

Politecnico di Torino



Collegio di Ingegneria Gestionale

Corso di Laurea in Ingegneria Gestionale-Percorso innovazione

A.a. 2021/2022

Sessione di Laurea Ottobre 2022

TESI DI LAUREA MAGISTRALE

Analisi degli effetti delle piattaforme sui borghi italiani: una analisi empirica longitudinale

Relatrice:

Prof.ssa Elisabetta Raguseo

Candidato:

Domenico Carotenuto

Matricola:

S279420

Correlatore:

Dott. Francesco Luigi Milone

ABSTRACT

L'effetto delle piattaforme digitali sulla nostra società è stato dirompente ed ha avuto un'ascesa repentina. Questo fenomeno è stato coadiuvato dalla diffusione della sharing economy che è stata un vero e proprio catalizzatore della propagazione delle piattaforme digitali. Per sharing economy si intende letteralmente "economia collaborativa"; in particolare, in questo nuovo tipo di economia, cambia la modalità di distribuzione di un bene ai consumatori. Infatti, nell'economia della condivisione, le persone fisiche condividono dei beni di loro proprietà (mobili o immobili) con altre persone.

Uno dei settori maggiormente colpiti da questo fenomeno è, sicuramente, quello del turismo, dove l'avvento delle piattaforme digitali ha radicalmente cambiato la modalità di erogazione del servizio. Per piattaforma digitale si intende una infrastruttura digitale che possa permettere una interconnessione tra sistemi diversi ed esporli agli utenti attraverso interfacce semplificate ed integrate, generalmente un'app mobile o un sito web. L'impatto di tali piattaforme nel settore del turismo è ampiamente approfondito da molti esperti del settore, che tramite lavori di ricerca molto accurati, hanno raggiunto conclusioni che sottolineano, gli effetti positivi di questo impatto e, talvolta, gli effetti negativi che queste piattaforme hanno avuto sul settore del turismo. Tutte le analisi effettuate finora, hanno tracciato le linee guida per lo studio di questo fenomeno, tuttavia, presentano dei limiti riguardanti l'orizzonte ed il dettaglio delle analisi. Infatti, queste ricerche hanno puntato il loro focus sulle grandi metropoli internazionali (i capisaldi di queste analisi toccano città come Barcellona, Madrid, Los Angeles e Parigi), ottenendo risultati che sono validi per queste tipologie di città, ma per quel che riguarda città di dimensione inferiore non ci sono studi approfonditi. In questa zona d'ombra, proviamo a fare luce con questo studio. Il nostro focus di ricerca sarà incentrato sui borghi italiani, analizzando l'impatto che queste piattaforme digitali hanno avuto sul turismo in queste zone.

Questa ricerca analizzerà un set di dati panel inerenti i borghi italiani, facendo emergere gli effetti della più grande piattaforma digitale degli ultimi tempi sul turismo nei borghi: Airbnb. I dibattiti sul suo utilizzo e sulla sua diffusione sono all'ordine del giorno e presentano punti di vista differenti a seconda dello studio preso in analisi. Per chiarire l'effetto di Airbnb nei borghi italiani, lo studio presentato, propone evidenze trovate grazie a delle statistiche descrittive che guardano il fenomeno sotto un altro punto di vista

(quello geografico), e a delle analisi effettuate tramite modelli di regressione implementati con Stata. Le metodologie adoperate per la ricerca sono nuovissime nel settore (metodo statistico Difference in differences) ed individuano dei drivers di ricerca che non erano ancora stati trovati ed analizzati. I risultati di questa ricerca hanno innumerevoli applicazioni e possono contribuire alla rivitalizzazione dei borghi italiani e della loro economia.

INDICE

1. INTRODUZIONE	7
1.1 IL FENOMENO DELLA CONDIVISIONE: LA SHARING ECONOMY	8
1.1.1 ESEMPIO DI SHARING ECONOMY: IL CASO EMBLEMATICO DI BLABLACAR	9
1.1.2 PRO E CONTRO DELLA SHARING ECONOMY	9
1.2 IL FENOMENO DEGLI AFFITTI BREVI: IL CASO DI AIRBNB	10
1.2.1 FUNZIONAMENTO DI AIRBNB	11
1.2.2 PRO E CONTRO DI AIRBNB	12
1.3 IL BORGO: PIÙ DI UNA PICCOLA CITTÀ	12
1.3.1 OPERAZIONE RIVITALIZZAZIONE BORGHI: L'ASSOCIAZIONE "I BORGHI PIÙ BELLI D'ITALIA"	13
2 BACKGROUND TEORICO	14
2.1 GLI IMPATTI DELLA SHARING ECONOMY	14
2.2 PRO O CONTRO AIRBNB? COSA CI DICONO GLI STUDI PREGRESSI	17
3 STUDIO DI RICERCA	28
3.1 IPOTESI	28
3.2 RACCOLTA DATI	29
3.2.1 DATA SCREENING	30
3.3 METODOLOGIA DI RICERCA	31
3.3.1 TECNICHE DI RICERCA ADOPERATE	31
3.3.2 STRUMENTI ADOPERATI PER L'ANALISI	33
4. ANALISI DEI DATI	35
4.1 ANALISI DESCRITTIVA	35
4.1.1 DESCRITTIVA 1: EFFETTO DELL'ENTRATA DI AIRBNB SULLA CRESCITA DELLA POPOLAZIONE	38
4.1.2 DESCRITTIVA 2: EFFETTO DELL'ENTRATA DI AIRBNB SULLA CRESCITA DELLA POPOLAZIONE A SECONDA DELL'AREA GEOGRAFICA DI PERTINENZA	40
4.1.3 DESCRITTIVA 3 : EFFETTO DELL'ENTRATA DI AIRBNB SULLA CRESCITA DELLA POPOLAZIONE A SECONDA DELL'AREA GEOGRAFICA DI PERTINENZA E DELLA DISTANZA DEL BORGO DALL'AEROPORTO	45
4.1.4 DESCRITTIVA 4: EFFETTO DELL'ENTRATA DI AIRBNB SULLE VARIABILI DI REDDITO DI UN BORGO IN BASE ALLA LOCALIZZAZIONE GEOGRAFICA	53
4.2 ANALISI DI REGRESSIONE	58
4.2.1 FOCUS SULL'ECONOMETRIA	58
4.2.2 LE REGRESSIONI XTREG SU STATA	61
5. RISULTATI	63
6. CONCLUSIONI	72
7. OPEN POINTS E LIMITI DEL MODELLO	73

APPENDICE.....	75
INDICE DELLE FIGURE	84
BIBLIOGRAFIA	86

1. INTRODUZIONE

L'evoluzione tecnologica degli ultimi anni obbliga la società ad evolversi di pari passo e ad adattarsi alle nuove condizioni di sviluppo. In particolare, nel settore del turismo l'avvento della sharing economy è un risultato di questo progresso tecnologico. Di fatti, le nuove piattaforme digitali hanno contribuito allo sviluppo di questo fenomeno.

Con questo studio si approfondiscono gli impatti e le implicazioni dell'entrata di Airbnb nel settore del turismo, con delle analisi specifiche per il territorio italiano, che possono essere uno spunto per l'indirizzamento di politiche di investimento nel settore del turismo italiano.

Il seguente lavoro è suddiviso in 7 capitoli, che racchiudono interamente lo studio dalle fasi introduttive fino alle fasi di calcolo ed alla relative conclusioni.

Il primo capitolo è l'introduzione allo studio, che fornisce al lettore tutte le informazioni necessarie per poter comprendere al meglio lo studio, dando delle nozioni generali ed informative sull'argomento trattato; racchiude una visione generale del fenomeno.

Il secondo capitolo è il background teorico, ovvero la raccolta della letteratura precedente a questo studio. In questo capitolo, si individua lo stato degli studi e si suddividono le analisi precedenti in pro e contro Airbnb ed al suo impatto sulle economie locali, di modo da avere un panorama della situazione attuale e di quali possano essere i possibili spunti e le tematiche inesplorate.

Con il terzo capitolo, si entra nel merito della ricerca. Infatti, il capitolo è intitolato "Studio di ricerca" e approfondisce le tecniche e le metodologie che sono state adoperate per le analisi. Questa terza parte del modello, inizia con le ipotesi ideate in seguito al *research gap* emerso dalla letteratura.

Il quarto capitolo è un naturale prosieguo del terzo, e rappresenta l'analisi dei dati. In questo capitolo si effettuano tutti i calcoli inerenti al dataset trovato, differenziando l'analisi descrittiva da quella econometrica. Si descrivono le matrici alle basi dei calcoli effettuati e gli step necessari per portarli a termine.

Il quinto capitolo è l'analisi dei risultati. Dopo aver effettuato tutte le analisi nel capitolo 4, in questo capitolo si discutono i risultati ottenuti e li si confrontano con le ipotesi effettuate.

Gli ultimi due capitoli saranno inerenti alle conclusioni e ad eventuali spunti futuri nel campo di studio.

1.1 IL FENOMENO DELLA CONDIVISIONE: LA SHARING ECONOMY

La definizione non può essere univoca, ma generalmente per economia collaborativa (sharing economy) si intende un nuovo modello economico e culturale capace di promuovere forme di consumo consapevole che prediligono la razionalizzazione delle risorse basandosi sull'utilizzo e sullo scambio di beni e servizi piuttosto che sul loro acquisto, dunque sull'accesso piuttosto che sul possesso¹.

È un modello economico peer to peer (p2p) basato su pratiche di scambio e condivisione di beni e/o servizi. Il modello trova già da tempo applicazione nei sistemi prodotti-servizi, nei mercati di redistribuzione e negli stili di vita collaborativi. Gli ambiti ed esempi di applicazione si sono però moltiplicati negli anni e la mappa concettuale della sharing economy si è frammentata e articolata. Forme di condivisione economica sono sempre esistite, ma la diffusione capillare delle nuove piattaforme tecnologiche ha rivoluzionato lo scenario e reso possibile la condivisione di beni e servizi tra le persone a livelli prima inconcepibili.

Il termine "sharing economy" viene fatto risalire al 1978 e in particolare all'articolo "Community Structure and Collaborative Consumption: A routine activity approach" di Marcus Felson e Joe. L. Spaeth pubblicato nel American Behavioral Scientist.

¹ Borsa Italiana; Approfondisci cosa si intende per "Sharing Economy" e come nasce. Consulta gli esempi e le sfide dell'economia collaborativa., 2022

1.1.1 ESEMPIO DI SHARING ECONOMY: IL CASO EMBLEMATICO DI BLABLACAR

Tra i primi esempi di sharing economy si considera Ebay che è stata fondata nel 1995, ma la vera diffusione del fenomeno si è avuta con la cosiddetta “sharing mobility”. Con questo termine si intendono tutte i servizi relativi alla condivisione di servizi per la mobilità (dal car-sharing ai monopattini elettrici). L’esempio che ha preso maggiormente piede negli ultimi anni, divenendo un simbolo della sharing economy, è sicuramente quello di *Blablacar*.

Il funzionamento di BlaBlaCar è semplice: se cerchi un passaggio puoi iscriverti gratuitamente, trovare il tuo passaggio, richiedere qualsiasi informazione desideri al conducente e prenotare un posto online. Se vuoi offrire un passaggio puoi procedere all’iscrizione gratuita, offrire un passaggio in pochi semplici passi e attendere che qualche passeggero interessato faccia una prenotazione. Puoi accettare o rifiutare la prenotazione e le transazioni sono veloci e sicure tramite Paypal e IBAN². Il funzionamento di Blablacar è l’emblema della sharing economy ed è un esempio del fenomeno del *car pooling* (uso condiviso di automobili private) che si è diffuso ed evoluto nel mondo con altre applicazioni simili (Uber è l’esempio maggiormente rappresentativo).

1.1.2 PRO E CONTRO DELLA SHARING ECONOMY

L’avvento della sharing economy è stato a tutti gli effetti innovativo, ma come tutti i fenomeni di progresso tecnologico porta con sé anche dei lati negativi, che si nascondono dietro la miriade di esternalità positive che l’economia della condivisione ha portato con sé.

I pro più evidenti sono una conseguenza dell’ottimizzazione dell’utilizzo dei beni materiali, infatti, la sharing economy contribuisce ad un aumento dei ricavi e ad una riduzione dei costi. Questo si traduce in un aumento delle possibilità di accrescere lo stipendio di un individuo e, lato impresa, nella possibilità di poter assumere all’occorrenza o pagare lo stretto necessario per ricevere un servizio³. Uno dei drivers fondamentali di questa tipologia di economia è sicuramente la possibilità di ridurre gli sprechi di risorse.

² Blablacar.it, La storia di Blablacar

³Finaria, Sharing Economy: Cos’è, esempi in Italia, vantaggi e svantaggi, 18 Agosto 2021

D'altro canto, sono presenti degli svantaggi che limitano e regolamentano la sharing economy. In primo luogo, un rafforzamento dell'economia condivisa potrebbe essere uno svantaggio per le grandi aziende produttrici, che vedrebbero calare i loro fatturati riducendo la domanda di lavoro e l'output. Inoltre, la forza di lavoro delle sharing economy soffre di un iper-sfruttamento (basti pensare al caso dei riders di Uber o delle piattaforme di delivery) e non sono sicuri di ricevere un salario minimo. Infine, molti di questi business non sono propriamente sostenibili in termini di profitti (in molti durante il periodo Covid si sono indebitati per diversi milioni).

1.2 IL FENOMENO DEGLI AFFITTI BREVI: IL CASO DI AIRBNB

Un altro esempio di sharing economy che ha conquistato il mercato in pochissimo tempo è di sicuro Airbnb. Airbnb nacque nel 2008 dall'idea di 2 designer, che decisero (l'anno prima) di affittare il proprio spazio in più a 3 viaggiatori in cerca di un alloggio. Oggi, milioni di host e viaggiatori scelgono di creare un account gratuito su Airbnb per affittare i propri spazi e prenotare sistemazioni uniche, ovunque nel mondo. E gli host di "Esperienze Airbnb" condividono i loro interessi e passioni sia con i viaggiatori che con la gente del luogo⁴.

La storia di Airbnb è molto interessante e costituisce uno spunto di riflessione per tutti gli imprenditori che vorrebbero affacciarsi al mondo della sharing economy. L'idea nasce nell'ottobre del 2007, quando Brian Chesky e Joe Gebbia (futuri fondatori di Airbnb), accolgono per la prima volta degli ospiti in casa loro a San Francisco. Nel Marzo del 2008, viene lanciata l'applicazione Airbed and Breakfast e riceve le sue prime prenotazioni. Da quel momento l'ascesa dell'app è molto veloce. A qualche mese di distanza dalla sua nascita Airbnb è accompagnata da un'app che assicura la correttezza dei pagamenti (detta Payments), che consacra l'effettivo successo del colosso californiano. Nel 2009 Airbed and Breakfast diventa Airbnb, punto di partenza per l'espansione globale del marchio. Sempre più host entrano nel panorama delle offerte di Airbnb e sempre più clienti iniziano ad usufruire del servizio. Col passare del tempo, i fondatori, iniziano ad offrire congiuntamente all'offerta di affitti a breve termine, anche altri tipi di esperienze, come gite guidate, esperienze culturali che offrono gli host, servizi di noleggio della mobility. La capacità di innovarsi è stata la chiave del successo di

⁴ Airbnb, news.airbnb, Airbnb history

Airbnb che, anche durante il periodo pandemico, ha inserito un'ulteriore fonte di guadagno tramite le “Esperienze online”, dove gli host potevano guadagnare parte dei ricavi persi, causa Covid-19, tramite dei servizi a distanza.

1.2.1 FUNZIONAMENTO DI AIRBNB

Airbnb è una piattaforma ideata per ogni tipo di viaggio e ti permette in modo veloce e sicuro di prenotare un alloggio e affittare una casa o offrire un'esperienza. Si fonda sulla fiducia, sull'affidabilità e su una stretta relazione tra i diversi viaggiatori, che recensiscono l'alloggio all'interno della community.

Lato *cliente*, effettuare una prenotazione è molto semplice. Dopo essersi registrati al sito di Airbnb, puoi cercare la soluzione che meglio si adatta al tipo di soggiorno che desideri, inserendo filtri per luogo, prezzo, servizi e tante altre possibilità. Una delle discriminanti che influenza maggiormente la scelta del soggiorno è sicuramente dettata dalle esperienze degli altri clienti; le recensioni giocano un ruolo predominante nella scelta. Una volta abbattuta la barriera della “fiducia” Airbnb ha avuto libero mercato.

Lato *host*, la procedura è molto semplice, e per certi versi, simile a quella lato cliente. Dopo esserti registrato, potrai diventare un host su Airbnb cliccando sulla sezione in alto a destra “diventa un host”. Crea un annuncio gratuito, descrivendo il tuo alloggio, quanti ospiti possono viverci e le foto della casa. Airbnb ti suggerisce, tramite il suo strumento, delle tariffe competitive, di cui potrai tenere conto per la scelta del prezzo. Comunica con i tuoi ospiti sulla piattaforma per concordare sul check-in e sulle cifre dell'intero soggiorno. Oltre alla possibilità di essere un semplice host, si può scegliere di essere un *co-host*: una collaborazione con un altro host, quando non hai la possibilità o il tempo di gestire i tuoi alloggi.

1.2.2 PRO E CONTRO DI AIRBNB

Il seguente studio si sofferma proprio sugli effetti che questa piattaforma potrebbe avere sui borghi italiani. Prima di affrontare questa analisi è bene capire quali sono gli effetti in generale che Airbnb ha avuto sul settore del turismo.

In linea di massima, i vantaggi che Airbnb offre al settore turismo sono molteplici. Dal punto di vista economico, i prezzi degli alloggi di Airbnb sono concorrenziali rispetto a quelli nelle vicinanze sia se confrontati con Booking (che è il suo principale competitor) sia se confrontati con le offerte degli hotel. Lo stesso vantaggio economico lo percepiscono gli host, che traggano profitto da un alloggio che precedentemente non usavano. L'immediatezza della scelta è anche favorita dall'interfaccia della mappa che ti permette di confrontare congiuntamente prezzi e posizione dell'alloggio. Inoltre, Airbnb, offre anche delle esperienze uniche comprese nel pacchetto. Infine, con il meccanismo delle recensioni è favorito un mutuo miglioramento cliente-host: infatti i clienti possono recensire l'alloggio e l'host, ma anche l'host può fare lo stesso col cliente.

Per quanto riguarda gli svantaggi, sono principalmente dettati dal rischio che si riscontra tra l'alloggio prenotato tramite web e l'alloggio effettivamente esistente. Talvolta, quando il cliente prenota un alloggio sulla pagina web, lo valuta in base alle foto ed alle recensioni che sono collegate a quel determinato annuncio. Un rischio che si corre è proprio che le foto ritraggano solo parte dell'alloggio (ovviamente le migliori) o che le foto siano relative ad un altro alloggio. Questa tipologia di problema può essere risolto dalle recensioni, ma anche in questo caso, le recensioni potrebbero non essere veritiere. Questa tipologia di problemi sta diventando sempre meno preoccupante, dati i controlli che Airbnb sta effettuando sulla validità degli host e delle offerte degli alloggi pubblicati.

1.3 IL BORGO: PIÙ DI UNA PICCOLA CITTÀ

La nostra analisi non prenderà in esame le grandi metropoli internazionali, bensì si soffermerà sull'impatto che le piattaforme digitali (nel nostro caso Airbnb) hanno avuto sui *borghi* italiani. Fondamentale, quindi, per capire affondo l'analisi, bisogna specificare cosa intendiamo per borghi.

Il significato originario del nome, proprio dei popoli germanici, pare quello di luogo fortificato. In Germania e Francia settentrionale fu designato come borgo anche il massimo centro murato, cioè la città. Dal 10° sec. il termine indica due distinti tipi di formazioni territoriali: un aggregato di case nel suburbio o nello spazio tra una più antica

cerchia di mura e una nuova difesa (muro o fossato); un centro rurale fortificato anche solo da un fossato⁵.

I borghi italiani soffrono di poca visibilità e non sono sufficientemente valorizzati, nonostante il loro enorme potenziale dovuto alla loro storicità e bellezza. Con questa analisi si ricercano dei risvolti positivi che le applicazioni come Airbnb posso avere sull'economia di questi borghi. Col passare del tempo, enti ed associazioni hanno abbracciato la causa ed hanno aiutato i borghi a sfruttare le loro potenzialità.

1.3.1 OPERAZIONE RIVITALIZZAZIONE BORGHI: L'ASSOCIAZIONE “*I BORGHI PIÙ BELLI D'ITALIA*”

In Italia, con il termine borgo, si intende una città di media/piccola dimensione, caratterizzata da un valore storico e spesso dimenticata dal turismo, nonostante le enormi potenzialità che essa presenta. Per promuovere i borghi e dargli maggiore visibilità è nata l'associazione “*I borghi più belli d'Italia*”. Questa associazione aiuta a dare visibilità a tutti i borghi che decidono di associarsi ad essa, a patto che questi borghi siano caratterizzati da uno spiccato interesse storico ed artistico. Nata nel marzo 2001, su impulso della Consulta del Turismo dell'Associazione Nazionale Comuni Italiani (ANCI), con l'intento di contribuire a salvaguardare, conservare e rivitalizzare piccoli nuclei e comuni, ma a volte anche singole frazioni, che, trovandosi al di fuori dei principali circuiti turistici, rischiano, nonostante il grande valore, di essere dimenticati con conseguente degrado, spopolamento e abbandono; inizialmente il gruppo comprendeva un centinaio di borghi, successivamente cresciuti fino a 325 (1° novembre 2021)⁶.

Il *leitmotiv* che ha portato alla creazione di questa associazione è la rivitalizzazione dei borghi italiani e della loro economia, con il nostro studio analizziamo i possibili risvolti che il progresso tecnologico può avere sui borghi, confidando nelle loro enormi potenzialità e nell'impatto economico che possono avere sul turismo italiano. Per continuare l'analisi, fissiamo un punto di partenza che è dettato dagli studi pregressi relativi alle grandi città, così da individuare i primi effetti delle piattaforme digitali sulle grandi metropoli per poi confrontarli con gli effetti delle stesse sui borghi.

⁵ Dizionario Treccani, Definizione di borgo

⁶ Wikipedia, *I borghi più belli d'Italia*

2 BACKGROUND TEORICO

Le analisi condotte in questo studio sondano terreni non ancora battuti dai ricercatori mondiali in termini di aree geografiche di pertinenza. Finora gli studiosi del settore, si sono soffermati sull'impatto che le piattaforme digitali hanno avuto sulle grandi città internazionali raccogliendo importanti evidenze e dividendosi in due correnti di pensiero. La prima demonizza Airbnb e la critica fortemente, imputandogli principalmente 3 colpe:

- L'ingresso di Airbnb comporta una crescita del prezzo degli affitti di lungo periodo, impattando negativamente sul welfare della società;
- L'ingresso di Airbnb causa lo spiazzamento degli autoctoni;
- Airbnb ha abbandonato l'idea di sharing con la quale era nata, ora è diventata una logic corporation, e molti host la utilizzano come lavoro primario e non come occupazione per arrotondare il reddito mensile.

La seconda corrente, ritiene che Airbnb abbia avuto un effetto positivo sul welfare della società abbassando il prezzo degli alloggi e rendendo la concorrenza più accessibile, aumentando il potere di acquisto del cliente.

Definite queste due macro-correnti, sono stati raccolti più di 20 papers scientifici seguendo una strategia di ricerca che ha approfondito prima il tema della sharing economy per capire in che contesto si muovesse Airbnb, per poi arrivare ad articoli specifici che hanno evidenziato gli effetti di Airbnb sul welfare della società. La ricerca è avvenuta per *keywords* (come *digital economic development*, *digital platform economic development*, *airBnB economic development*), principalmente con l'ausilio dei software *Google Scholar*, *Web of science*, *Scopus*, *Statista* ed ovviamente *Google*. Tutti gli articoli sono stati pubblicati da riviste scientifiche di un certo calibro o da università importanti.

2.1 GLI IMPATTI DELLA SHARING ECONOMY

La sharing economy ha avuto un impatto *disruptive* nel settore del turismo (Zervas, Proserpio, & Byers, 2014). Quando si parla di innovazione disruptive si evidenzia l'impatto che quest'ultima ha sul settore analizzato: nel caso di disruption infatti i leader di mercato potrebbero rimanere indietro o addirittura uscire dal settore nel quale si trovano, lasciando la leadership del settore ai nuovi entranti (Christensen & Raynor, 2003). In particolare, sono stati definiti dei requisiti che le sharing economies devono avere:

- Piattaforme online;
- Capacità inutilizzata;
- Forma di consumo collaborativo;
- Accesso temporaneo/non proprietà del bene;
- Connessione peer-to-peer;
- Attività a scopo di lucro;
- Comodità dei partecipanti;
- Fiducia e attività basata sulla rete;
- Sostenibilità;
- Ruolo intermediario.

La letteratura sull'economia collaborativa evidenzia il suo potenziale impatto positivo sui quartieri e sui comuni, come l'aumento delle attività legate al turismo, una migliore allocazione delle risorse e entrate aggiuntive alla gente del posto⁷. In termini numerici è stato valutato l'impatto delle *Gig economies* sull'attività imprenditoriali (Burtch,2018). In realtà, le gig economies, sono un'estremizzazione delle sharing economies. Quando si parla di Blablacar e del suo funzionamento si pensa subito alla condivisione dell'auto per effettuare un tragitto comune con più persone di modo da dividere le spese (condivisione dell'auto, condivisione delle spese); ma se considero i riders dei servizi di consegna di cibo a pagamento (JustEat, Glovo,...), non c'è nessuna condivisione (stesso discorso vale per Uber). Quindi la gig economy non è altro che un sistema di lavoro freelancizzato, facilitato dalla tecnologia che a che fare con esigenze generazionali e sociali. È una forma efficiente di impresa capitalistica. Su lavori che scontano flessibilità e intermittenza (Aliosi, 2016).

L'effetto di queste gig economies sul welfare della società è stato analizzato in base a due fattori:

- La campagna di raccolta fondi lanciata tramite Kickstarter;

⁷ Valesca Lima;Regional Studies, Regional Science ;Towards an understanding of the regional impact of Airbnb in Ireland; Received 22 May 2018, Accepted 19 Dec 2018, Published online: 22 Feb 2019

- Il livello di lavoro autonomo.

I risultati sono stati ottenuti prima processando delle statistiche sommarie (Fig.2) e poi effettuando un'analisi di regressione per capire l'effetto dell'entrata di Uber X sulle campagne di raccolta fondi di Kickstarter (Fig.1).

Table 3. Relative Time Model of the Effect of Uber X Entry on Kickstarter Campaign Launches and CPS Self-Employment Levels

	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5	Model 6
DV:	Campaigns	Campaigns	Campaigns	Self-Employed Persons	Self-Employed Persons	Self-Employed Persons
7+ quarters until Uber X entry	-0.0217 (0.128)	-0.0246 (0.131)	-0.0206 (0.124)	-0.00664 (0.0269)	-0.0128 (0.0385)	-0.0207 (0.0373)
6 quarters until Uber X enters	0.0394 (0.0757)	0.0350 (0.0780)	0.0420 (0.0745)	0.00684 (0.0234)	0.000881 (0.0276)	-0.00269 (0.0276)
5 quarters until Uber X enters	-0.0290 (0.0548)	-0.0340 (0.0565)	-0.0320 (0.0546)	0.0521* (0.0211)	0.0469* (0.0233)	0.0459* (0.0229)
4 quarters until Uber X enters	0.00843 (0.0391)	0.00478 (0.0402)	0.0102 (0.0389)	7.90e-05 (0.0223)	-0.00582 (0.0241)	-0.00813 (0.0224)
3 quarters until Uber X enters	-0.000369 (0.0335)	-0.00296 (0.0343)	0.00572 (0.0332)	0.00259 (0.0235)	0.00160 (0.0253)	-0.00369 (0.0241)
2 quarters until Uber X enters	0.0197 (0.0201)	0.0224 (0.0201)	0.0277 (0.0219)	-0.000360 (0.0153)	-0.00109 (0.0156)	-0.00443 (0.0149)
1 quarter until Uber X enters				Omitted		
0 quarters since Uber X entry	-0.0296 (0.0218)	-0.0280 (0.0220)	-0.0236 (0.0205)	-0.0309 (0.0158)	-0.0305 (0.0159)	-0.0322* (0.0157)
1 quarters since Uber X entry	-0.0342 (0.0332)	-0.0306 (0.0337)	-0.0212 (0.0255)	-0.0549* (0.0225)	-0.0546* (0.0221)	-0.0631** (0.0223)
2 quarters since Uber X entry	-0.0567 (0.0385)	-0.0538 (0.0393)	-0.0460 (0.0322)	-0.0551* (0.0227)	-0.0528* (0.0240)	-0.0592* (0.0243)
3 quarters since Uber X entry	-0.0886 (0.0473)	-0.0854 (0.0480)	-0.0813* (0.0380)	-0.0455 (0.0253)	-0.0419 (0.0276)	-0.0496 (0.0280)
4 quarters since Uber X entry	-0.141** (0.0516)	-0.137** (0.0526)	-0.131** (0.0446)	-0.0621* (0.0281)	-0.0574 (0.0322)	-0.0703* (0.0319)
5 quarters since Uber X entry	-0.161** (0.0554)	-0.157** (0.0569)	-0.145*** (0.0416)	-0.0941** (0.0310)	-0.0875* (0.0353)	-0.106** (0.0358)
6 quarters since Uber X entry	-0.193** (0.0630)	-0.190** (0.0649)	-0.175** (0.0535)	-0.100** (0.0389)	-0.0876 (0.0467)	-0.0942* (0.0452)
7+ quarters since Uber X entry	-0.260*** (0.0504)	-0.257*** (0.0529)	-0.239*** (0.0558)	-0.142** (0.0449)	-0.124* (0.0536)	-0.0937 (0.0518)
Employment controls from Table 2	No	No	Yes	No	No	Yes
Observations	8,256	6,731	6,731	10,115	6,731	6,731
Number of EAnum	172	144	144	144	144	144
Model	Poisson	Poisson	Poisson	Poisson	Poisson	Poisson
EA fixed effects	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Quarter fixed effects	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Time period	2012–2015	2012–2015	2012–2015	2010–2015	2012–2015	2012–2015

(Fig.1; Burtch, Carnahan, Greenwood; Management science ;*Can You Gig It? An Empirical Examination of the Gig Economy and Entrepreneurial Activity*)

Variable	Obs.	Mean	Std. dev.	1	2	3	4	5	7	8	9	10	11
1 Campaigns	8,304	15.71	44.54	1.00									
2 Self-employment	6,731	87,792	167,235	0.82	1.00								
3 Taxi employment	6,731	2,618	9,317	0.72	0.78	1.00							
4 Dollars pledged	8,304	178,207	787,864	0.74	0.69	0.56	1.00						
5 Uber X	8,304	0.17	0.38	0.42	0.31	0.22	0.25	1.00					
6 Employment	6,731	858,549	1,539,087	0.81	0.98	0.83	0.66	0.32	1.00				
7 Avg. weekly wage	8,304	715.86	94.16	0.41	0.46	0.39	0.36	0.31	0.47	1.00			
8 Total quarterly wages (\$M)	8,304	7,311.18	15,259.83	0.63	0.83	0.61	0.54	0.20	0.83	0.42	1.00		
9 Unemployment rate	6,731	0.06	0.03	-0.02	0.06	0.03	0.02	-0.14	0.05	-0.04	0.09	1.00	
10 % with bach. degree	6,731	0.43	0.12	0.21	0.22	0.17	0.16	0.21	0.22	0.17	0.20	-0.21	1.00

Note. Level of analysis is EA-month.

(Fig.2 ; Burtch, Carnahan, Greenwood Management science ;*Can You Gig It? An Empirical Examination of the Gig Economy and Entrepreneurial Activity*)

In conclusione, le gig-economy, permettono al singolo che ha a disposizione risorse e flessibilità di far partire una nuova “venture”. D’altro canto, però, si creano delle opportunità di lavoro che limitano l’attività imprenditoriale dei singoli. Questi risultati suggeriscono che le piattaforme di gig-economy forniscano agli imprenditori necessity-based una fonte alternativa e preferenziale di occupazione⁸.

Dopo aver contestualizzato l’ecosistema in cui Airbnb agisce, passiamo all’analisi dei papers strettamente legati al colosso californiano.

2.2 PRO O CONTRO AIRBNB? COSA CI DICONO GLI STUDI PREGRESSI

L’impatto di Airbnb sul welfare della società è stato discusso da molti ricercatori del settore, con risultati differenti. Il trend degli studiosi porta alla demonizzazione di Airbnb, nonostante ciò, molti papers scientifici si focalizzano sugli aspetti positivi di questa piattaforma. Per questo motivo, abbiamo raccolto i papers più significativi per entrambe le correnti di pensiero.

CONTRO L’ENTRATA DI AIRBNB

Nell’articolo “*The Hyper-local Economic Impact of Airbnb*”(John W. Byers, Flavio Esposito, Davide Proserpio; Boston University; Georgios Zervas ,Yale University) il focus è stato posto sull’impatto di AirBnB sull’industria locale ed in particolari sui ristoranti. Approfondendo un dataset acquisito dal sito di Airbnb, i primi risultati hanno evidenziato un impatto negativo sulle revenues degli hotel. Il motto della piattaforma è “a social website that connects people who have space to spare with those who are looking for a place to stay”, ovvero l’emblema della sharing economy: “Una piattaforma digitale che connette le persone che hanno uno spazio da condividere con le persone che cercano un posto in cui stare”. Airbnb si basa sulla fiducia, pertanto le recensioni giocano un ruolo importante nella valutazione degli alloggi . La fee che riceve Airbnb per il suo servizio si aggira tra il 9 ed il 15% dell’intera transazione. Una problematica sorta riguardo Airbnb è sicuramente legata al fatto che sia divenuta un bene sostitutivo rispetto alle camere d’albergo e che quindi possa essere potenzialmente un’innovazione disruptive per il settore. Per valutare l’impatto dell’entrata di Airbnb sul mercato locale è stato adoperato un modello di regressione, come segue:

⁸ Burtch, Carnahan, Greenwood ;Management science ;*Can You Gig It? An Empirical Examination of the Gig Economy and Entrepreneurial Activity*; 2018

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

dove revpar_{it} è 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 di mercato variabili nel tempo che potrebbero influenzare la domanda di camere d'albergo, h_i sono effetti fissi dell'hotel, month_{it} una serie di dummies per il mese dell'anno in corso, destinati a catturare la stagionalità inerente all'industria del turismo, year_{it} è una dummy per l'anno in corso ed è un termine di errore. Il nostro interesse qui è identificare il parametro strutturale β .

Il dataset è di tipo *panel* (su uno stesso campione sono state effettuate più osservazioni nel tempo) e raccoglie i dati a partire dal 2001 fino al 2013. Il focus geografico è relativo a 4 grandi città americane: Austin, Dallas, San Antonio, Houston. I risultati dell'analisi di regressione sono riportati nella Fig.3. Questi risultati iniziali suggeriscono un'associazione tra l'ingresso di Airbnb nel mercato texano e una riduzione della variabile Revpar (ricavo giornaliero), risultato che richiede ulteriore esplorazione. Inoltre, questo impatto è maggiore per gli hotel *Budget* ed *Economy*, come ci si potrebbe aspettare considerando il target demografico di Airbnb. È interessante notare che troviamo anche un effetto statisticamente ed economicamente significativo per Hotel di lusso, effetto comunque più basso rispetto agli hotel *Economy*⁹.

	(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

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

(Fig.3; *The Hyper-local Economic Impact of Airbnb*; John W. Byers, Flavio Esposito, Davide Proserpio; Boston University; Georgios Zervas, Yale University)

⁹ John W. Byers, Flavio Esposito, Davide Proserpio, Georgios Zervas ; *The Hyper-local Economic Impact of Airbnb*; Boston University; Yale University

Tuttavia, i papers che hanno costituito i pilastri veri e propri per questa tipologia di studi, e che hanno portato avanti la critica più corposa all'impatto di Airbnb sul welfare della società, sono relativi ai casi specifici di Barcellona e di Madrid.

CASO SPECIFICO: BARCELLONA

Il primo articolo inerente alla città di Barcellona è intitolato “Do short-term rental platforms affect housing markets? Evidence from Airbnb in Barcelona”(Miquel-Àngel Garcia-López , Jordi Jofre-Monseny , Rodrigo Martínez-Mazza , Mariona Segú), analizza la situazione degli affitti di breve periodo, in seguito all'avvento di piattaforme come Airbnb, a Barcellona. In particolare, ci si è accorti che le piattaforme di condivisione degli alloggi vengono utilizzate dai proprietari per passare in modo permanente dagli affitti a lungo termine a quelli a breve termine; mentre per i turisti, l'offerta di unità nel mercato a lungo termine si riduce, aumentando i prezzi delle case e gli affitti. Tematica strettamente legate allo short-rental (affitto a breve termine) è che le unità in affitto a breve termine nelle aree residenziali potrebbero costituire un'esternalità negativa per i residenti, in termini di rumore o comportamento incivile e causare lo sfollamento dei residenti a lungo termine. Per evitare questo effetto, si è cercato di adoperare delle contromisure che mirassero alla riduzione di questo fenomeno di affollamento cercando di disincentivare gli affitti a breve termine.

Perché Barcellona è un ottimo esempio per lo studio dello sviluppo di Airbnb:

- Ha registrato una rapida crescita del turismo;
- Airbnb rappresenta la maggior parte delle attività di noleggio a breve termine in città;
- Penetrazione di Airbnb a Barcellona alta;

Infatti, facendo un confronto con le città dove il fenomeno di Airbnb è dilagante, si evince come gli annunci di Airbnb in relazione al numero di unità affittate sia maggiore a Barcellona rispetto alle altre città prese in analisi (6,84% per Barcellona a fronte di valori come 4,94% per Parigi). Questa differenza si può spiegare con il differente margine di guadagno tra gli affitti a breve ed a lungo termine delle città prese in analisi, il che si traduce in alti livelli di attività di Airbnb.

Il modello procede con lo sviluppo di 4 analisi empiriche (analisi di regressione) con dati panel raccolti tramite le più grandi piattaforme come Idealista. Tutti gli approcci empirici producono risultati qualitativamente e quantitativamente simili e coerenti con le

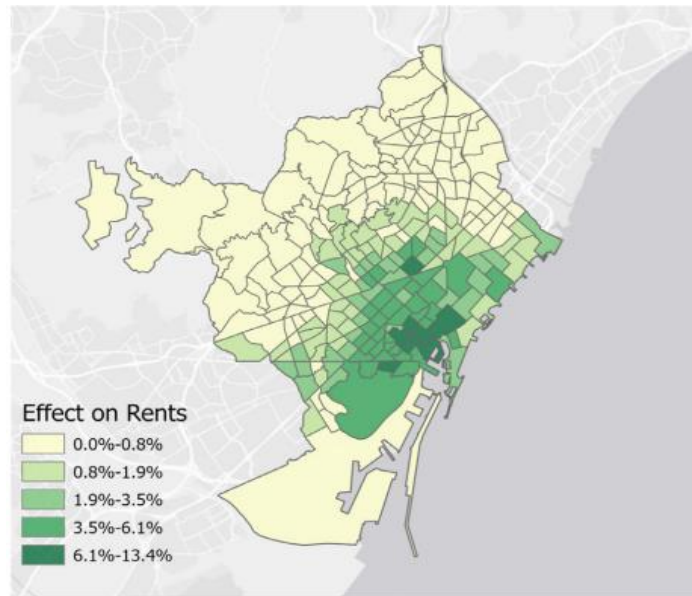
previsioni: Airbnb ha aumentato sia gli affitti che i prezzi degli stessi. Il modello parte col distinguere due tipi di quartieri:

- Il Quartiere c, quello *centrale*, con una dimensione fissa C ;
- Il quartiere s, quello *suburbano*, con una curva di offerta abitativa non completamente anelastica.

Il quartiere periferico ospita solo residenti, mentre quello centrale sia residenti che turisti.

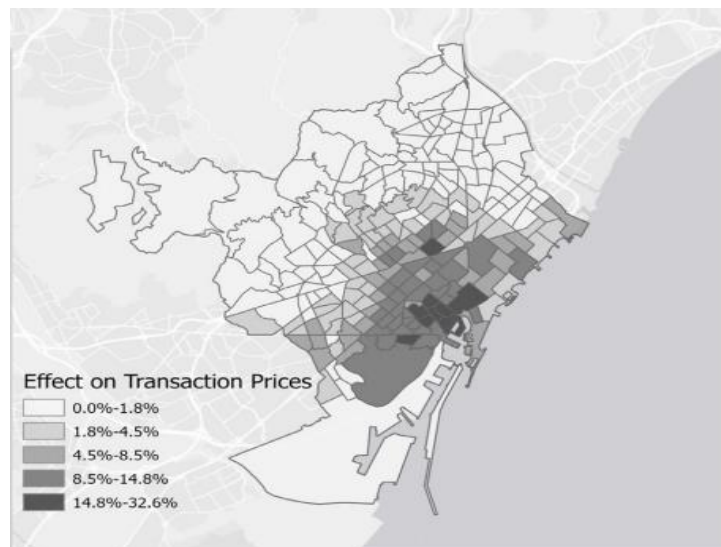
I proprietari nel quartiere c possono affittare i propri appartamenti attraverso un affitto a lungo termine a un residente e ottenere un canone annuo di mercato Q_c o, in alternativa, affittare a breve termine a turisti e ottenere un canone annuo di T . Ogni proprietario j , che possiede un'unità, deve affrontare un costo b_j per l'affitto a breve termine ai turisti, che riflette le incertezze legali o i costi di gestione di un'attività Airbnb. Il termine b_j è eterogeneo tra i proprietari poiché possono differire nella loro avversione al rischio nei confronti delle incertezze legali o nel loro accesso ai servizi legali. Se $T - b_j > Q_c$, il proprietario affitta a breve termine a turisti, mentre se $T - b_j \leq Q_c$, il proprietario affitta a lungo termine a un residente. Il costo b_j consente a T di superare Q_c in equilibrio, caratteristica saliente dei dati per il caso di Barcellona. In equilibrio c'è un proprietario marginale che è indifferente tra l'affitto a residenti o a turisti, $T - b_j^* = Q_c$, il che implica che i proprietari con $b_j < b_j^*$ prediligono l'affitto a breve termine, mentre quelli con $b_j \geq b_j^*$ prediligono l'affitto a lungo termine. Quindi, b_j^* è la quota di unità nel quartiere c che vengono affittate a breve termine. L'ipotesi alla base di questo studio è la seguente: un aumento del numero di inserzioni si traduce in un aumento degli affitti e dei prezzi. Gli effetti sui prezzi sono maggiori che sugli affitti. Analizzando i risultati, questa ipotesi risulta effettivamente verificata. In particolare, le piattaforme di noleggio a breve termine come Airbnb potrebbero peggiorare il problema dell'accessibilità degli alloggi in città come Barcellona, dove il turismo è popolare e la differenza di redditività tra l'affitto a lungo termine ai residenti o quello a breve termine ai turisti è elevata. Per comprendere al meglio questi risultati sono riportate delle mappe di densità, di modo da osservare direttamente, come l'effetto sia accentuato nelle zone centrali di Barcellona e si disperda nelle periferie (Fig. 4-5-6)¹⁰.

¹⁰ Miquel-Àngel Garcia-López, Jordi Jofre-Monseny, Rodrigo Martínez-Mazza, Mariona Segú; Do short-term rental platforms affect housing markets? Evidence from Airbnb in Barcelona; Journal of Urban Economics, 2020



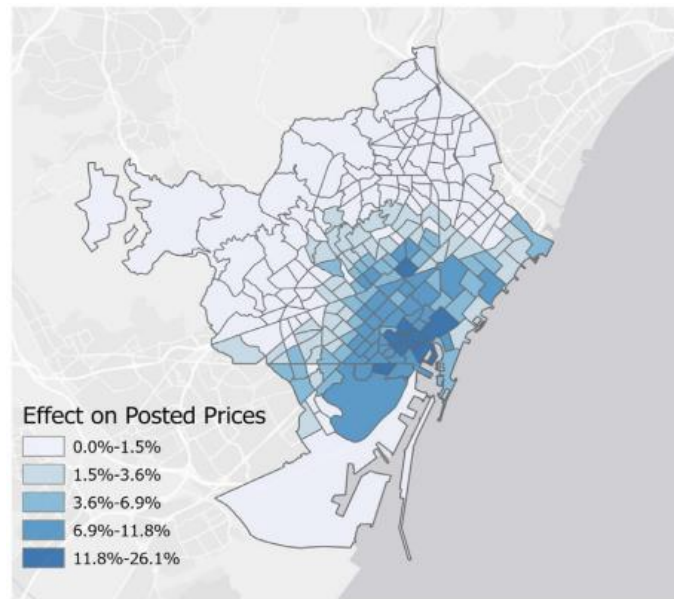
(a) Impact on Rents

(Fig. 4; Miquel-Àngel Garcia-López , Jordi Jofre-Monseny , Rodrigo Martínez-Mazza , Mariona Segú Do short-term rental platforms affect housing markets? Evidence from Airbnb in Barcelona”; Journal of Urban Economics,2020)



(b) Impact on Transaction Prices

(Fig.5; Miquel-Àngel Garcia-López , Jordi Jofre-Monseny , Rodrigo Martínez-Mazza , Mariona Segú Do short-term rental platforms affect housing markets? Evidence from Airbnb in Barcelona”; Journal of Urban Economics,2020)



(c) Impact on Posted Prices

(Fig.6; Miquel-Àngel Garcia-López , Jordi Jofre-Monseny , Rodrigo Martínez-Mazza , Mariona Segú Do short-term rental platforms affect housing markets? Evidence from Airbnb in Barcelona”; Journal of Urban Economics,2020))

CASO SPECIFICO: MADRID

Il caso di Madrid, così come quello di Barcellona, è un esempio molto nominato nel settore. Nell’articolo “The Airbnb effect on the rental market: the case of Madrid” (Ferrando,2019), l'obiettivo è determinare l'impatto che Airbnb ha sui prezzi degli affitti nella città di Madrid (lavoro perfettamente parallelo a quello eseguito per Barcellona). Inoltre, questi effetti verranno confrontati tra i gruppi di alloggi dipendenti dalla struttura spaziale dei dati. Le esternalità negative che sono emerse in tutti gli studi precedenti riguardanti l’impatto di Airbnb, sono racchiuse nelle maggiori argomentazioni che i ricercatori hanno riportato; come ad esempio il fatto che la società abbia sostituito gli host a lungo termine con host a breve termine. Di conseguenza, l'offerta di alloggi a lungo termine potrebbe risultare ridotta e successivamente i prezzi aumentati. Inoltre, se gli host prevedono la possibilità che i loro appartamenti vengano trasferiti su Airbnb , saranno disposti ad inserire prezzi più alti e, di conseguenza, a spingerli verso l'alto. Non dimentichiamoci di altre esternalità come il rumore o la criminalità. Questi effetti potrebbero non solo diminuire i prezzi degli affitti, ma anche danneggiare la convivenza in quei quartieri.

La ricerca si propone di fornire tre contributi alla letteratura attuale. In primo luogo, uno studio empirico dell'effetto dell'entrata di Airbnb a Madrid, una città in cui i prezzi degli affitti sono aumentati del 9% annuo dal 2014. In secondo luogo, questo lavoro utilizza i dati individuali che provengono dalle tecniche di web scraping (Appendice 1) di siti web di noleggio e della piattaforma Airbnb. Infine, il contributo principale è quello di incorporare alla letteratura corrente gli effetti della dipendenza spaziale e dell'eterogeneità.

Una delle problematiche che si riscontra più frequentemente negli studi su Airbnb è riguardante la reperibilità dei dati. Per trovare dati ufficiali che Airbnb non mette a disposizione, in questo articolo ci si riferisce ad un gruppo di attivisti che, è riuscito a pubblicizzare questi dati per le più grandi città del mondo in cui Airbnb agisce, tra queste c'è Madrid.

La prima assunzione del modello è che solo le case "intere" (*entire homes*, si intendono gli alloggi fittabili interamente e non per singola stanza) influenzano il prezzo degli affitti. Un'altra delle prime azioni da mettere in atto nella stima dell'effetto di Airbnb è distinguere gli annunci che sono attivi e potrebbero generare un impatto sul mercato degli affitti, da quelli che non lo sono. Fatte queste premesse è stata effettuata un'analisi ESDA (Exploratory Spatial Data Analysis, Appendice 2), mirata ad avvalorare/rigettare principalmente l'ipotesi cardine del modello: l'effetto di Airbnb non influenza i prezzi degli affitti.

I risultati empirici portano a rigettare l'ipotesi effettuata ed in particolare riportano le seguenti osservazioni:

- Le case collocate nei distretti ALMOND (distretti centrali) non sono caratterizzati solo dal prezzo più alto, ma anche dal fatto che hanno più Airbnb in zona;
- A Madrid il mercato degli affitti di breve periodo agisce diversamente dal solito;
- I risultati dello studio non segnalano effetti di Airbnb, oltre l'aumento dei prezzi degli affitti, a Madrid¹¹.

¹¹ Jorge Luis Casanova Ferrando; "THE AIRBNB EFFECT ON THE RENTAL MARKET: THE CASE OF MADRID "; Università di Madrid; Maggio 2019

A FAVORE DELL'ENTRATA DI AIRBNB

Finora, sono stati analizzati, i papers più importanti, che evidenziano le esternalità negative della piattaforma Airbnb. In questo mare di letteratura, tuttavia, emergono alcuni studi che si soffermano sugli impatti positivi che queste piattaforme di info-mediazione hanno avuto sul welfare della società. Riferendoci all' articolo "Are customers' reviews creating value in the hospitality industry? Exploring the moderating effects of market positioning"(Neirotti, Raguseo, Paolucci;2016), ci si sofferma su come i social media abbiano influenzato, in generale, tutta l'economia moderna sotto vari aspetti. Nel settore dell'hospitality in particolare, applicazioni del calibro di Booking e Trivago, hanno cambiato il modello di Porter e l'equilibrio precedente. Nello specifico questi rivenditori online, sono diventati degli infomediari (def: L'infomediario agisce da strumento di sostegno del navigatore, diventando un tramite tra due differenti portali di navigazione. L'esempio tipico di infomediario è rappresentato dagli aggregatori digitali di news e notizie, provenienti da differenti siti d'informazione), i rivenditori online hanno quindi guadagnato un crescente potere di mercato nell'influenzare gli acquisti dei clienti, e hanno migliorato la trasparenza e l'incertezza del mercato per i viaggiatori. Nello specifico, nello scenario Internet, i turisti hanno un più forte potere contrattuale con gli hotel grazie alla maggiore trasparenza sui livelli di prezzo e qualità degli hotel e alla maggiore disponibilità di prodotti sostitutivi (Airbnb).

Questo articolo illustra che il valore economico che l'uso dei social media può portare è legato a diversi driver:

- (i) Aumentare il prezzo e la disponibilità dei clienti a pagare riducendo la loro asimmetria informativa;
- (ii) Aumentare la capacità disponibile aumentando il tasso di occupazione delle camere.

Il principale aspetto nuovo del documento non è come la visibilità sui social media crei valore economico, ma come questo valore generato sia condiviso tra hotel e piattaforme di social media¹².

Dopo aver visto l'effetto che le app di info-mediazione possono avere sull'economia locale, soffermiamoci sull'impatto di Airbnb. In particolare, come evidenziato

¹² Neirotti, Raguseo, Paolucci; Are customers' reviews creating value in the hospitality industry? Exploring the moderating effects of market positioning ; International journal of information Management; 2016

nell'articolo "The stakeholder value proposition of digital platforms in an urban ecosystem"(Carrasco,2022), si asserisce alle condizioni sotto le quali le piattaforme digitali possono portare la loro SVP(stakeholder value proposition) alle città. In particolare il focus è sulla città di Barcellona, posta in antitesi alla città non-turistica di Igualada. Dagli studi emerge come la positiva influenza della digitalizzazione sia contingente all' aumento della SVP da parte delle piattaforme digitali. Questo confronto è praticamente parallelo a quello visto in precedenza (sempre inerente alla città di Barcellona). Lo studio si pone come obiettivo, la risposta alle seguenti domande:

- In che misura Airbnb fornisce SVP nelle città turistiche?
- In che misura Airbnb fornisce SVP nelle città non turistiche?
- Questa SVP può essere arricchita in una città turistica nel tempo?

La metodologia lavora su dati collezionati tramite tecniche di web scraping, processati tramite la tecnica KDE (kernel density estimation, Appendice 3), che mira all'individuazione di pattern nei dati raccolti. Per ogni domanda si giunge ad una risposta in virtù di queste analisi:

- Per la prima domanda si osservano 3 stakeholders di Airbnb: guests, hosts, city. A partire dai primi dati si evince un apporto di value proposition decisamente positivo per i clienti di Airbnb. Per gli hosts, data la disparità economica tra gli stessi, la SVP è solo parzialmente catturata, dipende dal tipo di host: per gli host con tante proprietà la value proposition è positiva. Per la città in cui Airbnb agisce, effettuando alcune analisi di soddisfazione ed alcune interviste, emerge un fallimento da parte di Airbnb di apportare SVP alla città. Ciò suggerisce che l'SVP di Airbnb alla città in termini di turismo inclusivo, equo e sostenibile non è soddisfatta;
- In una città non turistica, invece, la value proposition e la sua cattura sono stati percepiti in maniera molto più positiva, in quanto la piattaforma riesce a valorizzare maggiormente gli interessi locali;
- L'analisi quantitativa dei dati a partire dal 2015, evidenzia come Airbnb non abbia consegnato SVP alle città in cui ha operato ad eccezione di alcuni host di Barcellona. Nel momento in cui Airbnb ha iniziato a consegnare più SVP le città hanno iniziato a comprendere le potenzialità della piattaforma ed a stipulare accordi con essa.

In sintesi, da questo articolo cogliamo degli spunti di riflessione interessanti per portare avanti la ricerca. L'impatto di una piattaforma digitale come Airbnb può essere devastante sia positivamente che negativamente. Affinché l'impatto sia positivo bisogna curare entrambe le parti della piattaforma (*providers* ed *users*). Trovare il giusto equilibrio e le giuste soluzioni attraverso delle interazioni produttive tra il modello di business della piattaforma digitale e gli ecosistemi urbani è, quindi, imperativo.

L'ultimo articolo che andremo ad analizzare riguarda nello specifico l'effetto dell'home sharing sul prezzo ed il numero degli affitti, con focus speciale su Airbnb (Kyle Barron, Edward Kung, Davide Proserpio, 2019). Per certi versi questo studio si avvicina al nostro, sia per metodologia adoperata che per risultati trovati.

Anche in questo studio, si conviene che la crescita delle sharing economies possa portare ad una disruption nel settore. Infatti, per stare al passo con lo sviluppo, molti host sono stati costretti a cambiare la destinazione degli affitti dei loro alloggi da lungo periodo a breve periodo. Favorendo, quindi, gli ospiti non residenti nella città in esame. Nonostante ciò, il mercato dei cosiddetti short-term rental resta più piccolo di quello relativo ai long-term rentals.

In questo articolo, si analizza l'effetto dell'home sharing sui prezzi delle case residenziali e sugli affitti, di un set di dati completo di tutte le proprietà statunitensi elencate su Airbnb, la più grande piattaforma di home-sharing al mondo. I dati vengono raccolti dalle pagine pubbliche del sito web di Airbnb tra il 2012 la fine del 2016, coprendo tutti gli Stati Uniti. Da questi dati, costruiamo un set di dati panel di annunci Airbnb per codice postale a livello anno-mese.

Dal punto di vista della teoria, il mercato degli affitti a lungo e a breve termine è tradizionalmente visto come segmentato su entrambi i lati di domanda e di offerta. Dal lato della domanda, i richiedenti per gli affitti a breve termine sono per la maggior parte turisti, visitatori e viaggiatori d'affari mentre i richiedenti per affitti a lungo termine sono residenti locali. Dal lato dell'offerta, i fornitori di affitti brevi sono tradizionalmente alberghi e bed and breakfast mentre i fornitori di affitti a lungo termine sono i proprietari locali. I risultati attesi degli studiosi, possono essere riassunti in 3 punti principali.

Primo, l'home sharing causerà una riallocazione dall'offerta di alloggi a lungo termine all'offerta degli affitti a breve termine.

Secondo, l'entità dell'effetto di riallocazione dipenderà dalla propensione degli host delle case di riallocare gli alloggi dal mercato a lungo termine al mercato a breve termine in risposta all'home sharing.

Terzo, affitti e prezzi dovrebbero aumentare entrambi a causa dell'aumento dell'opzione di suddivisione della capacità abitativa inutilizzata (la possibilità di fittare stanze diverse di una stessa casa a più persone) , con prezzi che crescono più degli affitti, portando così ad un aumento del rapporto prezzo-affitto.

Dopo avere effettuato le analisi di regressione sono stati trovati dei risultati significativi:

- Un aumento degli annunci di Airbnb comporta un aumento sia dei prezzi delle case che dei canoni di locazione;
- L'effetto è leggermente superiore per i prezzi delle case rispetto alle tariffe relative al semplice noleggio ;
- L'effetto sta diminuendo se si osserva il tasso proprietario del codice postale/occupazione.

I risultati ottenuti, rispecchiano per grandi linee i risultati attesi¹³.

Grazie a questo excursus della letteratura inerente all'argomento trattato, siamo in grado di capire a che punto sono le ricerche e quali aspetti sono ancora da completare. Il seguente studio amplia ed arricchisce gli aspetti studiati inerenti all'impatto di Airbnb, focalizzandosi sui borghi italiani. Dopo aver raccolto tutti i papers, siamo in grado di capire qual è il gap di ricerca, e come colmarlo con la costruzione di ipotesi che saranno validate o meno dai modelli econometrici.

¹³ Kyle Barron, Edward Kung, Davide Proserpio ; The Effect of Home-Sharing on House Prices and Rents: Evidence from Airbnb;SSRN,2019

3 STUDIO DI RICERCA

3.1 IPOTESI

In seguito alla raccolta della letteratura, è emerso un gap nelle ricerche inerenti Airbnb ed il suo impatto. In particolare, nessuno studio pregresso, ha approfondito gli impatti di questa piattaforma digitale sui borghi italiani. Infatti, tutti gli articoli scientifici si sono soffermati sull'impatto che l'entrata di Airbnb ha avuto, nelle economie delle grandi metropoli internazionali. Sorgono quindi spontanee le seguenti domande di ricerca che analizzeremo approfonditamente in questo studio:

- Airbnb può migliorare il welfare della società in aree rurali/emergenti?
- Quali opportunità possono nascere per i borghi italiani ?
- Che effetto ha Airbnb in realtà rurali dove ci sono le risorse ma manca un asset complementare per rendere visibili queste risorse?

A tal proposito, ho supposto l' esistenza di alcune relazioni tra delle variabili dipendenti ed indipendenti (che approfondiremo nella parte di analisi) arrivando alla definizione di due ipotesi, sulle quali il modello si fonda:

•H1: L'entrata di Airbnb nei borghi comporta una diminuzione dell'effetto di spopolamento dei borghi

Nell'ultimo periodo si sta assistendo ad un fenomeno di riduzione della popolazione nei borghi. Airbnb in questa dinamica di spopolamento, come incide? La sua entrata comporta una riduzione di questo effetto? O, d'altro canto, contribuisce al suo aumento? Analizzando il dataset e confrontando i vari parametri si ottengono risultati interessanti sotto questo punto di vista.

•H2: L'entrata di Airbnb influenza positivamente le variabili di reddito dei borghi

Tra i fattori che contribuiscono all'aumento del welfare della società, sono presenti ,sicuramente, le variabili di reddito. In questo caso per variabili di reddito si intendono: reddito pro capite, reddito totale e numero di imprenditori. Capire come queste variabili possano essere influenzate dall' entrata di Airbnb è un fattore che influenza fortemente il welfare della società; il focus sarà puntato sul reddito totale da attività d'impresa.

3.2 RACCOLTA DATI

I dati utilizzati per le analisi sono stati raccolti da diverse piattaforme:

- I dati relativi ad Airbnb, derivano dal sito web AIRDNA;
- Le variabili economiche, sono state prelevate dal sito web del Ministero delle Economia e delle Finanze;
- Le restanti variabili inerenti ai borghi, sono dati reperiti tramite il sito ufficiale dell'ISTAT.

Il database trasferito su Excel, riporta una serie di dati panel relativi ad un campione di borghi italiani. Per dati *longitudinali* (o dati panel) si definiscono quei dati che prevedono l'osservazione di differenti variabili, ciascuna in una serie di periodi di tempo. Differiscono dai dati sezionali, anche noti come *cross-sectional data*, che sono una tipologia di dati, di una o più variabili, raccolti da una popolazione, che permettono di osservare e studiare diversi soggetti e le caratteristiche di essi, nello stesso periodo di tempo o senza considerare le differenze temporali.

Il dataset riporta 268 borghi italiani appartenenti a tutte le zone geografiche italiane (dalle isole al nord). In particolare sono riportate differenti tipologie di dati:

- Dati generali per l'identificazione del comune: in questa prima famiglia di dati abbiamo l'anno di osservazione(YEAR), la zona geografica(NUTS1), la regione(NUTS2), la provincia (NUTS3), il codice ISTAT(ISTATcode), il nome con cui il borgo è registrato su ISTAT(BORGO-ISTATname), l'anno ed il nome del borgo(BORGO-YEAR);
- Variabili inerenti ad Airbnb ed al numero di Airbnb esistenti nei borghi;
- Dati relativi alla popolazione del borgo ed alla sua evoluzione;
- Dati inerenti al prezzo degli alloggi in quei borghi;
- Variabili inerenti al reddito;
- Variabili inerenti ai trend Google;
- Variabili inerenti all'hospitality in quel borgo;
- Variabili strutturali del borgo, presenza delle facilities, distanza dall'aeroporto;

- Variabili economiche come PIL, HCPI, Tasso di disoccupazione.

Per ogni borgo osservato, i dati sono raccolti per 11 anni, a partire dal 2008 al 2019.

3.2.1 DATA SCREENING

I dati raccolti, sono stati poi controllati e riorganizzati. In particolare, il dataset è stato impostato sottoforma di tabella, di modo da reperire più facilmente le informazioni e renderle maggiormente accessibili. Inoltre, alcuni campi spogli sono stati compilati in seguito alla ricerca di informazioni. Così facendo è stato possibile esaminare i borghi per destinazione geografica ed anno.

3.3 METODOLOGIA DI RICERCA

Questo studio di ricerca mira alla scoperta di nuovi drivers riguardanti l'impatto di Airbnb sul welfare della società. Gli step della ricerca sono gradualisti, partono da un'analisi generale dei trend, poi sezionata per diverse variabili per individuare più patterns possibili. Infine, si opera un'analisi di regressione per avere riscontri numerici affidabili a conferma dei drivers trovati nell'analisi descrittiva.

3.3.1 TECNICHE DI RICERCA ADOPERATE

ANALISI ESPLORATIVA DEI DATI

Il primo passo da compiere per una ricerca scientifica di valore, è effettuare un'analisi esplorativa dei dati. Questo ti permette di avere un'idea realistica riguardo l'organizzazione dei dati, in un tempo non troppo lungo. Inoltre, ti aiutano ad individuare valori anomali ed errori. Sono anche molto utili per studiare le relazioni tra le variabili. In inglese, questa prima fase di analisi è conosciuta come *EDA* (Exploratory Data Analysis).

Per dare inizio a questa fase si parte con l'analisi *descrittiva*. La statistica descrittiva è la branca della statistica che ha come obiettivo quello di descrivere, rappresentare e sintetizzare le caratteristiche di un campione o di una popolazione. Con il termine statistica descrittiva si intende infatti un insieme di tecniche e strumenti finalizzati a “raccontare” in maniera opportuna un insieme di unità statistiche relativamente ad un certo fenomeno. In altre parole, la statistica descrittiva serve a capire le caratteristiche proprie della variabili e delle unità statistiche oggetto di analisi¹⁴. La nostra analisi riguarderà sia variabili quantitative che qualitative.

ANALISI DI REGRESSIONE

Dopo aver effettuato una prima analisi esplorativa dei dati, ed avere trovato le statistiche descrittive del caso, si procede con un'analisi di regressione. Per studiare la dipendenza di una variabile Y da una o più variabili esplicative $x_1, x_2, \dots, x_n$ bisogna trovare delle formule matematiche che riescano ad esprimere tali interrelazioni. L'analisi di

¹⁴ Paola Pozzolo; Statistica descrittiva ed analisi esplorativa dei dati

regressione è il metodo d'indagine più utilizzato per raggiungere questo fine, mediante un processo di adeguamento di un'equazione ad un campione di dati sperimentali. Essa, combinando insieme vari strumenti statistici si sviluppa sulla base di:

- Un campione di osservazione sperimentali;
- Conoscenze specifiche (fisiche, tecnologiche, mediche, ecc.) indispensabili per ipotizzare l'equazione interpretativa dei fenomeni coinvolti.

La prima volta che compare il termine *regressione* per uso statistico è riconducibile a Francis Galton, che coniò il termine con questa accezione nel corso di uno studio di confronto dell'altezza di un campione casuale di genitori con quella dei loro figli.

Nell'analisi di regressione semplice una variabile, diciamo X, svolge il ruolo di variabile “predittiva” o “esplicativa” e l'altra, che chiameremo Y, svolge il ruolo di variabile “di risposta” o “dipendente”. Nello studio di un fenomeno capita spesso di scoprire (oppure solo ipotizzare) che la variabile Y sia legata ad un'altra variabile X, da una relazione del tipo:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + u_i$$

In cui u_i è una variabile aleatoria che rappresenta l'errore sperimentale. Con β_0 e β_1 si identificano due parametri che caratterizzano la regressione¹⁵. Generalmente per trovare la funzione che lega queste due variabili, si utilizza il metodo dei minimi quadrati (OLS).

Il metodo dei minimi quadrati (in inglese OLS: Ordinary Least Squares) è una tecnica di ottimizzazione (o regressione) che permette di trovare una funzione, rappresentata da una curva ottima (o curva di regressione), che si avvicini il più possibile ad un insieme di dati (tipicamente punti del piano). In particolare, la funzione trovata deve essere quella che minimizza la somma dei quadrati delle distanze tra i dati osservati e quelli della curva che rappresenta la funzione stessa. In questo caso, possiamo distinguere parabola dei minimi quadrati e retta dei minimi quadrati. Questo metodo converge solo nel suo caso limite a un'interpolazione, per cui di fatto si richiede che la curva ottima contenga tutti i punti dati.

L'utilizzo più frequente è la deduzione dell'andamento medio in base ai dati sperimentali per l'estrapolazione fuori dal campo di misurazione. Anche altri problemi di

¹⁵ Pasquale Erto; Probabilità e statistica per le scienze e l'ingegneria; McGraw-Hill; 2008

ottimizzazione, come la minimizzazione dell'energia o la massimizzazione dell'entropia, possono essere riformulati in una ricerca dei minimi quadrati.

Queste sono le tecniche adoperate in questo studio, vediamo ora quali sono gli applicativi adoperati per effettuare le analisi.

3.3.2 STRUMENTI ADOPERATI PER L'ANALISI

Per mettere in pratica le analisi statistiche precedentemente descritte sono stati adoperati i seguenti software:

EXCEL

Microsoft Excel è un programma prodotto da Microsoft, dedicato alla produzione ed alla gestione di fogli elettronici. È parte della suite di software di produttività personale Microsoft Office, ed è disponibile per i sistemi operativi Windows e macOS. È il programma per la produzione e la gestione di fogli elettronici più utilizzato.

La prima versione di Excel, denominata Excel 1.0, viene pubblicata nel 1985 per il sistema operativo Macintosh. La prima versione per Windows, denominata Excel 2, viene pubblicata nel 1987. Segue poi Excel 3, pubblicato nel 1990. Per il sistema operativo OS/2 vengono pubblicati Excel 2.1 (1989), Excel 2.2 (1990) ed Excel 3 (1991). Seguono poi Excel 3.1 (1992), Excel 4 ed Excel 5. In particolare, a partire dalla versione 4, Excel viene integrato nel pacchetto Microsoft Office. Successivamente il numero della versione non segue più la successione numerica. In seguito, sono pubblicate le versioni Excel 95, Excel 97, Excel 2000, Excel XP (2001) ed Excel 2003. Con Excel 2007 l'interfaccia grafica viene modificata sostanzialmente con l'introduzione dei "ribbon", al posto di menù e barra degli strumenti. Le stesse modifiche verranno svolte anche per la corrispondente versione per Macintosh, denominata Excel 2008. Le successive versioni sono Excel 2010, Excel 2011, Excel 2013, Excel 2016 ed Excel 2019.

La schermata iniziale di Excel mostra un foglio di calcolo vuoto composto da colonne (contrassegnate dalle lettere A, B, C, ecc.) e da righe (contrassegnate dai numeri 1, 2, 3, ecc.). L'intersezione di una riga con una colonna forma una "cella" (contrassegnate sempre prima dalla colonna, poi dalla riga, ad esempio: A1, B3, C4,...), all'interno della quale si può inserire un valore o una funzione. I valori che si possono inserire sono di tipo alfanumerico, mentre le funzioni si esprimono tramite le formule. Excel presenta

dimensioni molto vaste, infatti è costituito da 1.048.576 righe e 16.384 colonne. Con un totale di 17.179.869.184 celle.

Excel è stato molto utile per effettuare le prime analisi descrittive e per trasporre il dataset in un formato consono allo studio. In particolare, grazie alle sue formule è stato possibile trovare importanti risultati di analisi, che possono avere risvolti interessanti nell'ambito del settore turistico italiano.

STATA

Stata è un pacchetto software statistico generico sviluppato da StataCorp per la manipolazione dei dati, la visualizzazione, le statistiche e il reporting automatizzato. È utilizzato dai ricercatori in molti campi, tra cui la biomedicina, l'epidemiologia, la sociologia e la scienza .

Stata è stato inizialmente sviluppato dal Computing Resource Center in California e la prima versione è stata rilasciata nel 1985. Nel 1993, la società si è trasferita a College Station, TX ed è stata ribattezzata Stata Corporation, ora nota come StataCorp. Una versione importante nel 2003 includeva un nuovo sistema grafico e finestre di dialogo per tutti i comandi. Da allora, una nuova versione è stata rilasciata una volta ogni due anni. La versione attuale è Stata 17, rilasciata nell'aprile 2021.

Dalla sua creazione, Stata ha sempre utilizzato un'interfaccia a riga di comando integrata. A partire dalla versione 8.0, Stata ha incluso un'interfaccia utente grafica basata sul framework Qt che utilizza menu e finestre di dialogo per dare accesso a molti comandi integrati. Il set di dati può essere visualizzato o modificato in formato di un foglio di calcolo. Dalla versione 11 in poi, è possibile eseguire altri comandi mentre è aperto il browser o l'editor di dati.

L'utilizzo di Stata ha contribuito alla ricerca, dando un apporto fondamentale alla parte di regressione lineare, avvalorando i risultati precedentemente trovati con l'analisi descrittiva.

4. ANALISI DEI DATI

4.1 ANALISI DESCRITTIVA

Il primo passo della nostra analisi, prevede lo studio del dataset attraverso delle statistiche descrittive, che evidenziano gli aspetti cruciali del database.

Prima di iniziare con le statistiche descrittive, il dataset è stato disposto in forma tabellare, aggiungendo gli appositi filtri per ogni colonna, di modo da organizzare al meglio la distribuzione dei dati e da rendere più agevole la loro ricerca. Inoltre, alcuni campi inerenti ai borghi risultavano vuoti e sono stati completati con le voci mancanti, rendendo così il dataset pronto per l'uso.

La metodologia adoperata per lo studio delle descrittive è la DID (difference-in-differences), tecnica all'avanguardia nel campo econometrico.

La stima difference-in-differences, è una metodologia utilizzata prevalentemente in ambito microeconomico per stimare l'effetto di un "trattamento" (ad esempio l'introduzione di un provvedimento di policy) su un gruppo di soggetti (gruppo "trattato"), relativamente a un secondo gruppo di soggetti non esposti al trattamento (gruppo di "controllo"). I due gruppi vengono osservati in due periodi, uno precedente e uno successivo al trattamento. I dati possono essere ripetizioni di cross section o dati panel. Una volta definito il dataset, il modello di regressione utilizzato per la stima assume la forma seguente:

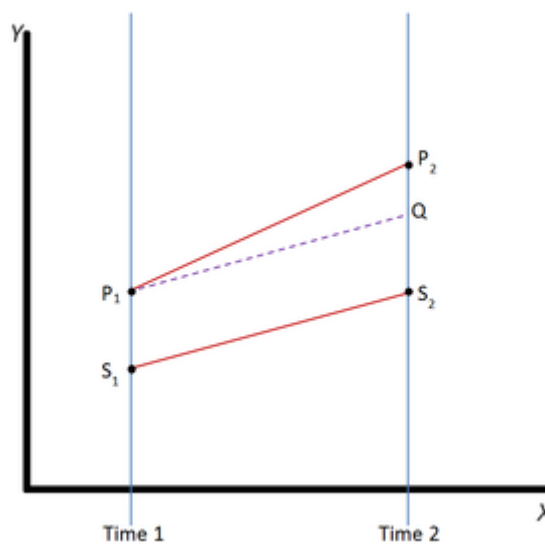
$$y = \beta_0 + \beta_1 dB + \delta_0 d2 + \delta_1 d2dB + u,$$

(Fig.8, formula del modello di regressione difference in differences, *Wikipedia*)

Sebbene sia inteso a mitigare gli effetti di fattori estranei e bias di selezione, a seconda di come viene scelto il gruppo di trattamento, questo metodo può comunque essere soggetto a determinati bias. Come si procede: si fanno le osservazioni su questi due gruppi (uno trattato ed uno no), si utilizzano dei dati panel di modo da osservare lo sviluppo nel tempo. La differenza al tempo 2 tra i due gruppi non è solamente dovuta al trattamento; in particolare con il metodo DID si cerca di evidenziare questa differenza non dovuta al mero trattamento a cui un gruppo è sottoposto rispetto all'altro.

Nell'esempio illustrato, l'esito del gruppo trattato è rappresentato dalla riga P e l'esito del gruppo di controllo è rappresentato dalla riga S. La variabile di risultato (dipendente) in entrambi i gruppi viene misurata al tempo 1, prima che entrambi i gruppi abbiano ricevuto

il trattamento (cioè la variabile indipendente o esplicativa), rappresentato dai punti P_1 e S_1 . Il gruppo trattato quindi, riceve o sperimenta il trattamento, ed entrambi i gruppi vengono nuovamente misurati al momento 2. Non tutta la differenza tra il gruppo trattato ed il gruppo di controllo al momento 2 (cioè la differenza tra P_2 e S_2) può essere spiegata come un effetto del trattamento, perché il gruppo trattato e il gruppo di controllo non sono “partiti” nello stesso momento 1. La DID calcola quindi la differenza "normale" nella variabile di esito tra i due gruppi (la differenza che esisterebbe ancora se nessuno dei due gruppi avesse subito il trattamento), rappresentato dalla linea tratteggiata Q . (Si noti che la pendenza da P_1 a Q è la stessa della pendenza da S_1 a S_2). L'effetto del trattamento è la differenza tra l'esito osservato (P_2) e l'esito "normale" (la differenza tra P_2 e Q).



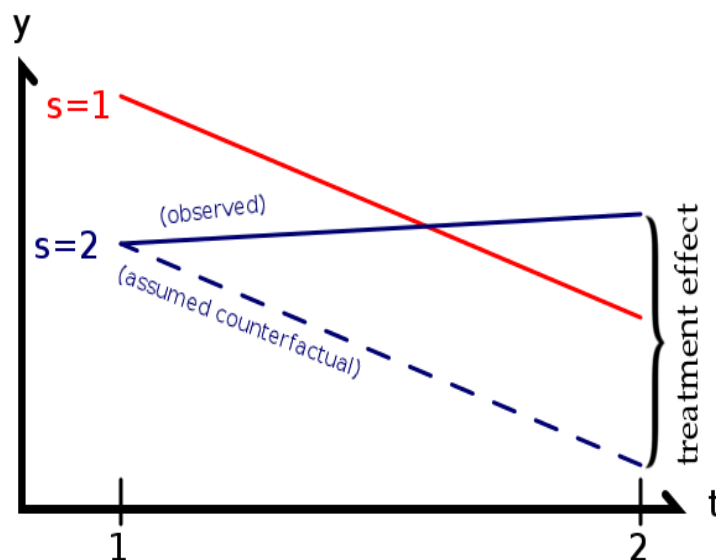
(Fig.7;Difference in differences; Wikipedia)

Tutte le ipotesi del modello OLS si applicano allo stesso modo al DID. Inoltre, il DID richiede un'ipotesi di *tendenza parallela*. L'ipotesi di tendenza parallela dice che Δ_{2-1} sono gli stessi in entrambi gli istanti di tempo $s=2$ ed $s=1$ (anche se sarebbe più verosimile l'eventualità in cui $\Delta_{22}-\Delta_{21} \neq \Delta_{12}-\Delta_{11}$).

Al fine di aumentare la probabilità che l'ipotesi di tendenza parallela sia mantenuta, un approccio basato sulla differenza nelle differenze è spesso combinato con la corrispondenza. Si tratta di "abbinare" unità di "trattamento" note con unità di "controllo" controfattuali simulate: unità tipicamente equivalenti che non hanno ricevuto un trattamento. Definendo la variabile di risultato come una differenza temporale (cambiamento nell'esito osservato tra i periodi pre e post-trattamento) e abbinando più

unità in un ampio campione sulla base di storie pre-trattamento simili, l'ATE risultante(cioè l'ATT: Average Treatment Effect for the Treated) fornisce una solida stima della differenza nelle differenze degli effetti del trattamento. Ciò serve a due scopi statistici: in primo luogo, condizionato alle covariate del pretrattamento, è probabile che l'ipotesi di tendenze parallele sia valida; e in secondo luogo, questo approccio riduce la dipendenza dalle ipotesi di ignoranza associate, necessarie per un'inferenza valida.

Come illustrato sotto, l'effetto del trattamento è la differenza tra il valore osservato di y e quale sarebbe stato il valore di y con tendenze parallele, se non ci fosse stato alcun trattamento. Il tallone d'Achille del DID è 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.



(Fig.8; Difference in differences; Wikipedia)

Per garantire l'accuratezza della stima del DID, si presume che la composizione degli individui dei due gruppi rimanga invariata nel tempo. Quando si utilizza un modello DID, è necessario considerare e affrontare vari problemi che possono compromettere i risultati, come l'autocorrelazione e i dips di Ashenfelter¹⁶.

La prima analisi da effettuare è quella riguardante l'entrata di Airbnb nei borghi a seconda dell'anno; di fatti l'entrata di Airbnb nei borghi è dilazionata nel tempo, questa implicazione richiede l'uso di un metodo come il difference in differences e la

¹⁶ Difference in differences; Wikipedia; 15 Agosto 2022

differenziazione delle analisi per coorti di ricerca. Uno studio di coorte, o *cohort study* o *panel study*, studia una coorte, ovvero un gruppo che sperimenta un dato evento, in un periodo di tempo selezionato, e lo studia a intervalli di tempo.

Anno di entrata di Airbnb	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
n.ro di borghi in cui è entrato Airbnb	2	19	48	55	48	20	6	0	0	0	0
n.ro di borghi in cui non è mai entrato Airbnb	71										

(Fig.9, Entrata di Airbnb nei borghi del dataset suddiviso per anni, Excel)

Come si nota dalla Fig.9, l'entrata di Airbnb si concentra negli anni che vanno dal 2011 al 2014, nelle nostre analisi verranno analizzate le 3 coorti centrali: 2012, 2013, 2014.

4.1.1 DESCRITTIVA 1: EFFETTO DELL'ENTRATA DI AIRBNB SULLA CRESCITA DELLA POPOLAZIONE

La prima descrittiva analizza l'impatto dell'entrata di Airbnb sul trend di crescita della popolazione nei borghi analizzati. In particolare, data la coorte analizzata del 2013, si è applicata la metodologia DID(difference-in-differences). I borghi sono stati divisi in due gruppi:

- Gruppo di controllo: borghi dove Airbnb non è mai entrato fino al 2019;
- Gruppo trattato: borghi dove Airbnb è entrato prima del 2019.

I due istanti di tempo analizzati sono il 2013 ($s=1$) ed il 2019($s=2$). Per entrambi i periodi si è osservato il comportamento dei borghi in termini di popolazione totale e popolazione attiva.

Secondo l'ISTAT alla *popolazione attiva* corrisponde l'offerta di lavoro, cioè il complesso di persone sul quale un Paese può contare per l'esercizio e lo sviluppo delle attività economiche. Secondo le definizioni adottate dall'ISTAT, per popolazione attiva (o forze di lavoro) si intende l'insieme delle persone di 15 anni e più che, alla data della rilevazione, risultano:

1. Occupate, esercitando in proprio o alle dipendenze altrui una professione, arte o mestiere;
2. Disoccupate, ovvero hanno perduto il precedente lavoro e sono alla ricerca di una nuova occupazione;
3. Momentaneamente impediti a svolgere la propria attività lavorativa in quanto inquadabili come: militari di leva (o in servizio civile), volontari, richiamati; ricoverati

da meno di due anni in luoghi di cura e assistenza; detenuti in attesa di giudizio o condannati a pene inferiori a 5 anni;

4. Alla ricerca di prima occupazione, non avendone mai svolta alcuna in precedenza.

Mentre, la *popolazione non attiva* (o non forze di lavoro) comprende invece le persone che non sono in età lavorativa e quelle che pur avendo tra i 15 e i 64 anni risultano non occupate e non in cerca di occupazione¹⁷.

Il calcolo nei due istanti temporali, denominati *PRE Treatment Averages* e *POST Treatment Averages*, è stato effettuato con la funziona SOMMA.PIU'.SE di Excel prendendo in considerazione solo i valori interessati. Le tabelle sono riportate in basso.

PRE Treatment Averages		
	Population	Active Population
Control Group	2.484,75	2.172,05
Treatment Group	3.658,62	3.182,19

POST Treatment Averages		
	Population	Active Population
Control Group	2.368,47	2.080,38
Treatment Group	3.609,18	3.153,85

(Fig.10-11;Tabelle descrittiva 1; Excel)

Una volta raccolti questi dati si può applicare la differenza nelle differenze. Infatti, osservando i dati, si può osservare come sia il gruppo di controllo che quello trattato abbiano subito una riduzione della popolazione e della popolazione attiva. Ciò, potrebbe farci pensare che l'entrata di Airbnb sia stata deleteria, o addirittura abbia peggiorato l'effetto di diminuzione della popolazione. In realtà, il confronto da fare è mirato alla differenza tra il gruppo trattato ed il gruppo di controllo. Questa tipologia di confronto fatto tra i due gruppi pre e post trattamento è detto ATE (*Average Treatment Effect*).

DELTA POST-PRE

	Population	Active Population
Control Group	-4,68%	-4,22%
Treatment Group	-1,35%	-0,89%

¹⁷ Occupati residenti e persone in cerca di occupazione nei sistemi locali del lavoro; anno 2014; ISTAT

	Population	Active Population
ATE [2013 Cohort]	3,33%	3,33%

(Fig.12-13; Tabelle descrittiva 1; Risultati; Excel)

Come si può notare dai risultati(Fig.13), infatti, l'effetto di decrescita della popolazione è decisamente attenuato nel caso del gruppo trattato, registrando una perdita del -1,35% per la popolazione totale ed un -0,89% per la popolazione attiva. Confrontati con i valori del gruppo di controllo, l'entrata di Airbnb attenua l'effetto di diminuzione della popolazione per valori pari 3,33%(popolazione totale e popolazione attiva).

4.1.2 DESCRITTIVA 2: EFFETTO DELL'ENTRATA DI AIRBNB SULLA CRESCITA DELLA POPOLAZIONE A SECONDA DELL'AREA GEOGRAFICA DI PERTINENZA

La descrittiva numero 2 è una specifica della descrittiva precedente. In questo caso si valuta l'impatto che ha avuto l'entrata di Airbnb sull'effetto di spopolamento nei borghi, a seconda della localizzazione geografica dei borghi stessi. In particolare, si considerano 5 aree geografiche totali, in cui suddividere i borghi, che sono: Nordest, Nordovest, Centro, Sud, Isole. Le coorti, analizzate in questo caso, sono 3, relative agli anni 2012, 2013 e 2014.

COORTE 2012

Si adopera la metodologia DID per lo studio della differenza tra le differenze. Per gruppo di controllo si intende il gruppo dove Airbnb non è mai entrato. Per gruppo trattato si intende un gruppo di borghi dove Airbnb è entrato a partire dal 2012(si analizzeranno di fatto 3 coorti: 2012, 2013 e 2014). Si confronteranno i risultati di questi due gruppi con il valore della popolazione e della popolazione attiva nel 2019, per capire se Airbnb ha contribuito ad una decrescita/crescita della popolazione. I risultati verranno raccolti per più coorti (nel nostro caso 3); si partirà col considerare come anno di entrata di Airbnb il 2012.

La formula adoperata per effettuare le somme relative alla popolazione è *SOMMA.PIU'.SE*:

=SOMMA.PIU'.SE(DATA!U2:U3229;DATA!T2:T3229;DATA!T38;DATA!C2:C3229;DATA!C194;DATA!B2:B3229;DATA!B6)

La formula si compone di 4 parti:

- La prima fino a U3229 costituisce la colonna che si intende sommare, nel nostro caso corrisponde a quella della popolazione ed a quella della popolazione attiva;
- La seconda fino a T38, costituisce la prima condizione da rispettare per effettuare la somma, in questo caso è l'anno di entrata di Airbnb che deve essere il 2012, che è la coorte analizzata;
- La terza parte fino C194, costituisce la seconda condizione da rispettare per effettuare la somma, in questo caso è l'appartenenza geografica ad una delle regioni precedentemente indicate (quando analizziamo il Sud, sarà settato sulla casella del Sud; quando analizziamo il Centro, sarà settato sulla casella del centro e così via) che deve indicare la zona geografica che si intende analizzare;
- La quarta parte fino a B6, costituisce la terza condizione da rispettare per effettuare la somma, in questo caso è relativo all'anno di analisi del borgo, calcolato a partire dal 2012 (in questo caso è proprio il 2012). Bisogna sommare i valori di popolazione relativi all'anno 2012.

A titolo di esempio per la prima coorte, si riportano tutte le tabelle inerenti alla metodologia, di modo da capire a fondo i calcoli effettuati; che saranno poi ripetuti per le successive coorti.

ISOLE			
PRE Treatment 2012			
	Population	Active Population	
Control Group	58.447,00	51.243,00	
Treatment Group	25.085,00	21.915,00	

ISOLE			
POST Treatment 2019			
	Population	Active Population	
Control Group	37.990,00	33.766,00	
Treatment Group	23.911,00	21.209,00	

ISOLE			
DELTA POST-PRE			
	Population	Active Population	
Control Group		-35,00%	-34,11%
Treatment Group		-4,68%	-3,22%

DID ISOLE			
	POPULATION	ACTIVE POPULATION	
	30,32%		30,88%

(Fig.14-15-16-17; Tabelle descrittiva 2 coorte 2012; Excel)

La medesima analisi è stata effettuata per le restanti zone geografiche per un totale di 4(pre-post-delta-DID)x5(le 5 zone geografiche) tabelle. Per ogni zona geografica riportiamo la DID, risultato delle tabelle *PRE* e *POST* e del *DELTA*.

DID SUD			
	POPULATION	ACTIVE POPULATION	
	4,21%		4,64%

DID CENTRO			
	POPULATION	ACTIVE POPULATION	
	3,47%		3,99%

DID NORDEST			
	POPULATION	ACTIVE POPULATION	
	-9,84%		-9,65%

DID NORDOVEST			
	POPULATION	ACTIVE POPULATION	
	0,10%		0,57%

(Fig.18-19-20-21; Tabelle descrittiva 2 coorte 2012; Excel)

COORTE 2013

Si adopera la metodologia DID per lo studio della differenza tra le differenze. Per gruppo di controllo si intende il gruppo dove Airbnb non è mai entrato. Per gruppo trattato si intende un

gruppo di borghi dove Airbnb è entrato nel 2013. Si confronteranno i risultati di questi due gruppi con il valore della popolazione e della popolazione attiva nel 2019, per capire se Airbnb ha contribuito ad una decrescita/crescita della popolazione. I risultati verranno raccolti per più coorti (nel nostro caso 3).

La formula adoperata per effettuare le somme relative alla popolazione è *SOMMA.PIU'.SE* tramite excel ed ha la seguente forma:

=SOMMA.PIU'.SE(DATA!U2:U3229;DATA!T2:T3229;DATA!T38;DATA!C2:C3229;DATA!C194;DATA!B2:B3229;DATA!B7)

La struttura della formula è equivalente a quella della coorte precedente, fatta eccezione per i valori relativi all'anno, che variano dal 2012 al 2013. Riportiamo le tabelle che esaminano i risultati per questa coorte.

DID ISOLE	
POPULATION	ACTIVE POPULATION
30,04%	30,84%
DID SUD	
POPULATION	ACTIVE POPULATION
0,27%	0,36%
DID CENTRO	
POPULATION	ACTIVE POPULATION
2,62%	2,50%
DID NORDEST	
POPULATION	ACTIVE POPULATION
-9,74%	-9,96%
DID NORDOVEST	
POPULATION	ACTIVE POPULATION
-10,97%	-10,55%

(Fig.22-23-24-25-26; Tabelle descrittiva 2 coorte 2013; Excel)

COORTE 2014

Si adoperava la metodologia DID per lo studio della differenza tra le differenze. Per gruppo di controllo si intende il gruppo dove Airbnb non è mai entrato. Per gruppo trattato si intende un

gruppo di borghi dove Airbnb è entrato nel 2014. Si confronteranno i risultati di questi due gruppi con il valore della popolazione e della popolazione attiva nel 2019, per capire se Airbnb ha contribuito ad una decrescita/crescita della popolazione. I risultati verranno raccolti per più coorti (nel nostro caso 3).

La formula adoperata per effettuare le somme relative alla popolazione è *SOMMA.PIU'.SE* tramite excel ed ha la seguente forma:

=SOMMA.PIU'.SE(DATA!U2:U3229;DATA!T2:T3229;DATA!T38;DATA!C2:C3229;DATA!C194;DATA!B2:B3229;DATA!B8)

La struttura della formula è equivalente a quella della coorte del 2012 e del 2013, fatta eccezione per i valori relativi all'anno, che variano dal 2012/2013 al 2014. Riportiamo le tabelle che esaminano i risultati per questa coorte.

DID ISOLE	
POPULATION	ACTIVE POPULATION
30,37%	29,51%
DID SUD	
POPULATION	ACTIVE POPULATION
1,99%	2,46%
DID NORDEST	
POPULATION	ACTIVE POPULATION
-15,81%	-9,37%
DID CENTRO	
POPULATION	ACTIVE POPULATION
5,21%	5,05%
DID NORDOVEST	
POPULATION	ACTIVE POPULATION
2,86%	2,84%

(Fig.27-28-29-30-31; Tabelle descrittiva 2 coorte 2014; Excel)

4.1.3 DESCRITTIVA 3 : EFFETTO DELL'ENTRATA DI AIRBNB SULLA CRESCITA DELLA POPOLAZIONE A SECONDA DELL'AREA GEOGRAFICA DI PERTINENZA E DELLA DISTANZA DEL BORGO DALL'AEROPORTO

Dopo aver individuato un driver geografico, relativo alla zona, esaminiamo l'effetto che può avere la distanza dalle facilities (come ad esempio la distanza dall'aeroporto) sulla popolazione totale ed attiva. In questo caso, portiamo avanti l'analisi effettuata precedentemente, raggiungendo uno stadio di dettaglio ancora maggiore.

Adoperiamo sempre una metodologia DID dove per gruppo di controllo si intende il gruppo dove Airbnb non è mai entrato e per gruppo trattato si intende un gruppo di borghi dove Airbnb è entrato a partire dal 2012. Si confronteranno i risultati di questi due gruppi con il valore della popolazione e della popolazione attiva nel 2019, per capire se Airbnb ha contribuito ad una decrescita/crescita della popolazione. I risultati verranno raccolti per più coorti; si partirà col considerare come anno di entrata di Airbnb nei borghi il 2012, fino ad arrivare al 2014. E' stata aggiunta un'ulteriore analisi in merito alla distanza dall'aeroporto. Per ogni coorte si è diviso il foglio di lavoro in due: in uno, sono stati considerati i borghi con una distanza dall'aeroporto inferiore uguale alla mediana; mentre nell'altro, i borghi con una distanza dall'aeroporto maggiore della mediana. I due fogli sono poi stati analizzati per notare le differenze.

La mediana è stata calcolata con una funzione Excel che ha preso in analisi tutta la colonna delle distanze dall'aeroporto dal centro dei borghi, ed ha calcolato il valore mediano. La funzione ha la seguente forma: `=MEDIANA(DATA!CL2:CL3229)`

Il valore di riferimento che è emerso dalla funziona è di 74 km.

L'esercizio è stato effettuato per 3 coorti (dal 2012 al 2014) e per ognuna di queste sono stati realizzati due fogli di calcolo per analizzare l'effetto della distanza dall'aeroporto (uno rappresenta i borghi con distanza maggiore della mediana e l'altro i borghi con distanza dall'aeroporto minore o uguale al valore mediano); i risultati sono riportati nei fogli di calcolo per un totale di 6 *sheets*.

COORTE 2012

Per questa descrittiva, abbiamo due fogli di lavoro per ogni coorte; infatti, bisogna effettuare un raffronto tra i valori di popolazione dei borghi con distanza dall'aeroporto

maggiore del valore mediano e i borghi con distanza dall'aeroporto minore o uguale al valore mediano.

La formula adoperata per effettuare le somme della popolazione è la SOMMA.PIU'.SE di Excel che ha la seguente espressione:

=SOMMA.PIU'.SE(DATA!U2:U3229;DATA!T2:T3229;DATA!T38;DATA!C2:C3229;DATA!C194;DATA!B2:B3229;DATA!B6;DATA!CL2:CL3229;">"&'Descr.3(valore mediano)')!B2)

=SOMMA.PIU'.SE(DATA!U2:U3229;DATA!T2:T3229;DATA!T38;DATA!C2:C3229;DATA!C194;DATA!B2:B3229;DATA!B6;DATA!CL2:CL3229;"<="&'Descr.3(valore mediano)')!B2)

Le formule sono due, perché una rappresenta il caso in cui i borghi abbiano una distanza dall'aeroporto > della mediana, mentre l'altra il caso opposto in cui la distanza dall'aeroporto ≤ della mediana.

La formula si compone di 5 parti:

- La prima fino a U3229 costituisce la colonna che si intende sommare, nel nostro caso corrisponde a quella della popolazione ed a quella della popolazione attiva;
- La seconda fino a T38, costituisce la prima condizione da rispettare per effettuare la somma, in questo caso è l'anno di entrata di Aribnb che deve essere il 2012 per questa coorte;
- La terza parte fino C194, costituisce la seconda condizione da rispettare per effettuare la somma, in questo caso è l'appartenenza geografica ad una delle regioni precedentemente indicate (quando analizziamo il Sud, sarà settato sulla casella del Sud; quando analizziamo il Centro, sarà settato sulla casella del centro e così via) che deve indicare la zona geografica che si intende analizzare;
- La quarta parte fino a B6, costituisce la terza condizione da rispettare per effettuare la somma, in questo caso è relativo all'anno di analisi del borgo, calcolato a partire dal 2012;
- La quinta parte fino a B2, costituisce la quarta condizione da rispettare per effettuare la somma, nonché la novità di questa descrittiva numero 3. Infatti, è la parte della formula che suddivide i fogli di calcolo di una stessa coorte a seconda che la distanza del borgo dall'aeroporto sia maggiore o inferiore/uguale al valore mediano.

A titolo di esempio per la prima coorte, si riportano la composizione della formula e tutte le tabelle inerenti alla metodologia, di modo da capire a fondo i calcoli effettuati; che saranno poi ripetuti per le successive coorti. Per coerenza riportiamo sempre le tabelle inerenti alle Isole, per esaminare tutti i calcoli nella loro interezza, si può far riferimento al file Excel allegato. Partiamo col riportare le tabelle inerenti al caso della distanza dei borghi dall'aeroporto inferiore uguale.

ISOLE			
POST Traitement 2019			
	Population	Active Population	
Control Group	19.222,00	16.992,00	
Treatment Group	12.456,00	11.108,00	

ISOLE			
PRE Traitement 2012			
	Population	Active Population	
Control Group	31.503,00	27.424,00	
Treatment Group	12.971,00	11.311,00	

ISOLE			
DELTA POST-PRE			
	Population	Active Population	
Control Group	-38,98%	-38,04%	
Treatment Group	-3,97%	-1,79%	

DID			
	POPULATION	ACTIVE POPULATION	
	35,01%	36,24%	

(Fig.32-33-34-35; Tabelle descrittiva 3 coorte 2012 distanza dall'aeroporto inferiore/uguale della mediana; Excel)

Adesso riportiamo il caso successivo (distanza borghi-aeroporto maggiore del valore mediano).

ISOLE			
PRE Traitement 2012			
	Population	Active Population	
Control Group	26.944,00	23.819,00	
Treatment Group	12.114,00	10.604,00	

ISOLE		
POST Treatment 2019		
	Population	Active Population
Control Group	18.768,00	16.774,00
Treatment Group	11.455,00	10.101,00

ISOLE		
DELTA POST-PRE		
	Population	Active Population
Control Group	-30,34%	-29,58%
Treatment Group	-5,44%	-4,74%

DID	
POPULATION	ACTIVE POPULATION
24,90%	24,83%

(Fig.36-37-38-39; Tabelle descrittiva 3 coorte 2012 distanza dall'aeroporto maggiore della mediana;
Excel)

Riportato il caso isole, osserviamo i valori relativi al Sud, al Centro, al Nordest ed al Nordovest. A partire dal caso distanza dall'aeroporto $\leq$ valore mediano.

DID SUD	
POPULATION	ACTIVE POPULATION
5,61%	5,54%
DID CENTRO	
POPULATION	ACTIVE POPULATION
5,14%	5,61%
DID NORDEST	
POPULATION	ACTIVE POPULATION
-16,78%	-16,91%
DID NORDOVEST	
POPULATION	ACTIVE POPULATION
-0,74%	0,59%

(Fig.40-41-42-43; Tabelle descrittiva 3 coorte 2012 distanza dall'aeroporto inferiore/uguale della mediana;
Excel)

Caso distanza dall'aeroporto > valore mediano.

DID SUD	
POPULATION	ACTIVE POPULATION
2,90%	4,14%
DID CENTRO	
POPULATION	ACTIVE POPULATION
2,75%	3,23%
DID NORDEST	
POPULATION	ACTIVE POPULATION
4,73%	5,62%
DID NORDOVEST	
POPULATION	ACTIVE POPULATION
1,48%	1,18%

(Fig.44-45-46-47; Tabelle descrittiva 3 coorte 2012 distanza dall'aeroporto maggiore della mediana;
Excel)

COORTE 2013

L'analisi è stata portata avanti con la coorte del 2013, ovvero il focus è stato spostato sui borghi che hanno visto entrare Airbnb nella loro economia a partire dal 2013. La metodologia applicata è sempre la stessa (diifference-in-differences), adoperando la funzione SOMMA.PIÙ'.SE di Excel: le formule sono due, perché una rappresenta il caso distanza dall'aeroporto > della mediana, mentre l'altra il caso distanza dall'aeroporto ≤ della mediana.

=SOMMA.PIÙ'.SE(DATA!U2:U3229;DATA!T2:T3229;DATA!T38;DATA!C2:C3229;DATA!C194;DATA!B2:B3229;DATA!B7;DATA!CL2:CL3229;">"&'Descr.3(valore mediano)')!B2)

=SOMMA.PIÙ'.SE(DATA!U2:U3229;DATA!T2:T3229;DATA!T38;DATA!C2:C3229;DATA!C194;DATA!B2:B3229;DATA!B7;DATA!CL2:CL3229;"<="&'Descr.3(valore mediano)')!B2)

Applicate queste formule osserviamo le tabelle della DID risultanti. Partiamo, come nella coorte precedente, dal caso distanza dall'aeroporto ≤ valore mediano.

DID ISOLE	
POPULATION	ACTIVE POPULATION
42,38%	38,36%

DID SUD	
POPULATION	ACTIVE POPULATION
0,88%	1,38%

DID CENTRO	
POPULATION	ACTIVE POPULATION
4,33%	4,21%

DID NORDEST	
POPULATION	ACTIVE POPULATION
-17,57%	-17,46%

DID NORDOVEST	
POPULATION	ACTIVE POPULATION
-3,91%	-3,26%

(Fig.48-49-50-51-52; Tabelle descrittiva 3 coorte 2013 distanza dall'aeroporto minore/uguale della mediana; Excel)

Caso distanza dall'aeroporto > valore mediano.

DID ISOLE	
POPULATION	ACTIVE POPULATION
24,60%	25,87%
DID SUD	
POPULATION	ACTIVE POPULATION
-0,57%	-0,85%
DID CENTRO	
POPULATION	ACTIVE POPULATION
-2,34%	-2,65%
DID NORDEST	
POPULATION	ACTIVE POPULATION
3,34%	3,31%

DID NORDOVEST	
POPULATION	ACTIVE POPULATION
-12,16%	-11,90%

(Fig.53-54-55-56-57; Tabelle descrittiva 3 coorte 2013 distanza dall'aeroporto maggiore della mediana; Excel)

COORTE 2014

L'analisi è stata portata avanti con la coorte del 2014, ovvero il focus è stato spostato sui borghi che hanno visto entrare Airbnb nella loro economia a partire dal 2014. La metodologia applicata è sempre la stessa (diifference-in-differences), adoperando la funzione SOMMA.PIÙ'.SE di Excel: le formule sono due, perché una rappresenta il caso distanza dall'aeroporto > mediana, mentre l'altra il caso distanza dall'aeroporto ≤ mediana.

=SOMMA.PIÙ'.SE(DATA!U2:U3229;DATA!T2:T3229;DATA!T38;DATA!C2:C3229;DATA!C194;DATA!B2:B3229;DATA!B8;DATA!CL2:CL3229;">"&'Descr.3(valore mediano)')!B2)

=SOMMA.PIÙ'.SE(DATA!U2:U3229;DATA!T2:T3229;DATA!T38;DATA!C2:C3229;DATA!C194;DATA!B2:B3229;DATA!B8;DATA!CL2:CL3229;"<="&'Descr.3(valore mediano)')!B2)

Applicate queste formule osserviamo le tabelle della DID risultanti. Partiamo, come nella coorte precedente, dal caso distanza dall'aeroporto ≤ valore mediano.

DID ISOLE	
POPULATION	ACTIVE POPULATION
34,63%	33,85%

DID SUD	
POPULATION	ACTIVE POPULATION
2,59%	3,21%

DID CENTRO	
POPULATION	ACTIVE POPULATION
7,99%	7,94%

DID NORDEST	
POPULATION	ACTIVE POPULATION
-13,65%	-13,84%

DID NORDOVEST	
POPULATION	ACTIVE POPULATION
2,90%	3,18%

(Fig.58-59-60-61-62; Tabelle descrittiva 3 coorte 2013 distanza dall'aeroporto minore/uguale della mediana; Excel)

Caso distanza dall'aeroporto > valore mediano.

DID ISOLE	
POPULATION	ACTIVE POPULATION
N/A	N/A
*	

DID SUD	
POPULATION	ACTIVE POPULATION
0,72%	1,52%

DID CENTRO	
POPULATION	ACTIVE POPULATION
1,03%	1,07%

DID NORDEST	
POPULATION	ACTIVE POPULATION
-4,12%	-4,75%

DID NORDOVEST	
POPULATION	ACTIVE POPULATION
4,02%	3,38%

(Fig.63-64-65-66-67; Tabelle descrittiva 3 coorte 2013 distanza dall'aeroporto minore/uguale della mediana; Excel)

* Il DID non si può applicare per le isole nel caso della coorte del 2014, poiché il valore relativo al gruppo trattato, che rappresenta i borghi in cui Airbnb è entrato a partire dal 2014, risulta essere nullo: ovvero Airbnb non è entrato in nessun borgo a partire dal 2014, che appartenga alla zona geografica delle isole e che abbia una distanza dall'aeroporto maggiore del valore mediano.

4.1.4 DESCRITTIVA 4: EFFETTO DELL'ENTRATA DI AIRBNB SULLE VARIABILI DI REDDITO DI UN BORGO IN BASE ALLA LOCALIZZAZIONE GEOGRAFICA

In seguito allo studio relativo all'influenza di Airbnb sui borghi misurato in termini di crescita/decrecita della popolazione, a seconda della loro distanza dall'aeroporto, si sposta il focus all'ambito economico; ovvero si valuta l'impatto dell'entrata di Airbnb nei borghi su variabili economiche e non più su variabili relative alla popolazione. Riferendoci alle variabili economiche, si può al meglio comprendere l'effetto dell'entrata di Airbnb nei borghi, avendo una visione a tutto tondo, che ci permette di effettuare delle valutazioni più consistenti.

Anche in questo caso adoperiamo una metodologia DID dove per gruppo di controllo si intende il gruppo dove Airbnb non è mai entrato. Per gruppo trattato si intende un gruppo di borghi dove Airbnb è entrato a partire dal 2012. Si confronteranno i risultati di questi due gruppi con il valore del reddito pro capite degli imprenditori, del numero di imprenditori e del reddito totale degli imprenditori (dove per imprenditori si intendono sia gli imprenditori semplici che quelli ordinari), per capire se Airbnb ha contribuito ad una aumento/diminuzione dei redditi. I risultati verranno raccolti per più coorti; si partirà col considerare come anno di entrata di Airbnb il 2012, fino ad arrivare al 2014.

L'esercizio è stato quindi effettuato per 3 coorti (dal 2012 al 2014) e per ognuna di queste è stato realizzato un foglio di calcolo, con le relative tabelle. Gli output, in questo caso, sono rappresentati in tabella con 3 colonne, una per ogni variabile di reddito analizzata.

In particolare, prima di effettuare l'analisi, è stato manipolato il dataset introducendo altre 3 colonne come somma di colonne preesistenti, dato che nel set di dati panel, gli imprenditori *semplici* erano divisi da quelli *ordinari*:

- Colonna BF *RedditoImprenditoreSem+Ord* : in questa colonna si somma la colonna del reddito degli imprenditori semplici a quella degli imprenditori ordinari;
- Colonna BG *NumeroImprenditoriSem+Ord* : in questa colonna si somma la colonna del numero di imprenditori semplici a quella degli imprenditori ordinari;

- Colonna BH *RedditoImprenditoreSemp+Ord Capite* : questa colonna è frutto del rapporto delle altre 2, e rappresenta il reddito Pro capite di un imprenditore qualsiasi appartenente ad un determinato borgo.

COORTE 2012

Per la prima coorte rappresentiamo nel dettaglio le analisi, che daremo poi per scontate nelle altre coorti. A titolo di esempio riportiamo il caso delle Isole, come nelle descrittive precedenti.

Anche in questo caso per esaminare i borghi in base alla loro localizzazione geografica è stata adoperata la formula SOMMA.PIU'.SE di Excel:

=SOMMA.PIU'.SE(Tabella2[RedditoImprenditoreSemp+OrdCapite];DATA!T2:T3229;DATA!T38;DATA!C2:C3229;DATA!C194;DATA!B2:B3229;DATA!B6)

La formula si compone di 4 parti:

- La prima fino a *[RedditoImprenditoreSemp+OrdCapite]* costituisce la colonna che si intende sommare, nel nostro caso corrisponde a quella del reddito Pro capite(caso in esempio), reddito totale e numero di imprenditori;
- La seconda fino a T38, costituisce la prima condizione da rispettare per effettuare la somma, in questo caso è l'anno di entrata di Airbnb che deve essere il 2012 per questa coorte;
- La terza parte fino a C194, costituisce la seconda condizione da rispettare per effettuare la somma, in questo caso è l'appartenenza geografica ad una delle regioni precedentemente indicate (quando analizziamo il Sud, sarà settato sulla casella del Sud; quando analizziamo il Centro, sarà settato sulla casella del centro e così via) che deve indicare la zona geografica che si intende analizzare;
- La quarta parte fino a B6, costituisce la terza condizione da rispettare per effettuare la somma, in questo caso è relativo all'anno di analisi del borgo, calcolato a partire dal 2012;

Come precedentemente specificato, riportiamo tutte le tabelle di calcolo per questo primo caso (per le coorti successive ci limiteremo a riportare solo le tabelle riassuntive della metodologia DID).

ISOLE			
PRE Traitement 2012			
	Reddito pro capite	Reddito Tot	Numero imprenditori
Control Group	169.859,94	24.845.992,00	1.950,00
Treatment Group	60.875,74	10.560.672,00	848,00

ISOLE			
POST Traitement 2019			
	Reddito pro capite	Reddito Tot	Numero imprenditori
Control Group	150.869,60	12.211.537,00	835,00
Treatment Group	67.758,70	8.279.099,00	596,00

ISOLE			
DELTA POST-PRE			
	Reddito pro capite	Reddito Tot	Numero imprenditori
Control Group	-11,18%	-50,85%	-57,18%
Treatment Group	11,31%	-21,60%	-29,72%

DID		
Reddito pro capite	Reddito Tot	Numero imprenditori
22,49%	29,25%	27,46%
(Fig.68-69-70-71; Tabelle descrittiva 4 coorte 2012; Excel)		

Di seguito saranno riportate le tabelle inerenti alla DID applicata al Sud, Centro, Nordest, Nordovest.

DID SUD			
Reddito pro capite	Reddito Tot	Numero imprenditori	
15,65%	8,67%	1,25%	

DID CENTRO			
Reddito pro capite	Reddito Tot	Numero imprenditori	
10,09%	13,39%	4,69%	

DID NORDEST		
Reddito pro capite	Reddito Tot	Numero imprenditori
-8,39%	-0,22%	-1,09%

DID NORDOVEST		
Reddito pro capite	Reddito Tot	Numero imprenditori
30,98%	13,14%	-4,02%

(Fig.72-73-74-75; Tabelle descrittiva 4 coorte 2012; Excel)

COORTE 2013

L'analisi è stata portata avanti con la coorte del 2013, ovvero il focus è stato spostato sui borghi che hanno visto entrare Airbnb nella loro economia a partire dal 2013. La metodologia applicata è sempre la stessa (difference-in-differences), adoperando la funzione SOMMA.PIU'.SE di Excel:

=SOMMA.PIU'.SE(Tabella2[RedditoImprenditoreSemp+OrdCapite];DATA!T2:T3229;DATA!T38;DATA!C2:C3229;DATA!C194;DATA!B2:B3229;DATA!B7)

Di seguito riportiamo le tabelle relative ai risultati della metodologia DID.

DID ISOLE		
Reddito pro capite	Reddito Tot	Numero imprenditori
36,53%	31,67%	24,72%

DID SUD		
Reddito pro capite	Reddito Tot	Numero imprenditori
3,96%	4,01%	-3,18%

DID CENTRO		
Reddito pro capite	Reddito Tot	Numero imprenditori
6,28%	16,56%	9,96%

DID NORDEST		
Reddito pro capite	Reddito Tot	Numero imprenditori
-10,18%	-6,00%	-5,76%

DID NORDOVEST		
Reddito pro capite	Reddito Tot	Numero imprenditori
23,14%	3,64%	-12,37%

(Fig.76-77-78-79; Tabelle descrittiva 4 coorte 2013; Excel)

COORTE 2014

L'analisi è stata portata avanti con la coorte del 2014, ovvero il focus è stato spostato sui borghi che hanno visto entrare Airbnb nella loro economia a partire dal 2014. La metodologia applicata è sempre la stessa (diifference-in-differences), adoperando la funzione SOMMA.PIU'.SE di Excel:

=SOMMA.PIU'.SE(Tabella2[RedditoImprenditoreSemp+OrdCapite];DATA!T2:T3229;DATA!T38;DATA!C2:C3229;DATA!C194;DATA!B2:B3229;DATA!B8)

Di seguito riportiamo le tabelle relative ai risultati della metodologia DID.

DID ISOLE		
Reddito pro capite	Reddito Tot	Numero imprenditori
11,98%	31,59%	41,12%

DID SUD		
Reddito pro capite	Reddito Tot	Numero imprenditori
-18,10%	-10,52%	-10,52%

DID CENTRO		
Reddito pro capite	Reddito Tot	Numero imprenditori
13,43%	5,42%	5,42%

DID NORDEST		
Reddito pro capite	Reddito Tot	Numero imprenditori
-8,80%	-7,47%	-7,47%

DID NORDOVEST		
Reddito pro capite	Reddito Tot	Numero imprenditori
24,42%	15,69%	15,69%

(Fig.80-81-82-83; Tabelle descrittiva 4 coorte 2014; Excel)

4.2 ANALISI DI REGRESSIONE

4.2.1 FOCUS SULL'ECONOMETRIA

L'econometria è il campo di studi in cui i metodi matematici e statistici sono applicati ai dati economici al fine di rispondere a domande di natura economica. L'econometria fornisce gli strumenti necessari per:

- Quantificare le relazioni causali tra variabili, cioè spiegare o predire gli effetti su una variabile(Y) risultanti da una variazione in una variabile (X);
- Quantificare grandezze rilevanti per le imprese, per gli investitori finanziari e per le autorità pubbliche;
- Prevedere l'andamento futuro di queste grandezze economiche rilevanti.

Nel mondo ideale potrei condurre un esperimento *controllato casualizzato* per spiegare determinati effetti. Come ad esempio, l'effetto che un vaccino può avere su una popolazione.

A. Controllato: posso fare in modo che una fetta della popolazione riceva il vaccino ed un'altra fetta che non lo riceva;

B. Casualizzato: posso assegnare il trattamento in modo casuale.

Queste casistiche di realizzazione dell'esperimento sono impossibili da realizzare, pertanto in un contesto economico, l'analisi econometrica sugli effetti causali viene realizzata con dati non sperimentali, bensì osservazionali (sono ottenuti osservando il comportamento reale al di fuori di un contesto sperimentale). I dati con i quali si ha a che fare in econometria, possono essere di 3 tipi:

1. Dati cross-sezionali: dati di più individui osservati in un solo periodo;
2. Serie di tempo: dati di un singolo individuo osservati per più di un periodo;
3. Dati panel: dati di più individui osservati per più di un periodo.

Nell'affrontare questo tipo di analisi econometriche tramite regressione, è ricorrente il termine *p-value* che rappresenta la probabilità di rigettare erroneamente l'ipotesi nulla, quando l'ipotesi nulla è vera.

Lo scopo della regressione è quello di stimare l'effetto causale su Y di una variazione unitaria in X. Generalmente, una retta di regressione ha la seguente forma:

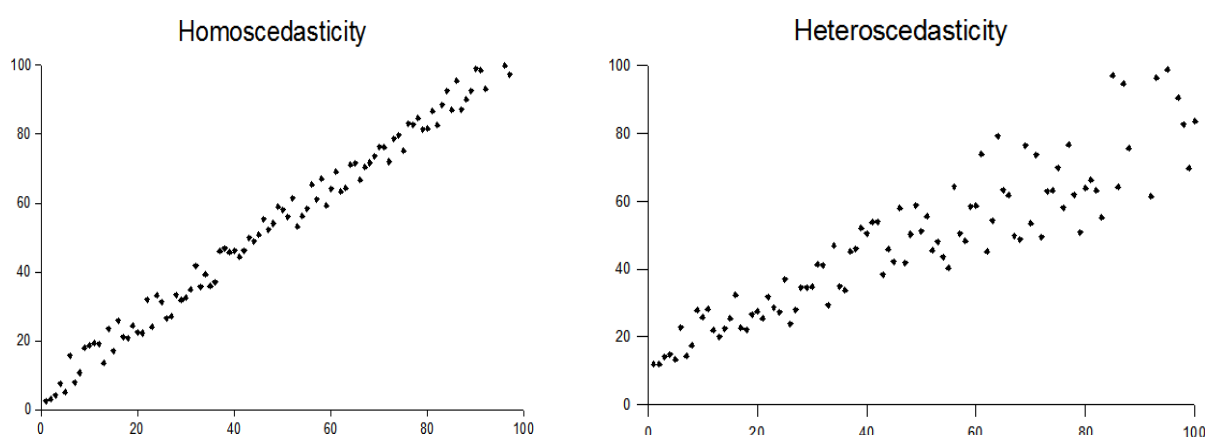
$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + u_i$$

Dove la Y rappresenta la variabile dipendente, le beta rappresentano i parametri del modello, X rappresenta le variabili indipendenti ed u rappresenta le assunzioni sul residuo (o termine di errore). Per stimare i parametri del modello esistono varie metodologie, quella più usata è la tecnica degli OLS (metodo dei minimi quadrati). Lo stimatore OLS minimizza la somma dei quadrati delle differenze tra i valori reali (osservati) di Y_i ed i valori predetti in base alla retta di regressione stimata. Il risultato di questa tecnica sono gli stimatori OLS delle due beta. Per valutare la precisione della stima esistono dei parametri detti, misure di bontà dell'adattamento della regressione ai dati:

- L' R^2 della regressione misura la frazione della varianza di Y spiegata da X, non ha un'unità di misura e può variare tra lo 0 e l'1;
- Il *SER* (*errore standard della regressione*) misura la dimensione del residuo (tipico) di regressione nell'unità di misura di Y.

Le variabili indipendenti X sono anche dette regressori, talvolta possono essere binari, ovvero possono avere due valori, 0 ed 1 che rappresentano due stati diversi del regressore. Questa tipologia di regressori è detta “*dummy*” (nella nostra analisi saranno presenti molte dummies).

In un'analisi di regressione è fondamentale valutare l'omoschedasticità/eteroschedasticità dell'errore u.



(Fig.84-85; Omoschedasticità ed eteroschedasticità, Appunti di Economia e Finanza)

- Un campione di variabili casuali è eteroschedastico (dal greco antico *hetero* “differente” e *skedasis* “dispersione”) se al suo interno esistono sotto-popolazioni che hanno diverse varianze;

- L'omoschedasticità è la proprietà di una collezione di variabili aleatorie di avere tutte la stessa varianza finita.

Per evitare il fenomeno dell'eteroschedasticità, in Stata, si adopera il comando *robust* (in questo modo Stata calcola gli errori standard robusti all'eteroschedasticità).

Quando in una regressione ci sono più di un regressore (più di una variabile indipendente), abbiamo a che fare con un modello di regressione multipla.

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \dots \beta_n X_{ni} + u_i$$

In questo caso, dove si hanno più regressori, si potrebbe evidenziare un errore relativo alla *collinearità*:

- Collinearità perfetta: quando uno dei regressore è funzione lineare esatta degli altri;
- Collinearità imperfetta: si verifica quando due o più regressori sono altamente correlati.

Tra le funzioni di regressione oltre ad avere una differenza tra le multiple e le singole esiste anche una differenza fra le lineari (funzione lineare che lega le variabili) e le non lineari. Tra quest'ultime evidenziamo due delle più importanti e più adoperate funzioni non lineari: funzioni polinomiali in X e le trasformazioni logaritmiche. Le prime sono a tutti gli effetti delle regressioni lineari multiple, salvo che i regressori sono potenze di X.

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{1i}^2 + \dots \beta_n X_{1i}^n + u_i$$

Le trasformazioni logaritmiche, invece, possono essere di 3 tipi diversi:

Caso	Funzione di regressione della popolazione
I. lineare-log	$Y_i = \beta_0 + \beta_1 \ln(X_i) + u_i$
II. log-lineare	$\ln(Y_i) = \beta_0 + \beta_1 X_i + u_i$
III. log-log	$\ln(Y_i) = \beta_0 + \beta_1 \ln(X_i) + u_i$

(Fig.86; Funzioni di regressione logaritmiche; Appunti Economia e Finanza)

I 3 casi differiscono tra loro soprattutto per il legame tra variabile dipendente ed indipendente, infatti:

- Nel caso della regressione lineare-log un incremento dell'1% di X (X da moltiplicare per 1,01) produce una variazione di $0,01\beta_1$ in Y;
- Nel caso log-lineare una variazione unitaria di X ($\Delta X=1$) produce una variazione di $100\beta_1\%$ in Y;
- Nel caso di regressione log-log una variazione dell'1% in X produce una variazione del $\beta_1\%$ in Y.

Quelle viste finora sono tutte regressioni con variabile dipendente unitaria o singola.

4.2.2 LE REGRESSIONI *XTREG* SU STATA

Le regressioni sviluppate in questo modello appartengono alla famiglia delle regressioni multiple a singola variabile dipendente. Si utilizzano trasformazioni logaritmiche di vario tipo: dalla log- lineare alla log-log.

Prima di partire con la regressione, bisogna dare in input a Stata un dataset sul quale fare i calcoli di regressione. Il database è il medesimo adoperato per le analisi delle statistiche descrittive, contenente tutti i dati sui borghi e tutte le variabili relative.

Il secondo step, è quello relativo allo screening dei dati ed alla dichiarazione della struttura dati. Infatti le nostre analisi, sono inerenti allo slot temporale che va dal 2009 al 2019, quindi cancelliamo le osservazioni relative al 2008 tramite la funzione “*drop if YEAR == 2008*”. Inoltre, bisogna dichiarare la conformazione del dataset, che nel nostro caso è di tipo *panel*; per farlo si adoperano le seguenti funzioni:

- `gen ID = group(ISTATcode);`
- `egen T = group(YEAR);`
- `xtset ID T.`

Dopo la fase di screening dei dati, si passa alla terza fase di generazione della variabili. Questa terza fase genera le variabili dipendenti ed indipendenti (con tutte le dummy del caso) ed opera le trasformazioni logaritmiche, come precedentemente descritto.

Dopo aver generato tutte le variabili necessarie allo studio, si può partire con il “lanciare” le regressioni. Il comando per il lancio delle regressioni è *xtreg* che sta a rappresentare la tipologia dei nostri dati (*reg* sta per regressione, *xt* per dati panel), dopodiché si inserisce

la variabile dipendente seguita da tutte le variabili di controllo, alla fine si inserisce *i.T* (che comunica a Stata di generare tutte le dummy per quella variabile gruppo), il comando *fe* che sta per *fixed effects* (per effetti fissi si intendono effetto ricchezza, shock economici ed altri, che potrebbero influenzare la purezza dell'analisi) e come ultima condizione si inserisce il comando *robust* (in questo modo Stata calcola gli errori standard robusti all'eteroschedasticità).

Questo studio di regressione è mirato al rafforzamento delle analisi descrittive in particolare con l'analisi econometrica si ripuliscono i fattori così da ottenere dei coefficienti che siano per lo più imputabili all'effetto di Airbnb, in particolare si fa riferimento alle descrittive inerenti alla popolazione totale ed alla popolazione attiva.

5. RISULTATI

Dopo aver effettuato tutte le analisi descrittive ed econometriche, riportiamo i risultati e commentiamo le implicazioni di quest'ultimi. A partire dalla analisi descrittiva, si nota come tutte le descrittive abbiano individuato delle implicazioni dell'entrata di Airbnb nel settore del turismo.

In particolare, la prima implicazione è quella relativa alla crescita della popolazione. Come si nota dalla Fig.13 risultato della descrittiva 1, l'entrata di Airbnb nell'economia dei borghi, ha attenuato l'effetto di decrescita della popolazione. Questo effetto è naturalmente positivo e contribuisce ad avvalorare la prima ipotesi secondo cui l'entrata di Airbnb attenua l'effetto di spopolamento dei borghi, apportando un miglioramento al welfare della società. L'ipotesi sarà poi verificato dal modello econometrico, dal punto di vista descrittivo si evincono delle tracce.

Nella seconda analisi descrittiva, dove si introduce il driver geografico, si nota come il comportamento dei borghi vari a seconda della loro localizzazione geografica. Di conseguenza l'effetto dell'entrata di Airbnb non è uniforme su tutta la penisola italiana, ma cambia a seconda della regione. I risultati per ogni coorte analizzata (2012-2013-2014) sono stati raccolti in delle tabelle riassuntive:

COORTE 2012		COORTE 2013		COORTE 2014	
POP TOTALE		POP TOTALE		POP TOTALE	
DID	Percentuali	DID	Percentuali	DID	Percentuali
ISOLE	30,32%	ISOLE	30,04%	ISOLE	30,37%
SUD	4,21%	SUD	0,27%	SUD	1,99%
CENTRO	3,47%	CENTRO	2,62%	CENTRO	5,21%
NORDEST	-9,84%	NORDEST	-9,74%	NORDEST	-15,81%
NORDOVEST	0,10%	NORDOVEST	-10,97%	NORDOVEST	2,86%
POP ATTIVA		POP ATTIVA		POP ATTIVA	
DID	Percentuali	DID	Percentuali	DID	Percentuali
ISOLE	30,88%	ISOLE	30,84%	ISOLE	29,51%
SUD	4,64%	SUD	0,36%	SUD	2,46%
CENTRO	3,99%	CENTRO	2,50%	CENTRO	5,05%
NORDEST	-9,65%	NORDEST	-9,96%	NORDEST	-9,37%
NORDOVEST	0,57%	NORDOVEST	-10,55%	NORDOVEST	2,84%

(Fig.87-88-89; Risultati descrittiva 2; Excel)

Come si evince dai risultati riportati, gli andamenti nei 3 anni sono piuttosto simili. Quello che emerge da questa analisi è come l'entrata di Airbnb nei borghi isolani possa apportare un beneficio davvero sorprendente, infatti notiamo valori di attenuazione della decrescita della popolazione che si aggirano sempre attorno al 30%. Al Sud ed al Centro abbiamo sempre un comportamento positivo anche se con valori non paragonabili a quelli delle Isole. Il comportamento del Nordest, invece, è in controtendenza con gli andamenti individuati nelle altre regioni, emerge infatti un aumento della decrescita della popolazione in seguito all'entrata di Airbnb in quelle zone; probabilmente, essendo questa un'analisi descrittiva, quelle zone in quegli anni, sono state sottoposte a stress economici di qualche tipo ed hanno reagito di conseguenza (l'effetto non è imputabile interamente ad Airbnb). Al Nordovest, si nota invece un effetto marginalmente positivo, ed una attenuazione dell'effetto di spopolamento dei borghi; fatta eccezione per il 2013 dove abbiamo un aumento della decrescita della popolazione: essendo l'unico anno che si discosta tanto dai valori trovati negli altri anni, l'effetto può essere imputato ad uno shock economico in quell'anno, riscontrato in quella determinata regione.

La terza descrittiva analizzata, invece, inserisce nello studio la tematica inerente alla distanza dal borgo dall'aeroporto (si è scelto l'aeroporto in quanto è tra le facilities più richieste quando si sceglie un alloggio). I risultati, in questo caso, sono da comparare tra i borghi che hanno una distanza dall'aeroporto minore uguale del valore mediano ed i borghi che hanno una distanza dall'aeroporto maggiore del valore mediano.

I risultati riportati nelle Fig. 87-88-89, evidenziano come la distanza dai borghi dall'aeroporto sia un driver che influenza il fenomeno di decrescita della popolazione. In particolare, nei 3 anni presi in esame, la vicinanza all'aeroporto attenua maggiormente l'effetto di decrescita della popolazione, tranne che per alcuni casi sporadici che non rispettano il comportamento generale visualizzato. Infatti, se prendiamo in analisi il comportamento dei borghi isolani e di quelli del Sud, si evidenzia una netta differenza tra i borghi con distanza dall'aeroporto minore o uguale alla mediana ed i borghi con distanza maggiore della mediana; in particolare le differenze riscontrate sulla popolazione totale arrivano a raggiungere anche picchi di 13-14 punti percentuali. Questi valori si attenuano man mano che si sale con la regione geografica, fino ad arrivare all'outsider della nostra ricerca che, come nelle analisi precedenti, risulta essere il Nordest. Anche in questo caso abbiamo un comportamento inverso rispetto alle altre regioni geografiche, ed un peggioramento del fenomeno di decrescita, che, invece di essere attenuato dal driver

“distanza dall’aeroporto”, è peggiorato. Questo risultato, avvalorata ancora di più la tesi secondo cui in quella zona geografica, nel periodo analizzato, ci sia stato uno shock economico rilevante.

COORTE 2012		
POP TOTALE		
DID	Dist aeroporto>	Dist aeroporto<=
ISOLE	24,90%	35,01%
SUD	2,90%	5,61%
CENTRO	2,75%	5,14%
NORDEST	4,73%	-16,78%
NORDOVEST	1,48%	-0,74%
POP ATTIVA		
DID	Dist aeroporto>	Dist aeroporto<=
ISOLE	24,83%	36,24%
SUD	4,14%	5,54%
CENTRO	3,23%	5,61%
NORDEST	5,62%	-16,91%
NORDOVEST	1,18%	0,59%

COORTE 2013		
POP TOTALE		
DID	Dist aeroporto>	Dist aeroporto<=
ISOLE	24,60%	42,38%
SUD	-0,57%	0,88%
CENTRO	-2,34%	4,33%
NORDEST	3,34%	-17,57%
NORDOVEST	-12,16%	-3,91%
POP ATTIVA		
DID	Dist aeroporto>	Dist aeroporto<=
ISOLE	25,87%	38,36%
SUD	-0,85%	1,38%
CENTRO	-2,65%	4,21%
NORDEST	3,31%	-17,46%
NORDOVEST	-11,90%	-3,26%

COORTE 2014		
POP TOTALE		
DID	Dist aeroporto>	Dist aeroporto<=
ISOLE	N/A	34,63%
SUD	0,72%	2,59%
CENTRO	1,03%	7,99%
NORDEST	-4,12%	-13,65%
NORDOVEST	4,02%	2,90%
POP ATTIVA		
DID	Dist aeroporto>	Dist aeroporto<=
ISOLE	N/A	33,85%
SUD	1,52%	3,21%
CENTRO	1,07%	7,94%
NORDEST	-4,75%	-13,84%
NORDOVEST	3,38%	3,18%

(Fig.90-91-92; Risultati descrittiva 3; Excel)

Con l'ultima descrittiva, riguardante le variabili economiche, si rispettano gli andamenti visti finora. In particolare, sono state analizzate tre variabili fondamentali per la valutazione del welfare economico di una società, che sono il reddito pro capite, il reddito totale ed il numero di imprenditori. Il reddito pro capite, essendo un rapporto delle altre due variabili di reddito, potrebbe non racchiudere pienamente gli effetti dell'entrata di Airbnb, pertanto passeremo all'analisi delle altre due variabili; partiamo dal reddito totale. Come ci aspettavamo, anche dalle altre analisi, l'effetto dell'entrata di Airbnb sulle Isole è davvero sconvolgente. L'aumento del reddito totale si aggira attorno al 30% per tutte le coorti analizzate. Al Sud, si presenta un andamento altalenante, con incrementi significativi per i primi due anni (15,65% e 3,96%), per poi notare un decremento abbastanza significativo nel 2014, pari al -10,52%. La situazione al Centro è stabilmente positiva, i valori oscillano dal 5% al 10%, mentre al Nordest, si nota il solito comportamento in controtendenza rispetto alle altre zone geografiche, con un impatto negativo (dell'entrata di Airbnb) sulla variabile di reddito totale che oscilla tra l'1% ed il 7%; questa volta l'impatto negativo è molto più contenuto. Al Nordovest, invece, abbiamo un impatto positivo di Airbnb sulla variabile di reddito per i primi due anni. Tale impatto è pari 13,14% nel 2012, 3,64% nel 2013, per poi scendere e divenire addirittura negativo nel 2014, dov'è pari al -9,35%.

Dal punto di vista nel numero di imprenditori, invece, si nota un comportamento non lineare, ma abbastanza discontinuo. La regione geografica delle Isole, continua ad essere un punto fermo delle nostre analisi, con valori decisamente positivi, che toccano il 31,59%. Il Sud, nel 2012 presenta valori marginalmente positivi (1,25%), mentre negli anni successivi (entrata di Airbnb negli anni 2013 e 2014) si registra un impatto negativo dell'entrata di Airbnb nei borghi, dal punto di vista del numero di imprenditori che diminuisce. Al Centro, l'effetto positivo dell'entrata di Airbnb sul numero di imprenditori, si riscontra per tutti e 3 gli anni con un picco del 9,96% nel 2013. Per il Nordest si continua ad osservare un impatto negativo di Airbnb, fenomeno che si osserva anche per il Nordovest, eccezion fatta per il 2014, dove il Nordovest registra un aumento del numero di imprenditori pari al 15,65%. Ricordiamo che i valori trovati nelle diverse coorti, non sono legati tra loro, poiché indicano l'entrata di Airbnb nei borghi, quindi i borghi in cui Airbnb è entrata nel 2012 saranno diversi dai borghi in cui Airbnb è entrata

nel 2013 o nel 2014. In basso, i risultati della quarta ed ultima descrittiva, raggruppati in tabelle per coorti (Fig. 93-94-95).

COORTE 2012		COORTE 2013		COORTE 2014	
Reddito pro capite		Reddito pro capite		Reddito pro capite	
DID	Percentuali	DID	Percentuali	DID	Percentuali
ISOLE	22,49%	ISOLE	36,53%	ISOLE	11,98%
SUD	15,65%	SUD	3,96%	SUD	-18,10%
CENTRO	10,09%	CENTRO	6,28%	CENTRO	13,43%
NORDEST	-8,39%	NORDEST	-10,18%	NORDEST	-8,80%
NORDOVEST	30,98%	NORDOVEST	23,14%	NORDOVEST	16,35%
Reddito Tot		Reddito Tot		Reddito Tot	
DID	Percentuali	DID	Percentuali	DID	Percentuali
ISOLE	29,25%	ISOLE	31,67%	ISOLE	31,59%
SUD	8,67%	SUD	4,01%	SUD	-10,52%
CENTRO	13,39%	CENTRO	16,56%	CENTRO	5,42%
NORDEST	-0,22%	NORDEST	-6,00%	NORDEST	-7,47%
NORDOVEST	13,14%	NORDOVEST	3,64%	NORDOVEST	-9,35%
Numero imprenditori		Numero imprenditori		Numero imprenditori	
DID	Percentuali	DID	Percentuali	DID	Percentuali
ISOLE	27,46%	ISOLE	24,72%	ISOLE	31,59%
SUD	1,25%	SUD	-3,18%	SUD	-10,52%
CENTRO	4,69%	CENTRO	9,96%	CENTRO	5,42%
NORDEST	-1,09%	NORDEST	-5,76%	NORDEST	-7,47%
NORDOVEST	-4,02%	NORDOVEST	-12,37%	NORDOVEST	15,69%

(Fig.93-94-95; Risultati descrittiva 4; Excel)

Con le analisi di regressione, sono state analizzate e confermate le analisi descrittive riguardanti la popolazione e le variabili di reddito viste finora. Dal punto di vista delle variabili indipendenti sono stati adoperati 4 regressori:

- *LnLettiHotels*: il logaritmo naturale della variabile “numero di letti (intesa come disponibilità) degli hotels”;
- *LnPil*: il logaritmo naturale della variabile “PIL”;
- *TassoDisocc*: questo regressore è lineare, e rappresenta la variabile “tasso di disoccupazione”.
- *DID*: regressore che moltiplica l'appartenenza alla regione per gli istanti di tempo:

In particolare, si è optato per 4 analisi di regressione relative alla prima ipotesi sulla popolazione (2 variabili dipendenti: la popolazione totale e quella attiva). Il modello di regressione è stato duplice: nel primo caso entrambe le variabili dipendenti sono state analizzate in forma logaritmica e nel secondo caso in forma lineare.

A partire dalla popolazione totale, sono stati riscontrati i seguenti risultati.

InPOPtot	M1.1	M1.2	M1.3	M1.4
InLettiHotels			0.004** (2.60)	0.004** (2.65)
InPIL			0.540 (1.80)	0.539 (1.80)
TassoDisocc			0.002 (0.75)	0.002 (0.75)
DID				0.009* (2.30)
_cons	7.880*** (3027.41)	7.918*** (541.33)	1.962 (0.60)	1.966 (0.60)
NUTS2TimeFE	no	yes	yes	yes
IndividualFE	yes	yes	yes	yes
TimeFE	yes	yes	yes	yes

* p<0.05 ** p<0.01 *** p<0.001

(Fig.96; Tabella di regressione variabile dipendente=logaritmo della popolazione totale; STATA)

POPtot	M1.1	M1.2	M1.3	M1.4
InLettiHotels			14.190 (1.70)	14.170 (1.70)
InPIL			713.8 (0.80)	713.800 (0.80)
TassoDisocc			-4.486 (-0.67)	-4.485 (-0.67)
DID				3.454 (0.20)
_cons	4173.3*** (343.09)	4238.6*** (66.00)	-3614.1 (-0.37)	-3612.6 (-0.37)
NUTS2TimeFE	no	yes	yes	yes
IndividualFE	yes	yes	yes	yes
TimeFE	yes	yes	yes	yes

* p<0.05 ** p<0.01 *** p<0.001

(Fig.97; Tabella di regressione variabile dipendente=popolazione totale; STATA)

Ricordiamo che gli effetti sono in forma logaritmica per via della distribuzione della variabile dipendente. Inoltre, gli effetti variano al variare della rappresentazione della variabile dipendente che, una volta è in forma logaritmica ed una volta in forma lineare. Con queste regressioni si esaminano tutte le tipologie di rapporto tra variabile dipendente ed indipendente di una regressione non lineare; infatti abbiamo rapporti di tipo lineare-logaritmico, logaritmico-logaritmico e logaritmico-lineare. Inoltre, la variabile dipendente PIL e quella relativa ai letti negli hotels hanno una correlazione positiva con la popolazione, sia totale (Fig.91-92), sia attiva (Fig.93-94); ciò non fa altro che confermare le nostre analisi inerenti alla popolazione condotte precedentemente. Tuttavia, l'impatto al quale siamo maggiormente interessati è quello della variabile *DID* che risulta impattare positivamente sulla popolazione, difatti questa variabile dummy rappresenta l'entrata di Airbnb nei borghi: se il valore della variabile è pari ad 1, Airbnb è entrata nel borgo, 0 altrimenti. Di conseguenza questo valore analizza l'impatto e la correlazione tra l'entrata di Airbnb e la variabile dipendente.

Per la popolazione attiva sono state effettuate le stesse analisi con gli stessi regressori, di seguito i risultati.

InPOPattiva	M1.1	M1.2	M1.3	M1.4
InLettiHotels			0.004* (2.17)	0.004* (2.19)
InPIL			0.611* (2.09)	0.610* (2.09)
TassoDisocc			0.001 (0.16)	0.001 (0.16)
DID				0.010** (2.30)
_cons	7.748*** (3098.37)	7.785*** (553.30)	1.064 (0.33)	1.068 (0.33)
NUTS2TimeFE	no	yes	yes	yes
IndividualFE	yes	yes	yes	yes
TimeFE	yes	yes	yes	yes
* p<0.05 ** p<0.01 *** p<0.001				

(Fig.98; Tabella di regressione; variabile dipendente=logaritmo della popolazione attiva; STATA)

POPattiva	M1.1	M1.2	M1.3	M1.4
InLettiHotels			11.49 (1.61)	11.46 (1.60)
InPIL			1494.4 (1.26)	1494.3 (1.26)
TassoDisocc			-4.293 (-0.96)	-4.291 (-0.96)
DID				7.497 (0.51)
_cons	3623.8*** (357.04)	3685.3*** (71.73)	-12738.9 (-0.98)	-12735.7 (-0.98)
NUTS2TimeFE	no	yes	yes	yes
IndividualFE	yes	yes	yes	yes
TimeFE	yes	yes	yes	yes
* p<0.05 ** p<0.01 *** p<0.001				

(Fig.99; Tabella di regressione; variabile=dependente popolazione attiva; STATA)

Per quel che riguarda il reddito totale da attività imprenditoriale, è stato adoperato lo stesso modello, con variabile dipendente il reddito totale in forma logaritmica. Il risultato ottenuto è nella tabella sottostante.

In Total Income	M1.1	M1.2	M1.3
InLettiHotels		0.041 (0.026)	0.041 (0.026)
InPIL		-5.092 (3.191)	-5.095 (3.192)
TassoDisocc		-0.031 (0.037)	-0.031 (0.037)
DID			0.104+ (0.061)
_cons	14.104*** (0.042)	69.757* (34.704)	69.801* (34.703)
NUTS2TimeFE	no	yes	yes
IndividualFE	yes	yes	yes
TimeFE	yes	yes	yes
* p<0.05 ** p<0.01 *** p<0.001 + p<0.10			

(Fig.100;Tabella di regressione; variabile dipendente=logaritmo reddito totale da attività imprenditoriale;STATA)

Anche in questo caso si nota la positiva relazione tra l'entrata di Airbnb nei borghi e la variabile dipendente del reddito totale da attività d'impresa.

In ultima analisi, dalle analisi econometriche risulta confermato il positivo impatto dell'entrata di Airbnb sul welfare della società, verificando così entrambe le ipotesi sulle quali si fonda il nostro modello.

6. CONCLUSIONI

Il seguente studio, ha analizzato l'impatto di Airbnb sulle realtà rurali, spostando il focus delle analisi dalle grandi città ai piccoli borghi italiani, costituendo un articolo unico nel suo genere. In particolare, dalle analisi affrontate, sono emersi dei drivers che influenzano l'impatto di Airbnb sul welfare della società. Tali indicazioni, possono servire da spunto nel caso in cui si indirizzino delle politiche di investimento e di diffusione di Airbnb in quei borghi dove l'effetto della piattaforma è preponderante ed influenza maggiormente (in positivo) il welfare della società.

L'ipotesi H1, risulta verificata. Le analisi descrittive coadiuvate dal modello econometrico evidenziano come l'entrata di Airbnb misurata tramite la variabile indipendente "DID" influenzi positivamente la variabile dipendente della popolazione, sia attiva che totale. La popolazione è un indicatore cardine del welfare di una società, di conseguenza un suo aumento comporta un aumento del benessere di quel determinato ecosistema.

L'ipotesi H2, è irrobustita dalle nostre analisi. Il modello econometrico riguardante il reddito totale da attività d'impresa dimostra come l'entrata di Airbnb abbia fortemente contribuito all'aumento di questa voce. Anche in questo caso, il reddito, risulta essere una delle variabili che maggiormente influenzano il welfare della società, che grazie ad Airbnb risulta essere migliorato.

Questo studio può essere una linea guida per capire quali possono essere i borghi, che si prestano maggiormente ad un'entrata di Airbnb, con conseguenti effetti positivi sull'economia locale. Eventuali investimenti per lo sviluppo della piattaforma nelle zone che più si prestano alla sua integrazione, possono essere la nuova frontiera del turismo italiano. In particolare, con l'approvazione del PNRR (piano nazionale ripresa e resilienza), utile per la ripartenza dell'economia nazionale post Covid-19, ci sono delle voci di investimento relative proprio al settore della cultura e del turismo. Questo studio, può costituire una risorsa per l'utilizzo di questi fondi in questo particolare settore, contribuendo alla rinascita dell'economia italiana.

7. OPEN POINTS E LIMITI DEL MODELLO

Il modello utilizza per le analisi, un dataset di assoluta affidabilità, poiché risultato di più fonti assolutamente attendibili, come l'ISTAT, Ministero dell'Economia e delle Finanze ed AIRDNA. I limiti di questa tipologia di analisi, sono legati maggiormente alla parte descrittiva, poiché si parla di un'analisi univariata (dove si coinvolge per l'appunto un'unica variabile) che spesso non tiene conto di effetti confondenti, come possono essere gli shock economici in particolari regioni. Per compensare, questa limitazione, le analisi descrittive sono state avvalorate con un'ulteriore analisi di grado superiore, come quella econometrica. In particolare, con le analisi di regressione l'errore legato al p-value è al massimo dello 0,05.

L'orizzonte d'analisi è strettamente legato al territorio italiano, di conseguenza non è consigliabile estendere le implicazioni trovate, su un territorio che non sia l'Italia; al massimo si può supporre un comportamento simile per le altre realtà rurali simili a quella italiana, ma con un margine di errore rilevante.

In questo modello, si evidenziano nuovi aspetti legati all'impatto di Airbnb, e si individuano nuovi drivers che influenzano questo fenomeno; ma alcuni drivers restano nascosti ed inesplorati. La totalità delle implicazioni, è difficilmente individuabile con un'unica analisi, ma questo studio spiana la strada per eventuali nuovi approfondimenti sulla materia.

In particolare, l'analisi eseguita, apporta un valore aggiunto alla letteratura riguardante Airbnb ed alla positività dell'impatto di questa piattaforma digitale. Infatti, come ampiamente discusso nel secondo capitolo (BACKGROUND TEORICO), le correnti di pensiero su Airbnb sono due ed antitetiche tra loro. La prima corrente, nonché la più numerosa, tende a demonizzare Airbnb ed il suo impatto; la seconda, favorisce l'entrata di Airbnb e le esternalità positive che ne conseguono; questo articolo, in base ai risultati riscontrati, appartiene alla seconda famiglia.

Un naturale prosieguo di questo studio, potrebbe essere l'estensione di queste analisi su un territorio che non sia quello italiano: vedere come si comportano i borghi di altri paesi

e confrontare i risultati con quelli trovati in questo studio. In questo modo ci si può avvicinare ad un'analisi che racchiuda quante più osservazioni possibili, di modo da espandere la valenza dello studio su più territori.

Inoltre, il driver geografico è solo uno dei tanti fattori che influenza la diffusione di Airbnb. Sicuramente, esplorando ulteriormente l'argomento, possono emergere ulteriori drivers a completamento del seguente studio.

Infine, questo studio è nuovo nel suo genere, sia dal punto di vista delle tematiche affrontate, che per il focus di ricerca, che per le metodologie adoperate. L'utilizzo di questo articolo, potrebbe essere utile nel caso di politiche di rivitalizzazione del territorio, individuando le regioni che maggiormente si prestano ad accogliere la sempre più diligente diffusione di Airbnb, valorizzando i borghi italiani e la loro bellezza inesplorata.

APPENDICE

APPENDICE 1

FOCUS SUL WEBSCRAPING

IL web scraping (dall'inglese to scrape, grattare/raschiare) è una particolare tecnica di crawling. Un crawler – chiamato anche bot o spider – è un software che ha lo scopo di raccogliere tutte le informazioni necessarie per indicizzare in modo automatico le pagine di un sito, analizzare i collegamenti ipertestuali, trovare associazioni tra termini di ricerca e classificarli. È largamente usato da tutti i motori di ricerca, a cominciare da Google, per offrire agli utenti risultati sempre aggiornati. Il web scraping serve a estrarre dati dalle pagine web per poi raccogliarli in database o tabelle locali per analizzarli. Si tratta di un sistema in grado di estrapolare una grande varietà di informazioni: dati di contatto, indirizzi di posta elettronica, numeri di telefono, così come singoli termini di ricerca o URL¹⁸.

Fondamentalmente vengono utilizzati due metodi per fare web scraping. Esiste lo scraping manuale, che consiste in un processo di copia e incolla di singole informazioni, utilizzato quando si desidera trovare e memorizzare informazioni mirate, raramente impiegato per grandi quantità di dati a causa dei lunghi tempi di recupero e catalogazione. Di più larga diffusione è invece lo scraping automatico realizzato attraverso l'uso di software – come Zoominfo, Octoparse e Hunter.io – o di un algoritmo che scansiona più pagine web.

Nell'era della data economy, questo particolare sistema di crawling assume un ruolo insostituibile per identificare tendenze ed effettuare indagini statistiche sull'uso di prodotti e servizi, azioni che sono alla base del marketing digitale. Inoltre, lo scraping viene anche impiegato per acquisire vantaggi competitivi, perché con questa tecnica le aziende sono in grado di conoscere in tempo reale le strategie dei concorrenti che riguardano, ad esempio, prezzi e prodotti. A questo punto è lecito chiedersi se ci troviamo di fronte a pratiche conformi alle leggi vigenti. La risposta è sì. Il web scraping non è

¹⁸ Andrea Fumagalli; Network digital 360; 23 Apr 2021

illegale a patto che i dati ‘catturati’ siano liberamente accessibili sui siti e siano usati per scopi statistici o di monitoraggio dei contenuti.

APPENDICE 2

FOCUS SULL’ ESDA

In Data Science, tendiamo a esplorare e analizzare i dati prima di eseguire qualsiasi attività di modellazione o elaborazione. Questo ti aiuta a identificare schemi, riassumere le caratteristiche principali dei dati o testare un'ipotesi. L'analisi dei dati esplorativa convenzionale non indaga in modo esplicito la componente relativa alla posizione del set di dati, ma si occupa invece della relazione tra le variabili e del modo in cui si influenzano a vicenda. I metodi statistici di correlazione sono spesso usati per esplorare la relazione tra variabili.

Al contrario, l'Exploratory Spatial Data Analysis (ESDA) correla una variabile specifica ad una posizione, tenendo conto dei valori della stessa variabile nelle vicinanze. I metodi utilizzati per questo scopo sono chiamati Spatial Autocorrelation Methods.

L'autocorrelazione spaziale descrive la presenza (o assenza) di variazioni spaziali in una data variabile. Come i metodi di correlazione convenzionali, l'autocorrelazione spaziale ha valori positivi e negativi. L'autocorrelazione spaziale positiva si ha quando le aree vicine tra loro hanno valori simili (alto-alto o basso-basso). D'altra parte, l'autocorrelazione spaziale negativa indica che le aree limitrofe sono diverse (valori bassi accanto a valori alti).

Esistono principalmente due metodi di Exploratory Spatial Data Analysis (ESDA): autocorrelazione spaziale globale e locale. L'autocorrelazione spaziale globale si concentra sull'andamento generale del set di dati e ci dice qual è il grado di raggruppamento nel set di dati. Al contrario, l'autocorrelazione spaziale locale rileva la variabilità e la divergenza nel set di dati, il che ci aiuta a identificare i punti caldi e i punti freddi nei dati¹⁹.

¹⁹ Abdishakur ;“What is Exploratory Spatial Data Analysis (ESDA)?”;Towards Data Science;5 Novembre 2019

APPENDICE 3

FOCUS SUL KDE

In statistica, la stima Kernel di densità (o kernel density estimation) è un metodo non parametrico utilizzato per il riconoscimento di pattern e per la classificazione attraverso una stima di densità negli spazi metrici, o spazio delle feature. Per ogni x all'interno dello spazio delle feature, l'algoritmo permette di calcolare la probabilità di appartenere ad una classe C , considerando la densità di C in un intorno k del punto x . Il metodo si basa su un intorno di dimensione fissa calcolata in funzione al numero di osservazione N^{20} .

APPENDICE 4

ELENCO BORGHI ANALIZZATI

BORGIO	ISTATcode
Abbateggio	68001
Acerenza	76002
Acquasparta	55001
Aieta	78005
Alberobello	72003
Alberona	71002
Allerona	55002
Altomonte	78009
Anghiari	51001
Anversa degli Abruzzi	66004
Apricale	8002
Arquà Petrarca	28005
Arrone	55005
Asolo	26003
Atina	60011
Atrani	65011
Atzara	91003
Barga	46003
Bassano in Teverina	56006
Bellano	97008
Bettona	54003
Bevagna	54004
Bienno	17018

²⁰ Stima kernel di densità, Wikipedia, Settembre 2020

Bobbio	33005
Bondone	22021
Bosa	95079
Bova	80011
Boville Ernica	60014
Bovino	71007
Brisighella	39004
Brugnato	11007
Buccheri	89003
Bugnara	66012
Buonconvento	52003
Buonvicino	78020
Caccuri	101002
Calascibetta	86005
Campiglia Marittima	49002
Campli	67008
Campo Ligure	10008
Capalbio	53003
Caramanico Terme	68007
Carloforte	107004
Casoli	69017
Cassinetta di Lugagnano	15061
Castel del Monte	66026
Castel di Tora	57013
Castel Gandolfo	58022
Castel San Pietro Romano	58025
Castell'Arquato	33012
Castellabate	65031
Castelli	67012
Castelmezzano	76024
Castelmola	83015
Castelnuovo di Porto	58024
Castelrotto/Kastelruth	21019
Castelsardo	90023
Castelvecchio di Rocca Barbena	9021
Castiglione del Lago	54009
Castiglione di Garfagnana	46010
Castiglione di Sicilia	87014
Castro dei Volsci	60023
Castroreale	83016
Cefalù	82027
Cella Monte	6056
Cervo	8017
Cetona	52008
Chiusa/Klausen	21022

Cingoli	43012
Cison di Valmarino	26018
Cisternino	74005
Citerna	54011
Città Sant'Angelo	68012
Civita	78041
Civitella del Tronto	67017
Cocconato	5042
Collalto Sabino	57018
Compiano	34011
Conca dei Marini	65044
Corciano	54015
Cordovado	93018
Coreglia Antelminelli	46011
Corinaldo	42015
Crecchio	69027
Deruta	54017
Diano Castello	8026
Dozza	37025
Egna/Neumarkt	21029
Erice	81008
Esanatoglia	43016
Etroubles	7026
Fagagna	30037
Ferla	89008
Fiumalbo	36014
Fiumefreddo Bruzio	78055
Follina	26027
Fornelli	94021
Fortunago	18064
Framura	11014
Frontino	41017
Frosolone	94022
Furore	65053
Gangi	82036
Garbagna	6079
Gardone Riviera	17074
Garessio	4095
Gerace	80036
Geraci Siculo	82037
Glorenza/Glurns	21036
Gradara	41020
Gradisca d'Isonzo	31008
Greccio	57031
Gromo	16118

Grottammare	44023
Gualtieri	35023
Guardia Perticara	76038
Guardiagrele	69043
Irsina	77013
La Maddalena	104012
Laigueglia	9033
Locorotondo	72025
Loro Ciuffenna	51020
Lovere	16128
Lucignano	51021
Lugnano in Teverina	55016
Luserna	22109
Macerata Feltria	41023
Maruggio	73014
Massa Martana	54028
Mercatello sul Metauro	41025
Mezzano	22115
Militello in Val di Catania	87025
Millesimo	9038
Mombaldone	5064
Mondavio	41028
Mondolfo	41029
Moneglia	10037
Monforte d'Alba	4132
Montagnana	28056
Montaione	48027
Montalbano Elicona	83057
Monte Castello di Vibio	54029
Monte Grimano Terme	41035
Monte Isola	17111
Monte Sant'Angelo	71033
Montecassiano	43026
Montecchio	55018
Montechiarugolo	34023
Montecosaro	43028
Montefalco	54030
Montefiore Conca	99008
Montefiore dell'Aso	44036
Montegridolfo	99009
Monteleone D'Orvieto	55021
Montelupone	43030
Monterosso Almo	88007
Montesarchio	62043
Montescudaio	50020

Monteverde	64060
Montone	54033
Morano Calabro	78083
Moresco	109028
Morimondo	15150
Morro D'Alba	42031
Neive	4148
Nocera Umbra	54034
Noli	9042
Novara di Sicilia	83062
Nusco	64066
Offagna	42033
Offida	44054
Opi	66061
Oratino	70049
Oriolo	78087
Orta San Giulio	3112
Orvinio	57047
Ostana	4156
Otranto	75057
Pacentro	66066
Paciano	54036
Palazzolo Acreide	89015
Palazzuolo sul Senio	48031
Palmanova	30070
Panicale	54037
Passignano sul Trasimeno	54038
Penne	68027
Percile	58076
Pergola	41043
Perinaldo	8040
Pescocostanzo	66070
Petralia Soprana	82055
Petricoli	109031
Pettorano sul Gizio	66071
Pico	60051
Pietracamela	67034
Pietramontecorvino	71039
Pietrapertosa	76061
Pieve Tesino	22142
Pitigliano	53019
Polcenigo	93031
Pomponesco	20043
Poppi	51031
Portobuffolè	26060

Posada	91073
Pretoro	69069
Rocca Imperiale	78103
Rocca San Giovanni	69074
Roseto Valfortore	71044
Sabbioneta	20054
Sadali	92119
Salemi	81018
Sambuca di Sicilia	84034
San Benedetto Po	20055
San Casciano dei Bagni	52027
San Felice Circeo	59025
San Gemini	55029
San Giovanni in Marignano	99017
San Leo	99025
San Marco D'Alunzio	83079
Santa Fiora	53022
Santa Severina	101022
Santo Stefano di Sessanio	66091
Sassoferrato	42044
Savignano Irpino	64096
Savoca	83093
Scanno	66093
Seborga	8057
Sepino	70075
Servigliano	109038
Sesto al Reghena	93043
Soncino	19097
Specchia	75077
Spello	54050
Sperlinga	86017
Sperlonga	59030
Stilo	80092
Subiaco	58103
Summonte	64105
Sutera	85020
Sutri	56049
Suvereto	49020
Taggia	8059
Tagliacozzo	66099
Torgiano	54053
Treia	43054
Tremosine	17189
Tremosine sul Garda	17189
Trevi	54054

Triora	8061
Troina	86018
Tropea	102044
Usseaux	1281
Varese Ligure	11029
Venosa	76095
Venzone	30131
Vernazza	11030
Verucchio	99020
Vico del Gargano	71059
Viggianello	76097
Villalago	66103
Vipiteno/Sterzing	21115
Vitorchiano	56060
Vogogna	103077
Volpedo	6188
Zavattarello	18184
Zuccarello	9069
Zungoli	64120

INDICE DELLE FIGURE

Fig.1: Burtch, Carnahan, Greenwood; Management science ;*Can You Gig It? An Empirical Examination of the Gig Economy and Entrepreneurial Activity*

Fig.2: Burtch, Carnahan, Greenwood ;Management science ;*Can You Gig It? An Empirical Examination of the Gig Economy and Entrepreneurial Activity*

Fig.3: Georgios Zervas John W. Byers, Flavio Esposito, Davide Proserpio; *The Hyper-local Economic Impact of Airbnb*; Boston University; Yale University)

Fig. 4-5-6: Miquel-Àngel Garcia-López , Jordi Jofre-Monseny , Rodrigo Martínez-Mazza , Mariona Segú ;*Do short-term rental platforms affect housing markets? Evidence from Airbnb in Barcelona*”; Journal of Urban Economics,2020

Fig.7-8; Difference in differences, Wikipedia

Fig.9:Entrata di Airbnb nei borghi del dataset suddiviso per anni, Excel

Fig.10-11: Tabelle descrittiva 1; Excel

Fig.12-13: Tabelle descrittiva 1; Risultati; Excel

Fig.14-15-16-17: Tabelle descrittiva 2 coorte 2012; Excel

Fig.18-19-20-21: Tabelle descrittiva 2 coorte 2012; Excel

Fig.22-23-24-25-26: Tabelle descrittiva 2 coorte 2013; Excel

Fig.27-28-29-30-31: Tabelle descrittiva 2 coorte 2014; Excel

Fig.32-33-34-35: Tabelle descrittiva 3 coorte 2012 distanza dall’aeroporto inferiore/uguale della mediana; Excel

Fig.36-37-38-39: Tabelle descrittiva 3 coorte 2012 distanza dall’aeroporto maggiore della mediana; Excel

Fig.40-41-42-43: Tabelle descrittiva 3 coorte 2012 distanza dall’aeroporto inferiore/uguale della mediana; Excel

Fig.44-45-46-47: Tabelle descrittiva 3 coorte 2012 distanza dall’aeroporto maggiore della mediana; Excel

Fig.48-49-50-51-52: Tabelle descrittiva 3 coorte 2013 distanza dall’aeroporto minore/uguale della mediana; Excel

Fig.53-54-55-56-57: Tabelle descrittiva 3 coorte 2013 distanza dall’aeroporto maggiore della mediana; Excel

Fig.58-59-60-61-62: Tabelle descrittiva 3 coorte 2013 distanza dall'aeroporto minore/uguale della mediana; Excel

Fig.63-64-65-66-67: Tabelle descrittiva 3 coorte 2013 distanza dall'aeroporto minore/uguale della mediana; Excel

Fig.68-69-70-71: Tabelle descrittiva 4 coorte 2012; Excel

Fig.72-73-74-75: Tabelle descrittiva 4 coorte 2012; Excel

Fig.76-77-78-79: Tabelle descrittiva 4 coorte 2013; Excel

Fig.80-81-82-83: Tabelle descrittiva 4 coorte 2014; Excel

Fig.84-85: Omoschedasticità ed eteroschedasticità, Appunti di Economia e Finanza

Fig.86: Funzioni di regressione logaritmiche; Appunti Economia e Finanza

Fig.87-88-89: Risultati descrittiva 2; Excel

Fig.90-91-92: Risultati descrittiva 3; Excel

Fig.93-94-95: Risultati descrittiva 4; Excel

Fig.96: Tabella di regressione variabile dipendente=logaritmo della popolazione totale, STATA

Fig.97:Tabella di regressione variabile dipendente=popolazione totale; STATA

Fig.98: Tabella di regressione; variabile dipendente=logaritmo della popolazione attiva; STATA

Fig.99: Tabella di regressione; variabile=dipendente popolazione attiva; STATA

Fig.100: Tabella di regressione; variabile dipendente= logaritmo reddito totale da attività imprenditoriale;STATA

BIBLIOGRAFIA

1. Borsa Italiana, *Approfondisci cosa si intende per "Sharing Economy" e come nasce. Consulta gli esempi e le sfide dell'economia collaborativa.*, 2022
2. Blablacar.it, *La storia di Blablacar*
3. Finaria, *Sharing Economy: Cos'è, esempi in Italia, vantaggi e svantaggi*, 18 Agosto 2021
4. Airbnb, news.airbnb, *Airbnb history*
5. Dizionario Treccani, *Definizione di borgo*
6. Wikipedia, *I borghi più belli d'Italia*
7. Valesca Lima;Regional Studies, Regional Science ;*Towards an understanding of the regional impact of Airbnb in Ireland*; Received 22 May 2018, Accepted 19 Dec 2018, Published online: 22 Feb 2019
8. Burtch, Carnahan, Greenwood ;Management science ;*Can You Gig It? An Empirical Examination of the Gig Economy and Entrepreneurial Activity*; 2018
9. John W. Byers, Flavio Esposito, Davide Proserpio, Georgios Zervas ;*The Hyper-local Economic Impact of Airbnb*; Boston University;Yale University;2013
10. Miquel-Àngel Garcia-López , Jordi Jofre-Monseny , Rodrigo Martínez-Mazza , Mariona Segú; *Do short-term rental platforms affect housing markets? Evidence from Airbnb in Barcelona* ; Journal of Urban Economics,2020
11. Jorge Luis Casanova Ferrando; *"The airbnb effect on the rental market: the case of Madrid "*; Università di Madrid; Maggio 2019
12. Neirotti, Raguseo, Paolucci; *Are customers' reviews creating value in the hospitality industry? Exploring the moderating effects of market positioning* ; International journal of information Management; 2016
13. Kyle Barron, Edward Kung, Davide Proserpio ; *The Effect of Home-Sharing on House Prices and Rents: Evidence from Airbnb*;SSRN,2019
14. Paola Pozzolo; *Statistica descrittiva ed analisi esplorativa dei dati*
15. Pasquale Erto; *Probabilità e statistica per le scienze e l'ingegneria*; McGraw-Hill; 2008

16. *Difference in differences*; Wikipedia; 15 Agosto 2022
17. *Occupati residenti e persone in cerca di occupazione nei sistemi locali del lavoro*; anno 2014; ISTAT
18. Andrea Fumagalli; Network digital 360; 23 Apr 2021
19. Abdishakur ;“*What is Exploratory Spatial Data Analysis (ESDA)?*”;Towards Data Science;5 Novembre 2019
20. *Stima kernel di densità*;Wikipedia, Settembre 2020
21. AIRDNA; Informazioni sulle variabili di Airbnb
22. Ministero dell'Economia e delle Finanze; variabili di reddito
23. Sara Dolnicar* and Samira Zare,*COVID19 and Airbnb – Disrupting the Disruptor*, Elsevier Public Health Emergency Collection, Luglio 2020
24. Giovanni Quattrone, Mirco Mausolesi, Licia Capra, Davide Proserpio, Daniele Quercia; *Who Benefits from the "Sharing" Economy of Airbnb?*; Research gate; Aprile 2016
25. Laura Rondi, Appunti di econometria, corso di Economia e Finanza per l'impresa, 2021
26. Marco Cantamessa, Appunti di Gestione dell'innovazione e sviluppo prodotto, corso di Gestione dell'innovazione e sviluppo prodotto, 2021