



**Politecnico
di Torino**

Politecnico di Torino

Collegio di Ingegneria Gestionale
Corso di Laurea in Ingegneria Gestionale – Percorso Produzione
A.a. 2022/2023
Sessione di Laurea Luglio 2023
Tesi di Laurea Magistrale

L'effetto di Airbnb sulla visibilità online: un'analisi longitudinale applicata ai Borghi Italiani

Relatori:
Prof.ssa Elisabetta Raguseo

Candidato:
Francesco Coppola

Correlatore:
Dott. Francesco Luigi Milone

Matricola:
288460

Abstract

La sharing economy ha rivoluzionato il modo in cui le persone condividono beni e servizi, ridefinendo il modello tradizionale di consumo e produzione. Attraverso l'evoluzione delle piattaforme digitali, che fungono da facilitatori dell'interazione fra le persone e i beni in un unico ecosistema digitale, il fenomeno della condivisione collaborativa consente alle persone di condividere beni o servizi sottoutilizzati in cambio di un ritorno economico o gratuitamente.

Un settore fortemente colpito dal fenomeno della sharing economy è il settore del turismo ed Airbnb si è affermato come uno dei principali attori in questo contesto, offrendo una piattaforma online nella quale si incontrano chi vuole affittare gli alloggi, gli host, e chi cerca un affitto a breve termine, gli ospiti.

Molti studi si sono soffermati sugli impatti che l'entrata di Airbnb ha avuto nelle economie locali di una regione e nelle grandi metropoli del mondo come Barcellona o Berlino; tuttavia, gli effetti che può avere su piccoli centri e zone più rurali non sono ancora stati approfonditi.

Questo studio esamina l'impatto dell'entrata di Airbnb sulla visibilità online dei borghi italiani. Airbnb può offrire una vetrina per attirare nuovi turisti e per promuovere queste comunità che spesso affrontano sfide di spopolamento e mancanza di attrattività turistica. La visibilità online di un borgo, quindi, si può tradurre in nuove opportunità economiche per i residenti e di promozione del territorio.

Attraverso lo studio di un set di dati panel riguardanti 269 borghi italiani, con periodo di osservazione dal 2009 al 2019, si vuole dimostrare: 1) se Airbnb ha avuto un impatto positivo sulla visibilità online dei borghi; 2) se questo effetto positivo è maggiore per i Borghi italiani più accessibili e urbanizzati. Questa ricerca fornisce una serie di evidenze attraverso due strumenti statistici: la statistica descrittiva e quella econometrica. Attraverso la metodologia Difference in Differences (DID) e posizionandosi in un'ottica panel event study con una stima della retta di regressione ad effetti fissi, si sono trovati dei risultati che forniscono una panoramica approfondita dell'impatto di Airbnb sulla visibilità dei borghi italiani, individuando zone geografiche più influenzate di altre e nuovi driver di ricerca.

I risultati dello studio possono essere utilizzati per aiutare i policy-maker ad effettuare ulteriori valutazioni sull'attribuzione di fondi strategici al fine di promuovere e valorizzare economicamente i borghi italiani.

Indice

1. INTRODUZIONE	7
1.1 SHARING ECONOMY E PIATTAFORME DIGITALI	9
1.1.1 Il Caso Uber	10
1.1.2 Pro e contro del fenomeno dell'economia collaborativa	11
1.2 AIRBNB E GLI AFFITTI A BREVE TERMINE	13
1.2.1 Airbnb e la sua innovazione dirompente	14
1.2.2 I pro e i contro di Airbnb	15
1.3 IL TURISMO STAGIONALE E LE SUE IMPLICAZIONI	16
1.3.1 Il turismo sostenibile	17
1.3.2 Il concetto di visibilità online	17
1.4 IL BORGO ITALIANO: STORIA, ARTE, CULTURA, AMBIENTE E TRADIZIONI IN UN PICCOLO CENTRO	18
1.4.1 Le iniziative per valorizzare i borghi	19
2. BACKGROUND TEORICO	21
2.1 L'IMPATTO DI AIRBNB SULL'ECONOMIA LOCALE	22
2.2 GLI EFFETTI DI AIRBNB SU UNA CITTÀ	24
2.2.1 Il caso studio: Berlino	25
2.2.2 Il caso studio: Barcellona	27
2.2.3 Il caso studio: Santa Cruz de Tenerife	30
3. STUDIO DI RICERCA	32
3.1 IPOTESI DI RICERCA	32
3.2 RACCOLTA DATI	33
3.2.1 Data screening	34
3.3 METODOLOGIA DI RICERCA	34
3.3.1 Analisi esplorativa dei dati	34
3.3.2 Analisi di inferenza statistica	37
3.3.2 Strumenti adoperati per l'analisi	39
4. ANALISI DEI DATI	40
4.1 ANALISI DESCRITTIVA	40
4.1.1 Descrittiva 1: effetto dell'entrata di Airbnb sull'online visibility	42

4.1.2 Descrittiva 2: effetto dell'entrata di Airbnb sull'online visibility a seconda dell'area geografica.....	44
4.1.2.1 Descrittiva 2: Coorte 2012	44
4.1.2.2 Descrittiva 2: Coorte 2013	46
4.1.2.3 Descrittiva 2: Coorte 2014	47
4.1.3 Descrittiva 3: effetto dell'entrata di Airbnb sull'online visibility a seconda dell'area geografica e della distanza del borgo dall'aeroporto.....	48
4.1.3.1 Descrittiva 3: Coorte 2012	48
4.1.3.2 Descrittiva 3: Coorte 2013	50
4.1.3.3 Descrittiva 3: Coorte 2014	52
4.1.4 Descrittiva 4: effetto dell'entrata di Airbnb sull'online visibility a seconda dell'area geografica e del grado di urbanizzazione	53
4.1.4.1 Descrittiva 4: coorte 2012	54
4.1.4.2 Descrittiva 4: coorte 2013	56
4.1.4.3 Descrittiva 4: coorte 2014	57
4.2 ANALISI DI REGRESSIONE	58
5. RISULTATI.....	63
6. CONCLUSIONI	82
7. LIMITI E SVILUPPI FUTURI	84
APPENDICE.....	86
INDICE DELLE FIGURE	93
INDICE DELLE TABELLE	95
BIBLIOGRAFIA E SITOGRAFIA	96

1. Introduzione

Il turismo è oggi una delle industrie in maggior crescita e che, contestualmente, sta subendo un cambiamento economico, tecnologico, ma anche soprattutto culturale. Si è passati, soprattutto negli ultimi anni grazie all'evoluzione tecnologica, da un modello di turismo tradizionale, nel quale il consumatore comprava prodotti e servizi, ad uno di sharing economy, dove chi crea l'offerta condivide temporaneamente le sue risorse con un cliente che otterrà quel bene o servizio gratuitamente o non. Questo processo è stato facilitato grazie allo sviluppo delle piattaforme digitali che mettono insieme domanda e offerta.

Lo studio vuole approfondire le implicazioni dell'entrata dell'azienda Airbnb nel settore del turismo dal punto di vista della visibilità online riferita ai borghi italiani. Infatti, l'analisi della visibilità online di un borgo può tradursi in nuove opportunità economiche per quei territori italiani che, tradizionalmente, non fanno parte dei classici flussi turistici. Inoltre, la ricerca sulla visibilità online può indirizzare politiche volte a favorire un modello di turismo più sostenibile.

Il seguente lavoro è suddiviso in sette capitoli, dalle fasi introduttive per contestualizzare la ricerca, fino alle fasi di analisi dei dati e le relative conclusioni.

Il primo capitolo, ovvero l'introduzione, ha come obiettivo quello di fornire le informazioni necessarie per la comprensione dello studio. Fornisce una visione generale del modello di sharing economy e delle piattaforme digitali, andando poi a illustrare la piattaforma Airbnb. Inoltre, introduce il concetto di turismo sostenibile e chiarisce l'oggetto dello studio, ovvero i borghi e la visibilità online.

Il secondo capitolo si concentra sullo stato dell'arte riguardante questa tipologia di studio. Gli studi analizzati riguardano l'effetto di Airbnb sull'economia locale di un territorio e poi, restringendo il perimetro, le conseguenze dell'entrata della piattaforma in alcune città europee.

Con il terzo capitolo si approfondiscono le tecniche e le metodologie utilizzate per effettuare le analisi oggetto di questo studio.

Il quarto capitolo rappresenta la vera e propria analisi effettuata a seguito delle ipotesi e delle metodologie discusse nel capitolo tre. Si spiegano le varie statistiche descrittive analizzate e le analisi econometriche effettuate, approfondendo anche gli step eseguiti per ottenere i risultati.

Il quinto capitolo consiste nell'analisi dei risultati. A seguito degli esiti quantitativi del capitolo quattro, si discutono i risultati e si verifica se le ipotesi sono state confermate o meno.

Il sesto e il settimo capitolo riguardano le conclusioni che si possono trarre dallo studio e i limiti e gli eventuali sviluppi futuri che può avere questa ricerca nel campo di studio in cui si posiziona.

1.1 Sharing Economy E Piattaforme Digitali

Esistono molti dibattiti sulla definizione del concetto di “sharing economy” o “economia collaborativa”. Molti ricercatori hanno accettato la definizione fornita da Rachel Botsman (2015), nella quale la si descrive come un sistema economico basato sulla condivisione di beni o servizi sottoutilizzati, gratuitamente o a pagamento, direttamente dai singoli.

Esistono cinque criteri cardine che identificano tale fenomeno:

1. Capacità inutilizzata: asset non utilizzati su cui basare le pratiche di condivisione;
2. Credenza nei “beni comuni”: paradigma sociale per cui i beni comuni servono per creare interessi comuni e organizzare comunità di interessi condivisi;
3. Trasparenza: l’azienda deve avere una chiara missione orientata ai valori e deve essere costruita su principi significativi come la trasparenza, l’umanità e l’autenticità;
4. I fornitori (lato offerta) devono essere rispettati, valorizzati e responsabilizzati;
5. I clienti (lato domanda) devono beneficiare della capacità di ottenere beni o servizi in maniera efficiente, pagando per l’accesso e non per la proprietà¹.

Grazie alle nuove tecnologie e all’avvento di internet, il modello di sharing economy è diventato un fenomeno globale, soprattutto con la creazione delle cosiddette “piattaforme digitali”. Esse si sono sviluppate notevolmente nel campo dei motori di ricerca (Google, Yahoo ecc.), nei sistemi operativi (Windows, Android ecc.), nonché in settori come gli affitti a breve termine (Airbnb) e in molti altri. Una piattaforma digitale può essere definita come una struttura ibrida (organizzazione, sistema e tecnologia) che si focalizza sulla creazione di valore facilitando l’interazione diretta e lo scambio tra due o più gruppi di utenti esterni all’interno di un unico ecosistema digitale²(Osipov et al., 2018). Le piattaforme digitali hanno contribuito alla diffusione delle economie collaborative poiché hanno

¹ Botsman, R., “Defining The Sharing Economy: What Is Collaborative Consumption And What Isn’t?”, Fastcompany.com (2015)

² Osipov, Y.M., Yudina, T.N. & Geliskhanov, I.Z., “Digital platform as an institution of the era of technological breakthrough”, Journal Economic strategies (2018)

rivoluzionato il modo in cui il valore economico è creato e distribuito ³(Kiesling, 2020) e hanno favorito la trasformazione delle sharing economy in transazioni a scopo di lucro ⁴(Gössling e Michael Hall, 2019).

1.1.1 Il Caso Uber

Uno dei maggiori rappresentanti della sharing economy è sicuramente l'azienda statunitense Uber. Essa viene fondata nel 2009 da Garrett Camp e Travis Kalanick a San Francisco con l'idea originaria di fungere da ponte fra spazio fisico e digitale al fine di rendere più facile l'accesso al movimento libero⁵. Infatti, Uber gestisce una piattaforma digitale che, facendo leva sulla loro tecnologia e la rete internet, mette in collegamento persone o aziende che hanno bisogno di servizi di mobilità e di trasporto merci con persone o aziende che li forniscono. Fondamentalmente, Uber è un intermediario che utilizza la tecnologia per far incontrare domanda e offerta.

Oggi Uber è una delle aziende più seguite al mondo, opera in più di 900 città e nel 2021 ha conseguito un EBITDA (Earnings Before Interest Taxes Depreciation and Amortisation) pari a 86 milioni di dollari ⁶ senza possedere una singola macchina.

Il modello di business di Uber può essere rappresentato come una convergenza di due idee. La prima è affine al concetto di sharing economy, ovvero quella di vendere capacità inutilizzata o sottoutilizzata. Infatti, il servizio di ride sharing di Uber (così chiamato poiché molte delle auto che guidano gli autisti sono veicoli personali e non dedicati), permette di trasformare un veicolo che viene utilizzato poco o nulla in una risorsa che ha la stessa domanda di un taxi. La seconda idea consiste nel trasferire il meccanismo di mercato tradizionale a un sistema di aste online in tempo reale. Combinando queste due idee, Uber crea un valore che viene percepito come nuovo dai clienti⁷.

³ Kiesling, L., "Plug-and-Play, Mix-and-Match: A Capital Systems Theory of Digital Technology Platforms", *The Review of Austrian Economics* (2020)

⁴ Gössling, S., and C. Michael Hall, "Sharing Versus Collaborative Economy: How to Align ICT Developments and the SDGs in Tourism?", *Journal of Sustainable Tourism* (2019)

⁵ "About us", uber.com (2023)

⁶ "Uber Announces Results for Fourth Quarter and Full Year 2021", investor.uber.com (2022)

⁷ Schneider, H., "Creative destruction and the sharing economy: Uber as disruptive innovation", Edward Elgar Publishing (2017)

La rapida crescita di un servizio di ride sharing come quello di Uber ha messo notevolmente in difficoltà il settore dei taxi, storicamente molto regolamentato. La reazione degli operatori storici è stata di fare pressioni sulle autorità di regolamentazione affinché si potesse rallentare questa crescita. Inoltre, uno studio condotto sulle città di New York e Chicago a seguito dell'entrata sul mercato di Uber, ha constatato che i taxi hanno risposto alla concorrenza cercando di migliorare la loro qualità nel servizio: i benefici della sharing economy possono quindi giovare sia a coloro che utilizzano il nuovo servizio, sia a chi rimane fedele all'operatore storico⁸.

Uber è considerata una delle aziende rappresentative del fenomeno dell'economia collaborativa in quanto, attraverso il suo business model, riesce a configurarsi come un intermediario della capacità inutilizzata e offre questo servizio di mediazione a costi inferiori, dal momento che un cliente riesce più facilmente a ricercare un mezzo di trasporto, ad ottenere diversi livelli di servizi, a sapere e pagare prima una corsa e a fornire e visualizzare feedback sull'autista che stimolano la fiducia e la fedeltà verso la piattaforma.

1.1.2 Pro e contro del fenomeno dell'economia collaborativa

Il modello di sharing economy è un fenomeno relativamente nuovo che ha cambiato notevolmente i settori in cui si è sviluppata. Infatti, ha completamente cambiato la struttura del mercato dei servizi, soprattutto nell'industria del turismo (ad esempio l'ospitalità e il servizio di trasporto urbano). Questo fenomeno è considerato spesso come tipico delle grandi città; tuttavia, uno studio condotto da Pawlicz e Kubicki dimostra che nelle aree non urbane la sharing economy è ancora in uno stadio iniziale⁹.

All'interno del dibattito accademico, esistono molte posizioni sia a favore che contro il modello di sharing economy.

⁸ Wallsten, S., "The competitive effects of the sharing economy how is Uber changing taxis", Technology Policy Institute, 22 (2015)

⁹ Pawlicz, A., & Kubicki, R., "Sharing economy development paths in non-urban areas. The case of hospitality product in Polish national parks", *Ekonomia i Srodowisko-Economics and Environment*, 63 (2017)

I vantaggi di questo modello derivano da fattori di natura economica, ambientale e sociale¹⁰. La motivazione economica si basa sul fatto che un bene durevole non sarà mai utilizzato costantemente dal proprietario e ciò genera una capacità in eccesso che potrebbe essere affittata da coloro che vorrebbero usufruire del bene ma non a tal punto da acquistarlo. Ciò comporta un costo minore per chi paga l'accesso al bene o servizio e un ricavo aggiuntivo per chi lo mette a disposizione. La piattaforma digitale, agendo da intermediario e collettore di informazioni, permette di ridurre i costi di transazione e le tariffe che richiede sono generalmente più basse rispetto a quelle delle imprese storiche. Dal punto di vista ambientale, molti servizi di sharing economy puntano sul fatto che una migliore gestione dei beni e servizi permette di essere meno dispendiosi in termini di risorse, dato che riduce la domanda di nuovi beni o strutture. Infine, un'altra ragione per cui si preferisce usufruire di un bene o servizio in condivisione è per il desiderio di incrementare le connessioni sociali, dato che spesso bisogna instaurare un rapporto di collaborazione con chi mette a disposizione il bene o il servizio.

Dall'altro lato, esistono vari svantaggi che limitano l'economia collaborativa. Gli operatori storici la vedono come una minaccia al loro attuale modello di business e cercano di fare pressioni sui governi per regolamentarla e limitarla. L'accusa principale delle aziende tradizionali è di competizione non equa a causa della riluttanza da parte delle piattaforme di sharing economy a collaborare con le amministrazioni comunali per la raccolta delle imposte. Le aziende storiche, a causa di questa competizione impari, potrebbero vedere il loro business crollare ed essere costrette a ridurre la loro domanda di lavoro e quindi la quantità di beni e servizi offerti. Tuttavia, sulla questione della regolamentazione delle piattaforme, ci sono diversi dibattiti: in accordo con Ramirez, Ohlhausen, & McSweeney (2016), le misure di regolamentazione possono essere necessarie per proteggere i consumatori, promuovere la sicurezza pubblica e raggiungere altri obiettivi governativi legittimi; d'altro canto però possono frenare gli incentivi all'innovazione, aumentando i costi e diminuendo i potenziali profitti, impedendo così l'ingresso di nuovi operatori e privando i consumatori dei benefici generati dai

¹⁰ Schor, J., "Debating the sharing economy, *Journal of self-governance and management economics*", 4 (2016)

nuovi prodotti e servizi¹¹. Inoltre, i siti di sharing economy possono riprodurre schemi sociali razzisti: uno studio su Airbnb dimostra che un host nero risulta penalizzato nel condurre affari, dal momento che guadagna circa il 12% in meno rispetto ad un host non nero che possiede un appartamento con valutazioni e foto simili¹².

1.2 Airbnb e gli affitti a breve termine

Uno dei più famosi esempi di sharing economy è la società Airbnb. L'idea nasce nel 2007 quando Joe Gebbia e Brian Chesky decidono di accogliere nella loro casa di San Francisco tre ospiti. Nel 2008, coinvolgendo anche Nathan Blecharczyk, fondano la nuova impresa che inizialmente viene chiamata AirBed & Breakfast, che verrà successivamente accorciata in Airbnb. La crescita della nuova azienda è notevole e ad oggi si contano oltre quattro milioni di host, più di sei milioni di annunci attivi e circa centomila città e paesi in cui la compagnia opera¹³.

Airbnb utilizza un modello di piattaforma a più parti (“multi-sided platform”) in cui la piattaforma sta al centro e mette in contatto due lati: gli ospiti che hanno bisogno di un posto dove alloggiare e gli host che possiedono uno spazio sottoutilizzato disponibile e sono disposti ad affittarlo per brevi periodi di tempo. Quindi, l'azienda gestisce la piattaforma e fa da facilitatore della transazione. Tuttavia, Airbnb non si è fermata soltanto all'offerta di semplici alloggi, ma si è evoluta cercando di offrire altri servizi, come “Esperienze Airbnb”, ovvero attività online o in presenza degli host che vogliono condividere una loro passione, oppure le “Avventure Airbnb”, nelle quali vengono pianificate escursioni da guide locali, o ancora “Airbnb on work”, un programma dedicato ai professionisti per trovare alloggi adatti al lavoro e per partecipare ad esperienze di team building¹⁴.

L'azienda crede molto nel senso di community e punta molto sulla sicurezza sia degli host che degli ospiti. Airbnb, infatti, offre il servizio “AirCover”, tramite il quale viene garantita la sicurezza sull'identità dell'ospite e un'assicurazione di

¹¹ Ramirez, E., Ohlhausen, M. K., McSweeney, T. P., “The Sharing Economy Issues Facing Platforms, Participants & Regulators”, Federal Trade Commission Staff Report (2016)

¹² Benjamin, H., and Michael, L., “Digital Discrimination: The Case of Airbnb,” Harvard Business School Working Papers (2014)

¹³ “About us”, Airbnb.com (2023)

¹⁴ “Informazioni su Airbnb: cos'è e come funziona”, airbnb.it (2023)

responsabilità civile per gli host e per le esperienze fino a un milione di dollari; mentre per gli ospiti prevede una protezione in caso di cancellazione da parte degli host, inesattezze dell'annuncio e problemi generali. Per entrambi è sempre prevista un'assistenza online attiva tutto il giorno. A tutto ciò, si aggiunge anche la piattaforma "Airbnb Payments" che permette di effettuare transazioni in maniera sicura e corretta.

1.2.1 Airbnb e la sua innovazione dirompente

Airbnb può essere considerata un'innovazione dirompente (in inglese "disruptive innovation") per via del suo innovativo modello di business che ha fatto cambiare le posizioni degli operatori storici nel mercato del turismo.

Secondo il fondatore della teoria della disruption, Clayton Christensen, l'innovazione dirompente è un processo in cui un prodotto o un servizio di un'azienda più piccola e con limitate risorse è in grado di fronteggiare con successo aziende già affermate. L'innovazione disruptive porta ad un cambiamento nelle posizioni dei concorrenti e nelle quote di mercato. Gli operatori storici, infatti, cercando di migliorare sempre più il proprio prodotto, tendono a trascurare alcuni segmenti di mercato che invece vengono sfruttati dai nuovi entranti. Questi ultimi offriranno un prodotto più adatto alle esigenze del segmento trascurato solitamente ad un prezzo inferiore, mentre gli operatori storici tenderanno a non reagire con forza. I nuovi operatori, quindi, prenderanno sempre più quota, offrendo anche le funzionalità richieste dai clienti tradizionali pur mantenendo i fattori iniziali che hanno contraddistinto la loro entrata nel mercato. Una volta che i clienti tradizionali di quel settore adottano l'offerta dei nuovi entranti, allora si verifica la rottura tipica di una innovazione disruptive¹⁵.

Il settore tradizionale degli alloggi turistici consisteva nell'affitto di stanze o case da parte di aziende focalizzate su quel business, come gli hotel; invece, Airbnb ha rivoluzionato questo modello permettendo di affittare stanze o case ai turisti da una persona comune all'altra (il cosiddetto alloggio "peer to peer"). Quindi, gli host hanno accesso gratuitamente ad un servizio che permette loro di entrare nel settore

¹⁵ Christensen, C., Raynor, M. E., & McDonald, R., "Disruptive innovation", Harvard Business Review (2013)

degli alloggi per turisti e sfidare potenzialmente le imprese tradizionali per ottenere clienti.

In accordo con la teoria di Christensen, l'offerta di Airbnb è stata trascurata dalle imprese storiche a causa del segmento di mercato a cui si rivolgeva, ovvero una clientela che desiderava stanze a basso costo. L'evoluzione del servizio e la maggiore attrattività del modello "peer to peer" hanno, tuttavia, iniziato ad attirare l'attenzione delle imprese più importanti già presenti sul mercato. Infatti, alcuni operatori storici, come Marriot e Hilton, due colossi del settore alberghiero, hanno provato a reagire alla crescente penetrazione di Airbnb nel mercato turistico. Uno studio ha dimostrato però che la loro risposta non è stata efficace poiché tardiva e quindi non è stata premiata dagli azionisti che hanno sfiduciato le due aziende sul mercato¹⁶.

1.2.2 I pro e i contro di Airbnb

La critica si è soffermata a lungo sui benefici e gli svantaggi che una piattaforma come Airbnb possa aver generato nel corso degli anni sul settore del turismo.

I pro possono essere molteplici. Airbnb permette al turista una vasta selezione di proprietà, da camere singole a intere case o ville da affittare, e quindi un'ampia scelta da cui attingere. Gli host possono inserire gratuitamente l'annuncio sulla piattaforma e godere di una rendita su una proprietà inutilizzata. I prezzi sono fissati dagli stessi host che dovranno pagare una tariffa ad Airbnb (la maggior parte degli host paga costi del servizio pari al 3%, mentre gli ospiti pagano dei costi del servizio pari a circa il 14% del subtotale della prenotazione) e, in generale, i prezzi sono inferiori e più competitivi rispetto alla concorrenza (es. Booking). Il motore di ricerca della piattaforma è altamente personalizzabile e di semplice utilizzo grazie all'ausilio dei filtri. Infine, Airbnb offre tantissimi altri servizi aggiuntivi e un sistema di tutela sia per gli ospiti che per gli host, come già menzionato nei precedenti paragrafi.

¹⁶ Zach, F. J., Nicolau, J. L., & Sharma, A., "Disruptive innovation, innovation adoption and incumbent market value: The case of Airbnb", *Annals of Tourism Research* (2020)

Se si considerano i contro, sicuramente non si può non citare il rischio che esiste nell'affittare un alloggio che possiede delle differenze notevoli rispetto alle foto presenti nell'annuncio. Questo problema Airbnb lo sta prendendo molto sul serio e sta cercando di aumentare sempre più i controlli sugli annunci, puntando molto sul sistema di recensioni e feedback degli utenti. Gli host devono essere molto attenti prima di procedere con l'immissione di un annuncio sulla piattaforma: bisogna sempre controllare che non ci siano in atto ordinanze legali che limitano la pubblicazione di affitti o che prevedono, prima di procedere, l'ottenimento di permessi e licenze speciali.

1.3 Il turismo stagionale e le sue implicazioni

L'analisi proposta in questo studio si focalizzerà non sulle grandi città, ma sull'influenza nel settore turistico della visibilità online che una piattaforma come Airbnb può incentivare in un piccolo borgo italiano. In primis, dunque, bisogna chiarire alcune caratteristiche del turismo e le sue implicazioni.

La maggior parte delle destinazioni turistiche nel mondo è affetta dal fenomeno della stagionalità. Esso consiste nella tendenza dei flussi turistici a concentrarsi in periodi relativamente brevi dell'anno.

Nel 2019, la domanda di turismo in Europa è stata concentrata nel terzo quarto, in particolare nei mesi di luglio e agosto ¹⁷(figura 1).

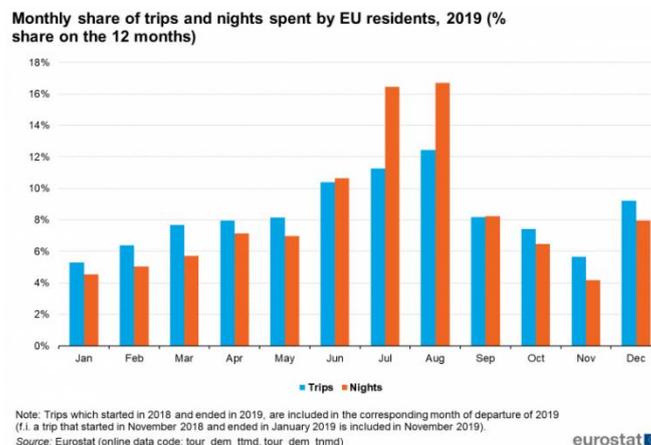


Figura 1 Quota mensile di viaggi e notti trascorse dai residenti dell'Unione Europea¹⁷

¹⁷ "Seasonality in tourism demand", ec.europa.eu/eurostat (2019)

Le cause di questo fenomeno possono essere naturali e climatiche, per esempio le località marittime, tipicamente, sono fortemente visitate nei mesi estivi, oppure istituzionali a causa delle vacanze pubbliche o scolastiche. Per queste ragioni, la stagionalità è un fenomeno che si può prevedere e, per quanto possibile, mitigare.

Le destinazioni più gettonate dai flussi turistici subiscono, spesso, le forti fluttuazioni di stagionalità e sono costrette ad affrontare diverse sfide, come il sovraffollamento, i prezzi elevati, l'inadeguatezza delle infrastrutture nelle stagioni di punta, ma anche la mancanza di servizi e di opportunità lavorative nelle stagioni di bassa affluenza.

1.3.1 Il turismo sostenibile

Il turismo cresce in tutto il mondo e, per questa ragione, si è iniziato a parlare e a definire un nuovo concetto di turismo che deve risultare sostenibile.

I principi della sostenibilità consistono nell'equilibrio fra tre dimensioni: ambientale, economica e socioculturale. Infatti, un turismo di questo tipo dovrebbe utilizzare in maniera appropriata le risorse ambientali, conservando e valorizzando il patrimonio naturale e la biodiversità che diventano chiavi per lo sviluppo turistico. Inoltre, dovrebbe rispettare l'autenticità socioculturale e conservare il patrimonio culturale e le tradizioni delle comunità ospitanti. Infine, dal punto di vista economico, il turismo sostenibile dovrebbe poter garantire vantaggi socioeconomici a tutte le parti interessate e, soprattutto, consentire una equa distribuzione dei benefici, comprendendo, quindi, opportunità di lavoro, di reddito e di servizi sociali alle comunità ospitanti e, di conseguenza, riducendo la povertà.

1.3.2 Il concetto di visibilità online

Il tema dell'allargamento dei benefici di questa crescita del settore e di come trovare nuove vie per gestire criticità e opportunità è un argomento molto discusso non solo fra i decisori pubblici e le comunità, ma anche fra le aziende private.

Nei paesi e nelle regioni rurali e a basso reddito, un nuovo tipo di turismo più moderno può offrire il duplice vantaggio di generare occupazione e nuovo reddito, promuovendo al contempo sia il patrimonio culturale che le tradizioni locali. Infatti,

la visibilità online di una struttura non tipicamente rientrante nei canonici flussi turistici su un sito web può incoraggiare i turisti a visitare quel luogo e a portare nuovi benefici a quella comunità. Gli utenti possono avere, dunque, la possibilità di trovare un borgo online autonomamente grazie ad una vetrina fornita da una piattaforma digitale.

Per visibilità online si intende la misura in cui è probabile che un utente si imbatta in un riferimento di un certo elemento sul web. In questo caso specifico, per elemento si può intendere un piccolo centro o borgo.

Si possono creare vari indici per misurare la visibilità online di un elemento sul web, tuttavia, in questo studio, si utilizzerà l'intensità di ricerche su Google e quindi l'indice Google Trend che fornisce rapporti giornalieri e settimanali sul volume delle query relative a vari settori.

La visibilità online fornita dalle piattaforme digitali di info-mediazione può ridurre il rischio che i viaggiatori potrebbero sostenere nel cercare alloggi al di fuori delle destinazioni più popolari. Inoltre, una maggiore visibilità online ha un impatto positivo sulle entrate degli hotel e crea un valore economico che viene condiviso tra gli stessi hotel e le piattaforme¹⁸.

1.4 Il borgo italiano: storia, arte, cultura, ambiente e tradizioni in un piccolo centro

Dopo aver fornito una panoramica sulla domanda di turismo e su come la sostenibilità del settore passi per un allargamento dei benefici più equo, è necessario ora approfondire il concetto di borgo e le sue caratteristiche.

Un borgo è un centro abitato di medie dimensioni e importanza o può anche essere inteso come estensione della città fuori dalle antiche mura, quindi, alcuni paesi o quartieri che sono originariamente nati all'esterno delle mura della città principale e poi compresi in recinzioni più recenti¹⁹.

¹⁸ Neirrotti, P., Raguseo, E., Paolucci, E., "Are customers' reviews creating value in the hospitality industry? Exploring the moderating effects of market positioning", *International Journal of Information Management* (2016)

¹⁹ "Borgo", *treccani.it* (2023)

A seguito del boom economico del secondo dopoguerra, i residenti di questi borghi italiani hanno iniziato sempre di più a spostarsi verso le grandi città in cerca di lavoro e di benessere economico. Da quel momento, ha inizio il cosiddetto esodo dai piccoli centri e il conseguente spopolamento dei borghi che rischiano sempre di più di essere abbandonati. Questo trasferimento di persone è dovuto fondamentalmente ad una mancanza di risorse che il borgo non riesce a sopperire; infatti, sempre più questi luoghi vengono emarginati dai flussi di visitatori e turisti a causa di una situazione di marginalità rispetto agli interessi economici che gravitano intorno al movimento turistico e commerciale.

I borghi italiani, tuttavia, sono dei piccoli centri caratterizzati spesso da un grande patrimonio di arte, cultura, storia e tradizioni. Per questa ragione, molti enti, associazioni e società private stanno cercando di preservare questi luoghi e di valorizzarli. Il tema di questo studio si focalizzerà proprio sugli impatti generati a seguito dell'entrata di Airbnb sulla visibilità online dei borghi italiani.

1.4.1 Le iniziative per valorizzare i borghi

I borghi italiani sono entità territoriali fulcro di tradizione, ricchi di storie, monumenti del passato e di testimonianze del forte valore umano e sociale. Per promuovere e valorizzare questi territori, nel 2001 nasce l'associazione privata "I borghi più belli d'Italia" su iniziativa della Consulta del Turismo dell'Associazione Nazionale dei Comuni Italiani (ANCI). L'obiettivo di questa associazione consiste nel tutelare, valorizzare e recuperare il patrimonio di monumenti e di storia dei borghi riconosciuti come i Borghi più belli d'Italia dato che, a causa dell'abbandono e dello spopolamento, rischiano di essere perduti per sempre²⁰. Per far parte di questa associazione, bisogna rispettare dei criteri essenziali che sono descritti nella "Carta di qualità" e nel "Regolamento". Ad oggi, ne fanno parte 335 borghi selezionati attraverso una certificata procedura ISO9001²¹.

Airbnb negli ultimi anni si è molto interessata alla valorizzazione e riscoperta dei borghi italiani. Nel 2017 ha avviato il progetto "Borghi italiani" in collaborazione con il Ministero dei Beni e delle Attività Culturali e del Turismo (MiBACT) e

²⁰ "L'associazione dei borghi", borghipiubelliditalia.it (2023)

²¹ "I Borghi più belli d'Italia celebrano i 20 anni di attività", borghipiubelliditalia.it (2022)

ANCI. Questo progetto, presentato a Palermo dal co-fondatore Joe Gebbia in presenza delle autorità locali, si poneva come obiettivo la valorizzazione di 40 piccoli centri abitati e quindi la possibilità di portare nuovi flussi di turisti in questi luoghi. In particolare, sono stati individuati degli edifici pubblici in tre borghi italiani (Lavenone, Civitacampomariano e Sambuca di Sicilia) che sono stati oggetto di ristrutturazione per valorizzare il territorio da parte di noti artisti internazionali. Inoltre, Airbnb contestualmente ha lanciato una piattaforma online “Italianvillages” per promuovere a livello internazionale 20 borghi italiani. Infine, gli altri 20 borghi sono stati promossi dalla piattaforma social di Airbnb²².

Un'altra iniziativa di Airbnb risale al 2021 quando è stata annunciata la collaborazione con Touring Club Italiano (TCI) per la valorizzazione dei 252 borghi certificati con la Bandiera Arancione, lo storico riconoscimento di qualità turistico-ambientale conferito da TCI ai piccoli comuni dell'entroterra italiano che si distinguono per un'offerta di eccellenza, un'accoglienza di qualità e per una gestione sostenibile dell'ambiente²³. L'obiettivo di questa iniziativa è quella di far conoscere le potenzialità di Airbnb ai locali per promuovere e attrarre flussi di turismo sostenibile anche nelle zone più rurali.

²² “Sharing Rural Italy A Community Overview”, Report Airbnb (2017)

²³ “Airbnb e Touring Club Italiano insieme per la promozione dei borghi”, news.airbnb.com (2021)

2. Background teorico

Le analisi effettuate in questo studio si focalizzano sugli effetti della visibilità online fornita da Airbnb sui borghi italiani e su come una piattaforma digitale può o meno stimolare l'economia di luoghi che, negli ultimi tempi, risultano essere meno attenzionate dal settore del turismo e dai flussi di visitatori. Molte delle pubblicazioni fino ad ora si sono concentrate più sugli effetti di Airbnb sulle grandi metropoli del mondo piuttosto che sulle realtà più piccole.

Gli studiosi in questo campo di ricerca si dividono per quanto riguarda gli effetti che Airbnb ha generato in queste grandi metropoli. Alcuni criticano fortemente la sua entrata, in primis poiché ha portato ad un aumento dei prezzi degli affitti, abbassando di conseguenza il welfare collettivo, e poi perché ha causato vari problemi di sicurezza, inquinamento acustico e di vivibilità ai residenti. Inoltre, il fenomeno di Airbnb ha portato ad una gentrificazione, promuovendo la trasformazione di alcuni quartieri periferici in nuove zone abitative di pregio dove sono aumentati i prezzi delle abitazioni²⁴.

Altri studiosi ritengono, invece, che abbia incentivato la concorrenza in un settore tradizionalmente molto concentrato sull'offerta esclusiva di alloggi e che abbia permesso ai clienti di avere una più vasta scelta di affitti a breve termine. Un altro argomento a favore sottolinea l'aumento del potere di acquisto da parte dei clienti; infatti, Airbnb riduce il rischio per il turista che si ritrova ad avere un'informazione chiara sui prezzi e sui servizi offerti. Inoltre, ci sarebbero degli impatti positivi sui quartieri periferici, dato che aumenterebbero le attività legate al turismo e le entrate per i commercianti, e sull'economia locale, visto che influenzerebbe positivamente altri settori come quello della ristorazione.

La ricerca effettuata per questo capitolo si è avvalsa di strumenti come Google Scholar, Scopus, Statista e Google per ottenere i paper scientifici che derivano tutti da università o riviste scientifiche.

²⁴ Alvarez, A. & Macedo, E., "An Evaluation of the Three Pillars of Sustainability in Cities with High Airbnb Presence: A Case Study of the City of Madrid", Sustainability (2021)

2.1 L'impatto di Airbnb sull'economia locale

Esistono vari studi che analizzano l'impatto di Airbnb sull'economia locale concentrandosi su aree più o meno grandi e su città diverse fra loro.

Uno studio condotto dalle università di Yale e di Boston analizza quantitativamente l'impatto di Airbnb sull'industria degli hotel e dei ristoranti locali in quattro città diverse: Austin, San Antonio, Dallas e Houston. I dati analizzati fanno riferimento al periodo dal 2001 al 2012. Per valutare l'ingresso di Airbnb in un mercato locale, è stata stimata la seguente retta di regressione:

$$\text{revpar}_{it} = \beta \text{airbnb}_t + \text{market}'_{it} \gamma + h_i + \text{month}_{it} + \text{year}_{it} + \epsilon_{it}$$

dove, la variabile dipendente revpar_{it} indica il ricavo giornaliero per camera disponibile per l'hotel i durante il periodo t aggiustato per l'inflazione; market_{it} è un vettore di caratteristiche del mercato variabili nel tempo che potrebbero influenzare la domanda delle camere d'albergo; h_i sono gli effetti dei costi fissi; month_{it} è una serie di dummies per il mese corrente dell'anno volte a cogliere la stagionalità intrinseca dell'industria del turismo; year_{it} è la dummy per l'anno corrente; ϵ_{it} è l'errore.

I risultati possono essere osservati in Figura 2. Da questo studio si può vedere come l'entrata di Airbnb è correlata ad una diminuzione della variabile revpar e quindi del ricavo giornaliero per camera di un hotel. Questo impatto risulta più importante per gli hotel della fascia budget ed economy, anche se per gli alberghi nella fascia più alta si trova comunque un effetto statisticamente ed economicamente significativo²⁵.

²⁵ Byers, John W., et al., "The hyper-local economic impact of Airbnb", 9th Symposium on Statistical Challenges in eCommerce Research (2013)

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	Budget	Economy	Midprice	Upscale	Luxury
Airbnb active	-3.94*** (0.83)	-6.66* (2.71)	-5.44 (2.92)	8.06 (5.81)	-21.21* (9.21)
Unemployment rate	-0.50*** (0.11)	-1.05*** (0.20)	-1.89*** (0.31)	-2.77*** (0.44)	-4.21*** (0.68)
log Population	-3.96 (3.57)	9.26 (15.52)	48.39** (17.01)	10.68 (28.07)	202.00*** (55.85)
N	8847	6620	5055	3160	4130
r2	0.22	0.17	0.24	0.23	0.19

Standard errors in parentheses

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Figura 2 L'impatto del mercato Airbnb sulle prestazioni degli hotel (2001-2012)²⁵

Un altro studio importante che correla l'entrata di Airbnb con l'industria dei ristoranti è quello svolto dalle università di Michigan, San Diego, e della California del sud. In questo lavoro si vuole analizzare l'effetto di Airbnb sui ricavi dei ristoranti nel Texas. Gli autori hanno utilizzato una strategia di "Difference in Differences" (DID) che sfrutta il fatto che la penetrazione di Airbnb varia sia a livello geografico sia nel tempo. Il modello di regressione utilizzato è il seguente:

$$\log Revenue_{zct} = \beta \log Airbnb Reviews_{zct} + X'_{zct} \gamma + \alpha_z + \tau_t + \epsilon_{zct}$$

La dipendente variabile è il logaritmo del fatturato tassabile mensile aggregato dei ristoranti localizzati nel CAP z della città c al mese t . Il $\log Airbnb Reviews_{zct}$ è il logaritmo del numero di recensioni Airbnb nel CAP z della città c nel mese t . Gli effetti fissi del codice di avviamento postale sono inclusi in α_z , mentre quelli del mese dell'anno in τ_t . Inoltre, ogni codice postale può avere un andamento diverso dei ricavi dei ristoranti, includendo, quindi, tendenze temporali quadratiche specifiche per ogni codice postale. Infine, ϵ_{zct} è l'errore.

Il coefficiente di interesse è β , e misura l'elasticità dei ricavi dei ristoranti rispetto alle recensioni di Airbnb. I dati sono di tipo panel e il periodo di riferimento risulta essere dal 2012 al 2017. I risultati, mostrati in figura 3, suggeriscono che Airbnb ha un effetto positivo sull'economia dei codici postali in cui entra, in particolare l'aumento dell'1% nei ricavi di Airbnb in uno specifico codice postale porta ad un aumento indiretto dei ricavi dei ristoranti dello 0,011%²⁶.

²⁶ Basuroy, S., Yongseok, K., and Proserpio, D., "Estimating the impact of Airbnb on the local economy: Evidence from the restaurant industry", Social Science Research Network (2020)

	(1)	(2)
log Airbnb Reviews	0.014*** (0.003)	0.011*** (0.002)
log Restaurants		0.518*** (0.016)
log Household Income		0.052*** (0.012)
log Population		0.065 (0.055)
Unemployment Rate		-0.019*** (0.002)
log Airline Passengers		0.041*** (0.011)
log Hotel Revenue		0.003*** (0.001)
log Grocery Stores		-0.003 (0.011)
Zipcode has Reviews		-0.010 (0.012)
Yelp Ratings		0.003 (0.003)
N	125601	125601
R ²	0.99	0.99

Note: The dependent variable is log restaurant revenue. Cluster-robust standard errors at the zipcode level are shown in parentheses. All specifications include zipcode fixed effects, year-month fixed effects, and a zipcode-specific quadratic time trend.
Significance levels: * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01.

Figura 3 L'impatto delle recensioni di Airbnb sui ricavi dei ristoranti (2012-2017)²⁶

2.2 Gli effetti di Airbnb su una città

Molti ricercatori si sono soffermati sull'impatto dell'entrata di Airbnb e sulle conseguenze che questa aveva sulle grandi città. Le ricerche si concentrano sugli effetti sul welfare della società e sulle eventuali regolazioni che sono state effettuate dagli enti governativi.

Infatti, negli ultimi anni, i prezzi degli affitti nelle capitali europee sta sempre di più aumentando, mentre gli alloggi a prezzi accessibili stanno diventando sempre più scarsi. Con l'aumento di siti in cui si fornisce visibilità online agli affitti, Airbnb è diventato al centro di grandi critiche e studi.

A Dublino, dove la popolazione e la sua densità sono in aumento, il problema degli alloggi sta diventando sempre più grave a causa di un aumento degli affitti e il crescente numero di famiglie senza una casa. Nell'aprile del 2017, erano disponibili 1265 case in affitto a lungo termine, mentre, nello stesso periodo, erano presenti 5377 posti in affitto su Airbnb. L'amministrazione di Dublino ha cercato di regolare Airbnb emettendo una circolare in cui era previsto che un proprietario di immobile dovesse cambiare destinazione d'uso della casa da residenziale a locazione a breve termine e che, in questo caso, il posto non potesse essere prenotato per più di 60

pernottamenti all'anno e non per più di 5 periodi consecutivi. Inoltre, la destinazione d'uso poteva essere rifiutata dall'amministrazione comunale poiché la proprietà si trovava in una zona in cui vi era un'elevata domanda di alloggi a lungo termine. La presenza di Airbnb a Dublino in aree ad alta domanda potrebbe aver aggravato il problema della mancanza di case per affitti a lungo termine. Gli sforzi di pianificazione delle regole devono essere supportati da un solido quadro politico per monitorare l'impatto degli affitti di Airbnb sulla disponibilità e sul costo degli affitti a lungo termine. La sfida per i governi è proprio quella di sviluppare e implementare una normativa sugli affitti a breve termine a partire da un insieme di disposizioni obbligatorie ma flessibili che permettano una certa discrezionalità per rispondere efficacemente alle condizioni locali²⁷.

Oltre agli studi su Dublino, vi sono altri paper accademici che trattano l'effetto di Airbnb sulle città d'Europa. Vi sono due studi su questo argomento che vengono considerati molto importanti dall'intera comunità accademica e riguardano la città di Berlino e di Barcellona. Infine, un altro paper interessante poiché non si occupa di una metropoli ma di una città di media grandezza e non turistica è quello relativo a Santa Cruz de Tenerife.

2.2.1 Il caso studio: Berlino

Nell'articolo "Airbnb and Rents: Evidence from Berlin" di Tomaso Duso, Claus Michelsen, Maximilian Schaefer e Kevin Ducbao Tran, si analizza la situazione di Airbnb nella capitale della Germania dopo i due cambiamenti normativi volti a regolamentare la piattaforma online.

A Berlino nel dicembre del 2013 è stata approvata la cosiddetta "Zweckentfremdungsverbot-Gesetz" (ZwVbG). Il decreto prevedeva un divieto di utilizzo degli appartamenti per scopi diversi dall'affitto a lungo termine nelle aree di Berlino in cui c'è il rischio di un'offerta insufficiente di alloggi. Dunque, l'uso improprio di appartamenti sarebbe consentito solo con l'autorizzazione delle autorità distrettuali locali. Questa normativa prevedeva un periodo di transizione di due anni, durante i quali, i casi che sarebbero stati definiti abusivi ma che erano già

²⁷ Lima, V., "Towards an understanding of the regional impact of Airbnb in Ireland", *Regional Studies, Regional Science*, 6 (2019)

attivi prima di maggio 2014 (periodo in cui effettivamente è stata implementata la legge) sarebbero stati ancora autorizzati. Nell'aprile del 2018 è stata aggiornata la legge e il maggior cambiamento è stato che gli host su Airbnb e piattaforme simili dovevano avere un numero di registrazione che si poteva ottenere solo avendo il permesso di affittare a breve termine dal distretto.

Le due normative ebbero un chiaro effetto sul numero di annunci di Airbnb disponibili nella città. La riforma del 2014 ha avuto un effetto soprattutto sugli annunci Airbnb che erano disponibili per la prenotazione per gran parte dell'anno.

Per analizzare l'impatto di Airbnb sugli affitti, si è stimata la seguente retta di regressione:

$$y_{it} = \alpha abb_{it} + x'_{it}\beta + \epsilon_{it}$$

$$\alpha abb_{it} = \gamma(t \geq law) + x'_{it}\delta + u_{it}$$

dove y_{it} è l'affitto mensile richiesto per metro quadro per l'affitto i pubblicato nel mese t , αabb_{it} è una misura degli annunci di Airbnb nel raggio di 250 metri dall'affitto, x'_{it} è un set di variabili di controllo esogene e $(t \geq law)$ è una variabile indicatore che è pari a uno per le osservazioni successive alla data di legge (viene chiamata dagli autori "post-dummy"). In questo studio hanno eseguito regressioni separate utilizzando sia la fine del periodo di transizione (1° maggio 2016), sia l'inizio dell'indicazione obbligatoria del numero di registrazione (1° agosto 2018). Pertanto, la variabile law corrisponde ad una di queste due date. La finestra temporale utilizzata è di sette mesi in prossimità delle due riforme. Gli stimatori utilizzati sono il "double-Lasso" per i regressori esogeni e quello proposto da Chernoushukov et al (2015) per la stima delle variabili strumentali.

I risultati principali di questo articolo sono presentati in figura 4. L'impatto delle riforme sul numero di annunci può essere visto ed è significativo sia dal punto di vista economico sia statistico. Entrambe le riforme hanno ridotto il numero delle case intere su Airbnb all'interno dei 250 metri di circa tre unità. La parte alta della figura mostra che l'aggiunta di una casa intera su Airbnb incrementa gli affitti in media. La colonna (2) mostra che un'ulteriore casa intera nelle vicinanze su Airbnb aumenta l'affitto medio per metro quadrato di circa 10 centesimi. Le stime che

utilizzano il campione di agosto 2018 sono generalmente più basse, suggerendo un legame minore tra Airbnb e gli affitti.

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	2016	2016	2016	2018	2018	2018
	PDS OLS	Lasso IV	Lasso IV	PDS OLS	Lasso IV	Lasso IV
		Post	Post X Postal		Post	Post X Postal
<i>Second Stage</i>						
Entire homes (250m)	0.022***	0.101***	0.069***	0.016***	0.04***	0.04***
	[0.014; 0.030]	[0.055; 0.146]	[0.035; 0.102]	[0.007; 0.026]	[0.019; 0.061]	[0.019; 0.062]
<i>First Stage</i>						
Post-dummy		-2.788***	-2.906***		-3.26***	-3.318***
		[-3.654; -1.923]	[-3.823; -1.988]		[-4.327; -2.194]	[-4.390; -2.247]
N	19,657	19,657	19,657	21,319	21,319	21,319
Rent/m ²	9.260	9.260	9.260	10.86	10.86	10.86
Selected Xs	107	116	108	83	95	93

Figura 4 Risultati principali²⁸

Quindi, nella prima fase, è diminuito il numero di annunci su Airbnb e il numero medio di giorni dell'anno in cui un annuncio era disponibile. La seconda fase ha invece portato un'ulteriore diminuzione del numero di case ma ha colpito soprattutto gli annunci meno attivi. Inoltre, una casa intera pubblicata su Airbnb nel raggio di 250 metri da un appartamento in affitto aumenta l'affitto mensile medio richiesto per metro quadro²⁸.

2.2.2 Il caso studio: Barcellona

Il paper accademico scritto da Miquel-Àngel Garcia-López, Jordi Jofre-Monseny, Rodrigo Martínez-Mazza e Mariona Segú è considerato un caposaldo nell'ambito degli studi sugli effetti di Airbnb in una città. Essi hanno scelto di analizzare l'impatto e l'espansione di Airbnb in una città come Barcellona perché, secondo loro, essa rappresentava una città ideale in quanto ha registrato una rapida crescita del turismo, la penetrazione di Airbnb è elevata ed infine poiché Airbnb rappresenta la maggior parte delle attività di affitto a breve termine nella città, molto più dei suoi competitor.

²⁸ Duso, T., et al, "Airbnb and rents: Evidence from Berlin.", DIW Berlin Discussion Paper No. 1890 (2020).

Gli autori hanno sviluppato un modello in cui i proprietari possono decidere di affittare a lungo termine ai residenti o a breve termine ai turisti. Il modello prevede che Airbnb aumenti i prezzi delle abitazioni e degli affitti, con un effetto più importante sugli affitti rispetto al prezzo delle abitazioni. Inoltre, esso prevede che Airbnb riduca l'offerta di alloggi residenziali a lungo termine.

Nel modello ci sono due tipi di quartieri: il quartiere centrale c di dimensione fissa C , e un quartiere periferico s con una curva di offerta degli alloggi che non è completamente inelastica. Nel centro, i proprietari possono sia affittare ai residenti, e si tratterebbe di affitti a lungo termine con un canone annuo di mercato Q_c , sia ai turisti, ed in questo caso sarebbero solo affitti a breve termine con canone annuo T . Invece, il quartiere periferico ospita solo residenti. Ogni proprietario j , che possiede un'unità, incorrerà nel costo b_j , che riflette le incertezze legali o i costi di gestione per condurre un'attività con Airbnb, per affittare ai turisti e risulta essere un termine eterogeneo dato che ogni proprietario avrà una diversa avversione al rischio. Se $T - b_j > Q_c$, il proprietario decide di affittare a breve termine ai turisti, altrimenti opta per i residenti a lungo termine. In equilibrio, c'è un proprietario marginale che sarà indifferente se affittare a breve o a lungo termine e rispetterà quindi la condizione $T - b_j^* = Q_c$. Quindi, i proprietari con $b_j < b_j^*$ affittano a breve termine, mentre quelli con $b_j > b_j^*$ affittano a lungo termine. Allora, b_j^* è la quota di unità abitative nel quartiere c che sono affittate a lungo termine.

L'unità geografica analizzata è quella delle "Basic Statistical Area" (BSA) costruite dal comune di Barcellona a fini statistici. Per misurare l'attività di Airbnb sono state estratte le informazioni direttamente dal sito ufficiale, mentre per ottenere dati su affitti e prezzi sono stati utilizzati il "Catalan Tax Authority" per i registri delle imposte sulle transazioni che includono il prezzo, la locazione esatta, la data della transazione, la dimensione dell'unità affittata, l'anno di costruzione e una variabile che riflette la qualità dell'abitazione, mentre per i prezzi e costi pubblicati è stata utilizzata la piattaforma Idealista. I dati sono di tipo panel e riguardano il periodo tra il 2007 e il 2017.

L'analisi principale dello studio riguarda la stima della seguente specificazione e delle sue varianti:

$$\log(Y_{n,t}) = \beta \text{Airbnb Count}_{n,t} + \gamma X_{n,t} + \tau_t + \mu_n + \varepsilon_{n,t}$$

$Y_{n,t}$ è la misura degli affitti o dei prezzi delle abitazioni a livello BSA, $\text{Airbnb Count}_{n,t}$ è il numero di annunci attivi al tempo t nella BSA n , τ_t sono gli effetti fissi del tempo t , μ_n sono gli effetti fissi BSA che tengono conto delle caratteristiche del quartiere variabili nel tempo, infine $\varepsilon_{n,t}$ è il termine di errore. La variabile dipendente $\log(Y_{n,t})$ è il residuo medio a livello di periodo BSA di una regressione (a micro-livello) in cui i logaritmi degli affitti o dei prezzi delle abitazioni sono regrediti su variabili temporali e caratteristiche dell'unità. Così facendo, si riescono a controllare le variazioni di prezzo tra i quartieri che potrebbero essere spiegate da cambiamenti nella composizione delle unità affittate o vendute tra le BSA e nel tempo.

I risultati dell'analisi sono rappresentati in figura 5. Il panel A rappresenta l'impatto di Airbnb sugli affitti, mentre il panel B e C sui prezzi.

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
<i>Panel A</i>									
	Rents								
Airbnb Count (x100)	0.036*** (0.008)	0.035*** (0.009)	0.037*** (0.009)	0.036*** (0.009)	0.058*** (0.020)	0.051*** (0.024)	0.034* (0.018)	0.038*** (0.008)	0.053*** (0.010)
N	2.123	2.123	2.123	2.123	2.123	2.123	2.123	2.123	1.920
<i>Panel B</i>									
	Transaction Prices								
Airbnb Count (x100)	0.110*** (0.019)	0.085*** (0.016)	0.039** (0.017)	0.040** (0.018)	0.052*** (0.020)	0.062** (0.025)	0.082*** (0.025)	0.063*** (0.017)	0.084*** (0.022)
N	7.901	7.901	7.901	7.901	7.901	7.901	7.901	7.901	7.228
<i>Panel C</i>									
	Posted Prices								
Airbnb Count (x100)	0.081*** (0.010)	0.068*** (0.009)	0.032*** (0.010)	0.026*** (0.010)	0.022 (0.019)	0.005 (0.023)	0.084*** (0.21)	0.045*** (0.010)	0.075*** (0.012)
N	2.229	2.229	2.229	2.229	2.229	2.229	2.229	2.229	2.024
Time FE	X	X	X	X	X	X	X	X	X
BSA FE	X	X	X	X	X	X	X	X	X
Controls	-	X	X	X	X	X	X	X	X
Trends	-	-	$X_{n,2012}$ (L)	$X_{n,2012}$ (Q)	BSA (L)	BSA (Q)	-	-	-
Detrendend BSA	-	-	-	-	-	-	X	-	-
$X_{n,2012} \times \text{GDP}$	-	-	-	-	-	-	-	X	-
No Hist Dist	-	-	-	-	-	-	-	-	X

Figura 5 L'impatto di Airbnb sui prezzi e gli affitti²⁹

I coefficienti nelle colonne 1 e 2 sono positivi e significativi sia per gli affitti che per i prezzi. Ciò implica che un incremento del numero di annunci si traduce in un incremento negli affitti e nei prezzi. L'effetto sui prezzi è più alto che sugli affitti, soprattutto per i prezzi di transazione. Guardando la colonna 2 per interpretare gli effetti economici, un aumento di 100 annunci Airbnb in un determinato quartiere si traduce in un aumento del 3,5% degli affitti, del 8,5% dei prezzi di transazione e del 6,8% dei prezzi pubblicati. Quindi i risultati dell'attività di Airbnb influiscono positivamente su affitti e prezzi. Poiché le unità abitative su Airbnb rendono, in

media, di più rispetto a quelle affittate ai residenti, l'aumento dei prezzi dovuto ad Airbnb supera quello degli affitti a lungo termine²⁹.

2.2.3 Il caso studio: Santa Cruz de Tenerife

Santa Cruz de Tenerife è una città di medie dimensioni (circa duecento mila abitanti) che si trova nella regione turistica delle isole Canarie in Spagna. Questa città non è considerata turistica di per sé, ma è oggetto di strategie di turisticizzazione. Infatti, originariamente, Santa Cruz de Tenerife era più una città portuale che una città turistica, dato che la maggior parte della sua costa era storicamente dedicata all'industria portuale. A seguito di alcuni cambiamenti sul lungomare, Santa Cruz è considerata una città "convertita", ovvero un luogo con poche attrazioni evidenti o facilmente pubblicizzabili che viene trasformato in una città turistica. L'obiettivo dello studio condotto da Marcus Hübscher, Juana Schulze, Felix zur Lage and Johannes Ringel è quello di analizzare l'impatto degli affitti a breve termine nelle città non turistiche di piccole e medie dimensioni. Il periodo di riferimento degli studi è dal 2015 al 2020.

Il maggior numero di annunci Airbnb si trova nel centro città (457 annunci totali), mentre il numero di offerte diminuisce verso la periferia nord e sud. Il distretto di Anaga, a nord dal centro città, mostra la più alta percentuale di annunci per abitante (fino a 4,9 per 100 residenti). Pertanto, Anaga risulta essere il distretto con la più alta pressione. Per quanto riguarda l'analisi dei prezzi, Santa Cruz ha un prezzo medio per notte più basso rispetto alle altre città turistiche spagnole (46 euro per notte contro i 72 euro di Barcellona). Il prezzo medio per un alloggio Airbnb in centro è di 48 euro, che risulta molto più basso rispetto al prezzo medio di un hotel nella stessa posizione (72 euro in media per notte). Il confronto tra i mercati immobiliari locali e gli annunci Airbnb dimostrano che i prezzi degli affitti sono aumentati in ogni distretto di Santa Cruz nel periodo analizzato.

Santa Cruz raggiunge prezzi e numero di annunci Airbnb per abitante inferiori rispetto alle città più grandi e turistiche, tuttavia, la sua alta percentuale di case intere si distingue dagli altri casi studio, indicando, quindi, un alto grado di

²⁹ Garcia-López, M.A., et al, "Do short-term rental platforms affect housing markets? Evidence from Airbnb in Barcelona", *Journal of Urban Economics* (2020)

professionalità. Inoltre, Airbnb non ha avuto lo stesso impatto in tutta la città: il centro ha il più alto numero di annunci ma non il più alto pro capite, mentre le periferie come Anaga o Suroeste hanno rispettivamente il numero di annunci più alto pro capite e la più alta capacità Airbnb. Quindi, sia in Santa Cruz, una città convertita, sia nelle città turistiche, c'è una forte concentrazione di annunci Airbnb nel centro città, tuttavia questa dominanza potrebbe diminuire. Gli affitti a breve termine stanno diventando più attrattivi anche nelle periferie dove gli affitti aumentano e gli appartamenti vengono sottratti al mercato tradizionale degli affitti a lungo termine³⁰.

³⁰ Huebscher, M., et al., "The impact of Airbnb on a non-touristic city. A Case study of short-term rentals in Santa Cruz de Tenerife (Spain)", *Erdkunde* H. 3 (2020)

3. Studio di ricerca

Dallo studio della letteratura pregressa, emerge un importante gap nella ricerca accademica. Infatti, sono molteplici gli articoli che studiano l'impatto di Airbnb nelle grandi metropoli internazionali o nei grandi agglomerati urbani europei e non, mentre nessuno studio ha posto l'attenzione sugli effetti che la visibilità online di una piattaforma digitale come Airbnb potesse avere sui tipici borghi italiani.

Con questa tesi di ricerca si vuole continuare gli studi sul filone "Airbnb e i Borghi Italiani" ponendo l'attenzione sugli effetti della visibilità online sull'economia di questi piccoli centri.

3.1 Ipotesi di ricerca

Per sviluppare questo studio, si sono poste naturalmente delle domande di ricerca a cui si cercherà di rispondere durante la fase di analisi:

1. Airbnb può essere una vetrina online per borghi che non fanno parte dei classici flussi turistici?
2. Quali effetti può avere Airbnb sulla visibilità online in realtà rurali e poco urbanizzate oppure dove sono assenti asset importanti per il trasporto turistico?

Per trovare una risposta a queste domande, si è supposta l'esistenza di alcune relazioni tra variabili dipendenti ed indipendenti, al fine di definire le ipotesi del modello:

- H1: Airbnb impatta positivamente la visibilità online dei borghi;
- H2: L'effetto positivo è maggiore per Borghi più accessibili e urbanizzati.

La prima ipotesi si concentra sulle opportunità che Airbnb può offrire ai borghi in termini di visibilità online. Gli affitti a breve termine possono stimolare l'economia di un borgo e una piattaforma come Airbnb può fornire quella visibilità sul web che prima difficilmente questi borghi potevano avere. I nuovi turisti possono portare nuove fonti di reddito che verranno spese nelle piccole comunità italiane.

La seconda ipotesi, invece, si focalizza sull'identificazione di alcuni driver che possono influenzare la visibilità online offerta da Airbnb. Infatti, alcuni fattori come

la distanza dall'aeroporto più vicino e il grado di urbanizzazione di una località possono essere delle discriminanti per le ricerche online di un borgo trovato su Airbnb. In particolare, la visibilità online offerta da Airbnb può avere un impatto significativo in zone più facilmente accessibili e con un alto livello di urbanizzazione.

3.2 Raccolta dati

I dati per le analisi condotte derivano da varie fonti:

- Dal sito AIRDNA per i dati relativi ad Airbnb;
- Dal sito web del Ministero dell'Economie e delle Finanze per le variabili economiche;
- Dal sito dell'ISTAT per le variabili relative ai borghi italiani.

Il database ottenuto contiene dati di tipo non sperimentale, ovvero vengono prelevati osservando il comportamento reale al di fuori di un contesto prettamente sperimentale, e hanno una struttura di tipo panel o longitudinale, ossia dati che riguardano più entità, ognuna delle quali è osservata in due o più periodi temporali³¹. In particolare, si può parlare di un panel bilanciato in quanto contiene tutte le sue osservazioni, cioè, le variabili sono osservate per ciascuna entità e ciascun periodo temporale.

Il dataset contiene informazioni su 269 borghi italiani da nord a sud, comprese le isole. Il periodo analizzato è dal 2009 al 2019. Le tipologie di dati sono diverse:

- Dati relativi all'identificazione del borgo: anno di osservazione (YEAR), la zona geografica (NUTS1), la regione (NUTS2), la provincia (NUTS3), il codice ISTAT (ISTATcode), il nome con il quale il borgo è registrato su ISTAT (BORGO-ISTATname) e l'anno ed il nome del borgo (BORGO-YEAR);
- Variabili che riguardano prettamente Airbnb come il numero di host e la tipologia;
- Dati relativi alla popolazione;

³¹ Stock, J.H, Watson, M.W., "Introduzione all'econometria", Person (2016)

- Dati inerenti al prezzo degli alloggi per borgo;
- Variabili legate al reddito, come il reddito pro capite o il coefficiente di GINI che misura diseguaglianza nella distribuzione del reddito;
- Variabili relativi alle intensità di ricerche su Google per borgo;
- Variabili inerenti all'hospitality del borgo;
- Variabili strutturali del borgo come la superficie, il grado di urbanizzazione, la distanza dall'aeroporto più vicino o se è patrimonio Unesco o meno;
- Variabili economiche come il PIL, l'HCPI e il tasso di disoccupazione.

3.2.1. Data screening

Una volta ottenuto il database, si è passati alla fase di data screening per rendere le analisi più affidabili. Il dataset è stato inserito in una tabella, al fine di rendere più facile e ordinata la consultazione dei dati per borgo e anno. I campi vuoti per cui era possibile reperire informazioni facilmente su internet sono stati compilati.

3.3 Metodologia di ricerca

Per studiare correttamente un set di dati, occorre prima di tutto effettuare un'analisi esplorativa che si utilizza per "pulire" i dati e comprenderli meglio. Si effettua un'analisi descrittiva al fine di raccogliere, sintetizzare ed interpretare i dati. Infine, si procede con un'analisi di regressione per stimare eventuali relazioni fra le variabili dipendenti ed indipendenti.

3.3.1 Analisi esplorativa dei dati

L'analisi esplorativa dei dati (o EDA, exploratory data analysis) viene utilizzata per analizzare i dataset ed è uno strumento potente per comprenderli meglio e riepilgarne le caratteristiche principali, spesso utilizzando dei metodi di visualizzazione dei dati. È la prima fase con cui si inizia poiché serve per determinare in maniera ottimale come manipolare le origini dati per ottenere le risposte di cui si ha bisogno e quindi di verificare modelli, ma anche di individuarne le criticità e gli errori.

All'interno di questa fase viene compresa l'analisi descrittiva. Essa è un insieme di tecniche e strumenti finalizzati a descrivere, rappresentare e sintetizzare in maniera opportuna un insieme o campione di dati relativamente ad un problema (popolazione) d'interesse. Quindi si occupa di rappresentare l'informazione contenuta in un dato insieme o campione di dati, ovvero a comprendere meglio le caratteristiche proprie delle variabili e delle unità statistiche che sono oggetto di analisi.

Le variabili presenti in questo studio saranno sia qualitative che quantitative.

La metodologia utilizzata come statistica descrittiva è la stima "Difference in Differences" (DID). Si è deciso di utilizzare questa tecnica poiché è utilizzata negli studi più importanti del settore e perché l'entrata di Airbnb in questi borghi è dilazionata nel tempo e non avviene in un solo anno. La DID è un metodo utilizzato soprattutto in ambito microeconomico per stimare l'effetto di un "trattamento" su un gruppo di soggetti ("trattati"), relativamente a un secondo gruppo di soggetti non esposti al trattamento ("gruppo di controllo"). I due gruppi vengono analizzati in due periodi, uno precedente e uno successivo al trattamento. I dati possono essere ripetizioni di cross section o dati panel. Stabilito il dataset su cui lavorare, il modello di regressione per la stima assume questa forma:

$$y = \beta_0 + \beta_1 dB + \delta_0 d2 + \delta_1 d2dB + u,$$

dove y è la variabile d'interesse che viene osservata nel periodo 1 e 2, $d2$ è la variabile dummy che assume valore 1 nel secondo periodo e 0 altrimenti, dB è una variabile dummy che è pari a 1 nel caso di soggetti "trattati" e 0 altrimenti, $d2dB$ raffigura l'interazione tra $d2$ e dB e sarà uguale a 1 in corrispondenza dei soggetti del gruppo trattati nel secondo periodo, δ_1 è il parametro d'interesse che esprime l'effetto del trattamento sui trattati, infine u rappresenta il termine d'errore. La variabile dB coglie le eventuali differenze a priori tra il gruppo trattato e il gruppo di controllo³².

Tutte le assunzioni del modello dei minimi quadrati ordinari (in inglese, ordinary least squares) si applicano anche alla stima DID. In più, il DID richiede l'assunzione

³² "Rapporto annuale 2016", Report Istat (2016)

di tendenza parallela, ovvero si fonda sull'ipotesi che non esistano differenze variabili nel tempo tra il gruppo di trattamento e quello di controllo. Per aumentare la probabilità che l'ipotesi di tendenza parallela sia valida, un approccio basato sulla differenza nelle differenze viene spesso combinato con il “matching”. Questa corrispondenza è fra unità note di “trattamento” e unità “controfattuali” simulate di “controllo”, ovvero unità caratteristiche equivalenti che non hanno ricevuto il trattamento. Se si definisce la variabile di esito come una differenza temporale tra il periodo precedente e quello successivo al trattamento e si associano più unità in un ampio campione sulla base di storie simili prima del trattamento, l'effetto medio del trattamento (ATE, average treatment effect) costituisce una stima robusta degli effetti del trattamento in termini di stima difference-in-difference. Questo serve a due scopi statistici: in primo luogo, condizionatamente alle covariate pretrattamento, è probabile che l'ipotesi di trend paralleli sia valida; in secondo luogo, questo approccio riduce la dipendenza dalle ipotesi di ignorabilità associate, necessarie per un'inferenza valida. Come illustrato in figura 6, l'effetto del trattamento è la differenza tra il valore osservato di y e quello che sarebbe stato il valore di y con tendenze parallele, se non ci fosse stato il trattamento.

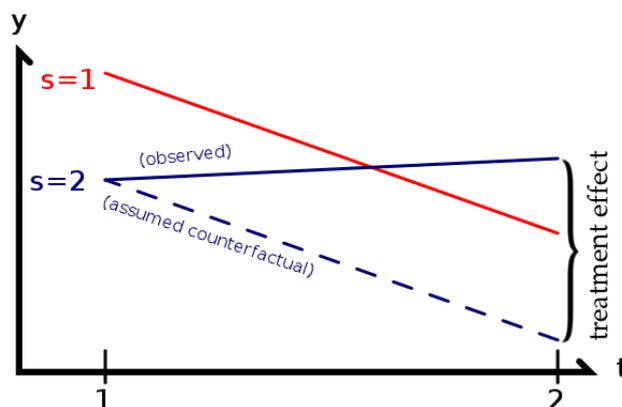


Figura 6 Assunzione della tendenza parallela³³

Una delle criticità del metodo DID si manifesta quando qualcosa di diverso dal trattamento cambia in un gruppo ma non nell'altro contemporaneamente al trattamento, il che implica una violazione dell'ipotesi di tendenza parallela. Quindi, per garantire l'accuratezza della stima DID, si presume che la composizione degli individui dei due gruppi rimanga invariata nel tempo³³.

³³ “Difference in differences”; Wikipedia (2023)

3.3.2 Analisi di inferenza statistica

Dopo aver trovato le statistiche descrittive, si procede con l'analisi di inferenza statistica. In particolare, dato che si hanno a disposizione dati di tipo panel e per la natura stessa della ricerca, si è deciso di utilizzare come tecnica di analisi un modello “event study”. Infatti, l'idea dello studio è che, in un dato momento, si è verificato un evento (l'entrata di Airbnb in un certo borgo) che ha portato alla realizzazione di un trattamento. Ciò che è cambiato da prima dell'evento a dopo è effetto di quel trattamento.

Le ricerche di tipo event study sono effettuate nei casi in cui si passa da uno stato “prima dell'evento” ad uno stato “dopo l'evento” e nel frattempo un trattamento è entrato in vigore (figura 7)³⁴.

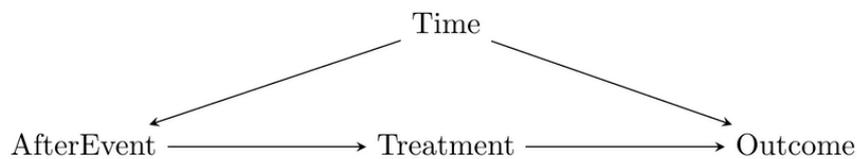


Figura 7 Diagramma causale per uno studio del tipo “event”³⁴

In particolare, la letteratura recente ha posto sempre più attenzione ai modelli di studio di eventi su dati panel: utilizzando dati che coprono un gruppo di osservazioni nel tempo, si cerca di stimare l'impatto di un evento che si verifica o si attiva in determinati periodi di tempo.

Considerando un panel comprendente gli stati s e i periodi di tempo t , lo studio di eventi di tipo panel consiste nello stimare l'impatto di un evento che può verificarsi in tempi diversi in diversi stati. Si definisce $Event_s$ una variabile che registra il periodo di tempo t in cui l'evento è stato adottato nello stato s . Se il risultato di interesse è definito y_{st} , allora un modello di “panel event study” può essere definito:

$$y_{st} = \alpha + \sum_{j=2}^J \beta_j (Lag\ j)_{st} + \sum_{k=2}^K \gamma_k (Lead\ k)_{st} + \mu_s + \lambda_t + X'_{st} \Gamma + \varepsilon_{st},$$

³⁴ N. Huntington-Klein, “The Effect: An Introduction to Research Design and Causality”, Chapman & Hall (2021)

dove μ_s e λ_t sono gli effetti fissi di stato e di tempo, X_{st} sono i facoltativi controlli variabili nel tempo, mentre ε_{st} è il termine di errore. I *lag* e i *lead* sono variabili binarie che indicano che un certo stato era ad un determinato numero di periodi di distanza dall'evento di interesse nel rispettivo periodo di tempo. I *lag* e i *lead* di un evento di interesse sono così definiti:

$$(Lag J)_{st} = [t \leq Event_s - J],$$

$$(Lag J)_{st} = [t = Event_s - j] \text{ for } j \in \{1, \dots, J - 1\},$$

$$(Lead K)_{st} = [t = Event_s + k] \text{ for } k \in \{1, \dots, K - 1\},$$

$$(Lead K)_{st} = [t \geq Event_s + K].$$

Lo studio degli eventi panel è un'estensione del modello standard "Difference in Differences" in cui viene incluso un singolo indicatore di "post-evento" per tutti i periodi successivi al verificarsi dell'evento negli stati trattati³⁵.

Il modello di regressione scelto per le analisi è per effetti fissi. La regressione con effetti fissi è un modello statistico utilizzato per controllare le variabili omesse nei dati panel quando le variabili omesse variano tra le entità ma non nel tempo. L'intercetta del modello di regressione può variare liberamente tra gli individui o i gruppi. Viene spesso applicato ai dati panel per controllare eventuali attributi specifici dell'individuo che non variano nel tempo. L'equazione generale di un modello di regressione con effetti fissi è la seguente:

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 X_{it} + \beta_2 Z_i + u_{it},$$

dove Y_{it} è la variabile dipendente, X_{it} è il regressore, Z_i è la variabile inosservata che varia da uno stato all'altro ma non cambia nel tempo. Il modello può essere interpretato come avente n intercette, una per ogni stato:

$$Y_{it} = \beta_1 X_{it} + \alpha_i + u_{it},$$

con $\alpha_i = \beta_0 + \beta_2 Z_i$ e sono considerate come intercette incognite da stimare, una per ogni stato. La pendenza della retta di regressione β_1 è la medesima per tutti gli

³⁵ Clarke, D., and Kathya, T., "Implementing the Panel Event Study", IZA Discussion Paper 13524 (2020)

stati, ma la sua intercetta varia da uno stato all'altro. L'origine della variazione dell'intercetta è Z_i che cambia da stato a stato, pur rimanendo costante nel tempo.

3.3.2 Strumenti adoperati per l'analisi

Per effettuare le analisi appena descritte, si sono utilizzati in particolare due software:

- Microsoft Excel è un programma sviluppato da Microsoft che fa parte delle suite Office 365 ed è disponibile per il sistema operativo Windows, macOS, Android e iOS. È un programma che viene utilizzato per la produzione e la gestione dei fogli elettronici di calcolo. Nel corso dello studio è stato utilizzato per importare il database ed effettuare le prime analisi descrittive. Si è utilizzata l'ultima versione di Microsoft Excel presente sul mercato.
- STATA è un pacchetto software statistico di uso generale sviluppato da StataCorp per la manipolazione dei dati, la visualizzazione, la statistica e la creazione di report automatici. Essendo un programma generale, è utilizzato in molti campi, tra cui biomedicina, epidemiologia, sociologia e scienza. Nel corso della ricerca è stato importante per la parte di analisi econometriche cercando di avvalorare ciò che l'analisi descrittiva aveva prodotto. Si è utilizzato in particolare la versione di Stata 16.

4. Analisi dei dati

L'analisi del dataset, come annunciato nel paragrafo precedente, consta di una prima parte di analisi descrittiva in cui si adopera principalmente il software Excel e poi di una parte di analisi di regressione con l'applicativo STATA.

Le variabili dipendenti per questo studio sono quelle relative alla visibilità online: AVG_GoogleTrendsIndex, MAX_GoogleTrendsIndex, MIN_GoogleTrendsIndex e DST_GoogleTrendsIndex.

Il primo indica l'intensità di ricerche medie sul motore di ricerca Google; il secondo consiste nelle ricerche massime, il terzo nei picchi minimi; infine, il quarto riguarda la deviazione standard.

Prima di iniziare con le analisi, il database è stato inserito all'interno di una tabella con la possibilità di inserire dei filtri in ogni colonna, al fine di rendere più facile la visualizzazione dei dati e la loro ricerca.

4.1 Analisi descrittiva

La prima fase di questo studio prevede l'analisi descrittiva per capire le caratteristiche proprie delle variabili presenti nel database.

Avendo a disposizione i dati per borgo dal 2009 al 2019, per effettuare una stima difference-in difference, occorre differenziare le analisi per coorti di ricerca. Uno studio di coorte (o panel study) è un'analisi in cui si osserva una coorte (un gruppo di dati che sperimenta un dato evento) per intervalli di tempo.

Per avere una panoramica sull'entrata di Airbnb in questi borghi analizzati, si osservi la figura 8, nella quale si evince che l'entrata di Airbnb è concentrata nel periodo di tempo che inizia nel 2011 e finisce nel 2014.

Anni analizzati	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
Borghi in cui Airbnb è entrato	2	19	48	55	48	21	6	0	0	0	0
Borghi in cui Airbnb non è entrato	70										
Totale Borghi analizzati	269										

Figura 8 Entrata da parte di Airbnb nei borghi italiani presenti nel dataset

In seguito, come si evince in figura 9, si è analizzato l'online visibility, che in questo studio è approssimata con l'intensità di ricerche su Google per borgo, per anno.

Anni analizzati	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
Ricerche medie nei borghi nell'anno in cui Airbnb è entrata	43,92	33,21	41,37	34,30	33,61	28,23	29,35	0,00	0,00	0,00	0,00
Ricerche medie nei borghi in cui Airbnb non è entrata	33,55	33,21	32,54	32,02	31,54	32,63	34,90	35,62	42,41	46,28	48,11

Figura 9 Intensità di ricerca media dei borghi italiani in presenza o meno di Airbnb

Si può notare che le ricerche medie per borgo a seguito dell'entrata di Airbnb risultano essere più elevate, soprattutto negli anni 2011, 2012, 2013 dove ci sono stati più borghi che hanno iniziato ad esser presenti nella piattaforma online, invece per i borghi in cui non è mai entrato Airbnb l'intensità media di ricerche è più o meno stabile.

Considerando che il turismo non è uniforme per 12 mesi all'anno ma, come già approfondito nel capitolo 1, si concentra più in alcuni mesi piuttosto che altri, una variabile molto importante fra quelle analizzate è sicuramente la MAXGoogleTrendsIndex. Una variabile altrettanto interessante è la DSTGoogleTrendsIndex poiché misura la distanza tra il massimo e il minimo delle ricerche all'interno dell'anno di riferimento.

Osservando i grafici in figura 10 e 11, che riguardano la distribuzione dei MAX Google trends index rispetto ad una media fra tutti i borghi analizzati, si può notare come, ad una prima vista, ci siano più borghi con la presenza di Airbnb che abbiano un picco massimo di ricerche online sopra la media.

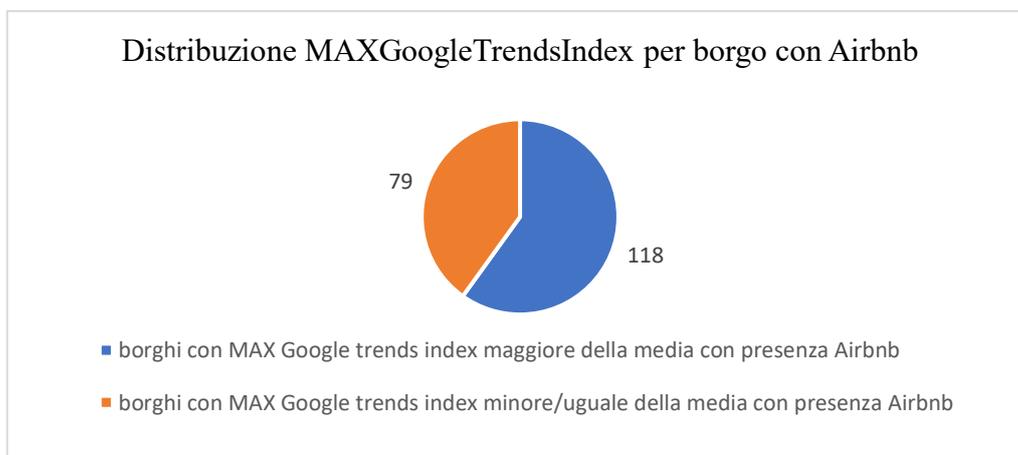


Figura 10 Distribuzione MAXGoogleTrendsIndex per borgo con la presenza di Airbnb

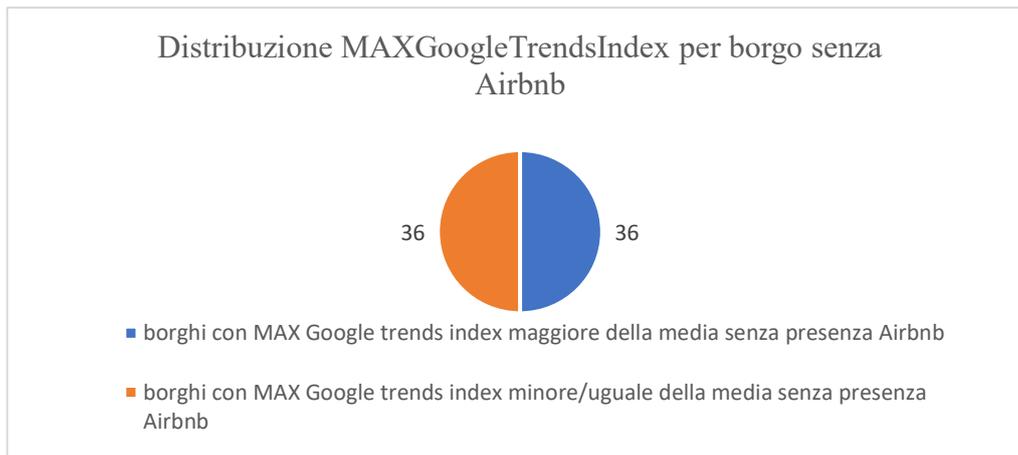


Figura 11 Distribuzione MAXGoogleTrendsIndex per borgo senza la presenza di Airbnb

4.1.1 Descrittiva 1: effetto dell'entrata di Airbnb sull'online visibility

La prima descrittiva analizza l'effetto dell'entrata di Airbnb sulle variabili dell'online visibility, quali la media, i picchi, i minimi e la deviazione standard delle ricerche effettuate online sul motore di ricerca Google.

Per effettuare la stima DID, si è deciso di analizzare la coorte 2013 e di avere come gruppo di controllo i borghi in cui Airbnb non è mai entrato (soggetti non trattati), mentre come gruppo trattato i borghi in cui Airbnb è effettivamente entrato. I due istanti di tempo presi in considerazione sono $s_1=2013$ e $s_2=2019$. I due istanti temporali sono stati denominati "PRE Treatment Averages" e "POST Treatment Averages". Per entrambi i periodi si è analizzato l'andamento dell'intensità delle ricerche effettuate su Google a seconda o meno della presenza di Airbnb nel borgo per quell'anno.

La formula utilizzata su Microsoft Excel per effettuare le somme è la seguente:

```
=SOMMA.PIÙ.SE(Tabella2[AVG_GoogleTrendsIndex];Tabella2[YEAR];2013;
Tabella2[AIRBNBentry_year];0
```

Analizzandola nel dettaglio:

- Tabella2[AVG_GoogleTrendsIndex]: è l'intervallo di celle che si vuole sommare. In questo caso, rappresenta tutta la colonna dei valori della variabile AVG_GoogleTrendsIndex;

- Tabella2[**YEAR**];2013: è una coppia di ricerca in base alla quale eseguire la ricerca di criteri specifici. Nell'esempio, l'intervallo da osservare è quello relativo agli anni (**YEAR**), mentre i valori che devono essere sommati sono relativi all'anno 2013;
- Tabella2[**AIRBNBentry_year**];0: è il secondo criterio di ricerca della formula. Bisogna sommare soltanto i valori dell'intervallo relativo all'anno di ingresso di Airbnb (**AIRBNBentry_year**) che possiedono come valore 0 (rappresenta il non ingresso; quindi, se si devono sommare i valori del gruppo trattato, risulterà essere 2013).

I risultati di queste formule sono stati sintetizzati nella tabella seguente (figura 12):

PRE Treatment Averages					
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index	
Control Group	2207,83	3582,00	1339,00	674,24	
Treatment Group	1613,50	2513,00	1072,00	430,33	

POST Treatment Averages					
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index	
Control Group	3367,42	5499,00	1960,00	1051,65	
Treatment Group	2347,25	3977,00	1440,00	739,99	

Delta POST-PRE					
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index	
Control Group	21%	21%	19%	22%	
Treatment Group	19%	23%	15%	26%	

DID 2013					
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index	
ATE [2013 cohort]	-2,27%	1,45%	-4,17%	4,59%	

Figura 12 Risultati descrittiva 1

Osservando i delta, si può notare come sia il gruppo di controllo sia quello trattato abbiano avuto un incremento nella visibilità online, tuttavia, la metodologia Difference in Differences prevede un confronto specifico fra i due gruppi. Questa differenza fra gruppo trattato e gruppo di controllo è chiamata ATE (Average Treatment Effect) ed è questo il risultato che è importante per l'analisi DID.

Come si può notare, dunque, dai risultati, l'effetto dell'entrata di Airbnb fa decrescere le ricerche medie del 2,27% e i picchi minimi del 4,17%, tuttavia i picchi massimi di ricerca aumentano del 1,45%.

4.1.2 Descrittiva 2: effetto dell'entrata di Airbnb sull'online visibility a seconda dell'area geografica

La descrittiva 2 analizza l'impatto dell'entrata di Airbnb sui borghi che sono stati suddivisi per area geografica. Quindi, risulta essere una specifica della descrittiva 1.

I borghi sono stati divisi in cinque aree geografiche: Isole, Sud, Centro, Nord-ovest e Nord-est. Le coorti analizzate per questa descrittiva sono: 2012, 2013, 2014.

4.1.2.1 Descrittiva 2: Coorte 2012

Si è utilizzata la metodologia Difference in Differences per analizzare la coorte 2012. È stato identificato come gruppo di controllo l'insieme dei borghi in cui Airbnb non è mai entrata, mentre come gruppo trattato l'insieme di borghi in cui Airbnb è entrato nel 2012. Si confrontano questi risultati relativi al 2012 con quelli dell'anno 2019 per verificare gli effetti della visibilità online sui borghi che hanno una presenza nella piattaforma Airbnb.

La formula utilizzata è la seguente:

```
=SOMMA.PIÙ.SE(Tabella2[AVG_GoogleTrendsIndex];Tabella2[YEAR];2012;  
Tabella2[AIRBNBentry_year];0; Tabella2[NUTS1];DATA!D178)
```

La struttura della formula è la medesima della descrittiva 1, tuttavia vi è una coppia di ricerca di criteri specifici in più, ovvero Tabella2[NUTS1];DATA!D178, che serve per filtrare e sommare solo i dati relativi ad una certa area geografica.

Per semplicità, si riporta solo per la prima area geografica l'intera tabella. Per le altre, si analizzano direttamente i risultati della DID.

Isole				
PRE Treatment Averages				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
Control Group	396,17	626,00	217,00	126,33
Treatment Group	91,58	159,00	48,00	31,64

Isole				
POST Treatment Averages				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
Control Group	631,92	1083,00	349,00	232,31
Treatment Group	238,92	377,00	92,00	83,74

Isole				
Delta POST-PRE				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
Control Group	22,9%	26,7%	23,3%	29,6%
Treatment Group	44,6%	40,7%	31,4%	45,2%

DID ISOLE 2012				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2012 cohort]	21,6%	13,9%	8,1%	15,6%

DID SUD 2012				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2012 cohort]	15,1%	15,9%	5,2%	22,9%

DID CENTRO 2012				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2012 cohort]	-15,3%	-19,3%	-13,5%	-20,3%

DID NORD-OVEST 2012				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2012 cohort]	-3,2%	1,7%	-10,7%	8,8%

DID NORD-EST 2012				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2012 cohort]	-8,8%	4,4%	-19,1%	18,2%

Figura 13 Risultati descrittiva 2 coorte 2012

Come si evince dalle tabelle in figura 13:

- Isole: vi è un aumento generale delle ricerche online con una media che aumenta del 21,6% e un picco massimo che aumenta del 13,9%. Anche il picco minimo aumenta del 8,1% con l'entrata di Airbnb;
- Sud: vi è un aumento generale con la media che aumenta del 15,1% e i picchi massimi che registrano un +15,9%. Anche le ricerche minime registrano un leggero aumento del 15,9%;
- Centro: generale decrescita delle ricerche online con l'entrata di Airbnb con la media che diminuisce del 15,3% e i picchi massimi che diminuiscono del 19,3%;
- Nord-ovest: le media delle ricerche diminuiscono del 3,2%, tuttavia il picco delle ricerche aumenta del 1,7%;

- Nord-est: la media diminuisce del 8,8%, tuttavia le ricerche massime aumentano del 4,4%.

4.1.2.2 Descrittiva 2: Coorte 2013

Si adopera la metodologia DID per lo studio della coorte 2013. Per gruppo di controllo si intende l'insieme di borghi dove Airbnb non è presente, mentre per gruppo trattato l'insieme di borghi dove Airbnb è entrato nel 2013. Si confrontano i risultati dei gruppi con il valore delle ricerche online (media, massimi, minimi, deviazione standard) nel 2019 per analizzare se l'entrata di Airbnb ha contribuito ad una crescita/decrecita dell'intensità delle ricerche online. La divisione dei borghi è effettuata a seconda dell'area geografica italiana.

La formula utilizzata è la seguente:

=SOMMA.PIÙ.SE(Tabella2[AVG_GoogleTrendsIndex];Tabella2[YEAR];2013; Tabella2[AIRBNBentry_year];0;Tabella2[NUTS1];DATA!D178).

La struttura della formula è la medesima utilizzata per le altre corti. Le valorizzazioni ovviamente dipendono dalla variabile che si vuole osservare, dall'anno dei dati da sommare, dall'entrata di Airbnb e dall'area geografica d'interesse.

Si riportano le tabelle relative alla coorte 2013 (figura 14):

DID ISOLE 2013				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2013 cohort]	-2,2%	10,9%		1,8%

DID SUD 2013				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2013 cohort]	9,9%	15,1%		7,5%

DID CENTRO 2013				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2013 cohort]	-17,9%	-16,0%		-26,8%

DID NORD-OVEST 2013				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2013 cohort]	-0,8%	0,0%		-0,4%

DID NORD-EST 2013				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2013 cohort]	0,0%	0,0%		0,1%

Figura 14 Risultati descrittiva 2 coorte 2013

4.1.2.3 Descrittiva 2: Coorte 2014

Si è utilizzata la metodologia DID per effettuare le analisi riguardanti la coorte 2014. Per gruppo di controllo si intende l'insieme di borghi dove Airbnb non è presente, mentre per gruppo trattato l'insieme di borghi dove Airbnb è entrato nel 2014. Si confrontano i risultati dei gruppi con il valore delle ricerche online (media, massimi, minimi, deviazione standard) nel 2019 per analizzare se l'entrata di Airbnb ha contribuito ad una crescita/decrecita dell'intensità delle ricerche online. La divisione dei borghi è effettuata a seconda dell'area geografica italiana.

La formula utilizzata è la seguente:

=SOMMA.PIÙ.SE(Tabella2[AVG_GoogleTrendsIndex];Tabella2[YEAR];2014; Tabella2[AIRBNBentry_year];0; Tabella2[NUTS1];DATA!D178).

La struttura della formula è la medesima utilizzata per le altre corti della descrittiva 2. Le valorizzazioni ovviamente dipendono dalla variabile che si vuole osservare, dall'anno dei dati da sommare, dall'entrata di Airbnb e dall'area geografica d'interesse.

Si riportano i risultati dell'analisi DID relativa alla coorte del 2014 (figura 15):

DID ISOLE 2014				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2014 cohort]	33,2%		13,3%	60,5%
				5,5%

DID SUD 2014				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2014 cohort]	24,2%		20,4%	6,8%
				23,9%

DID CENTRO 2014				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2014 cohort]	-5,4%		-21,4%	-16,7%
				-27,9%

DID NORD-OVEST 2014				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2014 cohort]	-2,2%		-8,2%	6,3%
				-18,8%

DID NORD-EST 2014				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2014 cohort]	-6,7%		-4,9%	-5,7%
				-8,7%

Figura 15 Risultati descrittiva 2 coorte 2014

4.1.3 Descrittiva 3: effetto dell'entrata di Airbnb sull'online visibility a seconda dell'area geografica e della distanza del borgo dall'aeroporto

La descrittiva 3 analizza l'effetto dell'entrata di Airbnb in un borgo rispetto alla zona geografica di riferimento ma anche rispetto alla distanza del borgo dall'aeroporto più vicino. Infatti, uno dei metodi più utilizzati per viaggiare è sicuramente l'aereo, quindi è importante capire che effetto può avere una struttura così importante per il turismo.

Dunque, la descrittiva 3 appare come una specificazione della descrittiva 2 e di conseguenza della descrittiva 1.

Si è utilizzata sempre una metodologia DID e si è inteso come gruppo di controllo l'insieme di borghi dove Airbnb non è presente; invece, come gruppo trattato l'insieme di borghi dove Airbnb è entrato in un dato anno. Si analizzano le coorti 2012, 2013 e 2014. Si confrontano i risultati dei gruppi con il valore delle ricerche online (media, massimi, minimi, deviazione standard) nel 2019 per analizzare se l'entrata di Airbnb ha contribuito ad una crescita/decrecita dell'intensità delle ricerche online. La divisione dei gruppi è effettuata a seconda dell'area geografica italiana e a seconda la distanza dall'aeroporto rispetto alla mediana.

Per calcolare la mediana, si è utilizzata la formula Excel riferita alla colonna delle distanze del centro dei borghi rispetto all'aeroporto più vicino: =MEDIANA(Tabella1[DistAeroporto KM]).

Il valore di riferimento che ha prodotto la formula è 75 km.

4.1.3.1 Descrittiva 3: Coorte 2012

Per gli studi sulla coorte del 2012 si sono prodotte due tabelle: una per i borghi con distanza inferiore o uguale alla mediana della distanza dei borghi all'aeroporto, ed una per i borghi con distanza maggiore.

Le formule utilizzate sono rispettivamente:

=SOMMA.PIÙ.SE(Tabella2[AVG_GoogleTrendsIndex];Tabella2[YEAR];2012; Tabella2[AIRBNBentry_year];0;Tabella2[NUTS1];DATA!D178;Tabella2[DistAeroporto KM];"<="&'Descrittiva generale'!C15)

=SOMMA.PIÙ.SE(Tabella2[AVG_GoogleTrendsIndex];Tabella2[YEAR];2012; Tabella2[AIRBNBentry_year];0;Tabella2[NUTS1];DATA!D178;Tabella2[DistAeroporto KM];">"&'Descrittiva generale'!C15)

La struttura della formula è la medesima della descrittiva 2, tuttavia per questa descrittiva si è aggiunta una coppia di ricerca di criteri specifici in più, ovvero e Tabella2[DistAeroporto KM];"<="&'Descrittiva generale'!C15 e Tabella2[DistAeroporto KM];">"&'Descrittiva generale'!C15 che filtrano e selezionano rispettivamente solo i borghi con distanza minore e uguale alla mediana e maggiore.

Per essere più chiari nella metodologia, si riporta come esempio l'intera tabella per le isole che hanno distanza minore o uguale alla mediana. Per le altre, si riportano solamente i risultati della DID (figura 16):

Isole				
PRE Treatment Averages				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
Control Group	174,00		249	117
Treatment Group	28,75		96	38

Isole				
POST Treatment Averages				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
Control Group	242,92		366	161
Treatment Group	114,75		179	28

Isole				
Delta POST-PRE				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
Control Group	16,5%		19,0%	15,8%
Treatment Group	59,9%		30,2%	-15,2%

DID ISOLE 2012				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2012 cohort]	43,4%		11,2%	-31,0%
				27,2%

DID SUD 2012				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2012 cohort]	19,7%		25,7%	9,7%
				36,9%

DID CENTRO 2012				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2012 cohort]	-11,9%		-16,7%	-12,5%
				-17,2%

DID NORD-OVEST 2012				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2012 cohort]	14,1%	16,4%	3,4%	28,4%

DID NORD-EST 2012				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2012 cohort]	-6,9%	6,0%	-12,9%	15,8%

Figura 16 Risultati descrittiva 3 coorte 2012 distanza aeroporto <= mediana

Di seguito si riportano le tabelle riguardanti i borghi con distanza maggiore alla mediana (figura 17):

Isole				
PRE Treatment Averages				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
Control Group	222,17	377	100	83,70
Treatment Group	62,83	96	38	17,44

Isole				
POST Treatment Averages				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
Control Group	389,00	717	188	162,52
Treatment Group	124,17	198	64	39,57

Isole				
Delta POST-PRE				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
Control Group	27,3%	31,1%	30,6%	32,0%
Treatment Group	32,8%	34,7%	25,5%	38,8%

DID ISOLE 2012				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2012 cohort]	5,5%	3,6%	-5,1%	6,8%

DID SUD 2012				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2012 cohort]	9,0%	4,1%	-3,9%	6,3%

DID CENTRO 2012				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2012 cohort]	-19,9%	-22,4%	-14,9%	-23,1%

DID NORD-OVEST 2012				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2012 cohort]	-19,9%	-11,5%	-22,3%	-6,0%

DID NORD-EST 2012				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2012 cohort]	11,0%	13,0%	-2,5%	22,4%

Figura 17 Risultati descrittiva 3 coorte 2012 distanza aeroporto > mediana

4.1.3.2 Descrittiva 3: Coorte 2013

Per gli studi sulla coorte del 2013 si sono prodotte due tabelle: una per i borghi con distanza inferiore o uguale alla mediana della distanza dei borghi all'aeroporto, ed una per i borghi con distanza maggiore.

Le formule utilizzate sono le seguenti:

=SOMMA.PIÙ.SE(Tabella2[AVG_GoogleTrendsIndex];Tabella2[YEAR];2013;
 Tabella2[AIRBNBentry_year];0;Tabella2[NUTS1];DATA!D178;Tabella2[DistA
 eroporto KM];"<="&'Descrittiva generale'!C15)

=SOMMA.PIÙ.SE(Tabella2[AVG_GoogleTrendsIndex];Tabella2[YEAR];2013;
 Tabella2[AIRBNBentry_year];0;Tabella2[NUTS1];DATA!D112;Tabella2[DistA
 eroporto KM];">"&'Descrittiva generale'!C15).

La struttura della formula è la medesima delle altre corti analizzate per la descrittiva
 3.

Si riportano i risultati della DID per i borghi con distanza minore o uguale alla
 mediana (figura 18):

DID ISOLE 2013				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2013 cohort]	14,0%	15,5%	14,3%	10,0%

DID SUD 2013				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2013 cohort]	16,2%	23,0%	15,0%	24,4%

DID CENTRO 2013				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2013 cohort]	-19,6%	-17,8%	-29,9%	-1,6%

DID NORD-OVEST 2013				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2013 cohort]	-8,6%	-4,7%	-14,3%	3,9%

DID NORD-EST 2013				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2013 cohort]	-9,7%	-4,0%	-11,5%	-8,1%

Figura 18 Risultati descrittiva 3 coorte 2013 distanza aeroporto <= mediana

Adesso, si riportano i risultati della DID relativi al caso dei borghi con distanza
 maggiore al valore mediano (figura 19):

DID ISOLE 2013				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2013 cohort]	-13,0%	8,0%	-5,5%	15,5%

DID SUD 2013				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2013 cohort]	3,1%	8,1%	-1,8%	8,3%

DID CENTRO 2013				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2013 cohort]	-10,4%	-13,9%	1,4%	-17,0%

DID NORD-OVEST 2013				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2013 cohort]	3,4%	2,3%	12,0%	-0,9%

DID NORD-EST 2013				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2013 cohort]	15,3%	59,8%	17,0%	17,8%

Figura 19 Risultati descrittiva 3 coorte 2013 distanza aeroporto > mediana

4.1.3.3 Descrittiva 3: Coorte 2014

Si analizza la coorte 2014 ed in particolare si producono due tabelle: una per i borghi con distanza inferiore o uguale alla mediana della distanza dei borghi all'aeroporto, ed una per i borghi con distanza maggiore.

Le formule utilizzate sono le seguenti per i due casi:

=SOMMA.PIÙ.SE(Tabella2[AVG_GoogleTrendsIndex];Tabella2[YEAR];2014; Tabella2[AIRBNBentry_year];0;Tabella2[NUTS1];DATA!D178;Tabella2[DistAeroporto KM];"<="&'Descrittiva generale'!C15)

=SOMMA.PIÙ.SE(Tabella2[AVG_GoogleTrendsIndex];Tabella2[YEAR];2014; Tabella2[AIRBNBentry_year];0;Tabella2[NUTS1];DATA!D178;Tabella2[DistAeroporto KM];">"&'Descrittiva generale'!C15)

Di seguito si riportano le tabelle DID con i risultati per i borghi che risultano avere una distanza minore o uguale al valore mediano della distanza dal centro del borgo all'aeroporto (figura 20):

DID ISOLE 2014				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2014 cohort]	40,8%	23,4%	63,8%	13,1%

DID SUD 2014				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2014 cohort]	15,8%	20,5%	-3,3%	30,9%

DID CENTRO 2014				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2014 cohort]	-18,0%	-20,5%	-23,4%	-18,4%

DID NORD-OVEST 2014				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2014 cohort]	-3,6%	-6,6%	-3,5%	-10,6%

DID NORD-EST 2014				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2014 cohort]	-12,2%	-13,0%	-13,5%	-16,9%

Figura 20 Risultati descrittiva 3 coorte 2014 distanza aeroporto <= mediana

Per il caso con distanza dall'aeroporto maggiore del valore mediano, si riportano i risultati (figura 21):

DID ISOLE 2014				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2014 cohort]	N/A	N/A	N/A	N/A

DID SUD 2014				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2014 cohort]	40,6%	25,8%	28,8%	21,4%

DID CENTRO 2014				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2014 cohort]	0,9%	-22,3%	-7,0%	-33,2%

DID NORD-OVEST 2014				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2014 cohort]	-0,4%	-7,3%	21,6%	-21,4%

DID NORD-EST 2014				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2014 cohort]	3,9%	12,7%	3,5%	2,6%

Figura 21 Risultati descrittiva 3 coorte 2014 distanza aeroporto > mediana

Come si evince dalla tabella DID delle isole, nel caso con distanza maggiore del valore mediano non è possibile applicare il Difference in Differences, dato che il valore del gruppo trattato, ovvero l'insieme di borghi dove Airbnb è entrato nel 2014, risulta essere nullo.

4.1.4 Descrittiva 4: effetto dell'entrata di Airbnb sull'online visibility a seconda dell'area geografica e del grado di urbanizzazione

La descrittiva 4 analizza l'effetto dell'entrata di Airbnb sulla visibilità online rispetto non solo all'area geografica, come la descrittiva 2, ma anche rispetto al grado di urbanizzazione.

Il grado di urbanizzazione, secondo l'EUROSTAT, è una classificazione che indica le caratteristiche di un'area in base alla percentuale di popolazione locale che vive in agglomerati urbani e in centri urbani valutati entro griglie regolari con celle di un chilometro quadrato. Il grado di urbanizzazione si divide in tre tipi:

- Livello 1: area ad alta urbanizzazione con popolazione minima di 50.000 abitanti e densità di almeno 1500 abitanti per km^2 ;
- Livello 2: area di media urbanizzazione con popolazione minima di 5000 abitanti e densità almeno di 300 abitanti per km^2 ;
- Livello 3: area rurale che comprende i comuni che non rientrano nei primi due livelli.

In Italia, il 67,9% dei comuni ricade nella classe bassa di urbanizzazione, il 28,7% invece rappresenta la fetta dei comuni di media urbanizzazione, infine il 3,3% consiste nei comuni ad alta urbanizzazione. I borghi di questo studio si distribuiscono fra il livello 2 e il livello 3.

Per effettuare le analisi, si è utilizzata la metodologia DID e si è considerato come gruppo di controllo l'insieme di borghi nei quali Airbnb non è mai entrato, invece come gruppo trattato tutti quei borghi che hanno subito l'effetto dell'entrata di Airbnb in un determinato anno. Si sono analizzate le coorti 2012, 2013 e 2014. Si confrontano i risultati dei gruppi con il valore delle ricerche online (media, massimi, minimi, deviazione standard) nel 2019 per analizzare se l'entrata di Airbnb ha contribuito ad una crescita/decrecita della visibilità online dei borghi analizzati.

4.1.4.1 Descrittiva 4: coorte 2012

Per le analisi della coorte 2012 della descrittiva 4, si sono prodotte due tabelle: una per i borghi che rientrano nel grado di urbanizzazione 2, e una per quelle che sono state classificate al livello 3.

Le formule utilizzate sono, rispettivamente, le seguenti:

```
=SOMMA.PIÙ.SE(Tabella2[AVG_GoogleTrendsIndex];Tabella2[YEAR];2012;
Tabella2[AIRBNBentry_year];0;Tabella2[NUTS1];DATA!D178;Tabella2[Grado
Urbanizzazione];2)
```

```
=SOMMA.PIÙ.SE(Tabella2[AVG_GoogleTrendsIndex];Tabella2[YEAR];2012;
Tabella2[AIRBNBentry_year];0;Tabella2[NUTS1];DATA!D178;Tabella2[Grado
Urbanizzazione];3).
```

La struttura delle formule utilizzate è la medesima della descrittiva 2, tuttavia vi è una coppia di ricerca di criteri specifici in più, ovvero la parte Tabella2[GradoUrbanizzazione];2, che specifica il range di borghi con il valore di Grado urbanizzazione richiesto.

Si riportano le tabelle DID prodotte per il caso del grado di urbanizzazione pari a 2 (figura 22):

Isole				
PRE Treatment Averages				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
Control Group	146,17	218,00	92,00	40,97
Treatment Group	26,25	34,00	12,00	5,81

Isole				
POST Treatment Averages				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
Control Group	210,33	366,00	123,00	77,34
Treatment Group	86,08	113,00	33,00	25,78

Isole				
Delta POST-PRE				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
Control Group	18,0%	25,3%	14,4%	30,7%
Treatment Group	53,3%	53,7%	46,7%	63,2%

DID ISOLE 2012				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2012 cohort]	35,3%	28,4%	32,2%	32,5%

DID SUD 2012				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2012 cohort]	41,0%	32,3%	42,3%	23,8%

DID CENTRO 2012				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2012 cohort]	-14,1%	-4,7%	-8,2%	-5,4%

DID NORD-OVEST 2012				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2012 cohort]	3,8%	7,5%	-3,2%	15,6%

DID NORD-EST 2012				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2012 cohort]	N/A	N/A	N/A	N/A

Figura 22 Risultati descrittiva 4 coorte 2012 grado urbanizzazione = 2

Si riportano le tabelle DID per il caso grado di urbanizzazione pari a 3 (figura 23):

DID ISOLE 2012				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2012 cohort]	14,6%	8,3%	-4,6%	9,4%

DID SUD 2012				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2012 cohort]	3,2%	9,1%	-5,3%	16,5%

DID CENTRO 2012				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2012 cohort]	-15,1%		-21,2%	-14,2%

DID NORD-OVEST 2012				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2012 cohort]	-11,5%		-4,0%	-19,2%

DID NORD-EST 2012				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2012 cohort]	-6,9%		5,9%	-18,4%

Figura 23 Risultati descrittiva 4 coorte 2012 grado urbanizzazione = 3

4.1.4.2 Descrittiva 4: coorte 2013

Si analizza l'effetto dell'entrata di Airbnb sulla visibilità online a seconda dell'area geografica e del grado di urbanizzazione per l'anno 2013.

Le formule utilizzate sono le seguenti, rispettivamente nel caso di grado di urbanizzazione pari a 2 e a 3:

=SOMMA.PIÙ.SE(Tabella2[AVG_GoogleTrendsIndex];Tabella2[YEAR];2013; Tabella2[AIRBNBentry_year];2013;Tabella2[NUTS1];DATA!D178;Tabella2[GradoUrbanizzazione];2)

=SOMMA.PIÙ.SE(Tabella2[AVG_GoogleTrendsIndex];Tabella2[YEAR];2013; Tabella2[AIRBNBentry_year];2013;Tabella2[NUTS1];DATA!D178;Tabella2[GradoUrbanizzazione];3).

Si riportano le tabelle per i borghi di livello 2 di urbanizzazione (figura 24):

DID ISOLE 2013				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2013 cohort]	62,1%		75,1%	38,7%

DID SUD 2013				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2013 cohort]	60,9%		65,6%	69,5%

DID CENTRO 2013				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2013 cohort]	-12,4%		4,7%	-14,9%

DID NORD-OVEST 2013				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2013 cohort]	-0,6%		11,5%	5,3%

DID NORD-EST 2013				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2013 cohort]	-34,1%	-36,7%	-22,0%	-42,7%

Figura 24 Risultati descrittiva 4 coorte 2013 grado urbanizzazione = 2

Di seguito, le tabelle per i borghi di livello 3 (figura 25):

DID ISOLE 2013				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2013 cohort]	-11,2%	-12,1%	-3,6%	-16,3%

DID SUD 2013				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2013 cohort]	6,0%	12,3%	1,9%	13,1%

DID CENTRO 2013				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2013 cohort]	-18,5%	-18,1%	-28,9%	-6,3%

DID NORD-OVEST 2013				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2013 cohort]	-0,5%	-1,7%	0,5%	-1,6%

DID NORD-EST 2013				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2013 cohort]	11,2%	7,1%	11,6%	5,8%

Figura 25 Risultati descrittiva 4 coorte 2012 grado urbanizzazione = 3

4.1.4.3 Descrittiva 4: coorte 2014

Si analizza l'anno 2014 per la descrittiva 4. Si riportano le formule utilizzate nei due casi previsti:

=SOMMA.PIÙ.SE(Tabella2[AVG_GoogleTrendsIndex];Tabella2[YEAR];2014; Tabella2[AIRBNBentry_year];2014;Tabella2[NUTS1];DATA!D178;Tabella2[GradoUrbanizzazione];2)

=SOMMA.PIÙ.SE(Tabella2[AVG_GoogleTrendsIndex];Tabella2[YEAR];2014; Tabella2[AIRBNBentry_year];2014;Tabella2[NUTS1];DATA!D178;Tabella2[GradoUrbanizzazione];3).

Le analisi hanno prodotto, per il caso dei borghi di livello 2, i seguenti risultati (figura 26):

DID ISOLE 2014				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2014 cohort]	N/A	N/A	N/A	N/A

DID SUD 2014				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2014 cohort]	2,1%		-7,6%	19,8%

DID CENTRO 2014				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2014 cohort]	N/A	N/A	N/A	N/A

DID NORD-OVEST 2014				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2014 cohort]	N/A	N/A	N/A	N/A

DID NORD-EST 2014				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2014 cohort]	N/A	N/A	N/A	N/A

Figura 26 Risultati descrittiva 4 coorte 2014 grado urbanizzazione = 2

Si nota che per questa casistica, molti borghi con grado di urbanizzazione di livello 2 non hanno subito l'effetto dell'entrata di Airbnb nel 2014 e quindi, il gruppo trattato risultava sempre a zero, non permettendo, dunque, di effettuare l'analisi DID.

Per il caso dei borghi con grado di urbanizzazione 3, l'analisi DID ha prodotto i seguenti risultati (figura 27):

DID ISOLE 2014				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2014 cohort]	29,0%		10,2%	55,5%

DID SUD 2014				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2014 cohort]	31,0%		26,2%	8,6%

DID CENTRO 2014				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2014 cohort]	-5,9%		-22,5%	-17,9%

DID NORD-OVEST 2014				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2014 cohort]	-1,3%		-10,4%	10,8%

DID NORD-EST 2014				
	AVG Google Trend Index	MAX Google Trend Index	MIN Google Trend Index	STD Google Trend Index
ATE [2014 cohort]	-4,1%		-3,1%	-3,1%

Figura 27 Risultati descrittiva 4 coorte 2014 grado urbanizzazione = 3

4.2 Analisi di regressione

A seguito dell'analisi descrittiva su Microsoft Excel, si è proseguito con la fase di analisi di inferenza statistica sul software Stata.

Il primo step da eseguire è importare il database su Stata in modo tale da avere una base su cui fare le analisi.

Per secondo step, bisogna preparare accuratamente il dataset. Il periodo temporale di riferimento per la ricerca è dal 2009 al 2019, quindi, dato che il database contiene anche i dati del 2008, bisognerà eliminarli tramite la funzione “*drop if YEAR == 2008*”. In seguito, bisogna dichiarare la conformazione di tipo panel del dataset. Per fare ciò, si utilizzano le seguenti funzioni:

$$\textit{egen ID} = \textit{group}(\textit{BORGGO})$$
$$\textit{egen TIME} = \textit{group}(\textit{YEAR})$$
$$\textit{xtset ID TIME}.$$

In particolare, l’ultima funzione dichiara che i dati sono un panel in cui l’ordine delle osservazioni è importante.

Il terzo passo prevede la creazione delle variabili. In questa fase si generano tutte le variabili dipendenti ed indipendenti. Si utilizzano i comandi *gen* ed *egen* per la creazione di nuove variabili. La funzione *gen* è un comando di creazione delle variabili generale; invece, *egen* crea una nuova variabile del tipo di memoria specificato facoltativamente, uguale alla funzione *data*, basata sugli argomenti di tale funzione.

Dopo aver preparato il dataset e creato le variabili necessarie, si può iniziare la vera e propria analisi econometrica. Le analisi del tipo “panel event study” sono implementate in Stata con il comando *eventdd*. Utilizzando questo comando, bisogna prima di tutto specificare la variabile dipendente d’interesse e poi tutti i controlli, compresi gli effetti fissi da includere. Non bisogna inserire i *lag* e i *lead* che devono essere inseriti nella regressione. La procedura di stima del modello può essere dei minimi quadrati ordinari (OLS), per effetti fissi (*fe*) o per assorbimento di più livelli di effetti fissi con la regressione scritta dall’utente (*hdfe*). Per questo studio, si è utilizzato il controllo per effetti fissi. Si può decidere la modalità di visualizzazione e il livello (in termini percentuali) degli intervalli di confidenza del grafico. Quindi, *eventdd* genera tutti i *lag* e i *lead*, la stima e l’inferenza, ed infine produce un grafico.

Per lo studio di ricerca, si è utilizzato il seguente comando (modificando la variabile dipendente, nell'esempio è AVG_GoogleTrendsIndex):

```
eventdd AVG_GoogleTrendsIndex lnLettiHotels TassoDisocc lnPIL  
i.NUTS2_g#i.TIME i.TIME, timevar(TIMEVARdd) fe ci(rcap) level(90) accum  
lags(4) leads(2).
```

Sono stati utilizzati 4 regressori:

- LnlettiHotels: il logaritmo naturale della variabile relativa al numero di letti disponibili degli hotel (quindi una stima dell'occupazione);
- TassoDisocc: regressore lineare che rappresenta la variabile del tasso di disoccupazione;
- LnPIL: regressore logaritmico della variabile economica PIL;
- DID: regressore che moltiplica la variabile NUTS2 (la regione del borgo) per gli istanti di tempo

La retta di regressione stimata, dunque, è la seguente:

$$Y_{i,t} = \alpha + \beta AB_{i,t} + X_{i,r,t} + R_i * \tau_t + \tau_t + \mu_i + \epsilon_{i,t}$$

dove: $Y_{i,t}$ è la variabile dipendente, quindi può essere AVG_GoogleTrendsIndex, MAX_GoogleTrendsIndex, MIN_GoogleTrendsIndex oppure DST_GoogleTrendsIndex; α è la costante; β rappresenta l'ATE; $AB_{i,t}$ è una variabile binaria e vale 1 se Airbnb è entrato in quel borgo, altrimenti 0; $X_{i,r,t}$ rappresenta le variabili di controllo; $R_i * \tau_t$ rappresenta la variabile NUTS2 moltiplicata per i quarter; τ_t è la dummy degli anni; μ_i consiste negli effetti fissi; infine $\epsilon_{i,t}$ è il termine di errore.

Lo studio econometrico è eseguito per confermare e rafforzare le analisi descrittive effettuate in precedenza.

Le stime puntuali sono visualizzate insieme agli intervalli di confidenza al 90%. Il periodo di base (baseline) è di un anno prima dell'entrata di Airbnb, indicato dalla linea verticale continua nei grafici. Si riportano i grafici prodotti dall'analisi econometrica senza alcuna specificazione né geografica, né di distanza dall'aeroporto o grado di urbanizzazione (figura 28-29-30-31):

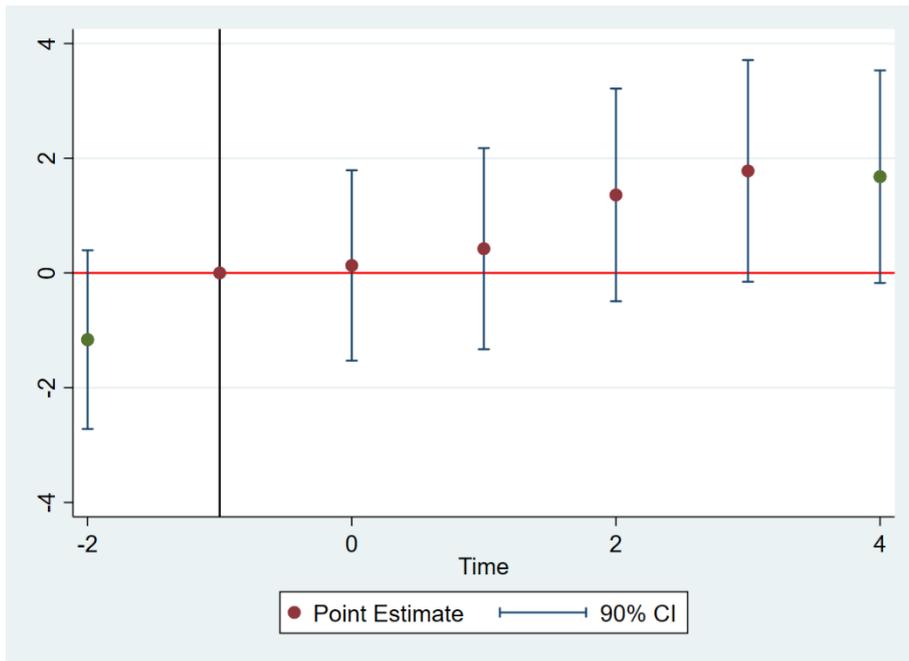


Figura 28 Grafico AVG GoogleTrendIndex

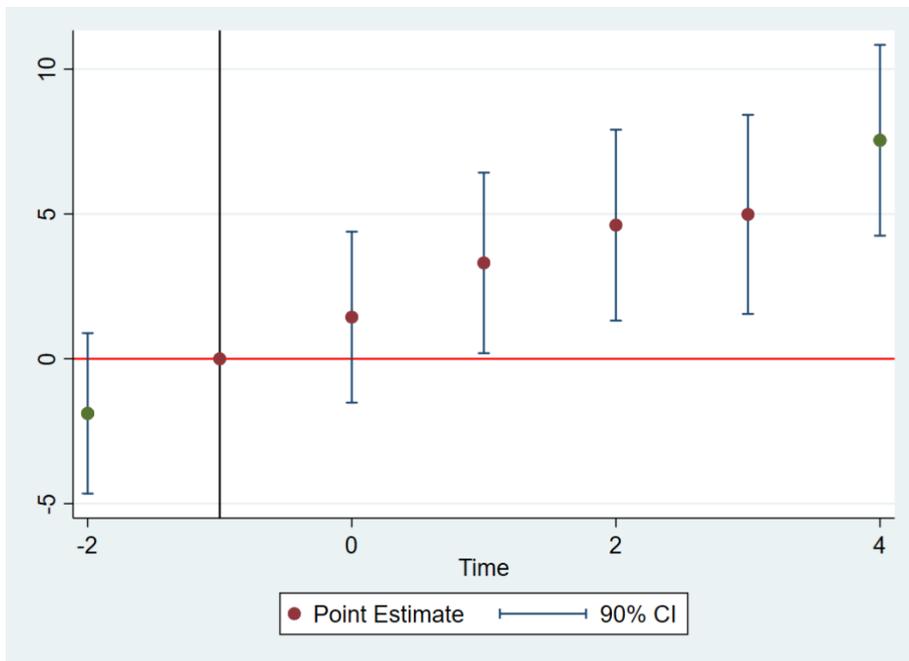


Figura 29 Grafico MAX GoogleTrendIndex

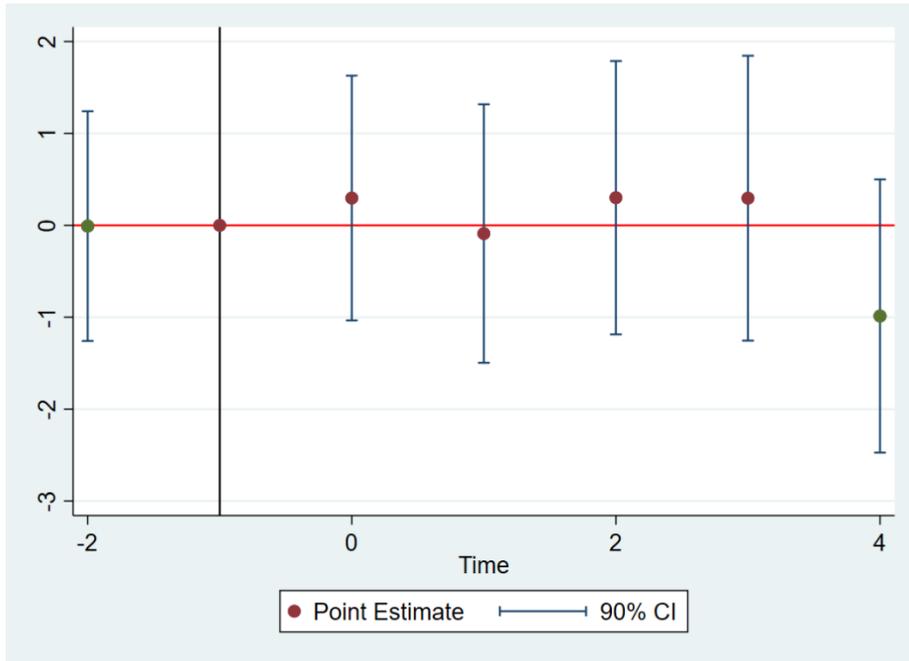


Figura 30 Grafico MIN GoogleTrendIndex

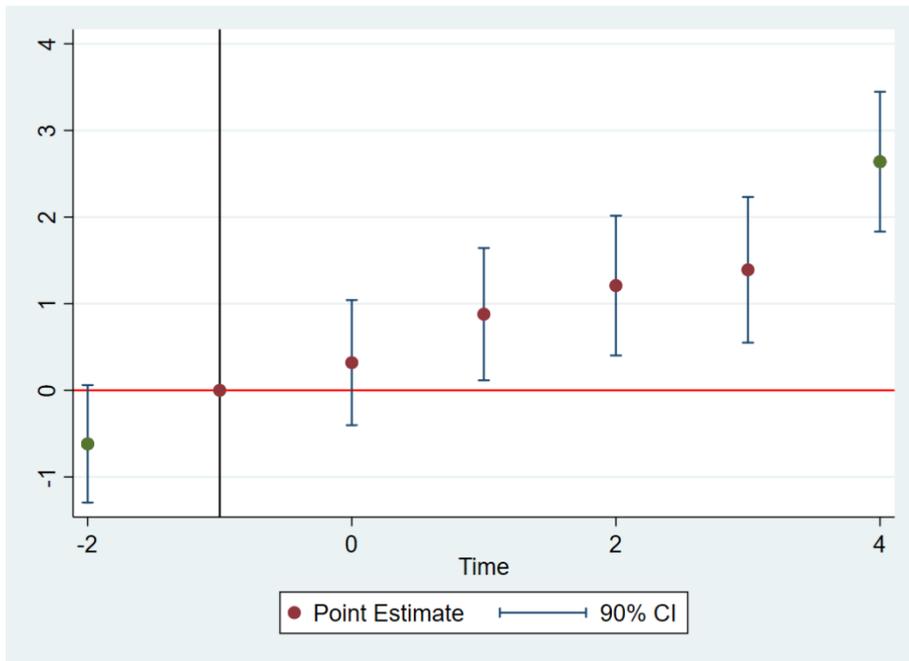


Figura 31 Grafico DST GoogleTrendIndex

5. Risultati

A seguito delle analisi di statistica descrittiva e inferenziale, si riportano e si commentano i risultati più importanti e significativi dello studio. I commenti saranno riferiti principalmente alle variabili MAX e STD in quanto, come già chiarito nei capitoli precedenti, risultano essere le più significative ai fini dell'oggetto di ricerca e per le caratteristiche del turismo.

A partire dai risultati della descrittiva 1 illustrati in figura 12 si possono notare degli effetti positivi sulla visibilità online a causa dell'entrata di Airbnb. In particolare, i picchi massimi di ricerca aumentano dell'1,45% e la deviazione standard, quindi l'ampiezza fra i picchi e i minimi della ricerca, risultano essere aumentati del 4,59%. L'effetto dell'entrata di Airbnb sembra dunque essere molto forte nei picchi di stagionalità, quando il turismo entra nel periodo più vivo per molti borghi italiani.

La descrittiva 2, invece, introduce un driver geografico, attraverso il quale si analizza se l'effetto dell'entrata di Airbnb dal punto di vista della visibilità online risulta omogeneo fra i vari borghi italiani, oppure se è eterogeneo fra le varie zone d'Italia. Si riporta una sintesi dei risultati ottenuti (figura 32):

Coorte 2012		Coorte 2013		Coorte 2014	
DID AVG	ATE	DID AVG	ATE	DID AVG	ATE
Isole	21,6%	Isole	-2,2%	Isole	33,2%
Sud	15,1%	Sud	9,9%	Sud	24,2%
Centro	-15,3%	Centro	-17,9%	Centro	-5,4%
Nord-ovest	-3,2%	Nord-ovest	-0,8%	Nord-ovest	-2,2%
Nord-est	-8,8%	Nord-est	0,0%	Nord-est	-6,7%

DID MAX	ATE	DID MAX	ATE	DID MAX	ATE
Isole	13,9%	Isole	10,9%	Isole	13,3%
Sud	15,9%	Sud	15,1%	Sud	20,4%
Centro	-19,3%	Centro	-16,0%	Centro	-21,4%
Nord-ovest	1,7%	Nord-ovest	0,0%	Nord-ovest	-8,2%
Nord-est	4,4%	Nord-est	0,0%	Nord-est	-4,9%

DID MIN	ATE	DID MIN	ATE	DID MIN	ATE
Isole	8,1%	Isole	1,8%	Isole	60,5%
Sud	5,2%	Sud	7,5%	Sud	6,8%
Centro	-13,5%	Centro	-26,8%	Centro	-16,7%
Nord-ovest	-10,7%	Nord-ovest	-0,4%	Nord-ovest	6,3%
Nord-est	-19,1%	Nord-est	0,1%	Nord-est	-5,7%

DID STD	ATE	DID STD	ATE	DID STD	ATE
Isole	15,6%	Isole	11,8%	Isole	5,5%
Sud	22,9%	Sud	15,3%	Sud	23,9%
Centro	-20,3%	Centro	-5,2%	Centro	-27,9%
Nord-ovest	8,8%	Nord-ovest	0,4%	Nord-ovest	-18,8%
Nord-est	18,2%	Nord-est	1,0%	Nord-est	-8,7%

Figura 32 Sintesi Descrittiva 2

Come si può notare dai risultati del triennio 2012-2014, l'effetto dell'entrata di Airbnb sulla visibilità online dei borghi appartenenti alle isole e al sud è davvero notevole. Eccezion fatta per la media delle ricerche del 2013 negativo per le isole, tutti gli altri valori risultano essere di gran lunga positivi. Ciò vuol dire che la visibilità online dei borghi è di molto aumentata con l'entrata di Airbnb con picchi di ricerca massima che aumentano nel triennio con una media del 15%.

I risultati dei borghi del centro, invece, risultano in controtendenza con le altre regioni. Infatti, per tutte le variabili d'interesse, si nota un aumento della decrescita delle ricerche online per tutto il triennio. Il comportamento del nord-ovest e del nord-est risulta positivo e stabile per il 2012 e il 2013, infatti si nota una crescita delle ricerche massime e della deviazione standard, mentre il 2014 risulta negativo, con una decrescita dei picchi massimi, rispettivamente del 8,2% e 4,9%.

In generale, quindi, si nota che l'effetto di Airbnb sulla visibilità online è prevalente nelle regioni del sud e nelle isole, mentre nel nord alterna due anni di crescita e un

anno di decrescita. Essendo solo un anno in controtendenza, questa decrescita può essere attribuita ad shock economico o sociale di quell'anno. Infine, nel centro si assiste ad un sostanziale comportamento negativo delle variabili di ricerca online che decrescono per tutto il triennio. Queste analisi sono puramente descrittive e possono fornire degli indizi sull'andamento dell'effetto sulla visibilità online; pertanto, dovranno essere poi verificate dal modello econometrico.

La descrittiva 3 cerca di approfondire i risultati della descrittiva 2, andando ad aggiungere un fattore molto importante quando si ricerca una meta per le vacanze, ovvero se la meta è più o meno distante dall'aeroporto più vicino. Infatti, uno dei mezzi di trasporto più utilizzati per viaggiare in e per l'Italia, è proprio l'aereo. Si analizza se l'effetto dell'entrata di Airbnb sulla visibilità online è omogeneo fra i borghi italiani più vicini all'aeroporto e quelli più lontani. In figura 33, si riporta una sintesi dei risultati ottenuti:

Coorte 2012			Coorte 2013			Coorte 2014		
DID AVG	ATE dist aeroporto <=	ATE dist aeroporto >	DID AVG	ATE dist aeroporto <=	ATE dist aeroporto >	DID AVG	ATE dist aeroporto <=	ATE dist aeroporto >
Isole	43,4%	5,5%	Isole	14,0%	-13,0%	Isole	40,8%	N/A
Sud	19,7%	9,0%	Sud	19,7%	9,0%	Sud	15,8%	40,6%
Centro	-11,9%	-19,9%	Centro	-11,9%	-19,9%	Centro	-18,0%	0,9%
Nord-ovest	14,1%	-19,9%	Nord-ovest	14,1%	-19,9%	Nord-ovest	-3,6%	-0,4%
Nord-est	-6,9%	11,0%	Nord-est	-6,9%	11,0%	Nord-est	-12,2%	3,9%

DID MAX	ATE dist aeroporto <=	ATE dist aeroporto >	DID MAX	ATE dist aeroporto <=	ATE dist aeroporto >	DID MAX	ATE dist aeroporto <=	ATE dist aeroporto >
Isole	11,2%	3,6%	Isole	15,5%	8,0%	Isole	23,4%	N/A
Sud	25,7%	4,1%	Sud	23,0%	8,1%	Sud	20,5%	25,8%
Centro	-16,7%	-22,4%	Centro	-17,8%	-13,9%	Centro	-20,5%	-22,3%
Nord-ovest	16,4%	-11,5%	Nord-ovest	-4,7%	2,3%	Nord-ovest	-6,6%	-7,3%
Nord-est	6,0%	13,0%	Nord-est	-11,5%	17,0%	Nord-est	-13,5%	3,5%

DID MIN	ATE dist aeroporto <=	ATE dist aeroporto >	DID MIN	ATE dist aeroporto <=	ATE dist aeroporto >	DID MIN	ATE dist aeroporto <=	ATE dist aeroporto >
Isole	-31,0%	-5,1%	Isole	14,3%	-5,5%	Isole	63,8%	N/A
Sud	9,7%	-3,9%	Sud	15,0%	-1,8%	Sud	-3,3%	28,8%
Centro	-12,5%	-14,9%	Centro	-29,9%	1,4%	Centro	-23,4%	-7,0%
Nord-ovest	3,4%	-22,3%	Nord-ovest	-14,3%	12,0%	Nord-ovest	-3,5%	21,6%
Nord-est	-12,9%	-2,5%	Nord-est	-11,5%	17,0%	Nord-est	-13,5%	3,5%

DID DST	ATE dist aeroporto <=	ATE dist aeroporto >	DID DST	ATE dist aeroporto <=	ATE dist aeroporto >	DID DST	ATE dist aeroporto <=	ATE dist aeroporto >
Isole	27,2%	6,8%	Isole	10,0%	15,5%	Isole	13,1%	N/A
Sud	36,9%	6,3%	Sud	24,4%	8,3%	Sud	30,9%	21,4%
Centro	-17,2%	-23,1%	Centro	-1,6%	-17,0%	Centro	-18,4%	-33,2%
Nord-ovest	28,4%	-6,0%	Nord-ovest	3,9%	-0,9%	Nord-ovest	-10,6%	-21,4%
Nord-est	15,8%	22,4%	Nord-est	-8,1%	17,8%	Nord-est	-16,9%	2,6%

Figura 33 Sintesi Descrittiva 3

Il sud e le isole confermano la tendenza positiva durante il triennio vista nella descrittiva 2: sia i picchi massimi di ricerca sia la deviazione standard hanno un comportamento positivo a seguito dell'entrata di Airbnb sia per i borghi con una distanza minore o uguale rispetto alla mediana, sia per quelli con distanza maggiore.

In particolare, per il 2012 e il 2013, i borghi con una distanza minore rispetto alla mediana godono di un effetto di crescita di gran lunga maggiore rispetto ai borghi più lontani dall'aeroporto, invece per il 2014 l'effetto di crescita è notevole per entrambe le tipologie di borgo. La deviazione standard dei borghi del sud cresce considerevolmente, indicando una sempre più marcata crescita delle ricerche online nei picchi stagionali rispetto ai periodi con meno ricerche.

Il centro conferma la tendenza negativa già ravvisata nella descrittiva 2. Le ricerche massime diminuiscono con una media del 18,3% per i borghi più vicini all'aeroporto, mentre per i borghi più lontani la media si attesta a 19,5%. Questo dato conferma che, per le regioni di questa area geografica, potrebbe esserci stato uno shock di tipo economico o sociale rilevante.

Le regioni del nord seguono tendenze differenti per le due tipologie di borgo prese in esame. Per quanto riguarda i picchi di ricerca, i borghi con distanza minore o uguale alla mediana hanno un effetto di crescita per il 2012 ed un effetto di decrescita per il 2014. Invece, per i borghi con una distanza maggiore, si attesta un effetto di decrescita per il 2012 ed un effetto di crescita nel 2013, mentre per il 2014 si ha un effetto positivo per i borghi del nord-est ed uno negativo per quelli del nord-ovest.

Infine, con la descrittiva 4, si è analizzato se l'effetto dell'entrata di Airbnb sulla visibilità online avesse dei comportamenti differenti fra i borghi con un basso grado di urbanizzazione e quelli con un livello medio. Si riporta una sintesi dei risultati ottenuti (figura 34):

Coorte 2012		
DID AVG	ATE Gr.Urb. 2	ATE Gr.Urb. 3
Isole	35,3%	14,6%
Sud	41,0%	3,2%
Centro	-14,1%	-15,1%
Nord-ovest	3,8%	-11,5%
Nord-est	N/A	-6,9%

Coorte 2013		
DID AVG	ATE Gr.Urb. 2	ATE Gr.Urb. 3
Isole	62,1%	-11,2%
Sud	60,9%	6,0%
Centro	-12,4%	-18,5%
Nord-ovest	-0,6%	-0,5%
Nord-est	-34,1%	11,2%

Coorte 2014		
DID AVG	ATE Gr.Urb. 2	ATE Gr.Urb. 3
Isole	N/A	29,0%
Sud	2,1%	31,0%
Centro	N/A	-5,9%
Nord-ovest	N/A	-1,3%
Nord-est	N/A	-4,1%

Coorte 2012		
DID MAX	ATE Gr.Urb. 2	ATE Gr.Urb. 3
Isole	28,4%	8,3%
Sud	32,3%	9,1%
Centro	-4,7%	-21,2%
Nord-ovest	7,5%	-4,0%
Nord-est	N/A	5,9%

Coorte 2013		
DID MAX	ATE Gr.Urb. 2	ATE Gr.Urb. 3
Isole	75,1%	-12,1%
Sud	65,6%	12,3%
Centro	4,7%	-18,1%
Nord-ovest	11,5%	-1,7%
Nord-est	-36,7%	7,1%

Coorte 2014		
DID MAX	ATE Gr.Urb. 2	ATE Gr.Urb. 3
Isole	N/A	10,2%
Sud	-7,6%	26,2%
Centro	N/A	-22,5%
Nord-ovest	N/A	-10,4%
Nord-est	N/A	-3,1%

Coorte 2012		
DID MIN	ATE Gr.Urb. 2	ATE Gr.Urb. 3
Isole	32,2%	-4,6%
Sud	42,3%	-5,3%
Centro	-8,2%	-14,2%
Nord-ovest	-3,2%	-19,2%
Nord-est	N/A	-18,4%

Coorte 2013		
DID MIN	ATE Gr.Urb. 2	ATE Gr.Urb. 3
Isole	38,7%	-3,6%
Sud	69,5%	1,9%
Centro	-14,9%	-28,9%
Nord-ovest	5,3%	0,5%
Nord-est	-22,0%	7,1%

Coorte 2014		
DID MIN	ATE Gr.Urb. 2	ATE Gr.Urb. 3
Isole	N/A	55,5%
Sud	19,8%	8,6%
Centro	N/A	-17,9%
Nord-ovest	N/A	10,8%
Nord-est	N/A	-3,1%

Coorte 2012		
DID STD	ATE Gr.Urb. 2	ATE Gr.Urb. 3
Isole	32,5%	9,4%
Sud	23,8%	16,5%
Centro	-5,4%	-22,3%
Nord-ovest	15,6%	2,6%
Nord-est	N/A	19,8%

Coorte 2013		
DID STD	ATE Gr.Urb. 2	ATE Gr.Urb. 3
Isole	70,9%	-16,3%
Sud	66,5%	13,1%
Centro	12,5%	-6,3%
Nord-ovest	15,2%	-1,6%
Nord-est	-42,7%	5,8%

Coorte 2014		
DID STD	ATE Gr.Urb. 2	ATE Gr.Urb. 3
Isole	N/A	3,8%
Sud	-29,7%	27,5%
Centro	N/A	-28,4%
Nord-ovest	N/A	-22,0%
Nord-est	N/A	-7,3%

Figura 34 Sintesi Descrittiva 4

I borghi delle isole e del sud con grado di urbanizzazione 2 hanno rilevato valori maggiori di effetto crescita dei picchi di ricerca online negli anni 2012 e 2013. In particolare, nel 2013, l'aumento è di circa 60 punti percentuali per i borghi di livello 2 contro i borghi di livello 3 del sud che registrano un +6% e quelli delle isole che rilevano una decrescita dell'11,2%. Nel 2014, invece, i borghi con grado di urbanizzazione 3 subiscono un aumento delle ricerche massime notevole rispetto a quelli di livello 2.

Per i borghi del centro si registra una decrescita generale per i picchi di ricerca online, tuttavia, per i borghi di livello 2, questa decrescita risulta attenuata.

Per le regioni del nord-ovest si conferma la tendenza positiva per i borghi di livello 2 e quella negativa per i borghi di livello 3. Le regioni del nord-est invece, per mancanza di borghi con grado di urbanizzazione medio, sono difficili da valutare dal momento che manca un confronto.

L'analisi econometrica, effettuata dopo l'analisi descrittiva, serve per fornire un'analisi più accurata e confermare alcune tendenze già visualizzate con l'analisi descrittiva.

A partire dalle quattro variabili d'interesse, si è prima di tutto analizzato l'effetto dell'entrata di Airbnb sulla visibilità online senza particolari restrizioni di distanze

o di grado di urbanizzazione. Si riporta la tabella econometrica con i risultati (tabella 1):

	AVG	MAX	MIN	DST
lead2	-1.163 (0.947) (0.219)	-1.884 (1.683) (0.263)	-0.008 (0.759) (0.991)	-0.618 (0.412) (0.134)
lag0	0.130 (1.009) (0.897)	1.439 (1.793) (0.422)	0.297 (0.809) (0.714)	0.319 (0.439) (0.468)
lag1	0.423 (1.065) (0.692)	3.311+ (1.894) (0.081)	-0.089 (0.855) (0.917)	0.879+ (0.464) (0.058)
lag2	1.360 (1.127) (0.227)	4.616* (2.003) (0.021)	0.301 (0.904) (0.739)	1.209* (0.490) (0.014)
lag3	1.779 (1.174) (0.130)	4.987* (2.088) (0.017)	0.295 (0.942) (0.754)	1.391** (0.511) (0.007)
lag4	1.678 (1.126) (0.136)	7.545*** (2.002) (0.000)	-0.987 (0.903) (0.275)	2.639*** (0.490) (0.000)
_cons	117.465 (95.841) (0.220)	143.296 (170.411) (0.400)	57.026 (76.879) (0.458)	25.782 (41.719) (0.537)
ControlVariables	Yes	Yes	Yes	Yes
IndividualFE	Yes	Yes	Yes	Yes
TimeFE	Yes	Yes	Yes	Yes
N	2878.000	2878.000	2878.000	2878.000

+p<0.10; *p<0.05; **p<0.01; ***p<0.001;

Tabella 1 Analisi econometrica

Come si evince dalla tabella 1, osservando in particolare la variabile MAX, l'effetto è, negli istanti di tempo successivi al t-1, via via sempre maggiore. Ciò vuol dire che l'effetto della visibilità online a seguito dell'entrata di Airbnb è positivo ed aumenta sempre di più nel corso degli anni. Anche la variabile DST segue una crescita stabile ma meno vertiginosa rispetto ai picchi di ricerca.

L'analisi successiva è stata effettuata mettendo a confronto i borghi con distanza minore o uguale alla mediana e quelli con distanza maggiore. Si riportano entrambe

le tabelle con i risultati dell'analisi (tabella 2-3) e i relativi grafici (figura 35-36-37-38-39-40-41-42):

	AVG	MAX	MIN	DST
lead2	-0.335 (1.348) (0.804)	0.468 (2.295) (0.839)	0.511 (1.110) (0.645)	-0.069 (0.561) (0.902)
lag0	0.094 (1.430) (0.948)	1.924 (2.434) (0.429)	-0.001 (1.177) (0.999)	0.560 (0.595) (0.347)
lag1	0.515 (1.512) (0.733)	3.333 (2.574) (0.196)	-0.219 (1.244) (0.860)	0.923 (0.630) (0.143)
lag2	1.496 (1.615) (0.355)	5.075+ (2.750) (0.065)	-0.150 (1.329) (0.910)	1.504* (0.673) (0.025)
lag3	0.975 (1.698) (0.566)	3.760 (2.891) (0.194)	-0.519 (1.397) (0.710)	1.201+ (0.707) (0.090)
lag4	2.592 (1.655) (0.118)	8.602** (2.818) (0.002)	-0.727 (1.362) (0.594)	2.976*** (0.689) (0.000)
_cons	128.638 (101.133) (0.204)	246.008 (172.197) (0.153)	76.487 (83.241) (0.358)	45.091 (42.118) (0.285)
ControlVariables	Yes	Yes	Yes	Yes
IndividualFE	Yes	Yes	Yes	Yes
TimeFE	Yes	Yes	Yes	Yes
N	1504.000	1504.000	1504.000	1504.000

+p<0.10; *p<0.05; **p<0.01; ***p<0.001;

Tabella 2 Analisi DistAeroportoKM<=75

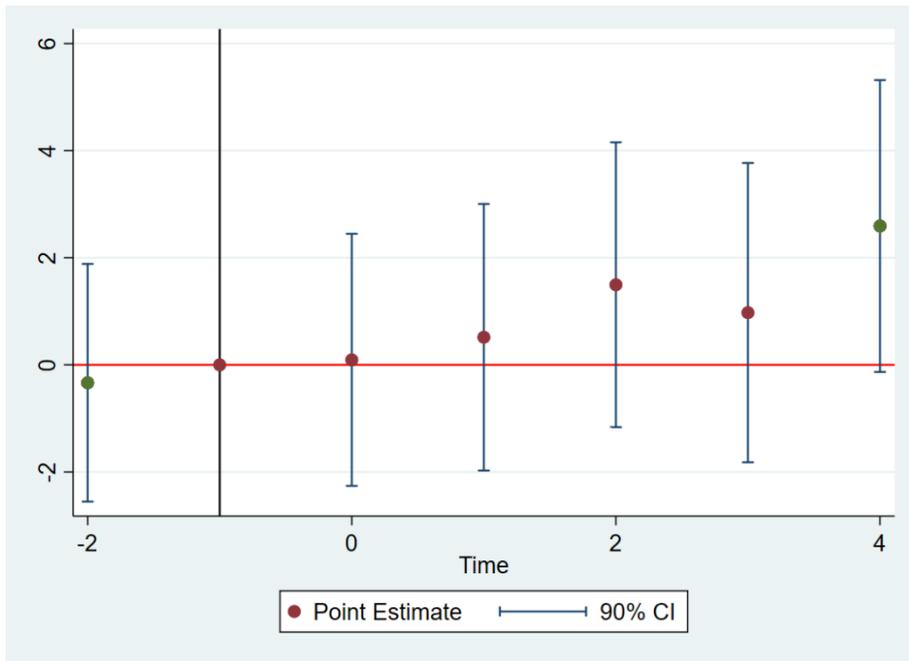


Figura 35 Grafico AVG DistAeroportoKM<=75

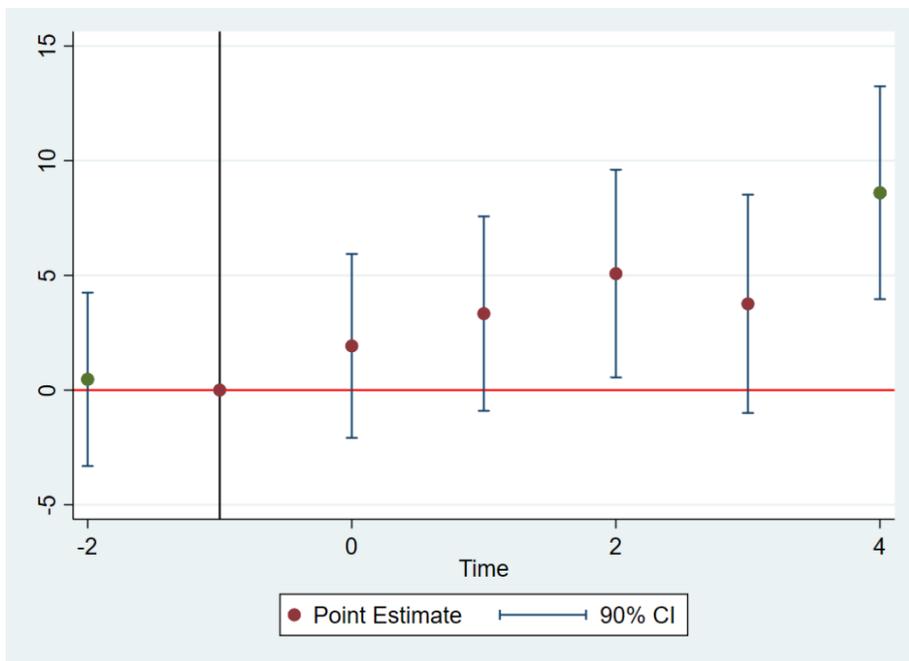


Figura 36 Grafico MAX DistAeroportoKM<=75

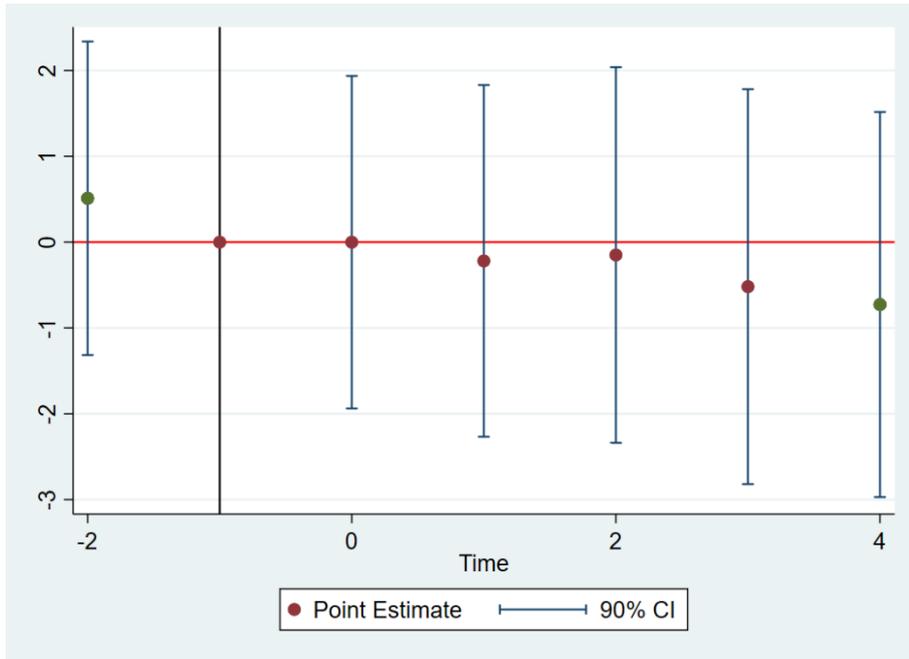


Figura 37 Grafico MIN DistAeroportoKM<=75

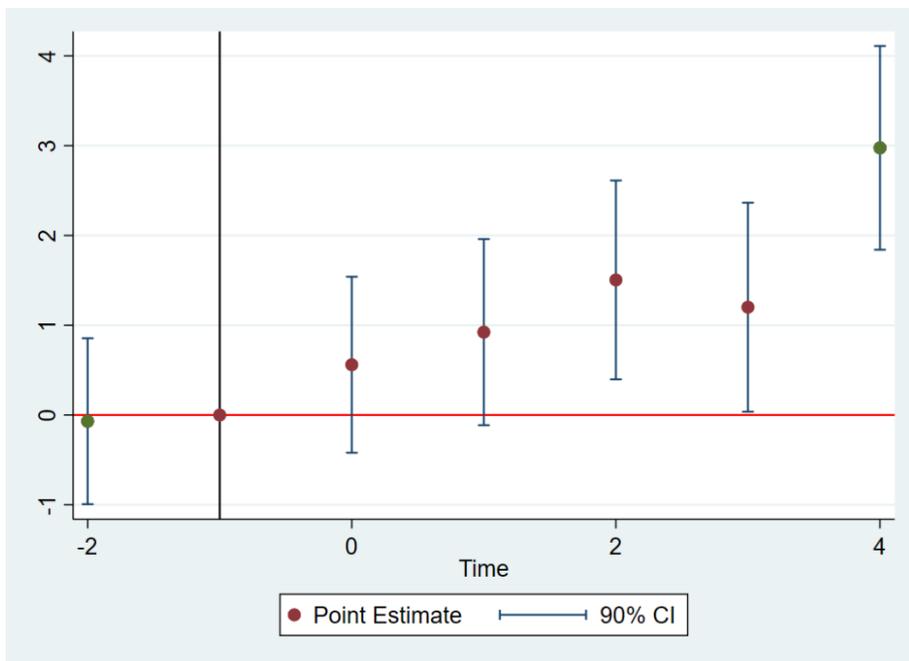


Figura 38 Grafico DST DistAeroportoKM<=75

	AVG	MAX	MIN	DST
lead2	-1.960 (1.468) (0.182)	-4.903+ (2.721) (0.072)	-0.565 (1.139) (0.620)	-1.386* (0.662) (0.037)
lag0	0.133 (1.575) (0.933)	0.427 (2.919) (0.884)	0.314 (1.222) (0.797)	0.027 (0.711) (0.970)
lag1	0.260 (1.662) (0.876)	2.281 (3.080) (0.459)	0.189 (1.289) (0.883)	0.469 (0.750) (0.531)
lag2	1.307 (1.749) (0.455)	2.856 (3.242) (0.379)	1.021 (1.357) (0.452)	0.461 (0.789) (0.559)
lag3	3.071+ (1.802) (0.089)	5.614+ (3.339) (0.093)	1.567 (1.398) (0.263)	1.269 (0.813) (0.119)
lag4	0.566 (1.695) (0.739)	4.239 (3.141) (0.177)	-1.034 (1.315) (0.432)	1.548* (0.765) (0.043)
_cons	14.663+ (8.714) (0.093)	35.375* (16.148) (0.029)	5.811 (6.759) (0.390)	7.668+ (3.932) (0.051)
ControlVariables	Yes	Yes	Yes	Yes
IndividualFE	Yes	Yes	Yes	Yes
TimeFE	Yes	Yes	Yes	Yes
N	1374.000	1374.000	1374.000	1374.000

+p<0.10; *p<0.05; **p<0.01; ***p<0.001

Tabella 3 Analisi DistAeroportoKM>75

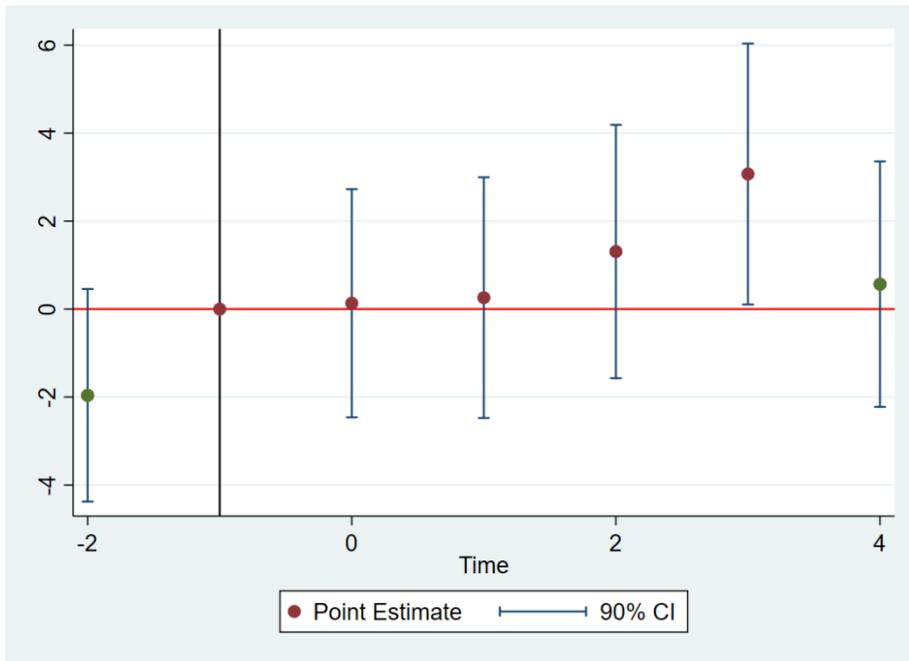


Figura 39 Grafico AVG DistAeroportoKM>75

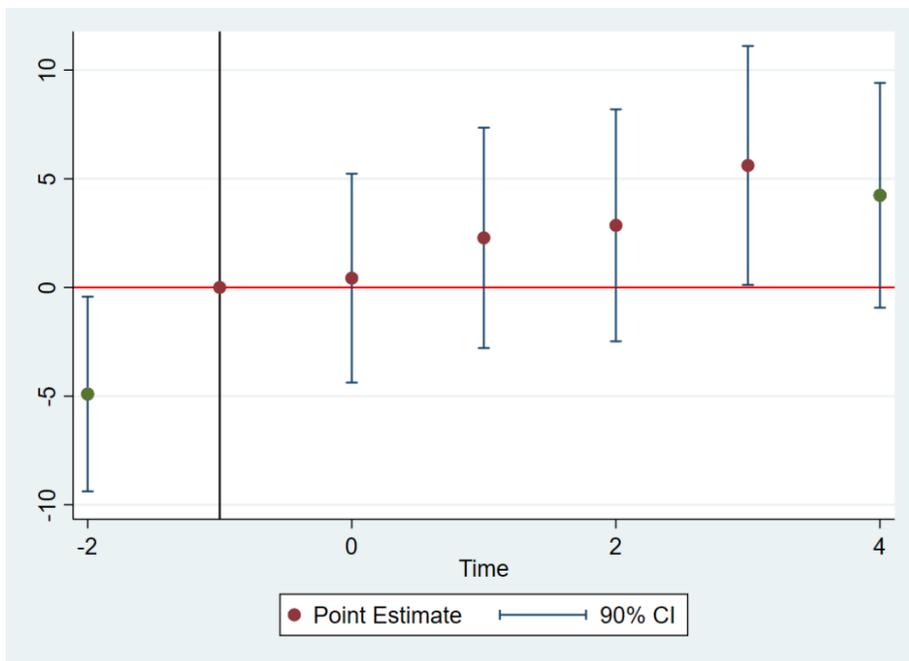


Figura 40 Grafico MAX DistAeroportoKM>75

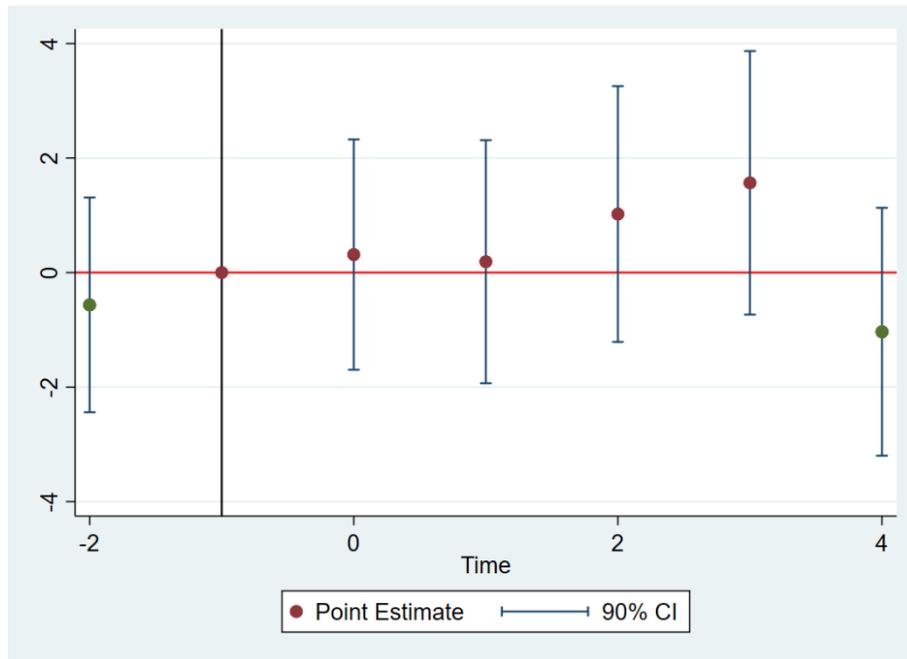


Figura 41 Grafico MIN DistAeroportoKM>75

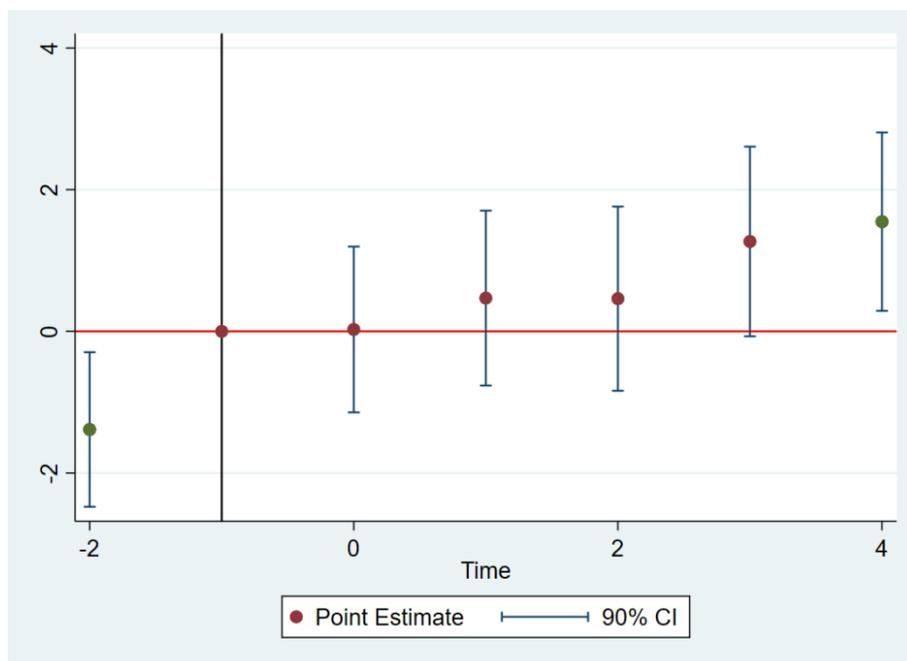


Figura 42 Grafico DST DistAeroportoKM>75

Come già ipotizzato in fase di analisi descrittiva, l'effetto sui picchi di ricerca è positivo per entrambe le tipologie di borghi; tuttavia, la correlazione positiva appare più marcata per i borghi con una distanza minore o uguale alla mediana. Il valore MAX per i borghi con distanza maggiore alla mediana non è statisticamente significativo: quindi non si può rifiutare l'ipotesi nulla. Ciò implica che la distanza dall'aeroporto è una variabile che influenza il fenomeno della visibilità online e che, in particolare, i borghi con una distanza minore dall'aeroporto possono godere di un effetto di crescita delle ricerche nei periodi di massimo più elevato; questo

effetto è statisticamente significativo. Anche l'effetto sulla deviazione standard è più rilevante nei borghi con distanza minore o uguale rispetto agli altri.

Infine, come ultima analisi effettuata, si è optato per l'analisi sul grado di urbanizzazione e su come questa può essere un'informazione in più sull'effetto dell'entrata di Airbnb sulla visibilità online dei borghi italiani. In tabella 4 e 5, si presentano i risultati ottenuti sia per i borghi con grado di urbanizzazione 2 che 3 e i relativi grafici (figura 43-44-45-46-47-48-49-50):

	AVG	MAX	MIN	DST
lead2	-0.775 (2.054) (0.706)	-1.375 (3.729) (0.712)	0.068 (1.683) (0.968)	-0.455 (0.946) (0.631)
lag0	0.237 (2.126) (0.911)	-0.234 (3.860) (0.952)	0.646 (1.742) (0.711)	0.066 (0.979) (0.946)
lag1	0.281 (2.226) (0.900)	2.178 (4.041) (0.590)	0.385 (1.824) (0.833)	0.616 (1.025) (0.548)
lag2	0.505 (2.465) (0.838)	1.770 (4.475) (0.693)	-0.512 (2.019) (0.800)	0.942 (1.135) (0.407)
lag3	1.086 (2.612) (0.678)	2.355 (4.743) (0.620)	0.576 (2.140) (0.788)	1.002 (1.203) (0.405)
lag4	1.114 (2.615) (0.670)	6.334 (4.748) (0.183)	-1.251 (2.142) (0.559)	2.856* (1.205) (0.018)
_cons	47.206* (19.241) (0.015)	79.855* (34.931) (0.023)	25.631 (15.761) (0.105)	15.871+ (8.861) (0.074)
ControlVariables	Yes	Yes	Yes	Yes
IndividualFE	Yes	Yes	Yes	Yes
TimeFE	Yes	Yes	Yes	Yes
N	662.000	662.000	662.000	662.000

+p<0.10; *p<0.05; **p<0.01; ***p<0.001

Tabella 4 Analisi GradoUrbanizzazione=2

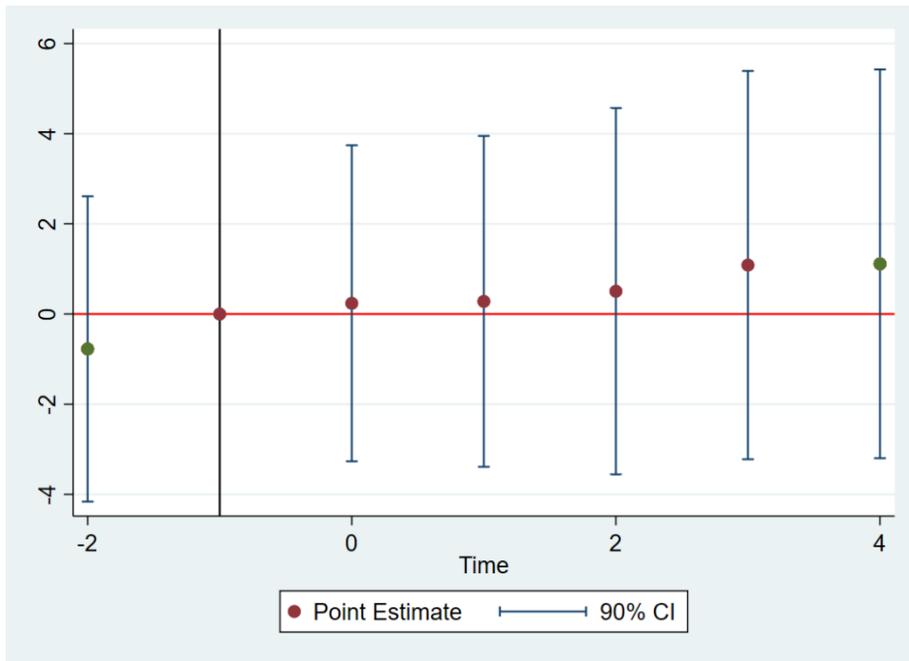


Figura 43 Grafico AVG GradoUrbanizzazione=2

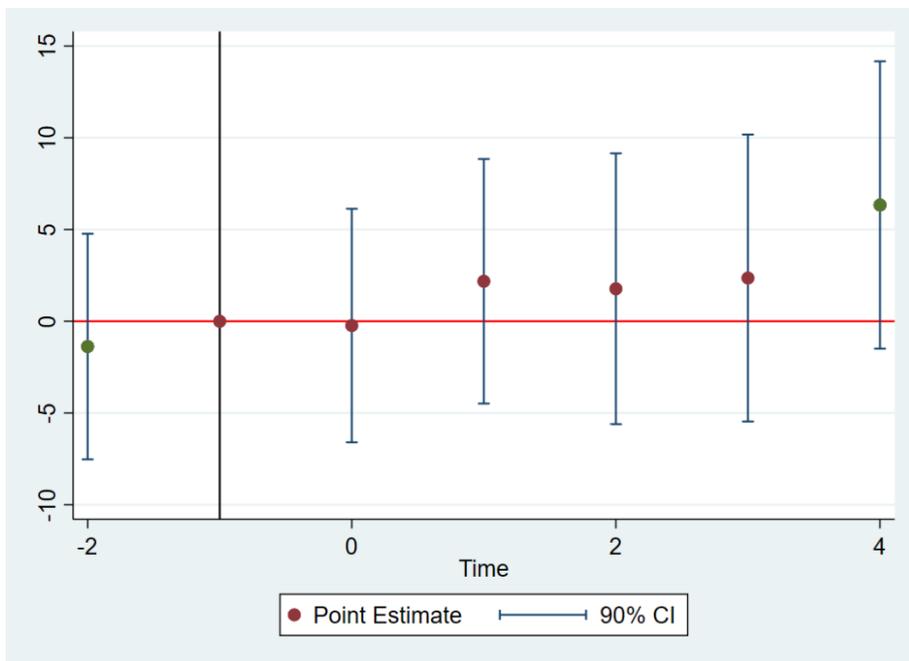


Figura 44 Grafico MAX GradoUrbanizzazione=2

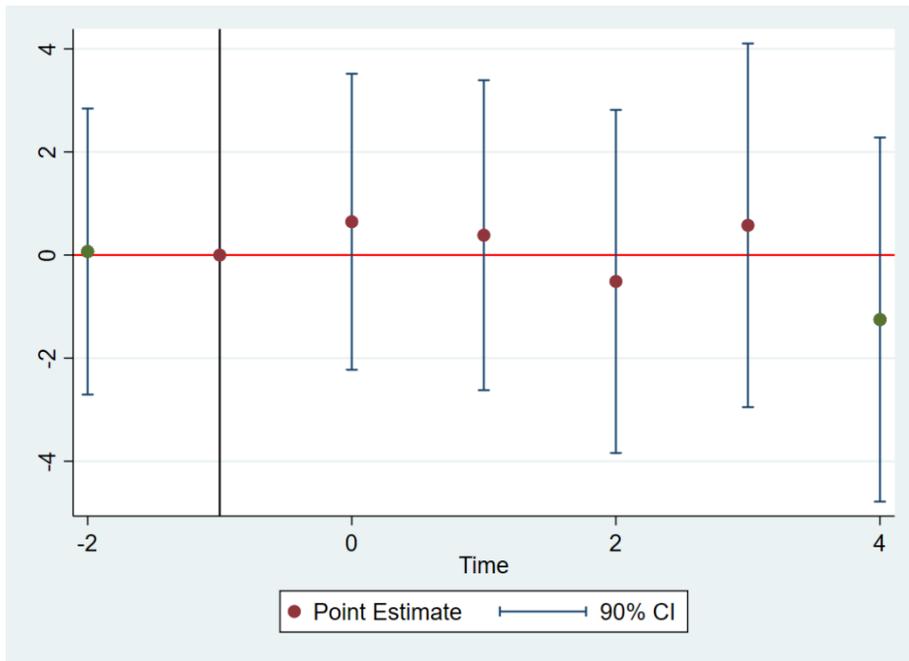


Figura 45 Grafico MIN GradoUrbanizzazione=2

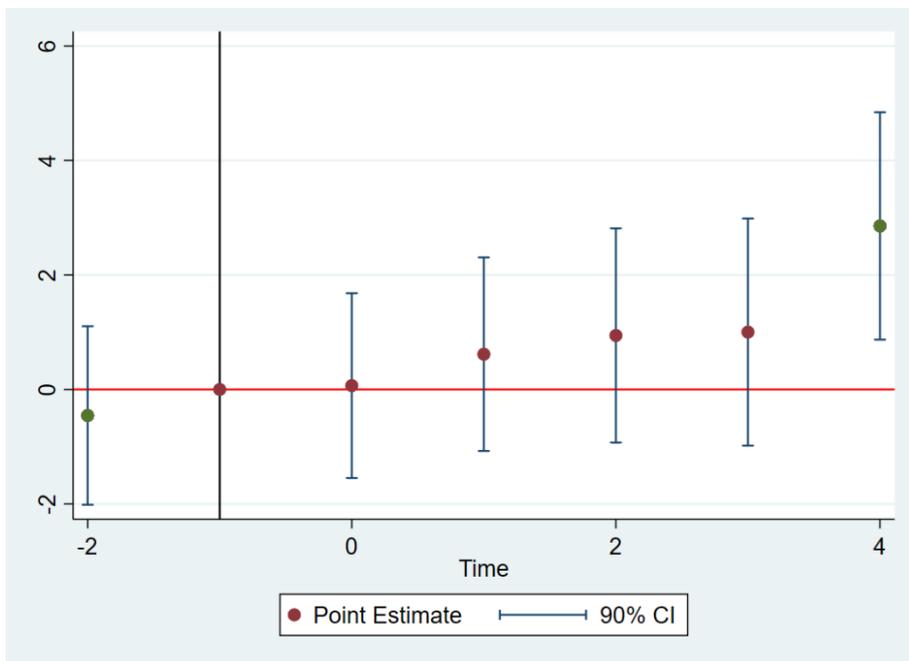


Figura 46 Grafico DST GradoUrbanizzazione=2

	AVG	MAX	MIN	DST
lead2	-1.319 (1.119) (0.239)	-2.295 (1.994) (0.250)	0.023 (0.887) (0.979)	-0.731 (0.484) (0.131)
lag0	0.062 (1.206) (0.959)	1.392 (2.149) (0.517)	0.354 (0.956) (0.712)	0.272 (0.522) (0.602)
lag1	0.311 (1.269) (0.807)	2.807 (2.260) (0.214)	-0.099 (1.005) (0.922)	0.721 (0.549) (0.189)
lag2	1.405 (1.336) (0.293)	4.354+ (2.379) (0.067)	0.784 (1.058) (0.459)	0.975+ (0.578) (0.092)
lag3	1.945 (1.386) (0.161)	4.774+ (2.469) (0.053)	0.681 (1.099) (0.535)	1.158+ (0.600) (0.054)
lag4	1.111 (1.320) (0.400)	5.926* (2.351) (0.012)	-1.161 (1.046) (0.267)	2.129*** (0.571) (0.000)
_cons	114.780 (99.474) (0.249)	121.627 (177.189) (0.493)	61.893 (78.824) (0.432)	20.964 (43.055) (0.626)
ControlVariables	Yes	Yes	Yes	Yes
IndividualFE	Yes	Yes	Yes	Yes
TimeFE	Yes	Yes	Yes	Yes
N	2216.000	2216.000	2216.000	2216.000

+p<0.10; *p<0.05; **p<0.01; ***p<0.001

Tabella 5 Analisi GradoUrbanizzazione=3

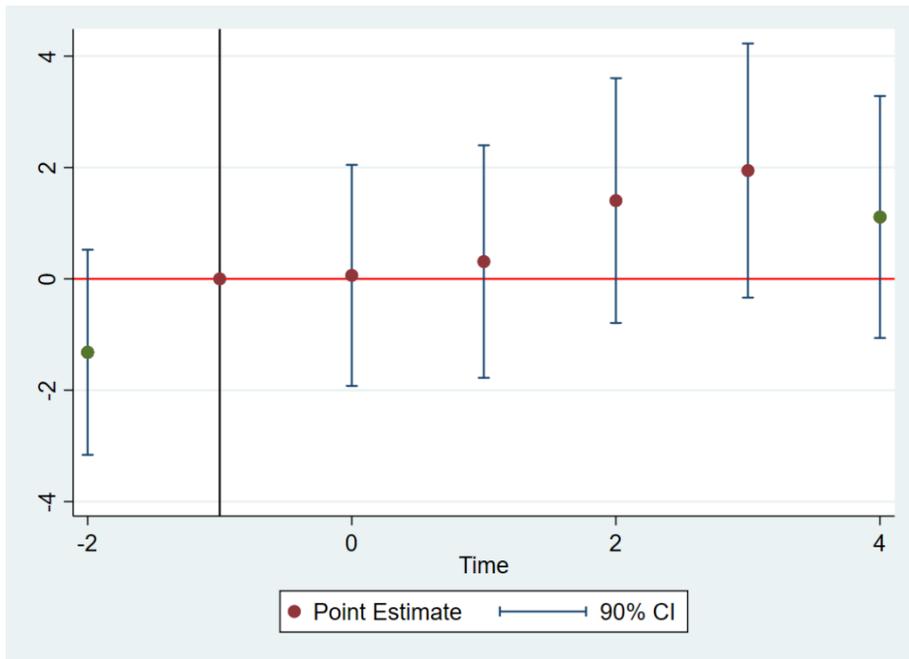


Figura 47 Grafico AVG GradoUrbanizzazione=3

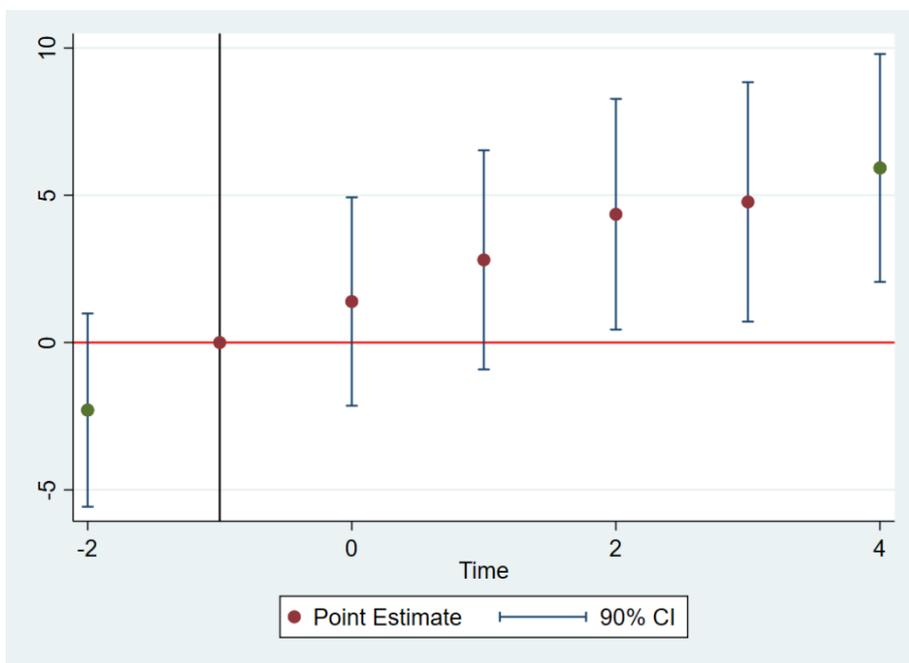


Figura 48 Grafico MAX GradoUrbanizzazione=3

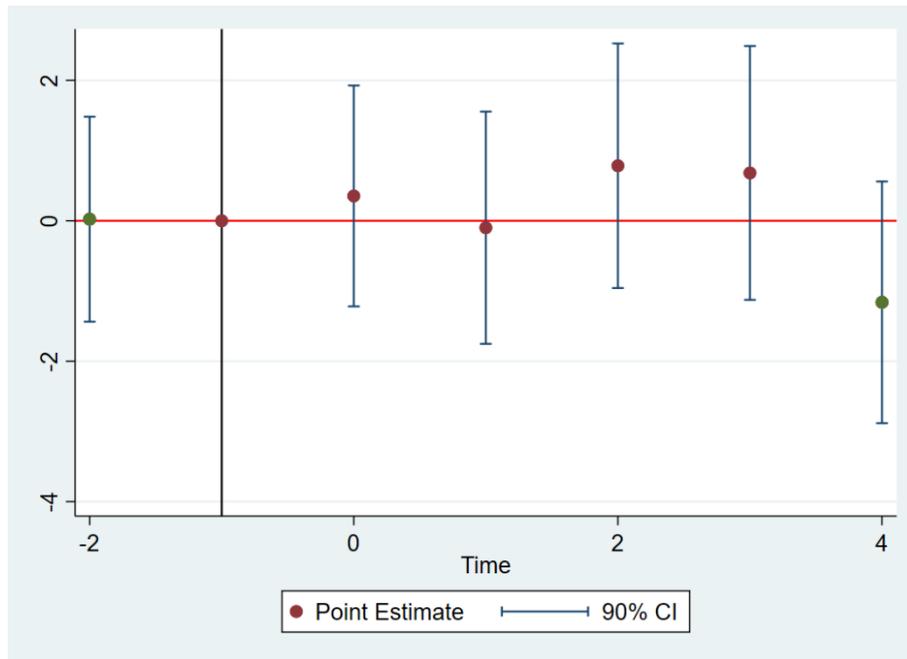


Figura 49 Grafico MIN GradoUrbanizzazione=3

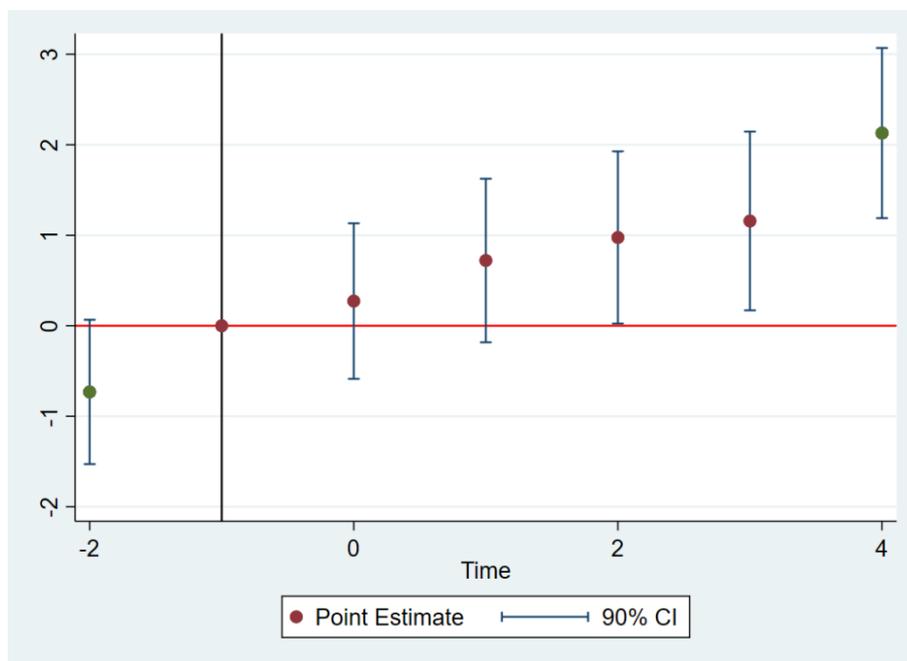


Figura 50 Grafico DST GradoUrbanizzazione=3

Le tabelle dimostrano che, per le aree a basso livello di urbanizzazione (livello 3) il risultato è significativo, mentre per le aree a medio livello di urbanizzazione (livello 2) non lo è; quindi, non si può rifiutare l'ipotesi nulla. L'effetto per le aree a basso livello di urbanizzazione è più importante poiché godono maggiormente degli effetti di Airbnb rispetto ad aree già mediamente note.

Effettuando un riepilogo dei risultati fino ad ora ottenuti, si può sostenere che l'impatto dell'entrata di Airbnb nei borghi italiani sulla visibilità online è positivo

e ciò può essere tradotto in una vetrina importante per i borghi che intercettano nuovi flussi turistici fino ad ora non contemplati e creano nuove opportunità di reddito per le comunità locali.

6. Conclusioni

La ricerca eseguita ha analizzato l'impatto sulla visibilità online a seguito dell'entrata di Airbnb, spostando l'attenzione non più sulle grandi città ma sulle piccole e rurali comunità locali. La presenza e l'impatto di una piattaforma online come Airbnb sul numero di ricerche online di un borgo si può convertire in nuove opportunità per i residenti dei borghi e in nuove possibilità di catturare reddito che prima non si riusciva ad intercettare. A causa della forte influenza della stagionalità sulla domanda di turismo nelle zone rurali, si è posta l'attenzione più sulle variabili che indicavano i picchi di ricerca e la distanza tra il massimo e il minimo delle ricerche in un anno di riferimento.

In particolare, l'ipotesi H1, che presupponeva che l'entrata di Airbnb avesse un impatto positivo sulla visibilità online dei borghi italiani, risulta verificata. Infatti, dalle analisi descrittive e dallo studio econometrico, si osserva un incremento delle ricerche massime sul motore di ricerca Google (MAX) e una deviazione standard (DST) che è influenzata positivamente dall'entrata di Airbnb. Le ricerche online, come anticipato nel capitolo introduttivo, risultano essere uno strumento fondamentale per un mercato del turismo sempre più digitalizzato.

L'ipotesi H2, che era volta a verificare se l'effetto positivo sulla visibilità online fosse maggiore per i borghi più accessibili e urbanizzati, risulta verificata in parte. Infatti, i borghi più vicini all'aeroporto godono maggiormente dei benefici dell'impatto di Airbnb, mentre le aree con grado di urbanizzazione più basso vedono aumentare la visibilità online in maniera più significativa rispetto a quelle di media urbanizzazione. Quindi, il grado di urbanizzazione e la distanza dall'aeroporto rispetto alla mediana risultano essere dei driver di ricerca che influenzano la visibilità online a seguito dell'entrata di Airbnb.

La diffusione di Airbnb in aree rurali caratterizzate da densità abitative basse e la visibilità online che essa porta, permette ai turisti di scegliere nuove esperienze più in linea con il principio di turismo sostenibile. L'allargamento dei benefici a comunità che non appartenevano alle classiche rotte turistiche, favorisce la possibilità di tradurre la visibilità online in ritorni economici. Tuttavia, la visibilità online non sembrerebbe tradursi in una più equa distribuzione delle ricerche e

quindi di possibilità di affitti e alloggi da parte dei turisti in più periodi all'anno: i picchi di ricerca massima aumentano e le ricerche si concentrano temporalmente in pochi mesi all'anno.

Il sud e le isole, secondo le analisi descrittive, riescono ad approfittare notevolmente della visibilità online offerta da Airbnb ottenendo un grandissimo vantaggio nei volumi di ricerca su internet.

In sintesi, l'entrata di Airbnb in piccole comunità locali, sebbene sia discussa e interrogata dal punto di vista delle esternalità negative che può creare, ristretta al perimetro della ricerca, risulta positiva in termini di visibilità online e quindi di potenziali ritorni d'immagine ed economici.

7. Limiti e sviluppi futuri

I risultati di questo studio devono essere interpretati considerando i limiti di questa ricerca. In primis, le analisi descrittive proposte sono analisi ad un solo fattore, ovvero si è preso in esame un solo carattere dell'intera popolazione e non più caratteri. Per tale ragione, spesso, non si tengono conto di effetti esterni che possono "sporcare i dati", come, per esempio, uno shock economico in una determinata regione. L'analisi econometrica, quindi, è servita per avvalorare e confermare le ipotesi effettuate con l'analisi descrittiva, impostando un errore legato al p-value pari al 5%.

Il dataset, invece, non è un limite del modello poiché risulta affidabile e completo viste le fonti da cui è stato reperito (fondamentalmente ISTAT e Airdna).

Le analisi, ovviamente, non sono estendibili a territori diversi dall'Italia, poiché è difficile trovare in altri paesi del mondo le caratteristiche dei borghi osservati in questo studio.

Con questo studio si è iniziato ad osservare l'influenza dell'impatto di Airbnb sulle variabili relative alla visibilità online. Dato che Airbnb è una piattaforma che opera in tutto il mondo, una prosecuzione della ricerca può essere l'osservazione del comportamento di comunità locali rurali diverse da quelle italiane per verificare se l'influenza di Airbnb sulla visibilità online può essere simile alla situazione italiana o meno. Un altro naturale sviluppo può essere l'individuazione di ulteriori driver che influenzano l'impatto di Airbnb, come può essere l'altitudine o la distanza dalla costa più vicina.

Questa tesi può essere utile, inoltre, per politiche di rilancio di borghi semi-abbandonati o di promozione per territori più turistici. Come emerso in fase di analisi, i territori del sud e le isole subiscono fortemente l'effetto del trattamento, quindi, sfruttando la diffusione di Airbnb, possono cercare di puntare ancor di più sulla valorizzazione del territorio.

Infine, attraverso questa ricerca si possono individuare degli elementi utili per l'attribuzione dei fondi della misura Impresa Borghi. Questo incentivo, che è stato previsto dal PNRR (Piano nazionale di ripresa e resilienza), è volto a promuovere

l'avvio di attività imprenditoriali in circa 294 borghi italiani. Questi progetti finanziati dovranno avere come obiettivo la rigenerazione dei piccoli comuni attraverso l'offerta di servizi, sia per i residenti che per i turisti, nonché la sostenibilità ambientale.

Appendice

Elenco borghi analizzati:

BORGO	ISTATcode	NUTS1
Abbateggio	68001	Sud
Acerenza	76002	Sud
Acquasparta	55001	Centro
Aieta	78005	Sud
Alberobello	72003	Sud
Alberona	71002	Sud
Allerona	55002	Centro
Altomonte	78009	Sud
Anghiari	51001	Centro
Anversa degli Abruzzi	66004	Sud
Apricale	8002	Nordovest
Arquà Petrarca	28005	Nordest
Arrone	55005	Centro
Asolo	26003	Nordest
Atina	60011	Centro
Atrani	65011	Sud
Atzara	91003	Isole
Barga	46003	Centro
Bassano in Teverina	56006	Centro
Bellano	97008	Nordovest
Bettona	54003	Centro
Bevagna	54004	Centro
Bienno	17018	Nordovest
Bobbio	33005	Nordest
Bondone	22021	Nordest
Bosa	95079	Isole
Bova	80011	Sud
Boville Ernica	60014	Centro
Bovino	71007	Sud
Brisighella	39004	Nordest
Brugnato	11007	Nordovest
Buccheri	89003	Isole
Bugnara	66012	Sud
Buonconvento	52003	Centro
Buonvicino	78020	Sud
Caccuri	101002	Sud
Calascibetta	86005	Isole
Campiglia Marittima	49002	Centro
Campli	67008	Sud
Campo Ligure	10008	Nordovest

Capalbio	53003	Centro
Caramanico Terme	68007	Sud
Carloforte	107004	Isole
Casoli	69017	Sud
Cassinetta di Lugagnano	15061	Nordovest
Castel del Monte	66026	Sud
Castel di Tora	57013	Centro
Castel Gandolfo	58022	Centro
Castel San Pietro Romano	58025	Centro
Castell'Arquato	33012	Nordest
Castellabate	65031	Sud
Castelli	67012	Sud
Castelmezzano	76024	Sud
Castelmola	83015	Isole
Castelnuovo di Porto	58024	Centro
Castelrotto/Kastelruth	21019	Nordest
Castelsardo	90023	Isole
Castelvechio di Rocca Barbena	9021	Nordovest
Castiglione del Lago	54009	Centro
Castiglione di Garfagnana	46010	Centro
Castiglione di Sicilia	87014	Isole
Castro dei Volsci	60023	Centro
Castroreale	83016	Isole
Cefalù	82027	Isole
Cella Monte	6056	Nordovest
Cervo	8017	Nordovest
Cetona	52008	Centro
Chiusa/Klausen	21022	Nordest
Cingoli	43012	Centro
Cison di Valmarino	26018	Nordest
Cisternino	74005	Sud
Citerna	54011	Centro
Città Sant'Angelo	68012	Sud
Civita	78041	Sud
Civitella del Tronto	67017	Sud
Cocconato	5042	Nordovest
Collalto Sabino	57018	Centro
Compiano	34011	Nordest
Conca dei Marini	65044	Sud
Corciano	54015	Centro
Cordovado	93018	Nordest
Coreglia Antelminelli	46011	Centro
Corinaldo	42015	Centro
Crecchio	69027	Sud

Deruta	54017	Centro
Diano Castello	8026	Nordovest
Dozza	37025	Nordest
Egna/Neumarkt	21029	Nordest
Erice	81008	Isole
Esanatoglia	43016	Centro
Etroubles	7026	Nordovest
Fagagna	30037	Nordest
Ferla	89008	Isole
Fiumalbo	36014	Nordest
Fiumefreddo Bruzio	78055	Sud
Follina	26027	Nordest
Fornelli	94021	Sud
Fortunago	18064	Nordovest
Framura	11014	Nordovest
Frontino	41017	Centro
Frosolone	94022	Sud
Furore	65053	Sud
Gangi	82036	Isole
Garbagna	6079	Nordovest
Gardone Riviera	17074	Nordovest
Garessio	4095	Nordovest
Gerace	80036	Sud
Geraci Siculo	82037	Isole
Glorenza/Glurns	21036	Nordest
Gradara	41020	Centro
Gradisca d'Isonzo	31008	Nordest
Greccio	57031	Centro
Gromo	16118	Nordovest
Grottammare	44023	Centro
Gualtieri	35023	Nordest
Guardia Perticara	76038	Sud
Guardiagrele	69043	Sud
Irsina	77013	Sud
La Maddalena	104012	Isole
Laigueglia	9033	Nordovest
Locorotondo	72025	Sud
Loro Ciuffenna	51020	Centro
Lovere	16128	Nordovest
Lucignano	51021	Centro
Lugnano in Teverina	55016	Centro
Luserna	22109	Nordest
Macerata Feltria	41023	Centro
Maruggio	73014	Sud

Massa Martana	54028	Centro
Mercatello sul Metauro	41025	Centro
Mezzano	22115	Nordest
Militello in Val di Catania	87025	Isole
Millesimo	9038	Nordovest
Mombaldone	5064	Nordovest
Mondavio	41028	Centro
Mondolfo	41029	Centro
Moneglia	10037	Nordovest
Monforte d'Alba	4132	Nordovest
Montagnana	28056	Nordest
Montaione	48027	Centro
Montalbano Elicona	83057	Isole
Monte Castello di Vibio	54029	Centro
Monte Grimano Terme	41035	Centro
Monte Isola	17111	Nordovest
Monte Sant'Angelo	71033	Sud
Montecassiano	43026	Centro
Montecchio	55018	Centro
Montechiarugolo	34023	Nordest
Montecosaro	43028	Centro
Montefalco	54030	Centro
Montefiore Conca	99008	Nordest
Montefiore dell'Aso	44036	Centro
Montegridolfo	99009	Nordest
Monteleone D'Orvieto	55021	Centro
Montelupone	43030	Centro
Monterosso Almo	88007	Isole
Montesarchio	62043	Sud
Montescudaio	50020	Centro
Monteverde	64060	Sud
Montone	54033	Centro
Morano Calabro	78083	Sud
Moresco	109028	Centro
Morimondo	15150	Nordovest
Morro D'Alba	42031	Centro
Neive	4148	Nordovest
Nocera Umbra	54034	Centro
Noli	9042	Nordovest
Novara di Sicilia	83062	Isole
Nusco	64066	Sud
Offagna	42033	Centro
Offida	44054	Centro
Opi	66061	Sud

Oratino	70049	Sud
Oriolo	78087	Sud
Orta San Giulio	3112	Nordovest
Orvinio	57047	Centro
Ostana	4156	Nordovest
Otranto	75057	Sud
Pacentro	66066	Sud
Paciano	54036	Centro
Palazzolo Acreide	89015	Isole
Palazzuolo sul Senio	48031	Centro
Palmanova	30070	Nordest
Panicale	54037	Centro
Passignano sul Trasimeno	54038	Centro
Penne	68027	Sud
Percile	58076	Centro
Pergola	41043	Centro
Perinaldo	8040	Nordovest
Pescocostanzo	66070	Sud
Petralia Soprana	82055	Isole
Petritoli	109031	Centro
Pettorano sul Gizio	66071	Sud
Pico	60051	Centro
Pietracamela	67034	Sud
Pietramontecorvino	71039	Sud
Pietrapertosa	76061	Sud
Pieve Tesino	22142	Nordest
Pitigliano	53019	Centro
Polcenigo	93031	Nordest
Pomponesco	20043	Nordovest
Poppi	51031	Centro
Portobuffolè	26060	Nordest
Posada	91073	Isole
Pretoro	69069	Sud
Rocca Imperiale	78103	Sud
Rocca San Giovanni	69074	Sud
Roseto Valfortore	71044	Sud
Sabbioneta	20054	Nordovest
Sadali	92119	Isole
Salemi	81018	Isole
Sambuca di Sicilia	84034	Isole
San Benedetto Po	20055	Nordovest
San Casciano dei Bagni	52027	Centro
San Felice Circeo	59025	Centro
San Gemini	55029	Centro

San Giovanni in Marignano	99017	Nordest
San Leo	99025	Centro
San Marco D'Alunzio	83079	Isole
Santa Fiora	53022	Centro
Santa Severina	101022	Sud
Santo Stefano di Sessanio	66091	Sud
Sassoferrato	42044	Centro
Savignano Irpino	64096	Sud
Savoca	83093	Isole
Scanno	66093	Sud
Seborga	8057	Nordovest
Sepino	70075	Sud
Servigliano	109038	Centro
Sesto al Reghena	93043	Nordest
Soncino	19097	Nordovest
Specchia	75077	Sud
Spello	54050	Centro
Sperlinga	86017	Isole
Sperlonga	59030	Centro
Stilo	80092	Sud
Subiaco	58103	Centro
Summonte	64105	Sud
Sutera	85020	Isole
Sutri	56049	Centro
Suvereto	49020	Centro
Taggia	8059	Nordovest
Tagliacozzo	66099	Sud
Torgiano	54053	Centro
Treia	43054	Centro
Tremosine	17189	Nordovest
Tremosine sul Garda	17189	Nordovest
Trevi	54054	Centro
Triora	8061	Nordovest
Troina	86018	Isole
Tropea	102044	Sud
Usseaux	1281	Nordovest
Varese Ligure	11029	Nordovest
Venosa	76095	Sud
Venzone	30131	Nordest
Vernazza	11030	Nordovest
Verucchio	99020	Nordest
Vico del Gargano	71059	Sud
Viggianello	76097	Sud
Villalago	66103	Sud

Vipiteno/Sterzing	21115	Nordest
Vitorchiano	56060	Centro
Vogogna	103077	Nordovest
Volpedo	6188	Nordovest
Zavattarello	18184	Nordovest
Zuccarello	9069	Nordovest
Zungoli	64120	Sud

Indice delle figure

Figura 1 Quota mensile di viaggi e notti trascorse dai residenti dell'Unione Europea ¹⁷	16
Figura 2 L'impatto del mercato Airbnb sulle prestazioni degli hotel (2001-2012) ²⁵	23
Figura 3 L'impatto delle recensioni di Airbnb sui ricavi dei ristoranti (2012-2017) ²⁶	24
Figura 4 Risultati principali ²⁸	27
Figura 5 L'impatto di Airbnb sui prezzi e gli affitti ²⁹	29
Figura 6 Assunzione della tendenza parallela ³³	36
Figura 7 Diagramma causale per uno studio del tipo "event" ³⁴	37
Figura 8 Entrata da parte di Airbnb nei borghi italiani presenti nel dataset.....	40
Figura 9 Intensità di ricerca media dei borghi italiani in presenza o meno di Airbnb	41
Figura 10 Distribuzione MAXGoogleTrendsIndex per borgo con la presenza di Airbnb	41
Figura 11 Distribuzione MAXGoogleTrendsIndex per borgo senza la presenza di Airbnb	42
Figura 12 Risultati descrittiva 1	43
Figura 13 Risultati descrittiva 2 coorte 2012	45
Figura 14 Risultati descrittiva 2 coorte 2013	46
Figura 15 Risultati descrittiva 2 coorte 2014	47
Figura 16 Risultati descrittiva 3 coorte 2012 distanza aeroporto <= mediana.....	50
Figura 17 Risultati descrittiva 3 coorte 2012 distanza aeroporto > mediana.....	50
Figura 18 Risultati descrittiva 3 coorte 2013 distanza aeroporto <= mediana.....	51
Figura 19 Risultati descrittiva 3 coorte 2013 distanza aeroporto > mediana.....	52
Figura 20 Risultati descrittiva 3 coorte 2014 distanza aeroporto <= mediana.....	53

Figura 21 Risultati descrittiva 3 coorte 2014 distanza aeroporto > mediana	53
Figura 22 Risultati descrittiva 4 coorte 2012 grado urbanizzazione = 2.....	55
Figura 23 Risultati descrittiva 4 coorte 2012 grado urbanizzazione = 3.....	56
Figura 24 Risultati descrittiva 4 coorte 2013 grado urbanizzazione = 2.....	57
Figura 25 Risultati descrittiva 4 coorte 2012 grado urbanizzazione = 3.....	57
Figura 26 Risultati descrittiva 4 coorte 2014 grado urbanizzazione = 2.....	58
Figura 27 Risultati descrittiva 4 coorte 2014 grado urbanizzazione = 3.....	58
Figura 28 Grafico AVG GoogleTrendIndex	61
Figura 29 Grafico MAX GoogleTrendIndex	61
Figura 30 Grafico MIN GoogleTrendIndex	62
Figura 31 Grafico DST GoogleTrendIndex	62
Figura 32 Sintesi Descrittiva 2	64
Figura 33 Sintesi Descrittiva 3	65
Figura 34 Sintesi Descrittiva 4	67
Figura 35 Grafico AVG DistAeroportoKM<=75.....	70
Figura 36 Grafico MAX DistAeroportoKM<=75	70
Figura 37 Grafico MIN DistAeroportoKM<=75	71
Figura 38 Grafico DST DistAeroportoKM<=75.....	71
Figura 39 Grafico AVG DistAeroportoKM>75	73
Figura 40 Grafico MAX DistAeroportoKM>75	73
Figura 41 Grafico MIN DistAeroportoKM>75.....	74

Figura 42 Grafico DST DistAeroportoKM>75	74
Figura 43 Grafico AVG GradoUrbanizzazione=2	76
Figura 44 Grafico MAX GradoUrbanizzazione=2.....	76
Figura 45 Grafico MIN GradoUrbanizzazione=2	77
Figura 46 Grafico DST GradoUrbanizzazione=2	77
Figura 47 Grafico AVG GradoUrbanizzazione=3	79
Figura 48 Grafico MAX GradoUrbanizzazione=3.....	79
Figura 49 Grafico MIN GradoUrbanizzazione=3	80
Figura 50 Grafico DST GradoUrbanizzazione=3	80

Indice delle tabelle

Tabella 1 Analisi econometrica.....	68
Tabella 2 Analisi DistAeroportoKM<=75	69
Tabella 3 Analisi DistAeroportoKM>75.....	72
Tabella 4 Analisi GradoUrbanizzazione=2	75
Tabella 5 Analisi GradoUrbanizzazione=3	78

Bibliografia e sitografia

1. Botsman, R., “Defining The Sharing Economy: What Is Collaborative Consumption And What Isn’t?”, *Fastcompany.com* (2015)
2. Osipov, Y.M., Yudina, T.N. & Geliskhanov, I.Z., “Digital platform as an institution of the era of technological breakthrough”, *Journal Economic strategies* (2018)
3. Kiesling, L., “Plug-and-Play, Mix-and-Match: A Capital Systems Theory of Digital Technology Platforms”, *The Review of Austrian Economics* (2020)
4. Gössling, S., and C. Michael Hall, “Sharing Versus Collaborative Economy: How to Align ICT Developments and the SDGs in Tourism?”, *Journal of Sustainable Tourism* (2019)
5. “About us”, *uber.com* (2023)
6. “Uber Announces Results for Fourth Quarter and Full Year 2021”, *investor.uber.com* (2022)
7. Schneider, H., “Creative destruction and the sharing economy: Uber as disruptive innovation”, *Edward Elgar Publishing* (2017)
8. Wallsten, S., "The competitive effects of the sharing economy how is Uber changing taxis", *Technology Policy Institute*, 22 (2015)
9. Pawlicz, A., & Kubicki, R., “Sharing economy development paths in non-urban areas. The case of hospitality product in Polish national parks”, *Ekonomia i Środowisko-Economics and Environment*, 63 (2017)
10. Schor, J., “Debating the sharing economy, *Journal of self-governance and management economics*”, 4 (2016)
11. Ramirez, E., Ohlhausen, M. K., McSweeney, T. P., “The Sharing Economy Issues Facing Platforms, Participants & Regulators”, *Federal Trade Commission Staff Report* (2016)
12. Benjamin, H., and Michael, L., “Digital Discrimination: The Case of Airbnb,” *Harvard Business School Working Papers* (2014)
13. “About us”, *Airbnb.com* (2023)
14. “Informazioni su Airbnb: cos'è e come funziona”, *airbnb.it* (2023)
15. Christensen, C., Raynor, M. E., & McDonald, R., “Disruptive innovation”, *Harvard Business Review* (2013)

16. Zach, F. J., Nicolau, J. L., & Sharma, A., “Disruptive innovation, innovation adoption and incumbent market value: The case of Airbnb”, *Annals of Tourism Research* (2020)
17. “Seasonality in tourism demand”, ec.europa.eu/eurostat (2019)
18. Neirotti, P., Raguseo, E., Paolucci, E., “Are customers’ reviews creating value in the hospitality industry? Exploring the moderating effects of market positioning”, *International Journal of Information Management* (2016)
19. “Borgo”, treccani.it (2023)
20. “L’associazione dei borghi”, borghipiubelliditalia.it (2023)
21. “I Borghi più belli d’Italia celebrano i 20 anni di attività”, borghipiubelliditalia.it (2022)
22. “Sharing Rural Italy A Community Overview”, Report Airbnb (2017)
23. “Airbnb e Touring Club Italiano insieme per la promozione dei borghi”, news.airbnb.com (2021)
24. Alvarez, A. & Macedo, E., “An Evaluation of the Three Pillars of Sustainability in Cities with High Airbnb Presence: A Case Study of the City of Madrid”, *Sustainability* (2021)
25. Byers, John W., et al., "The hyper-local economic impact of Airbnb", 9th Symposium on Statistical Challenges in eCommerce Research (2013)
26. Basuroy, S., Yongseok, K., and Proserpio, D., "Estimating the impact of Airbnb on the local economy: Evidence from the restaurant industry", *Social Science Research Network* (2020)
27. Lima, V., "Towards an understanding of the regional impact of Airbnb in Ireland", *Regional Studies, Regional Science*, 6 (2019)
28. Duso, T., et al, "Airbnb and rents: Evidence from Berlin.", *DIW Berlin Discussion Paper No. 1890* (2020)
29. Garcia-López, M.A., et al, “Do short-term rental platforms affect housing markets? Evidence from Airbnb in Barcelona”, *Journal of Urban Economics* (2020)
30. Huebscher, M., et al., "The impact of Airbnb on a non-touristic city. A Case study of short-term rentals in Santa Cruz de Tenerife (Spain)", *Erdkunde H. 3* (2020)
31. Stock, J.H, Watson, M.W., “Introduzione all’econometria”, *Person* (2016)
32. “Rapporto annuale 2016”, Report Istat (2016)

33. "Difference in differences"; Wikipedia (2023)
34. N. Huntington-Klein, "The Effect: An Introduction to Research Design and Causality", Chapman & Hall (2021)
35. Clarke, D., and Kathya, T., "Implementing the Panel Event Study", IZA Discussion Paper 13524 (2020)