

POLITECNICO DI TORINO

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale

Anno Accademico 2021-2022



Tesi di Laurea Magistrale

**Studio della diffusione, lato offerta, di
Airbnb attraverso il modello di Bass**

Professore: **Emilio Paolucci**

Candidato: **Matteo Gioana**

Correlatore: **Francesco Luigi Milone**

Abstract

La Sharing economy è il fenomeno che prevede lo scambio peer to peer di beni o servizi sottoutilizzati, a fronte, o meno, di una retribuzione economica. L'economia della condivisione sta presentando una crescita esponenziale nell'ultimo decennio sia per numero di utenti sia per beni o servizi coinvolti negli scambi.

Uno degli ambiti in cui la sharing economy sta trovando terreno più fertile per la sua crescita è il settore degli affitti a breve termine, in cui, grazie a piattaforme digitali quali Airbnb o Booking, sta mettendo in seria difficoltà gli incumbent storici erodendo quote di mercato sempre più significative.

In questo elaborato di tesi si vuole studiare la diffusione, lato offerta, di Airbnb tramite il modello di Bass e come variabili socioeconomiche possano influire su essa.

Per poter arrivare ai risultati appena descritti si andrà ad utilizzare il modello previsionale di Bass per poter modellare un trend sulla diffusione delle sistemazioni disponibili sulla piattaforma digitale in questione nelle varie regioni europee.

Il modello di Bass è basato sull'assunzione che esistono due principali canali tramite cui un individuo può venire a conoscenza di un prodotto o servizio innovativo e successivamente adottarlo: il *processo spontaneo*, legato alle caratteristiche intrinseche del prodotto e quello *imitativo*, dovuto a meccanismi di passaparola che portano gli adottatori a consigliare il bene, oggetto della diffusione.

Il modello di Bass, come si leggerà in questa tesi, riesce a elaborare previsioni molto accurate sulla diffusione di Airbnb nelle regioni europee andando a stimare, tramite il metodo dei minimi quadrati, i due parametri caratteristici del modello di Bass: p (parametro di adozione innovativa) e q (parametro di adozione imitativa).

Successivamente alla stima della diffusione di Airbnb si andrà a studiare attraverso modelli di regressione quali sono le variabili socioeconomiche che stimolano una diffusione di tipo innovativo oppure imitativo della piattaforma in analisi.

INDICE

1. LA SHARING ECONOMY	2
<i>1.1. Che cos'è la sharing economy?</i>	2
<i>1.2. Funzionamento della sharing economy</i>	3
<i>1.3. Fattori scatenanti della sharing economy</i>	6
<i>1.4. Vantaggi e svantaggi della sharing economy</i>	9
<i>1.5 Tipologie di sharing economy</i>	10
2. AIRBNB	12
<i>2.1. Storia</i>	12
<i>2.2. Business model di Airbnb</i>	16
<i>2.3. L'innovazione dirompente di Airbnb e la minaccia per gli hotel</i>	19
3. IL MODELLO DI BASS	24
<i>3.1. I modelli di diffusione</i>	24
<i>3.2. Processo di adozione e diffusione</i>	25
<i>3.3. Ipotesi del modello di Bass</i>	28
<i>3.3.1 Adattamento delle ipotesi di Bass al caso Airbnb</i>	29
<i>3.4. Formulazione del modello</i>	30
4. ANALISI DELLA LETTERATURA ESISTENTE	33
<i>4.1. Applicazione del modello di Bass a beni durevoli</i>	33
<i>4.2. Studio della diffusione di Airbnb</i>	34
<i>4.3. Gap esistente</i>	36
5. METODOLOGIA DI STIMA DEI PARAMETRI DI BASS E MODELLO PREVISIONALE	37
<i>5.1. Il modello di regressione lineare semplice</i>	37

5.2. La metodologia OLS	42
5.2.1. Adattamento di OLS alla diffusione di Bass	44
6. DATABASE UTILIZZATI E VARIABILI IN ANALISI	46
6.1. Database utilizzati	46
6.2. Preparazione ed elaborazione dei dati	47
6.3. Variabili studiate	48
7. ANALISI DEI DATI	54
7.1. Accuratezza del modello previsionale	54
7.2. Analisi di Correlazione	57
7.3. Analisi di Regressione con variabili socioeconomiche	60
7.3.1. Regressione del parametro di Bass q	60
7.3.2. Regressione del rapporto di Bass q/p	65
8. CONCLUSIONI	67
9. SVILUPPI FUTURI	68
10. BIBLIOGRAFIA E SITOGRAFIA	69
10.1. Bibliografia	69
10.2. Sitografia	70
11. RINGRAZIAMENTI	72

1. LA SHARING ECONOMY

Prima di studiare attentamente la diffusione di Airbnb tramite il modello di Bass è necessario andare a definire il significato del concetto di sharing economy, il modello di business su cui si basa la piattaforma.

1.1. Che cos'è la sharing economy?

Dare una definizione univoca e chiara di sharing economy risulta complicato poiché è un modello di business in continua evoluzione e che varia in base al contesto in cui opera.

Si può però definirla come un modello economico basato sull'acquisto, fornitura o condivisione di beni e servizi sottoutilizzati; inizia a diffondersi rapidamente post crisi economica del 2008, a seguito della diminuzione della disponibilità economica di milioni di persone.

La sharing economy si può tradurre in italiano come "economia della condivisione" o "economia collaborativa" poiché basata sulla condivisione di asset privati (alloggio, automobile, spazio di lavoro) o risorse immateriali (fornitura di servizi). Il grande elemento innovativo di questo modello di business è dato dalla possibilità di allargare la cerchia sociale raggiungibile dal singolo individuo grazie a piattaforme online che favoriscono l'incontro tra la domanda e offerta.

È interessante come *l'Economist*, una delle testate più importanti in ambito sociopolitico, ha definito la sharing economy come "economia on-demand", per sottolineare la velocità con cui, grazie a essa, è possibile soddisfare un proprio bisogno.

Oggi giorno sono sempre di più i servizi basati sulla sharing economy a nostra disposizione, basti pensare alla facilità con cui è possibile noleggiare un'auto o una bici per poche ore, grazie a servizi di bike o car sharing oppure decidere all'ultimo minuto di prenotare qualche soggiorno a prezzi economici con pochi click tramite Airbnb.

1.2. Funzionamento della sharing economy

Nel 2015 l'Oxford Dictionary ha definito la sharing economy come: *“Un sistema economico in cui beni o servizi sono condivisi, gratis o a pagamento, tra individui, attraverso Internet. Grazie alla sharing economy, si può agevolmente noleggiare la propria auto, il proprio appartamento, la propria bicicletta o persino la propria rete Wi-Fi quando non li si utilizzano”*.

L'economia della condivisione si può anche definire come una rete economica peer to peer, all'interno della quale le persone forniscono beni e servizi ad altri in maniera gratuita o a pagamento.

Questo modello di business trova terreno fertile per il suo sviluppo in contesti in cui il prezzo degli asset è elevato e questi risultano essere sottoutilizzati. Si può spiegare meglio il concetto di sharing economy presentando il seguente esempio.

Da indagini di mercato è stimato che un trapano elettrico, per utilizzo non professionale, è acquistato nel momento della necessità ed usato mediamente per un totale di 15 minuti di lavoro effettivo durante la sua intera vita (risultando essere un bene ampiamente sottoutilizzato). Una persona, sprovvista dell'utensile sopra citato, nel momento del bisogno sarebbe favorevole ad affittarne uno da un individuo che lo possiede piuttosto che acquistarlo. In questo modo si andrebbe a creare un vantaggio da entrambe le parti; il proprietario verrebbe ricompensato economicamente per il prestito della risorsa sottoutilizzata, mentre il locatario pagherebbe solo per l'uso effettivo dell'oggetto, evitando l'esoso acquisto.

La sharing economy, quindi, stimola la condivisione di risorse e il riutilizzo di beni al fine di una riduzione degli sprechi economici e materiali evitando l'immissione di nuovi beni nel mercato, che risulterebbero sottoutilizzati.

Questo modello di business, infatti, consente un risparmio economico per migliaia di privati, un ritorno economico per chi decide di mettere a disposizione un suo asset e un impatto positivo a livello ambientale (dato dalla riduzione della produzione di beni).

Un elemento centrale della sharing economy risulta essere la fiducia che deve crearsi tra chi condivide il bene e chi ne usufruisce, questa è sempre più spesso stimolata dalla creazione di community su piattaforme online.

Grazie ad esse, ogni utente può esprimere un giudizio sugli utenti con cui ha effettuato una transazione; grazie a questo sistema di recensioni si crea un beneficio duale: da una parte, gli utenti descrivono aspetti positivi e negativi della loro esperienza di sharing, nel momento in cui questa si conclude; dall'altra i prestatori degli asset vanno a esprimere il loro parere sugli utenti che hanno usufruito del loro bene. Così facendo, prima di effettuare la transazione, è possibile individuare la bontà delle parti coinvolte.

L'economia della condivisione si basa principalmente su transazioni peer to peer per la condivisione di beni e servizi poco utilizzati dal proprietario. Le parti coinvolte in questo scambio sono tre:

1. **Proprietari dell'asset:** privati o aziende che mettono a disposizione un loro asset in maniera gratuita oppure in cambio di un ritorno economico
2. **Utenti:** coloro che usufruiscono dei servizi o beni messi a disposizione dai proprietari
3. **Piattaforme online:** fungono da intermediari per mettere in contatto i proprietari con gli utenti, agevolando le transazioni in cambio di una percentuale su esse; in altre parole, hanno il ruolo fondamentale di agevolare l'incontro tra la domanda e l'offerta.

La sharing economy può trovare applicazione nella maggior parte dei settori del mercato, i principali sono il turismo, la ristorazione, la mobilità e il mondo del business con la condivisione di ambienti di lavoro.

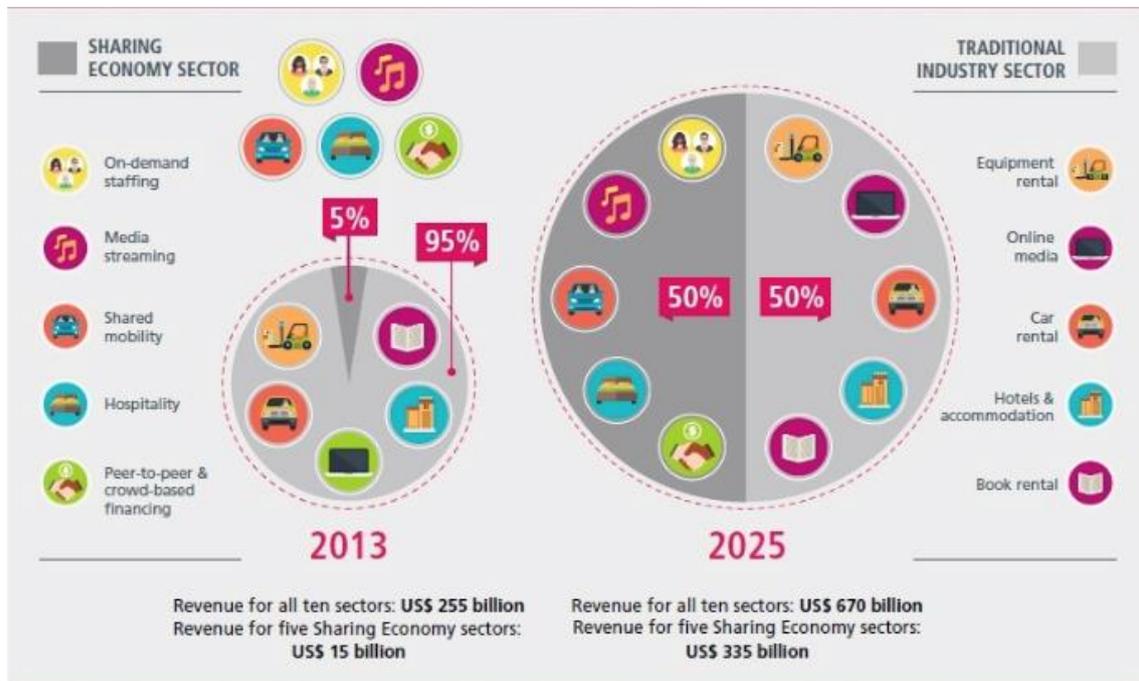


Figura 1: Crescita e diffusione della Sharing economy nel tempo.

L'immagine analizza cinque settori industriali tradizionali e cinque settori in cui è applicata la sharing economy. Si noti che nel 2013 i settori in cui era applicata la sharing economy generavano solamente il 5% del fatturato del mercato preso in esame, si stima, invece, che nel 2025 il fatturato derivante da settori con Sharing economy eguaglierà quello derivante dai settori tradizionali.

1.3. Fattori scatenanti della sharing economy

La letteratura disponibile in rete della sharing economy sembra essere concorde su quali siano stati i fattori determinanti per lo sviluppo e successiva diffusione di questo modello di business.

Gli eventi che hanno permesso la crescita e diffusione, risultano essere: la crisi economica del 2008, la creazione di piattaforme digitali, il cambiamento del modello valoriale e gli aspetti ambientali. Di seguito analizziamo questi fattori.

- **Crisi economica del 2008**

La crisi economica del 2008, anche conosciuta come *grande recessione*, fu una crisi finanziaria a livello mondiale generata dallo scoppio della bolla immobiliare americana.

Nei periodi precedenti alla crisi, le banche americane per far fronte ad un aumento della domanda di acquisto di immobili iniziarono a concedere mutui a tasso variabile a clienti subprime, ovvero persone che era noto che non avrebbero potuto saldare il loro debito. I mutui dei subprime furono “impacchettati” dalla finanza mondiale in strumenti derivati, ovvero strumenti finanziari il cui valore deriva da altri strumenti finanziari, nel caso in questione dai mutui subprime. Molte banche costruirono pacchetti finanziari basati sui mutui americani, il cui valore dipendeva dal saldo dei mutui stessi.

Il crollo iniziò nel 2006 quando le rate dei mutui iniziarono a diventare insostenibili per molte persone che diventarono morose andando incontro al pignoramento della casa. Ciò portò il valore delle case iniziò a calare rapidamente e con esso il valore degli strumenti finanziari collegati, che crollarono drasticamente in seguito alle continue vendite da parte di risparmiatori in cerca di recuperare i loro risparmi innescando perdite economiche su scala globale.

La sharing economy ha trovato terreno fertile in contesti in cui il benessere economico è diminuito rispetto ad anni passati, portando le persone ad accettare modelli di business come la sharing economy in cui viene pagato l'effettivo utilizzo

di un bene o servizio grazie alla condivisione di asset, rinunciando a un acquisto esoso per un bene sottoutilizzato per la maggior parte della sua vita utile.

- **Creazione di piattaforme digitali**

La sharing economy non avrebbe potuto diventare il modello di business che attualmente è senza l'utilizzo del web. Internet, ha permesso la creazione di piattaforme digitali (Airbnb, Uber, etc..) che consentono a utenti estranei e lontani geograficamente tra loro di scambiarsi informazioni agevolando l'incontro tra domanda e offerta con la creazione di comunità virtuali.

L'intento di queste piattaforme digitali è quello di creare vere e proprie community per potere instaurare un clima di fiducia tra chi offre il servizio e chi lo ricerca al fine di favorire le transazioni e invogliare l'ingresso di nuovi membri.

Il sistema delle recensioni nasce proprio con questo scopo; ogni utente è stimolato a comportarsi al meglio, ad essere trasparente e offrire il miglior servizio possibile per essere recensito positivamente ottenendo così la fiducia della community, che gli permetterà di aumentare la possibilità di concludere transazioni future.

L'incontro di domanda e offerta è anche favorito da processi di *big data analytics*, ovvero l'analisi di volumi massivi di dati derivanti dalle ricerche online per poter ottenere informazioni che verranno poi elaborate da algoritmi informatici per poter proporre automaticamente, a chi naviga, annunci in linea con le preferenze personali, rendendo ancora più semplice e veloce il match tra domanda e offerta.

- **Cambiamento del modello valoriale**

Post crisi economica del 2008 le persone hanno iniziato a rivedere l'importanza dei valori in un periodo di forte incertezza futura dettata da una diminuzione di confort economico. Nello specifico si è passati da una società capitalista basata sull'individualismo e il possesso, alla ricerca di valori basati sulla condivisione, la diminuzione degli sprechi, la sostenibilità e il risparmio economico.

Il cambiamento del modello valoriale è anche strettamente collegato ad una maggior consapevolezza dell'importanza degli aspetti ambientali che sono spiegati nel paragrafo sottostante.

- **Aspetti ambientali**

Ormai è chiaro e c'è sempre più consapevolezza dell'impatto che le attività industriali per la produzione intensiva di beni hanno sull'ambiente e le conseguenze negative che vengono a crearsi.

I principali effetti negativi che anni di produzione sfrenata, consumi massivi e poco attenti agli aspetti ambientali hanno generato sono: scarsità di risorse, inquinamento e surriscaldamento globale.

Il verificarsi di questi effetti e le conseguenze che si innescano hanno portato alla ricerca di modelli di business più sostenibili sia dal punto di vista economico sia da quello ambientale; la sharing economy riesce a rispondere esigenze grazie al suo intento di ridurre gli sprechi, evitando di produrre e immettere sul mercato nuovi beni grazie alla condivisione di risorse che resterebbero sottoutilizzate se usufruite ad un solo individuo.

1.4. Vantaggi e svantaggi della sharing economy

Per comprendere a pieno questo fenomeno è necessario spiegare i vantaggi e gli svantaggi che questa genera per gli stakeholders.

Iniziando a descrivere i benefici, il primo è di tipo *economico* e risulta essere duale: il proprietario dell'asset ottiene profitti da un bene che rimarrebbe inutilizzato, senza, ovviamente, generare ricavi; l'utilizzatore, invece, può usufruirne per il periodo di tempo di reale necessità, pagando un prezzo proporzionale allo sfruttamento del bene evitando di doverlo acquistare personalmente.

La sharing economy genera beneficio anche a livello sociale poiché crea nuove opportunità di lavoro da asset sottoutilizzati, si pensi ad attività di food delivery oppure Uber.

Un ulteriore beneficio, come descritto precedentemente è di tipo *ambientale*; l'uso condiviso di un asset riduce la domanda di nuovi beni, diminuendo la produzione e l'immissione nel mercato di nuovi prodotti con conseguente minor impatto ambientale.

L'ultimo beneficio analizzato è di tipo *sociale*; la sharing economy porta alla creazione di community spingendo i consumatori ad essere membri attivi delle società; questi, infatti, non solo prestano e/o prendono in prestito beni ma recensiscono, anche, la loro esperienza tramite le piattaforme online, costruendo, di fatto, un ambiente più fiducioso favorendone così le transazioni future.

Come ogni innovazione i vantaggi sono sempre accompagnati da qualche svantaggio.

In primis la diminuzione di produzione e immissione sul mercato di nuovi beni risulta essere uno svantaggio per le grandi imprese produttrici che vedrebbero diminuire la domanda per i loro prodotti, che porta di conseguenza ad una diminuzione di offerta di posti di lavoro.

Il concetto si può generalizzare a tutti gli incumbents presenti dei settori in cui si sta diffondendo la sharing economy; esempi potrebbero essere gli albergatori con Airbnb o i tassisti con Uber che vedono erodersi quote di mercato dal nuovo business.

Un altro elemento critico della sharing economy risultano essere le normative a cui devono essere sottoposti coloro che ottengono utili dalle piattaforme di sharing; vi è forte dibattito sul considerare i rider per il food delivery o gli autisti di Uber come dipendenti, quindi aventi diritto a un salario minimo, oppure no, o ancora a quale aliquota fiscale sottoporre gli utili. Questa mancanza di normative per queste nuove professioni lavorative porta, spesso, ad una mancanza, e in alcuni casi assenza di tutele adeguate.

1.5 Tipologie di sharing economy

La sharing economy sta entrando sempre più nel quotidiano di tutti noi e diffondendosi in nuovi settori.

I pionieri, nonché più famosi casi di sharing economy risultano essere Uber e Airbnb, nati sul concetto di *rental economy*, ovvero il noleggio o affitto condiviso di asset, ma sono diverse e sempre di più le tipologie e gli ambiti a cui viene applicata la sharing economy. Andiamo ad analizzare le principali:

- **House sharing**

Con house sharing si intende l'affitto di abitazioni per brevi o brevissimi periodi, sfruttando piattaforme digitali che permettono e agevolano l'incontro tra domanda e offerta. L'house sharing è una soluzione più economica delle prenotazioni alberghiere e offre comodità differenti rispetto alle sistemazioni in hotel; infatti, offre tutte le comodità che un'abitazione privata dispone, tra cui cucina, spazi per fare il bucato e la completa indipendenza.

La piattaforma di house sharing più nota di house sharing risulta essere Airbnb (verrà approfondita nel capitolo 2), che con la sua diffusione ha generato forti turbolenze nel settore alberghiero.

- **Sharing mobility**

Con sharing mobility si intende la possibilità di noleggiare un veicolo per una singola tratta o per alcune ore a fronte del pagamento di una tariffa oraria per il tempo di utilizzo.

Questa tipologia di servizi sono basati su piattaforme online disponibili su smartphone o su web che permettono di identificare la posizione, in tempo reale, dei veicoli disponibili e di effettuare il pagamento per noleggiare il mezzo prescelto.

La sharing mobility è applicata a sempre più tipologie di mezzi; nasce inizialmente con lo sharing di auto per poi estendersi a biciclette, scooter e monopattini elettrici.

Il car sharing, comprende anche servizi in cui autisti offrono un passaggio a fronte di una remunerazione, come nel caso di Uber, oppure piattaforme che permettono di organizzare viaggi condivisi in auto con altre persone per poter dividere le spese, come nel caso della piattaforma Bla Bla Car.

- **Co-working**

Con il termine co-working si intende la condivisione di spazi di lavoro con altri professionisti, pur mantenendo la propria indipendenza lavorativa. Questo modello di sharing permette a persone che non hanno un ufficio fisso di poter affittare, ad un prezzo moderato, uno spazio in cui poter lavorare; solitamente la maggior parte degli spazi di coworking sono costituiti da open space in cui vengono messe a disposizione postazioni di lavoro e spazi relax condivisi.

Un grande vantaggio che offre il lavorare in coworking è dato proprio dalla condivisione degli spazi con altri professionisti provenienti da settori diversi tra loro; questo permette l'esposizione dei lavoratori a flussi informativi di vario genere e ambito permettendo lo scambio di idee e nozioni.

L'ambiente lavorativo che si viene a creare negli spazi lavorativi di coworking risulta essere, quindi, particolarmente innovativo e stimolante.

2. AIRBNB

Airbnb è una piattaforma online di sharing che permette di mettere in contatto persone che cercano un alloggio o una camera per un soggiorno di breve durata con chi dispone di questi asset e decide di affittarli in cambio di un compenso economico.

Attualmente Airbnb permette l'affitto di abitazioni in 220 paesi e oltre 100.000 città con 4 milioni di hosts attivi (dati rilasciati da Airbnb nel 2020).

2.1. Storia

Airbnb nasce alla fine del 2007 a San Francisco da un'idea di Brian Chesky e Joe Gebbia, due giovani designers trasferitesi da poco a San Francisco in cerca di nuove opportunità lavorative.

In quel periodo San Francisco si preparava ad ospitare l'Industrial Design Society of America, una delle più importanti conferenze sul design industriale a livello globale. A causa del grande successo dell'evento in quell'anno le principali strutture alberghiere registrarono un tutto esaurito, rendendo molto difficile trovare una sistemazione in città nei giorni dell'evento.

Brian e Joe riuscirono a trarre vantaggio economico da questa situazione mettendo a disposizione tre semplici materassini gonfiabili nella loro abitazione e permettendo di poterli "affittare" a chi cercava una sistemazione di breve termine a San Francisco. L'offerta dei due designer era molto semplice: un posto dove dormire con prima colazione inclusa.

I due giovani, per poter diffondere la loro offerta, crearono, velocemente un sito internet, che inizialmente si chiamava "airbedandbreackfast.com" dove pubblicarono la loro proposta con annesse le foto degli spazi condivisi della loro casa.

Curioso è il nome scelto perché costituito dalle parole *Airbed* che in inglese indicano i materassini gonfiabili e *breackfast* ad indicare la colazione che veniva inclusa nel servizio offerto.



Figura 2: logo del primo sito internet creato da Brian Chesky e Joe Gebbia

Il giorno stesso della pubblicazione dell'annuncio trovarono i primi tre clienti che a causa della scarsità di offerta da parte delle strutture alberghiere erano disposte a pagare 80 euro a notte per la sistemazione proposta dai due designer.

Lo step successivo che ha permesso di trasformare *Airbedandbreackfast* in *Airbnb* avvenne quando ad i due designer si unì Nathan Blecharczyk, ventinovenne laureato in informatica che migliorò la piattaforma online esistente di Airbnb, creando un algoritmo che dava la possibilità a chi voleva pubblicare un annuncio per affittare un'abitazione di poterlo fare facilmente, entrando in contatto, grazie al sito internet, con chi era in cerca di una sistemazione temporanea, matchando agevolmente domanda e offerta.

L'idea era geniale e innovativa, ma nessun investitore era disposto a finanziare la grande scommessa dei tre giovani; il punto di svolta arrivò nel 2008, quando a Denver stava per svolgersi la Democratic National Convention, evento che prevedeva il discorso di Barack Obama, candidato alla presidenza americana e a cui era prevista un'affluenza di 80.000 persone. La situazione che si stava creando era molto simile a quella dell'anno precedente con l'Industrial Design Society of America a San Francisco; strutture alberghiere al completo e migliaia di persone in cerca di una sistemazione per qualche notte.

L'evento garantì ad Airbnb un boom di prenotazioni, nel periodo del convegno, grazie all'eco mediatico che stava avendo la piattaforma; purtroppo, però il grande successo rimase confinato ai giorni dell'evento. I tre ragazzi non si diedero per vinti e sfruttarono il periodo di campagna elettorale americana per raccogliere liquida, essenziale, in questo periodo, alla sopravvivenza di Airbnb, in cui gli investitori sembravano dare sufficiente fiducia al progetto.

I tre comprarono all'ingrosso cereali per la prima colazione e li confezionarono in scatole da loro progettate raffiguranti le caricature dei due candidati alla presidenza,

Obama e McCain. Una parte di questi prodotti furono spediti dai tre startupper alla stampa che iniziò a parlare della particolare iniziativa facendola diventare virale, rendendo possibile la vendita di tutte le 1000 scatole di cereali a 40 dollari al pezzo, a collezionisti attratti dall'eco mediatico dell'iniziativa (si pensi che pure la CNN, intervistò i tre giovani su questa raccolta fondi alternativa), generando utili per 30 mila dollari.



Figura 3: i cereali messi in vendita dai fondatori di Airbnb

Questa particolare iniziativa diventò fondamentale per la crescita di Airbnb poiché nell'anno successivo uno dei principali incubatori e finanziatori di startup chiamato *Y-Combinator* decise di premiare lo spirito imprenditoriale e la genialità dei tre innovatori.

Nel colloquio, dopo il quale l'incubatore concesse i primi finanziamenti ad Airbnb, venne riconosciuto esplicitamente il mind set dei giovani che in un periodo in cui la loro idea era sull'orlo del fallimento per la scarsità di liquidità erano riusciti a risollevarsi autonomamente con un'idea fuori dagli schemi, lontana dal loro core business, ma geniale.

In breve tempo si notò che l'idea innovativa dei tre designers stava trovando il favore di un numero di persone in continua crescita e le transazioni tra esse aumentavano di giorno in giorno; così a fine 2008 i tre ragazzi cambiarono il nome e il logo della loro

piattaforma in “Airbnb” e iniziarono a ottenere una percentuale su ogni prenotazione effettuata grazie al loro sito.



Figura 4: logo di Airbnb dal 2009 al 2014

Dopo un primo periodo di tempo, necessario per permettere la diffusione dell'innovazione, Airbnb inizia a crescere a vista d'occhio, tant'è che, da dati ufficiali Airbnb, nel febbraio 2011 la piattaforma conta cumulativamente un milione di notti prenotate con Airbnb, che arriva a cinque milioni nel Gennaio 2012 e cresce esponenzialmente raggiungendo i dieci milioni in quello stesso anno. Da fine 2012 Airbnb smette di pubblicare, nei suoi dati ufficiali, il numero di notti prenotate, ma pubblica il numero di ospiti utilizzando il servizio. Nel 2014 più di diciassette milioni di ospiti avevano utilizzato Airbnb, nel gennaio 2015 la cumulata degli adottatori arriva a 30 milioni di persone. In questi anni la crescita di Airbnb inizia a essere esponenziale tant'è che nella sola estate di quell'anno 17 milioni di ospiti prenotano le loro vacanze estive tramite la piattaforma in analisi, ma il picco di adozioni non è ancora raggiunto; infatti, nell'anno 2016 si raggiunge il traguardo di cento milioni di ospiti dall'avvio di Airbnb.

In parallelo anche il numero di annunci ha subito una crescita vertiginosa passando da un'offerta di 50.000 pubblicazioni nel 2010, 200.000 a fine 2012 per arrivare a circa tre milioni di annunci attivi nel 2021.

L'idea originale di Joe e Brian Airbnb è cresciuta esponenzialmente fino a diventare il colosso che è attualmente; una piattaforma online valutata per trenta miliardi di dollari, con tre milioni di annunci attivi e in grado di competere con il settore alberghiero.

2.2. Business model di Airbnb

Come scritto in precedenza, Airbnb è una piattaforma digitale basata sulla sharing economy che crea valore grazie allo sfruttamento di risorse sottoutilizzate.

Il modello di business di Airbnb è da considerare peer to peer (P2P) poiché collega proprietari di abitazioni con utenti in cerca di una sistemazione per soggiorni di brevi periodi.

Il valore che Airbnb crea è duale: da un lato consente agli hosts di pubblicare annunci gratuitamente sulla piattaforma online e guadagnare dall'affitto di spazi abitativi di loro proprietà; dall'altro lato permette ai viaggiatori di prenotare, agevolmente e a costi ridotti rispetto ad una camera d'albergo, soggiorni in abitazioni private.

Airbnb, quindi, tramite la sua piattaforma online facilita l'incontro dell'offerta di abitazioni in affitto con la domanda per esse, garantendo un matching in grado di soddisfare le richieste espresse, tramite il sito internet, dal futuro locatario.

Il modello di business di Airbnb si basa principalmente su tre tipologie di attori: gli hosts, i viaggiatori e i fotografi professionisti.

Gli *hosts* sono i proprietari di abitazioni sottoutilizzate che vogliono mettere in affitto per ottenere un ritorno economico, pubblicano sul portale online di Airbnb, o mediante App, gli annunci delle proprietà che vogliono affittare e decidono, tramite il sistema di recensioni, quali viaggiatori accettare, tra quelli che hanno espresso la volontà di diventare locatari. Risulta essere di fondamentale importanza per gli hosts il costruirsi una buona reputazione tramite le recensioni lasciate dai locatari a fine del loro soggiorno.

I *viaggiatori* sono coloro che cercano una sistemazione, in base alle loro esigenze, tra quelle proposte dal portale online, nella città in cui vogliono soggiornare. Sono soggetti alle recensioni degli hosts al termine dell'affitto, ma a loro volta vengono recensiti da quest'ultimi.

I *fotografi professionisti* sono una risorsa che Airbnb ritiene indispensabile; sono pagati direttamente dalla piattaforma in analisi, per scattare fotografie di alta qualità

alle abitazioni che saranno poi inserite negli annunci pubblicati sul portale; Airbnb ritiene essenziale che gli annunci siano correlati da immagini di alta qualità per invogliare i viaggiatori ad effettuare la prenotazione.



Figura 5: I tre principali attori coinvolti nell'ecosistema di Airbnb

Il matchmaking tra locatori e locatari avviene tramite l'efficiente piattaforma online di Airbnb che, in maniera simile ad una agenzia di viaggi classica, permette una ricerca filtrando per destinazione, date, numero di ospiti, prezzo e altri parametri selezionabili dall'intuitiva interfaccia web.

Gli utili di Airbnb derivano da percentuali trattenute su ogni transazione avvenuta grazie alla piattaforma; in particolare è applicato un costo di servizio a carico del viaggiatore che, mediamente, va dal 12 al 15% del subtotale (prezzo giornaliero + spese di pulizia + eventuali costi per l'ospite aggiuntivo, al netto dei costi di Airbnb e delle tasse) e a carico dell'host che va dal 3 al 5% (in base ai termini di cancellazione che l'host vuole garantire al locatario).

Le informazioni, finora descritte, possono essere raccolte e riassunte tramite il Business model canvas (figura 6), un utile strumento che permette di avere una chiara rappresentazione del modello di Business in analisi. Questo strumento offre una rappresentazione grafica, tramite uno schema costituito da nove blocchi dei

principali elementi che permettono al modello di Business di essere sostenibile e di avere successo.

Si evidenzia infatti il valore che il modello di business vuole creare, i partner, le attività e le risorse necessarie per la sua sostenibilità, quali sono i clienti, le relazioni che si instaurano con essi e i canali tramite cui questi vengono raggiunti. La parte più bassa del Business model canvas è dedicata agli aspetti più finanziari in cui vengono enunciate le principali voci di costo e ricavo.

KEY PARTNERS	KEY ACTIVITIES	VALUE PROPOSITION	CUSTOMER RELATIONSHIP	CUSTOMER SEGMENTS
<ul style="list-style-type: none"> • <u>Hosts</u>: coloro che pubblicano annunci su Airbnb • <u>Fotografi professionisti</u>: pagati da Airbnb per rendere più attrattivi gli annunci • <u>Investitori</u>: portano liquidità necessaria per permettere ad Airbnb di ampliarsi e diffondersi • <u>Payment partners</u>: permettono di poter effettuare transazioni economiche direttamente sulla piattaforma Airbnb • <u>Compagnie assicurative</u>: al fine di dare maggior garanzie e permettere la cancellazione di prenotazioni senza perdere la totalità dell'importo pagato 	<ul style="list-style-type: none"> • <u>Ottimizzazione piattaforma IT</u>: al fine di garantire una migliore esperienza online e il matching tra domanda e offerta • <u>Analisi dati</u>: atte al generare statistiche, che verranno impiegate per l'ottimizzazione di tutto il sistema Airbnb • <u>Marketing</u>: per favorire la diffusione della piattaforma 	<ul style="list-style-type: none"> ➢ <u>Valore per gli hosts</u>: <ul style="list-style-type: none"> ▪ <u>Benefici economici</u>: gli host ottengono un ritorno economico dall'affitto di un loro asset sottoutilizzato ▪ <u>Facilità nel trovare locatari</u> ▪ <u>Facilità nella gestione delle transazioni</u> ▪ <u>Sistema di recensione degli ospiti</u>: permette all'host di controllare il background degli ospiti che decide di accettare ➢ <u>Valore per gli ospiti</u> <ul style="list-style-type: none"> • <u>Risparmio economico</u>: minor costo rispetto a sistemazioni alberghiere • <u>Facilità nelle transazioni</u> • <u>Esperienza locale e autentica</u>: l'affitto di un'abitazione permette di immergersi maggiormente nelle realtà locali • <u>Sistema di recensioni</u>: permette di leggere recensioni sul locatore prima di procedere alla transazione 	<ul style="list-style-type: none"> • <u>Servizi di supporto cliente</u>: assistenza online 24 ore su 24, 7 giorni su 7 • <u>Assicurazione sulle transazioni</u>: Airbnb tramite compagnie assicurazioni permette la cancellazione della prenotazione fino a poche ore prima del soggiorno 	<ul style="list-style-type: none"> ➢ <u>Host</u>: <ul style="list-style-type: none"> ▪ <u>Proprietari di asset sottoutilizzati</u>: proprietari di case o spazi abitativi in cerca di qualche profitto extra ▪ <u>Facilità nel trovare locatari</u> ▪ <u>Facilità nella gestione delle transazioni</u> ➢ <u>Ospiti</u> <ul style="list-style-type: none"> • <u>Locatari</u>: viaggiatori in cerca di sistemazioni più economica rispetto a quelle alberghiere
		<p>KEY RESOURCES</p> <ul style="list-style-type: none"> • <u>Brand</u> • <u>Piattaforma internete e mobile app</u> • <u>Algoritmo, Dati IT, Analytics</u> • <u>Sviluppatori Web</u> 	<p>CHANNELS</p> <ul style="list-style-type: none"> • <u>Airbnb web</u> • <u>Airbnb App</u>: disponibile in versione mobile sia per IOS che Android • <u>Digital Advertising</u>: annunci web che permettono la promozione e diffusione di Airbnb • <u>Meccanismi di passaparola</u>: sono fondamentali per permettere la diffusione di Airbnb 	
<p>COST STRUCTURE</p> <ul style="list-style-type: none"> • <u>Costi di mantenimento Piattaforma Web e App</u> • <u>Costi di finanziamento di attività di marketing</u> • <u>Pagamento fotografi professionisti</u> • <u>Salari per i dipendenti Airbnb</u> 			<p>REVENUE STREAM</p> <ul style="list-style-type: none"> • <u>Commissioni da host</u>: dal 3 al 5% (in base ai termini di cancellazione) del importo pagato per l'affitto viene trattenuto da Airbnb • <u>Commissioni dagli ospiti</u>: vengono addebitati, mediamente all'ospite dal 12 al 15% del subtotale (prezzo giornaliero + spese di pulizia + eventuali costi per l'ospite aggiuntivo, al netto dei costi di Airbnb e delle tasse) della prenotazione come spese di transazione 	

Figura 6: Business Model Canvas di Airbnb

2.3. L'innovazione dirompente di Airbnb e la minaccia per gli hotel

Il rapporto tra Airbnb e il settore alberghiero è sempre stato turbolento a causa della rapida diffusione della piattaforma americana con conseguente erosione di quote di mercato a danno degli incumbents.

L'approccio innovativo di Airbnb può essere spiegato dalla teoria dell'*innovazione disruptive* introdotta da Clayton M. Christensen nel 1995.

Per innovazione disruptive si intende il processo con cui un'azienda più piccola e con meno risorse riesce a sfidare con successo gli incumbents presenti nel mercato. Le aziende storiche operanti in un determinato settore, infatti, spesso sottostimano la minaccia che un'azienda piccola e giovane potrebbe rappresentare, evitando di ostacolarne l'ingresso.

Il fenomeno accade poiché spesso gli incumbents di un certo settore di mercato tendono a migliorare i loro prodotti e servizi per i segmenti di clienti più esigenti (solitamente più redditizi), ignorandone, di fatto, altri.

La strategia delle aziende che portano innovazioni disruptive è quella di entrare, inizialmente, nei segmenti trascurati dagli incumbent, con prodotti con prestazioni minori rispetto a quelli già presenti nel mercato, ma a prezzi inferiori.

Gli incumbents non vedendo ridursi significativamente, in un primo momento, le loro quote di mercato e continuando a essere interessati ai segmenti più redditizi tendono a sottovalutare la nuova azienda, non rispondendo alla minaccia che essa rappresenta e non ostacolandone, quindi l'ingresso.

Gli utili che l'azienda entrante ottiene, nei segmenti meno redditizi, spesso sono investiti per migliorare progressivamente il prodotto fino al punto che i clienti degli incumbents iniziano a ritenere soddisfacenti le prestazioni del nuovo prodotto, preferendolo rispetto al bene offerto dalle aziende storiche che vedono erodere le loro quote di mercato in modo sempre più significativo.

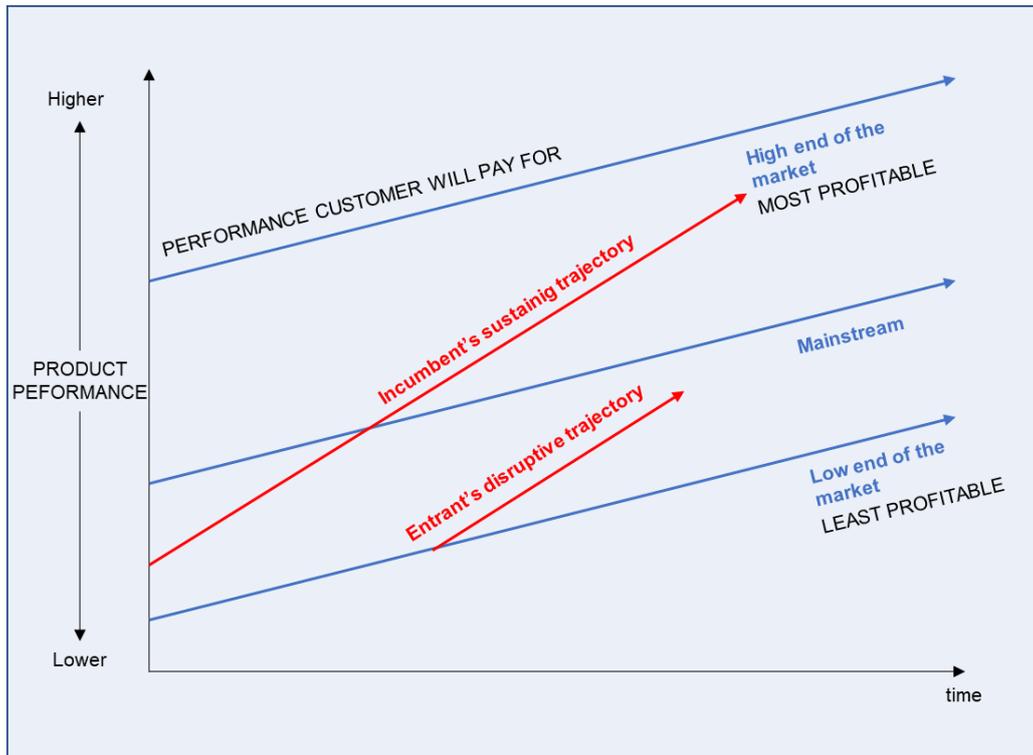


Figura 6: rappresentazione grafica dell'innovazione disruptive.

Il grafico mette a confronto le traiettorie delle prestazioni del prodotto (curve rosse; la curva superiore rappresenta le prestazioni del prodotto dell'incumbent mentre la curva inferiore quelle della azienda entrante; entrambe tendono a migliorare progressivamente nel tempo) con le curve di domanda per diversi segmenti di mercato (curve blu; rappresentano la willingness to pay per i vari segmenti). Le aziende incumbent producono beni con prestazioni elevate per soddisfare il segmento più esigente e profittevole (high end of the market); le prestazioni offerte da questo tipo di prodotto supera le esigenze e la disponibilità a pagare del segmento di fascia bassa (low end of the market) e di buona parte di quello di fascia media (mainstream). Questo permette all'azienda entrante di iniziare a vendere nei segmenti meno profittevoli che gli incumbents trascurano per poi, con il progressivo miglioramento del prodotto, entrare in segmenti sempre più profittevoli erodendo sempre più quote agli incumbents.

La strategia seguita da Airbnb segue fedelmente il modello teorico dell'innovazione disruptive appena spiegato. La piattaforma di San Francisco ha iniziato, infatti, il suo business rivolgendosi a clienti di basso profilo in cerca di una sistemazione a buon prezzo (low end of the market). Successivamente con la sua diffusione, Airbnb ha iniziato a offrire un catalogo di sistemazioni sempre più vasto e vario (stanze condivisi, alloggi, ville, castelli), estendendo l'offerta anche a clienti più esigenti e

redditizi (mainstream e parte dell'high end of the market), diventando a tutti gli effetti un competitor degli alberghi.

Nel 2013 Daniel Guttentag, ricercatore presso l'università di Waterloo (Ontario, Canada), pubblicò la ricerca riguardante la piattaforma di Airbnb più consistente effettuata fino ad ora su questa tematica, soffermandosi sulla potenziale innovazione disruptive che questa poteva portare nel settore alberghiero.

Airbnb, infatti, a prima vista offre prestazioni inferiori rispetto agli hotel (pulizia, qualità arredamenti, gestione dei processi di check-in/out, richieste addizionali del cliente), tuttavia, per alcuni consumatori il servizio offerto dagli alberghi potrebbe risultare avere prestazioni eccessive a quelle desiderate. Per alcuni clienti, quindi, la soluzione offerta da Airbnb può risultare più vantaggiosa grazie ad un pacchetto di vantaggi offerti, tra cui:

- *Prezzo*: risulta essere l'elemento che maggiormente porta i consumatori a preferire una sistemazione con Airbnb rispetto ad una camera d'albergo. In media, un soggiorno prenotato attraverso Airbnb ha un prezzo dal venticinque al cinquanta per cento inferiore rispetto alle tariffe degli alberghi.
- *Servizi*: un alloggio prenotato con Airbnb offre servizi utili, che spesso una camera d'albergo non può garantire. La maggior parte delle sistemazioni sono dotate, infatti di cucina e offrono più indipendenza al cliente.
- *Esperienza*: con gli alloggi di Airbnb è più facile calarsi nella realtà locale; spesso l'host accoglie il cliente consigliando personalmente itinerari, eventi o locali presenti nel circondario.

Lo studio di Guttentag ha anche analizzato se Airbnb potesse diventare un sostituto degli hotel e grazie alla somministrazione di questionari (923 rispondenti) è emerso che il 64.8% dei rispondenti considera e utilizza la piattaforma americana come sostituto degli hotel e la maggioranza di loro riporta che prima dell'avvento di Airbnb soggiornava in hotel di fascia media (2-3 stelle). Diversa è la situazione di coloro che soggiornano in albergo per motivi lavorativi o prediligono hotel di lusso poiché risultano essere i meno propensi ad abbandonare la sistemazione in hotel per Airbnb.

Ulteriori fattori, emersi dagli studi di Guttentag, che influenzano il passaggio da hotel ad Airbnb risultano essere l'età anagrafica (le persone più anziane sono le più avverse all'uso di Airbnb come sostituto degli hotel) e lo status finanziario.

Nell'immagine sottostante vengono rappresentati i principali risultati emersi dagli studi di Daniel Guttentag.

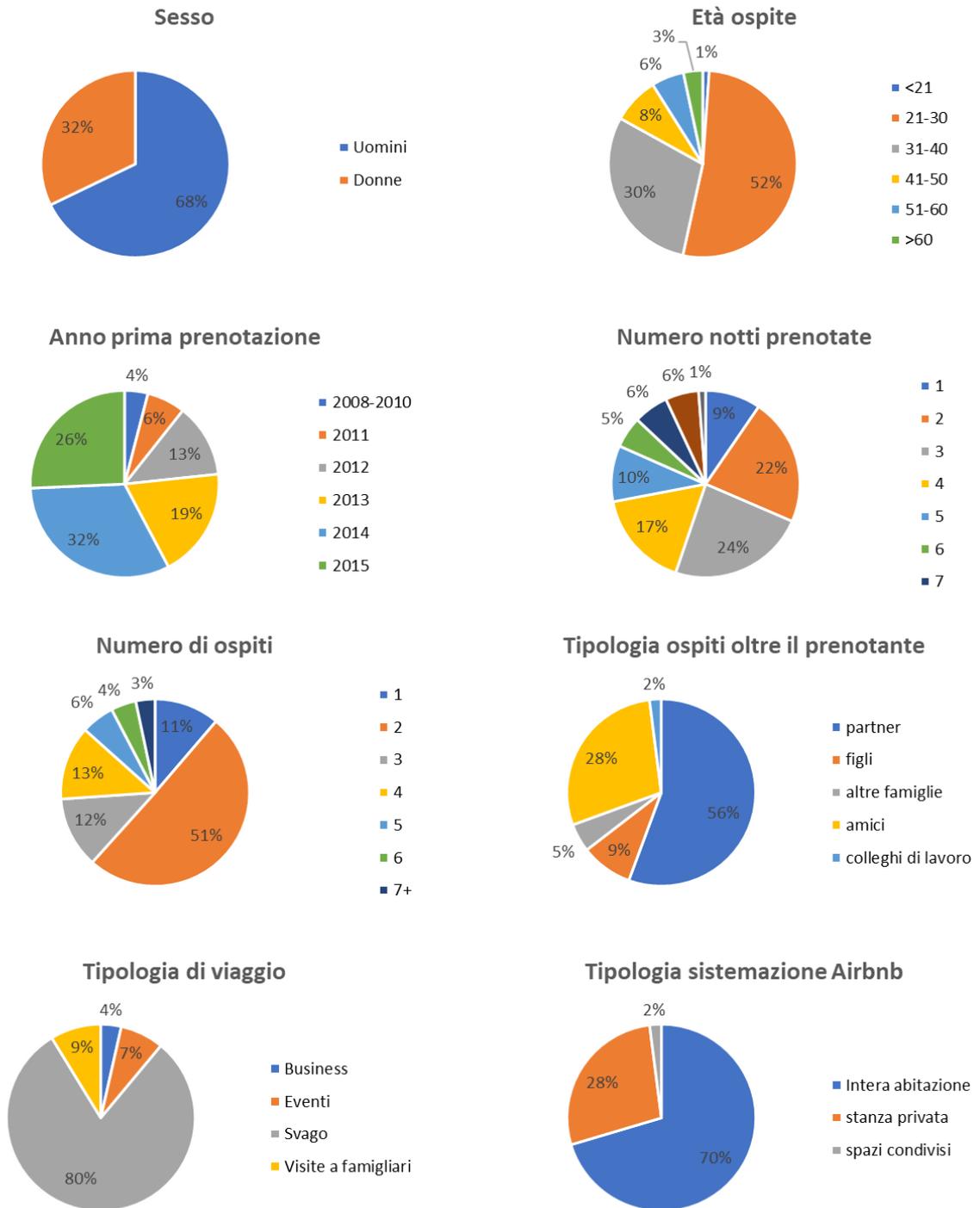


Figura 7: principali risultati emersi dagli studi di Guttentag

3. IL MODELLO DI BASS

L'intento di questo lavoro di tesi vuole essere quello di valutare la diffusione nel tempo di Airbnb in diverse regioni europee e successivamente studiare l'influenza che alcune variabili socioeconomiche hanno sulla piattaforma.

Per fare questo è necessario servirsi di un modello di diffusione che riesca a lavorare in contesti non stabili e fortemente innovativi; il modello di Bass risulta essere quello che risponde al meglio a queste esigenze.

3.1. I modelli di diffusione

Quando si vuole prevedere la domanda per prodotti o servizi innovativi è necessario studiare il fenomeno di diffusione lungo tutto il suo ciclo di vita.

I modelli di diffusione prevedono il tasso di diffusione per ogni istante di tempo t , ovvero quanti non adottatori modificheranno il loro status diventando adottatori. Questo concetto può venire espresso in termini generali con l'equazione:

$$\frac{dN(t)}{dt} = g(t)[M - N(t)] \quad (1)$$

Dove:

$dN(t)/t$ = tasso di diffusione all'istante di tempo t

$N(t)$ = numero cumulativo di adottatori all'istante di tempo t

M = market size, rappresenta il livello di saturazione del mercato

$g(t)$ è la probabilità di adozione per un individuo che non ha ancora adottato

I primi studi per la formulazione di modelli di previsione che tenessero conto del fenomeno di diffusione erano basati su due modelli alternativi.

Il primo si basa su una legge esponenziale negativa (Fourth and Woodlock 1960), con $g(t)=p$, dove p è il coefficiente di innovazione innovativa che è influenzata da fattori esterni come i mass media.

Il secondo, invece è basato sulla curva logistica¹ (funzione ad S) (Mansfield 1961) e considera esclusivamente fattori interni (meccanismi di passaparola) per lo studio della diffusione e $g(t)=qF(t)$, dove q è il coefficiente di innovazione imitativa e tiene conto dell'influenza dei fattori interni (interpersonali). L'effetto dei fattori interni è funzione del numero di chi ha già adottato $F(t)$ all'istante t considerato, per questo viene indicato con $qF(t)$ e non solo con q .

Nel 1969, Frank Bass decise di unire questi due approcci per studiare un modello di previsione più completo che tenesse conto sia dei meccanismi interni sia di quelli esterni di diffusione con $g(t)=p+qF(t)$.

3.2. Processo di adozione e diffusione

Per poter studiare al meglio il modello di Bass è necessario soffermarsi sul contesto in cui lavora, ovvero la diffusione di beni o servizi innovativi.

Il modello maggiormente utilizzato per spiegare i fenomeni diffusivi delle innovazioni è il modello proposto da Everett Rogers nel 1962.

Rogers nel suo libro *Diffusion of Innovations* propone che gli elementi che influenzano la diffusione di un'innovazione sono quattro e risultano essere: l'innovazione stessa, il tempo, i canali di comunicazione e un sistema sociale.

¹ **Curva logistica:** la curva logistica è una curva ideata da P.F. Verhulst per modellare la legge di crescita di una popolazione. La curva segue un tipico andamento ad S; nella prima fase la crescita è quasi esponenziale per poi rallentare, diventando sempre più piatta fino a raggiungere una posizione asintotica quasi lineare.

È chiaro come il capitale umano risulti fondamentale per la diffusione di un'innovazione, per questo è importante studiare accuratamente le tipologie di adottatori che si incontrano durante il ciclo di vita di un nuovo prodotto.

L'andamento della curva delle adozioni cumulate per un certo prodotto segue un andamento a forma di esse, questo suggerisce che esistono differenti tipologie di clienti che adottano in momenti diversi del ciclo di vita del prodotto.

Il modello di Bass è formulato sotto l'assunzione che le vendite cumulate seguano l'andamento di una *curva ad esse*.

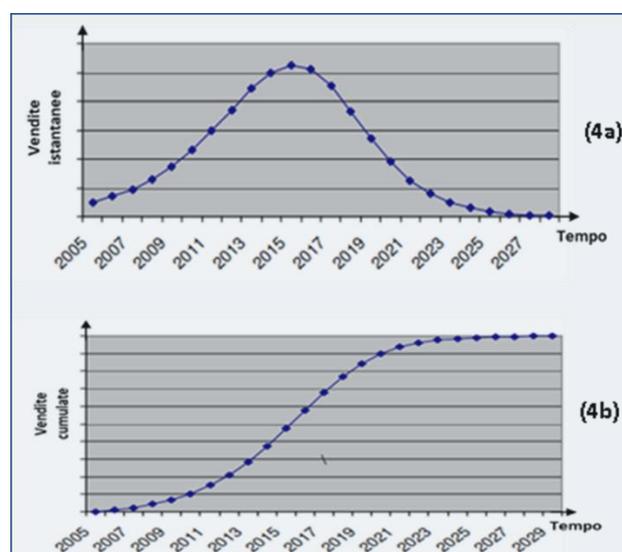


Figura 8: vendite istantanee vs vendite cumulate. La figura 4a mostra l'andamento delle vendite istantanee, mentre la figura 4b riporta le vendite cumulate e presenta il classico andamento a forma di esse.

Le informazioni appena descritte suggeriscono che nel processo di adozioni sono presenti clienti con caratteristiche differenti; la più nota segmentazione per gli adottatori è stata proposta da Rogers ed è raffigurata nella figura sottostante.

Rogers segmenta gli adottatori in cinque categorie in base alla loro propensione a adottare un'innovazione:

1. **INNOVATORS:** rappresentano il 2,5 % del totale degli adottatori, sono i primi a provare il prodotto, sono persone entusiaste e propense a provare cose ed esperienze nuove. Sono disposti a correre qualche rischio adottando un prodotto

ancora immaturo e risultano essere particolarmente importanti per le aziende per ricevere opinioni e feedback sul nuovo prodotto.

2. **EARLY ADOPTERS:** rappresentano il 13,5 % del totale degli adottatori, sono propensi ad adottare prodotti innovativi, ma più cauti rispetto al gruppo degli innovators poiché effettuano una valutazione costi benefici prima di decidere di adottare. Sono il gruppo che più influenza la diffusione in un sistema sociale.
3. **EARLY MAJORITY:** rappresentano il 34 % del totale degli adottatori, apprezzano nuove idee, ma necessitano di un tempo decisionale più lungo rispetto agli early adopters, preferiscono assicurarsi degli effettivi benefici prima di procedere all'adozione, ma sono influenzabili dal costo del prodotto.
4. **LATE MAJORITY:** rappresentano il 34 % del totale degli adottatori, sono scettici sul nuovo prodotto e adottano quando questo diventa mainstream, hanno più esitazioni rispetto all'early majority ad adottare poiché molto sensibili al rischio.
5. **LAGGARDS:** rappresentano il 16 % del totale degli adottatori, sono gli ultimi ad adottare nonché il gruppo con switching cost² più elevati nonché generalmente avversi al cambiamento.

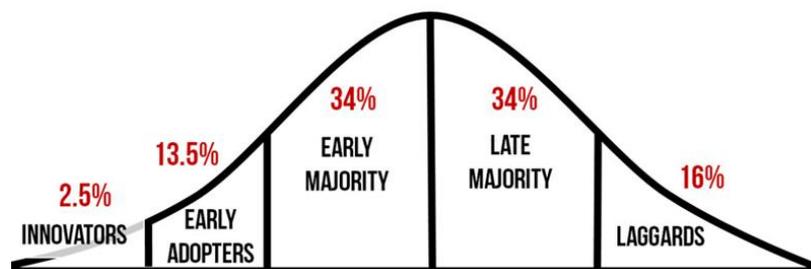


Figura 9: Tipologia di adottatori nel ciclo di vita di un prodotto secondo Everett Rogers

Dallo studio dei segmenti di adottatori proposto da Rogers, Bass semplifica questa divisione in due categorie: gli *innovatori* e gli *imitatori*.

2 Switching cost: costi di varia natura che il cliente è costretto a pagare nel momento in cui cambia prodotto o fornitore.

Gli *innovatori* sono persone propense a provare prodotti o esperienze nuovi, adottano quando la tecnologia è ancora nella fase iniziale del suo ciclo di vita, indipendentemente dalle decisioni degli altri individui; la loro scelta ad adottare è influenzata solo da fonti ufficiali come la pubblicità o più in generale il mondo dei media.

Tra gli *imitatori*, invece, l'informazione è trasmessa tramite canali interumani basati su meccanismi di passaparola; la scelta di adottare, quindi, per questa categoria di adottatori è influenzata dall'esperienza degli altri individui del sistema sociale.

3.3. Ipotesi del modello di Bass

Il modello di Bass si basa su alcune assunzioni per poter garantire risultati consistenti, spiegate nel paragrafo sottostante.

- *Contesto monopolistico*: la domanda viene definita a livello di mercato. L'applicazione del modello ad una singola azienda è consentita solamente se questa opera in regime di monopolio.
- *Prodotti durevoli*: si considerano prodotti o servizi durevoli, non sono considerati beni sostituti o complementari. Più precisamente si studiano acquisti *first purchase*, ovvero l'acquisto iniziale che trasforma un non adottatore in adottatore. Da questo modello, quindi, vengono esclusi gli acquisti di sostituzione.
- *Prodotto innovativo - diffusione del bene indipendente dalla domanda per altri beni*: è un'ipotesi forte poiché basata sull'assunzione che il bene o servizio sia talmente innovativo per cui non esistono sostituti o complementi.
- *Azioni di marketing costanti*: le azioni di marketing si mantengono costanti per l'intero periodo di vendita del prodotto o servizio. È un'assunzione molto forte poiché il marketing tende a promuovere con pubblicità il bene al fine di incrementare le vendite.

- Processo di adozione binario: il prodotto può essere adottato o non adottato.

3.3.1 Adattamento delle ipotesi di Bass al caso Airbnb

Per poter capire quali sono i limiti che il modello di Bass, applicato ad Airbnb, occorre studiare, ad una ad una, l'applicazione delle ipotesi appena descritte al nostro studio sulla diffusione di Bass nelle regioni europee.

- Contesto monopolistico: Airbnb è leader indiscussa nel settore degli affitti di breve termine, con quote di mercato tali da poter essere considerata, con buona approssimazione, monopolista di questo settore.
- Prodotti durevoli: il modello di Bass originariamente nasce per modellare la diffusione di beni durevoli; in questa tesi si andrà a studiare la decisione di mettere in affitto un bene durevole (alloggio) tramite Airbnb.
- Prodotto innovativo - diffusione del bene indipendente dalla domanda per altri beni: Airbnb non ha molti rivali nel settore delle sistemazioni di breve termine; gli alberghi sicuramente possono rappresentare un'alternativa alle prenotazioni tramite Airbnb, anche se il reale conflitto andrebbe studiato in uno sviluppo futuro di questa tesi. Esistono già alcuni studi in letteratura su questa tematica che sembrano dimostrare che i clienti degli Hotel e di Airbnb siano differenti.
- Azioni di marketing costanti: questa è un'assunzione molto forte poiché periodicamente Airbnb effettua campagne pubblicitarie; in uno sviluppo futuro di questa tesi si dovrebbe studiare tramite le esternalità di rete come influenzano le campagne pubblicitarie sull'offerta Airbnb.
- Processo di adozione binario: questa assunzione è assolutamente valida per Airbnb poiché dal momento che una persona pubblica un annuncio per una sua proprietà su Airbnb diventa adottatore favorendo la diffusione della piattaforma.

3.4. Formulazione del modello

Basandosi sulle ipotesi sopra elencate, il modello di Bass può essere definito dalla seguente equazione.

$$n_t = N_{t+1} - N_t = p (M - N_t) + \frac{q}{M} (M - N_t) N_t \quad (2)$$

Dove:

n_t vendite all'istante t

N_t vendite cumulate all'istante t

M market size, rappresenta il livello di saturazione del mercato

p parametro di adozione *innovativa*

q parametro di adozione *imitativa*

Il modello mostra che ad ogni istante di tempo avviene diffusione e un sottoinsieme dei non adottatori, $M - N_t$, modifica il suo status diventando adottatore. Il passaggio da non adottatori ad adottatori avviene per la sovrapposizione di due effetti.

Il primo è detto di *adozione innovativa* e dipende dalla volontà di adottare dei non adottatori, combinato con azioni di marketing attuate dal produttore del bene per indurre l'adozione. Questo fenomeno si basa sull'ipotesi che ad ogni istante di tempo una porzione fissa p dei non adottatori diventi adottatore.

Il secondo effetto è chiamato *innovazione imitativa* e dipende da meccanismi interni al mercato come il passa-parola (e l'influenza che gli adottatori hanno sui non adottatori) e le esternalità di rete³. Questo fenomeno si basa sull'ipotesi che ad ogni istante di tempo il numero di adottatori imitativi saranno una porzione fissa q dei non adottatori, pesato per il numero di adottatori all'istante di tempo considerato.

³ **Esternalità di rete:** con esternalità di rete si intende l'effetto che un nuovo utente fruitore genera sul valore del prodotto o servizio in questione. In particolare, in presenza di esternalità di rete, il valore di un prodotto o servizio è dipendente dal numero totale di utilizzatori.

Il modello di Bass può anche essere scritto in forma differenziale come:

$$n(t) = \frac{dN(t)}{dt} = p [M - N(t)] + q \frac{M}{N(t)} [M - N(t)] \quad (3)$$

La quale può essere scritta in forma chiusa come:

$$n(t) = M \frac{p(p+q)^2 e^{-(p+q)t}}{(p+q e^{-(p+q)t})^2} \quad (4)$$

L'evoluzione del processo di diffusione si ottiene dallo studio delle vendite cumulate, ottenibili dalla formula:

$$N(t) = M \frac{1 - e^{-(p+q)t}}{1 + \frac{p}{q} e^{-(p+q)t}} \quad (5)$$

L'istante di tempo t^* in cui si verifica il picco di vendite $n(t^*)$ si ottiene in corrispondenza di $\frac{dn(t)}{dt} = 0$.

$$t^* = \frac{1}{p+q} \log \left(\frac{p}{q} \right) \quad (6)$$

$$n(t^*) = \frac{M(p+q)^2}{4q} \quad (7)$$

Infine, si può calcolare il livello di penetrazione del mercato che si raggiunge in corrispondenza del picco di vendite, raggiunto il livello di penetrazione la curva delle vendite cumulate presenterà un flesso.

$$N(t^*) = M \left(\frac{1}{2} - \frac{p}{2q} \right) \sim \frac{M}{2} \quad (8)$$

Quest'ultima formula mostra come, per qualsiasi valori di p e q il punto di flesso sarà raggiunto in corrispondenza di una quota di adottatori cumulati pari a circa la metà della market size, che rappresenta il massimo livello di penetrazione. Questo risulta essere molto utile poiché conoscendo M è possibile prevedere il punto di flesso delle

vendite cumulate, viceversa raggiunto se il punto di flesso è già stato raggiunto sarà semplice trovare la market size.

Come già spiegato in precedenza gli adottatori secondo Bass appartengono a due gruppi: gli innovatori e gli imitatori. Gli innovatori sono i primi clienti che decidendo di adottare un prodotto non ancora maturo, precedendo gli imitatori, che viceversa si attivano solo in un secondo momento, grazie a meccanismi di passaparola.

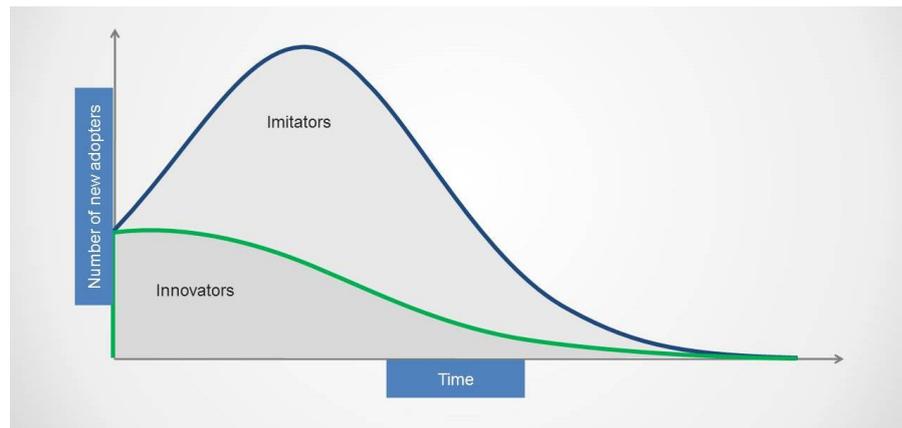


Figura 10: nuovi adottatori nel tempo.

Inizialmente sono gli innovatori ad adottare, gli imitatori hanno un certo ritardo nell'adozione a causa della loro avversione al rischio e al graduale aumento di meccanismi di passaparola nel sistema sociale che favoriscono la diffusione dell'innovazione.

La forma della curva di diffusione, derivante dall'applicazione del modello di Bass dipende dai parametri p e q . In caso di un'innovazione principalmente innovativa (dove q è trascurabile), la curva delle adozioni cumulate assume la forma di un esponenziale negativo. Questo è il caso di beni economici di largo consumo, in cui la scelta di adozione avviene facilmente (es: adozione di un nuovo dentifricio, solitamente se ne acquista una nuova tipologia per provarla, influenzati dalla pubblicità e non dal passaparola tra individui del sistema sociale).

Diverso è il caso di innovazioni imitative, (dove p è molto più piccola rispetto a q), dove la curva assume la classica forma ad esse. Questo è il caso di prodotti durevoli, dove l'acquisto prevede un esborso di denaro significativo; gli adottatori risultano essere più esitanti, e spesso aspettano di ricevere riscontri da membri del sistema sociale di appartenenza prima di procedere all'acquisto.

4. ANALISI DELLA LETTERATURA ESISTENTE

Prima di entrare nel vivo dell'analisi di questo lavoro di tesi è necessario capire se sono presenti elaborati, nella letteratura di settore, che trattino la diffusione di Airbnb tramite il modello di Bass.

La letteratura inerente a tematiche similari a questa tesi si dividono in due macro gruppi: gli studi inerenti all'applicazione del modelli di Bass ad una certa tipologia di beni (quasi tutti durevoli) e gli studi della diffusione di Airbnb (al meglio delle mie ricerche personali, solo l'elaborato: *"Airbnb adoption process from home-owners perspective in Italian Market"* scritto da F. L. Milone (correlatore di questa tesi) e Destefanis Alessandro applica il modello di Bass per studiare la diffusione di Airbnb).

Si descrivono nei paragrafi sottostanti gli elaborati inerenti alle tematiche appena presentate.

4.1. Applicazione del modello di Bass a beni durevoli

La maggior parte delle ricerche in cui viene applicato il modello di Bass si sono concentrate sulla diffusione delle telecomunicazioni mobili in varie aree del mondo. Di seguito vengono presentate brevemente le principali:

- M. Wright, C. Upritchard e T. Lewis pubblicarono la ricerca *"A Validation of the Bass New Product Diffusion Model in New Zealand"* (1997) in cui fu studiato, per il paese della Nuova Zelanda, il settore della telefonia mobile tramite il modello di Bass e la diffusione di una carta fedeltà per il supermercato più importante del paese sempre grazie allo stesso modello.

Da questo elaborato emerge che il modello di Bass si adattava bene alla tipologia di prodotti studiati; tuttavia, emergono fluttuazioni sulla bontà di previsione nelle fasi iniziali del processo di adozione.

- W. Tsui nell'elaborato dal titolo: *"Forecasting of Mobile Subscriptions in Asia Pacific Using Bass Diffusion Model"* (2006) effettuò uno studio sulla diffusione dei servizi di telefonia mobile sottoscritti nei principali paesi dell'Asia tramite il modello di Bass.

In questo elaborato la bontà di previsione del modello di Bass viene messo a confronto con quella di altri modelli ed emerge che Bass è quello che modella al meglio il servizio studiato.

- S. G. Lee, C. G. Yang, E. B. Lee in *"ICT product diffusion in US and Korean markets"* (2014) effettuò una comparazione tramite il modello di Bass della diffusione della telefonia mobile in USA e Corea.
- S. M. Almutairi and D. Yen nella ricerca dal titolo *"International Diffusion of Digital Innovations: Mapping the Mobile Telephony of the Arab States"* (2017) verificò la bontà del modello di Bass applicato ai contratti di telefonia mobile stipulati in sette Stati arabi.
- M. Scaglione, E. Giovannetti, M. Hamoudiad pubblicarono *"The diffusion of mobile social networking: Exploring adoption externalities in four G7 countries"* (2015) in cui si concentrarono sullo studio delle esternalità di rete in modelli di Bass applicati alla diffusione dei Mobile Social Networking.
- P. K. Kapur, H. Sharma, A. Tandon, and A. G. Aggarwa in *"Studying BHIM app adoption using bass model: An Indian perspective"* (2019) la diffusione dei metodi di pagamento elettronici in India tramite il modello di Bass

4.2. Studio della diffusione di Airbnb

L'altro argomento che si è deciso di studiare prima di iniziare l'analisi è la previsione della diffusione di Airbnb con modelli anche diversi da Bass.

I principali elaborati su questa tematica sono:

- J. L. Eugenio Martin, J. M. Cazorla-Artiles, C. González-Martel in *"On the determinants of Airbnb location and its spatial distribution"* (2019) indagano sulla relazione spaziale eterogenea tra hotel consolidati e Airbnb per tre tipologie di destinazioni turistiche locali: spiaggia, natura e città. Ciò che emerge è che l'offerta di Airbnb si sovrappone agli hotel consolidati solo nel turismo cittadino.

- C. Adamiak, B. Szyda, A. Dubownik, D. García-Álvarez in *"Airbnb Offer in Spain: Spatial Analysis of the Pattern and Determinants of Its Distribution"* (2019) effettuano uno studio volto a dimostrare come l'ubicazione degli annunci di Airbnb è determinata principalmente dall'offerta di alloggi vuoti o secondari, dalla distribuzione degli alloggi turistici tradizionali, dalla posizione costiera e dal livello di internazionalizzazione della domanda turistica.
- F. L. Milone, A. Destefanis in *"Airbnb Adoption Process From Home-Owners Perspective In Italian Market"* (2020) studiano la diffusione dell'offerta di Airbnb tramite Bass concentrandosi sulle differenze tra aree geografiche prendendo in considerazione l'intero mercato italiano.
Questo elaborato di tesi ha molti punti in comune con questo studio; lo scopo di questa tesi è quello di studiare oltre alla diffusione in sé di Airbnb grazie a Bass, indagare su quali possano essere le variabili che vanno a influenzare la diffusione di Airbnb.
- R. Lagonigroa, J. C. Martoria, P. Apparicio in *"Understanding Airbnb spatial distribution in a southern European city: The case of Barcelona"* (2020) analizzano la distribuzione spaziale degli alloggi Airbnb nella città di Barcellona in relazione alle caratteristiche socioeconomiche della popolazione e agli indicatori turistici.
- L. La, F. Xu, M. Hu, C. Xiao in *"Location of Airbnb and hotels: the spatial distribution and relationships"* (2020) studiano la correlazione tra la distribuzione spaziale delle abitazioni Airbnb a Londra in relazione a fattori socioeconomici e ambientali. Ciò che emerge è l'alta diffusione di Airbnb in zone con attrazioni turistiche e in zone periferiche della città, mentre nelle zone centrali vi è coesistenza di hotel e sistemazioni Airbnb.
- S. Sun, X. Wang, M. Hu in *"Spatial distribution of Airbnb and its influencing factors: A case study of Suzhou, China"* (2022) si focalizzano sui fattori che influenzano maggiormente la presenza di Airbnb. Dallo studio emerge che la presenza di abitazioni tipiche della cultura di Suzhou, ristoranti, attrazioni

turistiche, risorse storiche e culturali sono i fattori che influenzano maggiormente la distribuzione di Airbnb.

4.3. Gap esistente

Al meglio delle mie ricerche in letteratura sono emersi due gap che questo lavoro cercherà di colmare.

Per primo si osserva che ad eccezione dell'elaborato "Airbnb Adoption Process From Home-Owners Perspective In Italian Market" di F. L. Milone, A. Destefanis non esistono lavori in cui viene applicato il modello di Bass per prevedere la diffusione dell'offerta di annunci Airbnb nelle regioni europee.

Per ultimo si nota che non esistono studi in cui è valutata l'influenza di variabili socioeconomiche sui parametri e sul rapporto di Bass.

5. METODOLOGIA DI STIMA DEI PARAMETRI DI BASS E MODELLO PREVISIONALE

La bontà di previsione del modello di Bass e la conseguente analisi di regressione con le variabili socioeconomiche è direttamente proporzionale all'accuratezza dei parametri caratteristici del modello: p , q e M .

I parametri di Bass, non essendo noti, sono da stimare tramite modelli di regressione che interpolano dati osservazionali.

Per ottenere questi risultati appena descritti sarà utilizzata la metodologia OLS, proposta da Bass nel 1969, che genererà come output la migliore stima dei parametri di Bass p , q , M andando a interpolare i dati osservazionali relativi al numero di nuove inserzioni Airbnb per ogni regione europea.

Successivamente alla stima dei parametri del modello verrà effettuata regressione per ottenere il numero di annunci attivi in ogni regione europea.

Per ultimo, sarà costruito un modello, statisticamente significativo, costituito dai parametri di Bass, (presi singolarmente) e alcune variabili socioeconomiche, per analizzare l'effetto che quest'ultime hanno sulla diffusione della piattaforma. Descriviamo ora gli strumenti che ci permetteranno di ottenere i risultati appena descritti.

5.1. Il modello di regressione lineare semplice

Per il nostro scopo di tesi andremo a studiare la diffusione di Airbnb nelle diverse regioni europee e successivamente l'effetto che la variazione di variabili socioeconomiche possa generare sui parametri di Bass e di conseguenza sulla diffusione della piattaforma di Airbnb.

Per fare ciò è necessario, calcolare una stima della diffusione di Airbnb per ogni regione europea tramite regressione lineare andando a interpolare i dati osservazionali mediante retta di regressione costruita sulla base del modello di Bass.

Va sottolineato che i parametri di Bass non sono noti, ma verranno stimati con la metodologia OLS (spiegata successivamente), suggerita già da Bass come la miglior stima dei parametri del suo modello.

Con Analisi di regressione si intende un modello per la stima del valore atteso di una variabile dipendente (Y), condizionato dai valori delle variabili indipendenti $[X_1, \dots, X_k] \mid \exists [Y(X_1, \dots, X_k)]$, che si vogliono studiare.

Per effettuare regressione lineare, occorre, quindi, stimare i coefficienti delle variabili indipendenti che costituiscono la retta di regressione lineare, ovvero quella retta che interpola al meglio la nube di punti (dati osservazionali raccolti).

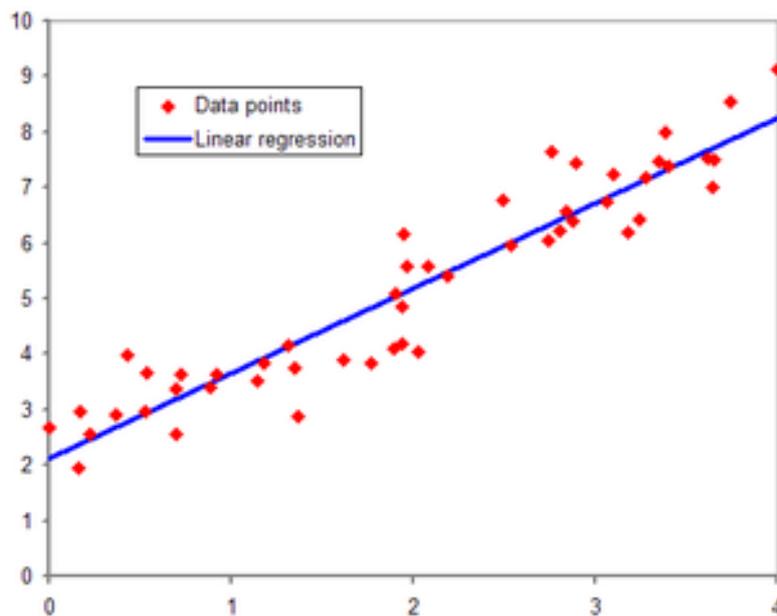


Figura 11: esempio di retta di regressione

I data points (in rosso) rappresentano i singoli dati osservati e insieme costituiscono la “nube di dati”; la retta blu, invece, è la funzione lineare che meglio interpola la nube di dati.

A fini di analisi di situazioni reali si opera con dati osservazionali, da cui occorre stimare la retta di regressione; la retta di regressione si presenta nella forma:

$$y_i = \beta_1 + \beta_2 x_i + u_i \quad i=1 \dots n \quad (9)$$

- n : numero di osservazioni $(x_i; y_i)$
- x_i : variabile indipendente (regressore)
- Y : variabile dipendente (variabile di risposta)
- β_1 : intercetta della retta di regressione
- β_2 : coefficiente angolare, indica l'effetto che una variazione di x genera su Y
- u_i : residuo; errore di interpolazione per l'osservazione i -esima, indica quanto la retta di interpolazione sbaglia nell'approssimazione lineare della relazione tra x e Y

Affinché il modello di regressione lineare generi risultati robusti è necessario formulare alcune *ipotesi*.

- **Hp 1:** per ogni valore di x il valore medio di y è dato dalla funzione di regressione lineare:

$$E(y | x) = \beta_1 + \beta_2 x$$

- **Hp 2:** per ogni valore di x , i valori di y sono distribuiti attorno alla propria media, seguendo distribuzioni di probabilità caratterizzati dalla stessa varianza:

$$\text{Var}(y | x) = \sigma^2$$

- **Hp 3:** i valori campionari di y sono tutti incorrelati fra loro e hanno covarianza nulla, il che implica l'assenza di associazione lineare:

$$\text{Cov}(y_i, y_j) = 0$$

- **Hp 4:** La variabile x non è causale e deve assumere almeno due valori distinti

Soffermiamoci ora sul termine di errore u . Nell'analisi di regressione ogni osservazione della variabile dipendente y può essere scomposta in due parti: una

componente sistematica e una casuale. La componente sistematica di y è la sua media, $E(y|x) = \beta_1 + \beta_2 x$ e risulta non essere casuale, essendo un valore atteso. La componente stocastica di y è la differenza fra y e la sua media condizionale $E(y|x)$.

Questa quantità è chiamata termine d'errore casuale ed è definita come:

$$u = y - E(y|x) = y - \beta_1 - \beta_2 x = 0 \quad (10)$$

Che manipolando diventa l'equazione del modello di regressione lineare semplice:

$$y = \beta_1 + \beta_2 x + u \quad (11)$$

La variabile di risposta y risulta, quindi essere somma di una componente che varia con la variabile indipendente x e di un termine di errore casuale u .

Da (11) si nota che la variabile di risposta, y e il residuo, u differiscono per il termine $E(y|x) = \beta_1 + \beta_2 x$ che porta a dedurre che il valore atteso per il residuo, condizionatamente alla x è dato da:

$$E(u|x) = E(y|x) - \beta_1 - \beta_2 x = 0 \quad (12)$$

La media del termine d'errore, data la x , è nulla e poiché y e il termine d'errore differiscono tra loro soltanto per una costante, le loro varianze dovranno essere identiche e pari a σ^2 , di conseguenza si può concludere che le funzioni di densità per y e per u saranno identiche, ma in posizioni diverse. In particolare, la funzione di densità di u sarà centrata nel suo valore atteso, quindi in zero.

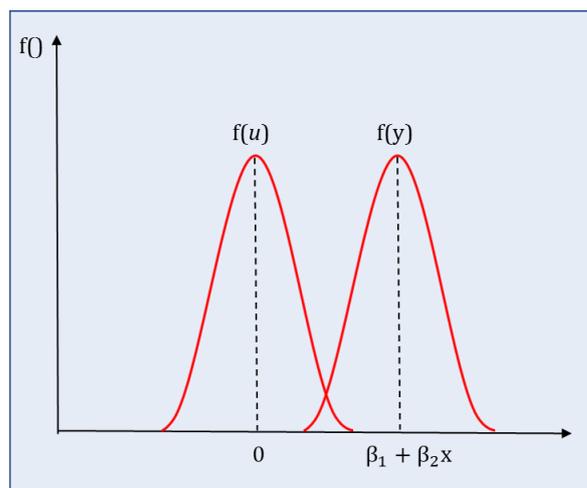


Figura 12:funzione di densità di u e di y .

La due funzioni di densità si presentano identiche, ma in posizioni diverse: la funzione di densità del residuo è centrata in corrispondenza del suo valore atteso che è zero; la funzione di densità di y si troverà in corrispondenza del suo valore atteso $\beta_1 + \beta_2 x$.

Alla luce di questo approfondimento sull'errore residuo possiamo descrivere con più dettaglio le *ipotesi* sul modello di regressione lineare che abbiamo descritto precedentemente.

Le ipotesi del modello di regressione lineare in forma completa diventano quindi:

- **Hp 1:** per ogni valore di x il valore medio di y è dato dalla funzione di regressione lineare:

$$E(y|x) = \beta_1 + \beta_2 x + u$$

- **Hp 2:** il valore atteso per il termine d'errore u è:

$$E(u|x) = 0$$

Che equivale ad assumere:

$$E(y) = \beta_1 + \beta_2 x$$

- **Hp 3:** la varianza del termine d'errore u è:

$$\text{Var}(u) = \sigma^2 = \text{Var}(y)$$

Le variabili y ed u hanno la stessa varianza perché differiscono solo per una costante.

- **Hp 4:** la covarianza fra due errori casuali qualsiasi, e_i e e_j risulta:

$$\text{Cov}(u_i, u_j) = \text{Cov}(y_i, y_j) = 0$$

- **Hp 5:** La variabile x è non stocastica e deve assumere almeno due valori distinti

5.2. La metodologia OLS

Ora, si studierà accuratamente la metodologia OLS che verrà utilizzata per la stima dei parametri di Bass, utilizzati dalla retta di regressione per modellare la diffusione nel tempo di Airbnb.

La miglior approssimazione lineare per la determinazione della stima dei coefficienti delle variabili indipendenti della retta di regressione è data dal metodo dei minimi quadrati (OLS, Ordinary Least Square Error).

Il metodo OLS calcola gli stimatori di β_1 e β_2 minimizzando l'errore residuo di ogni osservazione. Questo principio stabilisce che per adattare al meglio la retta di regressione alla nube di dati osservati occorre ridurre al minimo la somma dei quadrati delle distanze verticali di ciascun punto dalla retta interpolante. Le distanze vengono elevate al quadrato per evitare che distanze positive si compensino con distanze di segno opposto.

L'intercetta e la pendenza di questa retta, che ha la proprietà di presentare l'adattamento migliore alle osservazioni rispetto al metodo OLS, sono indicate con b_1 e b_2 e sono le stime dei parametri di regressione β_0 e β_1

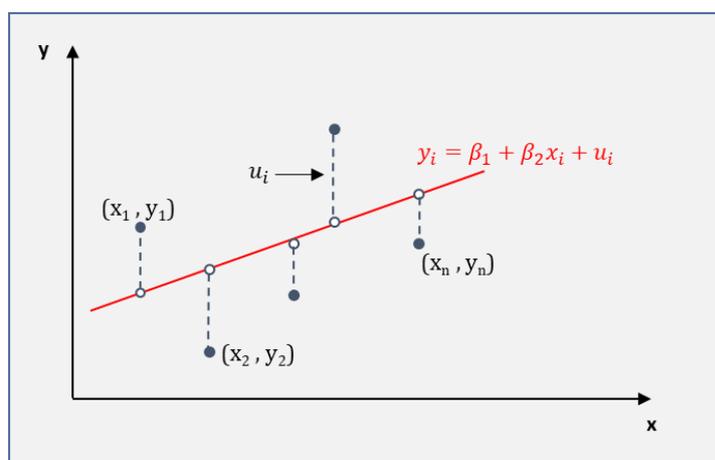


Figura 13: Rappresentazione grafica del metodo OLS.

In rosso la retta di regressione che interpola le osservazioni (x_i, y_i) , la linea tratteggiata rappresenta l'errore di interpolazione, ovvero la differenza tra l'osservazione e la sua proiezione

sulla retta di regressione. Il metodo OLS va a minimizzare la somma dei quadrati di queste distanze.

Analizziamo i passaggi matematici che portano alla determinazione degli stimatori della retta di regressione.

L'equazione (11) può essere riscritta isolando il termine u_i come:

$$u_i = y_i - (\beta_1 + \beta_2 x_i) \quad (13)$$

Il residuo u_i viene elevato al quadrato, per ogni osservazione per evitare che errori di sovrastima nell'interpolazione dei dati vengano compensati da errori di sottostima e viceversa, ottenendo così:

$$u_i^2 = [Y_i - (\beta_1 + \beta_2 x_i)]^2 \quad (14)$$

Ottenuti i quadrati dei residui si vuole minimizzare la loro somma per trovare la miglior retta interpolante della nube di punti.

$$\min \sum_{i=1}^n u_i^2 = \min \sum_{i=1}^n [Y_i - (\beta_1 + \beta_2 x_i)]^2 \quad (15)$$

Grazie a (15) è possibile ottenere gli stimatori b_1 e b_2 di rispettivamente di β_1 e β_2 , svolgendo le derivate parziali rispetto a β_1 e β_2 .

$$\frac{\partial}{\partial \beta_1} \sum_{i=1}^n [Y_i - (\beta_1 + \beta_2 x_i)]^2 \quad (16)$$

$$\frac{\partial}{\partial \beta_2} \sum_{i=1}^n [Y_i - (\beta_1 + \beta_2 x_i)]^2 \quad (17)$$

Che risolvendo porta a ottenere la stima dei due parametri:

$$b_2 = \frac{(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum (x_i - \bar{x})^2}$$

$$b_1 = \bar{y} - b_2 \bar{x}$$

dove $\bar{y} = \sum y_i / N$ e $\bar{x} = \sum x_i / N$ sono le medie campionarie delle osservazioni su x e y .

La scelta di OLS come metodo di stima dei parametri, risulta essere il più accurato, infatti, le stime b_1 e b_2 per β_1 e β_2 sono migliori di qualunque altra alternativa, perché

la retta che li utilizza come intercetta e pendenza è quella che meglio si adatta alle osservazioni.

5.2.1. Adattamento di OLS alla diffusione di Bass

Spiegato, il caso generale studiamo l'adattamento di OLS al modello di Bass (proposto dallo stesso Bass).

L'equazione per la diffusione di Airbnb nelle diverse regioni europee sarà del tipo:

$$\text{Nuove_Inserzioni}_i(t) = p_i[1 - \text{Tot_Inserzioni}_i(t)] + q_i \text{Tot_Inserzioni}_i(t)[1 - \text{Tot_Inserzioni}_i(t)]$$

Con:

t: intervallo di tempo considerato (settimana)

i: indice per unità osservazionale (regioni europee)

Nuove_Inserzioni_i(t): numero di nuove inserzioni riferite alla regione *i* al tempo *t*

1 - Tot_Inserzioni_i(t): mercato disponibile alla diffusione nella regione *i* al tempo *t* normalizzato sui potenziali adottatori m_i .

Il modello genererà:

p_i: Parametro innovativo di Bass nella regione *i*

q_i: Parametro imitativo di Bass nella regione *i*

m_i: mercato potenziale nella regione *i*

Per la stima di questi parametri si utilizzerà la metodologia OLS, che necessita di riscrivere in forma discreta l'equazione di Bass come:

$$\text{Nuove_Inserzioni}_i(t+1) = p_i m_i + (q_i - p_i) * \text{Nuove_Inserzioni}_i(t) - \frac{q_i}{m_i} * (\text{Nuove_Inserzioni}_i(t))^2$$

Che può essere riscritta nella forma tipica della retta di regressione utilizzata nella metodologia OLS, che porta alla determinazione dei coefficienti, come descritto nella sezione 5.2.:

$$\text{Nuove_Inserzioni}_i(t+1) = A1_i + A2_i * \text{Nuove_Inserzioni}_i(t) + A3_i * (\text{Nuove_Inserzioni}_i(t))^2$$

con:

A1_i: $p_i m_i$

A2_i: $(q_i - p_i)$

$$\mathbf{A3i:} -\frac{q_i}{m_i}$$

6. DATABASE UTILIZZATI E VARIABILI IN ANALISI

In questo capitolo verranno descritti i database da cui sono stati estratti i dati necessari allo svolgimento di questo elaborato e le variabili che verranno approfondite per analizzarne l'effetto sulla diffusione dell'offerta di Airbnb.

6.1. Database utilizzati

Per questo lavoro di tesi è necessario l'utilizzo di dati provenienti da database provenienti da due fonti: Airdna e Eurostat.

Airdna è un provider che traccia le performance di più di dieci milioni di annunci Airbnb in oltre ottantamila città del mondo. Il database fornisce diverse tipologie di dati per ogni abitazione, tra cui: analytics finanziarie come, ad esempio, i ricavi generati dall'affitto, la durata media del soggiorno, il tasso di occupazione, previsioni fino a dodici mesi e confronti benchmark con altri annunci con caratteristiche simili nella stessa zona geografica.

Per il nostro lavoro di tesi sono stati estratti i dati Airdna relativi alle abitazioni, in affitto tramite Airbnb; con specificata la data in cui per la prima volta queste sono comparse su un annuncio sulla piattaforma americana e le coordinate geografiche che ci permettono di poterle associare alla regione europea di appartenenza.

Il secondo provider da cui abbiamo effettuato il download di dati è Eurostat, l'organo istituito dalla commissione europea per la raccolta di dati a fini statistici dai paesi membri dell'Unione Europea.

Eurostat ci ha permesso di scaricare i dati relativi alle variabili socioeconomiche per cui si vuole studiare l'effetto che queste hanno, in termini di diffusione innovativa o imitativa, sulla diffusione di Airbnb.

I dataset di Eurostat permettono di ottenere uno storico di dati della variabile di interesse per ogni regione europea. In questo caso si è deciso di estrarre i dati dal 2010 al 2019 (non si è considerato l'anno 2020, causa covid poiché conteneva troppi valori outlier e l'anno 2021 poiché incompleto nel momento della stesura di questo

elaborato), successivamente è stata effettuata una media tra i valori a disposizione per ogni area geografica.

6.2. Preparazione ed elaborazione dei dati

Per il mio lavoro di tesi è necessario di disporre di un software che permetta di elaborare i dati grezzi Airdna relativi alla pubblicazione di annunci Airbnb di abitazioni che per la prima volta comparivano sulla piattaforma online, al fine di ottenere, i parametri di Bass da utilizzare nella successiva regressione.

Si ricorda infatti che per studiare la diffusione di Airbnb dal lato offerta è necessario conteggiare solamente la prima volta che un'abitazione è inserita in un annuncio Airbnb e non ogni volta che avviene una prenotazione e si effettua una transazione.

Il software che ha permesso l'elaborazione dei dati Airdna di nostro interesse è Jupyter, un'applicazione open source disponibile nel software Anaconda, che tramite codice Python, scritto e concesso dal Dottor e correlatore di questa tesi Francesco Luigi Milone ha permesso l'interpolazione dei dati.

Il codice ricevendo in input dati grezzi Airdna applica il metodo OLS per calcolare una stima dei parametri di Bass e successivamente tramite regressione genererà una previsione del numero di nuove pubblicazioni di annunci Airbnb nelle diverse regioni europee.

Come ultimo step di preparazione ed elaborazione dei dati si è fatto merging per ogni regione europea (sfruttando il codice identificativo della regione europea) tra i parametri di Bass ottenuti dai dati Airdna, come descritto nelle righe precedenti, e le variabili socioeconomiche Eurostat che si è deciso di approfondire al fine di svolgere, in un secondo momento, la regressione per indagare l'effetto che variabili socioeconomiche provocano sull'offerta di Airbnb.

6.3. Variabili studiate

L'analisi dei dati studierà come variabili esterne possono influenzare la diffusione di Airbnb secondo il modello di Bass; in particolare se una particolare variabile sia responsabile di una diffusione di Airbnb di tipo innovativo piuttosto che imitativo.

Si è deciso di trattare il fenomeno di Airbnb dal lato offerta, quindi, dal punto di vista dei locatori che pubblicano annunci sulla piattaforma per l'affitto abitazioni di loro proprietà.

La scelta di soffermarsi sul lato offerta, tuttavia, implica uno studio accurato della domanda poiché lo scambio del servizio avverrà solamente con l'incontro della curva di domanda e quella di offerta.

Di seguito verranno spiegate le variabili esterne che si è deciso di studiare; in particolare verrà ipotizzato, pre-analisi dei dati, come queste potrebbero influenzare la diffusione di Airbnb.

Sono stati considerati i valori delle singole variabili per gli anni compresi tra il 2010 e il 2019 (l'anno 2020 è stato eliminato poiché contenente valori outlier per la maggior parte delle variabili a causa degli effetti della pandemia mondiale COVID-19, mentre le statistiche relative all'anno 2021 sono ancora in fase di elaborazione da Eurostat nel momento della stesura di questa tesi).

Per le successive elaborazioni dei dati al fine di studiare le relazioni con i parametri di Bass è stato utilizzato il valor medio per ogni regione europea disponibile della variabile nell'intervallo di tempo specificato in precedenza e calcolato il suo logaritmo naturale.

Nella fase di analisi dati anche per i parametri di Bass è stato il loro logaritmo naturale.

La scelta della trasformazione a logaritmo naturale delle variabili è stata effettuata per poter sfruttare alcune proprietà dei logaritmi; il logaritmo, infatti, permette di restringere notevolmente l'intervallo di valori originale della variabile, permettendo

di ridurre la sensibilità delle stime a valori outliers; inoltre, i logaritmi permettono di confrontare variabili con unità di misura e ordini di grandezza differenti.

Le variabili analizzate sono le seguenti:

1) LN(GDP): Gross Domestic Product (Prodotto Interno Lordo).

Il GDP o Prodotto Interno Lordo è una grandezza macroeconomica che misura il valore aggregato, a prezzi di mercato, di tutti i beni e servizi prodotti in un'area geografica in un determinato periodo.

I dati di PIL analizzati sono calcolati con il *metodo del valore aggiunto*, ovvero dal lato offerta. Questa metodologia tiene conto del fatto che per arrivare alla conclusione del processo produttivo di un bene (vendita) è necessario l'acquisto di beni intermedi (materie prime e semilavorati) e di fattori produttivi (forza lavoro e macchinari) che permettono di aggiungere progressivamente valore al prodotto; la sommatoria dei valori generati ad ogni passaggio di produzione permette di calcolare il valore di PIL tramite il metodo del valore aggiunto.

Il GDP è l'indicatore più utilizzato per monitorare la salute dell'economia di una certa area geografica. Tuttavia, occorre precisare una forte limitazione derivante dall'utilizzo di questo indicatore; il PIL, infatti, non fornisce indicazioni sulla distribuzione del reddito all'interno della società. Aree geografiche con livelli di PIL simili potrebbero nascondere forti differenze a livello di benessere individuale.

L'ipotesi sulla natura dei parametri di Bass relativi al PIL risultano particolarmente delicati; da una parte, infatti, regioni con valori di PIL elevati ci suggeriscono un maggior benessere economico da parte degli abitanti che porta a pensare a un terreno fertile per la diffusione di Airbnb; d'altra parte dallo studio della letteratura presente in rete si nota che spesso PIL (calcolati mediante il metodo del valore aggiunto) elevati si trovano in aree fortemente industrializzate, in cui l'occupazione è alta, ma il turismo è poco presente.

In conclusione, solo l'analisi dei dati osservazionali potrà spiegare se e come il GDP impatta sulla diffusione di Airbnb.

2) LN(Reddito disponibile): Reddito pro capite disponibile.

In macroeconomia il *reddito disponibile* è una variabile molto importante da studiare poiché è il fattore che influenza maggiormente le decisioni di consumo.

In macroeconomia con la parola reddito si intende la remunerazione delle attività svolte da un individuo. Differente è il concetto di *reddito disponibile* che è ottenuto dalle contabilità nazionale calcolandole risorse finanziarie disponibili dalle famiglie per soddisfare le proprie esigenze, acquistando beni e servizi.

Il reddito disponibile si ottiene per differenza tra il reddito aggregato (Y) e i trasferimenti (T).

$$Y_D = C + S \quad (1)$$

Il reddito disponibile può essere anche espresso nella forma:

$$Y_D = C + S \quad (2)$$

Infatti, il reddito disponibile può essere utilizzato per l'acquisto di beni e servizi (C), oppure accantonato sotto forma di risparmio privato (S).

Più precisamente i consumi sono esprimibili come funzione lineare del reddito disponibile nella forma:

$$C = c_0 + c_1 Y_D \quad (3)$$

Dove c_0 rappresenta il livello di consumo indipendente, ovvero quei consumi che non variano al variare del reddito disponibile (beni di prima necessità, di sussistenza), mentre c_1 indica la propensione marginale al consumo, ovvero l'effetto sul consumo alla variazione unitaria di Y_D .

L'ipotesi su questa variabile è che gli abitanti di aree geografiche aventi più reddito disponibile per potersi permettere, dal lato offerta di potere procedere all'acquisto di seconde case da poter poi affittare tramite Airbnb e lato domanda di aver più liquidità per potersi concedere qualche giorno di svago affittando tramite la piattaforma sotto studio.

3) LN(Occupazione): Occupazione lavorativa.

La terza variabile che si è deciso di trattare è il tasso di occupazione; tramite EuroStat è possibile scaricare il database con il numero di persone aventi un impiego lavorativo fisso per ogni regione europea.

Si è voluto analizzare questa variabile supponendo che alti livelli di occupazione possano portare ad una diffusione imitativa di Airbnb in quella area geografica.

Tassi di occupazione elevati, infatti, portano ad un aumento del benessere sociale con conseguente aumento dei risparmi individuali che potrebbero essere investiti nell'acquisto di una seconda casa da poter affittare tramite Airbnb.

È bene ricordare, tuttavia, che il tasso di occupazione non ci dà informazioni sul livello di retribuzione; per questo motivo nella successiva analisi dei dati di output dati dal software andremo a confrontare i risultati di questa variabile con quelli del Pil per avere una visione più completa.

La diffusione di Bass attribuita a questa variabile è di tipo imitativo poiché alti livelli occupazionali implica un maggior numero di contatti interpersonali che stimolano meccanismi di passaparola.

4) LN(Arrivi): Numero di arrivi presso strutture ricettive turistiche.

La variabile in questione rappresenta il numero di arrivi in strutture ricettive turistiche. In questo dataset vengono esclusi tutti gli affitti (prenotazioni con Airbnb comprese) e non conteggiati i visitatori che godono della struttura ricettiva solo per qualche ora senza pernottare.

Si ipotizza che questa variabile possa influenzare notevolmente la diffusione di Airbnb; infatti, in aree geografiche molto frequentate da turisti le sistemazioni tramite Airbnb andranno a erodere quote di mercato alle strutture ricettive tradizionali.

Inoltre, i meccanismi di passaparola saranno predominanti in aree attualmente frequentate da turisti che attualmente alloggiano in strutture ricettive.

5) LN(kmferrovie): Chilometri di reti ferroviarie

Un'altra variabile che si è voluto approfondire in questo lavoro di tesi è la copertura ferroviaria, espressa in termini di chilometri di binari.

L'ipotesi che si vuole andare a testare, mediate l'analisi dei dati è che località ben servite dal punto di vista ferroviario possano stimolare la domanda e la conseguente offerta di prenotazioni Airbnb, in quella determinata località.

Si ipotizza che i due parametri di Bass, per ogni area geografica, possano avere valori simili per questa variabile; il parametro innovativo può essere stimolato grazie a ricerche internet autonome che porteranno i turisti ad affittare abitazioni in località facilmente raggiungibili in treno.

6) LN(Acquistionline): Percentuale di popolazione che effettua acquisti online

Si è deciso di approfondire questa variabile per andare a studiare se la familiarità con il web possa influenzare la diffusione della piattaforma digitale Airbnb.

Il mondo dello shopping online ha rivoluzionato il mondo del commercio con una crescita vertiginosa nell'ultimo decennio, basti che pensare che Statista, uno dei più autorevoli provider di statistiche e proiezioni di mercato a livello mondiale, stima che le vendite online raggiungeranno un valore di 4.5 trilioni di dollari a fine 2021 (tre volte il valore del 2014).

L'ipotesi alla base dello studio di questa variabile è che regioni con più familiarità con il mondo e gli acquisti online possano apprezzare maggiormente e favorire una diffusione di Airbnb di tipo innovativo.

7) LN(Educazioneterziaria): Percentuale di popolazione che ha concluso un ciclo universitario.

L'ultima variabile in analisi è la percentuale di popolazione che ha ottenuto un titolo di laurea (senza distinzione di ambito di studi).

Con lo studio di questa variabile si vuole testare se livelli accademici più alti possano stimolare lo spirito imprenditoriale e l'essere più aperti all'innovazione.

Si prevede, quindi, una diffusione di tipo innovativo in aree geografiche con un maggior numero di persone laureate.

7. ANALISI DEI DATI

Si andranno, ora, a descrivere l'analisi effettuata sui dati e descrivere i risultati emersi da essa.

7.1. Accuratezza del modello previsionale

In questa fase del lavoro si è voluto testare la bontà del modello, generato dal codice Python, dall'elaborazione dei dati Airdna.

In particolare, il codice ha generato per ogni regione europea, i cui dati erano disponibili su Airdna, i parametri di Bass p , q e M , tramite cui ha potuto stimare una previsione sul numero di annunci per nuove abitazioni su Airbnb.

Si è deciso di plottare, i risultati previsionali di alcune regioni europee per poter verificare la bontà e robustezza del modello.

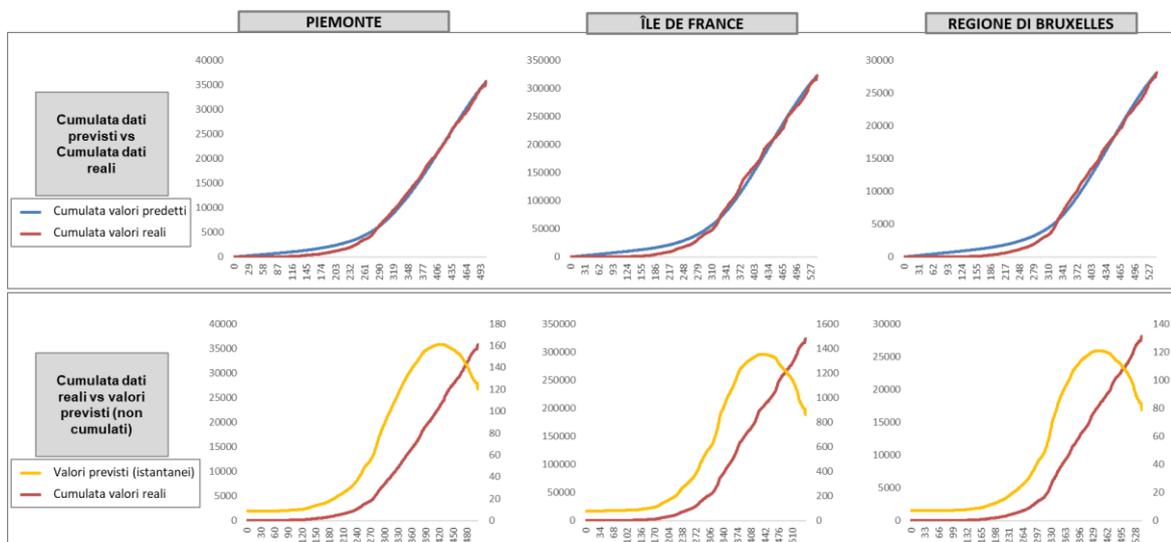


Figura 14: Scostamento tra valori reali e predetti relativi alla diffusione (lato offerta) di Airbnb per tre regioni Europee

Nella *figura 14* sono mostrati gli output di previsione relativi a tre regioni europee prese come campione per mostrare i risultati ottenuti: Piemonte (Italia), Île de France (Francia) e la regione di Bruxelles (Belgio).

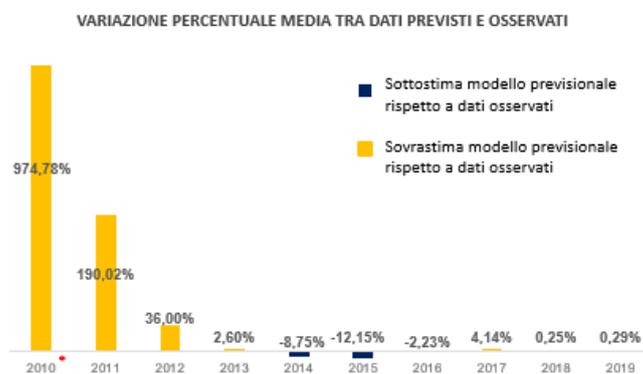
Il primo grafico che è stato plottato mostra la comparazione tra le cumulate dei dati reali e di quelli ottenuti dal modello previsionale relativi alla pubblicazione di nuovi

annunci Airbnb. Si osserva che il modello di previsione riesce seguire molto bene l'andamento della cumulata dei dati reali; in particolare si noti che nei primi periodi di tempo considerati il modello tende a sovrastimare l'offerta di annunci Airbnb, a causa delle esternalità di rete che il modello non riesce a catturare, per poi invece ridurre sempre più lo scostamento tra il valore predetto e il reale, migliorando progressivamente la previsione.

La seconda tipologia di grafici in *figura 14* mostra l'andamento istantaneo dei valori previsti e la cumulata dei valori reali (su assi differenti, a causa delle grandezze non confrontabili delle due tipologie di dati), permettendo di studiare la diffusione di Airbnb prevista nel tempo.

È necessario osservare anche questa seconda tipologia di grafico poiché i valori cumulati non permettono di catturare la velocità con cui cresce o decresce l'offerta di annunci Airbnb nel tempo.

Successivamente alla rappresentazione grafica dei modelli previsionali si è voluto studiare quantitativamente la bontà del modello.



La rappresentazione grafica dell'anno 2010 non è in scala con i dati degli altri anni. Il dato 2010 essendo di altro ordine di grandezza non permetterebbe la lettura dei dati tra il 2012 e 2019 per motivi di compressione di scala

⚠ L'errore di previsione iniziale è prevalentemente imputabile alle esternalità di rete cross side

Anno	Osservazione reale (media)*	Scostamento previsione rispetto a dato medio reale	Scostamento (%) medio da dato medio reale
2010	0,24	+2,30	974,78%
2011	1,02	+1,94	190,02%
2012	3,34	+1,20	36,00%
2013	8,64	+0,23	2,60%
2014	20,52	-1,80	-8,75%
2015	43,33	-5,26	-12,15%
2016	64,01	-1,43	-2,23%
2017	74,36	+3,08	4,14%
2018	89,83	+0,23	0,25%
2019	129,21	+0,38	0,29%

* il numero riportato per questa voce rappresenta il numero medio di nuovi annunci Airbnb pubblicati ogni settimana per le regioni europee

Figura 15: analisi quantitativa della bontà di previsione

Inizialmente si è calcolato, per ogni anno dal 2010 al 2019, il valore medio (considerando tutte le regioni europee disponibili su Airdna) di nuovi annunci

settimanali per regione per confrontarlo con i dati predetti dal modello, calcolando, successivamente lo scostamento percentuale medio tra dati reali e predetti.

Come si era già intuito dall'osservazione grafica delle cumulate dei dati reali e predetti, nei primi anni considerati, nelle fasi di sviluppo iniziale di Airbnb, la previsione sovrastima il numero di annunci reali, andando, tuttavia a ridursi progressivamente, arrivando a generare errori percentuali sotto all'unità.

È necessario precisare che lo scostamento percentuale medio tra dati reali e predetti negli anni 2010 e 2011 è molto alto, il motivo principale di questa sovrastima risulta essere che il modello non prende in considerazione le esternalità di rete, inoltre il numero così alto è anche spiegato per motivi matematici.

Lo scostamento percentuale è calcolato con la formula:

$$\text{Scostamento percentuale} = \frac{\text{Scostamento previsionale}}{\text{Osservazione reale (media)}} * 100$$

Nei primi anni considerati l'osservazione reale media (denominatore del rapporto), rappresentante il numero di annunci reali pubblicati settimanalmente per ogni regione risulta molto basso, mentre lo scostamento tra valore reale e predetto è un numero confrontabile con quello degli altri anni. È per questo motivo che nonostante il valore assoluto dello scostamento nei primi due anni considerati risulta confrontabile con il restante periodo di monitoraggio, la variazione percentuale è così elevata.

7.2. Analisi di Correlazione

Definiti i risultati attesi dallo studio di ogni variabile è iniziata la fase di elaborazione e analisi dei dati vera e propria, strutturata inizialmente con lo studio della correlazione esistente tra parametri di Bass e le variabili in analisi, oltre alla correlazione tra variabili al fine di evitare collinearità nella fase di regressione.

Per studiare la correlazione si è utilizzato il software statistico Stata che permette la manipolazione, visualizzazione e studi statistici di grandi moli di dati.

La correlazione statistica è stato il primo passo per poter andare a studiare se sono presenti relazioni lineari tra le variabili in esame e i parametri del modello di Bass e tra le variabili stesse.

La correlazione lineare tra due variabili si esprime tramite l'indice di correlazione lineare di Person (ρ) che quantifica la forza della correlazione tra esse, indicando se questa è statisticamente significativa. Il coefficiente di correlazione può assumere valori che vanno da -1, correlazione perfetta lineare negativa, a +1, correlazione lineare perfetta positiva (il valore 0 indica assenza di correlazione).

La correlazione tra due variabili si esprime come rapporto tra la loro covarianza e il prodotto delle loro deviazioni standard. Di seguito è indicata la formula estesa per il calcolo del coefficiente di correlazione.

$$-1 \leq \rho_{xy} = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x \sigma_y} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu_x)(y_i - \mu_y)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu_x)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \mu_y)^2}} \leq +1$$

Dove:

σ_k covarianza della variabile k

x_i / y_i valore dell'osservazione i esima della variabile x/y

μ_k valore medio dei valori della variabile k

Nella tabella sottostante è riportato l'output di Stata relativo ai coefficienti di correlazione tra le variabili e i parametri di Bass e tra le varie variabili. Per ogni coppia di variabili Stata riporta una coppia di valori: il primo è il coefficiente di correlazione, il secondo invece, indica la sua significatività statistica (*p value*) con un intervallo di confidenza del 95%.

Sono stati evidenziati con rettangoli verdi i coefficienti di correlazione significativi tra i parametri di Bass e le variabili esterne in esame; con rettangoli rossi, invece sono state evidenziati gli indici di correlazione delle variabili più correlate, da tenere sotto osservazione nelle fasi successive dell'analisi al fine di evitare fenomeni di multicollinearità.

		LN p	LNq	LN q/p	LN GDP	LN occupazione	LN arrivi	LN kmferrovie	LN redditodisponibile	LN educazioneterziaria	LN acquisitionline
Parametri di Bass	LN p	1.000									
	LN q	-0.486* (0.000)	1.000								
	LN q/p	-0.978* (0.000)	0.619* (0.000)	1.000							
Variabili	LN GDP	0.217* (0.001)	-0.185* (0.006)	-0.229* (0.000)	1.000						
	LN occupazione	-0.002 (0.978)	0.167* (0.0131)	-0.028 (0.675)	0.854* (0.000)	1.000					
	LN arrivi	0.021 (0.736)	-0.027 (0.660)	-0.024 (0.702)	0.805* (0.000)	0.741* (0.000)	1.000				
	LN kmferrovie	-0.108 (0.182)	-0.029 (0.724)	0.095 (0.243)	0.334* (0.000)	0.528* (0.000)	0.436* (0.000)	1.000			
	LN redditodisponibile	0.333* (0.000)	-0.058 (0.398)	-0.312* (0.000)	0.508* (0.000)	0.027 (0.690)	0.368* (0.000)	-0.167* (0.040)	1.000		
	LN educazioneterziaria	0.172* (0.005)	0.004 (0.952)	-0.154* (0.012)	0.3623* (0.000)	0.135* (0.045)	0.159* (0.011)	-0.139 (0.086)	0.417* (0.000)	1.000	
	LN acquisitionline	0.277* (0.000)	0.045 (0.553)	-0.244* (0.001)	0.349* (0.000)	-0.053 (0.491)	0.214* (0.000)	-0.106 (0.219)	0.725* (0.000)	0.687* (0.000)	1.000

Figura 16: Output Stata degli indici di correlazione

Come possiamo vedere il *parametro di Bass p* presenta una correlazione significativa con le variabili: GDP, reddito disponibile, popolazione con un titolo universitario e popolazione che effettua acquisti online.

Il parametro di Bass q risulta correlato a GDP e al livello di occupazione lavorativa mentre il rapporto del parametro q e di quello p è correlato con: GDP, reddito disponibile, popolazione con un titolo universitario, popolazione che effettua acquisti online.

La correlazione è stata anche studiata dal punto di vista grafico tramite grafici di dispersione (figura 17) effettuati tramite Stata, che hanno confermato, anche graficamente, le considerazioni emerse dai coefficienti di correlazione.

Nella figura sottostante sono evidenziati in verde i grafici di dispersione per cui l'indice di correlazione tra due variabili è significativo (osservabile in figura 16) e in rosso la correlazione tra variabili esterne per cui potrebbe verificarsi multicollinearità.

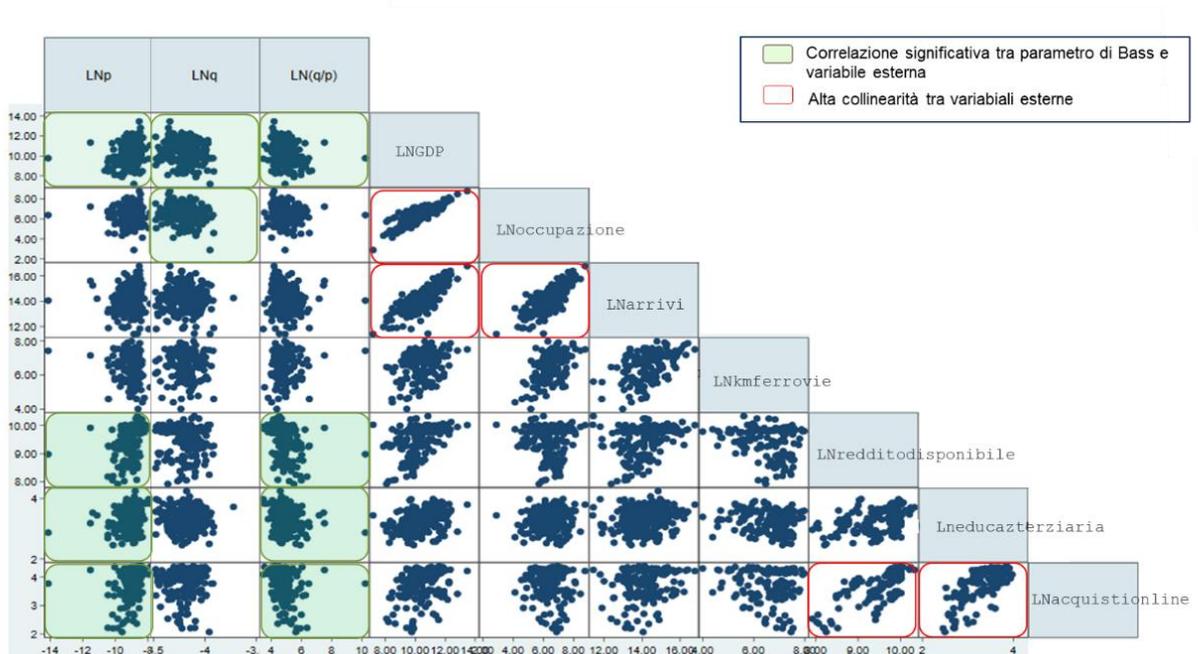


Figura 17: grafici di dispersione dei parametri di Bass e le variabili in analisi

Come detto in precedenza, è importante studiare anche la correlazione che le variabili indipendenti possono avere tra loro; se due variabili esterne risultano fortemente correlate si viene a creare il fenomeno della multicollinearità tra variabili.

In presenza di una forte correlazione tra due variabili che dovrebbero essere indipendenti, una risulta essere la combinazione lineare dell'altra e durante l'analisi

di regressione il metodo dei minimi quadrati non riesce a formulare una stima previsionale attendibile.

7.3. Analisi di Regressione con variabili socioeconomiche

Studiate le correlazioni esistenti tra le variabili in gioco, occorre ora effettuare regressione lineare, ovvero studiare e quantificare le relazioni di dipendenza, se esistenti, tra le variabili. In particolare, si prevede la variazione statistica della variabile dipendente al variare di quelle indipendenti.

Nel mio elaborato di tesi si sono studiate due tipologie di regressione:

- Regressione sul parametro di Bass q (Adozioni Imitative)
- Regressione sul rapporto di Bass q/p

Anche per l'analisi di regressione è stato utilizzato il software Stata.

Nella fase di regressione risulta fondamentale trovare il miglior set di variabili possibili al fine che questo sia statisticamente significativo (generando risultati robusti) e con presenza minima di multicollinearità tra le variabili indipendenti per riuscire a far emergere gli effetti reali che queste ultime generano statisticamente sulla variabile dipendente in analisi.

Al fine di poter confrontare i risultati delle due regressioni, il set di variabili che verrà studiato è costituito da quattro variabili (dalle sette originali) poiché il modello costituito dal maggior numero di variabili in grado di garantire risultati significativi in entrambe le regressioni.

Si descrivono nei paragrafi sottostanti le due regressioni effettuate e i risultati ottenuti.

7.3.1. Regressione del parametro di Bass q

Si descrive ora la regressione effettuata sul parametro imitativo q .

Prima di mostrare i risultati ottenuti da set di variabili prescelto, si mostra, a scopo puramente esemplificativo, un risultato diverso da quello ottenibile con il set ottimale.

Effettuiamo una regressione andando a inserire tutte le variabili che abbiamo descritto nel capitolo dedicato.

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	130
Model	.081368551	7	.011624079	F(7, 122)	=	0.91
Residual	1.55260813	122	.012726296	Prob > F	=	0.4986
Total	1.63397668	129	.012666486	R-squared	=	0.0498
				Adj R-squared	=	-0.0047
				Root MSE	=	.11281

LNq	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
LN_GDP	-.0247362	.0812228	-0.30	0.761	-.1855248	.1360524
LN_employment	-.0110403	.0831635	-0.13	0.895	-.1756707	.1535901
LN_narrivi	.0054166	.0195905	0.28	0.783	-.0333648	.044198
LN_kmferrovie	.0255363	.0152612	1.67	0.097	-.0046749	.0557474
LN_redditodisponibile	.0240293	.0835325	0.29	0.774	-.1413316	.1893902
LN_educazioneterziaria	.0293336	.040241	0.73	0.467	-.0503275	.1089947
LN_acquisitionline	.0036317	.0308476	0.12	0.906	-.0574341	.0646975
_cons	-4.439203	.4995089	-8.89	0.000	-5.428031	-3.450375

Figura 18: Regressione su parametro p e set di variabili esterne completo

Come si può notare la regressione effettuata sul set completo di variabili risulta non essere statisticamente significativa; osservando il test F, infatti, il modello di regressione non risulta accettabile.

Il p value del test test F ha un valore ben al di sopra dello 0,05 indicando che deve essere rifiutata l'ipotesi nulla per cui con un livello di confidenza maggiore del 95%, che si può accettare che le variabili siano significativamente diverse da zero.

Il test F, infatti, studia l'effetto che il set di variabili in analisi ha sulla variabile dipendente (non le testa individualmente) andando a testare se i coefficienti di regressione sono significativamente diversi da zero.

Il valore di R2 spiega la percentuale di varianza della variabile dipendente spiegata dal set di variabili indipendenti del modello. Con il set completo di variabili questo valore risulta di circa il 5%.

Osservando i p-value dei coefficienti delle variabili indipendenti si nota che nessuna variabile ha un livello di significatività maggiore o uguale del 95%, solo la variabile relativa ai chilometri di ferrovie è significativa al 90 %, ma a causa del modello non significativo nel suo complesso (test F, non significativo) questa conclusione potrebbe non essere affidabile.

Come detto in precedenza, questa regressione risulta poco affidabile poiché considera come variabili indipendenti variabili fortemente correlate tra loro, dunque affette da multicollinearità.

Per spiegare meglio il concetto si è effettuato tramite Stata il test VIF, Variance Inflation Factor. Questo test permette di quantificare la multicollinearità tra le variabili indipendenti; matematicamente il VIF attribuito ad ogni variabile del modello di regressione è uguale al rapporto tra la varianza complessiva del modello e la varianza di un modello fittizio che include solo quella singola variabile. In particolare, per ogni variabile è calcolato un indicatore che indica la quota di varianza attribuita ad ogni regressore che se supera il valore soglia di 10, indica che quella variabile è fortemente collineare con le altre del modello.

Il VIF si calcola come:

$$VIF_i = 1/(1-R_i^2)$$

Con R_i^2 : R-quadro ottenuto dalla regressione in cui la variabile dipendente risulta essere quella i-esima per cui stiamo testando la multicollinearità e le variabili dipendenti sono le restanti.

Il test VIF per questo set di variabili risulta il seguente:

Variable	VIF	1/VIF
LNGDP	65.98	0.015156
LNemployment	44.08	0.022686
LNredditodisponibile	20.71	0.048274
LNarrivi	3.47	0.287941
LNacquistiservizi	3.36	0.297565
LNeducazione terziaria	2.25	0.445388
LNkmferrovie	1.70	0.586522
Mean VIF	20.22	

Figura 19: Test VIF su set di variabili completo

Come si può notare dal test VIF il modello di regressione che comprende tutte le variabili considerate non è attendibile perché soffre di multicollinearità; si osserva che le principali variabili responsabili della multicollinearità del modello sono GDP, Occupazione lavorativa e Reddito disponibile. Anche il valore medio di VIF del modello supera il valore soglia di accettabilità di VIF=10.

Descriviamo ora il miglior set di variabili, in termini di significatività che si è riusciti a ottenere.

Il set è costituito da quattro variabili che sono: LNGDP, LNarrivi, LNredditodisponibile, LNeducazione terziaria:

```
. regress LNq LNGDP LNarrivi LNredditodisponibile LNeducazione terziaria
```

Source	SS	df	MS	Number of obs =	210
Model	.203558667	4	.050889667	F(4, 205)	= 3.60
Residual	2.8964319	205	.014128936	Prob > F	= 0.0073
				R-squared	= 0.0657
				Adj R-squared	= 0.0474
Total	3.09999056	209	.014832491	Root MSE	= .11887

LNq	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
LNGDP	-.0508436	.0148572	-3.42	0.001	-.0801361 -.0215512
LNarrivi	.0355486	.0144697	2.46	0.015	.0070201 .0640771
LNredditodisponibile	.0186191	.0190893	0.98	0.331	-.0190174 .0562555
LNeducazione terziaria	-.0137439	.0282073	-0.49	0.627	-.0693576 .0418698
_cons	-4.301621	.1843643	-23.33	0.000	-4.665114 -3.938127

Figura 20: Test di regressione su parametro q e set variabili ristretto

Come si può notare, dal p-value del test F, il set risulta statisticamente significativo con un livello di confidenza maggiore del 99% e la varianza spiegata risulta essere del 6,6%.

Anche per quanto riguarda la multicollinearità il set di variabili garantisce ottimi risultati, con un valore di VIF medio di 2.30 e massimo, a livello di singola variabile, di 3.50, ampiamente al di sotto del valore critico di 10.00, che porta a escludere la presenza di forti correlazioni tra le variabili indipendenti che renderebbero i risultati del modello poco affidabili.

Variable	VIF	1/VIF
LNGDP	3.50	0.285714
LNarrivi	2.90	0.344865
LNreddito~e	1.48	0.674850
LNeducazio~a	1.30	0.768504
Mean VIF	2.30	

Figura 21: Test VIF del set di variabili ristretto

Andando ad osservare i p-value delle variabili indipendenti si nota che sono due le variabili significative: LNGDP e LNarrivi.

In particolare, si nota che un aumento del 10% del valore di GDP in una regione europea, statisticamente porta ad una riduzione dello 0,5 % del parametro imitativo.

Questa relazione può essere spiegata dal fatto che dall'analisi di correlazione è emerso che il *GDP* è correlato con *l'occupazione lavorativa*; è molto probabile che regioni in cui aumenta il prodotto interno lordo l'occupazione lavorativa sia in crescita; la stabilità lavorativa potrebbe sfavorire l'intraprendere di attività imprenditoriali per via imitativa come il diventare host.

La diffusione imitativa, quindi, non è favorita dal crescere del prodotto interno lordo.

La seconda variabile che emerge significativa sono gli *arrivi in strutture ricettive turistiche*, il cui aumento del 10% porta ad un incremento del parametro imitativo dello 0,35%.

L'aumento degli arrivi potrebbe essere visto dagli hosts come un segno della domanda dei viaggiatori di soggiornare in quel luogo portandoli a investire in un'abitazione da destinare all'affitto Airbnb in quell'area geografica.

7.3.2. Regressione del rapporto di Bass q/p

Come ultima regressione si è deciso di studiare quali sono le variabili socioeconomiche che generano un effetto statisticamente significativo sul rapporto di Bass (p/q).

Per poter permettere il confronto con i risultati di regressione emersi in precedenza si è deciso di utilizzare lo stesso set di variabili della regressione sul parametro imitativo.

```
. regress LNqp LNGDP LNarrivi LNredditodisponibile LNeducazioneterziaria
```

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	210
Model	11.8839968	4	2.97099919	F(4, 205)	=	7.45
Residual	81.7241712	205	.398654494	Prob > F	=	0.0000
				R-squared	=	0.1270
				Adj R-squared	=	0.1099
Total	93.6081679	209	.447885971	Root MSE	=	.63139

LNqp	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
LNGDP	-.1333814	.0789187	-1.69	0.093	-.2889778 .0222149
LNarrivi	.1364917	.0768603	1.78	0.077	-.0150464 .2880298
LNredditodisponibile	-.2885932	.1013988	-2.85	0.005	-.4885115 -.088675
LNeducazioneterziaria	-.2344235	.1498324	-1.56	0.119	-.5298337 .0609866
_cons	7.851101	.9793107	8.02	0.000	5.920289 9.781913

Figura 22: Test di regressione su rapporto di Bass e set variabili ristretto

Si noti che la regressione che vede come variabile dipendente il rapporto di Bass e come variabili indipendenti il set descritto nel paragrafo precedente fornisce un modello avente un test F con livello di significatività del 100% e una varianza spiegata pari al 12,7 %. Il test VIF sarà lo stesso della regressione sul parametro q essendo le variabili indipendenti le medesime.

Otteniamo risultati significativi su tre delle quattro variabili indipendenti presenti nel modello.

Con un livello di significatività maggiore del 95% si ottiene che un aumento del 10% del reddito disponibile genera un decremento del 2,89 % del rapporto di Bass.

La prima regressione con un set di sei variabili vede come variabile significativa il reddito disponibile: in particolare un aumento del 10% di questa variabile porta il rapporto a decrementare del 3,9%.

Il reddito disponibile non appare significativo nella regressione per il parametro q ; dunque, con buona confidenza si può ritenere che effettuando una regressione sul parametro innovativo di Bass, la variabile in questione risulterà significativa e, in particolare, essere promotrice della diffusione innovativa.

Se così, fosse l'incremento della variabile in questione, genererebbe un incremento del parametro innovativo che trovandosi a denominatore del rapporto di Bass porterebbe alla riduzione di quest'ultimo.

Le altre due variabili che emergono hanno una significatività maggiore del 90% sono il GDP e gli Arrivi in strutture ricettive turistiche.

I risultati sul GDP sono che un incremento di questa variabile del 10% genera un decremento del 1,3% del rapporto di Bass.

I risultati sono perfettamente in linea con la regressione precedente poiché era emerso che le variabili in questione influenzavano negativamente il parametro imitativo che trovandosi a numeratore del rapporto di Bass porta una riduzione di quest'ultimo al crescere dei valori di GDP nelle regioni europee.

L'ultima variabile emersa significativa al 90% sono gli arrivi turistici in strutture ricettive; il risultato che si ottiene è che al crescere del 10% questa variabile il rapporto di Bass aumenta del 1,36% e analogamente a come spiegato per la variabile GDP i risultati emersi sono assolutamente coerenti con quelli emersi dalla regressione sul parametro imitativo.

8. CONCLUSIONI

In questo elaborato di tesi si è studiata l'applicazione del modello di Bass alla diffusione, lato offerta, di Airbnb dimostrando come esso riesca a fornire una previsione accurata della diffusione della piattaforma in questione nelle diverse regioni europee.

Si è successivamente svolta un'analisi di regressione per valutare gli effetti che hanno alcune variabili socioeconomiche sul parametro imitativo e sul rapporto di Bass inerenti alla diffusione di Airbnb.

Da questo studio è emerso che tre variabili tra quelle analizzate statisticamente influenzano i parametri di Bass. In particolare:

Reddito disponibile: il suo aumento favorisce diffusione innovativa e porta alla decrescita del rapporto di Bass

GDP: il suo aumento porta a un rallentamento della diffusione imitativa e la decrescita del rapporto di Bass

Arrivi turistici: il suo aumento favorisce diffusione imitativa e la crescita del rapporto di Bass

I risultati quantitativi di regressione sono riportati nella tabella sottostante.

	Variabile Significativa	Variazione variabile	Effetto sul parametro di Bass	Significatività
Parametro imitativo q	GDP	+10%	-0,51%	>95%
	Arrivi	+10%	+3,55%	>95%
Rapporto di Bass	GDP	+10%	-1,33%	>90%
	Arrivi	+10%	1,36%	>90%
	Reddito disponibile	+10%	-2,88%	>95%

Figura 23: Risultati di regressione

9. SVILUPPI FUTURI

Per concludere si propongono alcuni sviluppi futuri che sarebbe interessante studiare per approfondire ulteriormente i temi trattati in questa tesi:

- Valutazione dell'impatto del Covid-19 sulla diffusione, lato offerta, di Airbnb
- Studio e analisi di nuove variabili socioeconomiche per migliorare l'accuratezza dei modelli di regressione
- Integrazione nel modello di Bass di fenomeni di esternalità di rete
- Formulazione di un modello di Bass che operi con parametri che variano nel tempo
- Studio dell'influenza della stagionalità sull'offerta di annunci Airbnb

10. BIBLIOGRAFIA E SITOGRAFIA

10.1. Bibliografia

- M. Cantamessa, F. Montagna (2015) - *“Management of Innovation and Product Development: Integrating Business and Technological Perspectives”*
- M. Wright, C. Upritchard and T. Lewis (1997) - *“A Validation of the Bass New Product Diffusion Model in New Zealand”*
- W. Tsui (2006) - *“Forecasting of Mobile Subscriptions in Asia Pacific Using Bass Diffusion Model”*
- S. G. Lee, C. G. Yang, E. B. Lee (2014) - *“ICT product diffusion in US and Korean markets”*
- S. M. Almutairi and D. Yen (2017) - *“International Diffusion of Digital Innovations: Mapping the Mobile Telephony of the Arab States”*
- M. Scaglione, E. Giovannetti, M. Hamoudiad (2015) - *“The diffusion of mobile social networking: Exploring adoption externalities in four G7 countries”*
- P. K. Kapur, H. Sharma, A. Tandon, and A. G. Aggarwa (2019) - *“Studying BHIM app adoption using bass model: An Indian perspective”*
- F. L. Milone, A. Destefanis. (2020) - *“Airbnb Adoption Process from Home-Owners Perspective In Italian Market”*
- R. Lagonigroa, J. C. Martoria, P. Apparicio (2020) - *“Understanding Airbnb spatial distribution in a southern European city: The case of Barcelona”*
- J. L. Eugenio Martin, J. M. Cazorla-Artiles, C. González-Martel (2019) - *“On the determinants of Airbnb location and its spatial distribution”*
- L. La, F. Xu, M. Hu, C. Xiao (2020) - *“Location of Airbnb and hotels: the spatial distribution and relationships”*
- C. Adamiak, B. Szyda, A. Dubownik, D. García-Álvarez (2019) - *“Airbnb Offer in Spain—Spatial Analysis of the Pattern and Determinants of Its Distribution”*
- S. Sun, X. Wang, M. Hu (2022) - *“Spatial distribution of Airbnb and its influencing factors: A case study of Suzhou, China”*

10.2. Sitografia

- <https://popsop.com/2013/08/the-collaborative-consumption-sharing-wins-over-ownership/>
- http://www.riochierego.it/mobile/progetti/as-18-19/4H/RETE-DI-RETI/dettagli_sharing.htm
- <https://www.gabrielegranato.it/sharing-economy/>
- <https://www.onespace.com/blog/2017/06/sharing-economy-definition>
- <https://www.e-vai.com/sharing-economy-perche-e-importante/>
- <https://ec.europa.eu/programmes/erasmus-plus/project-result-content/>
- <https://www.finaria.it/finanza/sharing-economy/>
- <https://www.money.it/Noleggio-auto-car-sharing-cosa-conviene-pro-e-contro>
- <https://it.wikipedia.org/wiki/Airbnb>
- <https://marketingtorino.it/la-storia-di-airbnb-la-community-online-per-chi-viaggia-e-chi-affitta-spazi-abitativi/>
- <https://jungleworks.com/airbnb-businessmodel-logistics-revenue-app/>
- <https://link.springer.com/article/10.1007/s11628-019-00399-0>
- https://www.agi.it/economia/airbnb_alberghi-5304957/news/2019-04-12/
- <https://medium.com/@feinima/disruptive-innovation-a-case-study-of-airbnb-450c75d5c910>
- <https://www.nafems.org/community/the-analysis-agenda/diffusion-of-innovation/>
- <https://www.insidemarketing.it/glossario/definizione/curva-di-rogers/>
- https://web.uniroma1.it/dip_ecodir/sites/default/files/allegati/nona_lezione.pdf
- <https://doc.arcgis.com/it/insights/latest/analyze/regression-analysis.html>
- <https://ec.europa.eu/eurostat>
- <https://www.airdna.co/>
- <http://www.centrosaluteglobale.eu/il-prodotto-interno-lordo-critiche-e-alternative-per-la-misura-del-reale-benessere-delle-nazioni/>

11. RINGRAZIAMENTI

A conclusione di questo mio lavoro di tesi e percorso universitario vorrei porre i miei più sentiti ringraziamenti alle persone con cui ho condiviso periodi, più o meno lunghi, in questi anni di studi.

Desidero innanzitutto ringraziare il relatore di questa tesi Emilio Paolucci per la sua disponibilità e professionalità dimostrata durante questi anni come professore e negli ultimi mesi come relatore.

Credo che le sue materie, a cui ho avuto il piacere di seguire nel corso della magistrale, siano state quelle che più mi abbiano formato professionalmente.

Un ringraziamento va alla Professoressa Elisabetta Raguseo e al Dott. Francesco Luigi Milone che hanno seguito e dimostrato interesse per questo elaborato di tesi, fornendo consigli e spunti di riflessione che hanno collaborato al completamento e buona riuscita di questa tesi.

Ringrazio la mia famiglia che ha sempre creduto in me e nelle mie capacità, accompagnandomi al raggiungimento di questo traguardo importante della vita con cui spero di aver reso loro fieri di me.

Ringrazio la mia fidanzata Giulia con cui ho condiviso la quasi totalità del mio percorso universitario; grazie per avermi sempre dato supporto, creduto in me e accompagnato sia nei momenti felici sia nei momenti più difficili incontrati nel mio percorso universitario.

Ringrazio i miei nonni, che mi hanno supportato dal primo esame all'ultimo; loro che aspettavano con ansia una mia telefonata a fine di ogni esame e si complimentavano con me in qualunque modo fosse andato.

Ringrazio i miei amici più cari Gabriele, Matteo e Davide che mi hanno sempre motivato e fatto sorridere in questi anni.

Ringrazio le persone conosciute in Università e con cui ho condiviso progetti durante il mio percorso di studi; in particolare ci tengo a ringraziare i miei colleghi, ma soprattutto amici: Gilberto, Martina e Paola.

Un ringraziamento finale va a tutte quelle persone con cui nel corso di questi anni ho condiviso momenti più o meno lunghi della mia vita, condividendo gioie e dolori generati dal Politecnico.