseguenza, i prezzi degli alloggi in affitto a lungo termine aumentano (Martín, López, & Iglesias, 2019). La seconda ipotesi, quindi, è: l'ingresso di Airbnb comporta un aumento del valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di abitazioni. Infine, considerando il valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di edifici destinati ad attività economiche, l'ingresso di Airbnb aumenta la domanda turistica in queste aree e di conseguenza questo valore aumenta. La terza ipotesi, quindi, è: l'ingresso di Airbnb comporta un aumento del valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di edifici destinati ad attività economiche. Per convalidare le tre ipotesi, si stima il valore di ATT (Average Treatment Effect on Treated) cioè l'effetto medio del trattamento sui trattati. Il trattamento, cioè l'ingresso di Airbnb, non avviene, però, nello stesso periodo di tempo, ma in periodi diversi. Infatti, nei borghi presi in esame, l'ingresso avviene dal 2009 fino al 2015. Per questo motivo, è stato utilizzato `csdid`, un comando di Stata, che implementa lo stimatore difference-in-difference con periodi di tempo multipli [14]. Quest'ultimo, in particolare, permette di stimare il valore di ATT confrontando:

- I borghi in cui Airbnb entra con quelli in cui non entra mai nell'orizzonte temporale considerato;
- I borghi in cui Airbnb entra in un determinato periodo di tempo con quelli in cui entrerà in futuro;
- I borghi, in cui Airbnb è presente, prima e dopo l'ingresso.

Dopo aver stabilito le ipotesi da sottoporre a verifica e la metodologia che sarà utilizzata, si passa alla specificazione del modello ovvero alla scelta della forma funzionale, delle variabili dipendenti e delle variabili di controllo. Per quanto riguarda la forma funzionale, si ha un modello lineare-logaritmico quindi la variabile dipendente è lineare mentre tutte le variabili di controllo subiscono una trasformazione logaritmica. In particolare, la trasformazione logaritmica ha la seguente forma:

$$\ln(\text{Variabile}) = \ln(1 + \text{Variabile})$$

Alla variabile si somma 1 per non creare dei valori mancanti dove il valore della variabile è pari a 0 perché $\ln 0$ non esiste. Inoltre, attuando queste trasformazioni non si introduce nessuna distorsione.

Le variabili dipendenti, invece, sono mostrate nella tabella 2.

Variabile	Descrizione	Fonte
Reddito imponibile pro-capite (€/contribuente)	$\frac{\text{Reddito imponibile}}{\text{Contribuenti con reddito imponibile}}$	Rielaborazione dati Istituto Nazionale di Statistica (Istat)
LOC MAX ABITAZIONI	Valore massimo di €/m ² mese per affitto di abitazioni. Abitazioni = Abitazioni Civili, Ville e Villini, Abitazioni di Tipo Economico, Abitazioni Signorili, Abitazioni Tipiche dei Luoghi. Il valore è la media tra 1° semestre e 2° semestre dell'anno	Osservatorio del Mercato Immobiliare (OMI)
LOC MAX BUSINESS	Valore massimo di €/m ² mese per affitto di business. Business = Magazzini, Negozi, Uffici, Laboratori, Capannoni Industriali, Capannoni Tipici, Uffici Strutturati. Il valore è la media tra 1° semestre e 2° semestre dell'anno	Osservatorio del Mercato Immobiliare (OMI)

Tabella 2: Descrizione variabili dipendenti

Infine, le variabili di controllo, cioè variabili che controllano per fattori causali omessi evitando così la distorsione da variabili omesse, sono spiegate nella tabella 3.

Variabile	Descrizione	Fonte	Note
Corso d'acqua	Variabile dummy: 1 se nel borgo è presente un fiume, un ruscello o un torrente 0 altrimenti	Google Maps	
Bacino d'acqua	Variabile dummy: 1 se nel borgo è presente un lago naturale, un lago artificiale o uno stagno 0 altrimenti	Google Maps	
Verde	Variabile dummy: 1 se nel borgo è presente un parco, una riserva naturale o un sentiero 0 altrimenti	Google Maps	
Distanza Aeroporto (km)	La distanza in km del borgo dall'aeroporto più vicino	Google Maps	
Popolazione al 1° Gennaio	Popolazione residente al 1° gennaio dell'anno d'osservazione	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Artigianato Locale	Variabile dummy: 1 se nel borgo è presente l'artigianato locale 0 altrimenti (Con artigianato si intende un'attività lavorativa in cui gli oggetti sono fatti completamente a mano o per mezzo di semplici attrezzi)	Internet	
PIL	PIL lato produzione: è la somma del valore aggiunto ai prezzi base delle unità produttive residenti, più IVA, imposte sulle importazioni e imposte sui prodotti al netto dei contributi ai prodotti. Il PIL è una variabile macroeconomica	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	I dati sono per anno e a livello regionale

Tabella 3: Descrizione variabili di controllo

In particolare, le prime quattro variabili della tabella 3 e Artigianato Locale controllano per fattori che possono influenzare l'attività turistica e, anche, stimolare l'ingresso di Airbnb. È necessario includere queste cinque variabili per far sì che i borghi differiscano solamente per la presenza di Airbnb. La variabile Popolazione al 1° Gennaio, invece, serve per controllare la dimensione del borgo e quindi per dimensionare correttamente il reddito imponibile pro-capite. Infine, il PIL è una variabile che controlla per variazioni di valori macroeconomici.

5. Risultati

Prima di mostrare le stime dei valori di ATT ottenute e quindi convalidare o meno le ipotesi proposte, sono presentate le statistiche descrittive.

5.1 Statistiche descrittive

Le statistiche descrittive permettono di svolgere un'analisi iniziale dei dati. La tabella 4 mostra le statistiche riassuntive delle tre variabili: Reddito imponibile pro-capite, LOC MAX ABITAZIONI e LOC MAX BUSINESS. Più specificamente, le statistiche riassuntive sono: la media, il numero di osservazioni non mancanti, il valore minimo, il valore massimo, la deviazione standard, skewness, kurtosis e il 10°, 25°, 50° (ovvero la mediana), 75° e 90° percentile. In particolare, il valore di skewness permette di stabilire se la distribuzione è simmetrica o asimmetrica e quindi inclinata a destra o a sinistra. Una distribuzione, come quella normale, è simmetrica quando il valore di skewness è pari a zero mentre, ad esempio, una distribuzione inclinata a sinistra, cioè quando la media è inferiore alla mediana, ha un valore di skewness negativo. Il valore di kurtosis, invece, determina la pesantezza delle code della distribuzione e quindi la presenza o assenza di valori anomali. Una distribuzione normale ha kurtosis pari a tre mentre le distribuzioni a coda pesante hanno kurtosis maggiore di 3 e presentano valori anomali invece quelle a coda leggera hanno kurtosis inferiore a 3 e non presentano valori anomali.

variable	mean	N	min	max	sd	skewness	kurtosis	p10	p25	p50	p75	p90
Redditoim-te	17399.11	3306	8195.928	29155.68	3132.026	.1050505	3.039962	13156.98	15347.26	17457.33	19420.34	21323.94
LOCMAXABIT-I	4.244642	3204	.5166667	15.75	2.382783	1.895464	7.270174	2.028571	2.74375	3.64	4.866667	7.416667
LOCMAXBUSI-S	4.312629	3132	0	22.5	2.369186	2.666669	14.68822	2.34375	2.9	3.716026	4.985357	7.1125

Tabella 4: Statistiche riassuntive

Il Reddito imponibile pro-capite ha un valore di skewness molto vicino a 0 quindi la distribuzione della variabile è approssimativamente normale, a differenza di LOC MAX ABITAZIONI e LOC MAX BUSINESS che hanno un valore positivo diverso da 0. Questo significa che le distribuzioni di queste due variabili sono inclinate a destra, cioè la media è maggiore della mediana. Per quanto riguarda il valore di kurtosis, il Reddito imponibile pro-capite ha un valore di poco superiore al 3 e anche questo indica che la distribuzione è approssimativamente

normale. Le altre due variabili, invece, hanno un valore molto superiore a 3 quindi sono distribuzioni a coda pesante, che significa presenza di valori anomali. Per le successive analisi, infatti, è usato un dataset pulito, che esclude l'anno 2020 e le città colpite da un terremoto nel periodo di tempo preso in esame. L'anno 2020 è escluso per via della pandemia di COVID-19, iniziata alla fine del 2019 nella città di Wuhan, che ha avuto un impatto negativo sul settore del turismo per i lockdown locali e la chiusura delle frontiere impedendo così i viaggi. Per evidenziare, invece, le diversità in termini di media, deviazione standard e frequenza delle tre variabili tra i borghi in cui Airbnb entra e quelli in cui non entra mai e anche tra i borghi, in cui Airbnb è presente, prima e dopo l'ingresso si utilizza una tabella a due vie. Quest'ultima, per il Reddito imponibile pro-capite, è la tabella 5.

Means, Standard Deviations and Frequencies
of Reddito imponibile pro-capite (€/contribuente)

Airbnb	Anno Airbnb		Total
	0	1	
0	16614.808	.	16614.808
	3351.0194	.	3351.0194
	834	0	834
1	18981.694	17078.143	17726.419
	2809.5792	2963.1772	3047.7982
	801	1551	2352
Total	17774.365	17078.143	17435.432
	3315.1452	2963.1772	3167.4082
	1635	1551	3186

Tabella 5: Tabella a due vie per il Reddito imponibile pro-capite

Airbnb e Anno Airbnb sono due variabili dummy spiegate nella tabella 6.

Variabile	Descrizione	Fonte
Airbnb	Variabile dummy: 1 se è presente Airbnb nel borgo 0 altrimenti	Rielaborazione dati AirDNA
Anno Airbnb	Variabile dummy: 1 se è presente Airbnb nel borgo nell'anno d'osservazione 0 altrimenti	Rielaborazione dati AirDNA

Tabella 6: Descrizione variabili dummy

Dalla tabella 5, si osserva che la media del Reddito imponibile pro-capite dopo l'ingresso di Airbnb è più alta di quella dei borghi in cui non entra mai, questo è a sostegno dell'ipotesi 1.

Inoltre, questo valore è di poco inferiore a quello prima dell'ingresso di Airbnb. Una motivazione di ciò può essere che i borghi attraggono gli investitori turistici che fanno investimenti immobiliari in essi, ma che non risiedono nei borghi e quindi il reddito che generano lo portano via (Martín, López, & Iglesias, 2019). Questo problema è dovuto all'utilizzo della variabile reddito imponibile pro-capite a livello comunale, infatti, molto più usate sono le aggregazioni di reddito a livello di sistema locale del lavoro, provincia o regione. La tabella 7, invece, è la tabella a due vie per la variabile LOC MAX ABITAZIONI.

Means, Standard Deviations and Frequencies of LOC MAX ABITAZIONI

Airbnb	Anno Airbnb		Total
	0	1	
0	3.3976455	.	3.3976455
	1.7536941	.	1.7536941
	768	0	768
1	4.6512724	4.5207549	4.5650953
	2.5632045	2.4883345	2.5142339
	797	1549	2346
Total	4.036074	4.5207549	4.2771693
	2.2902088	2.4883345	2.4026878
	1565	1549	3114

Tabella 7: Tabella a due vie per LOC MAX ABITAZIONI

La media del valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di abitazioni dopo l'ingresso di Airbnb è maggiore rispetto a quella dei borghi in cui non entra mai nell'arco temporale preso in esame. Questo può essere dovuto alla diminuzione del numero di alloggi in affitto a lungo termine perché gli alloggi in affitto a breve termine permettono di guadagnare più soldi, come accade nelle città (Wachsmuth & Weisler, 2018). Inoltre, questo valore di media è, anche, di poco inferiore a quello prima dell'ingresso di Airbnb. Questo probabilmente si verifica per permettere, in queste aree, lo sviluppo del turismo locale, per il quale non occorre soltanto la disponibilità di alloggi, ma anche di beni e servizi complementari, come ristoranti (Battino & Lampreu, 2019). Di conseguenza occorrono molti più lavoratori nel settore del turismo, che riescono a stare in queste aree perché trovano alloggi a prezzi accessibili.

Infine, la tabella 8 è la tabella a due vie per la variabile LOC MAX BUSINESS.

Means, Standard Deviations and Frequencies of LOC MAX BUSINESS

Airbnb	Anno Airbnb		Total
	0	1	
0	3.5852329	.	3.5852329
	1.6504299	.	1.6504299
	738	0	738
1	4.7701186	4.5189341	4.6049517
	2.7265293	2.409048	2.5244968
	789	1515	2304
Total	4.1974627	4.5189341	4.3575643
	2.3463046	2.409048	2.3827977
	1527	1515	3042

Tabella 8: Tabella a due vie per LOC MAX BUSINESS

La media del valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di edifici destinati ad attività economiche dopo l'ingresso di Airbnb è superiore a quella dei borghi in cui Airbnb non entra mai nell'orizzonte temporale preso in considerazione. Questo può essere dovuto alla maggiore domanda turistica che si ha in queste aree per via di diversi fattori, quali ad esempio la presenza di posti da vedere e la disponibilità di alloggi. Inoltre, questo valore della media è leggermente inferiore a quello prima dell'ingresso di Airbnb. Questo, invece, può essere dovuto, come scritto precedentemente, per favorire lo sviluppo del turismo locale, per il quale servono oltre la disponibilità di alloggi anche la presenza di beni e servizi complementari, come bar o negozi di artigianato locale.

Adesso, si passa a confrontare:

- I borghi in cui Airbnb entra con quelli in cui non entra mai nell'arco temporale preso in esame;
- I borghi prima e dopo l'ingresso di Airbnb.

Questi confronti sono effettuati attraverso il test t sull'uguaglianza delle medie, la cui assunzione è che le varianze dei gruppi siano uguali. Questa assunzione, però, può essere rilassata e per poterla verificare occorre eseguire il test sull'uguaglianza delle varianze. L'assunzione di quest'ultimo test, invece, è che la variabile abbia distribuzione normale. Oltre le considerazioni già fatte, osservando i valori di skewness e kurtosis, per verificare la normalità delle variabili si utilizzano due grafici: l'istogramma e il grafico dei quantili della

distribuzione normale, che confronta i quantili della variabile in esame con quelli di una normale. In particolare, il Reddito imponibile pro-capite ha una distribuzione approssimativamente normale come si osserva sia dal grafico dei quantili della variabile Reddito imponibile pro-capite a confronto con quelli della distribuzione normale, mostrato nella figura 7, sia dall'istogramma, mostrato invece nella figura 8.

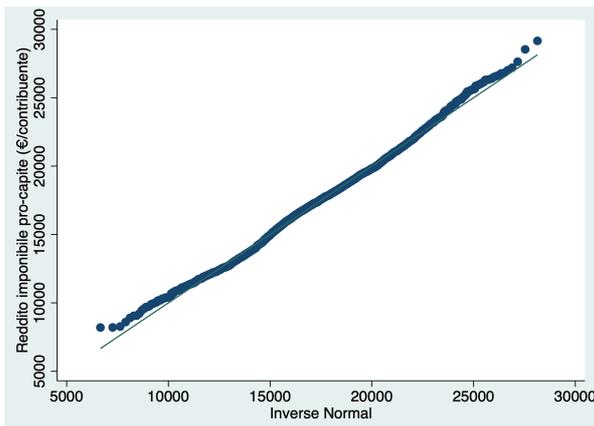


Figura 7: Quantili di Reddito imponibile pro-capite contro quantili della normale

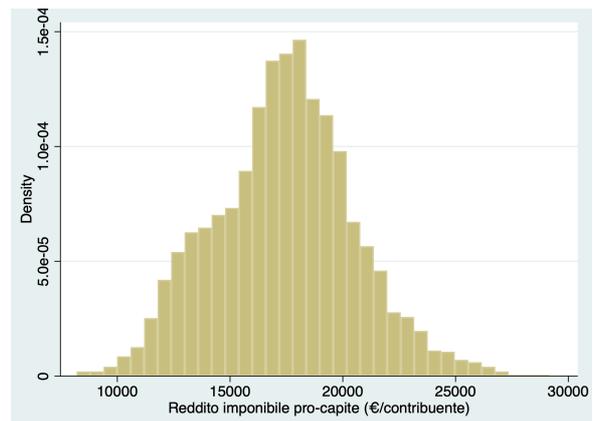


Figura 8: Iistogramma Reddito imponibile pro-capite

La variabile LOC MAX ABITAZIONI, invece, come si vede dall'istogramma, mostrato nella figura 10, e dal grafico dei quantili di LOC MAX ABITAZIONI a confronto con i quantili di una distribuzione normale, osservabile nella figura 9, non ha una distribuzione normale.

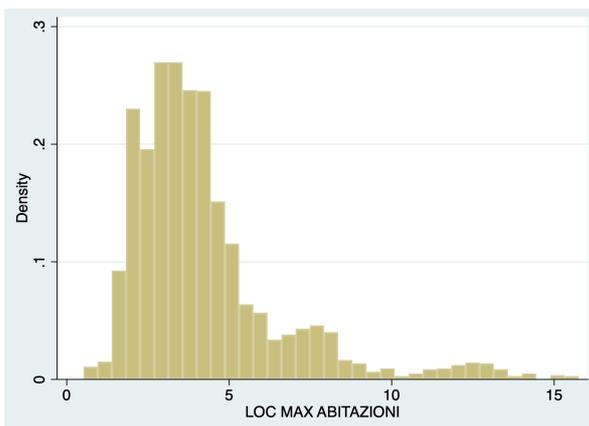


Figura 10: Iistogramma di LOC MAX ABITAZIONI

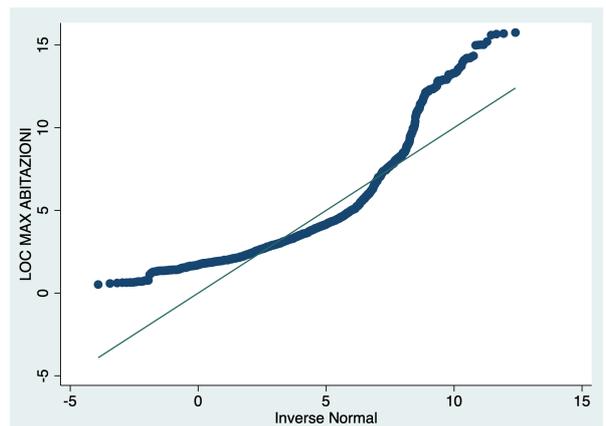


Figura 9: Quantili di LOC MAX ABITAZIONI contro quantili della normale

Infine, anche la variabile LOC MAX BUSINESS non ha una distribuzione normale come si vede dall'istogramma, mostrato nella figura 12, e dal grafico dei quantili di LOC MAX BUSINESS contro quelli della distribuzione normale, osservabile nella figura 11.

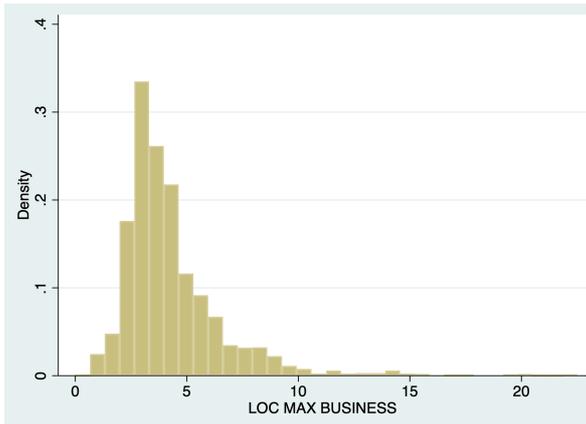


Figura 12: Istogramma di LOC MAX BUSINESS

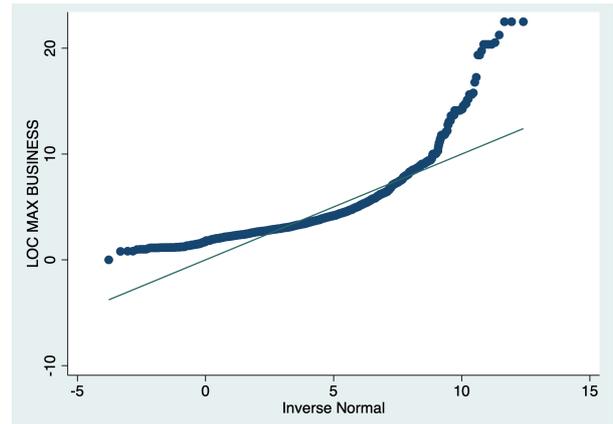


Figura 11: Quantili di LOC MAX BUSINESS contro quantili della normale

Nonostante tutte e tre le variabili non abbiano distribuzioni normali, vi sono tre test statistici sull'uguaglianza delle varianze che risultano essere robusti nel caso di non normalità. Si tratta del test di Levene (W0) e due sue riformulazioni (W10 e W50).

I primi tre test sull'uguaglianza delle varianze, mostrati nelle tabelle 9, 10 e 11, confrontano, rispettivamente, la varianza del Reddito imponibile pro-capite, di LOC MAX ABITAZIONI e di LOC MAX BUSINESS del gruppo 2, cioè i borghi in cui Airbnb entra, con quella del gruppo 1, ovvero i borghi in cui Airbnb non entra mai nell'orizzonte temporale considerato. Questi due gruppi sono definiti dalla variabile di gruppo TREATED.

group(Airbnb)	Summary of Reddito imponibile pro-capite (€/contribuente)		
	Mean	Std. Dev.	Freq.
1	16614.808	3351.0194	834
2	17726.419	3047.7982	2,352
Total	17435.432	3167.4082	3,186

W0 = **26.928877** df(1, 3184) Pr > F = **0.00000022**

W50 = **25.349860** df(1, 3184) Pr > F = **0.00000050**

W10 = **26.641344** df(1, 3184) Pr > F = **0.00000026**

Tabella 9: Test di confronto delle varianze del Reddito imponibile pro-capite dei due gruppi definiti da TREATED

Osservando i valori di p-value, si rifiuta al livello di significatività dello 0.1% l'ipotesi nulla, H_0 , che le varianze del reddito imponibile pro-capite dei due gruppi sono statisticamente uguali.

Non si può, quindi, rifiutare l'ipotesi alternativa, H_a , che le varianze sono statisticamente diverse. In particolare, il valore di p-value è la probabilità di rifiutare erroneamente l'ipotesi nulla quando questa è vera.

group(Airbn b)	Summary of LOC MAX ABITAZIONI		
	Mean	Std. Dev.	Freq.
1	3.3976455	1.7536941	768
2	4.5650953	2.5142339	2,346
Total	4.2771693	2.4026878	3,114

W0 =	80.560912	df(1, 3112)	Pr > F = 0.00000000
W50 =	55.292268	df(1, 3112)	Pr > F = 0.00000000
W10 =	62.132066	df(1, 3112)	Pr > F = 0.00000000

Tabella 10: Test di confronto delle varianze di LOC MAX ABITAZIONI dei due gruppi definiti da TREATED

Confrontando i valori di p-value, si rifiuta al livello di significatività dello 0.1% l'ipotesi nulla che le varianze di LOC MAX ABITAZIONI dei due gruppi sono statisticamente uguali e non si può rifiutare l'ipotesi alternativa che le varianze dei due gruppi sono statisticamente diverse.

group(Airbn b)	Summary of LOC MAX BUSINESS		
	Mean	Std. Dev.	Freq.
1	3.5852329	1.6504299	738
2	4.6049517	2.5244968	2,304
Total	4.3575643	2.3827977	3,042

W0 =	58.559129	df(1, 3040)	Pr > F = 0.00000000
W50 =	36.369096	df(1, 3040)	Pr > F = 0.00000000
W10 =	41.385418	df(1, 3040)	Pr > F = 0.00000000

Tabella 11: Test di confronto delle varianze di LOC MAX BUSINESS dei due gruppi definiti da TREATED

Dall'osservazione dei valori di p-value, si rifiuta al livello di significatività dello 0.1% H_0 , cioè le varianze di LOC MAX BUSINESS dei due gruppi sono statisticamente uguali e non si può rifiutare H_a , ovvero le varianze dei due gruppi sono statisticamente diverse.

Gli ulteriori tre test sull'uguaglianza delle varianze, mostrati nelle tabelle 12, 13 e 14, confrontano, invece, rispettivamente, la varianza del Reddito imponibile pro-capite, di LOC MAX ABITAZIONI e di LOC MAX BUSINESS del gruppo 1, cioè i borghi in cui Airbnb non è mai entrato nel periodo temporale preso in considerazione e i borghi in cui Airbnb non è ancora entrato, con quella del gruppo 2, cioè i borghi in cui si è già verificato l'ingresso di Airbnb. Questi due gruppi sono definiti dalla variabile di gruppo POST.

group(AnnoA irbnb)	Summary of Reddito imponibile pro-capite (€/contribuente)		
	Mean	Std. Dev.	Freq.
1	17774.365	3315.1452	1,635
2	17078.143	2963.1772	1,551
Total	17435.432	3167.4082	3,186

W0 = **17.994774** df(1, 3184) Pr > F = **0.00002278**

W50 = **16.639026** df(1, 3184) Pr > F = **0.00004632**

W10 = **17.190423** df(1, 3184) Pr > F = **0.0000347**

Tabella 12: Test di confronto delle varianze del Reddito imponibile pro-capite dei due gruppi definiti da POST

Osservando i valori di p-value, si rifiuta al livello di significatività dello 0.1% l'ipotesi nulla che le varianze del Reddito imponibile pro-capite dei due gruppi sono statisticamente uguali e non si può rifiutare l'ipotesi alternativa che le varianze sono diverse statisticamente.

group(AnnoA irbnb)	Summary of LOC MAX ABITAZIONI		
	Mean	Std. Dev.	Freq.
1	4.036074	2.2902088	1,565
2	4.5207549	2.4883345	1,549
Total	4.2771693	2.4026878	3,114

W0 = **7.0567189** df(1, 3112) Pr > F = **0.00793716**

W50 = **5.6250464** df(1, 3112) Pr > F = **0.01776611**

W10 = **5.9887634** df(1, 3112) Pr > F = **0.01445222**

Tabella 13: Test di confronto delle varianze di LOC MAX ABITAZIONI dei due gruppi definiti da POST

Dai valori di p-value, si rifiuta l'ipotesi nulla che le varianze di LOC MAX ABITAZIONI dei due gruppi definiti dalla variabile POST sono statisticamente uguali e, quindi, non si può rifiutare l'ipotesi alternativa, che le varianze dei gruppi sono statisticamente diverse. In particolare, considerando il test di Levene, il livello di significatività è dell'1% mentre negli altri due casi è del 5%.

group(AnnoA irbnb)	Summary of LOC MAX BUSINESS		
	Mean	Std. Dev.	Freq.
1	4.1974627	2.3463046	1,527
2	4.5189341	2.409048	1,515
Total	4.3575643	2.3827977	3,042

W0 =	0.32712209	df(1, 3040)	Pr > F = 0.56740093
W50 =	0.29854603	df(1, 3040)	Pr > F = 0.58483547
W10 =	0.33670167	df(1, 3040)	Pr > F = 0.5617823

Tabella 14: Test di confronto delle varianze di LOC MAX BUSINESS dei due gruppi definiti da POST

Dall'osservazione dei valori di p-value, non si può rifiutare l'ipotesi nulla, che le varianze di LOC MAX BUSINESS dei due gruppi definiti dalla variabile POST sono uguali statisticamente. In conclusione, soltanto le varianze di LOC MAX BUSINESS dei due gruppi definiti dalla variabile POST sono uguali ed è quindi possibile applicare il test t sull'uguaglianza delle medie rispettando la sua assunzione. In tutti gli altri casi, l'assunzione dell'uguaglianza delle varianze è rilassata.

I primi tre test t sull'uguaglianza delle medie, mostrati nelle tabelle 15, 16 e 17, confrontano, rispettivamente, la media del Reddito imponibile pro-capite, di LOC MAX ABITAZIONI e di LOC MAX BUSINESS del gruppo 2, cioè i borghi in cui Airbnb entra, con quella del gruppo 1, ovvero i borghi in cui Airbnb non entra mai nell'orizzonte temporale considerato.

Two-sample t test with unequal variances

Group	Obs	Mean	Std. Err.	Std. Dev.	[95% Conf. Interval]	
1	834	16614.81	116.0363	3351.019	16387.05	16842.57
2	2,352	17726.42	62.84454	3047.798	17603.18	17849.66
combined	3,186	17435.43	56.11528	3167.408	17325.41	17545.46
diff		-1111.611	131.9616		-1370.482	-852.739

diff = mean(1) - mean(2) t = -8.4237
 Ho: diff = 0 Satterthwaite's degrees of freedom = 1352.13

Ha: diff < 0 Ha: diff != 0 Ha: diff > 0
 Pr(T < t) = 0.0000 Pr(|T| > |t|) = 0.0000 Pr(T > t) = 1.0000

Tabella 15: Test di confronto delle medie di Reddito imponibile pro-capite dei due gruppi definiti da TREATED

Osservando i valori di p-value, si rifiuta al livello di significatività dello 0.1% l'ipotesi nulla che le medie di Reddito imponibile pro-capite dei due gruppi sono statisticamente uguali e non si può rifiutare l'ipotesi alternativa che le medie dei due gruppi sono statisticamente diverse. Inoltre, confrontando i valori di p-value dei test proposti, si rifiuta al livello di significatività dello 0.1% H_0 anche quando H_a è che la media del gruppo 1 è inferiore a quella del gruppo 2. Questo significa che l'ingresso di Airbnb ha comportato un aumento del reddito imponibile pro-capite, come affermato dalla prima ipotesi.

Two-sample t test with unequal variances

Group	Obs	Mean	Std. Err.	Std. Dev.	[95% Conf. Interval]	
1	768	3.397646	.063281	1.753694	3.273421	3.52187
2	2,346	4.565095	.0519089	2.514234	4.463303	4.666887
combined	3,114	4.277169	.0430564	2.402688	4.192747	4.361591
diff		-1.16745	.0818475		-1.327972	-1.006928

diff = mean(1) - mean(2) t = -14.2637
 Ho: diff = 0 Satterthwaite's degrees of freedom = 1869.6

Ha: diff < 0 Ha: diff != 0 Ha: diff > 0
 Pr(T < t) = 0.0000 Pr(|T| > |t|) = 0.0000 Pr(T > t) = 1.0000

Tabella 16: Test di confronto delle medie di LOC MAX ABITAZIONI dei due gruppi definiti da TREATED

Confrontando i valori di p-value, si rifiuta al livello di significatività dello 0.1% l'ipotesi nulla che le medie dei due gruppi sono statisticamente uguali e non si può rifiutare l'ipotesi alternativa, che le due medie sono statisticamente diverse. Inoltre, osservando i valori di p-value dei test proposti, si rifiuta al livello di significatività dello 0.1% H_0 anche quando H_a è che la media del gruppo 1 è inferiore a quella del gruppo 2. Questo indica che l'ingresso di Airbnb nei borghi provoca un aumento del valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di abitazioni, come affermato dall'ipotesi 2.

Two-sample t test with unequal variances

Group	Obs	Mean	Std. Err.	Std. Dev.	[95% Conf. Interval]	
1	738	3.585233	.0607532	1.65043	3.465963	3.704503
2	2,304	4.604952	.0525937	2.524497	4.501816	4.708088
combined	3,042	4.357564	.0432024	2.382798	4.272856	4.442273
diff		-1.019719	.0803557		-1.177313	-.8621247

diff = mean(1) - mean(2) t = -12.6901
 Ho: diff = 0 Satterthwaite's degrees of freedom = 1911.94

Ha: diff < 0 Ha: diff != 0 Ha: diff > 0
 Pr(T < t) = 0.0000 Pr(|T| > |t|) = 0.0000 Pr(T > t) = 1.0000

Tabella 17: Test di confronto delle medie di LOC MAX BUSINESS dei due gruppi definiti da TREATED

Osservando i valori di p-value, si rifiuta al livello di significatività dello 0.1% H_0 , cioè le medie dei due gruppi sono statisticamente uguali, e non si può rifiutare H_a , ovvero le due medie sono statisticamente diverse. Inoltre, confrontando i valori di p-value dei test proposti, si rifiuta al livello di significatività dello 0.1% l'ipotesi nulla anche quando l'ipotesi alternativa è che la media del gruppo 1 è inferiore a quella del gruppo 2. Questo indica che l'ingresso di Airbnb nei borghi provoca un aumento del valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di edifici destinati ad attività economiche, come affermato dall'ipotesi 3.

Gli ulteriori tre test t sull'uguaglianza delle medie, mostrati nelle tabelle 18, 19 e 20, confrontano, invece, rispettivamente, la media del Reddito imponibile pro-capite, di LOC MAX ABITAZIONI e di LOC MAX BUSINESS del gruppo 1, cioè i borghi in cui Airbnb non è mai entrato nel periodo temporale preso in considerazione e i borghi in cui Airbnb non è ancora entrato, con quella del gruppo 2, cioè i borghi in cui si è già verificato l'ingresso di Airbnb.

Two-sample t test with unequal variances

Group	Obs	Mean	Std. Err.	Std. Dev.	[95% Conf. Interval]	
1	1,635	17774.36	81.98675	3315.145	17613.55	17935.18
2	1,551	17078.14	75.24051	2963.177	16930.56	17225.73
combined	3,186	17435.43	56.11528	3167.408	17325.41	17545.46
diff		696.2221	111.2788		478.0365	914.4077

diff = mean(1) - mean(2) t = **6.2566**
 Ho: diff = 0 Satterthwaite's degrees of freedom = **3172.84**

Ha: diff < 0 Ha: diff != 0 Ha: diff > 0
 Pr(T < t) = **1.0000** Pr(|T| > |t|) = **0.0000** Pr(T > t) = **0.0000**

Tabella 18: Test di confronto delle medie di Reddito imponibile pro-capite dei due gruppi definiti da POST

Dai valori di p-value, si rifiuta al livello di significatività dello 0.1% l'ipotesi nulla, che le medie dei due gruppi sono statisticamente uguali, e non si può rifiutare l'ipotesi alternativa, che le due medie sono statisticamente diverse. Inoltre, confrontando i valori di p-value dei test proposti, si rifiuta al livello di significatività dello 0.1% l'ipotesi nulla anche quando l'ipotesi alternativa è che la media del gruppo 1 è maggiore di quella del gruppo 2. Questo significa che si ha una diminuzione del reddito imponibile pro-capite. Una possibile spiegazione, come scritto in precedenza, è che i borghi attraggono gli investitori turistici, i quali fanno investimenti immobiliari in essi, ma non risiedono nei borghi e, quindi, il reddito che generano lo portano via (Martín, López, & Iglesias, 2019). Questo risultato, però, è in contrasto con quanto affermato dall'ipotesi 1.

Two-sample t test with unequal variances

Group	Obs	Mean	Std. Err.	Std. Dev.	[95% Conf. Interval]	
1	1,565	4.036074	.0578919	2.290209	3.92252	4.149628
2	1,549	4.520755	.0632242	2.488335	4.396741	4.644769
combined	3,114	4.277169	.0430564	2.402688	4.192747	4.361591
diff		-.4846809	.085725		-.6527647	-.3165971

diff = mean(1) - mean(2) t = **-5.6539**
 Ho: diff = 0 Satterthwaite's degrees of freedom = **3085.3**

Ha: diff < 0 Ha: diff != 0 Ha: diff > 0
 Pr(T < t) = **0.0000** Pr(|T| > |t|) = **0.0000** Pr(T > t) = **1.0000**

Tabella 19: Test di confronto delle medie di LOC MAX ABITAZIONI dei due gruppi definiti da POST

Osservando i valori di p-value, si rifiuta al livello di significatività dello 0.1% H_0 , ovvero le medie dei due gruppi sono statisticamente uguali, e non si può rifiutare H_a , cioè le due medie sono statisticamente diverse. Inoltre, confrontando i valori di p-value dei test proposti, si rifiuta al livello di significatività dello 0.1%, H_0 anche quando H_a è che la media del gruppo 1 è minore di quella del gruppo 2. Questo significa che nei borghi si ha un aumento del valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di abitazioni, come affermato dall'ipotesi 2.

Two-sample t test with equal variances

Group	Obs	Mean	Std. Err.	Std. Dev.	[95% Conf. Interval]	
1	1,527	4.197463	.0600433	2.346305	4.079686	4.315239
2	1,515	4.518934	.0618927	2.409048	4.39753	4.640339
combined	3,042	4.357564	.0432024	2.382798	4.272856	4.442273
diff		-.3214714	.0862227		-.4905322	-.1524107

diff = mean(1) - mean(2) t = -3.7284
 Ho: diff = 0 degrees of freedom = 3040

Ha: diff < 0 Ha: diff != 0 Ha: diff > 0
 Pr(T < t) = 0.0001 Pr(|T| > |t|) = 0.0002 Pr(T > t) = 0.9999

Tabella 20: Test di confronto delle medie di LOC MAX BUSINESS dei due gruppi definiti da POST

Confrontando i valori di p-value, si rifiuta al livello di significatività dello 0.1% l'ipotesi nulla, che le medie dei due gruppi sono statisticamente uguali, e non si può rifiutare l'ipotesi alternativa, che le due medie sono statisticamente diverse. Inoltre, confrontando i valori di p-value dei test proposti, si rifiuta al livello di significatività dello 0.1%, H_0 anche quando H_a è che la media del gruppo 1 è minore di quella del gruppo 2. Questo indica che si ha un aumento del valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di edifici destinati ad attività economiche, come affermato dall'ipotesi 3.

L'analisi iniziale dei dati si conclude con la matrice di correlazione, osservabile nella tabella 21. La matrice di correlazione è una matrice quadrata che riporta i valori dei coefficienti di correlazione. Questi ultimi sono compresi tra -1 e 1 e descrivono la correlazione, che esprime la relazione tra due sole variabili senza tener conto di tutte le altre. Inoltre, la relazione espressa non è una relazione causa-effetto, ma rappresenta la capacità di una variabile di variare in funzione di un'altra. Infatti, se il valore del coefficiente di correlazione è positivo si

parla di correlazione positiva, per cui quando una delle due variabili varia in un determinato verso anche l'altra varia nello stesso verso. Se il valore del coefficiente di correlazione, invece, è negativo si parla di correlazione negativa, per cui quando una delle due variabili varia in un verso l'altra varia nel verso opposto. Inoltre, si ha una forte correlazione quando il coefficiente di correlazione è maggiore di 0.3 o minore di -0.3 mentre in caso contrario si ha una correlazione debole. La matrice di correlazione permette, quindi, di individuare sia una relazione, ma non di causa-effetto, tra le variabili dipendenti e le variabili di controllo sia la multicollinearità, che si verifica quando due o più regressori sono altamente correlati. La multicollinearità, in particolare, genera grandi errori standard per uno o più dei coefficienti stimati, che non risultano essere, quindi, statisticamente significativi.

	Reddit..	LOCMAX-I	LOCMAX-S	Corsod-a	Bacino-a	Verde	Artigi-e	Distan-m	PIL	Popola-o
Redditoim-te	1.0000									
LOCMAXABIT-I	0.3999	1.0000								
LOCMAXBUSI-S	0.3571	0.7540	1.0000							
Corsodacqua	0.1063	-0.0464	-0.0689	1.0000						
Bacinoacqua	0.0780	0.0401	0.0767	-0.1031	1.0000					
Verde	0.0632	0.1318	0.1266	0.0577	0.1767	1.0000				
Artigianat-e	-0.0920	-0.0746	-0.0565	-0.0226	-0.0360	-0.0319	1.0000			
DistanzaAe-m	-0.1774	0.0463	-0.0050	-0.0399	-0.0765	-0.0510	0.0956	1.0000		
PIL	0.3274	0.1655	0.2522	0.1487	0.1326	0.0526	-0.0381	-0.0316	1.0000	
Popolazione	0.1867	0.1621	0.1637	0.0026	0.1206	-0.0346	-0.0031	-0.2142	-0.0095	1.0000

Tabella 21: Matrice di correlazione

5.2 Convalida delle ipotesi

Per convalidare o meno l'ipotesi 1, è stato stimato il valore di ATT, osservabile nella tabella 22, di un modello, la cui variabile dipendente è Reddito imponibile pro-capite, descritta nella tabella 2, e le variabili di controllo sono quelle della tabella 3 ovvero: Corso d'acqua, Bacino d'acqua, Verde, Artigianato Locale, Distanza Aeroporto (km), PIL e Popolazione al 1° Gennaio.

	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
ATT	299.0108	136.6802	2.19	0.029	31.12262 566.899

Tabella 22: Effetto medio dell'ingresso di Airbnb sul reddito imponibile pro-capite dei borghi trattati

La tabella 22 mostra la stima dell'ATT per tutti i gruppi in tutti i periodi di tempo. Questa stima è pari a 299.01 ed è statisticamente significativa al 5% perché il valore di p-value è inferiore a 0.05. Questo significa che l'effetto medio del trattamento sui trattati è di 299.01 €/contribuente in più di reddito imponibile pro-capite per i borghi in cui Airbnb è presente. Il risultato trovato, quindi, convalida l'ipotesi 1, cioè l'ingresso di Airbnb comporta un aumento del reddito imponibile pro-capite nei borghi.

Le stime dell'ATT per ogni singolo gruppo di borghi, raggruppati in base all'anno in cui si ha l'ingresso di Airbnb, sono mostrate nella tabella 23.

	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
GAverage	276.0414	127.2591	2.17	0.030	26.61819	525.4647
G2	130.8744	184.363	0.71	0.478	-230.4705	492.2194
G3	420.0388	271.5731	1.55	0.122	-112.2348	952.3124
G4	311.3503	182.8656	1.70	0.089	-47.05971	669.7603
G5	538.6482	251.6645	2.14	0.032	45.39477	1031.902
G6	48.9678	77.87508	0.63	0.529	-103.6645	201.6001
G7	-63.35045	103.8326	-0.61	0.542	-266.8585	140.1576
G8	156.5183	236.7146	0.66	0.508	-307.4337	620.4704

Tabella 23: Effetto medio dell'ingresso di Airbnb sul reddito imponibile pro-capite dei gruppi di borghi trattati

I gruppi sono sette e sono indicati dalla lettera G insieme a un numero che indica l'anno di ingresso di Airbnb. In particolare, il 2 è l'anno 2009, il 3 l'anno 2010 e così via fino all'8 che è il 2015. Inoltre, è anche presente la media dei gruppi. Dalla tabella 23, si osserva che la stima dell'ATT per la media dei gruppi è 276.041 ed è statisticamente significativa al 5%. Questo significa che l'effetto medio del trattamento sui trattati è di 276.041 €/contribuente in più di reddito imponibile pro-capite per la media dei borghi in cui Airbnb entra. Le uniche altre stime di ATT statisticamente significative, rispettivamente, al 10% e al 5% sono per G4 e G5. In particolare, l'effetto medio dell'ingresso di Airbnb è maggiore per G5 rispetto a G4, ma i due

gruppi non differiscono significativamente poiché gli intervalli di confidenza si sovrappongono, come mostrato nella figura 13.

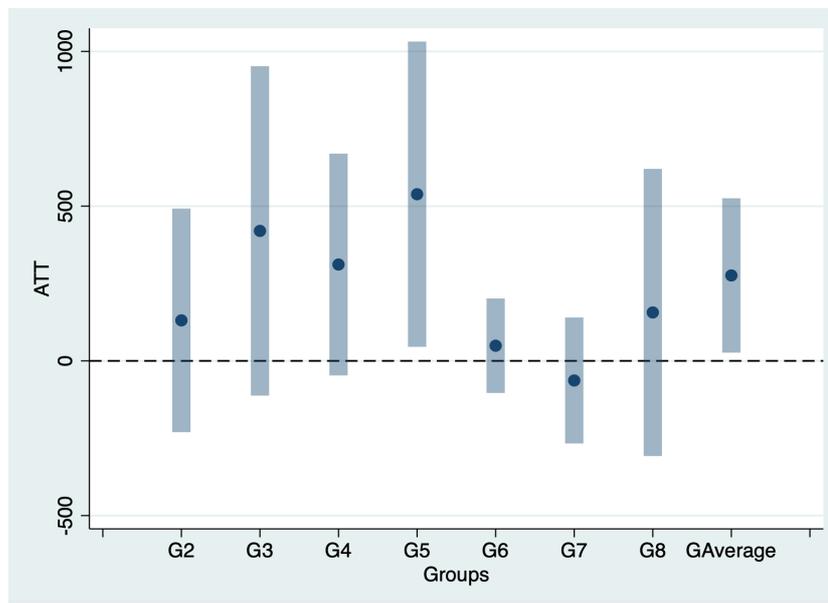


Figura 13: Grafico degli intervalli di confidenza dell'effetto medio dell'ingresso di Airbnb sul reddito imponibile pro-capite dei gruppi

Inoltre, anche dalla figura 13 si osserva che G5 e GAverage sono statisticamente significativi al 5% perché le barre azzurre, che rappresentano gli intervalli di confidenza, non intersecano la linea dello 0. In più, queste barre sono posizionate al di sopra della linea dello 0, per cui l'effetto medio del trattamento sui trattati è l'aumento del reddito imponibile pro-capite. Le stime dell'ATT per ogni periodo prima e dopo il trattamento sono, invece, mostrate nella tabella 24.

	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
Pre_avg	70.59059	44.20244	1.60	0.110	-16.04461	157.2258
Post_avg	340.6667	168.0241	2.03	0.043	11.34551	669.9879
Tm6	340.9722	267.2755	1.28	0.202	-182.8782	864.8226
Tm5	-144.1441	105.3468	-1.37	0.171	-350.62	62.33172
Tm4	-19.04001	74.14346	-0.26	0.797	-164.3585	126.2785
Tm3	54.05595	45.07342	1.20	0.230	-34.28632	142.3982
Tm2	40.98055	46.77191	0.88	0.381	-50.69071	132.6518
Tm1	150.719	54.52778	2.76	0.006	43.84649	257.5915
Tp0	74.21717	49.56439	1.50	0.134	-22.92724	171.3616
Tp1	189.6672	86.23147	2.20	0.028	20.65658	358.6777
Tp2	272.4279	113.4287	2.40	0.016	50.11164	494.7442
Tp3	300.183	137.2124	2.19	0.029	31.25159	569.1144
Tp4	322.7929	149.2635	2.16	0.031	30.24182	615.3441
Tp5	339.933	162.0273	2.10	0.036	22.36532	657.5007
Tp6	422.7478	191.9709	2.20	0.028	46.49173	799.0038
Tp7	501.3079	281.4474	1.78	0.075	-50.31892	1052.935
Tp8	429.0825	287.6887	1.49	0.136	-134.7771	992.9421
Tp9	554.3077	428.956	1.29	0.196	-286.4307	1395.046

Tabella 24: Effetto medio dell'ingresso di Airbnb sul reddito imponibile pro-capite dei borghi trattati pre e post trattamento

Tp0 rappresenta il momento in cui avviene il trattamento, cioè l'ingresso di Airbnb. Invece, Tm è il periodo prima del trattamento, che va da un anno prima, Tm1, fino a 6 anni prima, Tm6. Infine, Tp è il periodo dopo il trattamento che va da un anno dopo, Tp1, fino a 9 anni dopo, Tp9. Nella tabella 24, vi sono anche le stime di ATT per la media dei periodi prima del trattamento e per la media dei periodi dopo il trattamento. In particolare, il primo valore non è statisticamente significativo mentre il secondo è statisticamente significativo al 5%. Per le considerazioni sui singoli periodi si utilizza il grafico, mostrato nella figura 14.

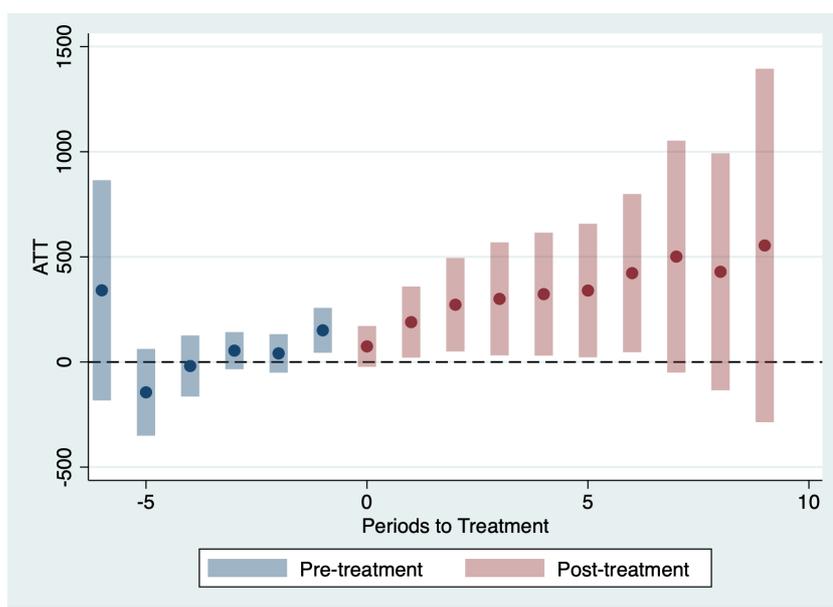


Figura 14: Grafico degli intervalli di confidenza dell'effetto medio dell'ingresso di Airbnb sul reddito imponibile pro-capite dei borghi trattati pre e post trattamento

Le barre azzurre rappresentano gli intervalli di confidenza dei periodi prima del trattamento e se intersecano la linea dello 0 significa che non sono statisticamente significative. In particolare, se tutte le barre intersecano questa linea la parallel trend assumption è rispettata, cioè Airbnb non entra nei borghi che presentano un potenziale turistico, come ad esempio laghi, fiumi o negozi di artigianato locale, ma entra randomicamente. Nella figura 14, una barra azzurra non interseca la linea dello 0 per cui la parallel trend assumption è violata. Le barre rosse, invece, rappresentano gli intervalli di confidenza dei periodi dopo il trattamento. Sei barre rosse su dieci non intersecano la linea dello 0 per cui sono statisticamente significative. Inoltre, sono posizionate sopra la linea dello 0, indicando una stima di ATT positiva per cui un incremento del reddito imponibile pro-capite, che cresce nel tempo poiché il numero di alloggi su Airbnb aumenta.

Per convalidare o meno l'ipotesi 2, invece, è stato stimato il valore di ATT, osservabile nella tabella 25, di un modello, la cui variabile dipendente è LOC MAX ABITAZIONI, descritta nella tabella 2, e le variabili di controllo sono quelle della tabella 3.

	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
ATT	-.2530558	.0833635	-3.04	0.002	-.4164453	-.0896663

Tabella 25: Effetto medio dell'ingresso di Airbnb sul valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di abitazioni dei borghi trattati

La stima dell'ATT per tutti i gruppi in tutti i periodi di tempo è pari a -0.253 ed è statisticamente significativa all'1% perché il valore di p-value è inferiore a 0.01. Questo indica che l'effetto medio del trattamento sui trattati è di 0.253 in meno del valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di abitazioni per i borghi in cui Airbnb è presente. Il risultato trovato, quindi, non convalida l'ipotesi 2, cioè l'ingresso di Airbnb comporta un aumento del valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di abitazioni.

Le stime dell'ATT per ogni singolo gruppo di borghi sono mostrate nella tabella 26.

	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
GAverage	-.2321383	.0823755	-2.82	0.005	-.3935913	-.0706852
G3	-.3626627	.1989835	-1.82	0.068	-.7526632	.0273379
G4	-.4026611	.1500013	-2.68	0.007	-.6966581	-.108664
G5	-.3686181	.1336981	-2.76	0.006	-.6306615	-.1065747
G6	.1387598	.1260987	1.10	0.271	-.108389	.3859086
G7	-.3074656	.2293819	-1.34	0.180	-.7570459	.1421146
G8	.0074221	.0716694	0.10	0.918	-.1330473	.1478915

Tabella 26: Effetto medio dell'ingresso di Airbnb sul valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di abitazioni dei gruppi di borghi trattati

I sei gruppi sono: G3, cioè i borghi in cui Airbnb entra nel 2010, G4, ovvero i borghi in cui Airbnb entra nel 2011 fino a G8, cioè i borghi in cui Airbnb entra nel 2015. La stima dell'ATT per la media dei gruppi è -0.232 ed è statisticamente significativa all'1%. Questo significa che l'effetto medio del trattamento sui trattati è di 0.232 in meno del valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di abitazioni per la media dei borghi trattati. Le altre stime di ATT significative, rispettivamente, al 10%, all'1% e all'1% sono per G3, G4 e G5. In particolare, l'effetto medio dell'ingresso di Airbnb è maggiore per G4 rispetto agli altri due gruppi, ma i tre

gruppi non differiscono significativamente poiché gli intervalli di confidenza si sovrappongono come mostrato nella figura 15.

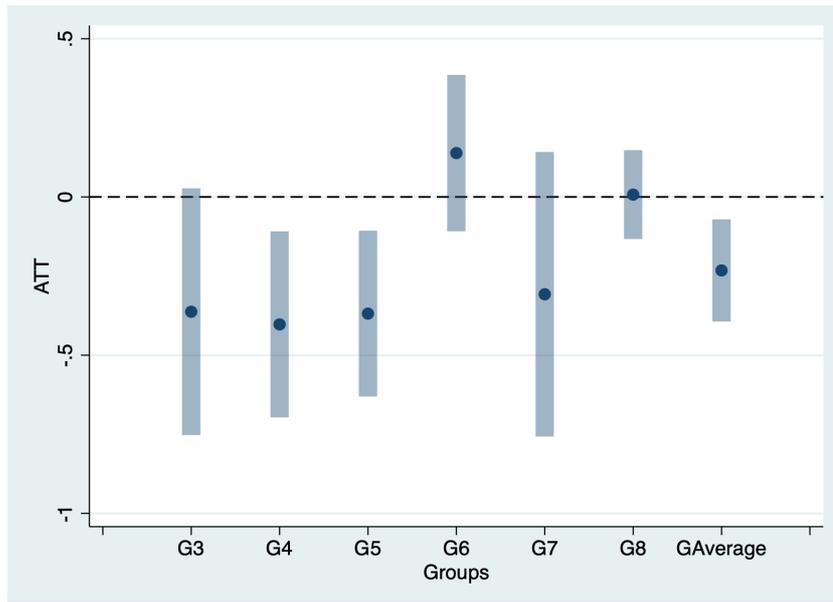


Figura 15: Grafico degli intervalli di confidenza dell'effetto medio dell'ingresso di Airbnb sul valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di abitazioni dei gruppi

Inoltre, anche dalla figura 15 si osserva che G4, G5 e GAverage sono statisticamente significativi perché le barre azzurre non intersecano la linea dello 0. In più, queste barre sono posizionate al di sotto della linea dello 0 per cui l'effetto medio del trattamento sui trattati è la diminuzione del valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di abitazioni.

Le stime dell'ATT per ogni periodo prima e dopo il trattamento sono, invece, mostrate nella tabella 27.

	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
Pre_avg	-.016446	.027456	-0.60	0.549	-.0702587	.0373668
Post_avg	-.3232573	.0984701	-3.28	0.001	-.5162551	-.1302595
Tm6	-.1083194	.1278635	-0.85	0.397	-.3589272	.1422883
Tm5	-.0001446	.0493096	-0.00	0.998	-.0967896	.0965003
Tm4	.0066624	.0298046	0.22	0.823	-.0517536	.0650784
Tm3	.0190032	.0326629	0.58	0.561	-.0450148	.0830212
Tm2	.0180642	.0216853	0.83	0.405	-.0244382	.0605665
Tm1	-.0339415	.0228154	-1.49	0.137	-.078659	.0107759
Tp0	-.0510842	.0321205	-1.59	0.112	-.1140393	.0118709
Tp1	-.0520547	.0531413	-0.98	0.327	-.1562097	.0521003
Tp2	-.1579019	.0757173	-2.09	0.037	-.3063051	-.0094987
Tp3	-.2883684	.09834	-2.93	0.003	-.4811113	-.0956255
Tp4	-.3053338	.1076547	-2.84	0.005	-.5163332	-.0943344
Tp5	-.3145916	.1154314	-2.73	0.006	-.540833	-.0883501
Tp6	-.3101591	.1236234	-2.51	0.012	-.5524565	-.0678618
Tp7	-.5111288	.1476519	-3.46	0.001	-.8005212	-.2217363
Tp8	-.5559112	.1947499	-2.85	0.004	-.9376139	-.1742084
Tp9	-.6860395	.3188902	-2.15	0.031	-1.311053	-.0610261

Tabella 27: Effetto medio dell'ingresso di Airbnb sul valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di abitazioni dei borghi trattati pre e post trattamento

Anche in questo caso, Tp_0 rappresenta il momento in cui avviene l'ingresso di Airbnb, T_m va da un anno prima fino a 6 anni prima e T_p va da un anno dopo fino a 9 anni dopo. Inoltre, la stima di ATT per la media dei periodi prima del trattamento non è statisticamente significativa mentre quella per la media dei periodi dopo il trattamento è statisticamente significativa all'1%. Per le considerazioni sui singoli periodi si utilizza il grafico, mostrato nella figura 16.

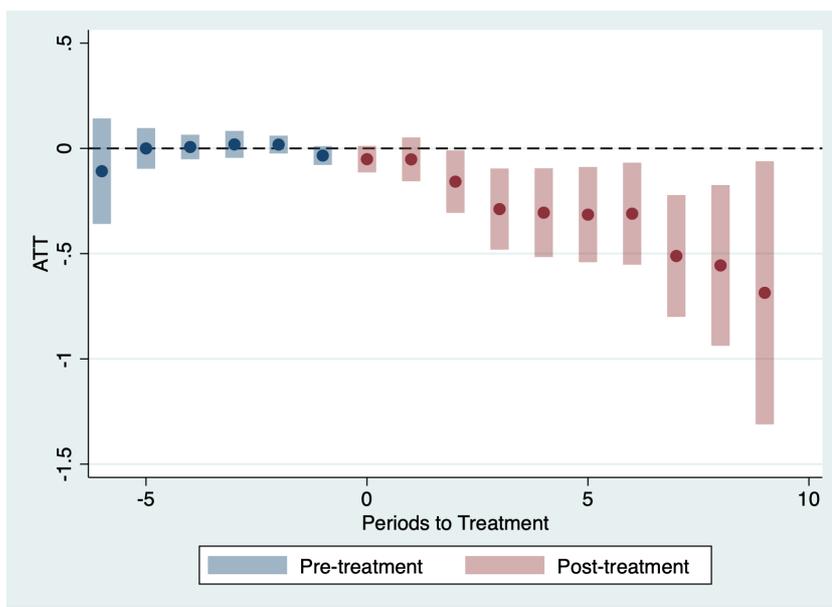


Figura 16: Grafico degli intervalli di confidenza dell'effetto medio dell'ingresso di Airbnb sul valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di abitazioni dei borghi trattati pre e post trattamento

Come si vede dalla figura 16, il modello è abbastanza robusto perché tutte le barre azzurre intersecano la linea dello 0, e quindi la parallel trend assumption è rispettata, e anche perché quasi tutte le barre rosse non intersecano la linea dello 0. Queste ultime, ad eccezione di due, non intersecando la linea dello 0 sono statisticamente significative. Inoltre, sono posizionate sotto questa linea indicando una stima di ATT negativa per cui una diminuzione del valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di abitazioni, che diminuisce sempre più nel tempo poiché il numero di alloggi su Airbnb aumenta.

Per convalidare, infine, l'ipotesi 3, è stato stimato il valore di ATT, osservabile nella tabella 28, di un modello, la cui variabile dipendente è LOC MAX BUSINESS, descritta nella tabella 2, e le variabili di controllo sono le stesse dei due modelli precedenti.

	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
ATT	-.1856294	.0979374	-1.90	0.058	-.3775832	.0063244

Tabella 28: Effetto medio dell'ingresso di Airbnb sul valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di edifici destinati ad attività economiche dei borghi trattati

La stima dell'ATT per tutti i gruppi in tutti i periodi di tempo è pari a -0.185 ed è statisticamente significativa al 10% perché il valore di p-value è inferiore a 0.1. Questo significa che l'effetto medio del trattamento sui trattati è di 0.185 in meno del valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di edifici destinati ad attività economiche per i borghi in cui si ha l'ingresso di Airbnb. Il risultato trovato, quindi, non convalida l'ipotesi 3, cioè l'ingresso di Airbnb comporta un aumento del valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di edifici destinati ad attività economiche.

Le stime dell'ATT per ogni singolo gruppo di borghi sono mostrate nella tabella 29.

	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
GAverage	-.1727255	.0960423	-1.80	0.072	-.3609649	.0155139
G3	-.1278206	.1677152	-0.76	0.446	-.4565363	.2008951
G4	-.2758983	.1683378	-1.64	0.101	-.6058344	.0540378
G5	-.3162847	.1916875	-1.65	0.099	-.6919853	.059416
G6	.0054349	.1439031	0.04	0.970	-.27661	.2874799
G7	-.0437953	.1644248	-0.27	0.790	-.366062	.2784714
G8	-.0257931	.1210253	-0.21	0.831	-.2629983	.2114121

Tabella 29: Effetto medio dell'ingresso di Airbnb sul valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di edifici destinati ad attività economiche dei gruppi di borghi trattati

Anche in questo caso i gruppi sono sei e sono: G3, cioè i borghi in cui Airbnb entra nel 2010, G4, ovvero i borghi in cui Airbnb entra nel 2011 fino a G8, cioè i borghi in cui Airbnb entra nel 2015. La stima dell'ATT per la media dei gruppi è -0.172 ed è significativa al 10%. Questo significa che l'effetto medio del trattamento sui trattati è di 0.172 in meno del valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di edifici destinati ad attività economiche per la media dei borghi trattati. L'unica altra stima di ATT statisticamente significativa al 10% è per G5. Delle considerazioni si ricavano anche dalla figura 17.

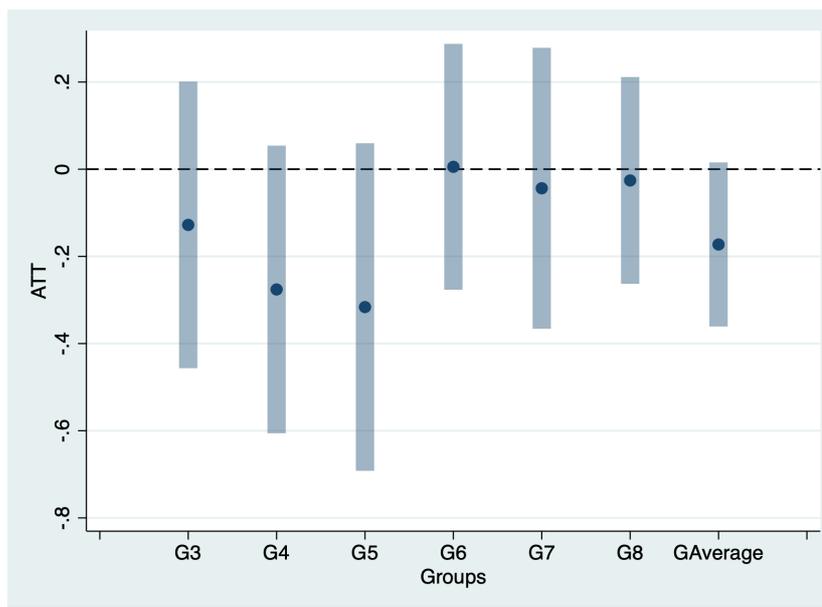


Figura 17: Grafico degli intervalli di confidenza dell'effetto medio dell'ingresso di Airbnb sul valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di edifici destinati ad attività economiche dei gruppi

Infatti, tutte le barre azzurre intersecano la linea dello 0 per cui non sono statisticamente significative al 5%.

Le stime dell'ATT per ogni periodo prima e dopo il trattamento sono, invece, mostrate nella tabella 30.

	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
Pre_avg	-.028192	.0203975	-1.38	0.167	-.0681704	.0117863
Post_avg	-.2080601	.1067459	-1.95	0.051	-.4172783	.0011581
Tm6	-.1297815	.0726227	-1.79	0.074	-.2721194	.0125563
Tm5	-.0280205	.0497745	-0.56	0.573	-.1255767	.0695356
Tm4	.002265	.0322346	0.07	0.944	-.0609137	.0654437
Tm3	.0492893	.0360803	1.37	0.172	-.0214269	.1200054
Tm2	-.0304457	.0232845	-1.31	0.191	-.0760826	.0151911
Tm1	-.0324587	.0263477	-1.23	0.218	-.0840992	.0191818
Tp0	-.0491903	.028672	-1.72	0.086	-.1053863	.0070057
Tp1	-.0712127	.0562334	-1.27	0.205	-.1814281	.0390027
Tp2	-.1318275	.0939586	-1.40	0.161	-.3159829	.0523279
Tp3	-.2117547	.1162062	-1.82	0.068	-.4395146	.0160053
Tp4	-.2033798	.1254798	-1.62	0.105	-.4493157	.042556
Tp5	-.211763	.1337417	-1.58	0.113	-.4738919	.0503658
Tp6	-.2695853	.1474519	-1.83	0.068	-.5585858	.0194152
Tp7	-.3705247	.1781479	-2.08	0.038	-.7196882	-.0213613
Tp8	-.3188066	.2016317	-1.58	0.114	-.7139975	.0763842
Tp9	-.2425563	.2459038	-0.99	0.324	-.7245189	.2394064

Tabella 30: Effetto medio dell'ingresso di Airbnb sul valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di edifici destinati ad attività economiche dei borghi trattati pre e post trattamento

Tp0 rappresenta il momento in cui avviene l'ingresso di Airbnb, Tm va da un anno prima fino a 6 anni prima e Tp va da un anno dopo fino a 9 anni dopo. Inoltre, la stima di ATT per la media dei periodi prima del trattamento non è statisticamente significativa mentre quella per la

media dei periodi dopo il trattamento è statisticamente significativa al 10%. Per le considerazioni sui singoli periodi si utilizza il grafico, mostrato nella figura 18.

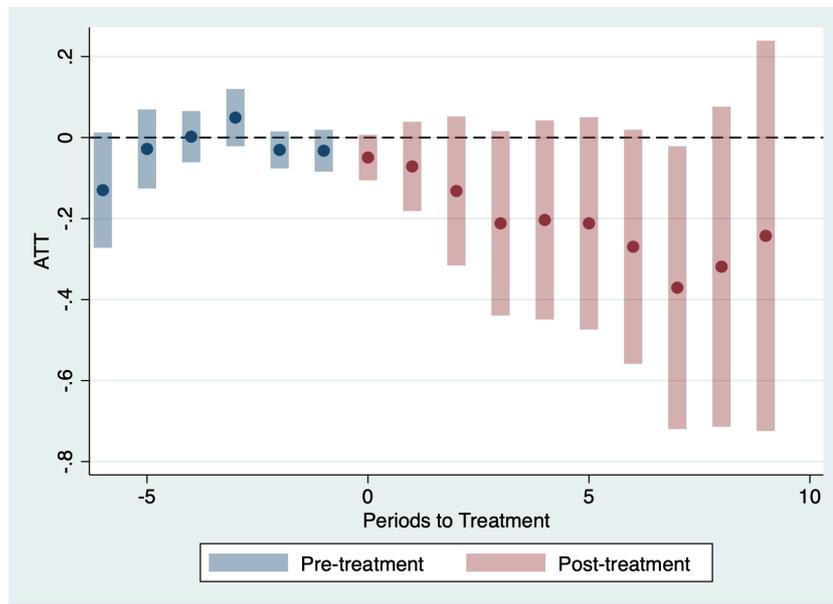


Figura 18: Grafico degli intervalli di confidenza dell'effetto medio dell'ingresso di Airbnb sul valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di edifici destinati ad attività economiche dei borghi trattati pre e post trattamento

Tutte le barre azzurre intersecano la linea dello 0 per cui la parallel trend assumption è rispettata. Anche le barre rosse, ad eccezione di una, intersecano la linea dello 0 e questo significa che non sono statisticamente significative al 5%. In particolare, l'unica barra rossa, che non intersecano la linea dello 0, è posizionata sotto questa linea indicando una stima di ATT negativa per cui una diminuzione del valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di edifici destinati ad attività economiche.

Una possibile spiegazione della diminuzione, invece che dell'aumento, del valore massimo di €/m² al mese per l'affitto sia di abitazioni sia di edifici destinati ad attività economiche in seguito all'ingresso di Airbnb è permettere lo sviluppo del turismo nei borghi. Infatti, oltre alla disponibilità di alloggi, nei quali i turisti possono soggiornare, occorrono beni e servizi complementari quali ristoranti, bar e negozi di artigianato locale per attrarre dei veri e propri flussi turistici. Per garantire in queste aree, quindi, questi beni e servizi complementari, il valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di edifici destinati ad attività economiche diminuisce. Inoltre, occorre un maggior numero di lavoratori nel settore turistico, che riescono a vivere nei borghi poiché trovano alloggi a un prezzo accessibile grazie alla diminuzione del valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di abitazioni.

Tutto ciò trova conferma in un articolo di Gao e Wu (2017), che tramite delle indagini in un villaggio della Cina, hanno scoperto che i leader fornivano gratuitamente edifici a produttori alimentari, che non abitavano nel villaggio, in modo da attirare persone qualificate e, quindi, poter vendere specialità alimentari nel villaggio.

6. Conclusioni

L'obiettivo del presente lavoro di tesi è stato stimare l'effetto dell'ingresso di Airbnb su aree non urbane, in particolare i borghi italiani. Più specificamente l'effetto dell'ingresso di Airbnb sul reddito imponibile pro-capite e sul valore massimo di €/m² al mese per l'affitto sia di abitazioni sia di edifici destinati ad attività economiche. Infatti, le tre ipotesi che sono state testate sono:

- **Ipotesi 1:** l'ingresso di Airbnb comporta un aumento del reddito imponibile pro-capite;
- **Ipotesi 2:** l'ingresso di Airbnb comporta un aumento del valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di abitazioni;
- **Ipotesi 3:** l'ingresso di Airbnb comporta un aumento del valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di edifici destinati ad attività economiche.

Per convalidare o meno le tre ipotesi, è stato stimato il valore di ATT (Average Treatment Effect on Treated) cioè l'effetto medio del trattamento sui trattati. Il trattamento, ovvero l'ingresso di Airbnb, non avviene, però, nello stesso periodo di tempo, ma in periodi diversi. Per questo motivo, è stato utilizzato `csdid`, un comando di Stata, che implementa lo stimatore difference-in-difference con periodi di tempo multipli. Quest'ultimo, in particolare, permette di stimare il valore di ATT confrontando:

- I borghi in cui Airbnb entra con quelli in cui non entra mai nell'orizzonte temporale considerato;
- I borghi in cui Airbnb entra in un determinato periodo di tempo con quelli in cui entrerà in futuro;
- I borghi, in cui Airbnb è presente, prima e dopo l'ingresso.

Attraverso le stime dell'ATT ottenute si ha che:

- l'effetto medio del trattamento sui trattati è di 299.01 €/contribuente in più di reddito imponibile pro-capite per i borghi in cui Airbnb è presente;
- l'effetto medio del trattamento sui trattati è di 0.253 in meno del valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di abitazioni per i borghi trattati;

- l'effetto medio del trattamento sui trattati è di 0.185 in meno del valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di edifici destinati ad attività economiche per i borghi in cui si ha l'ingresso di Airbnb.

In particolare, il primo risultato trovato convalida l'ipotesi 1, mentre il secondo e terzo non convalidano, rispettivamente, le ipotesi 2 e 3. Una possibile motivazione alla diminuzione del valore massimo di €/m² al mese per l'affitto sia di abitazioni sia di edifici destinati ad attività economiche, in seguito all'ingresso di Airbnb, è permettere lo sviluppo del turismo. Infatti, oltre alla disponibilità di alloggi, occorrono beni e servizi complementari quali ristoranti e negozi di artigianato per attrarre un maggior numero di turisti. Per garantire in queste aree, quindi, questi beni e servizi complementari, il valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di edifici destinati ad attività economiche diminuisce. Inoltre, occorrono più lavoratori nel settore turistico, che riescono a vivere in queste aree poiché trovano alloggi a un prezzo accessibile, grazie alla diminuzione del valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di abitazioni. Tutto ciò trova conferma in un articolo di Gao e Wu (2017) che tramite delle indagini in un villaggio della Cina, hanno scoperto che i leader fornivano edifici gratuitamente a produttori alimentari, che non abitavano nel villaggio, in modo da attirare persone qualificate per vendere specialità alimentari nel villaggio.

Il presente lavoro di tesi, tuttavia, ha dei limiti. Il primo è che il campione preso in esame è costituito da borghi che fanno tutti parte dell'associazione de I Borghi più belli d'Italia, quindi in futuro si potrebbe studiare l'effetto dell'ingresso di Airbnb sui borghi che non fanno parte di questa associazione. Un ulteriore limite è che la stima dell'ATT prodotta non tiene conto della differente prenetazione di Airbnb nei borghi, quindi un suggerimento per la ricerca futura potrebbe essere studiare l'effetto sulle variabili dove la presenza di Airbnb è maggiore. Altri suggerimenti per la ricerca futura sono: un'analisi più approfondita dei valori immobiliari tramite la conduzione di casi studio con operatori locali del settore del turismo e studiare l'impatto di Airbnb sui borghi dopo il Covid poiché Airbnb potrebbe aver reso ancora più forti alcuni degli effetti evidenziati nel lavoro di tesi.

Appendici

Appendice 1 – Elenco dei borghi italiani e relativa regione d'appartenenza

Borgo	Regione
Abbatteggio	Abruzzo
Acerenza	Basilicata
Acquasparta	Umbria
Aieta	Calabria
Alberobello	Puglia
Alberona	Puglia
Allerona	Umbria
Altomonte	Calabria
Amatrice	Lazio
Anghiari	Toscana
Anversa degli Abruzzi	Abruzzo
Apricale	Liguria
Arquà Petrarca	Veneto
Arrone	Umbria
Asole	Veneto
Atina	Lazio
Atrani	Campania
Atzara	Sardegna
Barga	Toscana
Bassano in Teverina	Lazio
Bellano	Lombardia
Bettona	Umbria
Bevagna	Umbria
Bienno	Lombardia
Bobbio	Emilia-Romagna
Bondone	Trentino-Alto Adige/Südtirol
Bosa	Sardegna
Bova	Calabria
Boville Ernica	Lazio
Bovino	Puglia
Brisighella	Emilia-Romagna
Brugnato	Liguria
Buccheri	Sicilia
Bugnara	Abruzzo
Buonconvento	Toscana
Buonvicino	Calabria
Caccuri	Calabria

Borgo	Regione
Calascibetta	Sicilia
Campiglia Marittima	Toscana
Campoli	Abruzzo
Campo Ligure	Liguria
Capalbio	Toscana
Caramanico Terme	Abruzzo
Carloforte	Sardegna
Casoli	Abruzzo
Cassinetta di Lugagnano	Lombardia
Castel del Monte	Abruzzo
Castel di Tora	Lazio
Castel Gandolfo	Lazio
Castel San Pietro Romano	Lazio
Castellabate	Campania
Castell'Arquato	Emilia-Romagna
Castelli	Abruzzo
Castelmezzano	Basilicata
Castelmola	Sicilia
Castelnuovo di Porto	Lazio
Kastelruth - Castelrotto	Trentino-Alto Adige/Südtirol
Castelsardo	Sardegna
Castelvecchio di Rocca Barbena	Liguria
Castiglione del Lago	Umbria
Castiglione di Garfagnana	Toscana
Castiglione di Sicilia	Sicilia
Castro dei Volsci	Lazio
Castroreale	Sicilia
Cefalù	Sicilia
Cella Monte	Piemonte
Cervo	Liguria
Cetona	Toscana
Klausen - Chiusa	Trentino-Alto Adige/Südtirol
Cingoli	Marche
Cison di Valmarino	Veneto
Cisternino	Puglia
Citerna	Umbria
Città Sant'Angelo	Abruzzo
Civita	Calabria
Civitella del Tronto	Abruzzo
Cocconato	Piemonte
Collalto Sabino	Lazio
Compiano	Emilia-Romagna
Conca dei Marini	Campania
Corciano	Umbria
Cordovado	Friuli-Venezia Giulia

Borgo	Regione
Coreglia Antelminelli	Toscana
Corinaldo	Marche
Crecchio	Abruzzo
Deruta	Umbria
Diano Castello	Liguria
Dozza	Emilia-Romagna
Neumarkt - Egna	Trentino-Alto Adige/Südtirol
Erice	Sicilia
Esanatoglia	Marche
Etroubles	Valle d'Aosta/Vallée d'Aoste
Fagagna	Friuli-Venezia Giulia
Ferla	Sicilia
Fiumalbo	Emilia-Romagna
Fiumefreddo Bruzio	Calabria
Follina	Veneto
Fornelli	Molise
Fortunago	Lombardia
Framura	Liguria
Frontino	Marche
Frosolone	Molise
Furore	Campania
Gangi	Sicilia
Garbagna	Piemonte
Gardone Riviera	Lombardia
Garessio	Piemonte
Gerace	Calabria
Geraci Siculo	Sicilia
Glurns - Glorenza	Trentino-Alto Adige/Südtirol
Gradara	Marche
Gradisca d'Isonzo	Friuli-Venezia Giulia
Greccio	Lazio
Gromo	Lombardia
Grottammare	Marche
Gualtieri	Emilia-Romagna
Guardia Perticara	Basilicata
Guardiagrele	Abruzzo
Irsina	Basilicata
La Maddalena	Sardegna
Laigueglia	Liguria
Locorotondo	Puglia
Loro Ciuffenna	Toscana
Lovere	Lombardia
Lucignano	Toscana
Lugnano in Teverina	Umbria
Luserna	Trentino-Alto Adige/Südtirol
Macerata Feltria	Marche

Borgo	Regione
Maruggio	Puglia
Massa Martana	Umbria
Mercatello sul Metauro	Marche
Mezzano	Trentino-Alto Adige/Südtirol
Militello in Val di Catania	Sicilia
Millesimo	Liguria
Mombaldone	Piemonte
Mondavio	Marche
Mondolfo	Marche
Moneglia	Liguria
Monforte d'Alba	Piemonte
Montagnana	Veneto
Montaione	Toscana
Montalbano Elicona	Sicilia
Monte Castello di Vibio	Umbria
Monte Grimano Terme	Marche
Monte Isola	Lombardia
Monte Sant'Angelo	Puglia
Montecassiano	Marche
Montecchio	Umbria
Montechiarugolo	Emilia-Romagna
Montecosaro	Marche
Montefalco	Umbria
Montefiore Conca	Emilia-Romagna
Montefiore dell'Aso	Marche
Montegridolfo	Emilia-Romagna
Monteleone di Spoleto	Umbria
Monteleone D'Orvieto	Umbria
Montelupone	Marche
Monterosso Almo	Sicilia
Montesarchio	Campania
Montescudaio	Toscana
Monteverde	Campania
Montone	Umbria
Morano Calabro	Calabria
Moresco	Marche
Morimondo	Lombardia
Morro D'Alba	Marche
Navelli	Abruzzo
Neive	Piemonte
Nocera Umbra	Umbria
Noli	Liguria
Norcia	Umbria
Novara di Sicilia	Sicilia
Nusco	Campania
Offagna	Marche

Borgo	Regione
Offida	Marche
Opi	Abruzzo
Oratino	Molise
Oriolo	Calabria
Orta San Giulio	Piemonte
Orvinio	Lazio
Ostana	Piemonte
Otranto	Puglia
Pacentro	Abruzzo
Paciano	Umbria
Palazzolo Acreide	Sicilia
Palazuolo sul Senio	Toscana
Palmanova	Friuli-Venezia Giulia
Panicale	Umbria
Passignano sul Trasimeno	Umbria
Penne	Abruzzo
Percile	Lazio
Pergola	Marche
Perinaldo	Liguria
Pescocostanzo	Abruzzo
Petralia Soprana	Sicilia
Petritoli	Marche
Pettorano sul Gizio	Abruzzo
Pico	Lazio
Pietracamela	Abruzzo
Pietramontecorvino	Puglia
Pietrapertosa	Basilicata
Pieve Tesino	Trentino-Alto Adige/Südtirol
Pitigliano	Toscana
Polcenigo	Friuli-Venezia Giulia
Pomponesco	Lombardia
Poppi	Toscana
Portobuffolè	Veneto
Posada	Sardegna
Preci	Umbria
Pretoro	Abruzzo
Rocca Imperiale	Calabria
Rocca San Giovanni	Abruzzo
Roseto Valfortore	Puglia
Sabbioneta	Lombardia
Sadali	Sardegna
Salemi	Sicilia
Sambuca di Sicilia	Sicilia
San Benedetto Po	Lombardia
San Casciano dei Bagni	Toscana
San Felice Circeo	Lazio

Borgo	Regione
San Gemini	Umbria
San Ginesio	Marche
San Giovanni in Marignano	Emilia-Romagna
San Leo	Emilia-Romagna
San Marco D'Alunzio	Sicilia
Santa Fiora	Toscana
Santa Severina	Calabria
Santo Stefano di Sessanio	Abruzzo
Sarnano	Marche
Sassoferrato	Marche
Savignano Irpino	Campania
Savoca	Sicilia
Scanno	Abruzzo
Seborga	Liguria
Sellano	Umbria
Sepino	Molise
Servigliano	Marche
Sesto al Reghena	Friuli-Venezia Giulia
Soncino	Lombardia
Specchia	Puglia
Spello	Umbria
Sperlinga	Sicilia
Sperlonga	Lazio
Stilo	Calabria
Subiaco	Lazio
Summonte	Campania
Sutera	Sicilia
Sutri	Lazio
Suvereto	Toscana
Taggia	Liguria
Tagliacozzo	Abruzzo
Torgiano	Umbria
Treia	Marche
Tremosine sul Garda	Lombardia
Trevi	Umbria
Triora	Liguria
Troina	Sicilia
Tropea	Calabria
Usseaux	Piemonte
Vallo di Nera	Umbria
Varese Ligure	Liguria
Venosa	Basilicata
Venzone	Friuli-Venezia Giulia
Vernazza	Liguria
Verucchio	Emilia-Romagna
Vico del Gargano	Puglia

Borgo	Regione
Viggianello	Basilicata
Villalago	Abruzzo
Sterzing - Vipiteno	Trentino-Alto Adige/Südtirol
Visso	Marche
Vitorchiano	Lazio
Vogogna	Piemonte
Volpedo	Piemonte
Zavattarello	Lombardia
Zuccarello	Liguria
Zungoli	Campania

Appendice 2 – Descrizione delle variabili

Variabile	Descrizione	Fonte	Note
Borgo	Nome del borgo	I Borghi più belli d'Italia	
Comune	Nome del comune	I Borghi più belli d'Italia	
Nome su Airbnb	Nome del borgo nel database di Airbnb	AirDNA	
Frazione	Variabile dummy: 0 se il borgo è un comune nell'anno d'osservazione 1 se il borgo è una frazione nell'anno d'osservazione	I Borghi più belli d'Italia	
Comune Giovane	Variabile dummy: 0 se il comune esiste nell'anno d'osservazione 1 altrimenti	Wikipedia	
Codice ISTAT	Codice del comune (in formato alfanumerico)	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Anno	Anno d'osservazione	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Regione	Regione d'appartenenza del borgo	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Provincia	Provincia d'appartenenza del borgo	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Area Geo	Denominazione della ripartizione geografica secondo la suddivisione del territorio nazionale in 5 ambiti: Nord-ovest, Nord-est, Centro, Sud e Isole	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Superficie (kmq)	È la superficie territoriale del borgo. L'elaborazione è fatta attraverso il sistema informativo geografico (GIS) in uso presso l'Istat	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Zona altimetrica	1=Montagna interna; 2=Montagna litoranea; 3=Collina interna; 4=Collina litoranea; 5=Pianura	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Latitudine	Latitudine del borgo	Google Maps	
Longitudine	Longitudine del borgo	Google Maps	
Altezza Centro	Altezza sul livello del mare del borgo rilevata convenzionalmente in corrispondenza del Municipio (metri)	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	

Variabile	Descrizione	Fonte	Note
Altezza Min	Altezza minima del borgo (metri s.l.m.)	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Altezza Max	Altezza massima del borgo (metri s.l.m.)	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Grado di urbanizzazione	1 = "Città" o "Zone densamente popolate"; 2 = "Piccole città e sobborghi" o "Zone a densità intermedia di popolazione"; 3 = "Zone rurali" o "Zone scarsamente popolate"	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Zona Sismica	Zona sismica del borgo	Istat	
Zona Climatica	Zona climatica del borgo	DPR 412/93	
Grado di Montanità	Grado di montanità del borgo	SIM (Sistema Informativo della Montagna)	
Popolazione al 1° Gennaio	Popolazione residente al 1° gennaio dell'anno d'osservazione	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
UNESCO	Variabile dummy: YES se il borgo fa parte dell'UNESCO nell'anno d'osservazione NO altrimenti	UNESCO	
Distanza Aeroporto (km)	La distanza in km del borgo dall'aeroporto più vicino	Google Maps	
% Abitazioni servite ADSL	$\frac{\text{Abitazioni servite da ADSL}}{\text{Totale abitazioni}}$	Rielaborazione dati AGCOM	Il dato per borgo è uguale in tutti gli anni d'osservazione
% Abitazioni servite FTTC	$\frac{\text{Abitazioni servite da FTTC}}{\text{Totale abitazioni}}$	Rielaborazione dati AGCOM	Il dato per borgo è uguale in tutti gli anni d'osservazione
% Abitazioni servite FTTH	$\frac{\text{Abitazioni servite da FTTH}}{\text{Totale abitazioni}}$	Rielaborazione dati AGCOM	Il dato per borgo è uguale in tutti gli anni d'osservazione
Numero di istituti museali o simili	Numero di musei e istituzioni assimilabili (gallerie, pinacoteche, aree e siti archeologici, monumenti e altre strutture espositive permanenti e aperte al pubblico) non statali per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Numero di visitatori	Numero di visitatori dei musei e istituzioni assimilabili per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	

Variabile	Descrizione	Fonte	Note
Tot - Attività dei servizi di ristorazione	Somma di "Ristoranti e attività di ristorazione mobile" e "Bar e altri esercizi simili senza cucina" per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	Per l'anno 2019 si diffondono le unità locali delle imprese attive almeno un giorno nell'anno di riferimento. Per gli anni precedenti, fino all'anno 2018, le unità locali delle imprese attive diffuse sono quelle che hanno svolto un'attività produttiva per almeno sei mesi nell'anno di riferimento
Ristoranti e attività di ristorazione mobile	Numero di ristoranti e attività di ristorazione mobile per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	Per l'anno 2019 si diffondono le unità locali delle imprese attive almeno un giorno nell'anno di riferimento. Per gli anni precedenti, fino all'anno 2018, le unità locali delle imprese attive diffuse sono quelle che hanno svolto un'attività produttiva per almeno sei mesi nell'anno di riferimento
Bar e altri esercizi simili senza cucina	Numero di bar e altri esercizi simili senza cucina per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	Per l'anno 2019 si diffondono le unità locali delle imprese attive almeno un giorno nell'anno di riferimento. Per gli anni precedenti, fino all'anno 2018, le unità locali delle imprese attive diffuse sono quelle che hanno svolto un'attività produttiva per almeno sei mesi nell'anno di riferimento
Numero - Hotel 5 stelle e 5 stelle lusso	Numero di hotel a 5 stelle e 5 stelle lusso per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	

Variabile	Descrizione	Fonte	Note
Letti - Hotel 5 stelle e 5 stelle lusso	Numero di letti degli hotel a 5 stelle e 5 stelle lusso per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Numero - Hotel 4 stelle	Numero di hotel a 4 stelle per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Letti - Hotel 4 stelle	Numero di letti degli hotel a 4 stelle per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Numero - Hotel 3 stelle	Numero di hotel a 3 stelle per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Letti - Hotel 3 stelle	Numero di letti degli hotel a 3 stelle per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Numero - Hotel 2 stelle	Numero di hotel a 2 stelle per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Letti - Hotel 2 stelle	Numero di letti degli hotel a 2 stelle per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Numero - Hotel 1 stella	Numero di hotel a 1 stella per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Letti - Hotel 1 stella	Numero di letti degli hotel a 1 stella per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Numero - Residenze Turistico Alberghiere	Numero di residenze turistico alberghiere per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Letti - Residenze Turistico Alberghiere	Numero di letti delle residenze turistico alberghiere per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Numero - Totale Hotel	Somma di "Numero - Hotel 5 stelle e 5 stelle lusso", "Numero - Hotel 4 stelle" + "Numero - Hotel 3 stelle", "Numero - Hotel 2 stelle", "Numero - Hotel 1 stella" e "Numero - Residenze Turistico Alberghiere" per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Letti - Totale Hotel	Somma di "Letti - Hotel 5 stelle e 5 stelle lusso", "Letti - Hotel 4 stelle", "Letti - Hotel 3 stelle", "Letti - Hotel 2 stelle", "Letti - Hotel 1 stella" e "Letti - Residenze Turistico Alberghiere" per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Numero - Campeggi e Villaggi turistici	Numero di campeggi e villaggi turistici per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	

Variabile	Descrizione	Fonte	Note
Letti - Campeggi e Villaggi turistici	Numero di letti dei campeggi e villaggi turistici per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Numero - Alloggi in affitto gestiti in forma imprenditoriale	Numero di alloggi in affitto gestiti in forma imprenditoriale per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Letti - Alloggi in affitto gestiti in forma imprenditoriale	Numero di letti degli alloggi in affitto gestiti in forma imprenditoriale per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Numero - Agriturismi	Numero di agriturismi per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Letti - Agriturismi	Numero di letti degli agriturismi per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Numero - Ostelli per la Gioventù	Numero di ostelli per la gioventù per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Letti - Ostelli per la Gioventù	Numero di letti degli ostelli per la gioventù per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Numero - Case per ferie	Numero di case per ferie per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Letti - Case per ferie	Numero di letti delle case per ferie per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Numero - Rifugi alpini	Numero di rifugi alpini per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Letti - Rifugi alpini	Numero di letti dei rifugi alpini per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Numero - Altri esercizi ricettivi	Numero di altri esercizi ricettivi per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Letti - Altri esercizi ricettivi	Numero di letti degli altri esercizi ricettivi per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Numero - Bed & Breakfast	Numero di bed & breakfast per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Letti - Bed & Breakfast	Numero di letti dei bed & breakfast per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	

Variabile	Descrizione	Fonte	Note
Numero - Totale esercizi extra-alberghieri	Somma di "Numero - Campeggi e Villaggi Turistici", "Numero - Alloggi in affitto gestiti in forma imprenditoriale", "Numero - Agriturismi", "Numero - Ostelli per la Gioventù", "Numero - Case per ferie", "Numero - Rifugi alpini", "Numero - Altri esercizi ricettivi" e "Numero - Bed & Breakfast" per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Letti - Totale esercizi extra-alberghieri	Somma di "Letti - Campeggi e Villaggi Turistici", "Letti - Alloggi in affitto gestiti in forma imprenditoriale", "Letti - Agriturismi", "Letti - Ostelli per la Gioventù", "Letti - Case per ferie", "Letti - Rifugi alpini", "Letti - Altri esercizi ricettivi" e "Letti - Bed & Breakfast" per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Arrivi Borgo	Numero di arrivi per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Circoscrizione Turistica	Nome della circoscrizione turistica a cui appartiene il borgo	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Arrivi Circoscrizione Turistica	Numero di arrivi per circoscrizione turistica e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Corso d'acqua	Variabile dummy: 1 se nel borgo è presente un fiume, un ruscello o un torrente 0 altrimenti	Google Maps	
Bacino d'acqua	Variabile dummy: 1 se nel borgo è presente un lago naturale, un lago artificiale o uno stagno 0 altrimenti	Google Maps	
Verde	Variabile dummy: 1 se nel borgo è presente un parco, una riserva naturale o un sentiero 0 altrimenti	Google Maps	
Artigianato Locale	Variabile dummy: 1 se nel borgo è presente l'artigianato locale 0 altrimenti (Con artigianato si intende un'attività lavorativa in cui gli oggetti sono fatti completamente a mano o per mezzo di semplici attrezzi)	Internet	

Variabile	Descrizione	Fonte	Note
Contribuenti con reddito da fabbricati	Numero di contribuenti con reddito da fabbricati per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Reddito da fabbricati (€)	Totale in euro del reddito da fabbricati per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Reddito da fabbricati pro-capite (€/contribuente)	$\frac{\text{Reddito da fabbricati}}{\text{Contribuenti con reddito da fabbricati}}$	Rielaborazione dati Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Contribuenti con reddito imponibile	Numero di contribuenti con reddito imponibile per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Reddito imponibile (€)	Totale in euro del reddito imponibile per borgo e anno	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
Reddito imponibile pro-capite (€/contribuente)	$\frac{\text{Reddito imponibile}}{\text{Contribuenti con reddito imponibile}}$	Rielaborazione dati Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	
TIME	Indicatore di tempo (utile anche per Stata): 0 = 2008; 12 = 2020		
KEY	Concatenazione di Nome su Airbnb+"-"+TIME		
Active Airbnb Properties	Annunci Airbnb attivi nel borgo al tempo t	AirDNA	
New Airbnb Properties	Nuovi Airbnb nel borgo al tempo t	AirDNA	
Airbnb Properties Exits	Airbnb "usciti" al tempo t = Active Airbnb Properties (t-1) + New Airbnb Properties (t) - Active Airbnb Properties (t)	AirDNA	
Active Airbnb Hosts	Host attivi al tempo t nel borgo	AirDNA	
Active Airbnb Hosts [MID]	Host di tipo MID attivi al tempo t nel borgo. MID: l'host ha posseduto nell'intero arco temporale tra 3 e 10 annunci in tutta Italia	AirDNA	
Active Airbnb Hosts [BIG]	Host di tipo BIG attivi al tempo t nel borgo. BIG: l'host ha posseduto nell'intero arco temporale più di 10 annunci in tutta Italia (da 11 in su)	AirDNA	
Active Airbnb Hosts [SMALL]	Host di tipo SMALL attivi al tempo t nel borgo. SMALL: l'host ha posseduto nell'intero arco temporale massimo 2 annunci in tutta Italia	AirDNA	

Variabile	Descrizione	Fonte	Note
KEY OMI	Chiave Univoca per il match con variabili immobiliari	AirDNA	
COMPR MIN ABITAZIONI	Valore minimo di €/m2 per compravendita di abitazioni. Abitazioni = Abitazioni Civili, Ville e Villini, Abitazioni di Tipo Economico, Abitazioni Signorili, Abitazioni Tipiche dei Luoghi. Il valore è la media tra 1° semestre e 2° semestre dell'anno	Osservatorio del Mercato Immobiliare (OMI)	
COMPR MAX ABITAZIONI	Valore massimo di €/m2 per compravendita di abitazioni. Abitazioni = Abitazioni Civili, Ville e Villini, Abitazioni di Tipo Economico, Abitazioni Signorili, Abitazioni Tipiche dei Luoghi. Il valore è la media tra 1° semestre e 2° semestre dell'anno	Osservatorio del Mercato Immobiliare (OMI)	
LOC MIN ABITAZIONI	Valore minimo di €/m2 mese per affitto di abitazioni. Abitazioni = Abitazioni Civili, Ville e Villini, Abitazioni di Tipo Economico, Abitazioni Signorili, Abitazioni Tipiche dei Luoghi. Il valore è la media tra 1° semestre e 2° semestre dell'anno	Osservatorio del Mercato Immobiliare (OMI)	
LOC MAX ABITAZIONI	Valore massimo di €/m2 mese per affitto di abitazioni. Abitazioni = Abitazioni Civili, Ville e Villini, Abitazioni di Tipo Economico, Abitazioni Signorili, Abitazioni Tipiche dei Luoghi. Il valore è la media tra 1° semestre e 2° semestre dell'anno	Osservatorio del Mercato Immobiliare (OMI)	
COMPR MIN BUSINESS	Valore minimo di €/m2 per compravendita di business. Business = Magazzini, Negozi, Uffici, Laboratori, Capannoni Industriali, Capannoni Tipici, Uffici Strutturati. Il valore è la media tra 1° semestre e 2° semestre dell'anno	Osservatorio del Mercato Immobiliare (OMI)	
COMPR MAX BUSINESS	Valore massimo di €/m2 per compravendita di business. Business = Magazzini, Negozi, Uffici, Laboratori, Capannoni Industriali, Capannoni Tipici, Uffici Strutturati. Il valore è la media tra	Osservatorio del Mercato Immobiliare (OMI)	

Variabile	Descrizione	Fonte	Note
	1° semestre e 2° semestre dell'anno		
LOC MIN BUSINESS	Valore minimo di €/m2 mese per affitto di business. Business = Magazzini, Negozi, Uffici, Laboratori, Capannoni Industriali, Capannoni Tipici, Uffici Strutturati. Il valore è la media tra 1° semestre e 2° semestre dell'anno	Osservatorio del Mercato Immobiliare (OMI)	
LOC MAX BUSINESS	Valore massimo di €/m2 mese per affitto di business. Business = Magazzini, Negozi, Uffici, Laboratori, Capannoni Industriali, Capannoni Tipici, Uffici Strutturati. Il valore è la media tra 1° semestre e 2° semestre dell'anno	Osservatorio del Mercato Immobiliare (OMI)	
Terremoto Anno	Variabile dummy: 1 se il borgo è stato colpito da un terremoto nell'anno d'osservazione 0 altrimenti	Internet	
PIL	PIL lato produzione: è la somma del valore aggiunto ai prezzi base delle unità produttive residenti, più IVA, imposte sulle importazioni e imposte sui prodotti al netto dei contributi ai prodotti. Il PIL è una variabile macroeconomica	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	I dati sono per anno e a livello regionale
Indice dei Prezzi	Indice nazionale dei prezzi al consumo per l'intera collettività (Nic): indice con riferimento all'intera popolazione presente sul territorio nazionale e all'insieme di tutti i beni e servizi acquistati dalle famiglie aventi un effettivo prezzo di mercato. L'indice dei prezzi è una variabile macroeconomica	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	I dati sono per anno e a livello regionale
Tasso di Disoccupazione	Il rapporto tra le persone in cerca di occupazione e le corrispondenti forze di lavoro ovvero le persone occupate e quelle disoccupate. Il tasso di occupazione è una variabile macroeconomica	Istituto Nazionale di Statistica (Istat)	I dati sono per anno e a livello regionale
Airbnb	Variabile dummy: 1 se è presente Airbnb nel borgo 0 altrimenti	Rielaborazione dati AirDNA	

Variabile	Descrizione	Fonte	Note
Terremoto Città	Variabile dummy: 1 se il borgo è stato colpito da un terremoto 0 altrimenti	Internet	
Anno Airbnb	Variabile dummy: 1 se è presente Airbnb nel borgo nell'anno d'osservazione 0 altrimenti	Rielaborazione dati AirDNA	
Ingresso	Indicatore dell'anno di ingresso di Airbnb nel borgo: 1 = 2008; 13 = 2020	Rielaborazione dati AirDNA	

Elenco figure

<i>Figura 1: Alloggi in vendita su Airbnb in Italia [2]</i>	8
<i>Figura 2: Piattaforma online Airbnb [3]</i>	9
<i>Figura 3: I fondatori di Airbnb [5]</i>	11
<i>Figura 4: Marchio de I Borghi più belli d'Italia [11]</i>	21
<i>Figura 5: Casa d'Artista, Civita di Bagnoregio, Lazio [12]</i>	22
<i>Figura 6: Distribuzione dei borghi nelle regioni d'Italia</i>	23
<i>Figura 7: Quantili di Reddito imponibile pro-capite contro quantili della normale</i>	33
<i>Figura 8: Istogramma Reddito imponibile pro-capite</i>	33
<i>Figura 9: Quantili di LOC MAX ABITAZIONI contro quantili della normale</i>	33
<i>Figura 10: Istogramma di LOC MAX ABITAZIONI</i>	33
<i>Figura 11: Quantili di LOC MAX BUSINESS contro quantili della normale</i>	34
<i>Figura 12: Istogramma di LOC MAX BUSINESS</i>	34
<i>Figura 13: Grafico degli intervalli di confidenza dell'effetto medio dell'ingresso di Airbnb sul reddito imponibile pro-capite dei gruppi</i>	44
<i>Figura 14: Grafico degli intervalli di confidenza dell'effetto medio dell'ingresso di Airbnb sul reddito imponibile pro-capite dei borghi trattati pre e post trattamento</i>	45
<i>Figura 15: Grafico degli intervalli di confidenza dell'effetto medio dell'ingresso di Airbnb sul valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di abitazioni dei gruppi</i>	47
<i>Figura 16: Grafico degli intervalli di confidenza dell'effetto medio dell'ingresso di Airbnb sul valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di abitazioni dei borghi trattati pre e post trattamento</i>	48
<i>Figura 17: Grafico degli intervalli di confidenza dell'effetto medio dell'ingresso di Airbnb sul valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di edifici destinati ad attività economiche dei gruppi</i>	50
<i>Figura 18: Grafico degli intervalli di confidenza dell'effetto medio dell'ingresso di Airbnb sul valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di edifici destinati ad attività economiche dei borghi trattati pre e post trattamento</i>	51

Elenco tabelle

<i>Tabella 1: Sintesi dei risultati degli studi citati</i>	19
<i>Tabella 2: Descrizione variabili dipendenti</i>	26
<i>Tabella 3: Descrizione variabili di controllo</i>	27
<i>Tabella 4: Statistiche riassuntive</i>	29
<i>Tabella 5: Tabella a due vie per il Reddito imponibile pro-capite</i>	30
<i>Tabella 6: Descrizione variabili dummy</i>	30
<i>Tabella 7: Tabella a due vie per LOC MAX ABITAZIONI</i>	31
<i>Tabella 8: Tabella a due vie per LOC MAX BUSINESS</i>	32
<i>Tabella 9: Test di confronto delle varianze del Reddito imponibile pro-capite dei due gruppi definiti da TREATED</i>	34
<i>Tabella 10: Test di confronto delle varianze di LOC MAX ABITAZIONI dei due gruppi definiti da TREATED</i>	35
<i>Tabella 11: Test di confronto delle varianze di LOC MAX BUSINESS dei due gruppi definiti da TREATED</i>	35
<i>Tabella 12: Test di confronto delle varianze del Reddito imponibile pro-capite dei due gruppi definiti da POST</i> . 36	
<i>Tabella 13: Test di confronto delle varianze di LOC MAX ABITAZIONI dei due gruppi definiti da POST</i>	36
<i>Tabella 14: Test di confronto delle varianze di LOC MAX BUSINESS dei due gruppi definiti da POST</i>	37
<i>Tabella 15: Test di confronto delle medie di Reddito imponibile pro-capite dei due gruppi definiti da TREATED</i> 38	
<i>Tabella 16: Test di confronto delle medie di LOC MAX ABITAZIONI dei due gruppi definiti da TREATED</i>	38
<i>Tabella 17: Test di confronto delle medie di LOC MAX BUSINESS dei due gruppi definiti da TREATED</i>	39
<i>Tabella 18: Test di confronto delle medie di Reddito imponibile pro-capite dei due gruppi definiti da POST</i>	40
<i>Tabella 19: Test di confronto delle medie di LOC MAX ABITAZIONI dei due gruppi definiti da POST</i>	40
<i>Tabella 20: Test di confronto delle medie di LOC MAX BUSINESS dei due gruppi definiti da POST</i>	41
<i>Tabella 21: Matrice di correlazione</i>	42
<i>Tabella 22: Effetto medio dell'ingresso di Airbnb sul reddito imponibile pro-capite dei borghi trattati</i>	42
<i>Tabella 23: Effetto medio dell'ingresso di Airbnb sul reddito imponibile pro-capite dei gruppi di borghi trattati</i> 43	
<i>Tabella 24: Effetto medio dell'ingresso di Airbnb sul reddito imponibile pro-capite dei borghi trattati pre e post trattamento</i>	44
<i>Tabella 25: Effetto medio dell'ingresso di Airbnb sul valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di abitazioni dei borghi trattati</i>	46
<i>Tabella 26: Effetto medio dell'ingresso di Airbnb sul valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di abitazioni dei gruppi di borghi trattati</i>	46
<i>Tabella 27: Effetto medio dell'ingresso di Airbnb sul valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di abitazioni dei borghi trattati pre e post trattamento</i>	47
<i>Tabella 28: Effetto medio dell'ingresso di Airbnb sul valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di edifici destinati ad attività economiche dei borghi trattati</i>	49
<i>Tabella 29: Effetto medio dell'ingresso di Airbnb sul valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di edifici destinati ad attività economiche dei gruppi di borghi trattati</i>	49

Tabella 30: Effetto medio dell'ingresso di Airbnb sul valore massimo di €/m² al mese per l'affitto di edifici destinati ad attività economiche dei borghi trattati pre e post trattamento 50

RIFERIMENTI

- Battino, S., & Lampreu, S. (2019). The Role of the Sharing Economy for a Sustainable and Innovative Development of Rural Areas: A Case Study in Sardinia (Italy).
- Belotti, S. (2019). "Sharing" tourism as an opportunity for territorial regeneration: the case of Iseo Lake, Italy.
- Cocola-Gant, A. (2015). Tourism and commercial gentrification.
- Cocola-Gant, A. (2016). Holiday Rentals: The New Gentrification Battlefront.
- Cors-Iglesias, M., Gómez-Martín, M. B., & Armesto-López, X. A. (2020). Peer-to-Peer Accommodation in Rural Areas of Catalonia: Defining Typologies of Rural Municipalities.
- Dogru, T., Mody, M., Suess, C., McGinley, S., & Line, N. D. (2020). The Airbnb paradox: Positive employment effects in the hospital industry.
- Fang, B., Ye, Q., & Law, R. (2016). Effect of sharing economy on tourism industry employment.
- Farronato, C., & Fradkin, A. (2018). The welfare effects of peer entry in the accommodation market: the case of Airbnb.
- Festila, M., & Müller, S. (2017). The impact of technology -Mediated consumption on identity: the case of airbnb.
- Freytag, T., & Bauder, M. (2018). Bottom-up touristification and urban transformations in Paris.
- Gao, J., & Wu, B. (2017). Revitalizing traditional villages through rural tourism: A case study of Yuanjia Village, Shaanxi Province, China.
- Guttentag, D. (2019). Progress on Airbnb: a literature review.
- Guttentag, D., Smith, S., Potwarka, L., & Havitz, M. (2018). Why tourists choose Airbnb: a motivation-based segmentation study.
- Kastenholz, E., Carneiro, M. J., Marques, C., & Lima, J. (2012). Understanding and managing the rural tourism experience - the case of a historical village in Portugal.
- Lessing, L. (2008). Remix: Making Art and Commerce Thrive in the Hybrid Economy.
- Martín, M. B., López, X. A., & Iglesias, M. C. (2019). Nuevas formas de alojamiento turístico en áreas de montaña vinculadas al turismo de nieve: el caso de la vivienda de alquiler turístico en el Pirineo occidental catalán.
- Pawlicz, A., & Kubicki, R. (2017). Sharing economy development paths in non-urban areas. The case of hospitality product in polish national parks.
- Quackenbush, C. (2018). Airbnb apartment complexes could soon be coming to the US - thanks to a \$200 million investment.
- Rosenbaum, M. S. (2006). Exploring the social supportive role of third places in consumers' lives.
- Tussyadiah, I. P., & Zach, F. (2017). Identifying salient attributes of peer-to-peer accommodation experience.

- Tussyadiah, L., & Pesonen, J. (2016). Impacts of peer-to-Peer accommodation use on travel patterns.
- Wachsmuth, D., & Weisler, A. (2018). Airbnb and the rent gap: Gentrification through the sharing economy.
- Ying, T., & Zhou, Y. (2007). Community, governments and external capitals in China's rural cultural tourism: A comparative study of two adjacent villages.
- Yunxia, Z., Mingming, C., Jie, W., Laikun, M., & Ruochen, J. (2019). The construction of home feeling by Airbnb guests in the sharing economy: A semantics perspective.

SITOGRAFIA

- [1] https://www.bancaditalia.it/pubblicazioni/collana-seminari-convegni/2018-0023/Petrella_11dic.pdf
- [2] <https://www.federalberghi.it/download/view.aspx?pdf=https://intranet.federalberghi.it/pubblicazioni/Pub/Turismo%20e%20shadow%20economy%20-%20febbraio%202020/turismo%20e%20shadow%20economy%20-%20edizione%20febbraio%202020.pdf#page=4>
- [3] <https://www.airbnb.it>
- [4] <https://www.ilsole24ore.com/art/airbnb-prezzo-la-quotazione-vola-68-dollari-e-valutazione-47-miliardi-ADpcVO7>
- [5] <https://news.airbnb.com/it/about-us/>
- [6] <https://www.airbnb.it/help/article/1321/determinare-che-tipo-di-host-sei-su-airbnb>
- [7] <https://www.airbnb.it/d/commissione-semplificata-guida>
- [8] https://www.treccani.it/enciclopedia/borgo_%28Enciclopedia-Italiana%29/
- [9] <https://borhipiubelliditalia.it/club/>
- [10] <https://borhipiubelliditalia.it/borghi/>
- [11] https://borhipiubelliditalia.it/wp-content/uploads/2022/01/La-Carta-di-Qualita-2022_bis.pdf
- [12] https://press.airbnb.com/wp-content/uploads/sites/4/2017/10/Condividere_Italia_Rurale_2017.pdf
- [13] <https://news.airbnb.com/it/borghi-italiani/>
- [14] https://friosavila.github.io/playingwithstata/main_csdid.html