

POLITECNICO DI TORINO

Collegio di Ingegneria Gestionale – Classe LM/31

Corso di Laurea in Ingegneria Gestionale – Percorso Innovazione



Tesi di Laurea di II Livello

**Affitti a breve termine nelle realtà rurali: l'impatto di Airbnb su
un campione di Borghi Italiani**

Relatrice:

Prof.ssa Elisabetta Raguseo

Candidata:

Paola Corrias

Correlatore:

Dott. Francesco Luigi Milone

Anno Accademico 2021-2022

Abstract

La Sharing Economy è una forma di economia basata sulla condivisione di beni o servizi che negli ultimi anni si sta diffondendo molto velocemente, soprattutto grazie al progresso tecnologico. Esistono diverse forme di questo nuovo fenomeno, ma una delle più diffuse è quella dell'home sharing che vede come principale esempio Airbnb: una piattaforma online nata nel 2007 a San Francisco al fine di consentire e facilitare l'affitto di alloggi a breve termine.

La nascita di questa nuova piattaforma ha portato a numerose conseguenze sia positive che negative. Airbnb consente infatti di effettuare la ricerca di un alloggio in modo facile, veloce e sicuro e porta anche vantaggi economici per chi decide di sfruttare il servizio. Dall'altro lato però questo ha causato una riduzione degli affitti a lungo termine, con conseguente aumento dei prezzi, e una riduzione della domanda per le strutture alberghiere.

L'obiettivo di questa analisi è quello di studiare l'impatto che l'ingresso della piattaforma ha avuto sui Borghi italiani, poiché la maggior parte degli studi effettuati si sono concentrati sulle realtà urbane in tutto il Mondo, mentre non esistono ancora importanti evidenze riguardanti questo segmento. In questo lavoro di tesi svuole quindi studiare se Airbnb ha generato anche nelle realtà più rurali un aumento degli arrivi turistici ma anche un aumento del valore immobiliare degli alloggi. A tal fine verrà eseguita un'analisi Difference in Difference per confrontare i borghi presenti su Airbnb e quelli non ancora sulla piattaforma, ma anche i valori delle variabili di interesse prima e dopo l'ingresso di Airbnb. Il confronto verrà effettuato inizialmente tramite delle statistiche descrittive (come il confronto delle medie) e poi con un modello di regressione e la sua analisi grafica, sfruttando il comando *csdid* del software Stata.

INDICE

1. INTRODUZIONE	8
2. SHARING ECONOMY	11
2.1 DEFINIZIONI.....	11
2.2 PRINCIPALI DRIVERS DELLA SHARING ECONOMY	13
2.3 CONSEGUENZE DELLA SHARING ECONOMY	14
2.4 ESEMPI DI SHARING ECONOMY	15
3. AIRBNB	18
3.1 COS'È AIRBNB E COME FUNZIONA.....	18
3.2 NASCITA E DIFFUSIONE DI AIRBNB.....	19
3.3 EFFETTI DI AIRBNB SUL MERCATO DEGLI AFFITTI	21
3.4 PROSPETTIVE FUTURE	25
4. AIRBNB E BORGHİ ITALIANI: ANALISI DELLA LETTERATURA	26
4.1 DEFINIZIONE ED EVOLUZIONE DEL TERMINE <i>BORGO</i>	26
4.2 ANNO DEI BORGHİ	27
4.3 PROGETTO ITALIAN VILLAGES.....	28
4.4 TURISMO NEI BORGHİ: GLI ALBERGHİ DIFFUSI	29
5. COSTRUZIONE DEL DATASET	32
6. IPOTESI.....	35
7. METODOLOGIA	37
7.1 DIFFERENCE IN DIFFERENCE.....	37
7.2 ANALISI SVOLTE	38
7.2.1 <i>Preparazione delle variabili</i>	38
7.2.2 <i>Statistiche descrittive</i>	39
7.2.3 <i>Metodo csdid</i>	42
8. RISULTATI.....	44
8.1 CORRELAZIONE.....	44
8.2 TEST SULLE MEDIE	47
8.3 VALORI MEDI A SECONDA DELLE COMBINAZIONI AIRBNB E ANNO AIRBNB	62
8.4 MODELLO CSDID	66

9. CONCLUSIONI	76
10. LIMITI DEL MODELLO E SVILUPPI FUTURI	79
ALLEGATI	82
ALLEGATO 1 - DATASET	82
ALLEGATO 2 – ESEMPI DI ARTIGIANATO LOCALE	88
INDICE DELLE FIGURE.....	90
BIBLIOGRAFIA	92
SITOGRAFIA.....	93

1. INTRODUZIONE

Negli ultimi anni si sta diffondendo un nuovo tipo di economia, definita collaborativa, che si differenzia da quella tradizionale basata sulla proprietà, in quanto costruita sull'uso e sulla condivisione di beni e servizi. Questa nuova forma di economia è definita *sharing economy* ed è vista come un insieme di mercati online peer-to-peer che facilitano l'incontro tra domanda e offerta, cioè un modello in cui le persone interagiscono tra loro per scambiare beni o servizi senza intermediazione di terze parti.

Lo sviluppo della *sharing economy* è stato facilitato da diversi fattori, ma soprattutto dal progresso tecnologico che ha permesso di creare nuove piattaforme digitali per mettere in contatto persone distanti tra loro con le stesse necessità, abbassando le barriere all'entrata ma consentendo allo stesso tempo una maggiore facilità nelle transazioni e una maggiore trasparenza.

Attualmente esistono diverse forme di *sharing economy*, ad esempio sistemi di noleggio di beni (ZipCar) o programmi software open-source (Android) o anche piattaforme che fanno da intermediarie per servizi professionali (Uber). Uno dei modelli più conosciuti è però quello che consente la condivisione di beni sottoutilizzati dai proprietari.

Rientra in quest'ultima categoria Airbnb, uno dei servi di home sharing più diffusi, che mette in contatto proprietari di alloggi e turisti o viaggiatori che desiderano affittarli per brevi periodi. La piattaforma nacque nel 2007 a San Francisco e a partire dal 2009 iniziò a crescere rapidamente, arrivando oggi a contare più di 4 milioni di host attivi e 5,6 milioni di annunci in tutto il Mondo distribuiti su oltre 220 Paesi.

Il successo di Airbnb è dovuto al fatto che ha creato una nuova categoria di affitti, quelli a breve termine, posizionandosi a metà tra i tradizionali affitti residenziali e gli hotel. Tutto ciò è stato facilitato anche dai numerosi vantaggi che la piattaforma porta sia a viaggiatori che ai proprietari. I turisti possono infatti cercare un alloggio in modo facile, veloce e sicuro ottenendo anche un risparmio rispetto al soggiorno in un albergo tradizionale. Per i proprietari, invece, è diventato più redditizio affittare gli alloggi a breve termine e, grazie alla nuova piattaforma, possono ottenere un guadagno ma allo stesso tempo interagire con diverse persone.

La nascita di Airbnb ha quindi portato a numerose conseguenze, non solo positive. Infatti, poiché per i proprietari è diventato più redditizio affittare gli alloggi a breve termine, l'offerta di case per i residenti è diminuita con un conseguente aumento dei prezzi che costringe i cittadini a più basso reddito a spostarsi in altre aree, mentre dove predomina Airbnb si assiste ad un importante cambiamento socioculturale (effetto di gentrificazione). Inoltre, la maggiore convenienza a soggiornare negli appartamenti messi a disposizione sulla piattaforma, può causare una riduzione della redditività degli hotel che si vedono costretti a ridurre i prezzi e quindi i loro margini.

L'obiettivo di questo lavoro di tesi è quello di studiare quali sono le conseguenze dell'ingresso di Airbnb nei borghi italiani. Per fare questo è stato prima identificato il significato del termine borgo ed è stata fatta un'analisi della letteratura per capire se e come la piattaforma ha promosso il turismo nei borghi. Da qui è emerso che Airbnb nel 2017 ha promosso un progetto, denominato *Italian Villages*, per far conoscere le zone rurali italiane ai turisti, in quanto si è osservato che esiste una tendenza dei viaggiatori a preferire luoghi più piccoli ed esperienze culturali.

Per raggiungere l'obiettivo si è partiti dalla costruzione di un database in cui, per ogni borgo italiano individuato, sono stati riportati alcuni dati di interesse (ad esempio gli arrivi turistici, il valore immobiliare degli alloggi ma anche la presenza di corsi d'acqua, artigianato locale, la distanza dall'aeroporto più vicino...).

Una volta realizzato il dataset è stato possibile iniziare le analisi, grazie al software Stata. La metodologia utilizzata è quella della Difference in Difference, che permette di confrontare prima i borghi in cui attualmente è presente Airbnb con quelli non sulla piattaforma, poi i valori delle variabili di interesse prima e dopo il suo ingresso.

Inizialmente sono state svolte delle statistiche descrittive, in particolare è stata studiata la correlazione tra le variabili coinvolte nell'analisi e successivamente per ognuna sono stati individuati valore medio, numero di osservazioni, valore massimo e minimo, deviazione standard e valore medio per i principali percentili. È stato poi eseguito il test sull'uguaglianza delle medie per studiare se vi sono differenze tra i borghi con e senza Airbnb oppure prima e dopo l'ingresso sulla piattaforma. Per poter svolgere questa analisi però è stato necessario studiare prima la normalità delle variabili e l'uguaglianza delle deviazioni standard. I test sono stati eseguiti su tutte le variabili ed è emerso che di ognuna di esse è superiore nei borghi trattati rispetto

a quelli non trattati e che i valori delle variabili dipendenti, studiate solo nei borghi attualmente sulla piattaforma, sono superiori dopo l'ingresso di Airbnb.

Un'ultima analisi descrittiva effettuata è stato un confronto dei valori medi delle variabili dipendenti considerate, a seconda delle combinazioni delle variabili Airbnb (che differenzia i borghi presenti o no sulla piattaforma) e AnnoAirbnb (che separa le osservazioni pre e post trattamento). Da questa analisi sembra emergere che gli arrivi turistici nei borghi sono aumentati con l'ingresso di Airbnb, mentre l'effetto della piattaforma non è così chiaro se si osservano gli arrivi nella circoscrizione turistica in quanto i borghi presenti su Airbnb sono caratterizzati da valori più elevati anche nel periodo pre trattamento. La stessa osservazione può essere fatta sul valore in/m^2 per la compravendita di alloggi, mentre l'effetto di Airbnb sembra far ridurre questo valore se si considerano i locali adibiti al business.

Infine, è stata eseguita un'analisi di regressione utilizzando il comando *csdid* per studiare gli effetti di Airbnb sui borghi tenendo in considerazione anche alcune variabili di controllo (come il PIL, la popolazione al 1° Gennaio, la presenza di corsi o bacini d'acqua...). Per ogni variabile dipendente di interesse è stato quindi ricercato il modello più adatto per l'analisi.

Studiando le variabili dipendenti è stato possibile osservare che la presenza di un borgo su Airbnb ha causato un aumento degli arrivi nella circoscrizione turistica, ma allo stesso tempo una riduzione del valore in $\text{€}/\text{m}^2$ per la compravendita di alloggi e di locali adibiti al business. Per quanto riguarda gli arrivi nel borgo, non è stato possibile effettuare l'analisi a causa dei pochi dati presenti all'interno del database.

2. SHARING ECONOMY

2.1 Definizioni

Letteralmente il termine *sharing economy* può essere tradotto come economia della condivisione (o economia collaborativa), ma in realtà esistono diverse definizioni di questo termine poiché riguarda un fenomeno molto ampio che ha effetti su più ambiti.

Al contrario del modello di mercato tradizionale, basato sulla proprietà, la *sharing economy* è costruita sull'uso e sulla condivisione di beni e servizi¹. Il termine è stato menzionato per la prima volta nel 2008, ma l'Oxford Dictionary lo ha introdotto solo nel 2015 definendolo come “sistema economico in cui beni o servizi sono condivisi tra individui privati, gratis o a pagamento, attraverso Internet”².

La *sharing economy* viene quindi vista come un insieme di mercati online peer-to-peer che facilitano l'incontro tra domanda e fornitori di vari prodotti e servizi³, dove con peer-to-peer si intende un modello decentralizzato in cui le persone interagiscono per acquistare o vendere beni e servizi direttamente tra loro, senza intermediazione da parte di terze parti o senza l'utilizzo di una società di business.

Esistono quindi diverse interpretazioni della *sharing economy*. Secondo Yochai Benkler e Rachel Botsman i beni da condividere sono caratterizzati dall'essere sottoutilizzati. In casi di capacità inutilizzata le forme di mercato e produzione gerarchiche tradizionali risultano meno efficienti rispetto all'utilizzo di piattaforme di condivisione. Secondo Benkler, infatti, questo porta ad una riduzione dei costi di transazione e permette di avvicinarsi a ciò che si ritiene un mercato perfetto, ma per funzionare tutto ciò necessita di fiducia e reciprocità tra i soggetti coinvolti⁴.

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

² L. Maci, *Sharing economy, cosa è (e perché è difficile dire cosa è)*, 21 Gennaio 2021, Economyup.it, <https://www.economyup.it/innovazione/sharing-economy-cosa-e-e-perche-e-difficile-dire-cosa-e/>

³ K. Barron, E. Kung, D. Proserpio, *The Effect of Home-Sharing on House Prices and Rents: Evidence from Airbnb*, 2021

⁴ I. Pais, G. Provasi, *Sharing Economy: a Step towards the Re-Embeddedness of the Economy?*, Stato e Mercato / n. 105, Dicembre 2015

Il termine *sharing economy* però risulta essere molto generico e per questo motivo esistono alcune definizioni più specifiche⁵:

- I *servizi on demand* che mettono in contatto i consumatori con chi può soddisfare le loro esigenze immediatamente;
- La *gig economy* (economia dei lavoretti) che rappresenta i modelli di business in cui la forza lavoro è costituita da appaltatori indipendenti e liberi professionisti;
- L'*economia peer-to-peer* che mette direttamente in contatto compratori e venditori;
- La *rental economy* che si occupa di affitti.

La struttura della *sharing economy* può anche essere vista come strutturata su tre diversi strati principali⁶:

- Per quanto riguarda lo strato *strategico*, la *sharing economy* mette in contatto i consumatori o direttamente (modello C2C) o tramite un intermediario. C'è quindi un fornitore che produce e distribuisce il prodotto o servizio, che nel caso di modello C2C è uno dei due consumatori;
- Guardando lo strato del *processo*, si trova che consumatori, fornitori e intermediari sono connessi da diversi tipi di processi: dal punto di vista del fornitore si identificano sette diverse fasi (identificazione, analisi dei requisiti, ideazione, sviluppo, implementazione, funzionamento e potenziamento dei servizi), l'intermediario è caratterizzato da tre diverse categorie di processi (raggiungere la trasparenza del mercato, l'uso dei servizi tramite un'infrastruttura condivisa e la regolazione), dal punto di vista del consumatore ci sono cinque categorie di processi (si informa sui servizi di cui ha bisogno e li confronta, ottiene l'accesso a importanti offerte, paga per l'uso del servizio, servizi aggiuntivi per la condivisione delle risorse e valuta il servizio complessivo);

⁵ L. Maci, *Sharing economy, cosa è (e perché è difficile dire cosa è)*, 21 Gennaio 2021, Economyup.it, <https://www.economyup.it/innovazione/sharing-economy-cosa-e-e-perche-e-difficile-dire-cosa-e/>

⁶ T. Puschmann, R. Alt, *Sharing Economy*, Bus Inf Syst Eng 58(1): 93-99 (2016)

- Lo strato del *sistema* infine è caratterizzato dall'uso di piattaforme digitali che supportano i tre processi principali, cioè la trasparenza di mercato, le transazioni e la regolazione.

2.2 Principali drivers della sharing economy

In passato il modello di uso dei beni predominante era caratterizzato dalla proprietà, ma negli ultimi tempi la scelta di molti consumatori si sta spostando verso un utilizzo temporaneo dei beni. Questo cambiamento è sicuramente facilitato da Internet e dalla presenza di sempre più piattaforme digitali in grado di mettere in contatto persone che desiderano condividere un determinato bene.

È quindi possibile individuare alcuni principali drivers che hanno permesso alla sharing economy di svilupparsi⁷:

- *Internet e smartphone*: sono gli elementi che più accelerano la diffusione della sharing economy in quanto sempre più presenti nella società. Internet consente infatti di mettere in contatto più persone e questo è ulteriormente facilitato dagli smartphone grazie alla presenza di apposite applicazioni;
- *Progresso tecnologico*: in ambito informatico questo ha permesso la creazione di piattaforme digitali in grado di mettere in contatto persone da tutto il Mondo e ad alcune aziende di avere una propria piattaforma su cui creare il loro business. Inoltre, se si considerano aree come quella legata all'analisi dei big data si scopre anche che alcune startup usano alcuni algoritmi per poter studiare meglio la domanda, prevederla e individuare i prezzi ottimali;
- *Basse barriere all'entrata*: grazie alla digitalizzazione, i costi e i rischi per produrre e distribuire un software sono oggi molto bassi; infatti, la distribuzione è facilitata da piattaforme come Facebook, YouTube o Twitter, mentre i costi di produzione e innovazione possono essere ridotti mettendo insieme componenti esistenti per creare una nuova piattaforma. Tutto questo ha ridotto le barriere all'entrata nel campo della sharing economy, rendendo

⁷ R. Teigland, A. Falländer, C. Ingram Bogusz, *The Sharing Economy: Embracing Change with Caution*, Entreprenörskapsforum, 2015

più semplice per i creatori di applicazioni e piattaforme digitali entrare nel mercato e progettarne di nuove;

- *Maggiore facilità nelle transazioni finanziarie*: le transazioni finanziarie sono state agevolate dall'aumento dei pagamenti digitali, sia online sia direttamente tra persone;
- *Maggiore trasparenza*: le piattaforme di sharing economy aumentano la fiducia dei clienti poiché garantiscono trasparenza per quanto riguarda compratore, venditore e prodotto. Tutto ciò è facilitato anche dai social network dove è possibile reperire informazioni sulle altre persone e dai sistemi di voti e recensioni spesso utilizzati dalle piattaforme digitali;
- *La crisi finanziaria*: la sharing economy offre un'alternativa di guadagno per chi decidere di condividere un proprio bene (ad esempio è possibile affittare una casa che non si utilizza);
- *Modelli di consumo in calo*: secondo gli autori Botsman e Rogers le persone stanno iniziando a pensare che è meglio avere accesso ad un bene anziché possederlo ma utilizzarlo solo per un tempo limitato. Questo, insieme ad altri fattori come una minore disponibilità economica, maggiore attenzione alla sostenibilità e alla convenienza e un desiderio di maggiori interazioni sociali, ha portato ad una rapida diffusione della sharing economy.

2.3 Conseguenze della sharing economy

La sharing economy potrebbe essere vista come un'innovazione disruptive del mercato tradizionale, cioè nel tempo potrebbe distruggere il mercato precedente. Questo però ad oggi non si è ancora del tutto verificato, infatti, nonostante gli incumbent dei settori che sembrano essere minacciati dalle nuove piattaforme siano costretti a fare innovazione per sopravvivere, nessuna industria e nessun processo sono stati “distrutti” dalla sharing economy.

La sharing economy però sta avendo un forte impatto a livello sociale. Da un lato le piattaforme digitali hanno portato un aumento del benessere per i consumatori grazie a un miglior uso delle risorse, ad una riduzione dei prezzi e a migliori offerte, dall'altro lato però i critici di questo modello sostengono che i benefici sono superati dalle esternalità negative che vengono generate, tra cui un aumento delle

disuguaglianze sociali e delle difficoltà finanziarie insieme a una minore vivibilità delle città⁸.

È possibile osservare anche delle conseguenze della sharing economy in termini economici⁹, in particolare riguardo a:

- *Costi di transazione*, che diminuiscono poiché le piattaforme digitali permettono di ridurre i tempi di ricerca del bene stesso sia di informazioni;
- *Costi di contrattazione* necessari per definire il prezzo, solitamente variano in base alla presenza di domanda e offerta, in particolare se l'offerta è molta mentre c'è poca domanda il potere contrattuale è nelle mani del consumatore e il prezzo scende e viceversa. L'effetto della sharing economy su questi costi però non è ancora chiaro perché variano in base al tipo di bene e inoltre ogni piattaforma ha un proprio meccanismo per fissare i prezzi;
- *Costi per il controllo e l'esecuzione*, che dipendono dal tipo di transazione: i costi per il controllo scendono quando si hanno più informazioni sull'altra parte e questo è facilitato dalle piattaforme digitali grazie alla presenza di voti e recensioni, i costi legati all'esecuzione invece aumentano all'aumentare della complessità della transazione, quindi i pagamenti elettronici consentiti dalle nuove piattaforme dovrebbero consentire la riduzione della complessità ma, soprattutto all'inizio della diffusione, venivano usati meccanismi poco conosciuti che ne hanno causato un incremento.

2.4 Esempi di sharing economy

Al giorno d'oggi esistono diverse piattaforme di sharing economy, ma storicamente è possibile individuare il primo esempio in eBay, fondata nel 1995 da Pierre Omidyar a San Jose e arrivato in Italia solo nel 2001¹⁰. EBay è infatti un sito di vendita e aste online che permette agli utenti di vendere e comprare oggetti, sia nuovi che usati, in qualsiasi momento e in qualsiasi parte del Mondo.

⁸ K. Barron, E. Kung, D. Proserpio, *The Effect of Home-Sharing on House Prices and Rents: Evidence from Airbnb*, 2021

⁹ R. Teigland, A. Falländer, C. Ingram Bogusz, *The Sharing Economy: Embracing Change with Caution*, Entreprenörskapsforum, 2015

¹⁰ L. Maci, *Sharing economy, cosa è (e perché è difficile dire cosa è)*, 21 Gennaio 2021, Economyup.it, <https://www.economyup.it/innovazione/sharing-economy-cosa-e-e-perche-e-difficile-dire-cosa-e/>

Le piattaforme digitali possono poi essere di diverso tipo, si può ad esempio fare una distinzione tra quelle C2C e B2C oppure tra profit e no-profit. In generale però la letteratura individua sei principali categorie di sharing economy¹¹:

- *Sistemi di noleggio di beni* (rental economy) generalmente sottoutilizzati quando se ne ha la proprietà esclusiva. Fa parte di questa categoria ZipCar, una piattaforma B2C nata for profit che consente il noleggio di auto a seguito del pagamento di una Membership Fee (oltre al noleggio stesso) da parte dei consumatori. Rientrano in questa categoria anche piattaforme come WeWork che mette in affitto spazi per il co-working e piattaforme no-profit come FabLab che permette di affittare spazi condivisi con macchinari e altri strumenti;
- *Beni sottoutilizzati offerti dai proprietari* (peer-to-peer economy), in questa categoria rientra AirBnB, una delle piattaforme di sharing economy più conosciuta, che permette ai proprietari di case di affittarle a breve termine. In questa categoria rientrano anche piattaforme no-profit come The Food Assembly, che mette in contatto piccoli coltivatori di frutta e verdura con clienti che preferiscono acquistare direttamente dal contadino anziché dalla grande distribuzione;
- *Piattaforme che fanno da intermediarie per servizi professionali* (on-demand economy), tra questi il più importante è Uber che offre auto private per il trasporto mettendo in contatto direttamente autista e passeggero. Allo stesso modo funziona anche BlaBlaCar;
- *Piattaforme che usano forme di baratto creando dei crediti o il tempo al posto del denaro* (time banking o local exchange trading system) e permettono lo stesso scambio di servizi delle precedenti categorie. Un esempio è TimeRepublik, un social dove le persone offrono le proprie competenze in cambio di tempo;
- *Programmi software liberi o open-source* come Android, Linux e Apache;

¹¹ I. Pais, G. Provasi, *Sharing Economy: a Step towards the Re-Embeddedness of the Economy?*, Stato e Mercato / n. 105, Dicembre 2015

- *Piattaforme che raccolgono denaro per lo sviluppo di un'idea, come Kickstarter che si pone come obiettivo quello di aiutare lo sviluppo di progetti creativi appositamente selezionati.*

3. AIRBNB

3.1 Cos'è Airbnb e come funziona

Airbnb si descrive come un sito web che mette in contatto persone che hanno uno spazio da condividere (host) con altre che cercano un posto dove stare¹². Si tratta quindi di un servizio di affitti di case a breve termine la cui piattaforma mette in comunicazione i viaggiatori con i proprietari¹³.

Airbnb può essere vista come una community basata sulla condivisione; infatti, questa piattaforma online permette non solo di prenotare un alloggio o affittare una casa velocemente e in sicurezza, ma anche di offrire un'esperienza¹⁴.

Risulta importante capire come funziona Airbnb e per farlo bisogna analizzare tre differenti aspetti: come prenotare, come diventare host e come avvengono i guadagni per la piattaforma.

Per quanto riguarda la prenotazione, per i turisti è molto semplice scegliere un alloggio tramite la piattaforma. Il sito stesso di Airbnb riassume la procedura in tre passaggi: (1) Esplora per cercare l'alloggio adatto, (2) Prenota in pochi clic e (3) Parti dopo aver contattato l'host¹⁵. La prima cosa da fare se si desidera cercare un alloggio tramite Airbnb è però la registrazione, che può avvenire tramite Facebook, Google o e-mail personale. Una volta effettuato l'accesso inizia il primo passaggio, cioè l'Esplora: il viaggiatore inserisce la destinazione, le date del viaggio e il numero di persone e Airbnb restituisce un elenco di appartamenti disponibili che può essere ridotto inserendo informazioni aggiuntive quali il prezzo, il quartiere e i servizi¹⁶. Segue la fase di Prenotazione, infatti dopo aver individuato un alloggio è possibile leggere tutte le informazioni utili, le recensioni di altri clienti e contattare l'host per eventuali domande o per inviare una richiesta di prenotazione che dovrà essere approvata. Durante questa fase avviene anche il pagamento, tramite Paypal, deposito diretto o altre opzioni e questo può essere totale oppure il viaggiatore versa soltanto

¹² G. Zervas, D. Proserpio, J. W. Byers, *The Rise of the Sharing Economy: Estimating the Impact of Airbnb of the Hotel Industry*, Boston University School of Management Research Paper Series No. 2013-16, 12 Febbraio 2014

¹³ D. Wachsmuth, A. Weisler, *Airbnb and the rent gap: Gentrification through the sharing economy*, Environment and Planning A: Economy and Space 50(6), 2018

¹⁴ *Airbnb: cos'è e come funziona*, Thebestrent.it, <https://thebestrent.it/gestione-affitti-brevi/airbnb-cosa-e-come-funziona/>

¹⁵ *1, 2, 3... si parte!*, Come funziona Airbnb, <https://www.airbnb.it/d/howairbnbworks>

¹⁶ D. Guttentag, *Airbnb: disruptive innovation and the rise of an informal tourism accommodation sector*, Current Issues in Tourism, 18:12, 1192-1217, DOI: 10.1080/13683500.2013.827159, 2015

un primo acconto per poi concludere il pagamento poco prima della partenza. Infine, si ha la terza fase, cioè la Partenza, prima della quale è possibile contattare l'host per ricevere informazioni e consigli oppure l'assistenza di Airbnb per qualsiasi problema. La stessa procedura si applica quando l'utente è alla ricerca di un'esperienza.

Anche diventare un host Airbnb è molto semplice, infatti basta registrarsi al sito e cliccare sull'apposita casella "*diventa un host*" per creare un annuncio gratuito. È sufficiente quindi inserire una descrizione dell'alloggio, il numero massimo di ospiti e le foto della casa. Airbnb inoltre suggerisce delle tariffe competitive che possono aiutare a stabilire il prezzo del soggiorno¹⁷. Come indica il sito stesso inoltre, gli host possono indicare liberamente le proprie disponibilità o inserendo una durata minima e massima del soggiorno o bloccando delle date in cui non possono affittare l'appartamento (questo è anche facilitato dalla possibilità di sincronizzare il calendario di Airbnb con gli altri calendari dell'host), possono aggiungere informazioni sul prezzo come spese di pulizia o sconti per soggiorni di una certa durata e possono stabilire alcune regole che gli ospiti devono accettare prima di prenotare¹⁸.

I ricavi di Airbnb invece derivano sia dagli ospiti che dai proprietari degli alloggi: per i primi le commissioni variano dal 6% al 12%, mentre agli host viene addebitata una commissione del 3%¹⁹.

3.2 Nascita e diffusione di Airbnb

Airbnb nacque nel 2007 a San Francisco quando due coinquilini neolaureati e in difficoltà economiche, Brian Chesky e Joe Gebbia, decisero di affittare 3 posti letto a casa propria a dei viaggiatori durante il meeting dell'Industrial Designers Society of America che quell'anno si svolgeva in città e che aveva riempito tutti gli hotel²⁰. Successivamente i due, pensando di aver avuto una buona idea di business,

¹⁷ *Airbnb: cos'è e come funziona*, Thebestrent.it, <https://thebestrent.it/gestione-affitti-brevi/airbnb-cosa-e-come-funziona/>

¹⁸ *Come iniziare a ospitare*, Come iniziare a fare l'host – Airbnb, <https://www.airbnb.it/d/setup>

¹⁹ D. Guttentag, *Airbnb: disruptive innovation and the rise of an informal tourism accommodation sector*, Current Issues in Tourism, 18:12, 1192-1217, DOI: 10.1080/13683500.2013.827159, 2015

²⁰ L. Maci, *Sharing economy, cosa è (e perché è difficile dire cosa è)*, 21 Gennaio 2021, Economyup.it, <https://www.economyup.it/innovazione/sharing-economy-cosa-e-e-perche-e-difficile-dire-cosa-e/>

coinvolsero un altro amico, Nathan Blecharczyk, e trasformarono il sito web *airbedandbreakfast.com* in un servizio per persone con necessità simili, rivolgendosi principalmente ai grandi eventi²¹. Inizialmente i fondatori si aspettavano che il servizio avrebbe interessato solo studenti neolaureati come loro, ma in realtà i primi due iscritti furono una donna di 38 anni che lavorava presso Razorfish e un designer di Salt Lake City²². Il sito però non riscosse immediato successo, così i tre ragazzi decisero di sfruttare un festival musicale e cinematografico in Texas, il South by Southwest (SXSW), promuovendo il servizio in autonomia tramite social e blog locali e riuscendo a coinvolgere 80 persone. Iniziarono anche ad aggiungere nuove caratteristiche al servizio come i pagamenti anticipati, i pagamenti online e le recensioni. La crescita avvenne però nel 2008 quando durante la Democratic National Convention vennero raggiunte le 150 prenotazioni²³.

Nello stesso anno ci fu un crollo del mercato immobiliare, sfociato poi in una crisi finanziaria e quindi risultò difficile trovare qualcuno che investisse nella startup. Per questo motivo i fondatori iniziarono a creare e vendere scatole di cereali disegnate da loro stessi a \$40 l'una, accumulando così \$20.000 per ripagare i propri debiti²⁴. Nel 2009 entrarono in un programma di accelerazione delle startup chiamato *Y-Combinator* e nella primavera dello stesso anno cambiarono il nome del sito in *Airbnb.com* espandendo il loro business oltre ai grandi eventi. Paul Graham, co-fondatore di Y-Combinator, suggerì loro di cercare di conoscere meglio i propri clienti, si accorsero quindi che una delle cause del poco successo era la scarsa qualità delle foto e decisero di andare di persona dagli host per scattare foto professionali. Paul Graham decise poi di investire \$600.000 nella startup che iniziò a diffondersi anche in altri Paesi. Airbnb continuò a crescere: nel 2010 gli iscritti erano 10.000 con 2500 inserzioni e nel 2018 la valutazione aziendale era stimata sui \$31 miliardi, si

²¹D. Guttentag, *Airbnb: disruptive innovation and the rise of an informal tourism accommodation sector*, Current Issues in Tourism, 18:12, 1192-1217, DOI: 10.1080/13683500.2013.827159, 2015

²²G. Colombo, *La storia di Airbnb insegna a "sbagliare in maniera pianificata"*, Lenovys.com, <https://www.lenovys.com/blog/storia-airbnb-sbagliare-maniera-pianificata/>

²³*La storia di Airbnb*, Marketingstudio.it, <https://www.marketingstudio.it/la-storia-di-airbnb/>

²⁴B. Arese Lucini, *Dietro la storia di successo di Airbnb l'idea di due studenti che dovevano pagare un affitto troppo alto. E delle scatole di cereali molto particolari*, 10 Dicembre 2020, Repubblica.it, https://www.repubblica.it/economia/2020/12/10/news/dietro_la_storia_di_successo_di_airbnb_l_idea_di_due_studenti_che_dovevano_pagare_un_affitto_troppo_alto_e_delle_scatole_di-277822626/

contavano 300 milioni di ospiti e 4,5 milioni di stanze e alloggi disposti su 81.000 città²⁵.

Nel 2021 si contano più di 900 milioni di ospiti complessivi su Airbnb e più di 4 milioni di host attivi per un totale di 5,6 milioni di annunci in tutto il Mondo, distribuiti su circa 100.000 città e oltre 220 Paesi²⁶.

3.3 Effetti di Airbnb sul mercato degli affitti

Airbnb ha creato una nuova categoria di affitti, quelli a breve termine, andando così a colmare una lacuna tra i tradizionali affitti residenziali e le sistemazioni alberghiere²⁷, per questo la diffusione del servizio ha causato importanti effetti sul mercato immobiliare delle città.

La diffusione di Airbnb è stata facilitata dai vantaggi, sia economici sia in termini di esperienza, che porta a viaggiatori e host.

Per i turisti, infatti, la ricerca di un alloggio sulla piattaforma è facile e veloce, inoltre è possibile trovare un appartamento nel centro delle più importanti città ad un prezzo più basso rispetto a quello che si pagherebbe negli hotel tradizionali. Secondo un'indagine di *StartupItalia* in cui sono state considerate le località turistiche europee più popolari, come la Toscana, l'Algarve, Maiorca, Brittany e la Cornovaglia, Airbnb ha permesso di risparmiare una media di 252€ al giorno (circa il 59% del costo di due camere doppie in strutture tradizionali)²⁸. Il risparmio economico però non è l'unica cosa ad interessare gli utenti, ma risultano importanti anche l'affidabilità della piattaforma che consente un contatto diretto con gli host, fornisce un servizio di assistenza costante e gestisce i pagamenti in modo pratico e sicuro.

Anche per gli host, Airbnb offre numerosi vantaggi sia economici che non. Chi, infatti, possiede uno spazio inutilizzato può decidere di metterlo in affitto tramite la

²⁵ *La storia di Airbnb*, Marketingstudio.it, <https://www.marketingstudio.it/la-storia-di-airbnb/>

²⁶ *Chi siamo*, Chi siamo – Airbnb Newsroom, <https://news.airbnb.com/it/about-us/>

²⁷ D. Wachsmuth, A. Weisler, *Airbnb and the rent gap: Gentrification through the sharing economy*, Environment and Planning A: Economy and Space 50(6), 2018

²⁸ S. Cosimi, *Perché i turisti scelgono Airbnb (ok, anche per risparmiare 59% a notte)*. Una ricerca, 4 Luglio 2016, Startupitalia.eu, <https://startupitalia.eu/59958-20160704-airbnb-risparmio>

piattaforma così da poterlo sfruttare, ma allo stesso tempo ricevere un guadagno e interagire con altre persone.

In generale è possibile affermare che Airbnb ha reso più redditizio per i proprietari affittare i propri alloggi a breve termine ai turisti anziché affittarli a lungo termine ai residenti²⁹. La prima conseguenza che si osserva è quindi una riduzione dell'offerta abitativa a lungo termine che, secondo alcuni studi, si manifesta attraverso³⁰:

- Il meccanismo della *conversione*, cioè ogni alloggio che passa dal mercato degli affitti a lungo termine a quello a breve termine causa una unità in meno nel primo e una in più nel secondo segmento influenzando così la domanda e l'offerta e generando un aumento del prezzo degli affitti a lungo termine;
- Il meccanismo della *hotellizzazione*, cioè i proprietari sono incentivati ad affittare i propri alloggi a breve termine a causa dei minori costi di transazione e dei prezzi migliori.

Il problema principale è quindi dovuto al fatto che ai proprietari conviene offrire gli alloggi in affitto a breve termine e, poiché la domanda di case e hotel è inelastica, nel breve periodo si riduce l'offerta di affitti a lungo termine con un conseguente aumento del prezzo e, allo stesso tempo, diminuiscono i ricavi per gli affitti a breve termine. In futuro però è probabile che aumenteranno le sistemazioni in grado di offrire affitti sia a breve che a lungo termine, mentre si ridurranno le stanze affittate solo a breve termine³¹. L'aumento del prezzo degli affitti a lungo termine causa anche un effetto di gentrificazione, cioè i residenti a più basso reddito non sono in grado di sostenere l'incremento della spesa e sono quindi costretti a spostarsi in altre aree, mentre quelle in cui predomina Airbnb subiscono un cambiamento socioculturale diventando zone abitative di pregio.

L'homesharing genera inoltre esternalità sia positive che negative: da un lato attira i turisti nel quartiere e questo fa aumentare i ricavi per le imprese locali e la domanda

²⁹ D. Wachsmuth, A. Weisler, *Airbnb and the rent gap: Gentrification through the sharing economy*, Environment and Planning A: Economy and Space 50(6), 2018

³⁰ F. Chiappini, *Il diritto alla casa: the Airbnb effect*, 4 Gennaio 2021, Eunews.it, <https://www.eunews.it/2021/01/04/diritto-alla-casa-the-airbnb-effect/139972>

³¹ K. Barron, E. Kung, D. Proserpio, *The Effect of Home-Sharing on House Prices and Rents: Evidence from Airbnb*, 2021

di spazi, dall'altro i turisti possono essere sgradevoli e rumorosi e questo può rendere il quartiere un posto dove non si vuole vivere³².

Un'ulteriore conseguenza della diffusione degli affitti a breve termine è la perdita dell'esperienza turistica. Si osserva infatti che nelle città dove Airbnb è predominante i visitatori entrano in contatto principalmente con altri turisti e soprattutto si possono creare contrasti con i residenti in quanto hanno stili di vita ed esigenze differenti³³.

L'homeshaaring può avere effetti anche sui prezzi delle case, infatti gli affitti a breve termine sono una potenziale fonte di guadagno per i proprietari, la cui propensione a mettere in vendita i propri alloggi potrebbe essere influenzata. Per questo motivo è anche possibile che in futuro le case vengano progettate appositamente con spazi in eccesso da affittare³⁴.

Infine, prima della diffusione di Airbnb e dell'homeshaaring la domanda di affitti a breve termine era inelastica perché c'era solo un numero fisso di hotel in ogni quartiere. Ora invece è molto semplice muoversi dal mercato degli affitti a lungo termine a quello a breve termine e questo rende l'offerta molto più elastica³⁵. Questa maggiore elasticità ha però un'ulteriore conseguenza, cioè una riduzione della redditività per gli hotel che si vedono costretti a ridurre i prezzi e quindi i loro margini.

Per cercare di risolvere parte dei problemi causati da Airbnb, e in particolare quello legato alla mancanza di alloggi disponibili per affitti a lungo termine, nel 2019 10 città europee (Amsterdam, Barcellona, Berlino, Bordeaux, Bruxelles, Cracovia, Monaco di Baviera, Parigi, Valencia e Vienna) hanno inviato una lettera all'Unione Europea per chiedere un suo intervento nella regolamentazione della piattaforma. Anche la Francia nell'aprile dello stesso anno aveva provato a chiedere alla Corte di Giustizia Europea che Airbnb fosse soggetta alla stessa regolamentazione delle agenzie immobiliari, ma il servizio è stato definito "*un mero motore di ricerca*" e

³² K. Barron, E. Kung, D. Proserpio, *The Effect of Home-Sharing on House Prices and Rents: Evidence from Airbnb*, 2021

³³ R. Zanini, *Mi ospiti nel tuo appartamento? AirBnB sulla città turistica*, 29 Marzo 2018, Econopoly.ilsole24ore.com, <https://www.econopoly.ilsole24ore.com/2018/03/29/airbnb-effetti-citta-turistica/>

³⁴ K. Barron, E. Kung, D. Proserpio, *The Effect of Home-Sharing on House Prices and Rents: Evidence from Airbnb*, 2021

³⁵ K. Barron, E. Kung, D. Proserpio, *The Effect of Home-Sharing on House Prices and Rents: Evidence from Airbnb*, 2021

per questo motivo ritenuto “*esente dalla regolamentazione riservata ai servizi immobiliari*”³⁶.

Una delle maggiori preoccupazioni è però l'impossibilità di controllo della piattaforma, che non è obbligata a condividere informazioni sui proprietari. Proprio per questo motivo nell'ottobre 2013 il procuratore generale di New York ha emesso un mandato di comparizione chiedendo ad Airbnb di mostrare i propri registri sugli host. La battaglia legale si concluse nel 2015 quando la piattaforma online decise di condividere le informazioni di New York relative ad un giorno, anche se studi successivi dimostrarono che era stata fatta una pulizia dei dati tali da renderli non rappresentativi³⁷.

Si può però osservare che il fenomeno degli affitti a breve termine ha effetti diversi a seconda della città che si considera, questo perché sono diversi anche i mercati immobiliari residenziali. Ci sono due fattori da considerare, la dinamica demografica e la vocazione della città: il primo permette di differenziare città come Milano o Los Angeles, in cui ci sono pochi appartamenti inoccupati, da altre città come Palermo o Venezia dove gli abitanti si stanno allontanando dal centro storico; il secondo invece permette di identificare le città più turistiche (come Roma o Venezia) nelle quali il fenomeno degli affitti a breve termine ha un impatto più forte³⁸.

C'è però anche chi non crede che l'homeshaaring causi un aumento degli affitti a lungo termine. I sostenitori di Airbnb ritengono infatti che il mercato degli affitti a breve termine sia molto piccolo rispetto a quello degli affitti a lungo termine e che quindi gli effetti potrebbero non essere così grandi e di forte impatto; inoltre, i proprietari potrebbero preferire i guadagni stabili garantiti dagli affitti ai residenti. Un altro aspetto da considerare sono le diverse necessità di chi affitta a breve o lungo termine: i primi sono solitamente hotel, b&b, case vacanze o chi vive nella casa e decide di affittarla solo quando va via (ma mai a lungo); i secondi sono invece proprietari locali³⁹.

³⁶ E. Tasca, *Ecco come Airbnb sta cambiando le nostre città*, 15 Luglio 2019, Sentichiparla.it, <https://sentichiparla.it/cultura/ecco-come-airbnb-sta-cambiando-le-nostre-citta/>

³⁷ D. Wachsmuth, A. Weisler, *Airbnb and the rent gap: Gentrification through the sharing economy*, Environment and Planning A: Economy and Space 50(6), 2018

³⁸ R. Zanini, *Mi ospiti nel tuo appartamento? AirBnB sulla città turistica*, 29 Marzo 2018, Econopoly.ilsole24ore.com, <https://www.econopoly.ilsole24ore.com/2018/03/29/airbnb-effetti-citta-turistica/>

³⁹ K. Barron, E. Kung, D. Proserpio, *The Effect of Home-Sharing on House Prices and Rents: Evidence from Airbnb*, 2021

3.4 Prospettive future

Si prevede che Airbnb crescerà ancora molto nei prossimi anni. La piattaforma ha dichiarato che nel 2017 i visitatori sono stati 330 milioni e una ricerca stima che gli arrivi nello stesso anno sono stati di 100 milioni, cioè circa il 30% dei visitatori del sito. Considerando che solitamente i visitatori che si convertono in acquirenti sono il 2,48%, è evidente quanto Airbnb sia utilizzata dai viaggiatori. Inoltre, si prevede che nel 2030 gli arrivi turistici nel Mondo saranno 1,8 miliardi e il fondatore del servizio Brian Chesky ha dichiarato che nel 2028 gli ospiti che usufruiranno degli appartamenti messi in affitto tramite la piattaforma saranno 1 miliardo, rispondendo così alla domanda di più di un viaggiatore su due⁴⁰.

La crescita degli utenti sarà accompagnata da miglioramenti del sito stesso. Il vicepresidente della società, Vlad Loktev, ha dichiarato che prossimamente sarà possibile cercare gli appartamenti su Airbnb tramite parole chiave così da rendere più facile la ricerca per chiunque. Il passo successivo sarà poi quello di includere anche gli hotel nella piattaforma (attualmente sono presenti già 24.000 camere di boutique hotel) entrando così in concorrenza con altri siti web come Booking.com e basando il vantaggio competitivo sulla commissione nettamente inferiore che Airbnb chiederà (3% come per gli appartamenti anziché 15% o 20% chiesti dalle altre piattaforme)⁴¹.

⁴⁰ B. Pagliaro, *Come Airbnb punta a essere tra dieci anni? Dieci volte più grande (e con un miliardo di ospiti)*, 19 Marzo 2018, Lastampa.it, <https://www.lastampa.it/economia/2018/03/19/news/come-airbnb-punta-a-essere-tra-dieci-anni-dieci-volte-piu-grande-e-con-un-miliardo-di-ospiti-1.33994072>

⁴¹ B. Pagliaro, *Come Airbnb punta a essere tra dieci anni? Dieci volte più grande (e con un miliardo di ospiti)*, 19 Marzo 2018, Lastampa.it, <https://www.lastampa.it/economia/2018/03/19/news/come-airbnb-punta-a-essere-tra-dieci-anni-dieci-volte-piu-grande-e-con-un-miliardo-di-ospiti-1.33994072>

4. AIRBNB E BORCHI ITALIANI: ANALISI DELLA LETTERATURA

4.1 Definizione ed evoluzione del termine *Borgo*

Nei dizionari un *borgo* è definito come “centro abitato di media grandezza e importanza” e come “estensione della città fuori dalle antiche mura”⁴².

La parola borgo ha però origine germanica, infatti questi popoli usavano il termine per indicare un luogo fortificato⁴³. Il termine è stato poi ripreso dai Romani, i quali utilizzavano *burgus* per indicare un castello fortificato⁴⁴, mentre in Germania e Francia settentrionale indica il massimo centro murato, cioè la città⁴⁵.

A partire dal X secolo la parola è stata utilizzata per indicare sia un aggregato di case nel suburbio o nello spazio tra una più antica difesa ed una nuova (mura o fossato) sia un centro rurale fortificato⁴⁶. Nel XII secolo, invece, in Germania il termine *burg* veniva utilizzato per indicare la rocca feudale, mentre in Italia descriveva un aggregato edilizio contrapposto alla dimora del signore o dei suoi rappresentanti (il *castellum*)⁴⁷.

Tutti i borghi sono quindi accomunati dalla storicità, cioè dall’essere luoghi abitati senza interruzioni da millenni. Un altro elemento distintivo di un borgo è la sua dimensione: anche se non esiste un numero di abitanti universalmente riconosciuto che permetta di differenziare un borgo da una città, si ha che 15.000 abitanti è il numero massimo per entrare nelle Bandiere Arancioni del Touring Club italiano (associazione no profit che certifica le piccole località dell’entroterra italiano) e che 30.000 è il tetto massimo di abitanti per far parte dei Borghi Autentici⁴⁸.

⁴² *Bórgo*, Treccani.it, <https://www.treccani.it/vocabolario/borgo/>

⁴³ *BORGIO*, Treccani.it, https://www.treccani.it/enciclopedia/borgio_%28Enciclopedia-Italiana%29/

⁴⁴ A. Innocenti, *Che cos’è un borgo?*, 6 Agosto 2018, Itinerariapicta.it, <https://www.itinerariapicta.it/cosa-e-un-borgo/>

⁴⁵ *Borgo*, Treccani.it, <https://www.treccani.it/enciclopedia/borgo>

⁴⁶ *Borgo*, Treccani.it, <https://www.treccani.it/enciclopedia/borgo>

⁴⁷ *BORGIO*, Treccani.it, https://www.treccani.it/enciclopedia/borgio_%28Enciclopedia-Italiana%29/

⁴⁸ A. Innocenti, *Che cos’è un borgo?*, 6 Agosto 2018, Itinerariapicta.it, <https://www.itinerariapicta.it/cosa-e-un-borgo/>

4.2 Anno dei Borghi

Il MIBACT (Ministero dei Beni e delle Attività Culturali e del Turismo) ha decretato il 2017 *Anno dei Borghi italiani*. Questo progetto è sostenuto non solo dal Ministero, ma anche dalle Regioni, dall'Enit (Agenzia Nazionale del Turismo) e dall'Anci (associazione Nazionale Comuni Italiani) e si inserisce perfettamente all'interno del Piano Strategico del Turismo 2017-2022 che si pone come obiettivo quello di promuovere un turismo più “slow” e “green”, cioè più lento e sostenibile, legato all'autenticità in modo da avvicinare il viaggiatore alla tradizione dei piccoli borghi italiani. Inoltre, il 2017 è stato anche l'anno del turismo sostenibile, un altro progetto che punta alla diffusione di nuove destinazioni di viaggio rappresentate da luoghi poco conosciuti ma dal grande valore culturale, cercando così di promuovere lo sviluppo di una economia locale.

Concretamente nel 2017 sono stati istituiti un Comitato per i Borghi turistici italiani e un Forum Nazionale sui Borghi al fine di realizzare l'Atlante dei Borghi d'Italia e il riconoscimento annuale di Borgo smart per la comunità locale più attiva nell'innovazione dell'offerta turistica⁴⁹.

Nasce in questo contesto il progetto *Borghi Viaggio Italiano*, un'iniziativa alla quale partecipano 18 Regioni (tra le quali l'Emilia-Romagna come capo fila) e 1000 Borghi, nata per promuovere in un'unica Rete nazionale un turismo lontano dai percorsi tradizionali alla scoperta del patrimonio italiano di bellezza, cultura e qualità di vita⁵⁰.

Viaggio italiano propone un'offerta turistica completa e presenta tre percorsi: borghi, paesaggi e cammini. Al fine di rendere l'esperienza più immersiva e realistica per il turista, l'esplorazione è accompagnata da una mappa illustrata in modo da alimentare la curiosità di chi la consulta e consentire un'esperienza simile a quella di chi si trova a visitare fisicamente i luoghi descritti. Inoltre, per il viaggiatore è possibile scoprire i paesaggi attraverso i percorsi descritti da poeti e letterati, ripercorrere a piedi le vie

⁴⁹ C. Arduini, *Il 2017 è l'Anno dei borghi*, 17 Febbraio 2017, Touringclub.it, <https://www.touringclub.it/notizie-di-viaggio/il-2017-e-lanno-dei-borghi>

⁵⁰ *Il viaggio italiano fatto di Borghi, Paesaggi e Cammini*, 6 Dicembre 2019, Borghiautenticiditalia.it, <https://www.borghiautenticiditalia.it/il-viaggio-italiano-fatto-di-borghi-paesaggi-e-cammini>

battute dalla storia e conoscere a fondo le tradizioni (arte, cucina, cultura) dei borghi visitati⁵¹.

4.3 Progetto Italian Villages

L'iniziativa *Italian Villages (Borghi Italiani)* è stata lanciata da Airbnb a seguito del successo del progetto pilota *Casa d'Artista*, nato nella primavera del 2017 a Civita di Bagnoregio (borgo laziale) per ristrutturare Casa Greco, importante dimora storica⁵².

Italian Villages è un canale dedicato, ospitato sulla piattaforma di Airbnb a partire dal 9 ottobre 2017 che si pone come obiettivo quello di far conoscere i piccoli borghi italiani ai turisti di tutto il Mondo, mettendone in risalto le tradizioni, i paesaggi e gli antichi saperi. Questa iniziativa nasce proprio dall'idea dei fondatori di Airbnb che l'home sharing porti visibilità e risorse economiche al fine di finanziare progetti culturali locali e che consenta di valorizzare il territorio secondo una logica di auto-sostenibilità⁵³.

Inizialmente per realizzare questo progetto erano stati individuati 20 piccoli borghi, uno per regione, da segnalare come eccellenze nascoste del territorio italiano. In particolare, si trattava di: Aieta (Calabria), Apricale (Liguria), Asolo (Veneto), Barolo (Piemonte), Bevagna (Umbria), Bitti (Sardegna), Città Sant'Angelo (Abruzzo), Cividale del Friuli (Friuli Venezia Giulia), Dozza (Emilia Romagna), Étroubles (Valle d'Aosta), Furore (Campania), Mezzano (Trentino Alto Adige), Moresco (Marche), Pisticci (Basilicata), Poggiorsini (Puglia), Sabbioneta (Lombardia), San Casciano dei Bagni (Toscana), Sperlonga (Lazio), Savoca (Sicilia) e Torella del Sannio (Molise)⁵⁴.

Altri 20 borghi sono poi oggetto di promozione tramite i social di Airbnb: Ameglia (Liguria), Bard (Valle d'Aosta), Bosa (Sardegna), Candelo (Piemonte), Casperia

⁵¹ *Viaggio Italiano*, Viaggio-italiano.it, <https://www.viaggio-italiano.it/it/viaggio-italiano>

⁵² A. Teruel, *Airbnb lancia il progetto "Borghi Italiani"*, 29 Ottobre 2017, Tgtourism.tv, <https://www.tgtourism.tv/2017/10/airbnb-borghi-italiani-48630/>

⁵³ R. Covello, *Airbnb e l'alleanza strategica con i borghi d'Italia*, Progettoartes.it, <https://www.progettoartes.it/airbnb-e-alleanza-con-i-borghi-ditalia/#:~:text=Tre%20borghi%2C%20Lavenone%20in%20Lombardia,%20Artista%2C%20avviato%20nel%202017.>

⁵⁴ G. Caretto, *La rivincita dei Borghi italiani, grazie ad Airbnb*, 10 Ottobre 2017, Startmag.it, <https://www.startmag.it/lifestyle/la-rivincita-dei-borghi-italiani-grazie-ad-airbnb/>

(Lazio), Castelvetro di Modena (Emilia Romagna), Castiglione di Garfagna (Toscana), Cison di Valmarino (Veneto), Conca dei Marini (Campania), Fara San Martino (Abruzzo), Monte Sant'Angelo (Puglia), Montegabbione (Umbria), Offagna (Marche), Petralia Soprana (Sicilia), Pietrapertosa (Basilicata), Torno (Lombardia), Vastogirardi (Molise) e Venzona (Friuli Venezia Giulia)⁵⁵.

Italian Villages prevede quindi la valorizzazione di oltre 40 borghi in tutta Italia attraverso iniziative diverse: spazi pubblici recuperati, promozione attraverso il sito dedicato oppure attraverso i social della piattaforma.

Il progetto è stato concluso il 30 ottobre 2018 con l'inaugurazione di tre case d'artista: Casa Maer a Lavenone (Lombardia), Casa Greco a Civita di Bagnoregio (Lazio) e Casa Panitteri a Sambuca di Sicilia (Sicilia)⁵⁶.

4.4 Turismo nei borghi: gli alberghi diffusi

Negli ultimi anni si sta assistendo ad un cambiamento dello stile di vita vacanziero: ora è possibile viaggiare in qualsiasi momento, grazie anche alla maggiore flessibilità nel lavoro rispetto al passato. La tendenza sembra quella di tornare a preferire i viaggi in famiglia e scoprire una passione per il rurale, preferendo luoghi più piccoli ed esperienze culturali.

Questo cambiamento è stato individuato anche da Airbnb e dai suoi fondatori; infatti, secondo l'Airbnb Travel & Living report 2021 (analisi basata su prenotazioni e ricerche di mercato) il turismo rurale attrae sempre più persone. La ricerca evidenzia come a livello globale si è passati dal 10% di notti prenotate in località rurali nel 2015 ad un 22% nel 2021; in Italia l'impennata è ancora più evidente: si è passati dal 21% del 2019 (numero già elevato) al 37% del 2021. Questo emerge anche dal fatto

⁵⁵ R. Covello, *Airbnb e l'alleanza strategica con i borghi d'Italia*, Progettoartes.it, <https://www.progettoartes.it/airbnb-e-alleanza-con-i-borghi-ditalia/#:~:text=Tre%20borghi%2C%20Lavenone%20in%20Lombardia,%20Artista%2C%20avviato%20nel%202017.>

⁵⁶ *Riscoprire i Borghi italiani con Airbnb*, 30 Ottobre 2018, News.Airbnb.com, <https://news.airbnb.com/it/riscoprire-i-borghi-italiani-con-airbnb/>

che, se nel 2019 la destinazione più cercata su Airbnb era Roma, nel 2021 è diventata la Sardegna⁵⁷.

Le nuove richieste dei turisti hanno reso necessaria una trasformazione dell'offerta alberghiera che ha portato alla nascita di forme di ospitalità più innovative, tra cui quella degli alberghi diffusi in Italia.

Il modello dell'albergo diffuso nacque in Friuli nel 1982 quando si iniziò a pensare di utilizzare case e borghi ristrutturati a seguito di un terremoto avvenuto negli anni Settanta, per ospitare i turisti. Questo tipo di struttura venne però riconosciuto per la prima volta in Sardegna, a Bosa, nella L.R.S. n. 22/1984, mentre oggi è presente in tutte le Regioni italiane⁵⁸.

Esistono diverse tipologie di alberghi diffusi, poiché le strutture ricettive possono essere molto diverse tra loro, ma questi possono essere ricondotti a tre macrocategorie: albergo in borgo storico, albergo in residenza d'epoca e albergo in antico casale rurale⁵⁹. Nonostante questa classificazione però, tutti gli alberghi diffusi sono accomunati da alcune caratteristiche, prima tra tutte il fatto di essere costituiti da più unità abitative dislocate in edifici separati preesistenti ma circoscritte all'interno del centro storico del borgo. Qui nasce anche la grande differenza dai classici hotel: se tradizionalmente si ha una struttura immobiliare articolata verticalmente su un unico fabbricato costruito ad hoc, nel caso degli alberghi diffusi la priorità è quella di integrare l'esperienza turistica alla realtà rurale e questo viene fatto permettendo agli ospiti di alloggiare in unità abitative storiche, rivitalizzate e riqualificate a uso turistico⁶⁰.

Un aspetto altrettanto importante è la gestione unitaria in forma imprenditoriale della struttura. Si ha infatti un unico soggetto o una società che gestisce tutti i servizi, come l'accoglienza, la colazione, le pulizie o la ristorazione. Un'altra caratteristica

⁵⁷ Estate 2021, per Airbnb è rurale, più lunga e in famiglia, 24 Maggio 2021, Ansa.it, https://www.ansa.it/canale_viaggiart/it/notizie/bellezza/2021/05/24/estate-2021-per-airbnb-e-rurale-piu-lunga-e-in-famiglia_aef88153-5a7c-4c81-bc9d-3214bf3b948c.html

⁵⁸ S. Fissi, E. Gori, A. Romolini, *Il connubio tra impresa e territorio. Il caso dell'albergo diffuso il "Borgo di Sempronio"*, Impresa Progetto – Electronic Journal of Management, n. 1, 2014

⁵⁹ P. Paniccia, *Nuovi fermenti di sviluppo sostenibile nel turismo: l'esempio dell'"albergo diffuso". Tra borghi storici, residenze d'epoca e antichi casali rurali*, Impresa Progetto – Electronic Journal of Management, n. 1, 2012

⁶⁰ P. Paniccia, *Nuovi fermenti di sviluppo sostenibile nel turismo: l'esempio dell'"albergo diffuso". Tra borghi storici, residenze d'epoca e antichi casali rurali*, Impresa Progetto – Electronic Journal of Management, n. 1, 2012

necessaria per poter definire una struttura ricettiva albergo diffuso è la presenza di un edificio in cui si svolgono le attività di reception e informazione, la cui distanza dalle unità abitative non può essere superiore ai 200 metri (distanza che non deve essere superata anche nel caso di altri spazi comuni)⁶¹.

In generale quindi è possibile definire un albergo diffuso come una proposta sostenibile, pensata per quei turisti che desiderano immergersi al meglio nelle tradizioni e nella cultura che i borghi possono offrire. Lontano dai luoghi e dai viaggi tradizionali, questa proposta di vacanza innovativa permette agli ospiti di vivere un'esperienza più autentica e particolare, senza rinunciare ai comfort delle strutture ricettive tradizionali.

⁶¹ T. Villani, G. Dall'Ara, *L'Albergo Diffuso come modello di ospitalità originale e di sviluppo sostenibile nei borghi*, 2015

5. COSTRUZIONE DEL DATASET

Per poter analizzare l'impatto di Airbnb sui borghi italiani, come prima cosa è stato costruito un dataset.

Il primo passo è stato quello di identificare, tramite il sito web *borghipiubelliditalia.it*, l'elenco dei borghi sui quali si sarebbero basate le analisi. Per ognuno di essi sono poi state indicate alcune informazioni Time Invariant ricavate tramite l'Istat, tra cui il nome del comune di riferimento e il suo codice Istat, se il borgo è considerato patrimonio dell'UNESCO, regione, provincia e area geografica in cui il borgo si trova. È inoltre stato indicato il nome con cui il borgo si trova su Airbnb.

Sono poi state inserite all'interno del database altre informazioni ricavate tramite Google Maps come la distanza in km dall'aeroporto più vicino e alcune variabili dummy che indicano se nel borgo sono presenti corsi d'acqua, bacini d'acqua o del verde (ad esempio dei parchi). Oltre a queste, è stata inserita un'ulteriore variabile dummy che assume valore 1 se nel borgo è presente dell'artigianato locale.

Queste variabili sono state considerate all'interno dell'analisi in quanto potrebbero risultare elementi di attrazione per i turisti.

Successivamente è stato considerato un periodo di tempo che parte dal 2008 e arriva fino al 2020, così da poter alimentare il database con dati variabili negli anni, utili per le analisi successive. Tra questi ci sono:

- La popolazione al 1° Gennaio nel borgo nell'anno considerato;
- Totale delle attività di ristorazione e la loro suddivisione in ristoranti e attività di ristorazione mobile o bar e altri esercizi simili senza cucina;
- Numero totale di hotel e letti differenziando poi in base al numero di stelle (5 stelle e 5 stelle lusso, 4 stelle, 3 stelle, 2 stelle, 1 stella);
- Numero e letti totali di esercizi extra-alberghieri, distinguendo poi tra campeggi e villaggi turistici, alloggi in affitto gestiti in forma imprenditoriale, agriturismi, ostelli per la gioventù, case per ferie, rifugi alpini, altri esercizi ricettivi e bed&breakfast;

- Arrivi nel Borgo: questi dati a livello di comune erano presenti, sul sito Istat, solo a partire dal 2014 e quindi sono state inserite le informazioni anche relative alla circoscrizione turistica e ai rispettivi arrivi;

Dopo aver creato questa prima versione di dataset, è stato svolto un affinamento dei dati andando ad analizzare meglio i borghi che erano stati selezionati. In particolare, si partiva da un totale di 325 borghi, ma ci si è accorti che tra questi una piccola percentuale era frazione di un altro comune oppure era un borgo nato successivamente al 2008 (primo anno considerato per l'analisi).

Sono quindi stati eliminati dal database:

- 41 borghi perché frazioni di altri comuni e questo avrebbe reso più difficile il confronto con i dati degli altri borghi;
- 3 comuni (Mel, Tremezzo e San Lorenzo) perché diventati frazioni negli anni;
- 5 comuni (Castelfranco Piandiscò, Valvasone Arzene, Presicce-Acquarica, Scarperia e San Piero e San Giovanni di Fassa) perché considerati giovani, cioè nati dopo il 2008.

In questo modo si è arrivati ad ottenere un database composto da 276 borghi diversi.

Dopo la pulizia del database sono stati inserite, per ogni borgo, delle variabili riguardanti Airbnb, derivanti da AirDNA, tra cui gli annunci attivi su Airbnb in un determinato anno (Active Airbnb Properties) e i nuovi annunci sulla piattaforma nell'anno (New Airbnb Properties).

Le informazioni su Airbnb hanno a loro volta permesso di creare altre due variabili dummy: la prima che ha valore 1 se attualmente il borgo ha Airbnb, la seconda che presenta 1 solo a partire dall'anno in cui nel borgo è arrivato Airbnb.

All'interno del database sono anche presenti alcune informazioni che derivano dall'Osservatorio del Mercato Immobiliare (OMI), ad esempio:

- Compr min abitazioni / Compr max abitazioni: valori minimo e massimo di €/m² per la compravendita di abitazioni, considerando abitazioni civili, ville

e villini, abitazioni di tipo economico, abitazioni signorili, abitazioni tipiche dei luoghi e indicando un valore medio tra primo e secondo semestre;

- Compr min business / Compr max business: valori minimo e massimo di €/m² per la compravendita di abitazioni, considerando magazzini, negozi, uffici, laboratori, capannoni industriali, capannoni tipici, uffici strutturati e indicando un valore medio tra primo e secondo semestre;

All'interno del dataset sono state riportate anche delle informazioni economiche, in particolare sono presenti il PIL, l'indice dei prezzi e il tasso di disoccupazione.

Sono state anche inserite due variabili dummy legate ai terremoti: la prima (Terremoto Anno) ha valore 1 solo nell'anno in cui il borgo è stato colpito da un terremoto, mentre la seconda (Terremoto Città) ha valore 1 se il borgo è stato colpito da terremoto, 0 altrimenti.

Allo scopo di semplificare l'analisi dei dati, è stata inserita una variabile Time che serve come indicatore di tempo e riporta variabili da 0 a 12 (0 rappresenta il 2008 e 12 il 2020) e una variabile Key che concatena il borgo e l'anno (Borgo-Time). Questo ha permesso di creare un'ultima variabile, denominata Ingresso, che riporta per ogni borgo il valore di tempo, dato da Time + 1, relativo all'anno in cui è entrato su Airbnb (ad esempio 4 se il borgo è entrato nel 2011) o 0 se non è presente sulla piattaforma.

6. IPOTESI

Prima di effettuare le analisi sui dati raccolti, è possibile formulare alcune ipotesi che in seguito verranno confermate o smentite.

Ipotesi 1: Non tutte le variabili raccolte e analizzate hanno la stessa importanza per i turisti nella decisione del luogo del soggiorno.

Questa ipotesi consente di verificare se i turisti sono più attratti da borghi che presentano determinate caratteristiche. Poiché la scelta del luogo del soggiorno potrebbe essere legata anche ad altri fattori, come la possibilità di effettuare attività o visitare luoghi tipici dei borghi, l'ipotesi 1 potrebbe essere verificata.

Ipotesi 2: L'ingresso di Airbnb nei borghi è stato casuale.

Questa è definita *parallel trend assumption* ed è verificata se i valori delle variabili dipendenti studiate prima del trattamento (cioè prima dell'ingresso dei borghi sulla piattaforma) risultano statisticamente non significativi.

Ipotesi 3: Nei borghi in cui è presente Airbnb, gli arrivi nel borgo stesso e nella rispettiva circoscrizione turistica sono maggiori.

Questa ipotesi serve a verificare se la presenza di Airbnb influenza la presenza di turisti sia nel borgo che nei comuni adiacenti. In questo modo è quindi possibile verificare se l'ingresso sulla piattaforma rende i borghi più conosciuti e attrattivi per i turisti, anche grazie alle attività aggiuntive che il sito offre. Poiché i viaggiatori che non scelgono mete turiste tradizionali spesso sono alla ricerca di luoghi ed esperienze nuovi e particolari, è possibile che decidano di sfruttare Airbnb non solo per la sua affidabilità ma anche per la vastità dell'offerta e quindi i borghi presenti godono di maggiore visibilità. Per tali motivi l'ipotesi 3 potrebbe essere verificata.

Ipotesi 4: Il valore massimo di €/m² per la compravendita delle abitazioni è più elevato nei borghi presenti su Airbnb, rispetto a quelli non sulla piattaforma.

Questa ipotesi permette di verificare se la presenza di Airbnb ha fatto aumentare il valore immobiliare delle abitazioni intese come abitazioni civili, ville e villini, abitazioni di tipo economico, abitazioni signorili e abitazioni tipiche dei luoghi.

Grazie ad Airbnb, che permette di affittare case ai turisti, le abitazioni possono diventare una fonte di reddito per i proprietari. Questo potrebbe far sì che alcuni soggetti investitori si interessino maggiormente alla compravendita di abitazioni causando così un aumento del valore immobiliare. Inoltre, la possibilità di ricavare un guadagno dall'affitto a breve termine degli alloggi potrebbe ridurre la propensione dei proprietari a venderli, causando così una riduzione dell'offerta e un conseguente aumento dei prezzi. Per questi motivi l'ipotesi 4 potrebbe essere verificata.

Ipotesi 5: Nei borghi presenti su Airbnb il valore massimo di €/m² per la compravendita di locali adibiti al business è più elevato.

Questa ipotesi permette di verificare se la presenza di Airbnb ha fatto aumentare il valore immobiliare locali adibiti al business come magazzini, negozi, uffici, laboratori, capannoni industriali, capannoni tipici e uffici strutturati.

Airbnb permette ai viaggiatori di soggiornare in molti luoghi e spesso anche di scoprirne di nuovi. L'arrivo di turisti potrebbe quindi incentivare l'apertura di locali e quindi la domanda per l'acquisto di spazi dedicati, causandone un aumento del valore. Per tale ragione l'ipotesi 5 potrebbe essere verificata.

7. METODOLOGIA

Tutte le analisi sono state svolte tramite il software Stata e utilizzando il modello statistico Difference In Difference.

7.1 Difference In Difference

Il modello Difference in Difference viene utilizzato soprattutto a livello microeconomico in quanto permette di valutare l'effetto di un trattamento su delle variabili.

Come prima cosa le variabili vengono suddivise in trattate e non trattate (gruppo di controllo), in modo tale da fare un confronto tra di esse. Successivamente i due gruppi vengono osservati prima e dopo il trattamento, così da andarne a studiare gli effetti.

Per fare questa analisi viene utilizzato il seguente modello di regressione⁶²:

$$y = \beta_0 + \beta_1 dB + \delta_0 d2 + \delta_1 d2 dB + u$$

dove:

- y = variabile di interesse;
- dB = variabile dummy che assume valore 1 nel caso di soggetti trattati, 0 altrimenti;
- $d2$ = variabile dummy che assume 1 se si considera il periodo post trattamento, 0 altrimenti;
- $d2 dB$ = interazione delle due variabili dummy che assume valore 1 solo nel caso in cui si stia osservando una variabile trattata post trattamento;
- δ_1 = parametro di interesse che esprime l'effetto del trattamento sui dati trattati.

⁶² Istat, *I modelli difference-in-difference per la valutazione degli effetti della contribuzione sulla domanda di lavoro delle imprese*, Rapporto annuale 2016

Si trova quindi che la stima Difference in Difference è:

$$\hat{\delta} = (\bar{y}_{B,2} - \bar{y}_{B,1}) - (\bar{y}_{A,2} - \bar{y}_{A,1})$$

Nel caso in esame i dati utilizzati sono dati panel, cioè dati di più borghi osservati per più periodi. Il trattamento invece è rappresentato dall'arrivo di Airbnb nei borghi e quindi è possibile affermare che il gruppo trattato è costituito dai borghi in cui attualmente è presente la piattaforma, mentre il gruppo di controllo è costituito da quelli in cui ancora non è presente Airbnb.

Si avrà quindi che:

- $dB = 1$ se il borgo è attualmente presente su Airbnb, 0 altrimenti;
- $d2 = 1$ a partire dall'anno in cui Airbnb è arrivato in un borgo e che $d2 = 0$ precedentemente.

La stima Difference in Difference del caso in esame diventa:

$$\hat{\delta} = (\bar{y}_{B,post} - \bar{y}_{B,pre}) - (\bar{y}_{A,post} - \bar{y}_{A,pre})$$

dove con post si intendono i valori osservati dopo l'arrivo di Airbnb e con pre quelli relativi agli anni precedenti all'introduzione della piattaforma.

7.2 Analisi svolte

7.2.1 Preparazione delle variabili

Prima di iniziare le analisi è fondamentale preparare e impostare correttamente le variabili che verranno utilizzate.

Come prima cosa è stato importato il Database da Excel che deve essere poi impostato come Panel e questo è stato fatto creando due variabili come gruppi:

- Variabile ID come gruppo di Nome su Airbnb;
- Variabile T come gruppo del dato Anno.

Per impostare il dataset come panel è stato successivamente lanciato il comando

xtset ID T

Successivamente sono state create le variabili da utilizzare, distinguendole in dipendenti, indipendenti e variabili di controllo. Al fine di eseguire una corretta analisi di regressione, le variabili di controllo non dummy sono state create come logaritmi (es. $gen \ln PIL = \ln(1 + PIL)$).

Come variabili dipendenti sono state utilizzate gli arrivi nella circoscrizione turistica, gli arrivi nel borgo e 2 dati legati a Airbnb, cioè COMPRMAXABITAZIONI, COMPRMAXBUSINESS. L'obiettivo sarà quindi quello di capire se e in che modo tutte o alcune di queste variabili sono state impattate dall'arrivo di Airbnb nei borghi.

Come variabile indipendente, invece, è stata utilizzata quella legata ai nuovi alloggi presenti su Airbnb (NEWPROPERTIESAIRBNB).

Le variabili di controllo sono invece variabili correlate che controllano per un fattore causale omesso nella regressione, ma che non hanno un effetto causale sulla variabile dipendente. Le variabili di controllo individuate nel modello sono: il PIL, l'indice dei prezzi e il tasso di disoccupazione, la popolazione al 1° gennaio, la presenza di corsi d'acqua, bacini d'acqua, spazi verdi o artigianato locale, la distanza dall'aeroporto più vicino e i totali di numero di hotel, di strutture extra-alberghiere e di servizi di ristorazione.

Infine, sono anche state definite tre variabili dummy per permettere l'esecuzione del modello Difference in Difference:

- TREATED che assegna valore 2 se nel borgo attualmente è presente Airbnb, 1 altrimenti;
- POST che ha valore 2 a partire dall'anno in cui arriva Airbnb nel borgo, 1 precedentemente;
- DID = Airbnb * AnnoAirbnb e ha valore 1 se in quel determinato anno è presente Airbnb nel borgo, 0 altrimenti.

7.2.2 Statistiche descrittive

Come prima cosa, tramite il comando *correlate*, è stata studiata la presenza di correlazioni tra le variabili. Vale che se due variabili sono correlate, allora queste tendono a variare insieme positivamente o negativamente. L'output di questa operazione è quindi una tabella che riporta valori compresi tra -1 e 1: il valore -1

indica una perfetta correlazione negativa, 1 indica una perfetta correlazione positiva mentre 0 indica una totale assenza di correlazione. In generale è possibile affermare che due variabili non sono fortemente correlate se il valore trovato è compreso tra -0,3 e 0,3.

Un'altra statica descrittiva utilizzata è quella definita tramite il comando *tabstat* che permette di identificare, per ogni variabile, le principali statistiche descrittive. L'output è quindi una tabella che riporta valore medio, numero di osservazioni, valori massimo e minimo, deviazioni standard e valore medio per i percentili indicati (10, 25, 50, 75 e 90).

Un'ulteriore statistica descrittiva studiata, poiché risulta fondamentale per l'analisi, è il t-test che permette di confrontare le medie tra due gruppi per poter definire se queste sono statisticamente uguali. Il t-test viene eseguito per ogni variabile dipendente mettendo a confronto prima il gruppo trattato e quello non trattato e poi paragonando la media dei dati prima dell'arrivo di Airbnb e dopo.

Per poter eseguire il t-test è però necessario verificare prima l'uguaglianza delle deviazioni standard che può essere a sua volta verificata solo se è soddisfatta l'assunzione di normalità sui residui.

La normalità delle variabili viene verificata tramite due grafici: un istogramma, creato tramite il comando *hist*, che consente di vedere come sono distribuiti i dati e successivamente si utilizza il comando *qnorm* che permette di valutare se i dati sono linearmente relazionati alla linea che rappresenta la distribuzione normale.

Dopo aver verificato la normalità si passa al test sulle deviazioni standard, utilizzando la funzione *sctest*. In particolare, questo test verifica l'ipotesi nulla (H_0) che il rapporto tra le varianze dei due gruppi sia uguale a 1, contro l'ipotesi alternativa che non lo sia. L'ipotesi nulla è accettata con un livello di significatività del 95% se il valore di *f* è elevato oppure se il p-value è superiore a 0,05. Se questo non si verifica si accetta l'ipotesi alternativa (H_A) con il p-value più basso, così è possibile dire se il rapporto è maggiore o inferiore a 1. Il test sulle varianze viene fatto escludendo alcuni fattori che potrebbero incidere sui dati raccolti, in particolare viene escluso l'anno

2020 per non considerare gli effetti della pandemia Covid e vengono esclusi anche i borghi colpiti da terremoti, ottenendo così il campione esatto.

A questo punto, solo se anche l'uguaglianza tra le deviazioni standard è verificata, è possibile eseguire il t-test sulle medie. In questo caso viene verificata l'ipotesi nulla (H_0) che le medie dei due gruppi siano uguali (la loro differenza deve essere 0) contro l'ipotesi alternativa (H_A) che siano diverse. L'ipotesi nulla è accettata con un livello di significatività del 95% se $|t| < 1.96$ o se il p-value è superiore a 0,05. Se questo non si verifica l'ipotesi nulla è rifiutata, mentre viene accettata l'ipotesi alternativa con il p-value inferiore in modo tale da affermare se la differenza tra le medie è maggiore o minore di 0. Anche il test sulle medie viene effettuato escludendo l'anno 2020 e i borghi colpiti da terremoti.

Su stata esiste però la possibilità di effettuare i test sulle varianze e sulle medie anche quando le assunzioni iniziali non vengono rispettate. In particolare, per le varianze è possibile utilizzare il comando *robvar* mentre per le medie bisogna semplicemente inserire *unequal* al termine del comando.

L'ultima statistica descrittiva effettuata è quella sui valori medi a seconda delle combinazioni delle variabili Airbnb e AnnoAirbnb. L'output di questa analisi è, per ogni variabile dipendente, una tabella in cui è possibile osservare il valore medio dei dati in quattro casi:

- Airbnb = 0 e AnnoAirbnb = 0, cioè borghi non trattati prima del trattamento;
- Airbnb = 0 e AnnoAirbnb = 1, cioè borghi non trattati dopo il trattamento: in questo caso non si avranno valori perché quei comuni non sono presenti su Airbnb;
- Airbnb = 1 e AnnoAirbnb = 0, cioè borghi trattati prima del trattamento;
- Airbnb = 1 e AnnoAirbnb = 1, cioè borghi trattati dopo il trattamento.

Sarà quindi possibile fare un confronto preliminare sulle medie per dire se vi è differenza tra quella dei borghi con Airbnb e dei borghi non sulla piattaforma oppure tra prima e dopo il trattamento.

7.2.3 Metodo csdid

Osservando i dati utilizzati per le analisi ci si è accorti che esiste una criticità, in quanto non esiste un momento esatto in cui tutti i borghi ricevono il trattamento, ma l'ingresso di Airbnb avviene in istanti diversi. La principale conseguenza è che quando si considerano i dati post trattamento vengono osservati tutti i borghi dopo l'ingresso di Airbnb, mentre nei dati prima del trattamento rientrano sia i borghi in cui attualmente è presente la piattaforma prima del relativo ingresso sia tutti i borghi in cui Airbnb non è mai entrato e ciò potrebbe causare dei problemi nelle analisi.

In particolare, i confronti vengono fatti tra⁶³:

- Individui trattati e mai trattati: in questo caso il confronto è corretto;
- Individui trattati e individui non ancora trattati: in questo caso il confronto è buono;
- Individui trattati dopo e individui trattati prima: questo tipo di confronto non è corretto perché si usano come osservazioni di controllo quelle relative a unità già trattate. Questo confronto viene considerato inappropriato soprattutto se gli effetti del trattamento cambiano nel tempo perché non è possibile sapere come sia stata influenzata l'unità trattata in precedenza.

Per superare questa criticità al posto di un semplice modello di regressione, in Stata è possibile utilizzare il comando *csdid*. Utilizzando questo modello è quindi possibile fare una stima confrontando i borghi trattati sia con quelli che non hanno mai ricevuto il trattamento sia con i borghi che hanno visto l'ingresso di Airbnb successivamente ma che nell'anno considerato non erano presenti sulla piattaforma.

All'interno di questo comando viene quindi inserita la variabile dipendente di interesse, seguita da tutte le variabili di controllo ed escludendo l'anno 2020 e i borghi colpiti da terremoti, così da eseguire l'analisi sul campione esatto. Per identificare il Panel viene utilizzata la variabile DID e vengono anche indicate una variabile di tempo (T) e una che identifica quando per la prima volta si ha un'osservazione trattata (nel caso in esame si utilizza la variabile Ingresso).

⁶³ *CSDID Version 1.6*, [Friosavila.github.io](https://friosavila.github.io), https://friosavila.github.io/playingwithstata/main_csdid.html

Successivamente, per ottenere dei risultati più precisi e statisticamente significativi, viene utilizzato il comando *csdid_estat*. Come primo passaggio si utilizza *estat simple* che studia l'effetto medio del trattamento sui borghi trattati (Average Treatment Effect on Treated, ATT), da qui è possibile individuare la variazione che ha subito la variabile dipendente a seguito del trattamento, la deviazione standard e il p-value che stabilisce la significatività di questi risultati. Successivamente, il comando *estat event* per stimare gli effetti di aggregazione dinamica, in quanto individua l'ATT per i periodi prima e dopo il trattamento. Infine, *estat group* stima gli effetti medi del trattamento nel gruppo, ognuno dei quali è formato dai borghi entrati su Airbnb in un determinato anno.

Al termine di questa analisi si utilizza il comando *csdid_plot* per visualizzare anche graficamente i risultati. Il comando viene utilizzato dopo *estat event* per verificare l'andamento dei dati prima e dopo l'ingresso di Airbnb nei borghi, così da valutare se l'ingresso della piattaforma ha avuto un impatto sulla variabile dipendente studiata e di che tipo, ma anche il rispetto della parallel trend assumption secondo cui i valori pre trattamento devono essere non significativi per assicurarsi l'ingresso casuale di Airbnb nei borghi. Lo stesso comando viene riutilizzato anche a seguito di *estat group* per poter visualizzare quali gruppi si possono considerare significativi, così da studiare l'impatto di Airbnb su ognuno e capire se l'ingresso in un determinato anno ha generato effetti diversi rispetto agli altri.

8. RISULTATI

8.1 Correlazione

Le prime analisi svolte sono state quelle sulla correlazione tra le variabili dipendenti, indipendenti e di controllo.

Inizialmente è stata studiata la correlazione considerando come variabile dipendente gli arrivi nella circoscrizione turistica, come riporta la **Figura 1**. Da qui è emerso che gli arrivi nella circoscrizione turistica non sono fortemente correlati con nessun'altra variabile, ma si osserva che la correlazione è particolarmente debole con il tasso di disoccupazione (coefficiente pari a $-0,0254$) e la presenza di corsi d'acqua e bacini d'acqua (i coefficienti sono rispettivamente pari a $0,0072$ e $0,0018$). Per quanto riguarda la variabile indipendente NewAirbnbProperties, questa risulta fortemente correlata con il totale di strutture extra-alberghiere ($0,3824$) e con la popolazione al 1° gennaio ($0,3036$), probabilmente perché i borghi più grandi e con più strutture per il pernottamento attirano più turisti e quindi i proprietari di alloggi sono più propensi ad utilizzare Airbnb. La correlazione è forte anche con il totale di attività di ristorazione (coefficiente di $0,5411$) forse perché all'aumentare del numero di alloggi in affitto aumentano anche i visitatori e quindi diventa più redditizio aprire un bar o ristorante.

Se si considerano le variabili di controllo invece si trova una forte correlazione tra la Popolazione al 1° gennaio e il totale di attività di ristorazione, con un coefficiente di $0,7953$. Vi è anche una correlazione tra numero totale di hotel e di strutture extra-alberghiere ($0,4361$) e tra hotel e servizi di ristorazione ($0,4816$), probabilmente perché se i borghi sono più attrattivi per i turisti aumentano sia le strutture per i pernottamenti sia bar e ristoranti. Per lo stesso motivo si osserva anche una correlazione tra la presenza di servizi di ristorazione e strutture extra-alberghiere (coefficiente di $0,3528$).

Per quanto riguarda le variabili economiche, esiste una correlazione con coefficiente pari a $-0,2359$ tra PIL e tasso di disoccupazione. Questo può essere spiegato osservando il Prodotto Interno Lordo tiene conto della spesa fatta dalle famiglie per i consumi e dalle imprese per gli investimenti, che diminuiscono dove la disoccupazione è elevata.

Infine, è anche possibile osservare una correlazione tra bacino d'acqua e spazi verdi (coefficiente pari a 0,1726), probabilmente spiegata dal fatto che la presenza di zone con laghi o altri bacini d'acqua porti ad un maggior numero di parchi o altre zone verdi.

```
. correlate ArriviCircoscrizioneTuristica NEWAIRBNBPIL IndicedeiPrezzi TassodiDisoccupazione Popolazione1Gennaio TotAttivitàdeiservizi  
> iri NumeroTotaleHotel NumeroTotaleeserciziextraa DistanzaAeroportokm Corsodacqua Bacinodacqua Verde ArtigianatoLocale  
(obs=2,165)
```

	Arrivi~a	NEWAIR~S	PIL	Indice~i	Tassod~e	Popola~o	TotAtt~i	Num~otel	Numer~aa	Distan~m	Corsod~a	Bacino~a	Verde	Artigi~e
ArriviCirc~a	1.0000													
NEWAIRBNP~S	0.1196	1.0000												
PIL	0.2430	0.0144	1.0000											
IndicedeiP~i	-0.0480	-0.1804	-0.0695	1.0000										
TassodiDis~e	-0.0254	0.1158	-0.2359	0.0862	1.0000									
Popolazion~o	0.0478	0.3036	-0.0298	-0.0086	0.0654	1.0000								
TotAttivit~i	0.1373	0.5411	0.0043	-0.0203	0.0479	0.7953	1.0000							
NumeroTota~l	0.1028	0.2803	-0.0167	0.0197	-0.1061	0.2303	0.4816	1.0000						
NumeroTota~a	0.0738	0.3824	-0.0469	-0.0454	-0.0189	0.2013	0.3528	0.4361	1.0000					
DistanzaAe~m	-0.1163	-0.0072	-0.0146	0.0449	0.0976	-0.2076	-0.1032	0.1829	0.0073	1.0000				
Corsodacqua	0.0072	-0.0475	0.1214	-0.0049	-0.1330	-0.0001	-0.0166	-0.0268	-0.0691	-0.0534	1.0000			
Bacinodacqua	-0.0018	-0.0169	0.1485	-0.0048	-0.0661	0.1118	0.0434	-0.0256	-0.0039	-0.0704	-0.0976	1.0000		
Verde	0.0361	0.0615	0.0328	0.0097	-0.0381	-0.0251	0.0533	0.1122	0.0864	-0.0491	0.0692	0.1726	1.0000	
Artigianat~e	-0.1167	-0.0211	-0.0475	0.0089	0.0822	0.0180	0.0321	-0.0248	-0.0123	0.0799	-0.0275	-0.0384	-0.0276	1.0000

Figura 1: Correlazione - Arrivi circoscrizione turistica

La correlazione è stata poi studiata considerando come variabile dipendente gli arrivi nel borgo, come si vede in **Figura 2**. La prima osservazione che si può fare è che gli arrivi del borgo risultano essere fortemente correlati con i nuovi alloggi presenti su Airbnb (con un coefficiente di 0,5472) e questo potrebbe essere dovuto al fatto che più alloggi si trovano sulla piattaforma, più turisti visitano il borgo. Se si osserva la correlazione tra la variabile dipendente e le variabili di controllo invece, si osserva che questa è elevata con il numero totale di hotel, strutture extra-alberghiere e ristoranti (i coefficienti sono rispettivamente 0,8712, 0,4090 e 0,5671), in quanto una maggiore disponibilità di soluzioni per il soggiorno può incrementare la domanda dei viaggiatori e questo a sua volta fa aumentare il numero di bar e ristoranti. Si osserva anche una forte correlazione, con un coefficiente pari a 0,2813, con la popolazione al 1° gennaio, forse perché gli arrivi sono superiori in borghi più grandi e popolati.

Se si considerano invece le variabili di controllo, si possono fare le stesse considerazioni fatte nel caso degli arrivi nella circoscrizione turistica, perché la variabile indipendente non impatta sulla correlazione tra le altre variabili.

```
. correlate ArriviBorgo NEWAIRBNBP~S PIL IndicedeiPrezzi TassodiDisoccupazione PopolazionealGennaio TotAttivitàdeiserviziidiri NumeroTotaleHo
> tel NumeroTotaleeserciziextraa DistanzaAeroportokm Corsodacqua Bacinodacqua Verde ArtigianatoLocale
(obs=1,181)
```

	Arrivi~o	NEWAIR~S	PIL	Indice~i	Tassod~e	Popola~o	TotAtt~i	Num~otel	Numer~aa	Distan~m	Corsod~a	Bacino~a	Verde	Artigi~e
ArriviBorgo	1.0000													
NEWAIRBNBP~S	0.5472	1.0000												
PIL	0.0088	0.0596	1.0000											
IndicedeiP~i	0.0007	-0.1328	-0.0560	1.0000										
TassodiDis~e	0.0147	0.2603	-0.2356	0.0871	1.0000									
Popolazione~o	0.2813	0.3163	-0.0183	-0.0102	0.1855	1.0000								
TotAttivit~i	0.5671	0.5959	0.0454	-0.0177	0.2071	0.7688	1.0000							
NumeroTota~l	0.8712	0.2831	0.0108	0.0301	-0.0498	0.1926	0.4564	1.0000						
NumeroTota~a	0.4090	0.3856	-0.0189	-0.0408	0.0471	0.1686	0.3265	0.3947	1.0000					
DistanzaAe~m	0.2116	0.0221	0.0229	0.0587	0.0131	-0.1815	-0.0517	0.2428	0.0274	1.0000				
Corsodacqua	-0.0581	-0.0663	0.0969	0.0031	-0.1516	-0.0447	-0.0369	-0.0363	-0.0768	-0.0174	1.0000			
Bacinodacqua	-0.0031	-0.0190	0.1712	-0.0181	-0.0667	0.1373	0.0507	-0.0305	0.0033	-0.0526	-0.0636	1.0000		
Verde	0.1363	0.0617	0.0802	0.0169	-0.0073	-0.0394	0.0506	0.1150	0.0836	-0.0246	0.0855	0.2144	1.0000	
Artigianat~e	-0.0437	-0.0368	-0.0131	0.0063	0.0926	0.0100	0.0219	-0.0351	-0.0175	0.0569	0.0146	-0.0407	-0.0248	1.0000

Figura 2: Correlazione - Arrivi borgo

Successivamente è stata analizzata la correlazione con la variabile dipendente COMPRMAXABITAZIONI, cioè quella che indica il valore massimo di €/m² per compravendita di abitazioni, considerando abitazioni civili, ville e villini, abitazioni di tipo economico, abitazioni signorili e abitazioni tipiche dei luoghi, calcolato come media tra 1 semestre e 2 semestre dell'anno di riferimento.

Come si osserva in **Figura 3**, esiste una forte correlazione tra questa variabile e il tasso di disoccupazione (coefficiente di -0,3185). Questo significa che all'aumentare del tasso di disoccupazione diminuisce il valore massimo per la compravendita di abitazioni, probabilmente perché diminuisce la domanda di alloggi e quindi il loro valore. La variabile COMPRMAXABITAZIONI risulta anche fortemente correlata al numero totale di hotel (0,4896) e al numero totale di servizi di ristorazione (0,3851). Questa correlazione, come nei casi precedenti, può essere spiegata ipotizzando che un numero maggiore di hotel equivalga ad una maggiore affluenza di turisti e quindi più soggetti desiderano possedere case da affittare, causando così una riduzione dell'offerta e un aumento del valore. Il maggior numero di visitatori spiegherebbe anche una crescita nel numero di attività di ristorazione.

```
. correlate COMPRMAXABITAZIONI NEWAIRBNBP&S PIL IndicedeiPrezzi TassodiDisoccupazione Popolazione1Gennaio TotAttivitàeIserviziDiri NumeroT
> otaleHotel NumeroTotaleeserciziextraa DistanzaAeroportoKm Corsodacqua Bacinodacqua Verde ArtigianatoLocale
(obs=2,137)
```

	COMPRM..	NEWAIR~S	PIL	Indice~i	Tassod~e	Popola~o	TotAtt~i	Num~otel	Num~aa	Distan~m	Corsod~a	Bacino~a	Verde	Artigi~e
COMPRMAXAB~I	1.0000													
NEWAIRBNBP~S	0.2601	1.0000												
PIL	0.0852	0.0131	1.0000											
IndicedeiP~i	0.0433	-0.1844	-0.0755	1.0000										
TassodiDis~e	-0.3185	0.1146	-0.2410	0.0816	1.0000									
Popolazione~o	0.1151	0.3025	-0.0340	-0.0146	0.0623	1.0000								
TotAttività~i	0.3851	0.5409	0.0005	-0.0249	0.0454	0.7944	1.0000							
NumeroTota~l	0.4896	0.2804	-0.0163	0.0192	-0.1069	0.2289	0.4812	1.0000						
NumeroTota~a	0.2241	0.3824	-0.0466	-0.0460	-0.0190	0.2003	0.3524	0.4354	1.0000					
DistanzaAe~m	0.0939	-0.0062	-0.0174	0.0482	0.0992	-0.2082	-0.1042	0.1839	0.0077	1.0000				
Corsodacqua	-0.0676	-0.0479	0.1220	-0.0077	-0.1354	-0.0004	-0.0166	-0.0256	-0.0680	-0.0524	1.0000			
Bacinodacqua	-0.0055	-0.0185	0.1490	-0.0066	-0.0672	0.1103	0.0411	-0.0276	-0.0047	-0.0716	-0.0975	1.0000		
Verde	0.1255	0.0610	0.0324	0.0068	-0.0399	-0.0261	0.0536	0.1141	0.0878	-0.0460	0.0654	0.1754	1.0000	
Artigianat~e	-0.0853	-0.0225	-0.0495	0.0049	0.0802	0.0130	0.0279	-0.0294	-0.0147	0.0816	-0.0277	-0.0386	-0.0280	1.0000

Figura 3: Correlazione – COMPRMAXABITAZIONI

Infine, la correlazione è stata studiata considerando COMPRMAXBUSINESS come variabile dipendente, cioè il valore massimo di €/m² per compravendita di locali adibiti al business, cioè magazzini, negozi, uffici, laboratori, capannoni industriali, capannoni tipici e uffici strutturati, calcolato come la media tra 1 semestre e 2 semestre dell'anno di riferimento.

In questo caso, come si osserva in **Figura 4**, la variabile dipendente risulta fortemente correlata solo con il totale di attività di ristorazione e il totale di strutture alberghiere (con coefficienti di correlazione rispettivamente di 0,3713 e 0,4540), per gli stessi motivi elencati precedentemente.

```
. correlate COMPRMAXBUSINESS NEWAIRBNBP&S PIL IndicedeiPrezzi TassodiDisoccupazione Popolazione1Gennaio TotAttivitàeIserviziDiri NumeroT
> aleHotel NumeroTotaleeserciziextraa DistanzaAeroportoKm Corsodacqua Bacinodacqua Verde ArtigianatoLocale
(obs=2,077)
```

	COMPRM..	NEWAIR~S	PIL	Indice~i	Tassod~e	Popola~o	TotAtt~i	Num~otel	Num~aa	Distan~m	Corsod~a	Bacino~a	Verde	Artigi~e
COMPRMAXBU~S	1.0000													
NEWAIRBNBP~S	0.1964	1.0000												
PIL	0.0722	0.0158	1.0000											
IndicedeiP~i	0.0608	-0.1858	-0.0793	1.0000										
TassodiDis~e	-0.2266	0.1119	-0.2418	0.0827	1.0000									
Popolazione~o	0.1475	0.3002	-0.0283	-0.0159	0.0648	1.0000								
TotAttività~i	0.3713	0.5411	0.0067	-0.0263	0.0466	0.7901	1.0000							
NumeroTota~l	0.4540	0.2782	-0.0147	0.0193	-0.1083	0.2229	0.4784	1.0000						
NumeroTota~a	0.2139	0.3813	-0.0452	-0.0453	-0.0204	0.1971	0.3508	0.4345	1.0000					
DistanzaAe~m	0.0564	-0.0080	-0.0213	0.0498	0.1067	-0.2192	-0.1125	0.1826	0.0062	1.0000				
Corsodacqua	-0.0702	-0.0431	0.1355	-0.0119	-0.1419	0.0094	-0.0080	-0.0213	-0.0648	-0.0444	1.0000			
Bacinodacqua	0.0410	-0.0181	0.1397	-0.0095	-0.0644	0.1107	0.0404	-0.0295	-0.0043	-0.0749	-0.1049	1.0000		
Verde	0.1393	0.0616	0.0371	0.0070	-0.0361	-0.0333	0.0491	0.1130	0.0878	-0.0480	0.0720	0.1679	1.0000	
Artigianat~e	-0.0653	-0.0241	-0.0382	0.0024	0.0833	0.0060	0.0225	-0.0319	-0.0164	0.0865	-0.0327	-0.0364	-0.0298	1.0000

Figura 4: Correlazione – COMPRMAXBUSINESS

8.2 Test sulle medie

Per eseguire il test sulle medie bisogna come prima cosa verificare la normalità delle variabili e questo viene fatto attraverso due grafici: un istogramma e un secondo grafico per valutare se i dati sono linearmente relazionati alla linea che rappresenta

la distribuzione normale. L'analisi di normalità viene eseguita per tutte le variabili dipendenti considerate.

In **Figura 5** e **Figura 6** sono rappresentati rispettivamente l'istogramma e il grafico di normalità degli arrivi nella circoscrizione turistica. Si osserva che questa variabile non risulta distribuita normalmente.

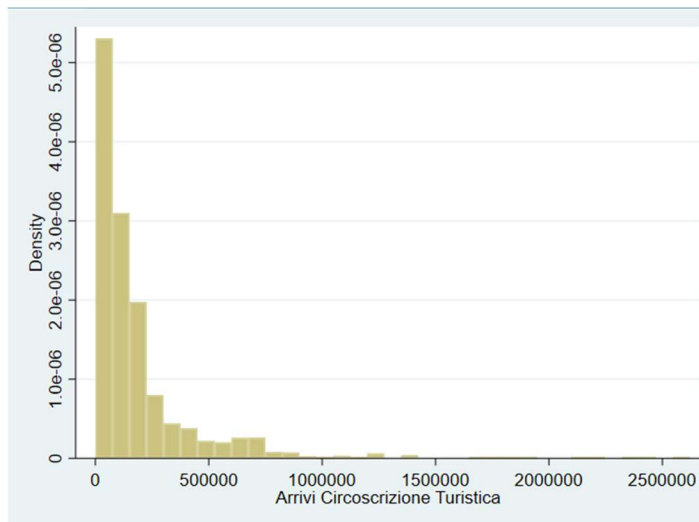


Figura 5: Istogramma - Arrivi circoscrizione turistica

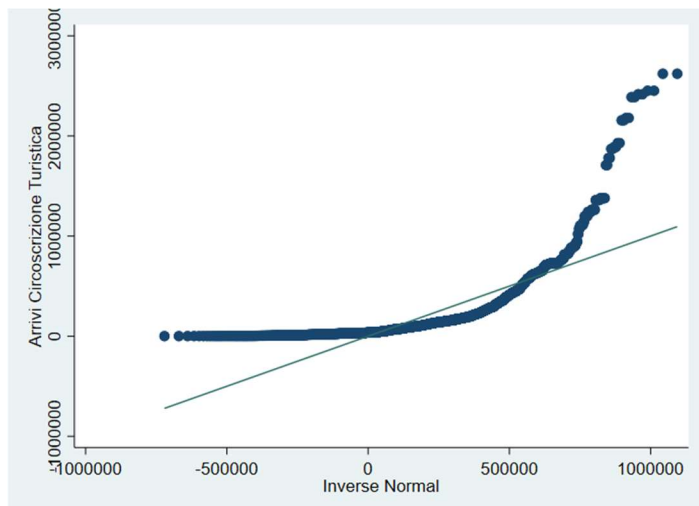


Figura 6: Grafico normalità - Arrivi circoscrizione turistica

La stessa analisi viene effettuata considerando i dati raccolti per gli arrivi nei borghi. In **Figura 7** e **Figura 8** si osserva che questi non rispecchiano una distribuzione normale.

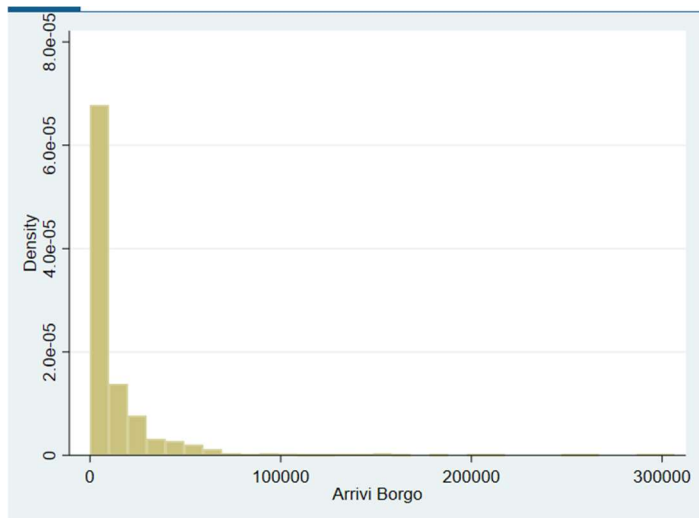


Figura 7: Istogramma - Arrivi borgo

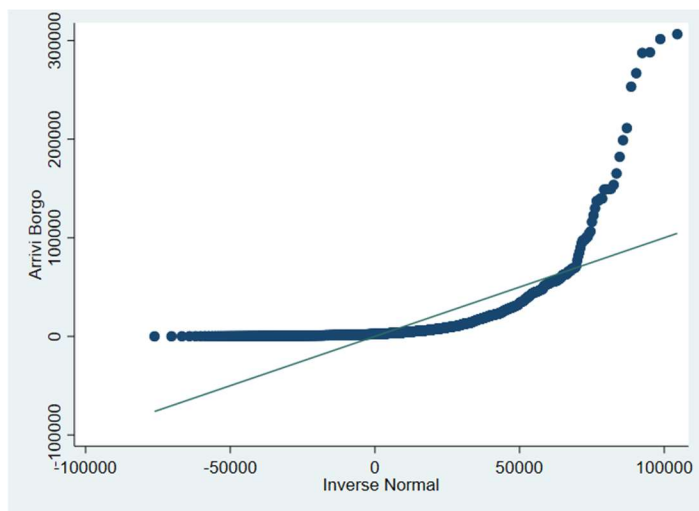


Figura 8: Grafico normalità - Arrivi borgo

Successivamente l'analisi di normalità è stata svolta sulla variabile COMPRMAXABITAZIONI.

Come si osserva dall'istogramma (**Figura 9**) e dal grafico di normalità (**Figura 10**), la variabile non segue una distribuzione normale.

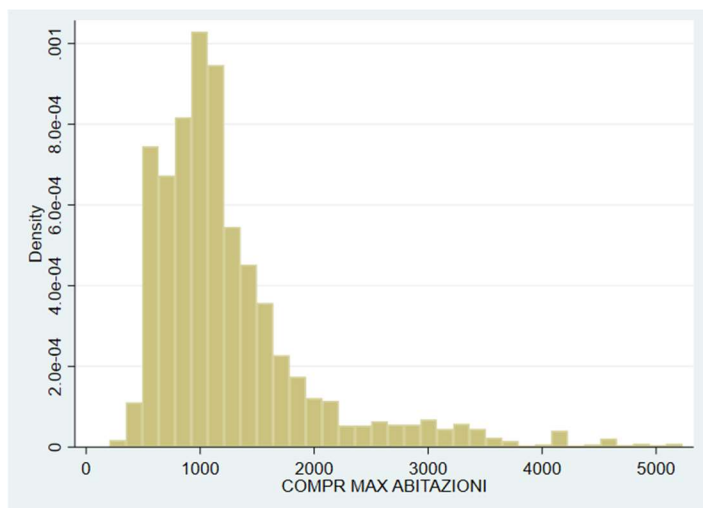


Figura 9: Istogramma – *COMPRMAXABITAZIONI*

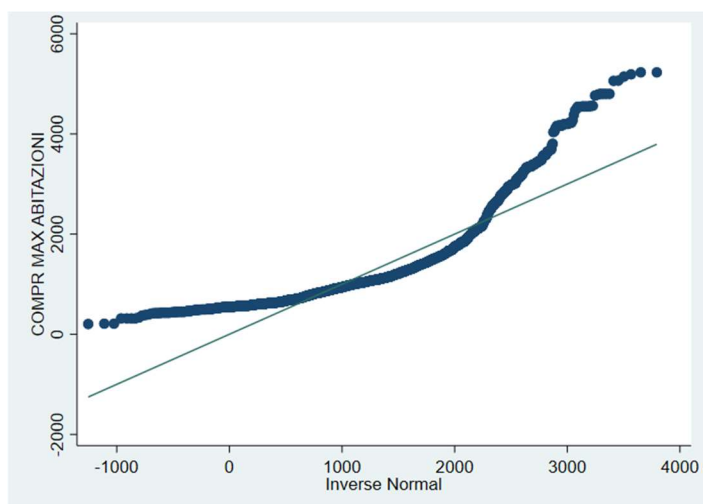


Figura 10: Grafico normalità – *COMPRMAXABITAZIONI*

Infine, l'analisi di normalità è stata eseguita sulla variabile dipendente *COMPRMAXBUSINESS*.

Come si evince dalla **Figura 11** e dalla **Figura 12**, neanche in questo caso i dati rispettano l'ipotesi di normalità. e quindi risulta necessario utilizzare i logaritmi.

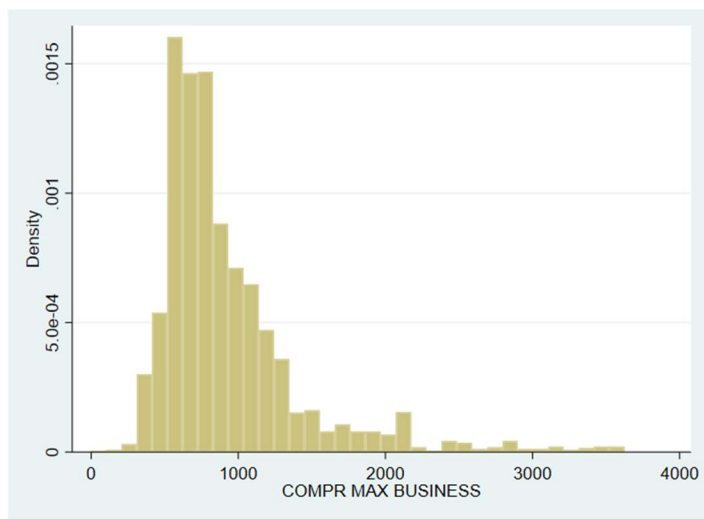


Figura 11: Istogramma – COMPRMAXBUSINESS

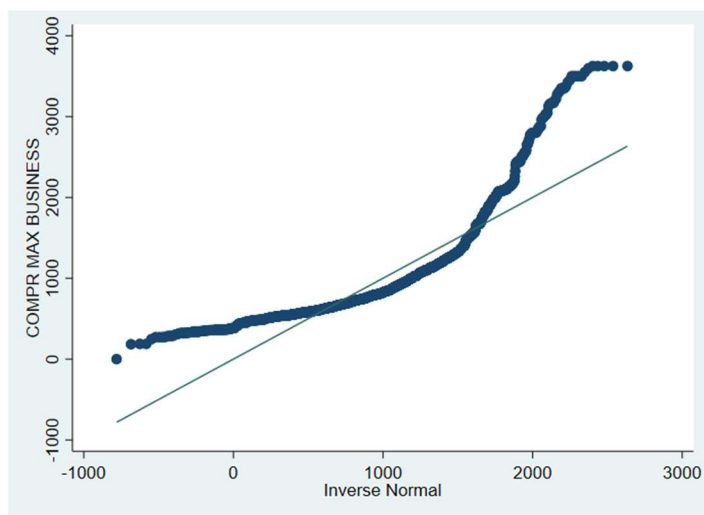


Figura 12: Grafico normalità – COMPRMAXBUSINESS

Poiché l'ipotesi di normalità non è stata verificata per nessuna delle variabili dipendenti considerate, è possibile verificare l'uguaglianza delle varianze attraverso il comando *robvar*. In questo modo vengono calcolati i valori delle deviazioni standard dei due gruppi ed è possibile stabilire se sono uguali.

Inizialmente sono stati confrontati i borghi trattati, cioè quelli in cui attualmente è presente Airbnb, e quelli non trattati utilizzando la variabile TREATED.

Per quanto riguarda gli arrivi nella circoscrizione turistica, in **Figura 13** è possibile osservare due valori delle deviazioni standard molto diversi tra loro (158422,24 per

i borghi non trattati e 305087,67 nel caso di borghi trattati). È quindi possibile affermare che l'ipotesi di uguaglianza delle varianze non è verificata.

```
. robvar ArriviCircoscrizioneTuristica if Anno<=2019 & TerremotoCitt==0, by(TREATED)
```

group(Airbnb)	Summary of Arrivi Circostrizione Turistica		
	Mean	Std. Dev.	Freq.
1	135247.07	158422.24	770
2	219358.65	305087.67	2,156
Total	197224.03	276670.18	2,926

```
W0 = 106.005629 df(1, 2924) Pr > F = 0.00000000
```

```
W50 = 54.786901 df(1, 2924) Pr > F = 0.00000000
```

```
W10 = 61.779043 df(1, 2924) Pr > F = 0.00000000
```

Figura 13: robvar - Arrivi circoscrizione turistica TREATED

Lo stesso test è stato svolto considerando arrivi nel borgo. In **Figura 14** è possibile osservare come anche in questo caso non si verifica l'uguaglianza delle varianze.

```
. robvar ArriviBorgo if Anno<=2019 & TerremotoCitt==0, by(TREATED)
```

group(Airbnb)	Summary of Arrivi Borgo		
	Mean	Std. Dev.	Freq.
1	9806.3988	14913.826	163
2	16078.578	31439.069	984
Total	15187.24	29733.335	1,147

```
W0 = 7.9727084 df(1, 1145) Pr > F = 0.00483108
```

```
W50 = 4.0403507 df(1, 1145) Pr > F = 0.04465879
```

```
W10 = 4.0677381 df(1, 1145) Pr > F = 0.04394283
```

Figura 14: robvar - Arrivi borgo TREATED

Successivamente è stata presa in considerazione la variabile COMPRMAXABITAZIONI ed è stato svolto il test sull'uguaglianza delle deviazioni standard. L'output ottenuto, presente in **Figura 15**, ha permesso di rifiutare l'ipotesi nulla di uguaglianza delle varianze.

```
. robvar COMPRMAXABITAZIONI if Anno<=2019 & TerremotoCitt==0, by(TREATED)
```

group(Airbn b)	Summary of COMPR MAX ABITAZIONI		
	Mean	Std. Dev.	Freq.
1	973.00663	473.14481	840
2	1391.1726	789.07982	2,352
Total	1281.1289	742.64331	3,192

```
W0 = 107.509794 df(1, 3190) Pr > F = 0.00000000
```

```
W50 = 66.390365 df(1, 3190) Pr > F = 0.00000000
```

```
W10 = 77.074736 df(1, 3190) Pr > F = 0.00000000
```

Figura 15: robvar - COMPRMAXABITAZIONI TREATED

Infine, l'analisi sulle deviazioni standard è stata eseguita sulla variabile dipendente COMPRMAXBUSINESS. Come nei casi precedenti, e come riportato in **Figura 16**, l'uguaglianza non è verificata (si trova infatti un valore pari a circa 328,42 nel caso dei borghi non presenti su Airbnb e circa 534,90 nei borghi sulla piattaforma).

```
. robvar COMPRMAXBUSINESS if Anno<=2019 & TerremotoCitt==0, by(TREATED)
```

group(Airbnb)	Summary of COMPR MAX BUSINESS		
	Mean	Std. Dev.	Freq.
1	743.89734	328.4172	774
2	998.14073	534.90355	2,310
Total	934.33257	503.4761	3,084

W0 = 82.354689 df(1, 3082) Pr > F = 0.00000000

W50 = 61.053852 df(1, 3082) Pr > F = 0.00000000

W10 = 66.613117 df(1, 3082) Pr > F = 0.00000000

Figura 16: robvar - COMPRMAXBUSINESS TRATED

Il test sulle varianze è poi stato eseguito confrontando i gruppi pre e post trattamento, cioè utilizzando la variabile POST.

Per quanto riguarda gli arrivi nella circoscrizione turistica, come mostra la **Figura 17**, è possibile affermare che si rifiuta l'ipotesi di uguaglianza delle varianze.

```
. robvar ArriviCircoscrizioneTuristica if Anno<=2019 & TerremotoCitt==0, by(POST)
```

group(AnnoArrivirbnb)	Summary of Arrivi Circoscrizione Turistica		
	Mean	Std. Dev.	Freq.
1	159731.75	209995.26	1,375
2	230461.86	320947.45	1,551
Total	197224.03	276670.18	2,926

W0 = 93.759029 df(1, 2924) Pr > F = 0.00000000

W50 = 47.678464 df(1, 2924) Pr > F = 0.00000000

W10 = 56.399717 df(1, 2924) Pr > F = 0.00000000

Figura 17: robvar - Arrivi circoscrizione turistica POST

In **Figura 18** è invece possibile osservare l'output del test sulle deviazioni standard effettuato sulla variabile arrivi nel borgo. Anche in questo caso viene rifiutata l'ipotesi di uguaglianza, in quanto si trova una deviazione standard di circa 14783,81

se si considerano i borghi pre trattamento mentre post trattamento si ha un valore di circa 31483,21.

```
. robvar ArriviBorgo if Anno<=2019 & TerremotoCitt==0, by(POST)
```

group(AnnoA irbnb)	Summary of Arrivi Borgo		
	Mean	Std. Dev.	Freq.
1	9761.1446	14783.814	166
2	16105.417	31483.207	981
Total	15187.24	29733.335	1,147

```
W0 = 8.6525808 df(1, 1145) Pr > F = 0.0033317
```

```
W50 = 4.3110262 df(1, 1145) Pr > F = 0.03808879
```

```
W10 = 4.4215753 df(1, 1145) Pr > F = 0.0357051
```

Figura 18: robvar - Arrivi borgo POST

Successivamente è stato eseguito il test sulle deviazioni standard della variabile COMPRMAXABITAZIONI. Come si osserva in **Figura 19**, neanche in questo è possibile accettare l'ipotesi di uguaglianza delle varianze.

```
. robvar COMPRMAXABITAZIONI if Anno<=2019 & TerremotoCitt==0, by(POST)
```

group(AnnoA irbnb)	Summary of COMPR MAX ABITAZIONI		
	Mean	Std. Dev.	Freq.
1	1167.4283	685.04108	1,641
2	1401.4272	781.48576	1,551
Total	1281.1289	742.64331	3,192

```
W0 = 17.956699 df(1, 3190) Pr > F = 0.00002324
```

```
W50 = 11.879401 df(1, 3190) Pr > F = 0.00057492
```

```
W10 = 14.359627 df(1, 3190) Pr > F = 0.0001538
```

Figura 19: robvar - COMPRMAXABITAZIONI POST

Infine, il test sull'uguaglianza delle deviazioni standard è stato eseguito sulla variabile COMPRLMAXBUSINESS. Come si può osservare nella **Figura 20**, si trova un valore pari a circa 491,22 pre trattamento e un valore di circa 510,07 post trattamento.

```
. robvar COMPRLMAXBUSINESS if Anno<=2019 & TerremotoCitt==0, by(POST)
```

group(AnnoA irbnb)	Summary of COMPRL MAX BUSINESS		
	Mean	Std. Dev.	Freq.
1	881.54899	491.42227	1,563
2	988.57368	510.06832	1,521
Total	934.33257	503.4761	3,084

```
W0 = 1.7398248 df(1, 3082) Pr > F = 0.18725902
```

```
W50 = 3.5622915 df(1, 3082) Pr > F = 0.05919998
```

```
W10 = 3.1456211 df(1, 3082) Pr > F = 0.07622974
```

Figura 20: robvar - COMPRLMAXBUSINESS POST

In seguito ai risultati ottenuti dai test sull'uguaglianza delle varianze, è possibile effettuare il test di uguaglianza delle medie aggiungendo *unequal* al comando in tutti i casi analizzati. In questo caso l'ipotesi nulla è che la differenza delle medie dei due gruppi sia uguale a zero ed è accettata, con un livello di significatività del 95%, se il p-value è superiore a 0,05 oppure se si trova $|t| < 1,96$.

Inizialmente sono stati confrontati i borghi trattati, cioè quelli in cui attualmente è presente Airbnb, e quelli non trattati utilizzando la variabile TREATED.

Per quanto riguarda gli arrivi nella circoscrizione turistica, in **Figura 21** è possibile osservare che si trova un p-value pari a 0 e un valore di t pari a circa -9,66 e quindi è possibile rifiutare l'ipotesi nulla di uguaglianza delle medie dei due gruppi con un livello di significatività del 95%. Osservando i p-value delle ipotesi alternative si accetta quella secondo cui la differenza è inferiore a 0 (il p-value è più basso), cioè secondo cui la media dei borghi non trattati è inferiore alla media di quelli trattati.

In seguito a questa analisi si può quindi affermare che nei borghi in cui è presente Airbnb gli arrivi nella rispettiva circoscrizione turistica sono più elevati.

```
. ttest ArriviCircoscrizioneTuristica if Anno<=2019 & TerremotoCitt==0, by(TREATED) unequal
```

Two-sample t test with unequal variances

Group	Obs	Mean	Std. Err.	Std. Dev.	[95% Conf. Interval]	
1	770	135247.1	5709.141	158422.2	124039.7	146454.4
2	2,156	219358.7	6570.528	305087.7	206473.4	232243.9
combined	2,926	197224	5114.759	276670.2	187195.1	207252.9
diff		-84111.59	8704.374		-101179.9	-67043.24

diff = mean(1) - mean(2) t = -9.6631
 Ho: diff = 0 Satterthwaite's degrees of freedom = 2555.43

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

Figura 21: ttest - Arrivi circoscrizione turistica TREATED

Successivamente sono stati analizzati gli arrivi nei borghi. Anche in questo, come si osserva in **Figura 22**, caso è possibile affermare che si rifiuta l'ipotesi nulla di uguaglianza delle medie con un livello di significatività del 95% e che gli arrivi sono più elevati nei borghi in cui è presente Airbnb.

```
. ttest ArriviBorgo if Anno<=2019 & TerremotoCitt==0, by(TREATED) unequal
```

Two-sample t test with unequal variances

Group	Obs	Mean	Std. Err.	Std. Dev.	[95% Conf. Interval]	
1	163	9806.399	1168.141	14913.83	7499.652	12113.15
2	984	16078.58	1002.241	31439.07	14111.8	18045.36
combined	1,147	15187.24	877.9341	29733.33	13464.7	16909.78
diff		-6272.179	1539.169		-9297.062	-3247.297

diff = mean(1) - mean(2) t = -4.0750
 Ho: diff = 0 Satterthwaite's degrees of freedom = 448.26

Ha: diff < 0 Ha: diff != 0 Ha: diff > 0
 Pr(T < t) = 0.0000 Pr(|T| > |t|) = 0.0001 Pr(T > t) = 1.0000

Figura 22: ttest - Arrivi borgo TREATED

Lo stesso test è stato eseguito sulla variabile dipendente COMPRMAXABITAZIONI. Dall'output (**Figura 23**) è possibile affermare che si rifiuta l'ipotesi nulla con un livello di significatività del 95%, mentre si accetta l'ipotesi alternativa che la differenza delle medie sia minore di zero. Si trova quindi che il valore massimo in €/m² per la compravendita di abitazioni è più elevato nei borghi dove è presente Airbnb.

```
. ttest COMPRMAXABITAZIONI if Anno<=2019 & TerremotoCitt==0, by(TREATED) unequal
```

Two-sample t test with unequal variances

Group	Obs	Mean	Std. Err.	Std. Dev.	[95% Conf. Interval]	
1	840	973.0066	16.32505	473.1448	940.9639	1005.049
2	2,352	1391.173	16.27055	789.0798	1359.266	1423.079
Combined	3,192	1281.129	13.14464	742.6433	1255.356	1306.902
diff		-418.1659	23.0486		-463.3626	-372.9693

```
diff = mean(1) - mean(2)                                t = -18.1428
Ho: diff = 0                                             Satterthwaite's degrees of freedom = 2465.5
```

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

Figura 23: ttest - COMPRMAXABITAZIONI TREATED

Infine, il test di uguaglianza delle medie viene eseguito sulla variabile COMPRMAXBUSINESS, come visibile in **Figura 24**. In questo caso si trova un valore di t pari a circa -15,67 e un p-value di 0, quindi si rifiuta H₀ con un livello di significatività del 95% e, osservando le ipotesi alternative, si afferma che il valore massimo in €/m² per la compravendita di locali adibiti al business è più elevato nei borghi attualmente su Airbnb.

```
. ttest COMPRMAXBUSINESS if Anno<=2019 & TerremotoCitt==0, by(TREATED) unequal
```

Two-sample t test with unequal variances

Group	Obs	Mean	Std. Err.	Std. Dev.	[95% Conf. Interval]	
1	774	743.8973	11.80471	328.4172	720.7242	767.0704
2	2,310	998.1407	11.12934	534.9036	976.3162	1019.965
combined	3,084	934.3326	9.066124	503.4761	916.5563	952.1088
diff		-254.2434	16.22386		-286.0592	-222.4276

diff = mean(1) - mean(2) t = -15.6710
Ho: diff = 0 Satterthwaite's degrees of freedom = 2181.01

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

Figura 24: ttest - COMPRMAXBUSINESS TREATED

Successivamente il test sulle varianze è stato eseguito confrontando i gruppi pre e post trattamento, cioè utilizzando la variabile POST.

Inizialmente sono stati analizzati gli arrivi nella circoscrizione turistica (**Figura 25**). Da tale test emerge un valore di t pari a circa -7,13 e un p-value di 0 e quindi si rifiuta l'ipotesi nulla di uguaglianza delle medie con un livello di significatività del 95%. Se si considerano le ipotesi alternative, invece, si accetta quella secondo cui la differenza delle medie dei due gruppi è inferiore a 0, cioè secondo cui gli arrivi nella circoscrizione turistica post trattamento è superiore rispetto ai dati pre trattamento.

```
. ttest ArriviCircoscrizioneTuristica if Anno<=2019 & TerremotoCitt==0, by(POST) unequal
```

Two-sample t test with unequal variances

Group	Obs	Mean	Std. Err.	Std. Dev.	[95% Conf. Interval]	
1	1,375	159731.7	5663.151	209995.3	148622.4	170841.1
2	1,551	230461.9	8149.445	320947.4	214476.8	246447
combined	2,926	197224	5114.759	276670.2	187195.1	207252.9
diff		-70730.12	9923.947		-90189.42	-51270.81

diff = mean(1) - mean(2) t = -7.1272
Ho: diff = 0 Satterthwaite's degrees of freedom = 2698.55

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

Figura 25: ttest - Arrivi circoscrizione turistica POST

Se si considerano gli arrivi nei borghi, invece, come visibile in **Figura 26**, si può affermare che non si accetta H_0 con un livello di significatività del 95% e che anche gli arrivi nei borghi sono più elevati post trattamento.

```
. ttest ArriviBorgo if Anno<=2019 & TerremotoCitt==0, by(POST) unequal
```

Two-sample t test with unequal variances

Group	Obs	Mean	Std. Err.	Std. Dev.	[95% Conf. Interval]	
1	166	9761.145	1147.447	14783.81	7495.574	12026.72
2	981	16105.42	1005.181	31483.21	14132.86	18077.97
combined	1,147	15187.24	877.9341	29733.33	13464.7	16909.78
diff		-6344.272	1525.458		-9341.853	-3346.692

diff = mean(1) - mean(2) t = -4.1589
Ho: diff = 0 Satterthwaite's degrees of freedom = 468.919

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

Figura 26: ttets - Arrivi borgo POST

Successivamente è stato eseguito il test sulle medie della variabile COMPRMAXABITAZIONI. In questo caso, come riportato in **Figura 27**, si è trovato un p-value pari a 0 e un valore di t di circa -8,97 che hanno permesso di

rifiutare l'ipotesi nulla di uguaglianza delle medie con un livello di significatività del 95%. Si accetta invece l'ipotesi alternativa secondo cui la differenza è inferiore a 0, cioè secondo cui il valore massimo in €/m² per la compravendita di abitazioni è più basso pre trattamento mentre aumenta con l'ingresso di Airbnb.

```
. ttest COMPRMAXABITAZIONI if Anno<=2019 & TerremotoCitt==0, by(POST) unequal
```

Two-sample t test with unequal variances

Group	Obs	Mean	Std. Err.	Std. Dev.	[95% Conf. Interval]	
1	1,641	1167.428	16.91073	685.0411	1134.259	1200.597
2	1,551	1401.427	19.84336	781.4858	1362.505	1440.35
combined	3,192	1281.129	13.14464	742.6433	1255.356	1306.902
diff		-233.9989	26.07166		-285.1184	-182.8793

diff = mean(1) - mean(2) t = -8.9752
Ho: diff = 0 Satterthwaite's degrees of freedom = 3082.37

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

Figura 27: *ttest - COMPRMAXABITAZIONI POST*

Infine, è stato eseguito il test sull'uguaglianza delle medie pre e post trattamento sulla variabile dipendente COMPRMAXBUSINESS. In questo caso, come si osserva in **Figura 28**, è possibile rifiutare l'ipotesi nulla con un livello di significatività del 95% e affermare che il valore massimo in/m² per la compravendita di locali adibiti al business è più alto dopo il trattamento, cioè dopo l'ingresso di un borgo su Airbnb.

Two-sample t test with unequal variances

```
diff = mean(1) - mean(2)                                t = -5.9316
Ho: diff = 0                                             Satterthwaite's degrees of freedom = 3069.25

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

```
. ta Airbnb AnnoAirbnb if Anno<=2019 & TerremotoCitt==0, summarize (ArriviCircoscrizioneTuristica)
```

Means, Standard Deviations and Frequencies
of Arrivi Circostrizione Turistica

Airbnb	Anno Airbnb		Total
	0	1	
0	135247.07	.	135247.07
	158422.24	.	158422.24
	770	0	770
1	190894.06	230461.86	219358.65
	258118.12	320947.45	305087.67
	605	1551	2156
Total	159731.75	230461.86	197224.03
	209995.26	320947.45	276670.18
	1375	1551	2926

Figura 29: Valori medi a seconda delle combinazioni Airbnb e AnnoAirbnb - Arrivi circoscrizione turistica

Il confronto delle medie è stato poi eseguito sulla variabile che rappresenta gli arrivi nel borgo, come riportato nella **Figura 30**. Da qui emerge che gli arrivi nei borghi dove attualmente è presente Airbnb sono più elevati e che questi sono aumentati dopo l'ingresso della piattaforma (il valore medio era circa 7302,33 prima del trattamento e circa 16105,42 dopo). A differenza del caso precedente, si osserva anche che quando la variabile AnnoAirbnb è pari a zero, cioè prima dell'ingresso della piattaforma, i valori medi di arrivi nel borgo sono più elevati nei borghi dove ora non è presente Airbnb.

Da questa analisi è quindi possibile affermare che Airbnb sembra aver avuto un impatto positivo sugli arrivi turistici nei borghi, in quanto il valore medio di questi risulta essere più alto post trattamento.

ta Airbnb AnnoAirbnb if Anno<=2019 & TerremotoCitt==0, summarize (ArriviBorgo)

Means, Standard Deviations and Frequencies of Arrivi Borgo

Airbnb	Anno Airbnb		Total
	0	1	
0	9806.3988	.	9806.3988
	14913.826	.	14913.826
	163	0	163
1	7302.3333	16105.417	16078.578
	2421.0552	31483.207	31439.069
	3	981	984
Total	9761.1446	16105.417	15187.24
	14783.814	31483.207	29733.335
	166	981	1147

Figura 30: Valori medi a seconda delle combinazioni Airbnb e AnnoAirbnb - Arrivi borgo

Lo stesso confronto è stato effettuato prendendo in considerazione la variabile COMPRMAXABITAZIONI.

Dall'output, presente in **Figura 31**, è possibile affermare che il valore massimo di €/m² per la compravendita di abitazioni è più elevato nei borghi in cui è presente Airbnb ed è aumentato dopo l'ingresso della piattaforma. Si osserva però anche che nei borghi dove è presente Airbnb, questo dato era più elevato anche prima del trattamento e quindi non è possibile affermare che l'aumento del valore degli alloggi sia dovuto totalmente Airbnb.

. ta Airbnb AnnoAirbnb if Anno<=2019 & TerremotoCitt==0, summarize (COMPRMAXABITAZIONI)

Means, Standard Deviations and Frequencies of COMPR MAX ABITAZIONI

Airbnb	Anno Airbnb		Total
	0	1	
0	973.00663	.	973.00663
	473.14481	.	473.14481
	840	0	840
1	1371.3163	1401.4272	1391.1726
	803.70089	781.48576	789.07982
	801	1551	2352
Total	1167.4283	1401.4272	1281.1289
	685.04108	781.48576	742.64331
	1641	1551	3192

Figura 31: Valori medi a seconda delle combinazioni Airbnb e AnnoAirbnb – COMPRMAXABITAZIONI

Infine, la stessa analisi descrittiva è stata effettuata considerando la variabile COMPRMAXBUSINESS.

Come emerge dalla **Figura 32** in questo caso è possibile affermare che il valore di €/m² per la compravendita di locali adibiti al business (negozi, magazzini, uffici...) è più elevato nei borghi in cui attualmente è presente Airbnb ma che questo valore era superiore anche prima del trattamento, cioè quando la variabile AnnoAirbnb era pari a zero.

Si osserva inoltre che, se si considerano solo i borghi in cui attualmente è presente Airbnb (variabile Airbnb pari a 1), il valore della variabile COMPRMAXBUSINESS diminuisce dopo il trattamento. Questo significa che dopo l'ingresso dei borghi nella piattaforma, il valore dei locali adibiti al business è diminuito.

. ta Airbnb AnnoAirbnb if Anno<=2019 & TerremotoCitt==0, summarize (COMPRMAXBUSINESS)

Means, Standard Deviations and Frequencies of COMPR MAX BUSINESS

Airbnb	Anno Airbnb		Total
	0	1	
0	743.89734	.	743.89734
	328.4172	.	328.4172
	774	0	774
1	1016.5837	988.57368	998.14073
	579.67887	510.06832	534.90355
	789	1521	2310
Total	881.54899	988.57368	934.33257
	491.42227	510.06832	503.4761
	1563	1521	3084

Figura 32: Valori medi a seconda delle combinazioni Airbnb e AnnoAirbnb - COMPRMAXBUSINESS

8.4 Modello csdid

Il modello csdid permette di effettuare un'analisi Difference in Difference nei casi in cui il trattamento non viene effettuato in un unico momento nel tempo, come nel caso in esame.

L'analisi è stata svolta inserendo nel modello la variabile dipendente di interesse e le variabili di controllo considerate più adatte ai fini dello studio. Per trovare il modello esatto ci si è basati anche sulla matrice di correlazione, osservando quali variabili di controllo fossero poco correlate con quella dipendente ma soprattutto eliminando le variabili di controllo fortemente correlate tra loro. Una volta individuato il modello esatto questo è stato applicato a tutte le variabili dipendenti in modo tale da studiare l'impatto che ha avuto l'ingresso di Airbnb nei borghi italiani.

Le variabili di controllo inserite nel modello sono la presenza di corsi e bacini d'acqua, di verde e di artigianato locale, in quanto sono caratteristiche del luogo che potrebbero suscitare maggiore interesse nei turisti. È stata anche aggiunta la distanza dall'aeroporto più vicino perché anche la più facile raggiungibilità di un borgo rispetto ad un altro potrebbe influire sulle variabili dipendenti. Infine, come variabili di controllo, sono presenti anche il PIL e la popolazione al 1° Gennaio, che permettono di fare una distinzione tra i borghi più o meno ricchi e più o meno grandi e popolati.

L'analisi di regressione è stata effettuata sugli arrivi nella circoscrizione turistica. Come si può osservare in **Figura 33**, a seguito dell'ingresso di Airbnb nei borghi questi sono aumentati (ATT pari a 12643,68) e il risultato può essere considerato significativo al 90% (p-value pari a 0,054). Lo stesso risultato è visibile anche in **Figura 34** dove si osservano dei valori medi non significativi prima del trattamento, con un conseguente rispetto della parallel trend assumption, ma risultati statisticamente significativi al 90% dopo l'ingresso da Airbnb (ad eccezione dell'ultimo anno post trattamento). In **Figura 35** è possibile osservare graficamente gli stessi risultati: prima del trattamento le barre intersecano lo zero, indicando così risultati non significativi, mentre dopo il trattamento si osservano risultati significativi, positivi e crescenti nel tempo.

L'analisi è stata fatta anche per gruppi, ognuno formato dai borghi entrati su Airbnb in quel determinato anno. In **Figura 36** e in **Figura 37** si trova che l'unico gruppo statisticamente significativo è il 4, cioè quello formato dai borghi presenti sulla piattaforma dal 2011, dove gli arrivi sono aumentati successivamente all'ingresso di Airbnb, ma non è possibile eseguire confronti con gli altri gruppi. Si osserva però che anche il valore medio è statisticamente significativo al 90% e positivo, cosa che conferma l'aumento degli arrivi nella circoscrizione turistica dei borghi dopo il trattamento.

Questi risultati confermano quindi che la presenza di un borgo su Airbnb causa un aumento dei flussi turistici sia nel borgo che nei suoi dintorni, in quanto la piattaforma semplifica la ricerca di alloggi in cui soggiornare e allo stesso tempo permette ai viaggiatori di scoprire nuove mete e propone anche molte esperienze e attività da provare.

`. estat simple`
Average Treatment Effect on Treated

	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
ATT	12643.68	6558.757	1.93	0.054	-211.2455	25498.61

Figura 33: ATT - Arrivi circoscrizione turistica

. estat event
ATT by Periods Before and After treatment
Event Study:Dynamic effects

	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
Pre_avg	-223.931	1951.867	-0.11	0.909	-4049.519	3601.657
Post_avg	12210.8	7185.901	1.70	0.089	-1873.306	26294.91
Tm5	-8453.077	11778.64	-0.72	0.473	-31538.78	14632.63
Tm4	3129.744	4793.949	0.65	0.514	-6266.223	12525.71
Tm3	-1814.069	3917.569	-0.46	0.643	-9492.364	5864.225
Tm2	4027.189	3047.521	1.32	0.186	-1945.843	10000.22
Tm1	1990.559	1864.358	1.07	0.286	-1663.516	5644.634
Tp0	-2695.132	2900.393	-0.93	0.353	-8379.797	2989.533
Tp1	-202.0689	4029.26	-0.05	0.960	-8099.274	7695.136
Tp2	6469.292	5078.672	1.27	0.203	-3484.722	16423.31
Tp3	13611.91	6616.398	2.06	0.040	644.0094	26579.81
Tp4	16849.95	8431.538	2.00	0.046	324.4373	33375.46
Tp5	15967.48	8610.563	1.85	0.064	-908.9117	32843.88
Tp6	23414.04	11022.22	2.12	0.034	1810.876	45017.2
Tp7	31691.88	14243.7	2.22	0.026	3774.743	59609.01
Tp8	35853.64	20457.09	1.75	0.080	-4241.53	75948.8
Tp9	-18852.99	13376.94	-1.41	0.159	-45071.31	7365.337

Figura 34: ATT per periodi - Arrivi circoscrizione turistica

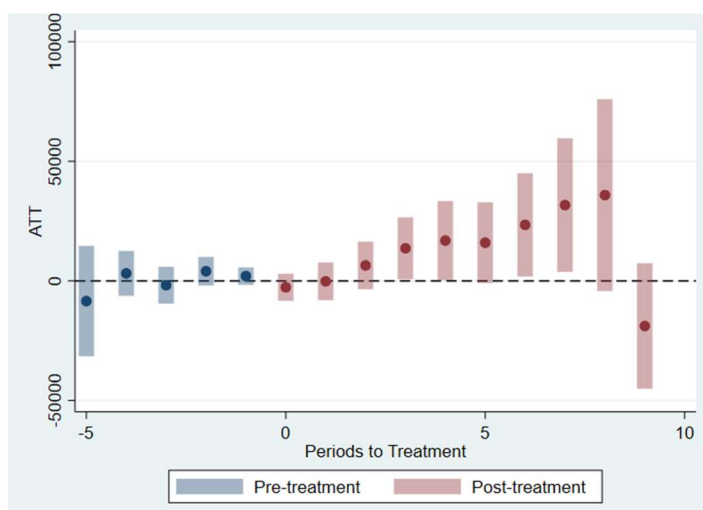


Figura 35: Grafico per periodi - Arrivi circoscrizione turistica

. estat group
ATT by group

	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
GAverage	12070.23	6318.731	1.91	0.056	-314.2576	24454.71
G3	-11450.37	7429.564	-1.54	0.123	-26012.05	3111.307
G4	29117.14	14484.91	2.01	0.044	727.2351	57507.04
G5	14665.66	13917.73	1.05	0.292	-12612.58	41943.9
G6	7847.66	9833.426	0.80	0.425	-11425.5	27120.82
G7	368.5726	7802.511	0.05	0.962	-14924.07	15661.21
G8	-1907.472	5837.832	-0.33	0.744	-13349.41	9534.468

Figura 36: ATT per gruppi - Arrivi circoscrizione turistica

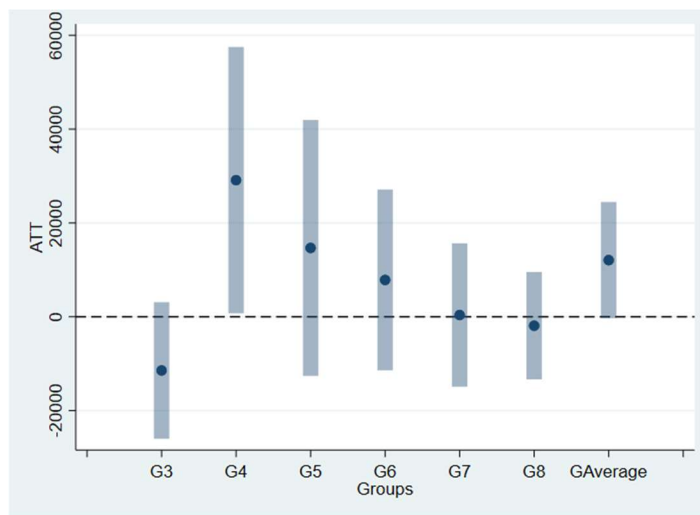


Figura 37: Grafico per gruppi - Arrivi circoscrizione turistica

Successivamente si è provato a svolgere le stesse analisi sulla variabile dipendente che rappresenta gli arrivi nei borghi. Questo però non è stato possibile a causa della scarsa quantità di dati presente nel database; infatti, questi sono presenti a partire dal 2014 ma il modello esclude il primo anno, in quanto non è possibile confrontare un prima e dopo, e dal 2015 sono pochi i borghi a entrare su Airbnb.

Per quanto riguarda il valore massimo in €/m² per la compravendita di abitazioni (variabile COMPRMAXABITAZIONI), si osserva che questo si riduce nei borghi dopo l'ingresso su Airbnb (**Figura 38**), infatti si trova un valore medio post trattamento pari a circa -36,28 con una significatività del 95%. Il risultato è

confermato anche in **Figura 39** e in **Figura 40**, dove si osserva che la parallel trend assumption è confermata; quindi, l'ingresso di Airbnb nei borghi è stato casuale, e che, ad eccezione dei primi due anni post trattamento e degli ultimi due, il valore per la compravendita di abitazioni si riduce nel tempo.

Se si esegue un'analisi per gruppi, come nella **Figura 41** e nella **Figura 42**, si trova che l'unico gruppo a presentare valori statisticamente significativi al 99% è quello formato dai borghi entrati su Airbnb nel 2012 (gruppo 5) e anche in questo caso è confermata la riduzione del valore massimo di compravendita delle abitazioni. Infine, è possibile affermare che anche il valore medio è statisticamente significativo al 95% e anche questo conferma una riduzione del dato analizzato (ATT pari a circa -33,76) a seguito del trattamento.

Questa riduzione, anche se poco prevedibile inizialmente, potrebbe essere spiegata ipotizzando una riduzione del valore massimo in €/m² delle abitazioni fatta per incentivare le persone ad acquistare case in questi luoghi così da ripopolarli oppure aumentare l'offerta di alloggi per i visitatori. Il minor costo di un alloggio indurrebbe anche una riduzione del prezzo chiesto ai viaggiatori per l'affitto dello stesso e quindi una maggiore affluenza turistica.

. estat simple
Average Treatment Effect on Treated

	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
ATT	-36.28311	17.47136	-2.08	0.038	-70.52634	-2.039874

Figura 38: ATT - COMPRMAXABITAZIONI

```
. estat event
```

ATT by Periods Before and After treatment
Event Study:Dynamic effects

	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
Pre_avg	-16.68121	9.11332	-1.83	0.067	-34.54299	1.180572
Post_avg	-18.37549	20.21214	-0.91	0.363	-57.99055	21.23958
Tm5	-68.60213	53.40482	-1.28	0.199	-173.2737	36.06939
Tm4	-24.12045	27.60392	-0.87	0.382	-78.22315	29.98225
Tm3	28.77827	18.65914	1.54	0.123	-7.79297	65.3495
Tm2	-8.838596	7.121286	-1.24	0.215	-22.79606	5.118867
Tm1	-10.62312	4.939205	-2.15	0.031	-20.30379	-.9424584
Tp0	-10.38454	5.446654	-1.91	0.057	-21.05978	.2907069
Tp1	-11.03532	9.979902	-1.11	0.269	-30.59557	8.524927
Tp2	-21.81988	14.61791	-1.49	0.136	-50.47046	6.830702
Tp3	-29.26317	19.57186	-1.50	0.135	-67.62331	9.096972
Tp4	-20.4825	22.33941	-0.92	0.359	-64.26693	23.30193
Tp5	-19.85414	24.236	-0.82	0.413	-67.35583	27.64755
Tp6	-25.09311	26.12764	-0.96	0.337	-76.30234	26.11613
Tp7	-32.46249	31.35683	-1.04	0.301	-93.92074	28.99577
Tp8	-3.358346	34.97298	-0.10	0.923	-71.90412	65.18743
Tp9	-10.00137	56.01939	-0.18	0.858	-119.7974	99.79462

Figura 39: ATT per periodi - COMPRMAXABITAZIONI

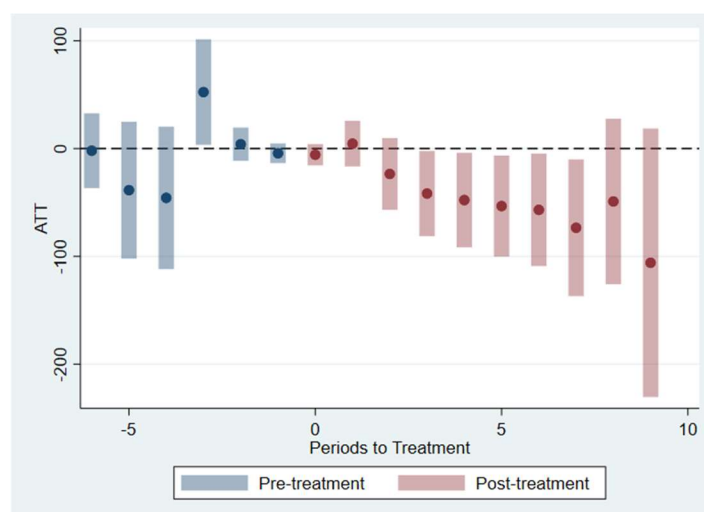


Figura 40: Grafico per periodi - COMPRMAXABITAZIONI

. estat group
ATT by group

	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
GAverage	-33.76247	17.14612	-1.97	0.049	-67.36824	-.1566947
G2	17.49395	44.99413	0.39	0.697	-70.69292	105.6808
G3	-44.99904	39.22203	-1.15	0.251	-121.8728	31.87472
G4	-28.58084	27.69926	-1.03	0.302	-82.8704	25.70872
G5	-78.05372	29.55073	-2.64	0.008	-135.9721	-20.13535
G6	2.208418	31.2195	0.07	0.944	-58.98068	63.39752
G7	-16.99269	29.67124	-0.57	0.567	-75.14726	41.16188
G8	4.609184	29.24524	0.16	0.875	-52.71044	61.92881

Figura 41: ATT per gruppi - COMPRMAXABITAZIONI

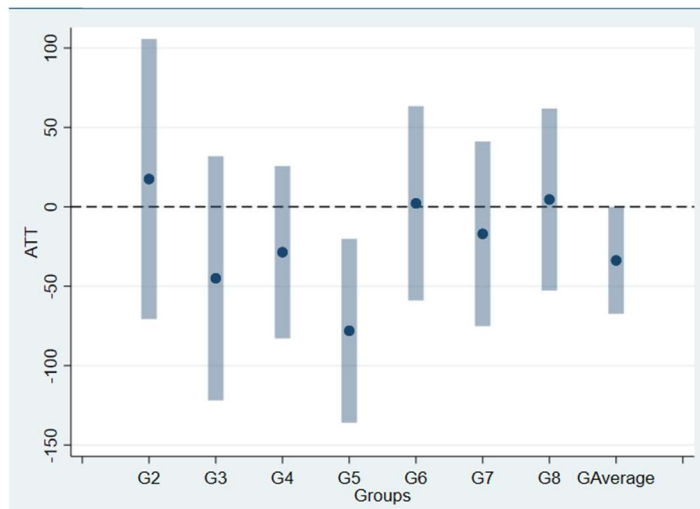


Figura 42: Grafico per gruppi – COMPRMAXABITAZIONI

Infine, le stesse analisi sono state svolte sulla variabile COMPRMAXBUSINESS, che rappresenta il valore massimo in €/m² dei locali adibiti al business (ad esempio negozi, magazzini, uffici, laboratori...).

Come si osserva in **Figura 43**, anche in questo caso l'ingresso dei borghi su Airbnb causa una riduzione del valore di tale variabile. Si trova infatti un valore di ATT (medio post trattamento) pari a circa -27,98 con una significatività del 90% (p-value pari a 0,058). Tale risultato è visibile anche in **Figura 44** e in **Figura 45**, dove viene studiato il valore medio post trattamento per periodi: è possibile affermare che, ad eccezione del periodo 3 pre trattamento, la parallel trend assumption è rispettata e i valori prima dell'ingresso su Airbnb sono non significativi, mentre a seguito del trattamento si trovano valori mediamente significativi e decrescenti.

Se l'analisi viene invece eseguita per gruppi (*Figura 46 e Figura 47*) si osserva che l'unico a presentare dati significativi al 95% è il gruppo 5, formato dai borghi entrati su Airbnb nel 2012, oltre al valore medio che presenta una significatività del 90%. In entrambi i casi il valore dell'ATT risulta essere negativo e quindi anche in questo caso è possibile affermare che a seguito dell'ingresso dei borghi nella piattaforma, il valore massimo in €/m² dei locali adibiti al business si è ridotto.

Questi risultati possono essere spiegati in modo simile a quelli precedenti: la riduzione del valore di tali locali infatti potrebbe essere avvenuta per incentivare le persone ad aprire attività nei borghi così da incentivare la domanda turistica in questi luoghi.

La riduzione del valore immobiliare delle abitazioni e quella dei locali adibiti al business sono infatti legate tra loro, poiché per garantire lo sviluppo del turismo non è sufficiente la sola disponibilità di alloggi ma servono anche altri elementi come ad esempio bar, ristoranti o negozi. Un fenomeno simile, infatti, è avvenuto anche in Cina, nel villaggio di Yuanjia, dove i capi del villaggio hanno creato delle politiche favorevoli al ripopolamento di questo luogo, fornendo edifici gratuiti a produttori alimentari estranei in modo tale da attirare persone capaci e con esperienza nel villaggio che a loro volta avrebbero favorito il turismo⁶⁴.

Quindi il fatto che tali valori si riducano dopo l'ingresso di Airbnb, seppur inizialmente controintuitivo, risulta essere una mossa strategica al fine di garantire un ripopolamento delle zone rurali.

```
. estat simple
Average Treatment Effect on Treated
```

	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
ATT	-27.97804	14.76489	-1.89	0.058	-56.91669	.9606108

Figura 43: ATT – COMPRMAXBUSINESS

⁶⁴ J. Gao, B. Wu, *Revitalizing traditional villages through rural tourism: A case study of Yuanjia Village, Shaanxi Province, China*, Tourism Management 63 (2017) 223-233, Giugno 2017

```
. estat event
ATT by Periods Before and After treatment
Event Study:Dynamic effects
```

	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
Pre_avg	-7.274496	4.633537	-1.57	0.116	-16.35606	1.80707
Post_avg	-30.0723	17.50103	-1.72	0.086	-64.37369	4.229084
Tm6	-8.761894	17.23768	-0.51	0.611	-42.54712	25.02333
Tm5	-33.52208	23.61262	-1.42	0.156	-79.80197	12.75781
Tm4	-25.72807	22.46498	-1.15	0.252	-69.75862	18.30247
Tm3	37.44522	17.44956	2.15	0.032	3.244714	71.64572
Tm2	-6.138103	5.664894	-1.08	0.279	-17.24109	4.964885
Tm1	-6.942042	4.246394	-1.63	0.102	-15.26482	1.380738
Tp0	-8.90632	4.980553	-1.79	0.074	-18.66802	.8553836
Tp1	-7.116736	8.782544	-0.81	0.418	-24.33021	10.09673
Tp2	-19.93101	12.24507	-1.63	0.104	-43.93091	4.068886
Tp3	-33.38913	17.25094	-1.94	0.053	-67.20034	.422089
Tp4	-30.83644	19.16891	-1.61	0.108	-68.40681	6.733938
Tp5	-33.60764	21.08879	-1.59	0.111	-74.94091	7.725638
Tp6	-44.84015	23.02375	-1.95	0.051	-89.96587	.2855768
Tp7	-58.15308	27.8368	-2.09	0.037	-112.7122	-3.593949
Tp8	-30.15783	29.6199	-1.02	0.309	-88.21176	27.8961
Tp9	-33.7847	52.23326	-0.65	0.518	-136.16	68.59061

Figura 44: ATT per periodi – COMPRMAXBUSINESS

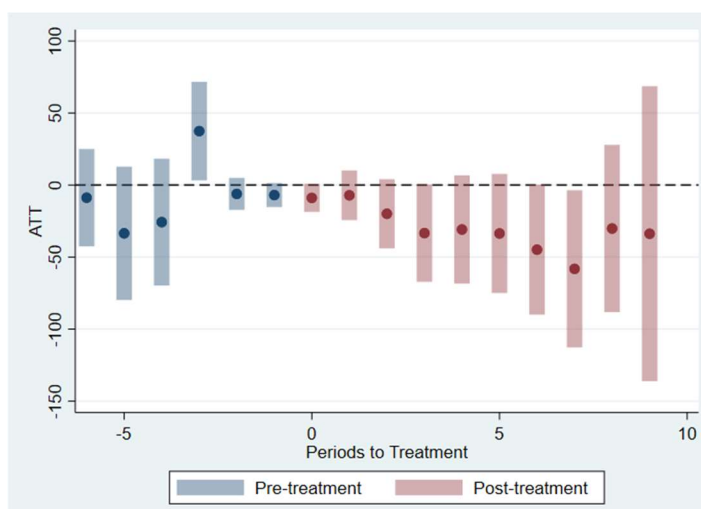


Figura 45: Grafico per periodi – COMPRMAXBUSINESS

```
. estat group
ATT by group
```

	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
GAverage	-27.02061	14.36602	-1.88	0.060	-55.17749	1.136277
G3	-15.98164	31.37435	-0.51	0.610	-77.47423	45.51096
G4	-20.93766	21.96509	-0.95	0.340	-63.98845	22.11312
G5	-63.13053	26.07029	-2.42	0.015	-114.2274	-12.03369
G6	-6.955136	20.91197	-0.33	0.739	-47.94185	34.03158
G7	-7.793243	26.76269	-0.29	0.771	-60.24715	44.66066
G8	-4.015798	29.21866	-0.14	0.891	-61.28332	53.25172

Figura 46: ATT per gruppi – COMPRMAXBUSINESS

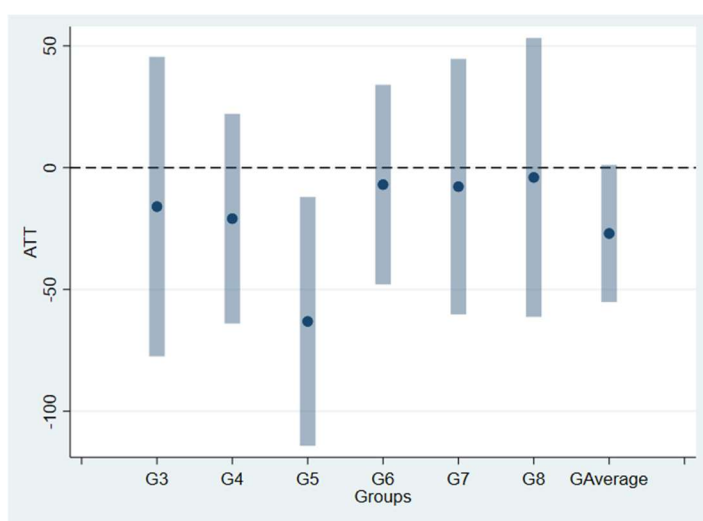


Figura 47: Grafico per gruppi – COMPRMAXBUSINESS

9. CONCLUSIONI

L'analisi svolta è caratterizzata da una grande criticità dovuta al tipo di trattamento: non è possibile indicare un unico periodo di tempo in cui tutti i borghi entrano su Airbnb ma questo avviene in anni diversi e non per tutti i borghi (per i quali non esiste quindi un confronto pre e post).

Il problema è stato superato utilizzando il nuovo modello *csdid* per le analisi di regressione. In questo modo infatti si tiene conto del problema citato, ottenendo così un'analisi più accurata e dei risultati maggiormente affidabili. La precisione del modello consente inoltre di accettare risultati con livelli di significatività inferiori rispetto ad altre analisi statistiche, per tale motivo sono stati presi in considerazione anche risultati con una significatività statistica del 90% (inferiore al tradizionale 95%).

È stato inoltre osservato che i risultati ottenuti inizialmente con le prime analisi descrittive non sono del tutto coincidenti con quelli ottenuti con il nuovo metodo di regressione. È però possibile affermare che questa discrepanza sia dovuta alla difficoltà di effettuare analisi Difference in Difference nel caso in cui il trattamento avvenga in diversi istanti di tempo con i modelli tradizionali. Per tale ragione i risultati ottenuti con il modello *csdid* possono essere considerati i più corretti ed affidabili.

A seguito di tali considerazioni è possibile analizzare i risultati ottenuti per trarre le opportune conclusioni.

Come prima cosa, dalle analisi di correlazione e di regressione è emerso che la scelta delle corrette variabili di controllo è fondamentale ai fini delle analisi. Questo permette anche di individuare alcuni fattori che potrebbero essere considerati più importanti dai turisti per scegliere il luogo del loro soggiorno. In particolare, nel caso in esame, è emerso che le variabili di controllo più adatte per il modello sono il PIL, la popolazione al 1° Gennaio, la distanza dall'aeroporto più vicino e la presenza di fiumi, laghi, aree verdi e di artigianato locale. Si osserva che queste variabili possono essere indice di borghi più grandi e nei quali vi è la possibilità di praticare più attività.

È quindi possibile accettare l'Ipotesi 1, secondo cui non tutte le variabili risultano ugualmente importanti per i turisti e che la scelta di queste non è del tutto casuale.

L'analisi di regressione ha anche permesso di valutare la parallel trend assumption. È quindi possibile accettare l'Ipotesi 2, secondo cui l'ingresso di Airbnb nei borghi è stato casuale, poiché i dati delle variabili dipendenti studiate prima dell'inserimento del borgo sulla piattaforma sono statisticamente non significativi.

Per quanto riguarda gli arrivi non è stato possibile studiare quelli nei borghi a causa della poca disponibilità di dati, ma è stato possibile studiare quelli nella rispettiva circoscrizione turistica, ugualmente significativi ai fini dell'analisi.

Dallo studio svolto è emerso che la presenza del borgo sulla piattaforma ha causato un aumento degli arrivi nella circoscrizione turistica e per questo è possibile accettare l'Ipotesi 3. Questo può essere dovuto al fatto che Airbnb dà maggiore visibilità a questi luoghi che altrimenti in pochi conoscerebbero, ma anche alla facilità e alla sicurezza nella prenotazione di alloggi che la piattaforma garantisce.

Non è invece possibile accettare l'Ipotesi 4 e l'Ipotesi 5, che supponevano un aumento del valore massimo in €/m² degli immobili, intesi sia come abitazioni che come locali adibiti al business.

Dalle analisi emerge infatti che tali valori si riducono dopo l'ingresso di Airbnb, al contrario di quanto si potrebbe immaginare. La riduzione del valore di compravendita degli immobili potrebbe però essere vista come un modo per incentivare gli abitanti dei borghi o investitori ad acquistare abitazioni o locali in questi luoghi per ripopolarli e attirare più turisti.

In conclusione, è possibile affermare che la presenza di Airbnb ha sicuramente un impatto su molti aspetti, nei borghi come è stato nelle città.

Ciò che però emerge è che gli effetti della piattaforma non sono stati gli stessi: se l'aumento di flussi turistici è stato visibile sia nel caso delle realtà urbane che in quelle rurali, opposto è stato l'effetto sui valori immobiliari. Dalla letteratura studiata era infatti emerso come la presenza di una grande città su Airbnb aveva causato una riduzione del numero di case in vendita con conseguente aumento del loro valore e questo ha avuto, in alcuni luoghi, un effetto di gentrificazione (posti in cui prima vivevano persone a più basso reddito sono diventati zone più di lusso), mentre nei borghi si è osservato che i valori immobiliari si sono ridotti.

Questo sottolinea quindi una grande differenza tra le due diverse realtà: se da un lato si tratta di luoghi conosciuti in cui Airbnb è stato sfruttato dai residenti principalmente come fonte di reddito e ha quindi generato anche esternalità negative, dall'altro ci sono località più piccole che hanno bisogno della piattaforma per raggiungere un maggiore numero di viaggiatori e dove questa sta portando grandi vantaggi.

Per tali ragioni è possibile ipotizzare che sempre più borghi entreranno su Airbnb e che, almeno nel breve periodo, gli effetti che essi vedranno saranno positivi.

10.LIMITI DEL MODELLO E SVILUPPI FUTURI

Ad oggi non esistono molti studi riguardo l'impatto che Airbnb ha avuto nelle realtà rurali, mentre la letteratura si è soffermata quasi esclusivamente su ciò che è avvenuto nelle grandi città. Ci si aspetta quindi che il tema riguardante i borghi sarà affrontato maggiormente in futuro per capire quali saranno gli effetti nel lungo termine dell'utilizzo della piattaforma in queste località.

Inoltre, l'utilizzo di Airbnb nei borghi italiani è un fenomeno abbastanza recente; infatti, i primi ingressi sono avvenuti nel 2019. Per tale ragione sarà utile e interessante continuare a studiare il fenomeno nei prossimi anni, per capire se la diffusione della piattaforma avverrà in modo simile a quanto è stato per le grandi città e se ciò porterà alle stesse conseguenze nel tempo.

Continuando a studiare tale fenomeno sarà possibile valutare se la diffusione di Airbnb continuerà a causare un aumento dei flussi turistici nei borghi e sarà possibile valutare anche gli effetti della pandemia mondiale (non studiata in questa analisi a causa dei pochi dati post Covid attualmente a disposizione).

Sarà inoltre possibile studiare l'andamento del valore immobiliare di abitazioni e locali adibiti al business, che ad oggi sembra diminuire dopo l'avvento della piattaforma. Questo permetterà di capire se effettivamente Airbnb ha causato una riduzione del valore massimo in €/m² degli immobili, o se con il tempo, anche grazie all'aumento dei flussi turistici, la domanda di tali spazi aumenterà con conseguente aumento dei prezzi (come è avvenuto nelle città).

In generale, è possibile aspettarsi una grande e rapida diffusione di Airbnb nei borghi con un conseguente aumento degli arrivi negli stessi e nelle rispettive circoscrizioni turistiche che, nel lungo termine, potrebbe causare un'inversione di tendenza nel valore di compravendita delle abitazioni e dei locali adibiti al business.

Al fine di sviluppare analisi di maggior dettaglio e precisione, oltre a studi teorici si potrebbero condurre casi di studio con operatori locali. In questo modo, tramite interviste e questionari, sarà possibile raccogliere informazioni e pareri dai diretti interessati. Questo tipo di analisi permetterà anche di far emergere eventuali differenze tra i borghi, così da capire se ci sono alcuni fattori che influiscono sull'impatto che Airbnb può avere, e di individuare più nel dettaglio le strategie utilizzate dagli abitanti e imprenditori dei borghi per valorizzare questi luoghi.

Il modello analizzato ha quindi permesso di evidenziare importanti risultati che potrebbero risultare utili anche per eventuali studi futuri. Nonostante ciò, è possibile individuare alcuni limiti, che comunque potrebbero essere superati in futuro.

Il primo elemento da considerare è la difficoltà del modello dovuta ad un trattamento che avviene in anni diversi. Questa criticità è stata superata utilizzando il comando *csdid* presente in Stata, che però risulta essere molto recente. Per tale ragione le analisi si sono concentrate soprattutto su una lettura dei grafici che, seppur adatti a rappresentare la situazione in esame, risultano più qualitativi rispetto a dati puntuali. Tale limite potrà comunque essere superato andando a studiare meglio le funzionalità del comando *csdid*.

Un'ulteriore punto di attenzione è relativo alla fonte dei dati. In particolare, l'elenco dei borghi utilizzati deriva da quelli appartenenti all'associazione Borghi più belli d'Italia e quindi è possibile che ne esistano di altri non considerati in questo studio ugualmente importanti ai fini dell'analisi.

Infine, si evidenzia come in questa analisi sia stato studiato l'impatto causale di Airbnb confrontando borghi in cui è presente con altri in cui non lo è e successivamente studiando le variabili pre e post trattamento. Non è stata invece studiata la differenza che esiste tra i borghi dove la presenza di Airbnb è più elevata rispetto a dove lo è meno. Anche questo tema può però essere affrontato in studi e ricerche futuri, così da capire come variano i dati considerati in base alla differente penetrazione di Airbnb.

ALLEGATI

Allegato 1 - Dataset

Di seguito si riporta un elenco delle variabili presenti nel dataset creato con una loro descrizione e la fonte.

Variabile	Descrizione	Fonte
Borgo	Nome del borgo	Borghi più belli d'Italia
Comune	Nome del comune di riferimento	
Nome su Airbnb	Nome del borgo su Airbnb	Airbnb
Frazione	Variabile dummy che ha valore 1 se il borgo è frazione di un altro comune, 0 altrimenti	
Comune Giovane	Variabile dummy che ha valore 1 se il borgo è nato successivamente al 2008, 0 altrimenti	
Codice ISTAT	Codice ISTAT del comune	Istat
Anno	Anno di riferimento	
Regione	Regione in cui si trova il borgo	Istat
Provincia	Provincia in cui si trova il borgo	Istat
Area Geo	Area geografica in cui si trova il borgo: nordovest, nordest, centro, sud, isole	Istat
Superficie (kmq)	Superficie del borgo in kmq	Istat
Zona altimetrica	Zona altimetrica del borgo: montagna interna (1), montagna litoranea (2), collina interna (3), collina litoranea (4), pianura (5)	Istat
Latitudine	Latitudine del borgo	Istat
Longitudine	Longitudine del borgo	Istat
Altezza centro	Altezza del centro del borgo	Istat
Altezza min	Altezza minima del borgo	Istat
Altezza max	Altezza massima del borgo	Istat
Grado di urbanizzazione	Grado di urbanizzazione del borgo: densamente popolato (1), densità intermedia (2), scarsamente popolato / rurale (3)	Istat
Zona sismica	Zona sismica in cui si trova il borgo, in base al rischio di terremoto: rischio elevato (1), rischio medio (2), rischio basso (3), rischio molto basso (4)	Istat
Zona climatica	Zona climatica in cui si trova il borgo, in base ai gradi-giorno: meno di 600 (Zona A), tra 601 e 900 (Zona B), tra 901 e 1400 (Zona C), tra 1401 e 2100 (Zona D), tra 2101 e 3000 (Zona E), superiori a 3001 (Zona F)	Istat
Grado di montanità	Grado di montanità del borgo: non montano, parzialmente montano, totalmente montano	Istat
Popolazione al 1° Gennaio	Popolazione del borgo il 1° Gennaio dell'anno di riferimento	Istat
UNESCO	Variabile che indica se il borgo è patrimonio dell'UNESCO (Yes / No)	Istat

Distanza Aeroporto (km)	Distanza, in km, del borgo dall'Aeroporto più vicino	Google Maps
% Abitazioni servite ADSL	% di case nel borgo servite da ADSL	Agcom
% Abitazioni servite FTTC	% di case nel borgo servite da FTTC	Agcom
% Abitazioni servite FTTH	% di case nel borgo servite da FTTH	Agcom
Numero di istituti museali o similari	Numero di musei o istituti simili nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Numero di visitatori	Numero di visitatori dei musei nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Tot – Attività dei servizi di ristorazione	Totale delle attività dei servizi di ristorazione presenti nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Ristoranti e attività di ristorazione mobile	Numero di ristoranti e attività di ristorazione mobile presenti nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Bar e altri esercizi simili senza cucina	Numero di bar e altri esercizi simili senza cucina presenti nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Numero – Hotel 5 stelle e 5 stelle lusso	Numero di hotel a 5 stelle e 5 stelle lusso presenti nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Letti – Hotel 5 stelle e 5 stelle lusso	Numero di letti negli hotel 5 stelle e 5 stelle lusso presenti nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Numero – Hotel 4 stelle	Numero di hotel a 4 stelle presenti nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Letti – Hotel 4 stelle	Numero di letti negli hotel 4 stelle presenti nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Numero – Hotel 3 stelle	Numero di hotel a 3 stelle presenti nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Letti – Hotel 3 stelle	Numero di letti negli hotel 3 stelle presenti nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Numero – Hotel 2 stelle	Numero di hotel a 2 stelle presenti nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Letti – Hotel 2 stelle	Numero di letti negli hotel 2 stelle presenti nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Numero – Hotel 1 stella	Numero di hotel a 1 stella presenti nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Letti – Hotel 1 stella	Numero di letti negli hotel 1 stella presenti nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Numero – Residenze turistico alberghiere	Numero di residenze turistico alberghiere presenti nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Letti – Residenze turistico alberghiere	Numero di letti nelle residenze turistico alberghiere presenti nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Numero – Totale hotel	Numero totale di hotel presenti nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat

Letti – Totale hotel	Numero totale di letti negli hotel presenti nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Numero – Campeggi e villaggi	Numero di campeggi e villaggi presenti nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Letti – Campeggi e villaggi	Numero di letti nei campeggi e nei villaggi presenti nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Numero – Alloggi in affitto gestiti in forma imprenditoriale	Numero di alloggi in affitto gestiti in forma imprenditoriale presenti nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Letti – Alloggi in affitto gestiti in forma imprenditoriale	Numero di letti negli alloggi in affitto gestiti in forma imprenditoriale presenti nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Numero – Agriturismi	Numero di agriturismi presenti nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Letti – Agriturismi	Numero di letti negli agriturismi presenti nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Numero – Ostelli per la gioventù	Numero di ostelli per la gioventù presenti nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Letti – Ostelli per la gioventù	Numero di letti negli ostelli per la gioventù presenti nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Numero – Case per ferie	Numero di case per ferie presenti nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Letti – Case per ferie	Numero di letti nelle case per ferie presenti nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Numero – Rifugi alpini	Numero di rifugi alpini presenti nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Letti – Rifugi alpini	Numero di letti nei rifugi alpini presenti nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Numero – Altri esercizi ricettivi	Numero di altri tipi di esercizi ricettivi presenti nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Letti – Altri esercizi ricettivi	Numero di letti in altri tipi di esercizi ricettivi presenti nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Numero – Bed & Breakfast	Numero di Bed & Breakfast presenti nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Letti – Bed & Breakfast	Numero di letti nei Bed & Breakfast presenti nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Numero – Totale esercizi extra-alberghieri	Numero totale di esercizi extra-alberghieri presenti nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Letti – Totale esercizi extra-alberghieri	Numero totale di letti negli esercizi extra-alberghieri presenti nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Arrivi borgo	Numero di arrivi turistici nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Circoscrizione turistica	Circoscrizione turistica di cui il borgo fa parte	Istat
Arrivi circoscrizione turistica	Numero di arrivi turistici nella circoscrizione turistica di cui il borgo fa parte, nell'anno di riferimento	Istat

Corso d'acqua	Variabile dummy che ha valore 1 se nel borgo è presente un corso d'acqua, 0 altrimenti	Google Maps
Bacini d'acqua	Variabile dummy che ha valore 1 se nel borgo è presente un bacino d'acqua, 0 altrimenti	Google Maps
Verde	Variabile dummy che ha valore 1 se nel borgo è presente del verde (es. un parco), 0 altrimenti	Google Maps
Artigianato locale	Variabile dummy che ha valore 1 se nel borgo è presente dell'artigianato locale, 0 altrimenti	
Contribuenti reddito da fabbricati	Numero di contribuenti con reddito da fabbricati nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Reddito da fabbricati	Reddito da fabbricati nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Reddito da fabbricati pro-capite (€/contribuente)	Reddito da fabbricati pro-capite nel borgo, nell'anno di riferimento. Dato da: (Reddito da fabbricati) / (Contribuenti reddito da fabbricati)	Rielaborazione dati Istat
Contribuenti reddito imponibile	Numero di contribuenti con reddito imponibile nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Reddito imponibile	Reddito imponibile nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Reddito imponibile pro-capite (€/contribuente)	Reddito imponibile pro-capite nel borgo, nell'anno di riferimento. Dato da: (Reddito imponibile) / (Contribuenti reddito imponibile)	Rielaborazione dati Istat
TIME	Indicatore di tempo che presenta valori da 0 (2008) a 12 (2020)	
KEY	Concatenazione tra borgo e anno (Borgo – Time)	
ACTIVE AIRBNB PROPERTIES	Annunci Airbnb attivi nel borgo, nell'anno di riferimento	AirDNA
NEW AIRBNB PROPERTIES	Nuovi Airbnb nel borgo, nell'anno di riferimento	AirDNA
AIRBNB PROPERTIES EXITS	Airbnb usciti dal borgo, nell'anno di riferimento. Dato da: Active Airbnb Properties (t-1) + New Airbnb Properties (t) – Active Airbnb Properties (t)	AirDNA
ACTIVE AIRBNB HOSTS	Host attivi nel borgo, nell'anno di riferimento	AirDNA
ACTIVE AIRBNB HOSTS [MID]	Host attivi nel borgo, nell'anno di riferimento, che hanno posseduto nell'intero arco temporale tra 3 e 10 annunci in tutta Italia	AirDNA
ACTIVE AIRBNB HOSTS [BIG]	Host attivi nel borgo, nell'anno di riferimento, che hanno posseduto nell'intero	AirDNA

	arco temporale più di 10 annunci in tutta Italia (da 11 in su)	
ACTIVE AIRBNB HOSTS [SMALL]	Host attivi nel borgo, nell'anno di riferimento, che hanno posseduto nell'intero arco temporale al massimo 2 annunci in tutta Italia	AirDNA
KEY OMI	Chiave univoca per il match con variabili immobiliari	AirDNA
COMPR MIN ABITAZIONI	Valore minimo di €/m ² 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 di riferimento	OMI (Osservatorio del Mercato Immobiliare)
COMPR MAX ABITAZIONI	Valore massimo di €/m ² 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 di riferimento	OMI (Osservatorio del Mercato Immobiliare)
LOC MIN ABITAZIONI	Valore minimo 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 di riferimento	OMI (Osservatorio del Mercato Immobiliare)
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 di riferimento	OMI (Osservatorio del Mercato Immobiliare)
COMPR MIN BUSINESS	Valore minimo di €/m ² per compravendita di abitazioni. Business = Magazzini, Negozi, Uffici, Laboratori, Capannoni Industriali, Capannoni Tipici, Uffici Strutturati. Il valore è la media tra 1 semestre e 2 semestre dell'anno di riferimento	OMI (Osservatorio del Mercato Immobiliare)
COMPR MAX BUSINESS	Valore massimo di €/m ² per compravendita di abitazioni. Business = Magazzini, Negozi, Uffici, Laboratori, Capannoni Industriali, Capannoni Tipici, Uffici Strutturati. Il valore è la media tra 1 semestre e 2 semestre dell'anno di riferimento	OMI (Osservatorio del Mercato Immobiliare)
LOC MIN BUSINESS	Valore minimo di €/m ² mese per affitto di abitazioni. Business = Magazzini, Negozi,	OMI (Osservatorio

	Uffici, Laboratori, Capannoni Industriali, Capannoni Tipici, Uffici Strutturati. Il valore è la media tra 1 semestre e 2 semestre dell'anno di riferimento	del Mercato Immobiliare)
LOC MAX BUSINESS	Valore massimo di €/m ² mese per affitto di abitazioni. Business = Magazzini, Negozi, Uffici, Laboratori, Capannoni Industriali, Capannoni Tipici, Uffici Strutturati. Il valore è la media tra 1 semestre e 2 semestre dell'anno di riferimento	OMI (Osservatorio del Mercato Immobiliare)
Terremoto Anno	Variabile dummy che ha valore 1 se nell'anno di riferimento il borgo è stato colpito da un terremoto, 0 altrimenti	
PIL	PIL del borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Indice dei prezzi	Indice dei prezzi nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Tasso di disoccupazione	Tasso di disoccupazione nel borgo, nell'anno di riferimento	Istat
Airbnb	Variabile dummy che ha valore 1 se attualmente il borgo è presente su Airbnb, 0 altrimenti	
Terremoto città	Variabile dummy che ha valore 1 se il borgo è stato colpito da terremoto, 0 altrimenti	
Anno Airbnb	Variabile dummy che ha valore 1 a partire dall'anno in cui il borgo entra su Airbnb, 0 altrimenti	
Ingresso	Variabile che indica quando il borgo entra su Airbnb. Il valore è dato da TIME + 1 (es. 3 se il borgo entra nel 2010, 6 se il borgo è entrato nel 2013). Il valore 0 indica che il borgo attualmente non è presente su Airbnb	

Allegato 2 – Esempi di artigianato locale

Di seguito si riportano alcuni esempi di artigianato locale dei borghi italiani analizzati.

Borgo	Descrizione tipologia
Alberobello	Diversi i lavori dell'artigianato locale: si va dalla lavorazione del ferro ai cesti in legno d'ulivo; dalla lavorazione della pietra all'abilità nell'arte tessile (capi in lino)
Atina	Artigiani del rame - la lavorazione del rame finalizzata a scopi artistici
Castelli	Ceramista e decoratori – artigiani abili nel lavorare la ceramica e decorarla, famosi per i Piatti
Castelsardo	Artigiani cestai – abili nel creare cesti intrecciati e maschere carnevalesche
Cisternino	Artigiani vetrai – creano perle di vetro che vengono lavorate a fiamma libera
Coreglia Antelminelli	Figurinaï – abili artigiani creatori di statuine di gesso
Deruta	Ceramica decorata – molto famosi i vasi di Deruta
Fagagna	Artigiani giocattolai – laboratorio artigianale giocattoli
Gradara	Ceramista – lavorazione artigianale di ceramica e maioliche
Greccio	Artigianato presepiale – costruzione di statue e presepi
Mezzano	Artigianato del legno – artigiani locali lavorano scorte di legna per creare opere d’arte
Montone	Fabbri – lavorazione del ferro battuto
Pacentro	Artigiani della terracotta – abili nel creare statuine in terracotta tipiche per presepi
Pescocostanzo	Orafi – specializzati in filigrana, lavorazione dell’oro e dell’argento ottenuto mediante l’intreccio e la saldatura (in punti di contatto) di sottili filamenti di metallo
Pretoro	Fusari – fusi per filare la lana
Sabbioneta	Ceramisti – artigiani specializzati in ceramica graffita, la caratteristica sta nella lavorazione a “crudo” dell’argilla
Scanno	Orafi – lavorazione oro, usato anche per alcune decorazioni cittadine

Suvereto	Artigiani sughero – tappi sughero, derivanti dalle foreste limitrofe. Il nome Suvereto deriva proprio da sughero
Triora	Bambole fattucchiere – streghe di Triora, bambole che rappresentano delle streghe in onore della tradizione popolare sulla stregoneria
Troina	Lavorazione del ferro e della pietra
Tropea	Manufatti in terracotta e canestri, cesti e gerle in vimini
Vitorchiano	Stamperia cattolica

INDICE DELLE FIGURE

Figura 1: Correlazione - Arrivi circoscrizione turistica	45
Figura 2: Correlazione - Arrivi borgo.....	46
Figura 3: Correlazione – COMPRMAXABITAZIONI.....	47
Figura 4: Correlazione – COMPRMAXBUSINESS	47
Figura 5: Istogramma - Arrivi circoscrizione turistica	48
Figura 6: Grafico normalità - Arrivi circoscrizione turistica	48
Figura 7: Istogramma - Arrivi borgo	49
Figura 8: Grafico normalità - Arrivi borgo.....	49
Figura 9: Istogramma – COMPRMAXABITAZIONI.....	50
Figura 10: Grafico normalità – COMPRMAXABITAZIONI.....	50
Figura 11: Istogramma – COMPRMAXBUSINESS	51
Figura 12: Grafico normalità – COMPRMAXBUSINESS	51
Figura 13: robvar - Arrivi circoscrizione turistica TREATED	52
Figura 14: robvar - Arrivi borgo TREATED.....	52
Figura 15: robvar - COMPRMAXABITAZIONI TREATED.....	53
Figura 16: robvar - COMPRMAXBUSINESS TRATED.....	54
Figura 17: robvar - Arrivi circoscrizione turistica POST.....	54
Figura 18: robvar - Arrivi borgo POST	55
Figura 19: robvar - COMPRMAXABITAZIONI POST	55
Figura 20: robvar - COMPRMAXBUSINESS POST.....	56
Figura 21: ttest - Arrivi circoscrizione turistica TREATED.....	57
Figura 22: ttest - Arrivi borgo TREATED.....	57
Figura 23: ttest - COMPRMAXABITAZIONI TREATED.....	58
Figura 24: ttest - COMPRMAXBUSINESS TREATED	59
Figura 25: ttest - Arrivi circoscrizione turistica POST	60
Figura 26: ttets - Arrivi borgo POST.....	60
Figura 27: ttest - COMPRMAXABITAZIONI POST	61
Figura 28: ttest - COMPRMAXBUSINESS POST.....	62
Figura 29: Valori medi a seconda delle combinazioni Airbnb e AnnoAirbnb - Arrivi circoscrizione turistica	63
Figura 30: Valori medi a seconda delle combinazioni Airbnb e AnnoAirbnb - Arrivi borgo	64

Figura 31: Valori medi a seconda delle combinazioni Airbnb e AnnoAirbnb – COMPRMAXABITAZIONI.....	65
Figura 32: Valori medi a seconda delle combinazioni Airbnb e AnnoAirbnb - COMPRMAXBUSINESS.....	66
Figura 33: ATT - Arrivi circoscrizione turistica	67
Figura 34: ATT per periodi - Arrivi circoscrizione turistica.....	68
Figura 35: Grafico per periodi - Arrivi circoscrizione turistica	68
Figura 36: ATT per gruppi - Arrivi circoscrizione turistica	69
Figura 37: Grafico per gruppi - Arrivi circoscrizione turistica.....	69
Figura 38: ATT - COMPRMAXABITAZIONI.....	70
Figura 39: ATT per periodi - COMPRMAXABITAZIONI.....	71
Figura 40: Grafico per periodi - COMPRMAXABITAZIONI	71
Figura 41: ATT per gruppi - COMPRMAXABITAZIONI.....	72
Figura 42: Grafico per gruppi – COMPRMAXABITAZIONI	72
Figura 43: ATT – COMPRMAXBUSINESS.....	73
Figura 44: ATT per periodi – COMPRMAXBUSINESS.....	74
Figura 45: Grafico per periodi – COMPRMAXBUSINESS.....	74
Figura 46: ATT per gruppi – COMPRMAXBUSINESS.....	75
Figura 47: Grafico per gruppi – COMPRMAXBUSINESS.....	75

BIBLIOGRAFIA

- T. Puschmann, R. Alt, *Sharing Economy*, Bus Inf Syst Eng 58(1): 93-99 (2016)
- K. Barron, E. Kung, D. Proserpio, *The Effect of Home-Sharing on House Prices and Rents: Evidence from Airbnb*, 2021
- I. Pais, G. Provasi, *Sharing Economy: a Step towards the Re-Embeddedness of the Economy?*, Stato e Mercato / n. 105, Dicembre 2015
- R. Teigland, A. Falländer, C. Ingram Bogusz, *The Sharing Economy: Embracing Change with Caution*, Entreprenörskapsforum, 2015
- G. Zervas, D. Proserpio, J. W. Byers, *The Rise of the Sharing Economy: Estimating the Impact of Airbnb on the Hotel Industry*, Boston University School of Management Research Paper Series No. 2013-16, 12 Febbraio 2014
- D. Wachsmuth, A. Weisler, *Airbnb and the rent gap: Gentrification through the sharing economy*, Environment and Planning A: Economy and Space 50(6), 2018
- D. Guttentag, *Airbnb: disruptive innovation and the rise of an informal tourism accommodation sector*, Current Issues in Tourism, 18:12, 1192-1217, DOI: 10.1080/13683500.2013.827159, 2015
- S. Fissi, E. Gori, A. Romolini, *Il connubio tra impresa e territorio. Il caso dell'albergo diffuso il "Borgo di Sempronio"*, Impresa Progetto – Electronic Journal of Management, n. 1, 2014
- P. Paniccia, *Nuovi fermenti di sviluppo sostenibile nel turismo: l'esempio dell'"albergo diffuso". Tra borghi storici, residenze d'epoca e antichi casali rurali*, Impresa Progetto – Electronic Journal of Management, n. 1, 2012
- T. Villani, G. Dall'Ara, *L'Albergo Diffuso come modello di ospitalità originale e di sviluppo sostenibile nei borghi*, 2015
- Istat, *I modelli difference-in-difference per la valutazione degli effetti della contribuzione sulla domanda di lavoro delle imprese*, Rapporto annuale 2016
- J. Gao, B. Wu, *Revitalizing traditional villages through rural tourism: A case study of Yuanjia Village, Shaanxi Province, China*, Tourism Management 63 (2017) 223-233, Giugno 2017

SITOGRAFIA

L. Maci, *Sharing economy, cosa è (e perché è difficile dire cosa è)*, 21 Gennaio 2021, Economyup.it, <https://www.economyup.it/innovazione/sharing-economy-cosa-e-e-perche-e-difficile-dire-cosa-e/>

Airbnb: cos'è e come funziona, Thebestrent.it, <https://thebestrent.it/gestione-affitti-brevi/airbnb-cosa-e-come-funziona/>

1, 2, 3... si parte!, Come funziona Airbnb, <https://www.airbnb.it/d/howairbnbworks>

Come iniziare a ospitare, Come iniziare a fare l'host – Airbnb, <https://www.airbnb.it/d/setup>

G. Colombo, *La storia di Airbnb insegna a “sbagliare in maniera pianificata”*, Lenovys.com, <https://www.lenovys.com/blog/storia-airbnb-sbagliare-maniera-pianificata/>

La storia di Airbnb, Marketingstudio.it, <https://www.marketingstudio.it/la-storia-di-airbnb/>

B. Arese Lucini, *Dietro la storia di successo di Airbnb l'idea di due studenti che dovevano pagare un affitto troppo alto. E delle scatole di cereali molto particolari*, 10 Dicembre 2020, Repubblica.it, https://www.repubblica.it/economia/2020/12/10/news/dietro_la_storia_di_successo_di_airbnb_l_idea_di_due_studenti_che_dovevano_pagare_un_affitto_troppo_alto_e_delle_scatole_di-277822626/

Chi siamo, Chi siamo – Airbnb Newsroom, <https://news.airbnb.com/it/about-us/>

S. Cosimi, *Perché i turisti scelgono Airbnb (ok, anche per risparmiare 59% a notte). Una ricerca*, 4 Luglio 2016, Startupitalia.eu, <https://startupitalia.eu/59958-20160704-airbnb-risparmio>

F. Chiappini, *Il diritto alla casa: the Airbnb effect*, 4 Gennaio 2021, Eunews.it, <https://www.eunews.it/2021/01/04/diritto-alla-casa-the-airbnb-effect/139972>

R. Zanini, *Mi ospiti nel tuo appartamento? AirBnB sulla città turistica*, 29 Marzo 2018, Econopoly.ilsole24ore.com, <https://www.econopoly.ilsole24ore.com/2018/03/29/airbnb-effetti-citta-turistica/>

E. Tasca, *Ecco come Airbnb sta cambiando le nostre città*, 15 Luglio 2019, Sentichiparla.it, <https://sentichiparla.it/cultura/ecco-come-airbnb-sta-cambiando-le-nostre-citta/>

B. Pagliaro, *Come Airbnb punta a essere tra dieci anni? Dieci volte più grande (e con un miliardo di ospiti)*, 19 Marzo 2018, Lastampa.it, <https://www.lastampa.it/economia/2018/03/19/news/come-airbnb-punta-a-essere-tra-dieci-anni-dieci-volte-piu-grande-e-con-un-miliardo-di-ospiti-1.33994072>

Bórgo, Treccani.it, <https://www.treccani.it/vocabolario/borgo/>

BORGIO, Treccani.it, https://www.treccani.it/enciclopedia/borgio_%28Enciclopedia-Italiana%29/

A. Innocenti, *Che cos'è un borgo?*, 6 Agosto 2018, Itinerariapicta.it, <https://www.itinerariapicta.it/cosa-e-un-borgo/>

Borgo, Treccani.it, <https://www.treccani.it/enciclopedia/borgo>

C. Arduini, *Il 2017 è l'Anno dei borghi*, 17 Febbraio 2017, Touringclub.it, <https://www.touringclub.it/notizie-di-viaggio/il-2017-e-lanno-dei-borghi>

Il viaggio italiano fatto di Borghi, Paesaggi e Cammini, 6 Dicembre 2019, Borghiautenticiditalia.it, <https://www.borghiautenticiditalia.it/il-viaggio-italiano-fatto-di-borghi-paesaggi-e-cammini>

Viaggio Italiano, Viaggio-italiano.it, <https://www.viaggio-italiano.it/it/viaggio-italiano>

A. Teruel, *Airbnb lancia il progetto "Borghi Italiani"*, 29 Ottobre 2017, Tgtourism.tv, <https://www.tgtourism.tv/2017/10/airbnb-borghi-italiani-48630/>

R. Covello, *Airbnb e l'alleanza strategica con i borghi d'Italia*, Progettoartes.it, <https://www.progettoartes.it/airbnb-e-alleanza-con-i-borghi-ditalia/#:~:text=Tre%20borghi%2C%20Lavenone%20in%20Lombardia,'Artista%2C%20avviato%20nel%202017.>

G. Caretto, *La rivincita dei Borghi italiani, grazie ad Airbnb*, 10 Ottobre 2017, Startmag.it, <https://www.startmag.it/lifestyle/la-rivincita-dei-borghi-italiani-grazie-ad-airbnb/>

Riscoprire i Borghi italiani con Airbnb, 30 Ottobre 2018, News.Airbnb.com,
<https://news.airbnb.com/it/riscoprire-i-borghi-italiani-con-airbnb/>

Estate 2021, per Airbnb è rurale, più lunga e in famiglia, 24 Maggio 2021, Ansa.it,
https://www.ansa.it/canale_viaggiart/it/notizie/bellezza/2021/05/24/estate-2021-per-airbnb-e-rurale-piu-lunga-e-in-famiglia_aef88153-5a7c-4c81-bc9d-3214bf3b948c.html

CSDID Version 1.6, Friosavila.github.io,
https://friosavila.github.io/playingwithstata/main_csdid.html