



**Politecnico
di Torino**

Politecnico di Torino

Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale

A.a. 2021/2022

Sessione di Laurea Marzo 2022

Diffusion and social contagion of Airbnb

Relatori:

Emilio Paolucci

Francesco Luigi Milone

Candidato:

Sebastiano Alessandro Castania

Indice

Indice Figure	4
STORIA DI AIRBNB	5
COME FUNZIONA AIRBNB: registrazione, prenotazione e pagamento	6
SHARING ECONOMY	10
PIATTAFORMA DIGITALE E MULTISIDE-MARKET	13
ANALISI STRATEGICA	15
Business Model Canvas	15
Value Proposition	16
Customer segments	16
Channels	17
Customer Relationship	17
Revenue Stream	17
Key Activities	17
Key Resources	18
Key Partners	18
Cost Structure	18
ANALISI PESTEL	19
Fattori politici	19
Fattori economici	19
Fattori sociali	20
Fattori tecnologici	20
Fattori legali	20
Fattori ambientali	21
S.W.A.T. ANALYSIS	22
ANALISI VRIO	25
Valore	25
Raro	26
Inimitabile	26
Organizzazione	27
MODELLO DI BASS	29

Stima dei parametri	34
Modello di regressione lineare semplice	35
Metodo dei minimi quadrati	36
ANALISI DELLA LETTERATURA: Applicazione del modello di Bass a beni durevoli	39
A Validation of the Bass New Product Diffusion Model in New Zealand – M. Wright, C. Upritchard and T. Lewis - 1997	39
Forecasting of Mobile Subscriptions in Asia Pacific Using Bass Diffusion Model - W. Tsui - 2006	39
ICT product diffusion in US and Korean markets – S.G. Lee, C.G. Yang, E.B. Lee - 2014	40
The diffusion of mobile social networking: Exploring adoption externalities in four G7 countries - M. Scaglione, E. Giovannetti, M.Hamoudiad - 2015	40
International Diffusion of Digital Innovations: Mapping the Mobile Telephony of the Arab States 2017	40
Studying BHIM App Adoption using Bass Model: An Indian Perspective - P. K. Kapur, H. Sharma, A. Tandon, and A. G. Aggarwa - 2019	41
ANALISI DELLA LETTERATURA: Studio della diffusione di Bass	42
On the determinants of Airbnb location and its spatial distribution – J. L. EugenioMartin, J. M. Cazorla-Artiles, C. González-Martel - 2019	42
Airbnb Offer in Spain—Spatial Analysis of the Pattern and Determinants of Its Distribution - C. Adamiak, B. Szyda, A. Dubownik, D. García-Álvarez - 2019	42
Location of Airbnb and hotels: the spatial distribution and relationships – L. La, F. Xu, M. Hu, C. Xiao - 2020	43
Understanding Airbnb spatial distribution in a southern European city: The case of Barcelona - R. Lagonigroa, J. C. Martoria, P. Apparicio - 2020	43
Airbnb Adoption Process From Home-Owners Perspective In Italian Market - F. L. Milone, A Destefanis - 2020	44
Spatial distribution of Airbnb and its influencing factors: A case study of Suzhou, China - S. Sun, X. Wang, M. Hu - 2022	44
GAP CON LA LETTERATURA ESISTENTE	46
VARIABILI PRESE IN ESAME	47
Variabili economiche	48
Prodotto Interno Lordo: Ln(GDP)	48
Disponibilità di reddito per le famiglie: Ln(RedditoDisponibile)	49
Numero di impiegati: Ln(Occupazione)	49
Variabili Sociali	49
Arrivi in Hotel o altri luoghi per accomodazioni brevi	49
Percentuale di studenti che hanno concluso l'università	49
Percentuale di popolazione che effettua acquisti online: Ln(Acquistionline)	50
Chilometri di rete ferroviaria: Ln(kmferrovie)	50
DATASET UTILIZZATI E MODELLO EMPIRICO	51

FIT DEL MODELLO DI BASS	52
ANALISI SUGLI OUTPUT DI BASS	55
Analisi di correlazione	55
Regressione per i parametri p e q/p	57
CONCLUSIONI	60
OPEN POINT	61
ALLEGATI	63
Codice Python per la determinazione dei parametri di Bass	63
BIBLIOGRAFIA E SITOGRAFIA	71

Indice Figure

Figura a: Home page Airbnb	6
Figura b: Modalità di registrazione su Airbnb	6
Figura c: Business Model Canvas di Airbnb	18
Figura d: Analisi Pestel di Airbnb	24
Figura e: Adozione del bene/servizio influenzata da informazioni interne ed esterne	31
Figura f: Curva di Rogers	31
Figura g: Esempio di Metodo OLS	37
Figura h: Scostamento tra osservazioni previste e reali	52
Figura i: Scostamento tra osservazioni previste e reali	52
Figura j: Rappresentazione grafica del Modello di bass	54
Figura k: Analisi di correlazione	55
Figura l: Rappresentazione grafica della correlazione	56
Figura m: regressione su p e su q/p	58
Figura n: Livello di significatività della regressione	58

STORIA DI AIRBNB

Airbnb è stata fondata da Brian Chesky e Joe Gebbia, nell'ottobre del 2007 a San Francisco. In quel periodo la città ospitava una grande conferenza, la "Industrial Design Society of America", e la disponibilità di alloggi era ridotta al minimo, ed è proprio da qui che nasce la grande intuizione dei due giovani coinquilini: decidere di affittare parte del loro alloggio a tre ospiti che erano interessati a seguire la conferenza. I due inquilini decidono di acquistare materassi ad aria (da qui il termine "air" presente nel nome della compagnia) in modo da poter offrire ospitalità ai nuovi arrivati. Decisero quindi di creare un sito web abbastanza semplice nel quale inserirono alcune foto degli spazi che offrivano, e per 80\$ a notte, compresa la colazione, riuscirono ad affittare i tre posti letto. Proprio dalla combinazione tra materassi ad aria e la colazione inclusa, nasce il nome ufficiale: Airbed&Breakfast. Solo più tardi, intorno a marzo 2009, il nome verrà sostituito con quello che tutti noi conosciamo: Airbnb.

Dopo alcuni mesi, l'idea di Brian e Joe stentava a decollare; infatti, i due fondatori, si erano serviti di alcuni grandi eventi che coinvolgevano la nazione senza tuttavia ottenere il successo che si aspettavano. Nel gennaio 2009 i due giovani imprenditori si appoggiarono all'incubatore Y-Combinator che diede la possibilità di avviare la società. A questo punto l'offerta non includeva solo spazi condivisi ma anche interi appartamenti e a quasi due anni dall'avvio della società, nel novembre 2010, Airbnb poteva vantare un totale di 700.000 notti prenotate.

Nel dicembre 2020, in mezzo ad una crisi mondiale dettata dalla pandemia per Covid-19, dove il settore turistico è uno di quelli maggiormente colpiti, Airbnb decide di quotarsi alla borsa di New York, e all'apertura il prezzo delle azioni salì fino a 146\$, decisamente una cifra interessante e in parte inattesa, dato che l'azienda aveva previsto un prezzo di partenza di 68\$.

Ad oggi, Airbnb conta 5.6 milioni di annunci sparsi in oltre 100.000 città dislocate su tutto il mondo, oltre 220 paesi e regioni, e il prezzo delle sue azioni continua ad aggirarsi intorno il valore iniziale di 146\$.

COME FUNZIONA AIRBNB: registrazione, prenotazione e pagamento

Il primo passo necessario affinché un Host e un Guest possano mettersi in contatto è la registrazione degli utenti all'interno della piattaforma. Per farlo basterà collegarsi tramite browser all'indirizzo airbnb.it, e una volta cliccato sull'icona in alto a destra si accederà al menù di registrazione.

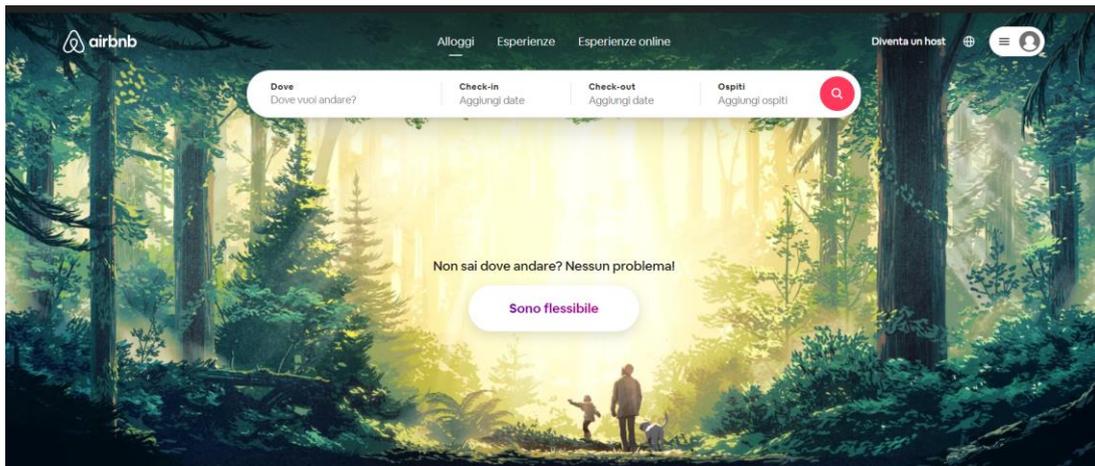


Figura a: Home page Airbnb

×

Accedi o registrati

Ti diamo il benvenuto su Airbnb

Paese / regione
Italia (+39) ▼

Numero di telefono

Ti chiameremo o ti invieremo un messaggio per confermare il tuo numero. Sono previsti costi standard per messaggi e traffico dati. [Informativa sulla Privacy](#)

Continua

o

Continua con Facebook

Continua con Google

Continua con Apple

Continua con un indirizzo email

Figura b: Modalità di registrazione su Airbnb

A questo punto come si può notare dall'immagine si hanno a disposizione diverse modalità per portare a termine la registrazione:

- Numero di telefono
- Facebook
- Google
- Apple
- Indirizzo e-mail

Ciascuna di queste modalità è finalizzata a confermare l'identità di chi si registra in modo da garantire un certo livello di sicurezza e veridicità della persona per i nuovi iscritti; infatti, verrà inviato un link di conferma al proprio indirizzo e-mail, oppure se si è scelta la registrazione tramite numero di telefono si riceverà una telefonata o un messaggio di testo per confermare il numero.

Inoltre, ormai da qualche anno è possibile registrarsi alla piattaforma tramite smartphone, Android o iOS, e la procedura di registrazione è pressoché equivalente a quella appena descritta. In questo modo Airbnb offre ai propri utilizzatori un servizio sempre a portata di mano.

Quella appena descritta è la procedura di registrazione per i Guest; infatti, i nuovi utenti non sono mai direttamente Host. Tuttavia, in qualunque momento sarà possibile diventare Host cliccando sull'apposito banner e compilando un modulo specifico nel quale si dovranno inserire alcune caratteristiche degli spazi che si vogliono affittare:

- Alloggio: villa, B&B, appartamento etc.
- Tipo di stanza: singola, condivisa, casa intera etc.
- Posti letto disponibili
- Città
- Indirizzo
- Numero di bagni
- Vicinanza da punti di attrazione:
 - Spiaggia
 - Parco
 - Supermercati

- Centro città
- Servizi offerti:
 - Internet
 - Aria condizionata
 - Lavatrice
 - TV
 - Etc.
- Prezzo

Proprio sulla voce prezzo è necessario soffermarsi un attimo.

Il prezzo, che rappresenta sicuramente uno dei fattori fondamentali al momento della prenotazione, è determinato ovviamente dall'Host. Tuttavia, la piattaforma Airbnb aiuta l'Host nella scelta del prezzo più adatto confrontando gli altri alloggi che corrispondono per grandezza, tipologia, posizione. Inoltre, sarà possibile definire delle fasce di prezzo differenti a seconda del periodo dell'anno, in modo da poter differenziare l'offerta a seconda della stagione.

Terminata la registrazione ci si troverà all'interno della Home di Airbnb, dalla quale sarà possibile ricercare la sistemazione più adatta alle proprie esigenze e per questo viene in aiuto un sistema di filtri che permette di individuare la scelta migliore per un determinato viaggio. Sarà possibile scegliere una località e filtrare per prezzo, tipo di alloggio, flessibilità di cancellazione (determinante nel periodo post pandemia caratterizzato da alta incertezza sul turismo), numero di camere, numero di bagni, numero di letti, oltre a poter indicare i diversi servizi necessari. Inoltre, Airbnb ha inserito l'opzione "Sono flessibile", nella quale sarà la piattaforma a proporre diverse soluzioni sparse in tutto il mondo e in qualsiasi periodo dell'anno, e anche in questo caso sarà possibile applicare dei filtri di ricerca per trovare delle soluzioni più compatibili con le proprie esigenze.

In entrambe le soluzioni, una volta identificata l'opzione congrua alle proprie necessità, si potrà contattare l'Host per capire la disponibilità di quest'ultimo, oppure, se disponibile, si potrà cliccare sulla voce "Prenota" se l'Host lo ha reso disponibile.

Riguardo al pagamento sarà invece Airbnb a fare da intermediario, soprattutto per evitare spiacevoli sorprese sia lato Host, che lato Guest. Infatti, la somma verrà trattenuta da

Airbnb fino a 24 ore dopo il check-in. In questo modo, se il Guest non dovesse trovare l'appartamento o se non corrisponderà a quello descritto al momento della registrazione potrà reclamare l'accaduto attraverso la piattaforma. Dall'altro lato si tutela anche l'Host dal possibile mancato pagamento. Inoltre, l'Host potrà richiedere di verificare l'identità del guest qualora avesse qualche sospetto e questo può avvenire o tramite il collegamento dell'account Airbnb con un profilo social, oppure potrà farlo richiedendo l'invio di un documento di identità.

Al termine del periodo di locazione, sia al Guest che all'Host verrà richiesto di valutare l'esperienza e di scrivere una recensione. L'aspetto delle recensioni è fondamentale all'interno della piattaforma in quanto aiuterà a instaurarsi il rapporto di fiducia, che verrà trattato più avanti, necessario da entrambe le parti al momento della prenotazione.

SHARING ECONOMY

Il fenomeno di Airbnb va inserito all'interno di un contesto più ampio che viene identificato come Sharing Economy. Questo fenomeno è di grande interesse negli ultimi anni, e ad oggi identificare una definizione complessiva e generale non è affatto semplice. Tuttavia, esiste un punto su cui concordano all'incirca tutti gli studiosi: la Sharing Economy si basa sull'uso di asset o beni senza che vi sia un trasferimento vero e proprio della proprietà.

Tra i primi a trattare questo argomento troviamo l'autrice inglese Rachel Botsman, la quale nel riassumere il concetto di Sharing Economy afferma "what's mine is yours", ovvero "ciò che è mio, è tuo", frase che è anche parte del titolo del suo libro "What's mine is yours, rise of collaborative economy" del 2010 e che fin dalla sua pubblicazione riesce a scalare tutte le classifiche. Nel suo libro Rachel Botsman afferma che *"il consumo collaborativo sta garantendo alle persone degli enormi benefici derivanti dal poter accedere a prodotti e servizi anche a prescindere dal possesso, risparmiando soldi, spazio e tempo"*.

Inoltre, uno degli aspetti più importanti ed evidenziati dall'autrice è il concetto di fiducia che si è trasformato sempre più con lo sviluppo delle tecnologie digitali. Rachel Botsman ritiene che esista un collegamento stretto tra "trust, sharing e business". L'autrice ritrova la causa di questo fenomeno nella generazione di appartenenza sostenendo che *"per le generazioni più vecchie, i cellulari sono uno strumento di comunicazione, mentre per i millennials sono un vero e proprio telecomando per il mondo reale. Guardano il loro smartphone come uno mezzo per avere accesso a ciò di cui hanno bisogno, sia questa la necessità di trovare una stanza su Airbnb o una bicicletta disponibile per il bike sharing"*. Successivamente si concentra sul concetto di condivisione: *"i millennials hanno un approccio molto diverso alla condivisione e all'interazione con gli sconosciuti. Tendono ad avere uno sguardo aperto verso il mondo, sono abituati a pubblicare foto e pensieri sui social e condividono un passaggio in macchina con uno sconosciuto, proprio come condividono una foto online"*.

È possibile affermare che la fiducia sia cambiata; mentre prima il rapporto di fiducia si instaurava con i parenti o con una cerchia di persone molto ristretta, adesso si parla di "fiducia diffusa basata sulla responsabilità dell'individuo", ed è proprio su questo

concetto che si diffonde il sistema di recensioni e rating classico delle piattaforme digitali e che sta alla base del funzionamento di Airbnb.

Come già anticipato in precedenza, lei non è l'unica a trattare questo grande argomento, ed ognuno ha aggiunto un tassello alla definizione della Sharing Economy, permettendo di delineare il quadro complessivo che riguarda questo fenomeno.

Tra il 2015 e il 2016 vengono effettuati i maggiori studi riguardanti la Sharing Economy. Eckhardt et al. definiranno la Sharing Economy come *“l'accesso temporaneo al consumo di risorse in seguito ad un pagamento o gratuitamente, ma senza il trasferimento della proprietà del bene”*.

Stephany, un anno prima, definisce la Sharing Economy come *“il valore aggiunto nell'utilizzare asset inutilizzati per renderli accessibili ad una community”*.

O ancora, Frenken et al, parlano di *“consumatori che si scambiano a vicenda l'accesso temporaneo a beni che sarebbero rimasti inutilizzati, possibilmente per ottenere un vantaggio economico.”*

Persino l'Oxford Dictionary dà la propria definizione di Sharing Economy: *è un sistema economico i cui beni e servizi sono condivisi tra individui privati attraverso internet in maniera gratuita o a pagamento.*

A questo punto ci si potrebbe chiedere quali effetti porta con sé questo modello innovativo di economia e soprattutto se questi siano positivi o negativi.

Sicuramente, dal punto di vista sociale si evidenziano ampi effetti benefici. Per restare nel tema di Airbnb, è evidente che le persone restano all'interno della piattaforma o vi approdano con la voglia e il desiderio di conoscere nuove persone, condividendo magari i propri spazi e mettendo a disposizione la propria casa.

Inoltre, dal punto di vista economico sembrerebbe che, anche globalmente parlando, gli effetti siano positivi; basti pensare all'abbassamento generale dei prezzi. Non a caso, la Sharing Economy si sviluppa proprio negli anni successivi alla crisi economica del 2007 con l'obiettivo di far fronte sia agli sprechi, sia per garantire una nuova fonte di reddito da quei particolari beni definiti *“sottoutilizzati”*.

Tuttavia, è innegabile che l'aumentare della grandezza della piattaforma, e quindi del numero di host e di utilizzatori presenti si va via via riducendo la fetta di mercato di quell'enorme realtà che sono gli hotel e che fino ad una decina di anni fa svolgevano il proprio ruolo in maniera del tutto incontrastato, e che invece adesso si trovano a competere con queste nuove realtà quali Airbnb, Booking, Expedia etc.

Infine, esistono diversi tipi di Sharing Economy, ognuno dei quali con caratteristiche particolari che li contraddistinguono. Troviamo infatti la Gig Economy, ovvero quando all'interno di un business la forza lavoro non è formata per la maggior parte da impiegati a tempo determinato ma da liberi professionisti; un esempio classico sono i rider di Glovoo, che offrono il proprio tempo e il proprio mezzo senza ricevere uno stipendio fisso. Oltre alla Gig economy abbiamo l'economia peer-to-peer, la quale, generalmente, viene meno l'intermediazione di una terza parte, e gli utenti interagiscono direttamente tra loro servendosi della piattaforma. È chiaro quindi che il caso Airbnb rientri in questa tipologia di business. Tuttavia, volendo essere più precisi, esiste un termine più specifico che è Rent Economy e che va ad evidenziare ancor più nel dettaglio il modello di Airbnb. Infine, sotto l'universo di Sharing Economy, troviamo l'economia on demand, ovvero quelle piattaforme che mettono in contatto i consumatori con coloro che possono offrire direttamente un bene o un servizio.

PIATTAFORMA DIGITALE E MULTISIDE-MARKET

In queste prime pagine dell'elaborato la parola "piattaforma" è probabilmente tra le più utilizzate. L'utilizzo di questo mezzo innovativo rappresenta uno degli attori principali all'interno di quella che viene definita la quarta rivoluzione industriale.

Nel caso particolare di Airbnb è possibile parlare di Two-Side Platform, in quanto il mercato serve gruppi distinti di clienti e necessita in maniera diversa di entrambi (David S. Evans e Richard Schmalensee). La piattaforma rappresenta quindi il luogo di incontro, reale o virtuale, per i due tipi di utilizzatori. Inoltre, Evans e Schmalensee definiscono quattro tipi piattaforme two-side:

- **Exchanges:** solitamente i due gruppi di clienti possono essere identificati come acquirenti e venditori e questo tipo di piattaforma aiuta le due parti a completare uno scambio al prezzo migliore. È evidente che aumentare il numero di partecipanti in entrambi i gruppi aumenta la probabilità che si attui uno scambio.
- **Advertiser-supported media:** come si intuisce dal nome questa piattaforma prende in considerazione riviste, giornali, televisione e portali web. Anche in questo caso, ovviamente, le due parti partecipanti hanno un ruolo determinate. Se prendiamo il caso della televisione gratuita, gli spettatori guardano la televisione gratuitamente grazie agli inserzionisti, e a loro volta gli inserzionisti investono nella televisione perché è seguita da diversi spettatori. È evidente che sono presenti delle esternalità di rete indirette.
- **Transaction devices:** questa piattaforma, come si evince dal nome, prende in considerazione i metodi di pagamento, ed è chiaro che un metodo di pagamento funziona solo se acquirenti e venditori sono disposti ad utilizzarlo.
- **Software platform:** quest'ultima fornisce servizi agli sviluppatori di applicazioni. Gli utenti possono utilizzare determinati programmi o applicazioni solo se questi dispongono della stessa piattaforma software su cui si basano gli sviluppatori, e al tempo stesso gli sviluppatori possono vendere le loro applicazioni solo agli utenti con la stessa piattaforma.

Da questa classificazione notiamo subito che la piattaforma di Airbnb rientra tra la prima tipologia ovvero “Exchanges Platforms”, nella quale i due gruppi di clienti sono chiaramente gli Host e i Guest, i quali sono messi in contatto tramite la piattaforma.

Inoltre, possiamo fare delle ulteriori considerazioni riguardo in particolare l’aspetto economico e i costi che sostengono le due parti. Infatti, Airbnb ha fatto una scelta ben precisa: far ricadere gran parte dei costi del servizio sui Guest e non sugli Host. Questo è facilmente comprensibile dato che quest’ultimi, in questo modo, sono maggiormente incentivati ad entrare all’interno della piattaforma e così facendo attraggono un numero maggiore di Guest che si ritrovano ad avere un’ampia disponibilità di scelta e un’elevata competitività sui prezzi.

È evidente la presenza di esternalità di rete; infatti, il valore e i benefici che si ottengono all’interno della piattaforma sono tanto più alti quanto maggiore è il numero di utenti facenti parte della rete. Inoltre, raggiunta una determinata soglia, chiamata massa critica, il sistema sarà in grado di autosostenersi; quindi, il raggiungimento di questa soglia rappresenta un punto fondamentale all’interno delle piattaforme e della sharing economy. Una volta raggiunta la massa critica gli utilizzatori saranno disincentivati ad abbandonare quella piattaforma per una che non ha ancora raggiunto la massa critica.

ANALISI STRATEGICA

Una volta analizzata la nascita di Airbnb e i principi economici sui quali si fonda il suo business, nel seguente paragrafo andremo ad analizzare tutti quei fattori strategici, interni ed esterni, che le hanno permesso di raggiungere gli ottimi risultati che osserviamo oggi.

Business Model Canvas

Il Business Model Canvas, spesso abbreviato in BMC, è stato ideato da Alexander Osterwalder e come si intuisce dal nome il suo scopo è la rappresentazione del Business Model. In particolare, viene rappresentato tramite l'utilizzo di alcuni blocchi che facilitano la catalogazione delle aree fondamentali del business preso in considerazione e permette la facile comprensione di quest'ultimo essendo che lo schema e la rappresentazione grafica resta molto semplice ed intuitiva. I blocchi sono in totale nove ed ognuno di questi rappresenta un tassello fondamentale dell'azienda in esame:

- **Customer Segment:** rappresenta i destinatari con la quale l'azienda si interfaccia. In questo modo la definizione del business può essere sviluppata considerando i diversi tipi di clienti presenti sul mercato.
- **Value Proposition:** questo blocco rappresenta i benefici che l'azienda apporta ai propri clienti con il suo prodotto/servizio.
- **Canali:** una volta identificati i clienti ci si chiede come raggiungerli, ed è in questo blocco che vengono spiegati i mezzi e le modalità adottate dall'azienda.
- **Relazioni con i clienti:** indica le modalità attraverso le quali l'impresa acquisisce e fidelizza i clienti
- **Flussi di ricavi:** rappresenta il modo in cui l'azienda ottiene i ricavi
- **Risorse chiave:** al suo interno troviamo gli asset, materiali e no, indispensabili per sostenere il business
- **Attività chiave:** attività strategiche per mantenere sostenibile la value proposition
- **Partner chiave:** racchiude il network di fornitori e partner indispensabili per la riuscita e il mantenimento del business
- **Struttura dei costi:** è l'insieme dei costi che l'azienda sostiene per mantenere il modello di business

A questo punto, rifacendosi anche agli studi di Evelyn L. Chua, Jason L. Chiu e Nelson C. Bool in “*Sharing Economy: An Analysis of Airbnb Business Model and the Factors that Influence Consumer Adoption*”, si cercherà di delineare il Business Model Canvas di Airbnb in modo da evidenziare i punti di forza di questo particolare ed innovativo business. In particolare, nella figura 3 si possono notare due colori: l’azzurro fa riferimento ai Guest, mentre il giallo si riferisce agli Host; com’è intuibile le caselle con blocchi di colore misto fanno riferimento a quelle features che coinvolgono entrambi gli utilizzatori

Value Proposition

La value proposition di Airbnb è formata da quattro punti cardine; due riferiti ai Guest:

- **Affitti a prezzi bassi:** i guest, infatti, si trovano di fronte ad un ampio numero di annunci, i quali formano per lo più un mercato concorrenziale, che rende i prezzi più bassi.
- **Nuove esperienze:** nel 2016 Airbnb lancia le esperienze ovvero attività organizzate da host di tutto il mondo.

Uno riferito esclusivamente agli Host:

- **Impiego di asset sottoutilizzati:** gli host mettono a disposizione dei locali, o intere abitazioni che altrimenti rimarrebbero inutilizzate. In questo modo l’host può generare ricavi che altrimenti non otterrebbe

Ed uno in comune ai due player:

- **Socializzazione:** la piattaforma permette di incontrare nuove persone.

Customer segments

La tipologia di clienti a cui si rivolge Airbnb è riassumibile in tre macrocategorie:

- **Viaggiatori per svago:** in questa categoria possiamo considerare diversi tipi di Guest; ad esempio, le famiglie, le coppie, i gruppi di amici.
- **Viaggiatori per lavoro**
- **Proprietari di un’abitazione:** questi, chiaramente, sono gli Host che mettono a disposizione una propria abitazione o una parte di essa.

Channels

I canali di contatto sono i medesimi per le due diverse categorie di utilizzatori, e sono essenzialmente tre:

- Sito web e App (dal 2010)
- Social Media: Facebook, Instagram, Twitter etc.
- Pubblicità

Customer Relationship

Per mantenere saldo il rapporto con i propri clienti, Airbnb si impegna a garantire un supporto continuo, offrendo ad Host e Guest un supporto 24/7. Inoltre, offre delle transazioni sicure, evitando, come già accennato in precedenza, che si possano verificare delle truffe da ambo le parti. Dal 2012, per tutelare i propri Host, Airbnb mette a disposizione un'assicurazione di 1.000.000 USD per danni causati all'alloggio.

Infine, gli utenti possono godere di un'interfaccia user-friendly che permette di navigare con semplicità in modo da individuare con facilità l'opzione migliore.

Revenue Stream

La piattaforma trattiene delle percentuali da ogni prenotazione, differenziando tuttavia tra Guest e Host.

Gli Host, in questo senso, sono avvantaggiati; la percentuale richiesta è tra il 3% e il 5%, mentre quella per gli host è tra il 6% e il 12%. Questa disparità è dovuta al fatto che si vuole incentivare il più possibile la presenza di Host all'interno della piattaforma, in modo da offrire ai guest un numero sempre maggiore di annunci.

Key Activities

L'algoritmo predittivo che permette agli utenti di mettersi in contatto deve essere mantenuto aggiornato per mantenersi sempre efficiente. Stesso ragionamento vale per il mantenimento e l'aggiornamento del sistema. Un'altra attività fondamentale è la gestione della community.

Key Resources

Nelle risorse chiave rientrano quegli asset materiali e non che sono indispensabili per il buon funzionamento del business. Tra queste troviamo l'algoritmo, la piattaforma e il database.

Key Partners

Gli investitori rappresentano una pedina necessaria e indispensabile all'interno del Business Model, ed allo stesso livello troviamo i providers dei pagamenti online.

Cost Structure

Nella struttura di costo rientrano diverse voci:

- Costo del personale
- Spese generali e di amministrazione
- Infrastruttura del server
- Assicurazioni
- Commissioni legate all'uso delle carte di credito
- Spese governative dipendenti dalla nazione in cui si opera

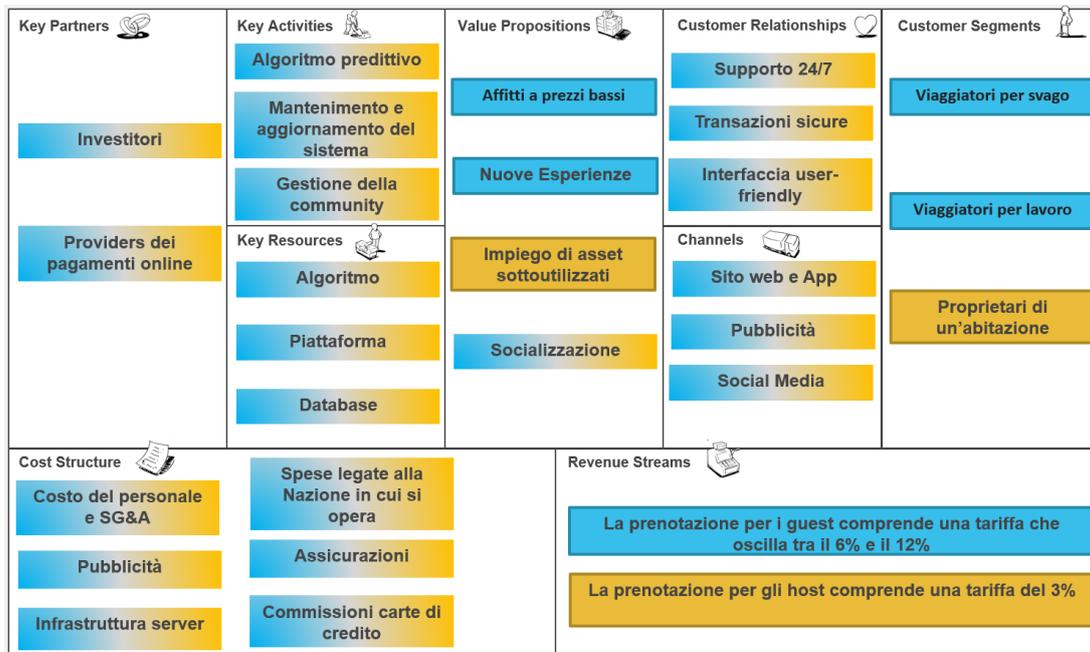


Figura c: Business Model Canvas di Airbnb

ANALISI PESTEL

Questo strumento serve a identificare al meglio i fattori esterni all'impresa in modo da facilitare le decisioni e le strategie da affrontare. Il nome PESTEL è l'acronimo dei fattori esterni che vengono considerati:

- P: fattori politici
- E: fattori economici
- S: fattori sociali
- T: fattori tecnologici
- E: fattori "environment" → ambientali
- L: fattori legali

Fattori politici

Airbnb, come sappiamo, vanta annunci in oltre 190 paesi. Questo rappresenta sicuramente un aspetto positivo per il business, tuttavia l'azienda deve fare i conti con quei paesi in cui è presente un'instabilità politica, o dove i rapporti con altri stati sono problematici. Queste situazioni, infatti, si traducono in un calo inevitabile della domanda sia da parte degli Host che soprattutto dei Guest. Infatti, come abbiamo visto, all'interno della Sharing Economy in generale, e in particolare all'interno di Airbnb, un ruolo fondamentale è rappresentato dal rapporto di fiducia che deve instaurarsi tra le parti, aiutato anche dal modello di recensioni, e che in paesi instabili risulta essere più difficile. L'azienda, tuttavia, può ben poco in queste situazioni, e non le resta che adeguarsi alle situazioni.

Fattori economici

Gli aspetti economici sono stati in parte già spiegati in precedenza. Come detto, Airbnb si può considerare leader della Sharing Economy, ed ha permesso agli Host di generare ricavi affittando asset sottoutilizzati, ma il suo apporto non si è limitato ai soli proprietari delle abitazioni.

Hanno beneficiato della piattaforma anche le municipalità che non presentano Hotel, o sono presenti in basso numero, aumentando il turismo cittadino, il quale, se bene regolamentato, porta ulteriori guadagni dalle tasse di soggiorno. All'interno delle città anche i servizi beneficeranno degli affitti generando maggiori ricavi.

Inoltre, diversi territori hanno beneficiato di Airbnb in quanto ha messo a disposizione diversi posti di lavoro.

Fattori sociali

Come più volte anticipato, sia gli Host, che i Guest, partecipano ad uno scambio di recensioni che permette di condividere le proprie esperienze, generando anche un fenomeno di passaparola che permette ad Airbnb di crescere ulteriormente.

Inoltre, da qualche anno, Airbnb ha lanciato le “esperienze”, ovvero attività svolte insieme agli Host, le quali permettono di vivere momenti unici e caratteristici del posto. In questo modo si attivano scambi culturali e sociali che difficilmente si potrebbero realizzare all’interno delle strutture alberghiere comuni. Tutto questo determinerà una condivisione delle proprie esperienze all’interno dei diversi Social Network, generando un vero e proprio social business.

Fattori tecnologici

Airbnb fonda l’azienda sull’uso della tecnologia: i visitatori prenotano tramite app o tramite il sito web, e alla fine del loro pernottamento sempre all’interno di questi canali scriveranno le proprie recensioni.

Inoltre, offre anche un servizio automatico di risposta: nel caso in cui un host non rispondesse ad un ospite, Airbnb invierà automaticamente un sms all’host.

Fattori legali

Airbnb ha dovuto affrontare problemi legali per non aver rispettato le normative sugli alloggi. Ad oggi gli host devono accettare i termini e le condizioni fornite da Airbnb; in questo modo si evita che l’azienda possa essere considerata responsabile in caso di problemi.

Tra i problemi principali troviamo l’evasione fiscale e il passaggio da affitti a lungo termine a quelli a breve termine.

Tra i casi più rilevanti e che hanno portato a multe per l’azienda e provvedimenti giudiziari ci sono le città di Barcellona, New York e New Orleans.

Fattori ambientali

Il fatto di sfruttare asset sottoutilizzati e di non doverne costruire di nuovi, come il caso degli hotel tradizionali, porta Airbnb a vantarsi di un basso impatto ambientale. Sostiene di ridurre il consumo di energia, gas serra, acqua, oltre ad una prevenzione dei rifiuti e una maggiore consapevolezza ambientale. Tuttavia, non ci sono prove evidenti che dimostrano quanto detto. Spesso la Sharing Economy viene associata alla Green Economy, ma non sempre è così.

S.W.A.T. ANALYSIS

Una seconda analisi che è possibile effettuare per il business di Airbnb è l'analisi S.W.A.T., ovvero uno strumento che va ad esplorare diverse caratteristiche di un'azienda, focalizzandosi su quattro categorie principali, dalle quali deriva il nome di questo strumento:

- **Strenght** → Punti di forza
 - Forza del brand: il brand Airbnb è ormai conosciuto in tutto il mondo, ed è sinonimo di affitti a breve termine e di home sharing. Seppur il business è in teoria imitabile, la forza del marchio Airbnb è difficilmente surclassabile.
 - Leadership nel settore: con oltre 5.6 milioni di annunci sparsi in più di 190 paesi, Airbnb rappresenta un leader affermato nel suo settore
 - Alternativa economica agli hotel: grazie alla sua offerta ampia e variegata, riesce ad offrire ai propri visitatori la possibilità di risparmiare rispetto ad un classico hotel.
 - Offerta innovativa delle “esperienze”: negli ultimi anni Airbnb offre sempre più “esperienze”, ovvero attività tipiche del luogo svolte dai visitatori in compagnia degli host.
 - Sistema User-Friendly: la piattaforma è semplice e intuitiva, permettendo a chiunque di poter prenotare con facilità, ed allo stesso tempo di poter pubblicare il proprio annuncio in pochi passi.
 - Costi operativi bassi: Airbnb non possiede gli alloggi, che sono naturalmente di proprietà degli Host, ed essendo quindi un'azienda “internet based” può vantare costi operativi bassi che le danno un vantaggio notevole nei confronti del sistema tradizionale di affitti.

- **Weaknesses** → Punti di debolezza
 - Difficoltà nell'adattarsi a regolamenti e questioni legali di ogni Paese: ad oggi ogni Paese ha le proprie politiche e le proprie leggi riguardo l'affitto di alloggi, soprattutto se si tratta di affitti brevi di abitazioni primarie. Airbnb, per il momento, si tutela facendo accettare i termini e le condizioni

imposte da Airbnb, ma questo non preclude la mancanza del rispetto delle leggi da parte degli Host.

- Mancanza di controllo sulla qualità offerta dagli Host: chiaramente Airbnb non può permettersi di visionare ogni singolo alloggio, e si fa esclusivo affidamento al sistema di recensioni
- Business imitabile: il business è in teoria imitabile, in quanto il funzionamento che sta alla base è relativamente semplice. Tuttavia, la posizione da leader assunta in questi anni, e la forza del brand acquisita, creano delle barriere all'entrata per possibili competitors.
- **Opportunities** → Opportunità
 - Offerta sempre maggiore e variegata di esperienze di viaggio: le esperienze di viaggio trattate più volte in precedenza rappresentano un mondo quasi del tutto inesplorato, e per questo motivo può crescere a dismisura, offrendo ai visitatori in questo modo una varietà sempre maggiore di proposte.
 - Espansione del servizio: la piattaforma è in continua crescita, soprattutto in quelle località dove la presenza di Hotel è relativamente limitata, e in quei mercati emergenti. Questo le permette di crescere ancora molto.
 - Innovazione del business: una continua innovazione potrebbe rendere la piattaforma sempre più attraente sia per gli host che per gli ospiti. Potrebbe anche favorire l'impegno e la lealtà delle comunità esistenti e future.
 - Nuove offerte
- **Threats** → Minacce
 - Incertezza riguardo il quadro giuridico attuale e futuro nei diversi Paesi: ad oggi, solo poche città hanno preso dei provvedimenti duri nei confronti di Airbnb, ma una variazione delle leggi nazionali o addirittura comunitarie (nel caso dell'Europa) potrebbe portare al fallimento della piattaforma
 - Nuovi competitors: come già accennato in precedenza, seppur con molte difficoltà, possono sempre formarsi nuovi competitors che ostacolano il business, favoriti soprattutto dalla facilità di imitazione delle strategie d'impresa. Tuttavia, questa minaccia, ad oggi, è molto remota.

- Azioni legali: la continua crescita della piattaforma espone sempre di più Airbnb ad azioni legali, come è già accaduto nelle città di Barcellona, New York e New Orleans.

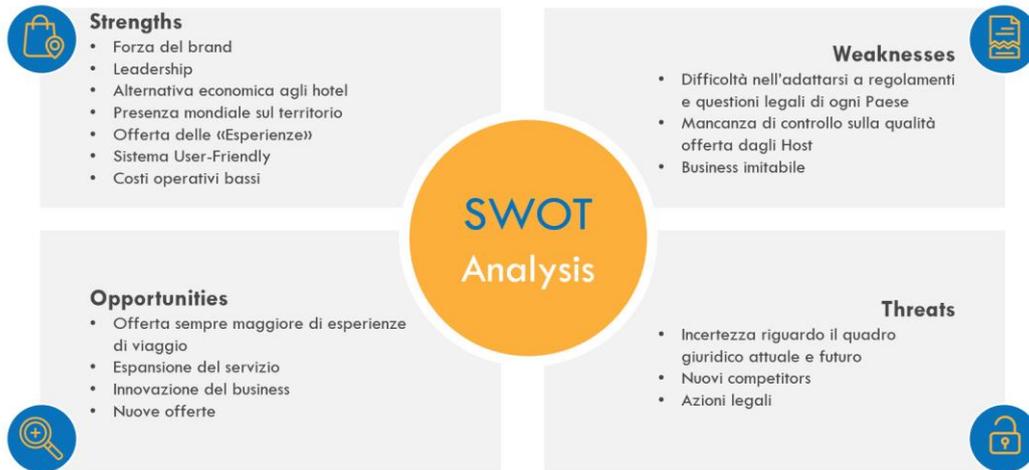


Figura d: Analisi Pestel di Airbnb

ANALISI VRIO

L'analisi VRIN/VRIO è uno strumento strategico che viene utilizzato per valutare le risorse di un'azienda, determinandone il vantaggio strategico e la competitività. Questo strumento facilita l'identificazione di un vantaggio competitivo a lungo termine per l'azienda attraverso la valutazione delle risorse e delle capacità interne dell'azienda, e aiutando così l'azienda a identificare le sue competenze chiave per essere in grado di sviluppare un vantaggio competitivo sostenibile a lungo termine. L'analisi VRIN/VRIO valuta risorse e competenze in base alle caratteristiche di:

- Valore
- Rarità
- Inimitabilità
- Organizzazione

Valore

Queste competenze consentono a un'azienda di crescere, svilupparsi ed espandersi ulteriormente.

- **Immagine del marchio:**

L'immagine del marchio è stata sviluppata per lungo tempo e attraverso lo sforzo continuo e l'offerta di prodotti di qualità da parte di Airbnb e rappresenta fiducia e onestà. Inoltre, è una fonte di competenza perché è unica e non può essere imitata da altri competitors, né sostituita da loro.

In più, Airbnb ha una funzione di responsabilità sociale d'impresa definita; infatti, si impegna regolarmente in azioni di responsabilità sociale che rende il marchio trasparente.

Il coinvolgimento nelle attività di CSR (Corporate Social Responsibility) consente ad Airbnb di costruire una competenza non sostituibile, poiché l'impegno e le strategie per la CSR sono integrati con gli obiettivi aziendali più ampi e sviluppati strategicamente.

In aggiunta a ciò, il marchio Airbnb gode di un alto riconoscimento a livello globale, che lo rende ulteriormente non sostituibile.

- **Propensione all'innovazione:**

L'Airbnb è altamente innovativo nella sua offerta di prodotti e servizi, e l'innovazione si espande anche in altre aree funzionali dell'azienda come il marketing. Questo permette alla piattaforma di rendere i processi più efficaci in modo da ridurre i costi operativi e ottenere economie di scala.

In quanto tale, la propensione all'innovazione è stata una risorsa preziosa per l'azienda che l'aiuta ad affrontare efficacemente le minacce ambientali e a beneficiare delle opportunità che si presentano di volta in volta.

Raro

Competenze di natura rara sono possedute e sviluppate solo da una manciata di aziende del settore e aiutano a costruire un vantaggio competitivo per Airbnb.

- **Presenza internazionale:**

Airbnb ha una presenza globale e opera in più paesi e regioni; questo le ha permesso di costruire una base di consumatori estesa ed ampia, garantendole guadagni da ogni parte del mondo.

Ciò ha conferito all'azienda non solo una maggiore forza finanziaria, ma anche una maggiore esposizione culturale e un ampio riconoscimento internazionale

- **Adattabilità:**

L'azienda ha un'elevata esposizione alle culture globali e alle diverse norme e valori sociali e Airbnb ha dimostrato un'elevata adattabilità alle diverse culture attraverso l'impegno in attività di localizzazione e comunicazione di marketing.

La capacità di Airbnb di adattarsi alle diverse culture ambientali e regionali esterne è una risorsa rara che ha consentito all'azienda una maggiore penetrazione, una migliore accessibilità, un richiamo del marchio più forte e una maggiore visibilità.

Inimitabile

Queste competenze inimitabili aiutano ad aggiungere valore al vantaggio competitivo e alla sostenibilità a lungo termine per un'organizzazione. Queste risorse e competenze sono difficili e costose da imitare dai competitors.

- **Comunicazioni di marketing:**

L'Airbnb ha sfruttato strategicamente le comunicazioni di marketing per indurre maggiori consumi.

Il focus strategico del business è avvolto dalla cultura organizzativa e dalla visione aziendale sotto la leadership strategica, che a sua volta è inimitabile e che ha permesso al brand di mantenere un vantaggio competitivo a lungo termine a livello internazionale.

- **Prezzi competitivi:**

L'azienda tiene sotto controllo i costi operativi che sono stati raggiunti attraverso l'espansione globale. Inoltre, avendo integrato la tecnologia è stato possibile ridurre al minimo i costi e migliorare la piattaforma, comprese le operazioni e i processi interni.

Questo risparmio sui costi consente ad Airbnb di mantenere continuamente prezzi competitivi rispetto ai concorrenti.

- **Esperienza del cliente:**

L'Airbnb offre un'esperienza unica ai clienti. L'azienda offre ai clienti un elevato coinvolgimento del marchio con un'esperienza indimenticabile, che porta i clienti a voler ripetere gli acquisti.

Si tratta quindi di un vantaggio non sostituibile di cui gode Airbnb.

Organizzazione

Queste risorse sono sviluppate unicamente per Airbnb e non possono essere utilizzate da operatori concorrenti del settore. In quanto tali consentono all'azienda di sfruttare le opportunità e utilizzare le risorse in modo efficace per la crescita del business.

- **Integrazione tecnologica e progresso:**

I progressi tecnologici e l'integrazione di Airbnb sono anche una risorsa importante per sviluppare un vantaggio competitivo.

Il progresso tecnologico consente ad Airbnb di mantenere l'efficacia e l'efficienza nei suoi vari processi e nelle operazioni aziendali, oltre che un'efficace gestione logistica.

- **Formazione dei dipendenti:**

L'azienda fornisce corsi di formazione interni specifici per diversi ruoli lavorativi e progetti di lavoro ai propri dipendenti che li aiutano a raggiungere le responsabilità lavorative desiderate.

La formazione e l'investimento dell'azienda nelle persone portano a un forte impegno organizzativo ed è una competenza preziosa nel consentire a Airbnb di trarre vantaggio da una forza lavoro forte e impegnata.

- **Investimenti in ricerca e sviluppo:**

Airbnb investe molto in ricerca e sviluppo, e le consente di rimanere al passo con le tendenze del mercato e il comportamento dei consumatori.

Con la conoscenza dei mutevoli gusti e preferenze dei consumatori, Airbnb è in grado sviluppare offerte che soddisfino le variazioni di tendenze che si sviluppano con il passare del tempo.

- **Leadership e visione aziendale:**

Anche la leadership e la visione aziendale non sono sostituibili e non possono essere applicate ad altre aziende del settore.

La leadership svolge anche un ruolo importante nella motivazione dei dipendenti e nella definizione degli obiettivi aziendali da raggiungere.

L'espansione e la crescita di Airbnb sono direttamente correlate alla leadership che ha.

MODELLO DI BASS

Il modello di Bass, pubblicato nel 1969, ma tuttora largamente utilizzato, è un modello matematico che cerca di descrivere analiticamente come si diffonde nel tempo un nuovo prodotto o più in generale un'innovazione all'interno di un mercato; in particolare, con questo modello si riescono ad avere delle stime circa la domanda futura del prodotto o servizio analizzato.

In generale, i modelli analitici utilizzati per la previsione della domanda, e non, osservano il tasso di diffusione in ogni istante di tempo t . In tal senso, è possibile generare una prima formulazione universale per questo genere di modelli:

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

Come si può notare dalla formula sovrastante, i modelli osservano per ogni istante di tempo quanti adottatori modificano il proprio stato; infatti, i termini che compongono la formula sono:

$\frac{dN(t)}{dt}$ → tasso di diffusione all'istante di tempo t

$N(t)$ → cumulata degli adottatori fino al tempo t

M → livello complessivo del mercato di riferimento

$g(t)$ → probabilità di adozione per un nuovo individuo

La scelta nell'utilizzare questo modello, oltre alla sua bontà nelle stime, è dovuta a diversi fattori che fanno di questo modello un'ottima base di partenza per un'analisi dell'innovazione. Infatti, consente di stimare con una certa precisione il comportamento di adozione futuro facendo riferimento a dati parziali; permette, inoltre, di determinare se il fallimento o la riuscita di un nuovo prodotto o servizio sia dovuto a fattori di mercato o organizzativi; può essere facilmente modificato o esteso per adattarsi meglio allo studio di un determinato prodotto o servizio; è applicabile a prodotti acquistati raramente.

In particolare, riguardo quest'ultimo punto, è necessario fare riferimento alle assunzioni, che saranno esplicitate più avanti, necessarie per applicare al meglio e correttamente questo modello.

Questo modello fa riferimento ad un'equazione composta da due parametri e permette, come già detto, di generare una curva, che avrà un andamento ad S, la quale rappresenta proprio l'adozione dell'innovazione col trascorrere del tempo.

$$f(t) = p[1 - F(t)] + qF(t)[1 - F(t)]$$

I due parametri p e q descrivono due tipologie di adottatori:

- Il primo è l'adottatore **innovativo**, ovvero quel consumatore che acquista il bene/servizio influenzato dai mass media e dal marketing e non da un fenomeno imitativo o dal passaparola. Questo consumatore, quindi, coglie il rischio di utilizzare una nuova tecnologia, un nuovo prodotto o un nuovo servizio. L'effetto di questo parametro sulle adozioni cumulate è approssimabile come una curva esponenziale negativa, e potremmo anche dire che rappresenta il coefficiente di informazione esterna.
- Il secondo adottatore è definito di tipo **imitativo**: il consumatore è infatti influenzato dal passaparola che avviene quando il nuovo prodotto/servizio inizia ad essere utilizzato dagli adottatori innovativi. L'effetto di questo parametro sulle adozioni cumulate è approssimabile come una curva esponenziale positiva. È evidente che, opposto al caso precedente, questo parametro andrà a rappresentare il coefficiente di informazione interna.

Una volta superato il 50% del bacino totale di utilizzatori il trend di utilizzatori inizierà a decrescere, generando quindi una curva ad S, anche chiamata curva di diffusione epidemica.

Ciò che otteniamo graficamente sarà dunque una curva come la seguente, tratta da "New Product Diffusion Models in Marketing: A Review and Directions for Research" scritto da Mahaja, Muller e Bass:

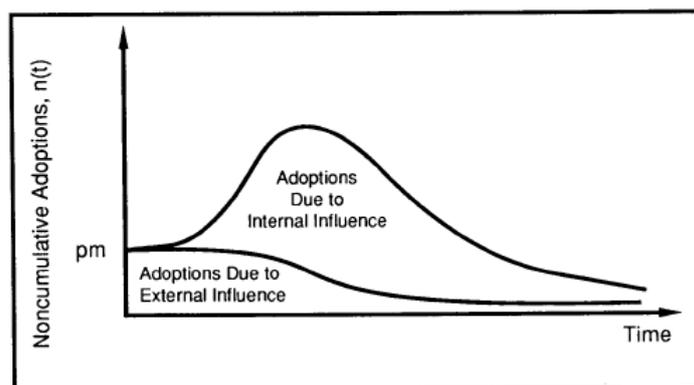


Figura e: Adozione del bene/servizio influenzata da informazioni interne ed esterne

Inoltre, la curva ad S che rappresenta le vendite e quindi l'andamento della vita del prodotto si può associare agli studi di mercato fatti da Rogers, il quale ha identificato cinque tipologie di consumatori, che differiscono gli uni dagli altri dal momento in cui diventano utilizzatori di una tecnologia. Esiste quindi un parallelismo tra i due tipi di consumatori (innovatori e imitatori) del modello di Bass e quelli di Rogers.

Per Rogers, infatti, i consumatori possono essere classificati nelle seguenti categorie:

- Innovatori
- Early Adopters
- Early Majority
- Late Majority
- Laggards

I quali si dispongono in successione nella curva ad S caratterizzante il prodotto o il servizio preso in esame:

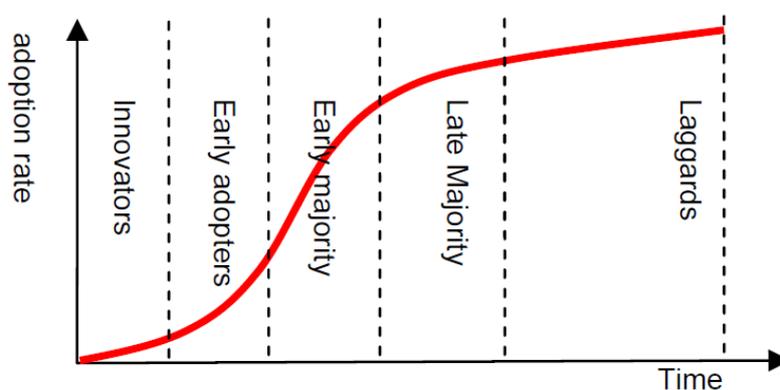


Figura f: Curva di Rogers

Nella formulazione del modello di Bass troviamo inoltre $f(t)$ che rappresenta il numero di nuovi acquisti al tempo t , mentre $1 - F(t)$ rappresenta la quota di mercato “conquistabile” al tempo t . Di conseguenza:

- $p[1-F(t)]$ rappresenta il numero di adottatori, i quali non sono influenzati dall’attuale numero di clienti.
- $qF(t)[1-F(t)]$ rappresenta i nuovi utilizzatori influenzati dal fenomeno del passaparola descritto in precedenza.

Una seconda formulazione del modello di Bass è la seguente:

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

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*

Ancora una volta è possibile notare come in ogni istante t la diffusione si estende andando ad interessare i non adottatori rappresentati da $M - N_t$, e come detto in precedenza, la diffusione è frutto dell’influenza dei parametri p e q .

Un’ulteriore rappresentazione analitica del modello di Bass si serve della forma differenziale:

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

e può essere rappresentata in forma chiusa:

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

Da questa formulazione diventa relativamente semplice riuscire ad ottenere le vendite cumulate all’istante t ; sarà sufficiente utilizzare la seguente formula:

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

È interessante evidenziare a quale momento t si raggiunge il picco di vendite, e per farlo sarà necessario porre a zero il tasso di diffusione:

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

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

A questo punto, si può osservare il livello di penetrazione che si ha nel punto appena calcolato, semplicemente andando a sostituire i valori trovati alla formulazione precedente otteniamo:

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

Questo modello presenta tuttavia dei limiti da dover considerare quando lo si vuole applicare.

Per ottenere dei dati quanto più affidabili è necessario che vengano rispettate delle condizioni, le quali rappresentano le ipotesi del modello di Bass:

1. Bisogna essere di fronte ad un contesto monopolistico oppure parlare della domanda di mercato generale.
2. I prodotti devono essere infinitamente durevoli. Infatti, il modello di Bass fa riferimento esclusivamente alla prime vendite, ed è chiaro che se il bene è infinitamente durevole il cliente se lo acquista lo fa una sola volta.
3. Il prodotto/servizio è da considerarsi super innovativo; il che vuol dire che non ha prodotti sostituti o complementari
4. Le azioni di marketing (prezzo, promozioni e pubblicità) sono costanti nel tempo
5. Il processo di adozione del bene/servizio è binario: il cliente o compra o non compra, e se compra lo fa una sola volta.

In questo lavoro di tesi si è cercato di rispettare il più possibili le ipotesi sottostanti il modello di Bass, infatti:

1. Andando ad analizzare la diffusione di Airbnb all'interno di ogni regione europea è possibile affermare che ogni territorio sia indipendente dagli altri. In senso assoluto non è sempre vero, ma riteniamo che sia un'ipotesi plausibile in quanto il turismo che si sviluppa all'interno di ogni regione possa essere considerato come un mercato a sé stante. Inoltre, possiamo affermare che Airbnb è leader nel settore degli affitti di breve termine e detiene quote di mercato tali da poterla considerare con buona approssimazione monopolista del settore.
2. Dal nostro punto di vista (studio della diffusione lato offerta), è evidente che l'adottatore che entra ad utilizzare Airbnb lo faccia in maniera durevole e non temporanea. In particolare modelliamo la decisione di mettere in affitto un alloggio.
3. Airbnb è senza dubbio un servizio innovativo nel modo in cui si è affermato all'interno di un settore che esiste da secoli. La sua innovatività è sicuramente indiscutibile.
4. Riguardo le azioni di marketing costanti nel tempo non sono state effettuate molte analisi, ma riteniamo che possano essere ritenute come tali.
5. Il processo di adozione di Airbnb, soprattutto lato offerta, è sicuramente considerabile di tipo binario. Nel momento in cui l'host pubblica un annuncio per una nuova abitazione diventa per sempre adottatore del servizio.

Ma a questo punto è lecito domandarsi come stimare i parametri di riferimento p e q .

Stima dei parametri

Nel corso degli anni sono stati proposti diversi metodi, tutti più o meno validi, per la stima dei parametri p e q .

Tra i più utilizzati troviamo:

- Metodo **OLS**, Ordinary Least Squares: facile da capire e da implementare, ma stime a volte distorte e soffre di multicollinearità.
- Metodo **NLS**, Nonlinear Least Squares: anche questo è semplice da capire e da implementare, tuttavia le stime sono proporzionali al numero di dati a disposizione.

- Metodo **MLE**, Maximum Likelihood Estimation, riduce gli errori di campionamento, ma non è semplice da implementare.
- Metodo **Bayesian**, presenta delle stime stabili, tuttavia anche in questo caso non è semplice implementarlo con i classici pacchetti software
- Metodo **NLS adattativo**, è un'evoluzione del metodo NLS e genera buone stime, tuttavia è molto complicato da implementare.
- Metodo **GA**, Genetic Algorithm, è relativamente semplice da implementare, ed è buono per quei set di dati ridotti e che presentano del rumore; tuttavia, il tempo di esecuzione è molto lungo, oltre ad essere sensibile ai parametri scelti.

In questo lavoro di tesi, non essendo noti i parametri p e q , ci serviremo del metodo OLS per poter generare gli stimatori per la retta di regressione, in modo da sfruttare, appunto, il modello di regressione lineare semplice per la stima dei parametri per ogni territorio preso in esame, basando lo studio su dati reali presenti nel database AirDNA

Modello di regressione lineare semplice

In questo elaborato di tesi utilizzeremo il modello di regressione lineare semplice in due momenti fondamentali della nostra analisi. In un primo momento ci serviamo del modello per poter stimare i parametri p e q del modello di Bass, mentre successivamente sarà utilizzato per poter valutare l'impatto che hanno sulla diffusione del fenomeno Airbnb le variabili sociali ed economiche prese in esame ed esposte successivamente.

A questo punto è però necessario esporre analiticamente il funzionamento del modello di regressione dandone in primis una definizione: *l'analisi di regressione è un modello analitico utilizzato per prevedere il valore di una variabile in base al valore di un'altra variabile.*

Come si può notare dalla definizione siamo di fronte a due tipologie di variabili: da una parte abbiamo la variabile dipendente (Y), dall'altra abbiamo le variabili indipendenti (X_1, \dots, X_K) che condizionano la variabile dipendente.

È evidente che per far sì che l'analisi di regressione funzioni sarà necessario stimare la retta di regressione, e per farlo ci siamo serviti del metodo dei minimi quadrati che ci permetterà di ottenere i parametri β_1 e β_2 che rappresentano proprio l'intercetta della retta e la sua pendenza; il metodo OLS sarà esposto successivamente.

La retta di regressione avrà quindi la seguente forma analitica:

$$Y = \beta_1 + \beta_2 x_i + u_i$$

Composta dai seguenti elementi:

- Y rappresenta la variabile dipendente
- β_1 è l'intercetta della retta di regressione
- β_2 è la pendenza della retta, quindi è il coefficiente angolare e in particolare rappresenta proprio l'impatto che ha una variazione di x_i su Y
- u_i rappresenta l'errore residuo, quindi la stima dell'errore che si commette nel prevedere Y

Una volta identificati i costituenti della retta di regressione bisogna prendere in considerazione una serie di ipotesi che determinano la correttezza del modello di regressione:

1. gli errori hanno una distribuzione normale per ogni valore di X
2. la variabilità degli errori è costante per ciascun valore di X → omoschedasticità
3. gli errori sono indipendenti per ogni X

Metodo dei minimi quadrati

In questo lavoro di tesi ci serviremo del metodo OLS (Ordinary Least Squares), ovvero il metodo dei minimi quadrati, in quanto presenta un'elevata facilità di implementazione e comprensione, seppur a volte presenti stime leggermente distorte, patendo soprattutto la multicollinearità.

Questo metodo ha lo scopo di trovare una funzione che stimi al meglio un insieme di dati; per fare questo si minimizza la somma dei quadrati delle distanze tra i valori osservati e quelli della curva che rappresenta la funzione stessa.

Il fine ultimo di questo metodo è quindi il calcolo degli stimatori β_1 e β_2 minimizzando l'errore residuo.

Ciò che accade graficamente è rappresentato nella figura g:

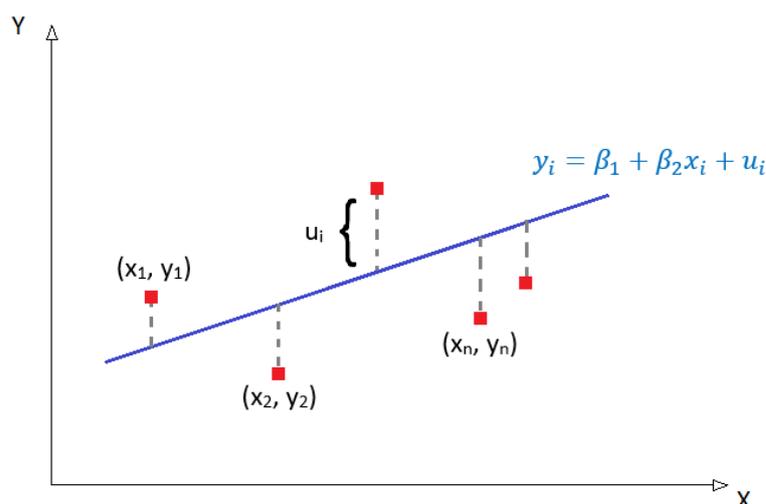


Figura g: Esempio di Metodo OLS

Quello che possiamo dedurre anche solo osservando l'immagine è che l'intercetta della retta $y_i = \beta_1 + \beta_2 x_i + u_i$ e la sua pendenza rappresentano proprio le stime dei parametri di regressione che stiamo cercando.

Una volta identificata la retta di regressione la si può scrivere nel seguente modo:

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

Ed elevando al quadrato si riescono a compensare gli errori di sottostima e sovrastima:

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

Come dice il nome del modello stesso, ciò che si vuole fare è minimizzare la somma dei quadrati dei residui in modo da ottenere la retta che al meglio rappresenta il fenomeno analizzato. Questo in termini analitici equivale a dire:

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

A questo punto, sarà sufficiente servirsi delle derivate parziali per ottenere i parametri β_1 e β_2 :

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

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

In questo modo, risolvendo le due derivate otteniamo la stima di β_1 e β_2 che indichiamo con b_1 e b_2 le quali rappresentano la migliore stima ottenibile per la retta di regressione.

ANALISI DELLA LETTERATURA: Applicazione del modello di Bass a beni durevoli

In questo capitolo e nel prossimo si andrà ad analizzare la letteratura che rappresenta sia le basi di questo lavoro di tesi, sia i possibili sviluppi futuri che permetteranno di avere una visione ulteriormente allargata del fenomeno Airbnb e della sua diffusione. Gli argomenti presi in considerazione sono diverse applicazioni generali del modello di Bass da una parte, mentre dall'altra gli studi prettamente riferiti alla diffusione di Airbnb.

A Validation of the Bass New Product Diffusion Model in New Zealand – M. Wright, C. Upritchard and T. Lewis - 1997

Il primo paper preso in esame si serve del modello di Bass, il qual viene applicato alla diffusione delle tecnologie innovative neozelandesi: ciò che emerge da questo studio è che effettivamente il modello si adatta bene alla diffusione di tali innovazioni. Tuttavia, emergono alcune limitazioni nel suo utilizzo e nei suoi risultati. In particolare, gli autori hanno evidenziato alcune fluttuazioni durante le fasi iniziali del processo di adozione, ovvero quelle che interessano gli early adopters.

I risultati di questo paper sono al tempo stesso incoraggianti per i risultati da noi ottenuti, in quanto, come si vedrà più avanti, si è giunti alle medesime conclusioni circa la difficoltà del modello di cogliere a pieno la diffusione nelle fasi iniziali.

Forecasting of Mobile Subscriptions in Asia Pacific Using Bass Diffusion Model - W. Tsui - 2006

In questo articolo, l'autore si è focalizzato sul mondo della comunicazione mobile e di come questa abbia cambiato la vita di molte persone.

Chiaramente, anche in questo studio viene utilizzato il modello di Bass, e lo si applica per prevedere il numero di abbonati a servizi mobili nei principali paesi dell'Asia Pacifica.

In realtà, in questo paper, il modello di Bass viene messo a confronto con un secondo modello di diffusione per analogia, il quale viene comunemente applicato nella pratica. Inoltre, vengono confrontati due metodi di stima: NLS adattivo, ovvero il metodo dei minimi quadrati non lineare e adattativo, applicato al modello di Bass; e il secondo si serve di un algoritmo genetico.

I risultati mostrano che il modello di Bass offre risultati migliori del secondo. Tuttavia, entrambi i metodi di stima hanno il loro punti di forza e di debolezza.

ICT product diffusion in US and Korean markets – S.G. Lee, C.G. Yang, E.B. Lee - 2014

Lo scopo di questo studio è analizzare il mercato delle comunicazioni mobili prima e dopo la saturazione del mercato e osservare e quindi discutere i cambiamenti nei fattori di diffusione da parte delle generazioni ICT al fine di comprendere gli effetti delle innovazioni.

Secondo l'analisi, per la diffusione dei prodotti ICT quando si ha un aumento dell'effetto di innovazione in corrispondenza si ha una diminuzione dell'effetto di imitazione. Questi risultati implicano che l'innovazione tecnologica è la strategia più importante per la distribuzione dei prodotti ICT. Poiché i post-adozzanti hanno un forte desiderio di consumare nuovi prodotti ICT e l'innovazione tecnologica può causare domanda tra i post-adozzanti.

The diffusion of mobile social networking: Exploring adoption externalities in four G7 countries - M. Scaglione, E. Giovannetti, M.Hamoudiad - 2015

Questo articolo rappresenta sicuramente un ottimo punto di partenza per eventuali sviluppi futuri in quanto vengono analizzati e studiati gli effetti delle esternalità di rete che si verificano nei processi di diffusione all'interno del Mobile Social Networking. Lo studio si focalizza sulla diffusione all'interno di alcuni Paesi del G7: Francia, Regno Unito, Stati Uniti e Germania.

Anche in questo studio il modello di Bass viene messo a confronto con un secondo modello, ovvero quello di Bemmaor.

Ad ogni modo, gli autori prendono evidenza dell'esistenza delle esternalità di rete andando ad osservare l'inclinazione verso sinistra della curva cumulata di adozione.

International Diffusion of Digital Innovations: Mapping the Mobile Telephony of the Arab States 2017

Lo scopo di questo studio è misurare livelli di innovazione e imitazione per gli Stati arabi per comprendere i fattori che influenzano i loro processi di diffusione. Gli autori

sostengono che il campionamento degli Stati arabi fornisce alla letteratura buoni spunti sulla diffusione internazionale in quanto gli Stati arabi presentano una buona diversità tra di loro in termini di sviluppo economico e culturale.

Pertanto, gli autori hanno studiato i modelli di diffusione di sette Stati arabi, vale a dire Kuwait, Regno dell'Arabia Saudita (KSA), Emirati Arabi Uniti, Libano, Iraq, Libia ed Egitto.

Il presente studio ha mappato i modelli di diffusione dei rispettivi Stati arabi applicando il modello Bass sui dati degli abbonamenti cellulari.

I risultati indicano Kuwait e Libia come i paesi più innovativi, mentre Egitto e Libano si classificano in ritardo. Il presente studio ha anche esaminato il settore delle telecomunicazioni di ciascuno Stato arabo che ha fornito un'interpretazione teorica per le differenze riscontrate nei loro modelli di diffusione.

Studying BHIM App Adoption using Bass Model: An Indian Perspective - P. K. Kapur, H. Sharma, A. Tandon, and A. G. Aggarwa - 2019

Questo studio tenta di fornire un modello matematico per l'adozione dei modelli di pagamento mobile, in quanto in India sempre più consumatori si servono di questi metodi; in particolare, a prevalere troviamo un metodo “wallet based” e uno UPI (Unified Payments Interface).

I risultati mostrano che i dati si adattano bene al modello e l'effetto del coefficiente di imitazione è maggiore di quello dell'innovazione.

ANALISI DELLA LETTERATURA: Studio della diffusione di Bass

On the determinants of Airbnb location and its spatial distribution – J. L. Eugenio Martin, J. M. Cazorla-Artiles, C. González-Martel - 2019

Questo articolo esplora la distribuzione spaziale degli alloggi di Airbnb e stima i principali fattori determinanti della scelta della sua posizione. Impiega correlazioni bivariate spaziali e gli autori si servono dell'econometria spaziale per comprendere la relazione spaziale eterogenea tra hotel consolidati e Airbnb per tre tipi di destinazioni turistiche locali: balneari, natura e città.

Il caso di studio riguarda le Isole Canarie, dove si può trovare una buona combinazione di questi tre tipi di attrazioni. La conclusione principale trattata è che l'offerta di Airbnb si sovrappone agli hotel consolidati nel turismo cittadino, ma non lo fa così chiaramente nelle località balneari né nelle destinazioni naturali.

Infine, i risultati del modello di econometria spaziale mostrano che le dimensioni della popolazione e il numero di visite turistiche sono determinanti per la posizione di Airbnb. Tuttavia, il principale determinante è il prezzo, che ha un'elasticità molto maggiore.

Airbnb Offer in Spain—Spatial Analysis of the Pattern and Determinants of Its Distribution - C. Adamiak, B. Szyda, A. Dubownik, D. García-Álvarez - 2019

In questo studio, gli autori prendono in considerazione l'intero territorio della Spagna, con particolare attenzione alle città e alle regioni ad alta attività turistica.

Ciò che emerge dallo studio è che, a parte le città più grandi, Airbnb è attivo nelle destinazioni turistiche della Spagna, dove spesso funge da intermediario per l'affitto di seconde case e appartamenti con finalità di investimento. L'ubicazione delle abitazioni 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

Location of Airbnb and hotels: the spatial distribution and relationships – L. La, F. Xu, M. Hu, C. Xiao - 2020

Lo scopo di questo studio è confrontare la distribuzione spaziale di Airbnb e degli hotel a Londra ed esaminare la relazione tra fattori demografici, socioeconomici e ambientali e l'offerta di questi due tipi di offerta di alloggio.

Gli autori si sono serviti dell'analisi di autocorrelazione geospaziale e dei modelli econometrici spaziali per esaminare i dati raccolti.

I risultati indicano che Airbnb predomina nelle aree intorno alle famose attrazioni turistiche e nelle aree periferiche della città, mentre nelle aree più centrali Airbnb e gli hotel sono in uno stato di convivenza.

Understanding Airbnb spatial distribution in a southern European city: The case of Barcelona - R. Lagonigroa, J. C. Martoria, P. Apparicio - 2020

In questo lavoro si analizza la distribuzione spaziale degli alloggi Airbnb nella città di Barcellona esplorando e indagando i fattori associati alla situazione degli affitti Airbnb in relazione alle caratteristiche socioeconomiche della popolazione e agli indicatori turistici.

Per modellare la non stazionarietà spaziale, è stato utilizzato un modello di regressione geograficamente ponderata (GWR) il quale fornisce informazioni locali per comprendere come i fattori socioeconomici spiegano la variazione del rapporto tra gli affitti a breve termine di Airbnb nei diversi quartieri della città e rivela correlazioni dissimili in diverse aree.

Nello studio si evidenzia che i principali fattori che spiegano la variazione del rapporto tra gli affitti di Airbnb e il numero totale di famiglie sono:

- reddito familiare
- il livello di istruzione
- le dimensioni dell'abitazione

Airbnb Adoption Process From Home-Owners Perspective In Italian Market - F. L. Milone, A Destefanis - 2020

In questo paper, gli autori, hanno approfondito l'impatto che ha avuto la sharing economy all'interno del settore del turismo; settore che ha visto uno stravolgimento tra gli attori che ne prendono parte, ma anche e soprattutto la diversificazione in termini di appropriazione del valore.

In particolare, in questo articolo, ci si concentra proprio sul fenomeno Airbnb, rappresentando uno dei principali punti di partenza per il nostro lavoro di tesi.

Infatti, anche in questo lavoro, così come nel nostro, ci si è concentrati sulla diffusione di Airbnb lato offerta, andando ad evidenziare le differenti tipologie di diffusione che scaturiscono tra aree geografiche diverse.

Tuttavia, gli autori si sono concentrati all'interno del mercato italiano, andando a considerare territori di grandezza più piccola (NUTS 2), e differenziando le zone turistiche tra tradizionali ed emergenti.

Questo studio fornisce risultati importanti riguardo la penetrazione di Airbnb all'interno del conteso abitativo locale; infatti, ciò che emerge è proprio l'utilizzo sempre più evidente di abitazioni libere.

Spatial distribution of Airbnb and its influencing factors: A case study of Suzhou, China - S. Sun, X. Wang, M. Hu - 2022

Prendendo come caso di studio la città di Suzhou in Cina, questo articolo analizza le caratteristiche di distribuzione e i fattori di impatto di Airbnb in una tipica città del turismo storico e culturale e discute l'unicità di Suzhou.

Questo lavoro identifica le variabili esplicative della distribuzione spaziale di Airbnb attraverso la revisione della letteratura e l'analisi delle caratteristiche locali di Suzhou. Gli autori si sono serviti del modello spaziale di Durbin per analizzare i fattori che influenzano la distribuzione spaziale di Airbnb a Suzhou.

I risultati hanno mostrato che i fattori che influenzano la distribuzione di Airbnb a Suzhou includono le tradizionali abitazioni popolari, i ristoranti, i centri commerciali e le

attrazioni turistiche e rivelano anche le differenze tra la città vecchia e la città nuova nell'influenzare la distribuzione spaziale di Airbnb.

Inoltre, si fanno alcune considerazioni importanti circa il ruolo che potrebbe ricoprire il governo cinese in merito alla rapida ascesa di Airbnb nei distretti storici urbani.

GAP CON LA LETTERATURA ESISTENTE

Ciò che emerge dallo studio della letteratura sono alcuni GAP che questo lavoro di tesi tenterà di colmare ed offrirà spunti per sviluppi futuri in modo da rendere questo argomento il più completo.

In particolare, è evidente la mancanza di letteratura riguardante il tema della diffusione dell'**offerta** di Airbnb sotto il punto di vista delle dinamiche dell'innovazione grazie al modello di Bass, mentre ad oggi è presente un solo studio relativo alla diffusione della **domanda** di Airbnb. Inoltre, sembra mancare la presenza di studi che valutino l'impatto che alcune variabili sociali ed economiche hanno sui parametri di diffusione di Bass.

VARIABILI PRESE IN ESAME

Nel seguente capitolo si andranno ad esplorare una serie di variabili di natura diversa che aiutano a descrivere al meglio il fenomeno di diffusione di Airbnb.

I dati relativi a tutte le variabili sono stati estrapolati dai diversi database forniti dal sito europeo Eurostat facenti riferimento alle regioni europee, che successivamente saranno anche chiamate NUTS 3. Una volta identificati ed estratti tutti i dati sono stati sottoposti ad una rigida revisione, e sono stati resi il più omogenei possibili, in modo da non creare discrepanze nell'analisi degli stessi.

In questo lavoro di tesi si è scelto di prendere in considerazioni variabili sia economiche che sociali, andando a creare quindi due macro-cluster di riferimento, al quale interno sarà possibile identificare degli ulteriori sottogruppi maggiormente rappresentativi.

Tra le variabili economiche troviamo:

- PIL
- Disponibilità di reddito
- Numero di impiegati

Mentre tra le variabili più sociali identifichiamo le seguenti:

- Arrivi in hotel e altri luoghi di accomodazioni di breve o lungo periodo
- % di studenti che hanno concluso l'università
- % di popolazione che utilizza internet per l'acquisto di beni e servizi
- Km di ferrovia

Inoltre, com'è possibile già vedere da una prima osservazione, il gruppo di variabili sociali contiene al suo interno altri sottogruppi: il settore turistico/alberghiero che comprende le prime due variabili, e l'istruzione che racchiude la terza e la quarta variabile.

Per ciascuna delle variabili prese in esame si andranno ad effettuare delle ipotesi circa il loro impatto sul fenomeno di diffusione; successivamente, grazie all'applicazione del modello di regressione lineare sarà possibile comprendere se le ipotesi fatte siano confutate o meno. È chiaro, quindi, che seguendo il modello scientifico sarà prima necessario svolgere un'attività di riflessione per poter identificare le giuste ipotesi. Il tipo

di analisi che verrà effettuata in questo elaborato sarà quindi basata su quelle che vengono identificate come variabili cross sezionali, in quanto i dati presi in esame fanno riferimento ad un unico valore (in questo caso la media degli anni tra il 2008 e il 2019) e quindi i confronti che si andranno ad effettuare saranno tra le diverse regioni, senza prendere in esame un riferimento temporale. In questo elaborato sono stati esclusi gli anni 2020 e 2021 che a causa delle particolari circostanze venutesi a creare per via del COVID-19 potrebbe risultare forvianti nell'analisi dei dati; tuttavia, potrebbe risultare interessante estendere un domani lo studio anche a questi anni per valutarne l'effettivo impatto.

Inoltre, per ogni regione presa in considerazione si è fatto uso del valor medio della variabile presa in esame e nell'intervallo di tempo preso in esame e si è scelto di prendere in considerazione il suo algoritmo naturale, il quale è stato applicato anche ai parametri di Bass. In questo modo, è possibile ridurre la sensibilità del modello specie per quei valori outliers che rischierebbero di distorcere l'analisi. L'algoritmo naturale permette inoltre di confrontare due variabili aventi originariamente unità di misura differenti e ordini di grandezza altrettanto dissimili.

Variabili economiche

Prodotto Interno Lordo: Ln(GDP)

Il PIL è un indicatore economico, ovvero uno strumento utilizzato per misurare l'andamento dell'economia di un paese. Il PIL è la somma del valore di mercato di tutti i beni e servizi prodotti in uno stato in un determinato periodo di tempo. In particolare, per calcolarlo si tiene conto dei consumi, della spesa pubblica, degli investimenti e delle esportazioni nette. I consumi contengono beni non durevoli, beni durevoli e servizi privati. La spesa pubblica comprende la spesa militare le opere civili e il costo dei dipendenti pubblici. Gli investimenti sono quelli fatti dalle imprese, dai cittadini, ma anche le scorte. Le esportazioni nette sono la differenza tra il costo dei prodotti che esportiamo all'estero e il costo dei prodotti che importiamo.

Una volta compreso cos'è il PIL risulta più semplice andare a identificare il collegamento che potrebbe esistere nei confronti della diffusione di Airbnb. L'idea è che questa variabile possa andare ad influenzare maggiormente il parametro di diffusione innovativa.

Disponibilità di reddito per le famiglie: Ln(Reddito disponibile)

La disponibilità di reddito per le famiglie è una variabile quasi auto esplicativa. La variabile rappresenta il reddito che ciascuna famiglia ha a disposizione in un anno solare. Verosimilmente, gli effetti e le indagini su questa variabile non si allontaneranno molto dai risultati attesi per ciò che concerne il PIL. Infatti, anche in questo caso la parte di popolazione con un reddito maggiore andrà a popolare quella categoria di innovatori identificata in precedenza; al tempo stesso, anche lato domanda, ci si potrebbe aspettare una disponibilità maggiore ad approcciarsi al fenomeno Airbnb.

Numero di impiegati: Ln(Occupazione)

Questa variabile rappresenta il numero di persone impiegate all'interno di una determinata regione. Anche questa è una variabile che può essere classificata come economica.

L'ipotesi iniziale si fonda sull'idea che i luoghi di lavoro possano rappresentare un ottimo terreno di scambio di opinioni, andando ad alimentare quel passaparola caratteristico dell'innovazione imitativa.

Variabili Sociali

Arrivi in Hotel o altri luoghi per accomodazioni brevi

Questa variabile rappresenta il numero di arrivi all'interno di strutture turistiche, escludendo tuttavia gli affitti e di conseguenza le prenotazioni presso Airbnb. Tuttavia, questa variabile risulta essere un buon indicatore del flusso turistico presente in una determinata regione e in questa analisi si ipotizza che questa variabile possa influenzare la diffusione di Airbnb specie soprattutto per il fenomeno imitativo.

Percentuale di studenti che hanno concluso l'università

Questa variabile, com'è evidente dal nome, rappresenta la percentuale di studenti che hanno concluso il percorso di studi universitari. Il collegamento che si può trovare tra istruzione e fenomeno di diffusione di un prodotto o, in questo caso, di un servizio innovativo potrebbe risultare essere sottile e non immediatamente comprensibile.

L'ipotesi è che un livello di istruzione alto porti la popolazione ad avere una tendenza superiore ad approcciarsi con qualcosa di innovativo. Di conseguenza, l'idea è che regioni con un tasso di laureati maggiore possa presentare al contempo un tasso di innovazione

più alto; di conseguenza si ipotizza un'influenza maggiore per il parametro di diffusione imitativa.

Percentuale di popolazione che effettua acquisti online: Ln(Acquistionline)

Le ipotesi che stanno alle spalle di questa variabile si riferiscono sia alla naturale tendenza all'innovazione nell'utilizzare internet per l'acquisto di beni e servizi (specie considerando gli anni che vanno dal 2009 al 2019), sia al fatto che Airbnb ricade appieno nella categoria di servizi offerti su internet. Di conseguenza, pare quasi scontato ipotizzare che un alto tasso di utenti che utilizza internet per acquistare beni e servizi porti con sé un alto tasso di innovazione. Chiaramente, è innegabile che in questo caso, più che in altri, il fenomeno di innovazione vada a braccetto con quello imitativo, ma si ritiene che il primo possa prevalere sul secondo.

Chilometri di rete ferroviaria: Ln(kmferrovie)

Questa variabile rappresenta i chilometri di ferrovia presenti all'interno di una determinata regione. Anche in questo caso potrebbe risultare difficile immaginare un collegamento tra la variabile e il fenomeno di diffusione di Airbnb. Tuttavia, si ritiene che, laddove un utente abbia a disposizione una fitta rete ferroviaria che possa agevolare lo spostamento tra diverse città, possa portare ad un passaparola tra la popolazione, e quindi ad un'influenza maggiore verso il fenomeno imitativo.

DATASET UTILIZZATI E MODELLO EMPIRICO

Per la realizzazione di questo studio ci siamo serviti di un duplice set di dati:

1. **AirDNA:** Provider di dati inerenti ad affitti a breve termine e copre tutto il mercato europeo. Da qui sono state ricavate diverse informazioni per ogni annuncio pubblicato: latitudine, longitudine, città, stato, informazioni strutturali e, infine, i dati sulla data di ingresso dell'immobile sulla piattaforma. Sono stati estratti dati relativi all'offerta di annunci Airbnb, a livello di regioni europee, dal 2008 al 2019.
2. **Eurostat:** Ufficio statistico dell'Unione europea responsabile della pubblicazione di statistiche e di indicatori di qualità a livello europeo per consentire confronti fra paesi e regioni. Da questo dataset sono stati estratti dati inerenti a variabili sociali ed economiche (dal 2008 al 2019, in accordo con dati AirDNA).

Il primo dataset è stato quindi indispensabile per la determinazione dei parametri di Bass (p e q). E per farlo ci siamo serviti del modello di regressione lineare semplice associato alla metodologia OLS come visto in precedenza e per facilitare i calcoli si è fatto uso dell'algoritmo (visionabile tra gli allegati) su Python fornitoci dal Dottor Francesco Milone.

Dalle informazioni relative ai due dataset tramite l'uso dell'analisi di regressione è stato possibile andare ad analizzare l'influenza di ciascuna variabile socioeconomica sulla diffusione di Airbnb

FIT DEL MODELLO DI BASS

Per valutare la bontà dell'analisi da noi effettuata e del modello di Bass sono state effettuate alcune valutazioni sui dati ottenuti.

Anno	Osservazione reale (media)	Scostam. Prev.	Scostamento (%)
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%

Figura h: Scostamento tra osservazioni previste e reali

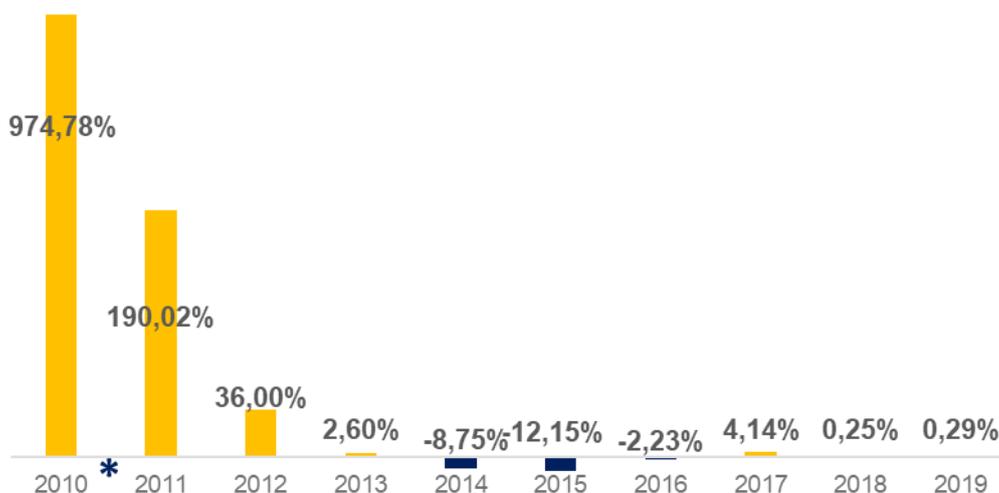


Figura i: Scostamento tra osservazioni previste e reali

Dai grafici soprastanti si può affermare che il modello in generale sembra fornire delle buone stime, soprattutto con il passare degli anni. A proposito di questo, da un primo sguardo si potrebbe pensare che il modello non riesca a cogliere al meglio quanto accade nei primi anni, andando soprattutto a sovrastimare ampiamente i dati. Tuttavia, si possono fornire due ragioni che portano ad una distorsione dei dati in maniera così significativa:

- La prima è di carattere prettamente numerico e matematico; infatti, nei primi anni siamo di fronte ad un utilizzo talmente basso di Airbnb (vicino allo 0) che qualsiasi stima rispetto alle quantità reali sembra assolutamente sproporzionata.
- La seconda ragione risiede invece nella poca capacità del modello base di Bass di riuscire a cogliere le esternalità di rete che per forza di cosa caratterizzano la diffusione di un'innovazione come Airbnb.

Riguardo questo punto, potrebbero risultare di una certa rilevanza e interesse degli approfondimenti futuri che vadano ad ampliare il modello di Bass, adattandolo alle possibili influenze delle esternalità di rete.

In genere, volendo rappresentare graficamente la bontà del modello di Bass risulta ancora più evidente come riesca a cogliere più che bene l'avanzamento della diffusione di Airbnb, dimostrando quindi che in qualche modo le ipotesi del modello siano comunque compatibili con questa innovazione.

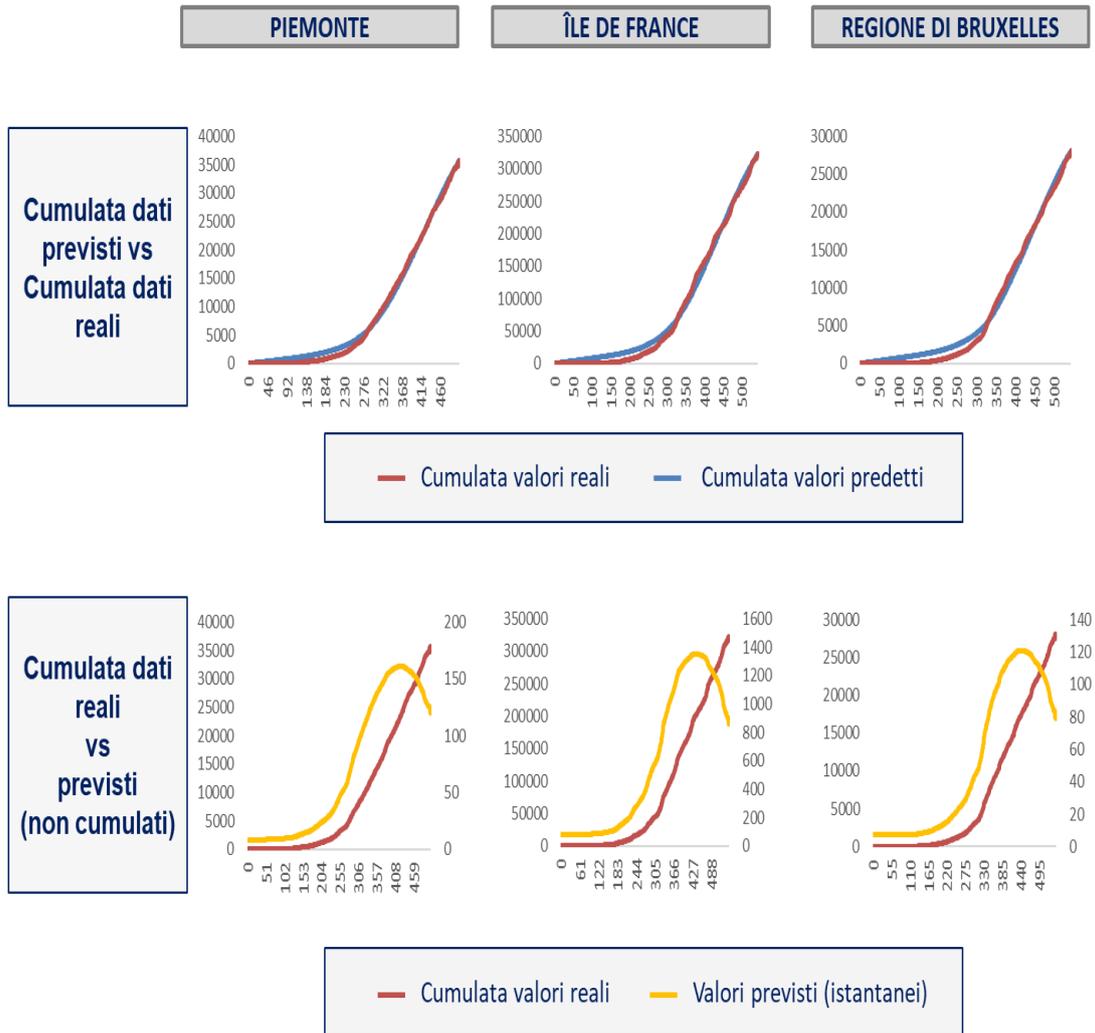


Figura j: Rappresentazione grafica del Modello di bass

ANALISI SUGLI OUTPUT DI BASS

Analisi di correlazione

In prima battuta è stata effettuata l'analisi di correlazione tra i diversi parametri, servendosi del software "Stata" ed utilizzando il comando:

*Correlate LNp LNq LNqp LNGDP LNooccupazione LNarrivi LNknferrovie
LNeducazioneterziaria LNacqisionline*

		LN p	LNq	LN q/p	LN GDP	LN occupazione	LN arrivi	LN kmferrovie	LN redditodisponibile	LN educazioneterziaria	LN acqisionline
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 acqisionline	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 k: Analisi di correlazione

Dove in rosso identifichiamo l'alta collinearità tra le variabili, mentre in verde rappresentiamo la correlazione significativa tra il parametro di Bass e la variabile in esame.

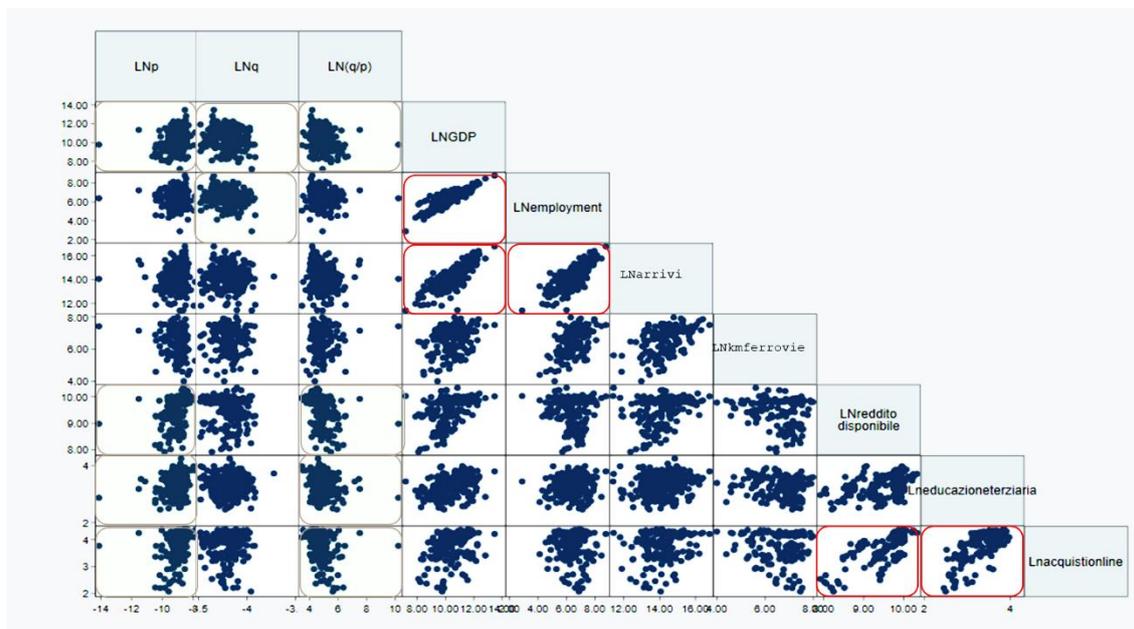


Figura 1: Rappresentazione grafica della correlazione

Ciò che emerge da entrambi i grafici è che:

- Il parametro p è fortemente correlato **positivamente** con le variabili del PIL, del reddito disponibile, dell'educazione terziaria e infine con la variabile che si riferisce agli acquisti online
- Il parametro q è fortemente correlato **negativamente** con la variabile del PIL mentre è correlato **positivamente** con quella dell'occupazione
- Il parametro q/p è fortemente correlato **negativamente** con le variabili del PIL, del reddito disponibile, dell'educazione terziaria e degli acquisti online.

Inoltre, grazie a questa analisi è stato possibile identificare una **collinearità** tra alcune variabili. In particolare:

- La variabile del PIL risulta legata alle variabili riguardanti l'occupazione e gli arrivi
- La variabile relativa all'occupazione è anch'essa legata alla variabile relativa agli arrivi
- La variabile sul reddito disponibile e quella sull'educazione terziaria presentano collinearità con la variabile relativa agli acquisti online

A questo punto sono state effettuate le regressioni lineari riguardanti i diversi parametri presi in esame insieme alle variabili. Per far ciò, ci si è serviti nuovamente del software “Stata” e dei seguenti comandi:

```
regress LNp LNGDP LNooccupazione LNarrivi LNredditodisponibile  
LNeducazioneterziaria LNacquistionline, robust
```

```
regress LNpq LNGDP LNooccupazione LNarrivi LNredditodisponibile  
LNeducazioneterziaria LNacquistionline, robust
```

Inoltre, per ogni caso è stata effettuato il test VIF (variance inflation factor) ovvero uno strumento che valuta ulteriormente la collinearità tra le variabili e che è calcolato seguendo la seguente formula:

$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2}$$

Se il VIF restituisce un valore grande (tendenzialmente superiore a 10) vuol dire che tra le variabili è presente collinearità che genera dei problemi sul modello.

Generalmente, per valutare se si è di fronte ad un modello ben costruito, il VIF deve rispettare quanto segue:

$$VIF_j < \max\left(10, \frac{1}{1 - R_j^2}\right)$$

Regressione per i parametri p e q/p

Una volta verificata la presenza di collinearità tra alcune variabili, il set utilizzato comprende le seguenti:

- GDP
- Arrivi
- Reddito disponibile
- Educazione terziaria

Con questo set, ciò che otteniamo è rappresentato nella figura m sottostante:

	Regr: LN(p)	Regr: LN(q/p)
LN(GDP)	0,082 0,247	-0,133* 0,093
LN(Arrivi)	-0,101 0,146	0,136** 0,077
LN(reddito disponibile)	0,307*** 0,001	-0,288*** 0,005
LN(educaterziaria)	0,221 0,103	-0,234 0,119
_costant	-12,150*** 0,000	7,851*** 0,000
N° Osservazioni	210	
R ²	0,134	0,127
F	7,950	7,450
P>f	0,000	0,000
VIF Medio	2,300	

Figura m: regressione su p e su q/p

Dove:

***	: Livello di significatività > 98%
**	: Livello di significatività > 95%
*	: Livello di significatività > 90%

Figura n: Livello di significatività della regressione

Quindi, possiamo affermare che:

- Il parametro p è significativamente (> 95%) e positivamente influenzato dal reddito disponibile; in particolare, ad un aumento del 10% del reddito disponibile delle famiglie, riscontriamo un aumento del 3,07% del parametro di Bass relativo alla diffusione innovativa.
- Il parametro relativo al rapporto q/p è significativamente influenzato da tre variabili:

- Il prodotto interno lordo impatta negativamente sul parametro q/p ; in particolare, ad un aumento del 10% corrisponde una diminuzione dell'1,33%. Inoltre, presenta un livello di significatività superiore al 90%
- La variabile sugli arrivi impatta positivamente generando un aumento dell'1,36% a fronte di un aumento del 10%. Dalla regressione emerge un livello di significatività superiore al 90%.
- Il reddito disponibile presenta invece un livello di significatività superiore al 95% e un aumento della variabile del 10% genera una diminuzione del rapporto q/p del 2,88%.

CONCLUSIONI

In conclusione, possiamo affermare che il modello di Bass riesce a generare una previsione accurata sulla diffusione dell'offerta di Airbnb, risultando essere un ottimo modello analitico per l'analisi della diffusione di un servizio innovativo come quello di Airbnb, segno che le assunzioni fatte per adattare questo modello al nostro caso siano valide. Ad eccezione dei primi anni di diffusione, il modello presenta uno scostamento percentuale medio tra valore predetto e valore reale del 4,34%. La difficoltà del modello nel generare buone previsioni nel primo periodo è probabilmente dovuta alla mancanza di modellazione delle esternalità di rete cross-side, che verosimilmente il fenomeno Airbnb presenta.

Infine, dall'analisi di regressione sono state individuate 3 variabili sociali ed economiche che influenzano significativamente i parametri di diffusione di Bass:

- Prodotto interno lordo: il suo aumento determina una diminuzione del rapporto q/p
- Reddito disponibile: il suo aumento comporta una diminuzione del rapporto q/p , e favorisce l'aumento della diffusione innovativa (p)
- Arrivi turistici: il suo aumento determina un aumento del rapporto q/p .

OPEN POINT

Da questo studio emergono alcuni spunti interessanti che se indagati correttamente potrebbero completare al meglio la fotografia del fenomeno di diffusione lato offerta di Airbnb.

In particolare, abbiamo identificato cinque open point che non sono stati affrontati durante questo percorso, ma che rappresentano sicuramente una certa rilevanza nella comprensione del fenomeno:

1. Valutazione dell'impatto del COVID-19 sulla diffusione dell'offerta di Airbnb.
Come già detto, si è deciso di escludere dalla nostra analisi gli anni 2020 e 2021 in quanto rischiavano di distorcere sensibilmente l'analisi stessa. Tuttavia, un focus su questo tema potrebbe risultare interessante nella comprensione della diffusione di un servizio innovativo di fronte ad una situazione tanto inattesa e imprevista.
2. Introduzione di nuove variabili esterne all'interno del modello.
Nel nostro studio si è fatto riferimento ad un set di sette variabili iniziali, ciò non toglie che l'introduzione di nuove variabili possa portare a nuove considerazioni e nuovi risvolti circa l'impatto di alcune variabili sociali ed economiche sulla diffusione di Airbnb.
3. Modellizzazione delle esternalità di rete cross-side.
Come detto a più riprese, il modello base di Bass non considera le esternalità di rete cross-side. Tuttavia, è innegabile che il fenomeno Airbnb presenti tale fenomeno, e una sua modellizzazione aiuterebbe sicuramente ad una migliore adattabilità del modello rendendolo sicuramente più preciso di quello attualmente utilizzato, seppur abbia fornito risultati più che buoni.
4. Modello di Bass con parametri che variano nel tempo.
I parametri di Bass utilizzati nel nostro modello sono statici nel tempo e non dinamici, rendendo il modello non ottimale. Una modellizzazione della dinamicità dei parametri di Bass porterebbe ad un'adattabilità migliore al caso Airbnb.
5. Studio dell'influenza della stagionalità sull'offerta di Airbnb.

Anche in questo caso trattiamo un'estensione del modello di Bass, il quale, nella sua versione base, non tiene in considerazione gli effetti di stagionalità che potrebbero caratterizzare la diffusione di Airbnb. Così come i casi di esternalità di rete e dei parametri che variano nel tempo, il modello potrebbe risultare migliore nell'adattarsi al caso Airbnb.

ALLEGATI

Codice Python per la determinazione dei parametri di Bass

```
# IMPORTA LIBRERIE UTILI

# per installare una libreria

# Vai nel prompt dei comandi che viene aperto in automatico una volta che Jupyter
viene lanciato da Anaconda

# Crei una nuova finestra nel prompt dei comandi

# scrivi il seguente comando e poi premi "Invio"

# conda install nome_libreria

# Attendi fino al completamento dell'installazione della libreria per installarne un'altra

import warnings

warnings.filterwarnings("ignore")

import pandas as pd

import numpy as np

import sys

import matplotlib.pyplot as plt

import seaborn as seabornInstance

from sklearn.model_selection import train_test_split

from sklearn.linear_model import LinearRegression

from sklearn import metrics

from sklearn.metrics import r2_score

import math

import rtree

import geopandas as gpd

import scipy.stats

print(' ')

print('Librerie importate.')

print(' ')

# STEP 1: CREA UN DB CON PROPERTY ID, CREATED DATE E CODICE
PROVINCIA (NUTS3)
```

```

# Qui si dichiarano i percorsi dei file in ingresso

# Percorso 1: Dataset Airbnb
import_path_prop = r'C:\Users\DELL\Desktop\Programmazione\Airbnb_Data.csv'

# Percorso 2: Griglia per NUTS3 (mettete solo la directory in cui si trova, senza
cambiare quello che ho inserito io)
import_path_nuts3 =
r'C:\Users\DELL\Desktop\Programmazione\NUTS_RG_01M_2021_4326_LEVL_2.shp
\NUTS_RG_01M_2021_4326_LEVL_2.shp'

# Percorso 3: Output file in uscita (suggerisco di chiamare il file: Property_SPACE.csv)
export_path = r'C:\Users\DELL\Desktop\Programmazione\Property_SPACE.csv'

# Caricamento del Dataset Airbnb
dfLoad = pd.read_csv(import_path_prop,usecols=['Property ID','Created
Date','Latitude','Longitude'])
dfLoad['Where'] = dfLoad['Property ID'].str[:2]
dfLoad = dfLoad[dfLoad['Where']=='ab']
del dfLoad['Where']

# Caricamento della Griglia NUTS3
dfN2 = gpd.read_file(import_path_nuts3)
dfN2 = dfN2.to_crs(epsg=4326)

# Join Spaziale degli Airbnb nella Griglia NUTS3
dfLoad_geo =
gpd.GeoDataFrame(dfLoad,geometry=gpd.points_from_xy(dfLoad.Longitude,
dfLoad.Latitude))
print('Inizio il join spaziale.')
print(' ')

```

```
dfLoad_with_NUTS2 = gpd.sjoin(dfLoad_geo,dfN2,how='inner',op='intersects')
df_to_export = pd.DataFrame(dfLoad_with_NUTS2[['Property ID','Created
Date','Latitude','Longitude','NUTS_ID','FID']])
```

```
# Export del file
```

```
print('Inizio Export.')
```

```
print(' ')
```

```
df_to_export.to_csv(export_path,index=False)
```

```
print('Finito export.')
```

```
# STEP 2: COSTRUISCI IL MODELLO - Definizione Funzioni
```

```
def anno(s):
```

```
    date = s['Created Date']
```

```
    return date.year
```

```
def mese(s):
```

```
    date = s['Created Date']
```

```
    return date.month
```

```
def giorno(s):
```

```
    date = s['Created Date']
```

```
    if date.day<=7:
```

```
        return 1
```

```
    elif date.day<=14:
```

```
        return 2
```

```
    elif date.day<=21:
```

```
        return 3
```

```
    else:
```

```
        return 4
```

```

def sqrt(s):
    return int(s['N(t-1)']**2)

def integer_transform_pid(s):
    return int(s['Property ID'])

def solve_equation(a,b,c):
    discriminant = b**2 - 4*a*c
    if discriminant >= 0:
        solution = (-b+math.sqrt(discriminant))/2*a
        return solution
    else:
        return 'NAN'

print('Funzioni definite.')

# STEP 3: STIMA MODELLO DI BASS PER NUTS3

# Qui si dichiarano i percorsi in ingresso

# Perso del file che avete esportato in precedenza: Property_SPACE.csv
import_path_p = r'C:\Users\DELL\Desktop\Programmazione\Property_SPACE.csv'

# Percorso del file excel con le Date (Date_Time_WEEK.xlsx)
import_path_date =
r'C:\Users\DELL\Desktop\Programmazione\Date_Time_WEEK.xlsx'

# Percorso in uscita di un file temporaneo (chiamatelo Timeline_)
export_wip = r'C:\Users\DELL\Desktop\Programmazione\export\Timeline_'

# Percorso in uscita del secondo file temporaneo (chiamatelo Bass_)

```

```

export2_wip = r'C:\Users\DELL\Desktop\Programmazione\export\Bass_'

# Percorso file output #1

export_synt =
r'C:\Users\DELL\Desktop\Programmazione\export\Volumes\Elements\DIFFUSIONE
AIRBNB\1_WIP_JULY2020\Bass_synt.xlsx'

# Percorso file output errori

export_empty =
r'C:\Users\DELL\Desktop\Programmazione\export\Volumes\Elements\DIFFUSIONE
AIRBNB\1_WIP_JULY2020\Empty_SLL.xlsx'

# Carico il dataset degli Airbnb

dfProperties = pd.read_csv(import_path_p,usecols=['Property ID','Created
Date','NUTS_ID'])

# ANALISI BASS

goal = len(dfProperties['NUTS_ID'].unique())

counter = 1

print('Inizio Analisi...')

print(' ')

err_sll = pd.DataFrame(columns=['NUTS_ID','Cause'])

dfSynt = pd.DataFrame(columns=['NUTS_ID','Innovative Diffusion p','Imitative
Diffusion q','Market Potential m','ABS p','ABS q','ABS m'])

for nuts in dfProperties['NUTS_ID'].unique():

    dfUSE = dfProperties[dfProperties['NUTS_ID']==nuts]

    del dfUSE['NUTS_ID']

    if len(dfUSE)==0:

        err_sll.loc[len(err_sll)]=[sll,'Empty']

    else:

        dfUSE['Created Date'] = pd.to_datetime(dfUSE['Created Date'])

        dfUSE['Year'] = dfUSE.apply(anno,axis=1)

        dfUSE['Month'] = dfUSE.apply(mese,axis=1)

```

```

dfUSE['Week'] = dfUSE.apply(giorno,axis=1)
dfUSE = dfUSE.groupby(['Year','Month','Week'])['Property
ID'].count().reset_index()
dfUSE.set_index(['Year','Month','Week'],inplace=True)
dfDate = pd.read_excel(import_path_date)
dfDate['Temp'] = 1
dfDate.set_index(['Year','Month','Week'],inplace = True)
dfJoin =
pd.merge(dfDate,dfUSE,how='left',left_index=True,right_index=True)
dfJoin.fillna(0,inplace=True)
dfJoin['Cumulate'] = dfJoin['Property ID'].cumsum()
del dfJoin['Temp']
dfJoin = dfJoin.reset_index()
export_path = export_wip+str(nuts)+'_csv'
dfJoin = dfJoin[dfJoin['Property ID']+dfJoin['Cumulate']>0]
dfJoin.to_csv(export_path,index=False)

# INIZIO IL CALCOLO DEI COEFFICIENTI DI BASS PER OGNI SLL
dfJoin = pd.read_csv(export_path)
dfJoin['Property ID'] = dfJoin.apply(integer_transform_pid,axis=1)
dfJoin['N(t-1)'] = "
for index,row in dfJoin.iterrows():
    if index == 0:
        dfJoin.loc[index,'N(t-1)']=0
    else:
        dfJoin.loc[index,'N(t-1)']=dfJoin.loc[index-1,'N(t-
1)']+dfJoin.loc[index-1,'Property ID']
dfJoin['N2(t-1)'] = dfJoin.apply(sqrt,axis=1)
del dfJoin['Cumulate']
dfJoin.columns = ['Year','Month','Week','n(t)','N(t-1)','N2(t-1)']
X = dfJoin[['N(t-1)','N2(t-1)']]
Y = dfJoin[['n(t)']]
regressor = LinearRegression()

```

```

regressor.fit(X, Y)
a1 = regressor.intercept_[0]
coeff_df =
pd.DataFrame([regressor.coef_[0,0],regressor.coef_[0,1]],columns=['Coefficient'])
a2 = coeff_df.loc[0,'Coefficient']
a3 = coeff_df.loc[1,'Coefficient']
p = solve_equation(1,a2,(a3*a1))
if p != 'NaN':
    q = a2+p
    m = a1/p
    x_punti = dfJoin[['N(t-1)','N2(t-1)']]
    y_real = dfJoin['n(t)']
    y_pred2 = regressor.predict(x_punti)
    dfExport = pd.DataFrame(y_pred2,columns=['NO'])
    dfExport['Prediction'] = y_pred2
    dfExport['Real'] = y_real
    del dfExport['NO']
    dfExport['CUM PRED'] = dfExport['Prediction'].cumsum()
    dfExport['CUM REAL'] = dfExport['Real'].cumsum()
    export_2 = export2_wip+str(nuts)+' .xlsx'
    dfExport.to_excel(export_2)
    dfSynt.loc[len(dfSynt)]=[nuts,p,q,m,abs(p),abs(q),abs(m)]
else:
    err_sll.loc[len(err_sll)]=[nuts,'No Solution of Equation']
progressPercentage = round((float(counter)/goal)*100, 1)
progressString = 'Computing ... ' + str(progressPercentage)+'%\r'
sys.stdout.write(progressString)
sys.stdout.flush()
counter += 1

print('\n')

```

```
print('\nFinito analisi. Esporto la sintesi...')
print(' ')
err_sll.to_excel(export_empty,index=False)
dfSynt.to_excel(export_synt,index=False)
print('Finito.')
```

BIBLIOGRAFIA E SITOGRAFIA

- David S. Evans & Richard Schmalensee - Markets with Two-Sided Platforms - 2008
- Evelyn L. Chua, Jason L. Chiu, Nelson C. Boal - Sharing Economy: An Analysis of Airbnb Business Model and the Factors that Influence Consumer Adoption - 2019
- M. Wright, C. Upritchard and T. Lewis - A Validation of the Bass New Product Diffusion Model in New Zealand -- 1997
- W. Tsui - Forecasting of Mobile Subscriptions in Asia Pacific Using Bass Diffusion Model –2006
- S. G. Lee, C. G. Yang, E. B. Lee - ICT product diffusion in US and Korean markets” – 2014
- M. Scaglione, E. Giovannetti, M.Hamoudiad - The diffusion of mobile social networking: Exploring adoption externalities in four G7 countries – 2015
- S. M. Almutairi and D. Yen - International Diffusion of Digital Innovations: Mapping the Mobile Telephony of the Arab States – 2017
- P. K. Kapur, H. Sharma, A. Tandon, and A. G. Aggarwa - Studying BHIM app adoption using bass model: An Indian perspective – 2019
- J. L. Eugenio Martin, J. M. Cazorla-Artiles, C. González-Martel - On the determinants of Airbnb location and its spatial distribution –2019
- C. Adamiak, B. Szyda, A. Dubownik, D. García-Álvarez - Airbnb Offer in Spain—Spatial Analysis of the Pattern and Determinants of Its Distribution – 2019
- L. La, F. Xu, M. Hu, C. Xiao -Location of Airbnb and hotels: the spatial distribution and relationships – 2020
- R. Lagonigroa, J. C. Martoria, P. Apparicio - Understanding Airbnb spatial distribution in a southern European city: The case of Barcelona – 2020
- F. L. Milone, A Destefanis -Airbnb Adoption Process From Home-Owners Perspective In Italian Market – 2020
- S. Sun, X. Wang, M. Hu - Spatial distribution of Airbnb and its influencing factors: A case study of Suzhou, China – 2022

- M. Cantamessa, F. Montagna (2015) – “Management of Innovation and Product Development: Integrating Business and Technological Perspectives”
- Sung Yong Chun, Minhi Hahn - A Diffusion Model for Products with Indirect Network Externalities – 2008
- J.J. Fernández-Durán - Modeling seasonal effects in the Bass Forecasting Diffusion Model – 2014
- Christophe Van den Bulte, Stefan Stremersch - Social Contagion and Income Heterogeneity in New Product Diffusion: A Meta-Analytic Test – 2004
- Vijay Mahajan, Eitan Muller, & Frank M. Bass – New Product Diffusion Models in Marketing: A Review and Directions for Research – 1990
- Rachel Botsman, Roo Rogers - What’s Mine Is Yours – 2010
- Giana M. Eckhardt, Mark B. Houston, Baojun Jiang, Cait Lamberton, Aric Rindfleisch, Georgios Zervas - Marketing in the Sharing Economy – 2019
- Alex Stephany - The Business of Sharing: Making it in the New Sharing Economy – 2015
- Alexander Osterwalder, Yves Pigneur - Business Model Generation – 2010
- Everett Rogers - Diffusion of innovations – 1995
- <https://ec.europa.eu/eurostat/data/database>
- <https://www.airdna.co/>
- <https://www.oxfordlearnersdictionaries.com/definition/english/sharing-economy>
- <https://www.theguardian.com/science/political-science/2015/may/20/smarter-regulation-for-the-sharing-economy>
- <https://www.ibm.com/it-it/analytics/learn/linear-regression>
- <https://www.airbnb.it/>
- <https://suitelife.com/barcelona-real-estate/barcelona-vs-airbnb-the-citys-fight-against-mass-tourism/>
- <https://www.nytimes.com/2021/12/09/nyregion/nyc-illegal-airbnb-regulation.html>
- <https://www.theguardian.com/us-news/2019/mar/13/new-orleans-airbnb-treme-short-term-rentals>