

POLITECNICO DI TORINO

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale

AA 2018/2019



TESI DI LAUREA MAGISTRALE

Stima di un modello di diffusione per nuovi servizi innovativi: il caso FlixBus

Relatore:

Prof.ssa Francesca Montagna

Autore:

Ing. Giorgio Polla Mattiot

Alle persone che hanno reso possibile tutto questo

Mio padre, in piedi ogni mattina all'alba

Mia madre, per il grande valore di ogni piccolo gesto quotidiano

e Carlotta, per essere stata al mio fianco ogni giorno e aver risolto ogni mia insicurezza

Sommario

Introduzione	6
Capitolo 1	7
Il problema della diffusione dei servizi innovativi	7
1.1 Differenze principali fra prodotti e servizi	8
1.2 Classificazione dei servizi	9
1.3 L'importanza della customer retention e del customer attrition	10
1.4 Criticità nella stima della diffusione nei servizi	11
1.4.1 Il caso particolare dei servizi senza abbonamento	12
Capitolo 2	14
Modelli di diffusione di servizi innovativi – Literature Review	14
2.1 Classificazione dei modelli di diffusione dei servizi	14
2.2 Modelli Bass-type	15
2.2.1 Modello di Libai, Muller & Peres (2009)	16
2.2.2 Modello di Apostolos & Skiadas (2015)	18
2.3 Modelli Choice-type	20
2.3.1 Modello di Landsman & Givon (2010)	20
2.3.2 Modello di Shi (2014)	23
2.4 Modelli Grey	26
2.4.1 Modello di Chung-sun Lin	26
Capitolo 3	28
Analisi e confronto dei modelli	28
3.1 Confronto teorico dei modelli	28
3.2 Criticità e applicabilità dei modelli	29
3.3 Metodo empirico di scelta del modello	30
3.4 Scelta del modello	32
Capitolo 4	33
Il Caso FlixBus - Analisi empiriche	33
4.1 Il business model di FlixBus	33
4.1.2 Innovazione nel processo di erogazione	34
4.1.2 Innovazione di servizio	36
4.1.3 Classificazione di FlixBus come servizio	36
4.2 Set-up dei dati e stime necessarie per il caso Italia	37
4.2.1 Stima del NCR FlixBus da Luglio 2015 a Febbraio 2016	37

4.2.2 Dimensionamento del mercato Italia	39
4.3 Analisi empiriche.....	42
4.3.1 Stima in ottica Customer Buyer	42
4.3.2 Stima in ottica Customer User	47
4.3.3 Stima con il modello di Libai, Muller & Peres (2009)	50
Capitolo 5	53
Discussione dei risultati	53
5.1 Confronto dei modelli empirici	53
5.2 Osservazioni sulla dimensione del mercato Italia.....	55
5.2.1 Test sul churn rate.....	56
Conclusioni	59
Bibliografia e sitografia	60
Fonti aziendali	60

Introduzione

Questo lavoro di tesi ha lo scopo di fornire un'analisi di massima dei modelli di diffusione per nuovi servizi innovativi ad oggi presenti in letteratura e di effettuare un'analisi empirica applicata ad un caso reale di diffusione, di FlixBus in Italia.

In prima battuta, questo lavoro di tesi affronta il problema della diffusione dell'innovazione applicata al settore dei servizi. In seguito, punta a fornire una classificazione strutturale dei servizi attraverso la quale evidenziare le principali differenze fra servizi e prodotti e come queste differenze impattino sulla definizione e parametrizzazione di un modello di diffusione. In particolare, vengono presentate le metriche tipiche dei servizi (tasso di abbandono, tasso di ritorno e tasso di riattivazione degli utenti) e il motivo per cui tali metriche hanno reso in passato più difficile costruire un modello di diffusione per essi.

La tesi presenta anche una disamina dei modelli di diffusione per i servizi giungendo a classificarli in tre grandi famiglie: i Bass-type, i Choice-type e i Grey model.

La disponibilità dei dati e la complessità computazionale hanno determinato la scelta del modello empirico più adatto al caso di studio FlixBus Italia. In particolare, a questo scopo, si è costruito un framework metodologico che valutasse le dimensioni decisionali principali del problema, che poi sono per l'appunto risultate legate ai dati ed alla loro analisi.

L'analisi empirica del caso FlixBus è stata condotta su dati forniti da FlixBus Italia Srl sotto accordo di riservatezza per quanto riguarda alcuni dati sensibili, che in questo lavoro di tesi sono stati modificati per rispettare i termini di questo accordo. Nella descrizione del business model di FlixBus si è cercato di descrivere le dinamiche di business dell'impresa al fine di far comprendere meglio al lettore il funzionamento di questo servizio e poter interpretare meglio i modelli proposti.

L'ipotesi che ci si propone di dimostrare in questo lavoro è che, mentre per la diffusione di un prodotto innovativo sia sufficiente il primo acquisto di un nuovo cliente per contribuire alla diffusione del prodotto, per un servizio innovativo sia necessario non soltanto il primo acquisto alla diffusione, ma soprattutto l'utilizzo ripetuto nel tempo dello stesso servizio.

Per validare questa ipotesi sono state seguite due strade. La prima, lavora sul modello di Bass (1969) e cerca di adattarlo utilizzando il tasso di riattivazione degli utenti di FlixBus, cercando di tenere conto a ogni periodo degli utenti che ripetono l'acquisto. La seconda strada utilizza il modello di Libai, Muller & Peres (2009), che rispetto al modello di Bass inserisce il churn rate del servizio.

I dati raccolti comprendevano il numero di nuovi utenti unici di FlixBus in Italia da Febbraio 2016 a Dicembre 2018, il churn rate mensile da Luglio 2015 a Dicembre 2018 e il reactivation rate dei nuovi utenti acquisti da Gennaio 2017 in avanti e per i mesi successivi fino a Dicembre 2018. In aggiunta, sono stati forniti i resoconti di un'indagine di mercato, i dati demografici degli utenti italiani e il numero di passeggeri viaggianti nei primi sei mesi di operatività del business.

La stima dei parametri e le previsioni del numero di utilizzatori unici di FlixBus in Italia a 5 anni è stata effettuata per ogni modello con il plug-in di Microsoft Excel "Marketing Engineering for Excel" (Decision Pro, Inc). Ulteriori analisi sui parametri di controllo del business, sul dimensionamento del mercato in Italia e sul confronto dei risultati sono state necessarie per effettuare le stime citate in precedenza.

La tesi si conclude con la discussione dei risultati e le considerazioni economiche e strategiche di ciascuna delle analisi di diffusione effettuate, circa il dimensionamento del mercato Italia e in che modo contribuiscono nella validazione della tesi proposta.

Il carattere innovativo di questo lavoro di ricerca risiede nell'adattamento, supportato da analisi empiriche, del modello di Bass standard con una metrica tipica dei servizi con il reactivation rate per vedere se, comparando le performance di stima e di previsione con il modello di Libai, Muller & Peres (2009) che segue la stessa logica ma utilizzando il churn rate, si ottengono risultati simili.

Capitolo 1

Il problema della diffusione dei servizi innovativi

Alla fine degli anni '50, il mondo era in un periodo di grande innovazione tecnologica in molti settori. Le conseguenze di tali innovazioni furono cambiamenti radicali nei vari mercati di riferimento. Per cercare di capire al meglio questi cambiamenti, gli studiosi in materia di marketing e technology forecasting iniziarono progetti di ricerca con lo scopo di trovare dei metodi per prevedere la diffusione di un nuovo prodotto innovativo. Questo tema di ricerca non aveva un valore puramente accademico. Difatti, essere in grado di prevedere la diffusione di un'innovazione tecnologica diventava ogni giorno di più una competenza fondamentale per influenzare le politiche di investimenti in ricerca e sviluppo di nuovi prodotti e decisioni di espansione e diversificazione del business in nuovi mercati.

Nel 1962, Everett Rogers, professore di comunicazione presso la Iowa University, pubblicò il celebre articolo *Diffusion of Innovation*, una teoria che spiega come, perché e a quale ritmo può diffondersi un'innovazione tecnologica. La teoria di Rogers fa molto fondamento sul capitale umano e identificava quattro principali elementi che influenzano il tasso di diffusione: l'innovazione in sé, i canali attraverso i quali viene comunicata e resa nota, il sistema sociale di riferimento e la tempistica. Rogers identifica inoltre quattro tipi di profili comportamentali negli individui adottatori all'innovazione tecnologica. Queste categorie sono gli *innovators*, *early adopter*, *late adopters* e *laggards*. Secondo la teoria di Rogers, una tecnologia si definisce diffusa al raggiungimento di una *massa critica* di adopters.

Sulla scia di questo importante articolo, nel 1969, Frank Bass, professore di marketing presso la University of Texas, pubblicò un articolo in cui trattava di un modello di diffusione per prodotti innovativi, in seguito noto come modello di Bass. La brillante intuizione del modello fu quella di interpretare la diffusione di un nuovo prodotto come la propagazione di un agente virale. A questo proposito, basandosi su modelli matematici utilizzati in biologia e in sociologia, Bass sviluppò un modello previsionale del numero di nuovi clienti unici per istante di tempo. Il modello di Bass è applicabile a patto di conoscere la dimensione del mercato di riferimento denominato M , un parametro di innovazione p , che riassume in sé lo sforzo delle imprese nel proporre questo prodotto al mercato (investimenti in R&D, costi di advertising ecc) e un parametro di imitazione q , che racchiude l'effetto del passaparola o *WOM (Word of Mouth)* e della propensione dei potenziali clienti di quel mercato ad imitare i clienti esistenti.

Il modello di Bass è senza dubbio il modello di diffusione di prodotti innovativi più utilizzato, ma come tutti i modelli empirici presenta dei limiti. Uno di questi limiti è oggetto di questa tesi è l'assenza di una teoria legata al modello di Bass che tratti la sua applicazione alla diffusione di un nuovo servizio innovativo.

In generale, la diffusione dei servizi è di fatto un ramo del marketing science assai poco sviluppato, eccezion fatta per alcuni studiosi che a partire dagli anni '90 hanno sviluppato una serie di modelli specifici per questo ambito. La trattazione di questi modelli verrà sviluppata nel capitolo 2 – Literature Review.

Prima di entrare nel dettaglio di questi modelli è necessario capire quali siano le cause di questa carenza di studi nel campo dei servizi. In particolare, sono state individuate due cause principali, riportate di seguito:

1. Una prima causa è senza dubbio la necessità. Agli albori della teoria della diffusione dell'innovazione, gli anni '60, il settore dei servizi era di gran lunga meno sviluppato rispetto a quello dei prodotti. Di fatto, gli anni '60 furono gli anni del boom economico di moltissimi Paesi e l'industria manifatturiera ripartì a pieno ritmo dopo la Seconda Guerra Mondiale. A seguito di questo sviluppo industriale, vennero le innovazioni di prodotto e di conseguenza, i maggiori studi sulla diffusione dell'innovazione si svolsero con interesse verso i prodotti. Non c'era esigenza di strumenti che permettessero di prevedere la propagazione di un servizio innovativo. A partire

dagli anni '80 tuttavia, il settore dei servizi cominciò a crescere a un ritmo più veloce rispetto a quello dei prodotti. L'avvento di internet negli anni '90 è stato un catalizzatore incredibile nello sviluppo di nuovi servizi innovativi. Proprio in questi anni, infatti, sono nati i primi articoli di technology forecasting riguardanti il settore dei servizi.

2. La seconda causa, seppur meno incisiva della prima, è la maggiore complessità dei servizi rispetto ai prodotti. Un servizio, dal punto di vista della diffusione dell'innovazione, rappresenta un problema concettuale molto più difficile da descrivere con un modello.

1.1 Differenze principali fra prodotti e servizi

La maggiore complessità dei servizi rispetto ai prodotti si può osservare sotto molteplici aspetti. Per capire meglio quali di questi aspetti hanno maggior impatto sulla difficoltà nel costruire un modello di diffusione per i servizi, sono state riportate le principali differenze fra prodotti e servizi.

Prodotti	Servizi
<p>Tangibili</p> <ul style="list-style-type: none"> • È possibile separare il produttore dal prodotto, ovvero: non è importante chi realizza il prodotto, poiché essendo tangibile il cliente è in grado di valutarlo prima dell'acquisto dalle caratteristiche fisiche • È possibile stabilire la qualità del prodotto ex-ante, prima del momento di vendita, e di effettuare quindi azioni correttive • Processo produttivo altamente standardizzato • Bassa adattabilità e personalizzazione alle esigenze del cliente 	<p>Intangibili</p> <ul style="list-style-type: none"> • L'erogatore non può essere separato dal servizio, l'immagine dell'erogatore è molto più determinante nella decisione di acquisto • La qualità del servizio è definibile soltanto ex-post, dopo l'istante di vendita • Grande variabilità nell'output, poiché dipende fortemente dalle condizioni dell'erogatore
<p>Stoccabili</p> <ul style="list-style-type: none"> • È possibile separare il luogo di produzione e il luogo di stoccaggio, il che rende possibile il disaccoppiamento fra l'istante di produzione e l'istante di vendita • La presenza di uno stock di prodotto rende più semplice gestire la variabilità della domanda 	<p>Non stoccabili</p> <ul style="list-style-type: none"> • Impossibile separare il luogo di produzione da quello di vendita: difficoltà nel dimensionamento della capacità produttiva • L'assenza di stock genera una maggiore difficoltà nella gestione della variabilità della domanda • Necessità di una rete di erogatori • Maggior adattabilità e personalizzazione del servizio alle esigenze del cliente
<p>Innovazione di prodotto, poi di processo</p> <ul style="list-style-type: none"> • Le iniziative di innovazione comportano un coinvolgimento graduale dell'impresa 	<p>Innovazione di processo, poi di servizio</p> <ul style="list-style-type: none"> • Un'iniziativa di innovazione impatta immediatamente su tutta l'impresa

Clienti visti come semplici acquirenti

- Obiettivo del rapporto con il cliente è l'acquisto del singolo prodotto
- Bassi costi di retention della base installata di clienti

Clienti visti come utenti paganti

- Obiettivo del rapporto con il cliente è un contratto di fornitura continuativo nel tempo
- Grande importanza delle strategie di retention e di anti-attrition della base installata

1.2 Classificazione dei servizi

I servizi possono essere classificati in base a diverse variabili. Innanzi tutto, possiamo fare una prima distinzione generale sull'erogatore del servizio:

- Servizi pubblici: sono resi alla collettività da parte della pubblica amministrazione o da un concessionario di quest'ultima, non hanno finalità economica ma di benessere collettivo e possono essere forniti in quanto viene riconosciuto un bisogno primario che deve essere soddisfatto, oppure a causa dell'inesistenza o dell'insufficienza del mercato. Questi servizi possono essere gratuiti, semi-gratuiti o a pagamento.
- Servizi privati: sono resi dalle imprese, la maggior parte di questi ha finalità economica, ma non è una condizione necessaria (e.g. società di servizi no-profit).

In particolare, questo lavoro di tesi farà riferimento ai servizi privati con finalità economica. Questi ultimi possono essere ulteriormente classificati in base alla loro struttura di erogazione

- Servizi con contratto di sottoscrizione: gli utenti di questo tipo di servizi devono stipulare un contratto di fornitura, che può implicare un prezzo o tariffa di abbonamento periodico, che può essere fisso o variabile a seconda del business model del servizio. Esempi di servizi disponibili solo con abbonamento fisso o flat sono le Pay TV, i contratti di telefonia mobile, le piattaforme digitali di contenuti come Netflix e Spotify. Fra i servizi con sottoscrizione a prezzo variabile o a consumo si possono menzionare a titolo di esempio i servizi di fornitura di energia elettrica, le assicurazioni. Esistono anche servizi a sottoscrizione particolari che non richiedono alcun pagamento da alcune categorie di utenti, e sono le multi-sided platform. Esempi di questi tipi di servizi sono Google e Facebook, che consentono agli utenti privati di utilizzare la piattaforma senza richiedere alcun esborso monetario, in quanto sussidiati dall'altro lato della piattaforma, le imprese, che hanno interesse a interloquire con gli utenti sussidiati e quindi disposte a pagare per questo.
- Servizi senza contratto di sottoscrizione: gli utenti di questo tipo di servizi non stipulano nessun contratto di fornitura, ma acquistano la prestazione dell'erogatore ogni qual volta vogliono usufruire del servizio. Imprese che operano con questo modello di business sono moltissime e possiamo citare a titolo di esempio FlixBus, la prestazione di un medico privato, Car2Go, Enjoy, Uber e altre piattaforme di car-sharing, Amazon, Ebay, Alibaba, Subito.it e altri e-commerce di pura intermediazione, PayPal e così via.

Esistono anche alcuni servizi che sono disponibili sia in versione con sia senza abbonamento. Fra gli esempi di questi servizi si menzionano i servizi ferroviari e di trasporto pubblico locale, servizi di intrattenimento come il teatro o incontri sportivi allo stadio.

1.3 L'importanza della customer retention e del customer attrition

Le imprese di prodotti, al momento del lancio di un prodotto innovativo sul mercato, devono pianificare una strategia di acquisizione di nuovi clienti, ossia la customer acquisition. Questa può essere declinata in molteplici modi, sia online che offline. In ogni caso, il principale KPI che viene tenuto sotto controllo in questa fase è chiamato New Customer Rate (NCR) e viene definito come il tasso di nuovi utenti unici iscritti nel periodo in osservazione, come segue:

$$NCR(t) = \frac{\text{Nuovi utenti acquisiti}(t)}{\text{Utenti}(t)}$$

Considerando che

$$\text{Utenti}(t) = \text{Nuovi utenti acquisiti}(t) + \text{Utenti}(t-1)$$

Le imprese di servizi si comportano allo stesso modo per il lancio di un nuovo servizio, ma oltre che alla customer acquisition, queste aziende si trovano ad affrontare un'altra sfida di pari se non di maggiore importanza: la strategia di retention dei clienti acquisiti.

Per strategia di retention si intende l'insieme di attività volte a mantenere un rapporto economicamente profittevole con il cliente lungo un determinato periodo di tempo. Sebbene anche per le imprese di beni di largo consumo (e.g. Zara), la retention della base clienti è un tema molto importante, collegato all'acquisto ripetuto dello stesso prodotto, per le imprese di servizi il tema è certamente vitale.

Nel settore dei servizi, le strategie di retention nascono per contrastare quella che viene definita customer attrition, ovvero il logoramento della base installata di clienti.

Questo logoramento può avvenire principalmente per due cause:

1. Clienti che decidono di abbandonare il servizio attualmente utilizzato per passare ad un altro servizio competitor per varie motivazioni (convenienza economica, insoddisfazione dell'attuale servizio, vengono a conoscenza di un servizio migliore ecc), che prendono il nome di switching customer.
2. Clienti che decidono di abbandonare il servizio perché non ne traggono alcuna utilità e che quindi non passeranno a nessun competitor, che prendono il nome di churn customer.

Ogni impresa di servizi che intenda evitare di incorrere nel logoramento della propria base installata di clienti, deve tenere costantemente monitorati due KPI semplici ma molto efficaci per mostrare l'andamento del business: il retention rate e il churn rate. Entrambi questi KPI sono da osservare riferiti a uno specifico periodo di tempo.

Il retention rate si determina andando a calcolare per differenza il numero di clienti che continuano ad utilizzare il servizio dopo un determinato periodo di tempo di utilizzo, rispetto al numero di clienti totali che utilizzavano il servizio all'inizio del periodo in esame. Come segue:

$$RR^*(t) = \frac{(\text{Utenti}(t) - \text{Nuovi utenti acquisiti}(t)) - \text{Utenti}(t-1)}{\text{Utenti}(t-1)}$$

Essenzialmente, questo indicatore mostra quale percentuale della base clienti ha continuato ad utilizzare il tuo servizio nel periodo di tempo in esame.

Per quanto riguarda la costruzione del churn rate, occorre prima fare alcune considerazioni. Utilizzando la definizione data in precedenza di customer attrition si può asserire che

$$\text{Customer attrition}(t) = \text{Churn Customer}(t) + \text{Switching Customer}(t)$$

Per calcolare quindi un tasso di utenti che abbandonano il servizio nel periodo in esame, allora è sufficiente dividere entrambi i membri per il numero di utenti totali iscritti al servizio.

$$\begin{aligned} \text{Customer attrition rate}(t) &= \frac{\text{Churn Customer}(t)}{\text{Utenti}(t)} + \frac{\text{Switching Customer}(t)}{\text{Utenti}(t)} \\ &= \text{Churn rate}(t) + \text{Switching rate}(t) \end{aligned}$$

Occorre fare una precisazione in merito a quanto sopra: molte imprese non sono in grado di definire entrambi questi tassi di abbandono che compongono la customer attrition per mancanza di informazioni al riguardo. In questi casi, molte imprese definiscono il customer attrition rate in maniera impropria come churn rate, per indicare genericamente gli utenti che abbandonano il servizio. Per motivi di semplicità e poiché in nessuno dei modelli analizzati si fanno ulteriori differenze, anche in questo documento si farà riferimento al generico churn rate.

Data questa definizione, è possibile asserire dunque che il churn rate altro non è che il complemento del retention rate.

$$\text{Churn rate}(t) = 1 - \text{Retention rate}(t)$$

Questi KPI possono essere quindi considerati come la probabilità nel tempo che un utente attuale continui ad utilizzare il servizio oppure che lo abbandoni.

Il concetto di Customer Lifetime Value (CLV) nei servizi è presente da qualche anno e sta prendendo piede anche nel settore dei prodotti. Il CLV è il valore totale che un singolo cliente può apportare all'impresa nel corso della sua vita da cliente. Per un'università ad esempio, il CLV previsto per uno studente dovrebbe essere di 5 anni. Il CLV è il valore che apporterà lo studente medio che si iscrive al primo anno di laurea triennale nei 5 anni a venire pagando la retta annuale, utilizzando i servizi di supporto come ristorazione, biblioteca e così via, considerando però la probabilità che abbandoni gli studi per sempre (churn rate) o che passi ad un'altra università (switching rate) e la probabilità che rimanga utente del servizi (retention rate) in ogni istante di tempo.

Il monitoraggio e il controllo di questi indicatori nel tempo è di fondamentale importanza per le imprese di servizi in quanto consente ad esse di effettuare azioni correttive e pianificazioni di lungo periodo, come il dimensionamento della capacità di erogazione del servizio: se gli utenti di un servizio ferroviario metropolitano abbandonano il servizio in determinate aree in favore di altri mezzi, probabilmente ampliare la rete in quelle aree sarebbe un investimento molto più rischioso. Se gli utenti di una piattaforma web hanno un retention rate molto elevato, probabilmente non è necessario effettuare investimenti massicci in pay per click o paid advertising. O ancora, l'incremento del retention rate è il motivo per cui una catena di supermercati (che fornisce il servizio di distribuzione dei prodotti dei grossisti) dovrebbe investire in un programma fedeltà per i propri clienti, che altro non è che un meccanismo di incentivazione all'utilizzo ripetuto del servizio, ossia il tornare nel supermercato per effettuare altri acquisti.

Ovviamente, alla base di tutti questi ragionamenti e decisioni di business vi è un grande vincolo strutturale, ovvero di quanto si amplierà nel tempo la base installata di utenti del servizio. Il che riporta questo discorso sul problema della diffusione di un nuovo servizio.

1.4 Criticità nella stima della diffusione nei servizi

A partire dagli anni '80 gli studiosi che si occupavano di diffusione incominciarono a chiedersi come stimare il propagarsi di un'innovazione in questo settore. Alcuni, si limitarono ad applicare i modelli utilizzati per i prodotti, ottenendo risultati imprecisi a causa del basso fit descrittivo dei modelli utilizzati e il modello di business e di consumo dei servizi in analisi. Altri, provarono a sviluppare dei nuovi modelli che meglio interpretassero il comportamento dei nuovi utenti di un servizio appena lanciato sul mercato. Come detto in precedenza però, per osservare lo sviluppo nel tempo di un servizio, è necessario avere sotto mano

parametri di controllo del business come il retention rate e il churn rate. Tali dati erano disponibili solo per servizi con contratto di sottoscrizione, a patto che tali servizi mantenessero aggiornata l'anagrafica dei propri utenti. Tipicamente, queste imprese sono le società per la fornitura di energia, le Pay TV e i servizi di trasporto come la metropolitana, il trasporto pubblico locale e i servizi di telefonia. Dunque, per natura stessa dei settori, si parla di imprese molto strutturate in grado di tenere un sistema di controllo e tracciamento non indifferente. Per tutti gli altri tipi di servizi in cui non fosse necessario un contratto, ogni parametro di retention rate, churn rate o new customer rate era pressoché impossibile da calcolare. Pertanto, i modelli di diffusione dei servizi si trovarono di fronte ad una serie di vincoli fisici che non permettevano un loro sviluppo sistematico. Inoltre, i settori di servizi che proponevano innovazioni erano molto inferiori ad oggi e la letteratura in materia ebbe un piccolo incremento di articoli grazie all'avvento delle Pay TV alla fine degli anni '80 e soprattutto della telefonia mobile alla fine degli anni '90.

L'avvento di internet e soprattutto del mobile web ovviamente ha cambiato completamente le regole del gioco. A partire dagli anni 2000, i servizi online di e-commerce, servizi di e-mail e di videocomunicazione sono aumentati in maniera esponenziale. Grazie a internet si è sviluppato tutto il mercato degli internet browser, del software e dei motori di ricerca. A seguito di ciò, nei primi anni 2000 sono nati i social network di varia natura come LinkedIn e Facebook. Con la diffusione delle App a partire dal 2008, ogni tipo di servizio che faccia un minimo affidamento sul web è stato abilitato a tracciare il comportamento di ogni utente che usufruisce del servizio anche solo una volta. Questo cambiamento coinvolge anche imprese di servizi che non prevedono un business model con tariffa di abbonamento periodica.

Prendiamo l'esempio FlixBus, un servizio di trasporto intercity di lunga percorrenza. Un utente può usufruirne in maniera occasionale durante l'anno, oppure periodicamente ogni settimana. Non è previsto alcun abbonamento, l'utente paga la tratta desiderata ogni volta che acquista un biglietto. Tuttavia, il comportamento di acquisto di questo cliente può essere facilmente monitorato se l'utente crea un semplice account sulla piattaforma oppure richiedendo semplicemente un indirizzo e-mail al momento dell'acquisto. Lo stesso esempio lo si può fare per Deliveroo, Glovo, Foodora e tutte le piattaforme di consegne a domicilio di questo settore. Nel momento in cui un utente effettua una prenotazione tramite il suo account, la piattaforma sarà in grado all'istante di identificare un cliente occasionale, un cliente abituale o una nuova acquisizione.

La capacità delle imprese di poter raccogliere questi dati, monitorare i KPI del business ed effettuare delle previsioni accurate degli stessi è alla base della costruzione di un modello di diffusione di un servizio innovativo.

Nel prossimo capitolo verranno presi in esame alcuni dei più significativi modelli di diffusione dei servizi, con una loro classificazione per famiglie.

1.4.1 Il caso particolare dei servizi senza abbonamento

I servizi senza abbonamento sono un caso particolare nel settore dei servizi e sono caratterizzati da una difficoltà maggiore nella raccolta dei dati e nella stima dei parametri di controllo del business.

La principale differenza che si riscontra dai servizi con abbonamento è che quest'ultimi hanno un rapporto periodico con l'utente stabilito dalla frequenza di pagamento della tariffa di abbonamento. Questo tipo di rapporto anche nel più scarso dei servizi diventa una variabile temporale di tipo abbonamento rinnovato o non rinnovato. Ma questo significa che per ogni utente iscritto il servizio conosce l'istante di iscrizione, per quanto tempo ha utilizzato il servizio e il momento di fine del contratto di fornitura.

Questa condizione è fondamentale affinché ci sia complementarità fra il retention rate e churn rate della base installata di utenti, perché la posizione di ogni singolo utente è univocamente definita per ogni istante di tempo. E.g. Netflix sa in ogni momento quanto vale il proprio churn rate, e di conseguenza anche il suo tasso di retention.

Nei servizi senza abbonamento questo non può avvenire, per il semplice fatto che il servizio non ha un rapporto periodico fisso con tutti i suoi utenti, ma solo con alcuni. Ad esempio, un servizio come Deliveroo o FlixBus stesso, dopo che un utente ha creato un account ed effettuato l'acquisto, non possono sapere a priori quando si dovrebbe verificare la prossima transazione. Questo porta due tipi di conseguenze sulla stima (e non sul calcolo esatto) del retention rate e del churn rate.

Implicazioni sulla stima del retention rate

Per quanto riguarda i servizi senza abbonamento in cui si dispone di informazioni che permettono di identificare univocamente un utente, è possibile calcolare una variante del retention rate chiamato reactivation rate, ossia il tasso di riattivazione e indicato come RR.

Il reactivation rate è un KPI che non si riferisce all'intera customer base, ma si definisce come la percentuale di utenti acquisiti al tempo t-1 che hanno effettuato un acquisto al tempo t, come riportato di seguito:

$$RR_{t-1}(t) = \frac{\text{Nuovi utenti acquisiti}(t - 1) \text{ che hanno effettuato acquisti in } t}{\text{Nuovi utenti acquisiti}(t - 1)}$$

Ossia, per portare un esempio, la quota di utenti FlixBus acquisiti per la prima volta a gennaio 2018 hanno effettuato un acquisto anche a febbraio 2018.

Ovviamente, se si andasse a calcolare questo KPI a ritroso a partire dal primo periodo di vita del servizio, si potrebbe andare a calcolare un RR medio per periodo di tempo. In questo modo, si potrebbe avere un parametro abbastanza simile al retention rate di un servizio con abbonamento.

Questo dato preso da solo riporta una fotografia molto puntuale del comportamento d'acquisto di un gruppo di utenti. Quello che è interessante tenere sotto osservazione è la progressione nel tempo del reactivation rate. Un reactivation rate medio crescente nel tempo è indice di un'impresa di servizi in crescita e quindi in fase di diffusione.

Implicazioni sulla stima del churn rate

Mentre per i servizi con abbonamento il churn rate è definibile semplicemente come la quota di utenti che non rinnovano l'abbonamento in un dato periodo, nei servizi senza abbonamento questo tipo di metrica risulta impossibile da calcolare in maniera esatta, pur disponendo di informazioni che identificano univocamente l'utente. Questo avviene per il semplice motivo che non essendoci una transazione economica periodica, l'impresa non può sapere se effettivamente l'utente ha abbandonato il servizio per sempre o semplicemente non ne ha avuto bisogno in quel periodo.

Di conseguenza, per ottenere un valore del churn rate che sia affidabile, si procede stabilendo un orizzonte temporale T entro il quale, se un utente che ha effettuato un acquisto al tempo t, non effettua un secondo acquisto entro T periodi, l'utente viene considerato perso "per sempre". In realtà, l'utente può non essere perso per sempre, ma viene stabilito che per riattivare questo utente "spento" da almeno T periodi sarebbe necessario effettuare un nuovo investimento in acquisizione al pari di acquisire un nuovo utente.

Di conseguenza, il churn rate stimato viene calcolato come:

$$\text{Churn rate}(t + T) = \frac{\text{Nuovi utenti acquisiti}(t - T) \text{ che hanno effettuato } 0 \text{ acquisti}}{\text{Nuovi utenti}(t - T)}$$

Dove T viene definito come orizzonte di abbandono.

Naturalmente, questo parametro può comportare una certa discrepanza dalla realtà. Poniamo ad esempio che l'orizzonte di abbandono del servizio di Car2Go sia pari a un mese dall'ultimo acquisto. Supponiamo che un utente di Car2Go utilizzi il servizio il 2 marzo 2019 e poi, fino al 5 aprile non utilizzi il servizio perché in trasferta lavorativa in un'altra città. Il 2 aprile 2019, per Car2Go quell'utente particolare risulta perso per sempre, sebbene tre giorni più tardi l'utente riprenderà ad utilizzare il servizio senza far sostenere all'impresa nessun costo di acquisizione. Il punto fondamentale è cercare di capire l'accuratezza dell'orizzonte di abbandono, perché altrimenti ogni qual volta si procede a misurare il churn rate stimato si rischia di rappresentare scenari molto più gravi di quello che sono realmente.

Capitolo 2

Modelli di diffusione di servizi innovativi – Literature Review

2.1 Classificazione dei modelli di diffusione dei servizi

I modelli di diffusione dei servizi sono un filone di ricerca del technology forecasting e marketing science che sta crescendo rapidamente. Molte idee e concetti stanno tutt'oggi sviluppandosi e prendendo forma, sulla base di modelli utilizzati in passato ma anche grazie a ricerche condotte su metodi completamente nuovi. Questa sezione non pretende di fornire una panoramica globale di tutti i filoni di ricerca, ma quantomeno di evidenziare alcuni macro trend di ricerca in cui possiamo classificare i modelli che verranno proposti in seguito.

In particolare, sono stati individuati tre grandi famiglie di modelli che attualmente vengono utilizzati per prevedere la propagazione di un servizio, che vengono riportati di seguito:

- **Modelli Bass-type.** Sono il filone di ricerca più corposo e più in espansione. Partono dalla base del modello di Bass del 1969 o da sue specificazioni seguenti e cercano di capire in che cosa fenomeno della diffusione di un prodotto innovativo sia differente da quello di un servizio, apportando quindi le dovute modifiche al modello originale. Sono modelli che ragionano a livello aggregato, ovvero di mercato oppure di market share di imprese dello stesso ordine di grandezza del mercato. Si basano sull'assunzione che i servizi e i prodotti innovativi si diffondano seguendo curve a S dello stesso tipo. Questi modelli hanno fondamenta nella virologia e nella sociologia e interpretano la diffusione dell'innovazione come una propagazione virale di un'idea o di un agente patogeno. Matematicamente parlando, si tratta di equazioni differenziali ordinarie del primo ordine. Quasi tutti questi modelli vengono utilizzati per stimare i due parametri di Bass, il coefficiente di innovazione e quello di imitazione. Alcuni di questi modelli prendono spunto da Bass e fanno riferimento a curve di diffusione logistiche o esponenziali, ma a parte questo, l'approccio è lo stesso del modello di Bass.
- **Modelli choice-type.** Dopo i Bass-type, sono quelli più numerosi. Sono modelli che derivano dall'economia, quindi la logica di funzionamento è quella di massimizzazione dell'utilità dell'individuo. Sono difatti modelli che operano a livello individuale, ovvero che cercano di descrivere il comportamento dell'utente medio del servizio. In sostanza, un choice-type è un grafo ad albero che segue tutti gli step di adozione di un nuovo servizio innovativo, dall'awareness all'adozione o all'abbandono. Ogni step è collegato ai successivi da rami che rappresentano la probabilità di accadimento di un certo evento. In poche parole, ogni biforcazione del grafo rappresenta una scelta del consumatore. Una prima sfida che viene affrontata nella descrizione di un modello choice-type è decidere per ogni ramo la distribuzione di probabilità che descrive al meglio le varie scelte del consumatore. La vera difficoltà di questi modelli è nel reperire tutti i dati che necessitano per il loro funzionamento. Operando a livello di singolo individuo, necessitano di dati utente molto più dettagliati rispetto ai Bass-type. Per stimare i parametri di questi modelli sono necessari algoritmi di simulazione molto potenti.

- Modelli Grey. La teoria dei sistemi Grey è stata proposta nel 1982 dal professor J.D. Deng e hanno tutt'oggi una grande applicazione nelle previsioni dove i dati sono ambigui o non sono affatto disponibili. Un sistema viene definito "white" quando l'informazione è completa, "black" quando l'informazione è completamente assente. Un sistema Grey si ha quando alcune informazioni sono note, altre no. Un modello Grey generico viene definito come GM(m, n), dove m indica l'ordine delle equazioni differenziali ordinarie e n il numero di variabili predittive. Questi modelli trovano applicazione nelle tecniche di forecasting dell'IT, dell'ingegneria meccanica, in elettronica ed elettrotecnica. Recentemente, sono stati utilizzati da alcuni studiosi per prevedere la diffusione di servizi ad alta tecnologia. Il grande vantaggio dei GM è che non necessitano di dati particolarmente precisi o numerosi. Il principale svantaggio nell'utilizzo dei modelli Grey per la diffusione dei servizi è che non hanno un upper bound. Questo, in termini di previsioni di diffusione in un mercato, è un limite molto importante in quanto non permette di tenere conto della dimensione del mercato.

Di seguito verranno riportati alcuni modelli appartenenti a queste famiglie, che verranno descritti più nel dettaglio.

2.2 Modelli Bass-type

Il modello di Bass (1969) è un "serviva model" che ha radici nella virologia e nella sociologia applicata. Studia un fenomeno di diffusione come si trattasse della propagazione di un virus. Si basa sull'analisi dei dati storici del fenomeno oppure, qualora non fossero disponibili, effettua delle stime per analogia basandosi su fenomeni assimilabili o simili a quello in analisi. In sostanza, considera i nuovi acquirenti del prodotto innovativo come i "contagiati" dal virus dell'innovazione tecnologica e gli acquirenti potenziali come coloro i quali non sono ancora stati contagiati dal virus.

Ipotesi

- Domanda a livello di monopolio oppure dell'ordine di grandezza del mercato
- Prodotti innovativi e beni durevoli (non ci sono vendite di sostituzione)
- Azioni di marketing costanti nel tempo
- Processo di adozione binaria (adotto/non adotto), nessuna prova di prodotto e restituzione
- La diffusione di un nuovo prodotto segue una curva ad S

Modello

Sulla base di queste ipotesi è possibile scrivere l'equazione di Bass, che è governata da una hazard function riportata di seguito:

$$(1) \quad \lambda(t) = \frac{f(t)}{1-F(t)}$$

Dove

- $\lambda(t)$ è la probabilità di avere un nuovo adopter nell'intervallo di tempo fra t e $t + dt$
- $f(t)$ è la funzione di densità di probabilità della variabile casuale "tempo di adozione"
- $F(t)$ è la cumulata della densità di probabilità del tempo di adozione

Ne possiamo desumere che le vendite al tempo t siano pari a

$$(2) \quad n(t) = \lambda(t)[M - N(t)] = \left[p + q \frac{N(t)}{M} \right] [M - N(t)]$$

Dove

$n(t)$: rappresenta il numero di nuovi adopters al tempo t

$N(t)$: cumulata del numero di adopters al tempo t

M : dimensione del mercato, numero massimo ottenibile di persone che adottano il nuovo prodotto

p : parametro di innovazione (effetto push dell'innovazione da parte dell'azienda: marketing, advertising, investimenti in R&D)

q : parametro di imitazione (effetto pull da parte del mercato: WOM, esternalità di rete ecc).

E poiché il numero di nuovi adopters in t non è altro che la derivata della cumulata dei nuovi adopters allora possiamo scrivere la formula generale del modello di Bass

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

Il modello di Bass permette una formula chiusa di risoluzione del modello per cui il numero di nuovi adopters in t , una volta stimati i parametri p e q , diventa

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

Casi particolari

- Da notare come quando il parametro p tende a 0, il modello di Bass tende a una curva di diffusione logistica di Mansfield. In questo caso, si dice che la diffusione è di natura completamente imitativa, ovvero l'effort in advertising, iniziative di marketing è praticamente ininfluyente, mentre giocano un ruolo decisivo la WOM e le esternalità di rete

$$p \rightarrow 0, t \rightarrow T \quad N(t) = \frac{M}{1+e^{-qt}}$$

In questi casi, la velocità di diffusione risulta essere minore, in quanto vengono a mancare le spinte necessarie da parte dell'impresa.

- Al tendere a 0 invece del parametro q , abbiamo una diffusione del tutto innovativa. In questi casi, il modello di Bass tende a un modello esponenziale negativo, che riporta immediatamente alla ben nota forma a S. Questo tipo di innovazioni sono particolarmente interessanti per le imprese che hanno un apparato di marketing in grado di supportare grandi investimenti

$$q \rightarrow 0, t \rightarrow T \quad N(t) = M(1 - e^{-pt})$$

In questi casi la diffusione è più veloce del caso imitativo, ma non è detto che sia più veloce del caso di Bass, ovvero dove sia q che p danno il loro contributo non nullo.

2.2.1 Modello di Libai, Muller & Peres (2009)

Questo modello è stato utilizzato per prevedere la diffusione ex-post di 7 servizi innovativi già diffusi nel 2009. In 6 casi su 7, il modello di Libai, Muller & Peres ha ottenuto un R^2 di stima e un errore percentuale di previsione molto superiore alle performance del modello di Bass utilizzato sui dati degli stessi servizi.

Ipotesi

- La diffusione di un nuovo servizio innovativo è soggetto alle ipotesi di Bass
- L'abbandono del servizio da parte di una certa quota di utenti non influisce in modo negativo sull'adozione del servizio da parte di nuovi utenti

Modello

$$(1) \quad \frac{dN(t)}{dt} = p [M - N(t)] + \frac{q(1-\delta)N(t)}{M} [M - N(t)] - \delta N(t)$$

dove

$\frac{dN(t)}{dt}$: rappresenta il numero di nuovi utenti unici che adottano il servizio al tempo t

$N(t)$: cumulata del numero di utilizzatori del servizio al tempo t

M : dimensione del mercato, numero massimo ottenibile di utilizzatori

p : parametro di innovazione (effetto push dell'innovazione da parte dell'azienda: marketing, advertising, investimenti in R&D)

q : parametro di imitazione (effetto pull da parte del mercato: WOM, imitazione ecc).

δ : Churn rate

Descrizione

In questa sezione introduciamo un modello aggregato sviluppato sulla base del modello di Bass. Utilizzando una logica aggregata, il modello è adatto per previsioni a livello di mercato oppure per imprese che hanno market share dello stesso ordine di grandezza del mercato. Il carattere innovativo del modello di Libai, Muller & Peres è la introduzione all'interno del modello di Bass della customer attrition. La customer attrition viene introdotta sotto forma di churn rate, inteso come quota di utenti al tempo t che abbandona l'intera categoria di servizio. Come si può notare, il churn rate influenza sia il numero di utenti totali del servizio, perché va a diminuirne la loro massa per ogni periodo, sia la quota di utenti che vengono acquisiti per effetto imitazione. Questo significa che il modello considera utili all'effetto imitazione q solo gli utenti esistenti che non abbandonano il servizio in quel determinato periodo di tempo.

L'equazione (1) è un'equazione differenziale ordinaria di secondo ordine. Andando a risolverla e dopo aver stimato i parametri, la maggiore implicazione comportata della presenza del churn rate è un ridimensionamento del mercato totale e dei parametri p e q . Di fatto, stimando i parametri con Libai, Muller e Peres otteniamo i seguenti risultati:

$$(2) \quad N(t) = \frac{\bar{M}(1 - e^{-(\bar{p} + \bar{q})t})}{1 + \frac{\bar{p}}{\bar{q}}e^{-(\bar{p} + \bar{q})t}}$$

$$(3) \quad \bar{M} = \frac{M(\Delta + \beta)}{2q(1 - \delta)} \quad \bar{p} = (\Delta + \beta)/2 \quad \bar{q} = (\Delta - \beta)/2$$

$$(4) \quad \beta = q(1 - \delta) - p - \delta \quad \Delta = \sqrt{\beta^2 + 4q(1 - \delta)p}$$

Il modello di Libai, Muller e Peres è anche disponibile in versione brand-level con competizione: in sostanza, si va a segmentare il mercato totale degli utilizzatori con le market share delle imprese competitor nel settore. I vari parametri vengono poi pesati e sommati sulla base di queste market share. È chiaro che applicazioni di questo genere sono poco utilizzabili in contesti reali in quanto necessitano di moltissimi dati sulla concorrenza che molto spesso semplicemente non sono disponibili. A causa dell'inapplicabilità al caso di studio, in questo lavoro di tesi verrà data soltanto una rapida panoramica di questo modello.

Osservazioni

1. Analiticamente, ne deriva che $\bar{M} < M$, $\bar{p} > p$ e $\bar{q} < q$.
Ciò significa che utilizzando Libai, Muller e Peres si vanno a stimare dei parametri sistematicamente diversi da quelli di Bass. In particolare, ne emerge che l'impatto della customer attrition sulla diffusione di un servizio implica una sovrastima dell'effetto imitazione: questo risultato è coerente con l'intuizione degli autori circa l'erosione del parametro q dovuta all'effetto della customer attrition. In aggiunta, si ha anche una sottostima del parametro di innovazione p . Questi scostamenti sistematici dei parametri comportano a livello globale una sottostima del mercato potenziale del servizio innovativo. Questo deriva appunto dall'effetto di logoramento della base installata di clienti dovuta alla customer attrition.
2. Osservare inoltre che al tendere a zero del tasso di abbandono, cioè per $\delta \rightarrow 0$, il modello di Libai, Muller e Peres collassa nel modello di Bass. Questo è coerente con la visione degli autori sul fatto che in termini di diffusione di un'innovazione, i servizi differiscono dai prodotti per via della maggior influenza della customer attrition.

Limiti

1. Il modello non prevede l'effetto possibile di un effetto imitazione negativo portato dagli utenti che decidono di abbandonare il servizio in un dato periodo di tempo. Dal momento che l'abbandono del servizio da parte del cliente può essere portato da motivazioni di insoddisfazione o di convenienza a spostarsi verso un servizio competitor, è plausibile pensare che i churn customers decidano di condividere queste motivazioni con altri utenti e potenziali utenti. Il raggio d'azione di questo effetto può variare molto da servizio a servizio, ma è senza dubbio poco realistico pensare che i churn customers solamente non contribuiscano più all'effetto imitazione positivo.
2. Da notare il fatto che non viene contemplata la possibilità che un utente che abbandona il servizio possa tornare ad essere utente attivo, semplicemente vengono considerati come utenti insoddisfatti che non tornerebbero in nessun caso e rientrano a far parte del mercato totale M .

2.2.2 Modello di Apostolos & Skiadas (2015)

Questo modello è stato utilizzato per la previsione della diffusione dei servizi di telefonia mobile in tutti i paesi europei dalla loro nascita nei primi anni 2000 fino al 2015. I risultati ottenuti hanno mostrato una varianza spiegata del fenomeno pari al 99%. Il vantaggio principale è che necessita di pochissimi dati di partenza. È un modello molto diverso da quello presentato precedentemente in quanto seppur classificato fra i modelli Bass-type, non segue le ipotesi di Bass, ma prende spunto dal suo modello di equazioni differenziali ordinarie di secondo grado, per costruirne un altro ma con forme funzionali molto diverse.

Ipotesi

- La diffusione di un servizio innovativo segue una curva logistica modificata
- Ciò che differenzia principalmente la diffusione di un prodotto da quella di un servizio è il ritardo che intercorre fra awareness del nuovo servizio e l'adozione dello stesso

Modello

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

dove

$\frac{dN(t)}{dt}$: rappresenta il numero di nuovi utenti unici che adottano il servizio al tempo t

$N(t)$: cumulata del numero di utilizzatori del servizio al tempo t

M: dimensione del mercato, numero massimo ottenibile di utilizzatori

b: tasso di crescita del numero di nuovi utenti

$N_{t-\tau}$: Numero di utilizzatori che adottano il nuovo servizio, avendolo avuto awareness del servizio τ periodi prima

τ è il ritardo medio fra awareness del servizio e adozione del servizio di un utente

Descrizione

Il modello parte da una curva di diffusione logistica standard, ovvero un'equazione differenziale ordinaria di primo grado.

$$(2) \quad \frac{dN(t)}{dt} = \frac{b}{M} N(t) [M - N(t)]$$

La tesi di Apostolos e Skiadas è quella che il ritardo fra awareness e adoption influenzi moltissimo la diffusione di una nuova tecnologia nel settore dei servizi. Questo è dovuto al fatto che iniziare ad utilizzare un nuovo servizio significa nella maggior parte delle volte sottoscrivere un contratto di fornitura che implica un maggior impegno dell'utente nel tempo. Questo fa sì che l'acquisto di servizi sia molto meno d'impulso rispetto ai prodotti, dove una volta coscienti dell'esistenza del nuovo prodotto, l'acquisto può avvenire in maniera abbastanza simultanea, ovviamente tutto questo ragionamento parlando di prodotti e servizi nella stessa fascia di prezzo. Di fatto, acquistare un nuovo prodotto cosmetico (e.g. una nuova crema idratante) del valore di qualche decina di euro risulta essere un acquisto molto più impulsivo dell'effettuare l'abbonamento mensile a servizi come Netflix o Spotify, circa dello stesso valore monetario, ma che comporteranno il pagamento periodico di un prezzo. Il consumatore a questo punto inizia a domandarsi se effettivamente desidera quel servizio abbastanza da essere vincolato per i sei mesi successivi. Questo interrogarsi del consumatore fa dilatare il periodo fra awareness e adoption. Per questo motivo, gli autori di questo modello hanno introdotto il termine $N_{t-\tau}$ ovvero il numero di utenti che τ periodi prima hanno saputo del servizio e che al tempo t hanno deciso di iscriversi. Questo gruppo di utenti è quello che realmente contribuisce alla diffusione del servizio. A questo punto gli autori hanno inserito questo parametro nel modello ottenendo l'equazione (1).

Sviluppando con Taylor il parametro $N_{t-\tau}$ si ottiene:

$$(3) \quad N_{t-\tau} = N(t) - \tau \frac{dN(t)}{dt}$$

Sostituendo l'equazione (2) nell'equazione del modello (1) si ricava:

$$(4) \quad \frac{dN(t)}{dt} = b^* \frac{N(t)[M-N(t)]}{M-(1-\sigma)N(t)}$$

$$(5) \quad b^* = \frac{b}{1+b\tau} \quad \text{e} \quad \tau b^* = 1 - \sigma$$

Osservazioni

- Gli autori volevano concentrarsi principalmente sul settore dei servizi di telefonia mobile, non hanno investigato se questo modello potesse funzionare altrettanto bene con altri settori, ma

hanno effettuato le analisi su ogni Paese europeo. Ciò che ne emerge è che il ritardo fra awareness e adoption influenza molto la velocità di diffusione di un nuovo servizio.

- Da notare come al tendere a zero del ritardo fra awareness e adoption, cioè per $\tau \rightarrow 0$, il valore di σ tende a 1 e l'intero modello collassa a una normale curva di diffusione logistica. Questo sta a significare che qualora il ritardo awareness-adoptions risultasse nullo, la diffusione di un servizio verrebbe ben descritta da una curva logistica standard.

Limiti

- Questo tipo di modello è adatto a macroanalisi sulla diffusione di un settore di servizi, ma è meno utile per scopi manageriali, poiché non da nessuna indicazione circa il tipo di diffusione, se più imitativa o innovativa o quanto il tasso di abbandono influenza la diffusione. In sostanza, questo modello può essere utile per uno studio di settore, ma meno per decisioni di investimento più specifiche.
- Il modello non separa gli effetti di innovazione e di imitazione, ma va a stimare un unico tasso di crescita della base installata di utenti, b . Il parametro b dovrebbe quindi descrivere l'effetto di crescita al netto di abbandoni.

2.3 Modelli Choice-type

I modelli di tipo Choice sono modelli che derivano dall'economia. Il loro carattere innovativo nell'ambito della diffusione è nel fatto di non ragionare in ottica aggregata. I Choice-type sono modelli di tipo individuale, ovvero si va a considerare le singole scelte un utente che possono condizionare la diffusione di un'innovazione tecnologica. In questo modo, si va a disegnare un grafo ad albero dove i nodi sono gli stadi decisionali dell'utente e i rami le probabilità che l'utente effettui la scelta che lo porti a quello stadio decisionale. La principale differenza che si ha con i modelli di tipo Bass-type è che non ragionano in ottica aggregata e che soprattutto non utilizzano parametri di controllo come il churn rate ex-post, provenienti da dati storici, ma li ricavano dai parametri di utilità.

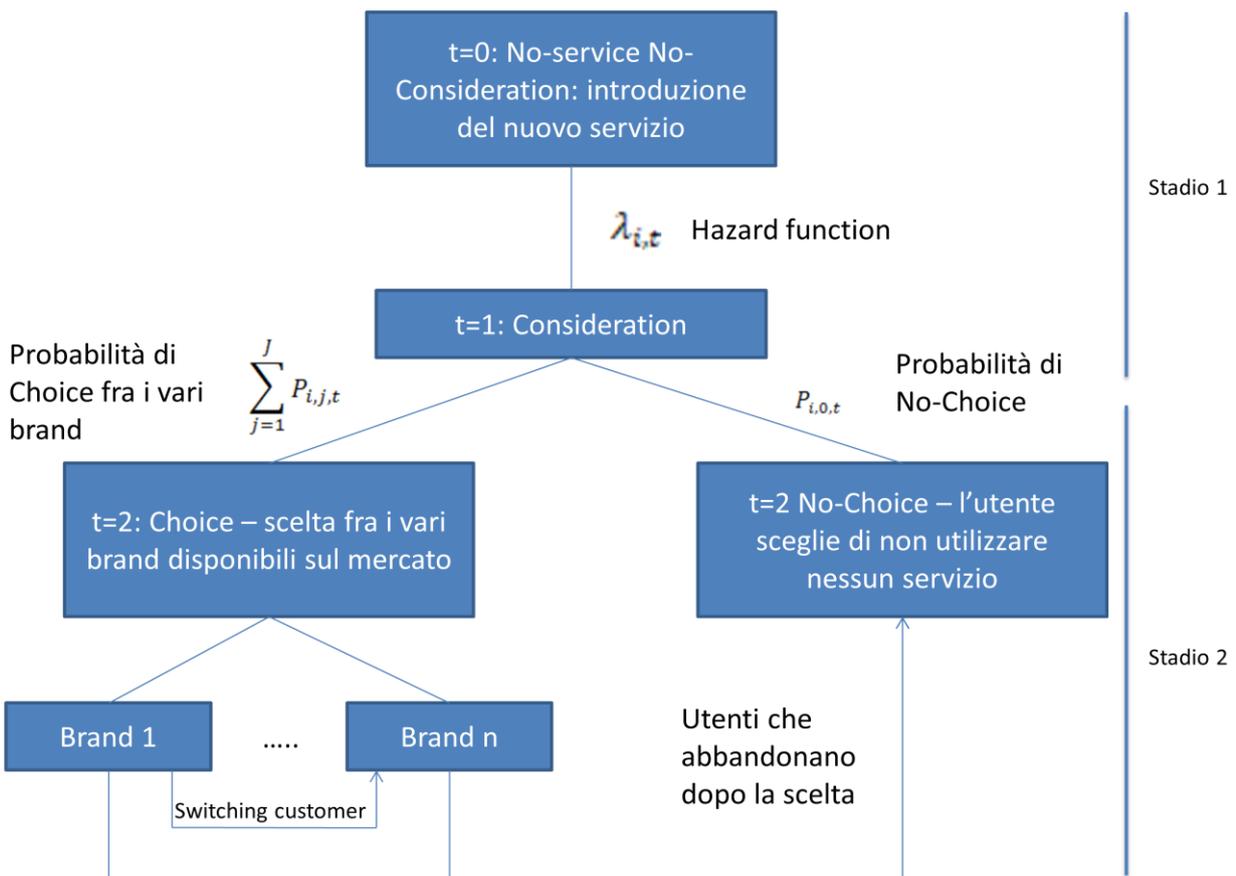
2.3.1 Modello di Landsman & Givon (2010)

Il modello di Landsman & Givon è stato utilizzato per stimare la diffusione di un nuovo servizio online di una banca commerciale. Occorre precisare che tale modello teorico è il più completo e complesso che verrà discusso in questo lavoro di tesi, ma la sua applicabilità pratica è limitata a settori di servizi molto concentrati dove le alternative possibili alla clientela sono in numero finito e di cui sia possibile reperire tutte le informazioni. In particolare il settore delle banche commerciali ha a disposizione database molto ricchi sui propri clienti che diventano fondamentali per la definizione dei parametri di state dependence degli utenti. Il carattere innovativo del modello è quello di riuscire ad individuare un funnel a partire dall'awareness del servizio, alla considerazione dello stesso fino alla decisione di utilizzo.

Ipotesi

- Dato un nuovo servizio introdotto sul mercato, tutti i potenziali utenti possono essere categorizzati in tre stadi decisionali che possono variare nel tempo con probabilità non negative
- Modello a due stadi con istanti di tempo discreti
- La decisione di considerazione di un servizio è modellizzabile con una hazard function.
- La decisione di sottoscrizione di un servizio è modellizzabile con una funzione logit multinomiale

Modello



Dove

$\lambda_{i,t}$ è la probabilità che l'utente i al tempo t passi dalla fase di no-consideration alla fase di consideration, ma può essere considerato come il tasso di transizione dalla fase di no-consideration alla fase di consideration

$P_{i,j,t}$ è la probabilità al tempo t che l'utente i scelga il servizio j , ovvero il tasso di conversione di un utente generico al servizio j

$P_{i,0,t}$ è la probabilità che l'utente i al tempo t decida di non scegliere nessun servizio sul mercato

Descrizione

Questo modello utilizza una rappresentazione a step del processo di diffusione. Ogni nodo del grafo ad albero rappresenta uno step decisionale dell'utente. Ogni ramo rappresenta una probabilità di scelta del singolo utente, per cui possiamo asserire che osservando il problema a un livello più ampio possiamo dire che i rami rappresentano i tassi di conversione da uno step ad un altro.

In breve, il modello si svolge seguendo i seguenti passi:

- **Stadio 1: Consideration.** A $t=0$, j nuovi servizi vengono introdotti sul mercato e tutti gli utenti sono in una fase di No-service, no-consideration, ovvero non considerano nemmeno la possibilità di sottoscrivere un servizio fra quelli disponibili, perché non conoscono l'utilità che il servizio, in quanto nuovo e innovativo, potrebbe portare loro. La probabilità $\lambda_{i,t}$ che un utente medio passi dalla fase di no-consideration alla fase di consideration, ovvero di valutazione delle possibilità, è governata da una hazard function.

$$(1) \quad \lambda_{i,t} = f(h_{0t}, \psi(X_t))$$

In particolare, le hazard function di questo tipo sono funzione di due parametri, h_{0t} una componente che tiene conto di quanto tempo è passato dall'introduzione del nuovo servizio detta anche baseline della hazard function. $\psi(X_t)$ invece è un parametro correttivo della baseline e varia in funzione di X_t , un vettore che tiene del numero di potenziali utenti che già sono passati alla fase di consideration e di tutta una serie di variabili di mercato che possono influire sulla scelta del potenziale utente, come la cadenza di attività di advertising del settore. Scendendo appena nel dettaglio il modello sottolinea che mentre la baseline della hazard function può assumere varie forme funzionali, $\psi(X_t) = e^{\delta X_t}$ dove δ è un vettore di parametri che rappresenta l'influenza di ogni variabile di mercato e del numero di potenziali utenti già in fase di consideration.

- Stadio 2: Choice. I potenziali utenti transitati in fase di consideration si trovano a questo punto a valutare le j alternative di servizi disponibili sul mercato. Fra queste alternative non è da escludere l'alternativa $j=0$, ovvero l'alternativa di No-Choice: in questo caso, il potenziale utente ha valutato le alternative sul mercato e ha deciso che l'utilità che ciascun servizio potrebbe apportargli non è sufficientemente alta per scegliere uno di questi servizi. La probabilità che un utente scelga l'alternativa j al tempo t è descritta da un modello logit multinomiale che segue la seguente forma:

$$(2) \quad P_{j,t} = \frac{e^{V_{j,t}}}{\sum_{j=0}^J e^{V_{j,t}}}$$

Dove $V_{j,t}$ rappresenta l'utilità del potenziale utente nello scegliere l'alternativa j . Gli autori asseriscono che l'utilità segua un modello lineare di questo tipo:

$$(3) \quad V_{j,t} = \beta Y_t + \rho EC_{t-1} C_{j,t-1}$$

Dove Y_t rappresenta il vettore delle caratteristiche tecniche del servizio, il tipo di consumatori e le combinazioni particolari di caratteristiche e consumatori e β rappresenta i coefficienti di influenza di ciascuna componente. La seconda parte della funzione di utilità invece rappresenta la condizione di state dependence del potenziale utente al tempo $t-1$. Con state dependence si intende la condizione dell'utente in termini di loyalty, di resistenza al cambiamento, di difficoltà di adozione di un nuovo servizio. ρ è il coefficiente che può essere positivo o negativo.

$$EC_t = \begin{cases} 0 & \text{se nessun servizio è stato scelto in passato} \\ 1 & \text{se almeno un servizio è stato scelto in passato} \end{cases}$$

$$C_{jt} = \begin{cases} 1 & \text{se il brand } j \text{ viene scelto al tempo } t \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

A questo punto, occorre definire la probabilità $L(\bar{C}, \vartheta)$ che un potenziale utente a partire dalla fase di no-consideration, diventi un utente attivo di un servizio specifico. Dove \bar{C} rappresenta il vettore delle decisioni prese da $t=1$ a $t=T$, e ϑ rappresenta il vettore dei vettori dei parametri stimati ovvero: il vettore di parametri di influenza delle variabili di mercato δ , il vettore di peso nella scelta delle caratteristiche β e il parametro di state dependence ρ . Per cui $\vartheta = (\delta, \beta, \rho)$. Dopo queste specificazioni, è possibile andare a calcolare la probabilità come:

$$(2) \quad L(\bar{C}, \vartheta) =$$

$$\prod_{t=1}^T [(1 - CC_t) [P(NS_t | EC_{t-1}, C_{j,t-1}) + P(NC_t | EC_{t-1}, C_{j,t-1})] + CC_t \prod_{j=1}^J P(C_{jt} | EC_{t-1}, C_{j,t-1})^{C_{jt}}]$$

Occorre ancora specificare che CC_t è una variabile logica booleana di scelta

$$CC_t = \begin{cases} 0 & \text{se nessuna scelta viene effettuata al tempo } t \\ 1 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

Per la stima del vettore ϑ viene quindi utilizzato l'algoritmo di simulazione HBMC (Hierarchical Bayesian Markov Chain Monte Carlo) con l'obiettivo di massimizzare l'utilità dell'utente. Per motivi di semplicità e poiché questo algoritmo non è quello utilizzato per la stima del modello empirico, non si è andati in maggiore profondità per quanto riguarda i dettagli di questo algoritmo.

Osservazioni

- Questo tipo di modello va a determinare una probabilità di adozione di un nuovo servizio di un utente nel tempo. Questo può essere visto come la quota di utenti di un mercato potenziale M che decide di utilizzare un servizio disponibile sul mercato a partire dal tempo $t=0$ al tempo $t=T$. Dunque, una volta determinato M come mercato potenziale è possibile vedere la quota di M che aderisce al servizio nel tempo semplicemente facendo progredire l'orizzonte temporale nel calcolo della probabilità $L(\bar{C}, \vartheta)$.
- Essendo un modello di tipo individuale, non vede un focus particolare su parametri che descrivono il tipo di diffusione, né il livello di churn rate che viene raggiunto nel tempo. Tuttavia, questi dati possono essere facilmente estratti dal risultato finale di probabilità: se si è interessati al tasso di abbandono del servizio j^* nel tempo di un determinato servizio, è sufficiente andare a vedere la probabilità di uscita dal servizio j^* nel periodo di tempo desiderato e si è ottenuto il churn rate di j^* . Lo stesso vale per il retention rate, per il new customer rate e per investigare sulla quota di utenti che da un servizio passano ad un altro, lo switching rate, un'informazione molto importante da considerare in molti settori.

Limiti

- Il grande limite di questo modello e dei choice model in generale sta nell'assunzione delle distribuzioni di probabilità dei vari stadi di scelta. Nel momento in cui si decide di adottare un choice model per prevedere la diffusione nel tempo di un servizio innovativo, bisogna fare molta attenzione a quali distribuzioni vengono assegnate e a che stadio, perché possono essere molto diverse a seconda del settore del servizio e del tipo di business model adottato per la vendita.

2.3.2 Modello di Shi (2014)

Questo modello è stato utilizzato per prevedere la diffusione di quattro servizi di internet providers (Google Chrome, Internet Explorer, Firefox Mozilla e Others) nel tempo, dimostrando che il modello choice-type descrive questo fenomeno in maniera molto più accurata rispetto a Bass. Essendo un modello choice-type, va a stimare parametri che influenzano l'utilità individuale di un consumatore e che quindi va a influenzare la sua scelta di quale provider utilizzare. A differenza Landsman & Givon però, non utilizza un modello a due stadi ma definisce diversi scenari possibili.

Ipotesi

- Consideriamo una categoria di servizi innovativi con N servizi competitors
- L'utente ha l'obiettivo di massimizzare la propria utilità

Modello

Consideriamo un utente i-simo che al tempo t sta utilizzando il prodotto $l = 0..N$, con $l = 0$ che indica che l'utente non sta utilizzando nessun servizio, cioè che è un utente potenziale. Nello stesso istante, lo stesso utente può scegliere di utilizzare altri k servizi, con $k = 0..N$ e con $k = 0$ che sta a significare che l'utente decide di passare da utilizzatore di uno dei servizi a non utilizzatore.

Sulla base di queste specificazione, l'autore del modello prevede cinque possibile scenari al tempo t:

1. L'utente potenziale i sceglie il servizio k e ne trae un'utilità pari a $U_{i,t}^{k,0}$
2. L'utente i del servizio l decide di passare al servizio k, con un'utilità associata pari a $U_{i,t}^{k,l}$
3. L'utente i del servizio l decide di rimanere con il servizio l ottenendo $U_{i,t}^{l,l}$
4. L'utente potenziale i sceglie di non utilizzare nessun servizio, con un'utilità relativa pari a $U_{i,t}^{0,0}$
5. L'utente i del servizio l decide di non utilizzare più nessun servizio con $U_{i,t}^{0,l}$

Per la definizione delle varie utilità è stato utilizzato un termine deterministico e un termine casuale. Per gli scenari 1 e 2 è stata determinata un'utilità così definita

$$V_t^{k,l} = V_0^k + \sum_{t'=1}^t \delta_{t'}^k V_0^k, \quad l \neq k \text{ and } k \neq 0$$

Per lo scenario 3 viene utilizzata la stessa formula ma a cui viene aggiunto un termine costante p, cioè un'utilità aggiuntiva dovuta al fatto che l'utente resti con il servizio di cui è attuale utilizzatore

$$V_t^{k,l} = V_0^k + \sum_{t'=1}^t \delta_{t'}^k V_0^k + p$$

Per gli scenari 4 e 5 viene assunta come utilità di lasciare il servizio e di essere quindi un non-utilizzatore un'utilità costante

$$V_t^{k,l} = c, \quad k = 0$$

I parametri δ^k rappresentano l'impatto dell'utilità aggiuntiva oltre a quella di partenza per ogni servizio k nel tempo. Questo perché l'utilità del servizio potrebbe crescere o decrescere nel tempo a seconda del servizio e dell'utente.

L'utilità di partenza di un servizio k, cioè in $t=0$, viene così definita

$$(1) \quad V_0^k = \beta^k X^k$$

Dove X^k è il vettore delle caratteristiche tecniche del servizio, e β^k è il vettore delle influenze di ogni singola caratteristica tecnica sulla scelta dell'utente.

Date queste definizioni, è possibile calcolare le singole probabilità di ogni scenario per ogni servizio. Per prima cosa, è possibile calcolare la probabilità che un utente potenziale si converta a cliente del servizio k.

$$(2) \quad P_t^{First,0} = \frac{e^{V_t^{k,0}}}{\sum_{k=0}^N e^{V_t^{k,0}}}$$

Mentre la probabilità che gli utenti esistenti del servizio k inizino ad utilizzare il servizio l è semplicemente

$$(3) \quad P_t^{Existing,l} = \frac{e^{V_t^{k,l}}}{\sum_{k=0}^N e^{V_t^{k,l}}}$$

Considerando M il bacino di potenziali utenti della categoria di servizio, si può calcolare la quota di utenti che sottoscrivono il servizio k per la prima volta al tempo t

$$S_t^{First} = \frac{e^{V_t^{k,0}}}{\sum_k e^{V_t^{k,l}}} M$$

E la quota di utenti esistenti che si uniscono al servizio k al tempo t

$$S_t^{Existing,k,l} = P_t^{Existing,k,l} S_{l,t-1}$$

Il che ci porta a definire il numero totale di utilizzatori del servizio al tempo t

$$S_t^k = S_{t-1}^k + S_t^{First,k} + \sum_{l=1;l \neq k}^N S_t^{Existing,k,l} - \sum_{l=0;l \neq k}^N S_t^{Existing,l,k}$$

A questo punto, viene stimato il vettore dei parametri del modello $\vartheta = (V_0^k, \delta^k, p)$ utilizzando un algoritmo di simulazione GA (Generic Algorithm) di Matlab. Per ciascuno dei quattro browser, i valori stimati di market share nel tempo hanno un R^2 di stima decisamente maggiore delle market share previste con il modello di Bass.

Osservazioni

- Il modello di Shi permette di coprire tutti gli scenari possibili di decisione di un potenziale utente o di un utente dato un insieme finito di servizi competitor disponibili. Come il modello di Landsman & Givon, l'applicazione reale è adatta al mercato degli internet providers, in quanto limitato e altamente concentrato, con informazioni di dominio pubblico e un'elevata tracciabilità e disponibilità di dati utente.
- Da notare come in questo modello i vari parametri di controllo del business sono molto ricavabili molto più velocemente. Di fatto, la probabilità che un potenziale utente si converta a utente di un servizio k, non è altro che il New Customer Rate atteso del servizio k al tempo t. La probabilità che gli utenti existing lascino il servizio l per sottoscrivere un servizio k o nessun servizio ($k=0$), non è altro che il churn rate atteso del servizio l al tempo t. Lo stesso vale per il tasso di retention.
- È interessante vedere come andando a stimare dei parametri di funzioni di utilità si vadano a determinare delle probabilità che possono essere utilizzate ex-ante per effettuare delle previsioni sull'evolversi del business.

Limiti

- Il modello non distingue potenziali utenti che decidono di rimanere tali da quelli che effettuano la stessa scelta ma senza aver considerato nessun servizio. In poche parole, questo modello considera che ogni utente sia informato perfettamente di tutti i servizi competitor: questa assunzione di assenza di costi di ricerca è molto forte e sebbene nel mercato del caso di studio, gli internet

browser, è un'assunzione che ha senso di essere perpetrata, non si può dire la stessa cosa di altri settori di servizi.

- Si assume che l'utente abbia chiari tutti i contributi di utilità di tutti i servizi che considera per la sua scelta per massimizzare la sua utilità. Anche questa assunzione di informazione perfetta è piuttosto forte, per cui occorre fare delle dovute specificazioni a seconda del tipo di settore di servizi. Nel momento in cui si parla di servizi molto semplici è un'assunzione possibile, in altri casi può portare a previsioni sbagliate.

2.4 Modelli Grey

2.4.1 Modello di Chung-sun Lin

Questo modello è stato utilizzato per stimare la diffusione dei servizi di banda larga di telefonia mobile in Taiwan dal 2005 al 2011, ottenendo un PE% e un R² decisamente migliori rispetto ai modelli di diffusione logistica testati sugli stessi dati e con vari parametri diversi. L'aspetto che suscita più interesse in questi modelli è la loro capacità di produrre dei risultati anche con una bassissima disponibilità di dati, fornendo soluzioni risolubili in forma chiusa.

Ipotesi

- La diffusione di un nuovo servizio è descritta da un Grey Model di tipo GM(1,1), cioè con equazioni differenziali di primo ordine e con una variabile predittiva.
- Modello "Non-function time": l'output della fase precedente è l'input della successiva, dunque c'è una costruzione del modello che non è funzione del tempo.
- È necessario disporre di una serie storica di almeno quattro dati di diffusione

Descrizione

Un GM(1,1) si presenta come

$$\frac{dX^{(1)}}{dt} + aX^{(1)} = b$$

Dove

a è il fattore di crescita delle vendite

b è il fattore di influenza grey

X⁽¹⁾ è il vettore delle vendite cumulate nel tempo

Y = X⁽⁰⁾ è il vettore delle vendite per istante di tempo

A questo punto, utilizzando il metodo dell'ottimizzazione ai minimi quadrati non lineari, si procede alla stima dei parametri a e b

$$\hat{a} = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = (B^T B)^{-1} B^T Y$$

dove B rappresenta la matrice di calcolo qui rappresentata

$$B = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2} [x^{(1)}(1) + x^{(1)}(2)] & 1 \\ -\frac{1}{2} [x^{(1)}(2) + x^{(1)}(3)] & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -\frac{1}{2} [x^{(1)}(n-1) + x^{(1)}(n)] & 1 \end{bmatrix}.$$

e Y il vettore delle vendite per istanti di tempo

$$Y = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix}$$

In questo modo, la curva stimata dei valori cumulati di vendita sarà

$$\hat{x}^{(1)}(t+1) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right) e^{-at} + \frac{b}{a},$$

Questi risultati sono ottenibili in forma chiusa e necessitano unicamente di una stringa di dati di vendita storici di 4 elementi.

Osservazioni e limiti

- Il modello di Chung-sun Lin non presenta upper bound, il che significa che la curva di diffusione cresce e tende a infinito. Questo è concettualmente errato perché se ci riferiamo a un nuovo servizio lanciato sul mercato, il mercato è per definizione un insieme finito di utenti che possono acquistare il servizio in questione e il fatto che non ci sia un limite superiore definito a priori può portare a delle previsioni completamente errate
- Dei modelli presentati è certamente quello con minor valore accademico nell'ambito di ricerca della diffusione di servizi innovativi, ma è stato deciso di presentarlo in quanto in situazioni reali di carenza di dati e assenza di capacità computazionale, può dare delle indicazioni utili.

Capitolo 3

Analisi e confronto dei modelli

Dopo aver sondato a fondo la letteratura esistente sulla ricerca della diffusione di un servizio innovativo e aver presentato una serie di modelli classificati per famiglie, si è giunti alla conclusione che non esiste un modello universale per prevedere la diffusione di un generico servizio innovativo, ma che ogni servizio, a seconda del mercato, del business model, dello scopo di previsione e della necessità di dettaglio ha bisogno di un tipo di modello differente. L'obiettivo di questo capitolo è di fornire un metodo empirico di scelta del miglior modello applicabile in un caso reale come quello che si propone di affrontare nelle sezioni successive.

3.1 Confronto teorico dei modelli

In questa sezione verranno confrontati i vari modelli proposti dal punto di vista teorico, ovvero in base al contributo positivo e negativo che ciascun modello può dare nell'intento di risolvere il problema della diffusione dei servizi innovativi, senza considerare le limitazioni pratiche che verranno affrontate in seguito. In **Tabella 1** è possibile osservare i pro e contro dei modelli proposti

Tabella 1. Pro e Contro dei modelli di diffusione proposti

Modello	Pro	Contro
Modello di Libai, Muller & Peres (2009)	<ul style="list-style-type: none">• Applicabile sia a livello aggregato sia a livello di brand• Mostra chiaramente come i vari parametri di business influenzano la diffusione	<ul style="list-style-type: none">• Non tiene conto dell'effetto imitazione negativo portato dai churn cusotmer sul numero nuovi utenti
Modello di Apostolos & Skiadas (2015)	<ul style="list-style-type: none">• Semplicità computazionale del modello• Ingloba al suo interno il problema del ritardo awareness-adoption dovuto alla natura più impegnativa dell'acquisto di un servizio	<ul style="list-style-type: none">• Non separa gli effetti di innovazione, imitazione e attrition• Necessita del tempo medio di ritardo awerness-adoption• Applicabile soltanto a un livello aggregato molto ampio (nazione o continente)
Modello di Chung-Sin Lin (2009)	<ul style="list-style-type: none">• Risolvibile in forma chiusa• Applicabile con un ristretto numero di dati• Stima un parametro di relazione fra i dati (Grey Influence parameter "b")	<ul style="list-style-type: none">• Non ha un upper bound di mercato, può portare a una sovrastima pesante• Non separa gli effetti di innovazione, imitazione e attrition

Modello di Shi (2014)	<ul style="list-style-type: none"> • Applicabile a livello di singolo brand • Separa ogni scenario possibile • Distingue fra First, Existing e Switching User andando a calcolare ex-ante i parametri di business attesi 	<ul style="list-style-type: none"> • Adatto a settori molto concentrati e con alta tracciabilità dell'utente • Non fornisce indicazioni circa il tipo di diffusione, se imitativa, innovativa o altro • Difficoltà computazionale dovuta alla complessità statistica (risolvibile con algoritmi di simulazione)
Landsman & Givon (2010)	<ul style="list-style-type: none"> • Applicabile a livello brand • Distingue fra First, Existing, Switching, Consideration e Potential User • Permette di costruire dei funnel precisi per tutto il processo di acquisizione utente, dovuto alla divisione in due stadi del modello 	<ul style="list-style-type: none"> • Adatto a settori molto concentrati e con alta tracciabilità dell'utente • Non fornisce indicazioni circa il tipo di diffusione, se imitativa, innovativa o altro • Difficoltà computazionale dovuta alla complessità statistica (risolvibile con algoritmi di simulazione)

3.2 Criticità e applicabilità dei modelli

Nella sezione precedente sono stati valutati i contributi positivi e negativi che ogni modello può apportare con il suo costrutto teorico nella risoluzione del problema che questo lavoro di tesi si propone di affrontare. Trattandosi tuttavia di un lavoro sperimentale, è necessario tenere conto anche delle varie criticità che deriverebbero dall'utilizzo di un modello piuttosto che un altro. In questo paragrafo si cercherà di valutare quali avversità si presenterebbero per ciascuno dei modelli proposti.

Nella **Tabella 2** vengono riportati i dati necessari e le criticità connesse all'applicabilità di ogni modello.

Tabella 2. Dati necessari e criticità di applicazione per i modelli proposti

Modello	Dati necessari	Metodo di stima	Criticità di applicazione
Modello di Libai, Muller & Peres (2009)	<ul style="list-style-type: none"> • Dati di vendita o numero di utenti per periodo • Dati di mercato • Churn rate per periodo 	Non Linear Least Square	
Modello di Apostolos & Skiadas (2015)	<ul style="list-style-type: none"> • Dati di vendita o numero di utenti per periodo • Dati di mercato • Ritardo medio fra awareness e adoption 	Non Linear Least Square	Non si dispone ritardo medio fra Awareness-Adoption di FlixBus

Modello di Chung-Sin Lin (2009)	<ul style="list-style-type: none"> Dati di vendita o dati utente per periodo per almeno 4 periodi di tempo 	Matriciale in forma chiusa (Non Linear Least Square)	
Modello di Shi (2014)	<ul style="list-style-type: none"> Dati di vendita o numero di utenti per periodo per ogni servizio presente sul mercato Dati di mercato Vettore delle caratteristiche tecniche per ogni servizio presente sul mercato 	Matlab GA (Generic Algorithm)	Non si dispone dei dati inerenti ai competitor di FlixBus in Italia, né di vendita o utente, né per quanto riguarda le caratteristiche tecniche del servizio
Modello di Landsman & Givon (2010)	<ul style="list-style-type: none"> Dati di vendita o numero di utenti per periodo per ogni servizio presente sul mercato Dati di mercato Vettore delle caratteristiche tecniche per ogni servizio presente sul mercato Dati utente circa la sua state dependence 	HBMCMS (Hierarchical Bayes Markov Chain Monte Carlo)	Non si dispone dei dati inerenti ai competitor di FlixBus in Italia, né di vendita o utente, né per quanto riguarda le caratteristiche tecniche del servizio, né per quanto riguarda la state dependence

Avendo a questo punto una chiara visione dei pro e contro teorici di ogni modello, della necessità di dati e delle principali criticità, si è pensato a un metodo empirico per la decisione di quale modello applicare.

3.3 Metodo empirico di scelta del modello

Cercando di dare un taglio più manageriale a questo lavoro di tesi, è stato sviluppato un semplice metodo empirico decisionale per quanto riguarda quale modello sia meglio utilizzare per stimare la diffusione di un servizio innovativo in una situazione reale. Tale modello è stato quindi applicato al caso di studio di FlixBus. Nel momento in cui in un caso reale occorre scegliere un modello di diffusione, sono state individuate due principali dimensioni che possono condizionare questa scelta:

1. **Disponibilità dei dati**
Indispensabili, i dati sui quali effettuare l'analisi e le stime sono alla base di qualsiasi modello previsionale. La loro disponibilità – ampia o meno – fa variare in maniera molto sensibile lo spettro di modelli che possono essere utilizzati per una stima: basti pensare che senza dati storici di vendita del servizio o di un servizio analogo, non è possibile effettuare nessuna stima.
2. **Capacità computazionale**
Grande scoglio anche per aziende strutturate, la capacità o complessità computazionale è un forte deterrente all'utilizzo di certi tipi di modelli. Notare che come capacità computazionale non si

intende soltanto la potenza di calcolo che si può ottenere con un software specifico per l'analisi, ma anche la competenza di chi deve effettuare le stime di impostare un modello complesso e la capacità di saperne interpretare i risultati. Banalmente, non è detto che all'interno della funzione marketing ci siano gli strumenti e le persone in grado di utilizzare un software per l'elaborazione di algoritmi di simulazione.

Date queste due dimensioni strutturali del problema reale che ci si propone di risolvere, si procede con il collocare in **Tabella 3** i vari tipi di modelli in una matrice a doppia entrata che riporta in ascissa la complessità computazionale e sulle ordinate la disponibilità di dati, entrambe posizionate seguendo una semplice scala ordinale.

Tabella 3. Matrice di decisione del modello di diffusione

Disponibilità di dati	Alta	Modello di Bass	Modelli Choice-type / Bass-type con competizione	Modelli Choice-type / Bass-type con competizione
	Media	Modello di Bass	Modelli Bass-type modificati	Modelli Bass-type modificati
	Bassa	Modelli Grey	Modelli Grey	Modelli Grey
		Bassa	Media	Alta
		Complessità computazionale		

Le due scale ordinali per descrivere le due dimensioni possono essere descritte secondo la **Tabella 4**, riportata di seguito.

Tabella 4. Scala di valutazione per le dimensioni decisionali

Variabile	Bassa	Media	Alta
Disponibilità di dati	Dati di vendita o utenti per periodo	Dati di vendita o utenti per periodo, dati di mercato e parametri di controllo del business e.g. Churn rate	Dati di vendita o utenti per periodo, dati di mercato e parametri di controllo del business, dati dei competitors e dati di state dependence dell'utente
Complessità computazionale	Forma chiusa e.g. Excel	Tool di risoluzione specifico (e.g. ME-XL, Matlab)	Simulazione

Il metodo empirico di scelta del modello vuole essere un piccolo strumento per il supporto al marketing di innovazione. Poniamo l'esempio reale di un analista della divisione marketing a cui viene richiesto di effettuare una stima grezza delle future vendite di un servizio innovativo appena lanciato: di questo

servizio, sono disponibili soltanto i dati di vendita ed è troppo presto per poter definire un sistema di tracking dei parametri del business affidabili. In aggiunta, essendo un servizio innovativo, i dati sulla concorrenza sono pressoché inesistenti. Avendo chiaro questo framework, l'analista può facilmente capire che la famiglia di modelli che fa al caso suo è quella dei modelli Grey: adatti a una stima indicativa, possono lavorare con pochi dati e di facile implementazione.

3.4 Scelta del modello

Utilizzando il metodo decisionale appena definito e incrociando i dati delle **Tabelle 2 e 3**, i modelli proposti nel capitolo precedente vengono collocati nella loro posizione nella matrice di decisione, come riportato in **Tabella 5**.

Tabella 5. Posizionamento del modelli nella matrice di decisione

Disponibilità di dati	Alta	Bass standard (1969)	Modello di Libai, Muller & Peres - Brand level (2009) Modello di Apostolos & Skidas (2015)	Landsman & Givon (2010) Modello di Shi (2014)
	Media	Bass standard (1969)	Modello di Libai, Muller & Peres - Aggregate level (2009)	
	Bassa	Modello di Chung-Sin Lin (2009)		
		Bassa	Media	Alta
		Capacità computazionale		

Per il caso di studio FlixBus in particolare, l'azienda ha messo a disposizione di questo lavoro di tesi i dati utente e i parametri di controllo del business. Non erano disponibili tuttavia i dati delle imprese competitor nel mercato Italia. È possibile quindi classificare la disponibilità di dati a un livello medio.

Per quanto riguarda la capacità computazionale a disposizione, è stato possibile utilizzare il software Marketing Engineering for Excel, uno speciale add-in di Microsoft Excel per analisi strutturate di marketing che dispone di un tool specifico per la stima e previsione del modello di Bass. La capacità computazionale è quindi anch'essa posizionata su un livello medio.

In questo modo, si è individuato il modello da utilizzare per le stime nel caso applicato nel modello di Libai, Muller & Peres (2009).

Capitolo 4

Il Caso FlixBus - Analisi empiriche

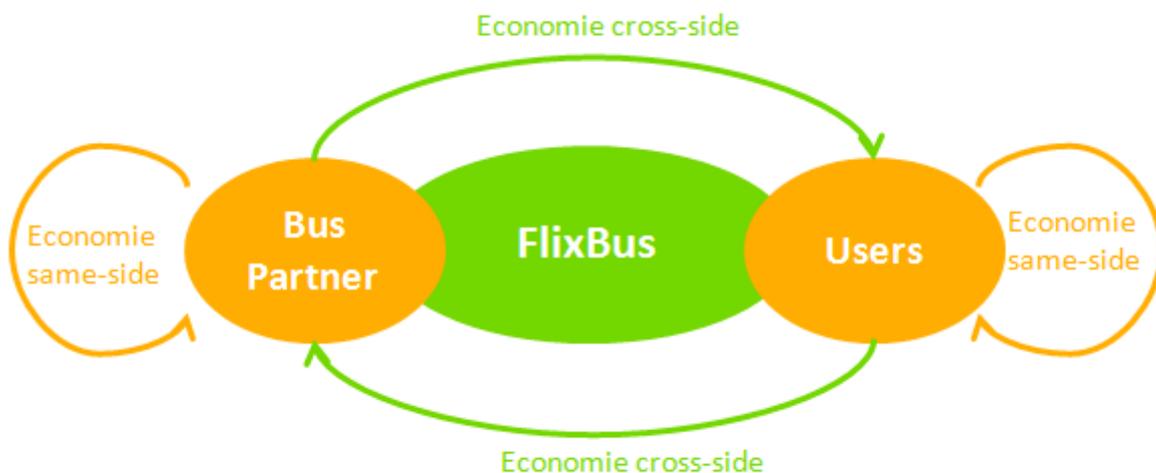
In questa sezione vengono descritti tutti gli step e le analisi sperimentali che sono stati condotti sul caso di studio FlixBus, le proposte di due visioni alternative dell'utilizzo del modello di Bass e l'applicazione del modello di Libai, Muller & Peres (2009). Prima di iniziare la vera e propria trattazione sperimentale, è necessario comprendere il business model di FlixBus.

4.1 Il business model di FlixBus

FlixBus è una società tedesca, fondata a Monaco di Baviera nel 2011 e operativa dal 2013, che fornisce servizi di percorrenza extra-urbani su gomma a basso costo in tutta Europa e dall'autunno 2018 anche nel sud-ovest degli Stati Uniti e in Russia.

A livello di business model, FlixBus opera come multi-sided platform di mobilità internazionale fra utenti finali del servizio e bus partner regionali e sfrutta le economie che si creano fra i due lati della piattaforma per espandere sempre di più il suo network.

Figura 1. Business model di FlixBus



Per definizione, una piattaforma è uno strumento di mercato che collega due gruppi di individui che hanno interesse reciproco a trovare un punto di contatto per effettuare transazioni e ridurre i costi di ricerca.

In particolare, un lato della piattaforma sono gli users, gli utenti finali del servizio, ovvero le persone che vogliono effettuare un viaggio in autobus. L'altro lato della piattaforma sono i Bus Partner, società e aziende regionali o nazionali di autobus che vogliono vendere il loro servizio agli utenti finali.

Tramite una piattaforma digitale disponibile sia su sito web che app mobile, FlixBus mette a disposizione degli utenti tutte le tratte operate dalle società che sono diventate partner di FlixBus.

Nell'erogazione del servizio in sé, i bus partner locali sono responsabili dell'esecuzione dei percorsi e dell'acquisto, della manutenzione e della gestione operativa generale dei mezzi e del personale necessario come autisti e tecnici di manutenzione.

FlixBus è responsabile della pianificazione ed attivazione della rete, della strategia di marketing, della politica di pricing, della qualità del servizio e del servizio clienti.

Al bus partner viene garantito da FlixBus un minimo fisso per ogni chilometro percorso sulla tratta. Vale a dire che qualora un autobus dovesse viaggiare privo di passeggeri, al bus partner verrebbe comunque

riconosciuto un minimo fisso per coprire i costi dei chilometri percorsi, in virtù del fatto che FlixBus si assume la responsabilità della pianificazione della rete in tutte le sue declinazioni. Nel momento in cui i ricavi ottenuti dalla vendita dei biglietti di una tratta superano il minimo garantito dovuto al partner che opera la stessa tratta, la restante quota di ricavi viene suddivisa fra FlixBus e il partner. Le quote di suddivisione dipendono dal tipo di contratto, dalla tratta e dal partner in questione.

4.1.2 Innovazione nel processo di erogazione

La forza di FlixBus e il motivo della sua grande espansione nel giro di pochi anni non è tanto nell'innovazione di servizio in sé, dal momento che il trasporto su gomma extra-urbano è un business consolidato da molti anni, quanto più nell'innovazione del sistema di erogazione del servizio. Come detto nel primo capitolo evidenziando le differenze fra prodotti e servizi, l'innovazione nei servizi avviene prima nel processo di erogazione e solo in seguito sul servizio in sé. Questo è ciò che è avvenuto con FlixBus, che ha saputo applicare l'innovazione digitale a un settore datato. Analizzando l'azienda dopo cinque anni dal suo lancio, è possibile elencare i tre grandi aspetti innovativi nel processo di erogazione che hanno consacrato FlixBus come "Il Gigante della Mobilità":

1. Business model di piattaforma per sfruttarne le economie intrinseche (innovazione strutturale)
2. Approccio di vendita "Omnichannel" per supportare la diffusione (innovazione lato domanda)
3. Asset light strategy per supportare la crescita del network (innovazione lato offerta)

Economie di piattaforma

Dal punto di vista strutturale del settore, FlixBus ha introdotto un'innovazione nel modello di business di tipo piattaforma. Soprattutto nell'era digitale, le piattaforme sono dei modelli molto utilizzati perché consentono di sfruttare le economie di piattaforma, che sono di due tipi:

- Economie cross-side: così chiamate perché si generano nel momento in cui un lato della piattaforma influenza la presenza dell'altro e viceversa. In effetti, è proprio quello che accade su FlixBus: più bus partner decidono di affidarsi a FlixBus, più FlixBus è in grado di progettare e implementare tratte e collegamenti, ovvero l'offerta aumenta. Più aumenta il numero di collegamenti e la varietà di tratte e destinazioni, più utenti si uniscono alla piattaforma, ovvero aumenta la domanda. Aumentando la domanda, la base installata di utenti FlixBus diventa sempre più attrattiva per le aziende che ancora non sono partner, invogliandole a stipulare un contratto e alimentando questo lato della piattaforma e contribuendo ad alimentare l'altro lato.
- Economie same-side: queste economie sono tali se l'aumento del numero di individui su un lato della piattaforma influenza la crescita dello stesso lato. In FlixBus, questo avviene da entrambi i lati. In particolare, se aumenta la base installata di utenti, banalmente più persone potranno sponsorizzare il servizio tramite passaparola o scrivere recensioni online che se positive apportano un incremento degli utenti finali. Dal lato bus partner, maggiore è la presenza di società partner di FlixBus, maggiore diventa l'attrattività della piattaforma per i non affiliati, in parte dovuta anche su questo lato dal passaparola fra le imprese del settore, in parte anche alla necessità di evitare il confronto con un competitor con una rete sempre più grande e ramificata. Se si aggiunge anche la garanzia di un minimo garantito al chilometro, l'opzione di unirsi al servizio nel tempo diventa sempre più attrattiva.

Le economie di piattaforma abilitano come conseguenza le economie di scala. Le economie di scala sono alla base di ogni strategia di espansione e funzionano per FlixBus in modo da continuare ad alimentare entrambi i lati della piattaforma con le dinamiche conseguenti descritte nei punti sopra. All'aumentare dell'offerta, grazie al grande numero di collegamenti, aumenta il numero di chilometri portati su strada a parità di sforzo di implementazione della tratta, quindi il costo di ogni chilometro

decresce all'aumentare dell'offerta. Di conseguenza, viene resa possibile la politica di prezzi bassi che FlixBus propone da sempre e che continua da un lato ad attirare clienti e dall'altro ad intensificare la competizione nel settore e a rendere più attrattiva l'opzione di partnership per molte imprese.

Approccio Omnichannel

Un'altra innovazione di processo sta senza dubbio nell'essere una piattaforma omnichannel di erogazione. La vendita di biglietti per tratte in autobus è storicamente stata offline – per mezzo di biglietterie, chioschi e agenzie di viaggio – con l'introduzione di qualche sito internet per le società più grandi negli ultimi vent'anni. FlixBus ha invece integrato con un'unica piattaforma tutti i canali di vendita: un utente FlixBus oggi può difatti acquistare un biglietto per una qualsiasi tratta attraverso tre principali canali:

- Sito web
- App mobile
- Shop offline

Ogni canale è in grado di gestire in maniera integrata tutto il processo d'acquisto: dalla ricerca della tratta, all'aggiunta di bagagli extra, alla scelta del posto sul mezzo. Questo approccio omnichannel aumenta in maniera decisiva l'accessibilità di un potenziale utente all'erogazione del servizio, abilitandolo ad effettuare acquisti pressoché ovunque e in qualunque momento, invece che solamente nella classica biglietteria e presumibilmente poco prima della partenza.

In aggiunta, questo approccio omnichannel consente la raccolta dati di ogni utente che effettua acquisto online. Difatti, ad esclusione del canale offline, per ogni utente è possibile tracciare il suo comportamento di acquisto nel tempo. La possibilità di un utente di registrare account FlixBus legato alla piattaforma è sicuramente il miglior sistema di tracciamento dello storico, oltre che ad essere una fonte primaria di dati utente. Tuttavia, FlixBus consente agli utenti di poter acquistare anche senza possedere un account registrato, sia tramite sito sia tramite app, ma in ogni caso all'utente che acquista un biglietto viene richiesto di inserire una e-mail a cui il biglietto verrà inviato. Ogni biglietto quindi viene associato ad una e-mail o ad un codice utente che per definizione sono unici.

Asset light strategy

La strategia di terziarizzare tutte o parte delle mansioni operative di un'impresa è nota come *asset light strategy*. Le conseguenze principali in termini di benefici che questa strategia comporta sono due:

1. Il primo beneficio riguarda le competenze tecniche e le risorse umane. Affidando le operations a un ente terzo specializzato, l'impresa non deve farsi carico dei costi associati allo sviluppo di risorse umane interne, ma può fare leva su quelle del partner, già formate e competenti. Nel caso di FlixBus, permette di terziarizzare il training e la gestione dell'equipaggio degli autobus, che rimane in capo ai bus partner.
2. Il secondo beneficio riguarda gli asset tangibili, come macchinari, mezzi, scorte e infrastrutture. Il fatto di non possedere fisicamente questi asset ma di stipulare un contratto di partnership con chi già possiede questi asset, permette di mantenere uno stato patrimoniale più snello e agile.

Le ripercussioni di questi due benefici sono molto importanti soprattutto per quanto riguarda le politiche di crescita e di espansione dell'impresa.

Nel momento in cui un'impresa implementa una strategia di crescita comporta un incremento degli asset aziendali, ovvero un aumento dell'attivo. Questi asset possono essere scorte a magazzino, un nuovo stabilimento produttivo, chilometri in più di rete elettrica o un ampliamento della forza vendita.

Naturalmente, a un aumento dell'attivo corrisponde un aumento del passivo. In parole povere, gli asset aggiuntivi vanno finanziati e il più delle volte questo viene fatto tramite debito o aumenti di capitale

sociale. In entrambi i casi, implementare una strategia di crescita finanziando asset tangibili fa aumentare sensibilmente l'esposizione finanziaria dell'impresa, creando un freno alla crescita e aumentando la rischiosità dell'operazione.

Applicando questo ragionamento al caso FlixBus possiamo dedurre che ogni decisione di ampliamento del network (lancio di nuove country, introduzione di nuove linee o aumento della frequenza dei passaggi sulle linee esistenti) comporterebbe per la società l'acquisto di nuovi mezzi e l'assunzione di nuovo personale operativo con associati costi di training. Questo richiederebbe alla società uno sforzo finanziario enorme, creando un freno alla crescita stessa dell'impresa.

Implementando un strategia asset light invece, FlixBus può decidere di ampliare la rete di erogazione del servizio in maniera molto più snella e investendo più tempo e risorse finanziarie in attività di business development ed M&A volte all'ampliamento della base installata di bus partner che possono mettere al servizio della rete i loro asset tangibili, risorse umane e mezzi. In questo modo, tramite fusioni, acquisizioni e integrazioni, la rete di FlixBus continua a crescere in maniera agile e senza peggiorare l'esposizione finanziaria dell'impresa.

Essendo inoltre una start-up supportata finanziariamente da numerosi fondi di investimento di venture capitalist e business angels, FlixBus deve garantire a questi investitori dei tassi di crescita annuali molto elevati, che non sarebbero possibili senza una strategia "agile" come la *asset light*.

4.1.2 Innovazione di servizio

Le economie di piattaforma, l'approccio omnichannel e l'asset light strategy contribuiscono all'innovazione di processo, ovvero al modo in cui il servizio può venire erogato.

A seguito di questo, vengono introdotte delle innovazioni sul servizio vero e proprio: gli autobus di FlixBus sono stati dotati di Wi-fi di bordo e prese elettriche, sono autobus a bassissime emissioni di anidride carbonica, il biglietto elettronico è stato dotato di QR Code per la scansione al momento di salire a bordo del mezzo, in modo da sapere in ogni momento quali e quanti utenti sono in viaggio.

Altri servizi aggiuntivi come la localizzazione del proprio autobus in tempo reale tramite l'app o sito, il servizio clienti h24 la localizzazione dei punti vendita autorizzati sul territorio sono stati realizzati nell'ottica di rendere l'esperienza del cliente il più snella e confortevole possibile.

4.1.3 Classificazione di FlixBus come servizio

Secondo la classificazione riportata nel capitolo 1, FlixBus può essere etichettato come un servizio a scopo di lucro, senza abbonamento e prezzo variabile a consumo. A questo proposito, non potranno essere utilizzati i parametri standard di retention rate e di churn rate, ma il reactivation rate e il churn rate stimato a posteriori. In questa analisi quindi, è presumibile che ci sia un errore di stima dovuto alla struttura intrinseca del servizio.

Introduciamo quindi le due definizioni aziendali dei parametri di controllo del business:

- **Definizione operativa 1:** il reactivation rate di FlixBus al tempo t è la percentuale di utenti acquisiti in $t-1$ che hanno effettuato un acquisto successivo al primo in t .
- **Definizione operativa 2:** il churn rate di FlixBus è la percentuale di utenti acquisiti in t che dopo un anno dal primo acquisto non hanno effettuato acquisti successivi al primo. Il churn rate degli utenti acquisiti in un dato mese dunque, sarà disponibile solamente dopo dodici mesi.

Date queste definizioni, verranno effettuate delle rielaborazioni dei dati e delle previsioni sull'evoluzione nel tempo di questi parametri per poterli utilizzare nell'applicazione dei modelli di diffusione proposti per sviluppare la tesi.

4.2 Set-up dei dati e stime necessarie per il caso Italia

Per effettuare l'analisi e la stima di un modello di diffusione del servizio di FlixBus in Italia sono stati richiesti e ottenuti i seguenti dati, con l'autorizzazione ad utilizzarli senza divulgare informazioni riservate:

1. Numero di nuovi utenti unici per periodo da Luglio 2015 a oggi (ottenuti solo in maniera parziale)
2. Dati demografici degli utenti del mercato Italia e del mercato Germania, necessario per effettuare dei confronti e stabilire un benchmark di riferimento
3. Insights disponibili sul mercato Italia per quanto riguarda FlixBus e il settore del trasporto su gomma extra-urbano (statistiche, indagini di mercato)
4. Tasso di abbandono del servizio (Churn rate) del mercato Italia per periodo di tempo

FlixBus Italia Srl è il distaccamento italiano di FlixBus, la cui sede si trova a Monaco di Baviera. La prima linea italiana è diventata operativa a luglio 2015. Per i primi sei mesi di operatività di FlixBus Italia, non vi era nessun sistema di tracking degli utenti. Naturalmente, la piattaforma web teneva traccia del numero di utenti grazie al numero di biglietti venduti e a un parametro noto come Pax Count, cioè il numero di passeggeri totali che hanno viaggiato con un determinato biglietto. Non si aveva a disposizione però il numero di nuovi utenti per periodo dei primi otto mesi di operatività del business in Italia, ovvero il New Customer Rate definito nel primo capitolo.

A partire da Marzo 2016 tuttavia, la piattaforma web lato Italia di FlixBus è stata integrata con Webtrekk, un software di web analytics in grado di effettuare il tracciamento di numerose metriche e parametri di controllo per i business online, fra cui il NCR.

4.2.1 Stima del NCR FlixBus da Luglio 2015 a Febbraio 2016

Data la situazione, una stima del NCR nei primi otto mesi di servizio in Italia si è resa immediatamente necessaria. Difatti, senza avere i dati iniziali sulla diffusione del business in Italia, nessuna analisi di diffusione sarebbe stata possibile.

Per contingenza, questa stima del NCR poteva essere effettuata a partire dagli unici dati disponibili, ossia il conto dei passeggeri che hanno viaggiato con FlixBus da Luglio a Dicembre 2015. Per i mesi di Gennaio e Febbraio 2016 invece, a causa delle integrazioni fra i due sistemi, anche i dati di Pax Count risultavano non attendibili. Per effettuare questa stima, è stata fatta una prima assunzione:

- **Assunzione 1:** Il numero di clienti unici da Luglio a Dicembre 2015 è considerato uguale al numero di passeggeri che ha viaggiato con FlixBus.

Come assunzione sarebbe piuttosto forte in condizioni normali, ma considerando il carattere innovativo del servizio e il numero relativamente basso di utenti, si è deciso di proseguire con questa soluzione.

A questo punto è stato considerato il numero di nuovi utenti da Marzo a Dicembre 2016, riuscendo così a calcolare il NCR medio del 2016, come riportato in **Tabella 7**.

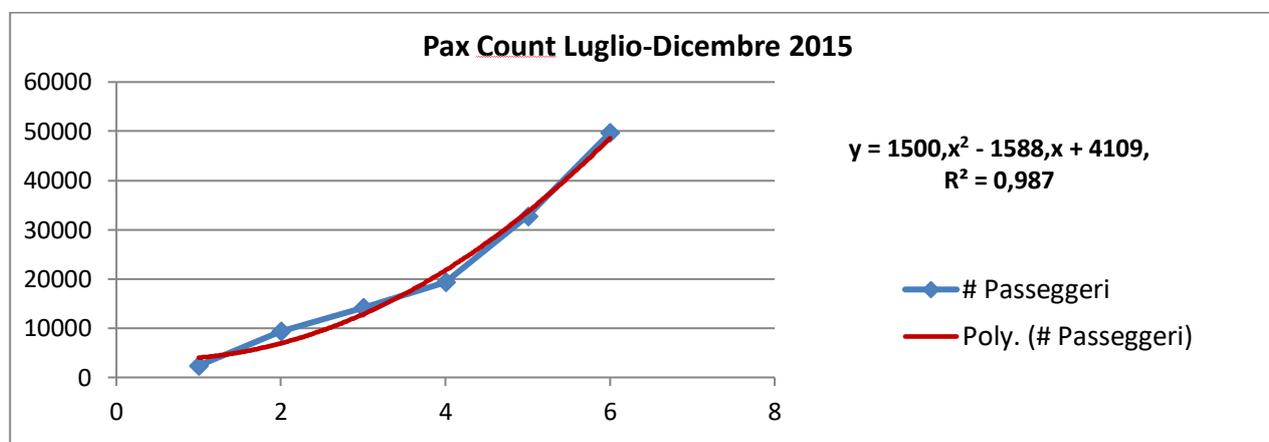
Tabella 7. NCR Marzo-Dicembre 2016

Periodo	Total Customer	New Customer	New Customer Rate
2016/03	48.196	40.532	84,10%
2016/04	55.401	37.109	66,98%
2016/05	57.429	34.558	60,18%
2016/06	71.285	41.586	58,34%
2016/07	99.422	60.736	61,09%

2016/08	100.110	59.886	59,82%
2016/09	108.435	59.684	55,04%
2016/10	106.494	53.975	50,68%
2016/11	98.674	45.099	45,71%
2016/12	88.283	37.805	42,82%
		Average NCR	58,48%

A questo punto si è reso necessario stimare il conto dei passeggeri per il periodo Gennaio-Febbraio 2016. Per la stima è stata utilizzata una curva polinomiale di secondo grado che ha ottenuto un ottimo R^2 di stima. In **Figura 2** è possibile osservare la curva reale del Pax Count e quella stimata, con l'equazione e la misura di fit del modello.

Figura 2. Pax Count: curva reale e curva stimata



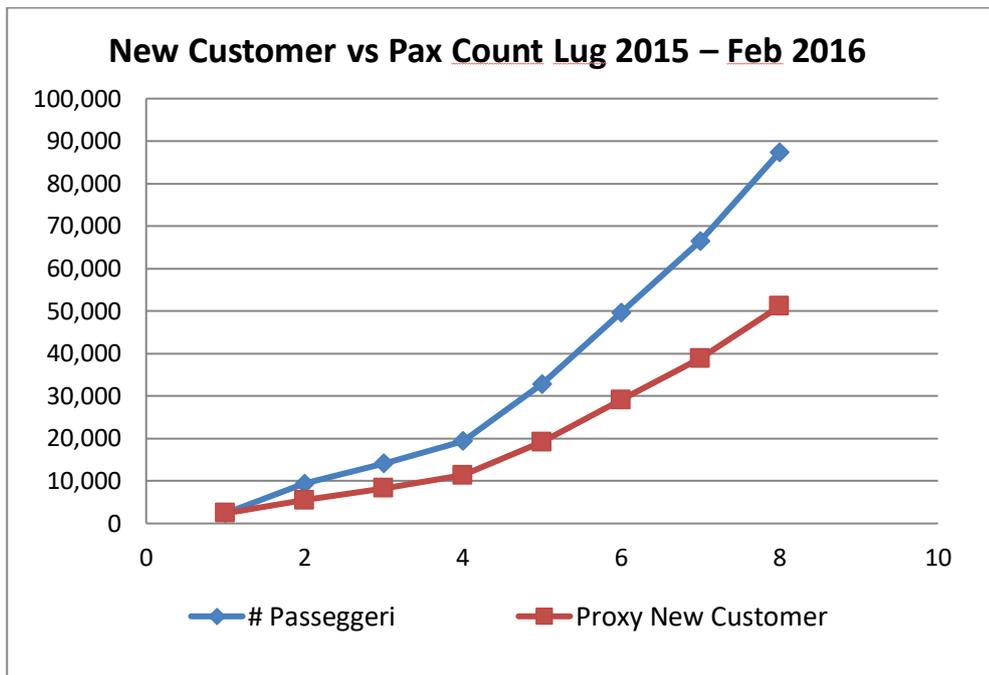
Grazie alla curva stimata di Pax Count, è stato possibile stimare il Pax Count per Gennaio e Febbraio 2016. Utilizzando poi una politica di stima conservativa, si è deciso di calcolare il numero di nuovi utenti da Luglio 2015 a Febbraio 2016 utilizzando il NCR medio calcolato da Marzo a Dicembre 2016.

In **Tabella 8** viene quindi riportato il numero di nuovi utenti nei primi otto mesi di FlixBus in Italia. In Figura 3 è invece riportata la curva stimata dei New Customer e quella di Pax Count.

Tabella 8. New customer stimati Luglio 2015 – Febbraio 2016 (le parti evidenziate fanno riferimento ai Pax Count stimati in Gennaio e Febbraio 2016)

Periodo	Pax Count	Proxy New Customer
2015/07	2384	2384
2015/08	9402	5498
2015/09	14164	8282
2015/10	19374	11329
2015/11	32813	19188
2015/12	49693	29058
2016/01	66493	38882
2016/02	87405	51111

Figura 3. Proxy New Customer vs Pax Count



4.2.2 Dimensionamento del mercato Italia

Un altro punto di estrema importanza da affrontare una volta ottenuti i dati è stato il dimensionamento del mercato Italia per quanto riguarda il trasporto su gomma extra-urbano. In sostanza, andava dimensionata la “M” che serve come upper bound di mercato nei modelli di diffusione Bass-Type, ossia il numero massimo di utilizzatori.

Come prima operazione nel dimensionamento di M, si è cercato un benchmark con cui confrontare il mercato Italia e lo si è trovato nel mercato di FlixBus in Germania. A sostegno di questa supposizione di confronto, è stata effettuata un’analisi di comparazione fra i dati demografici e comportamento d’acquisto degli utenti tedeschi e di quelli italiani, ottenute grazie al questionario di valutazione che viene inviato via mail a ogni passeggero FlixBus dopo aver effettuato un viaggio.

In **Figura 4** possono essere visionati i demographics a dei passeggeri italiani e tedeschi.

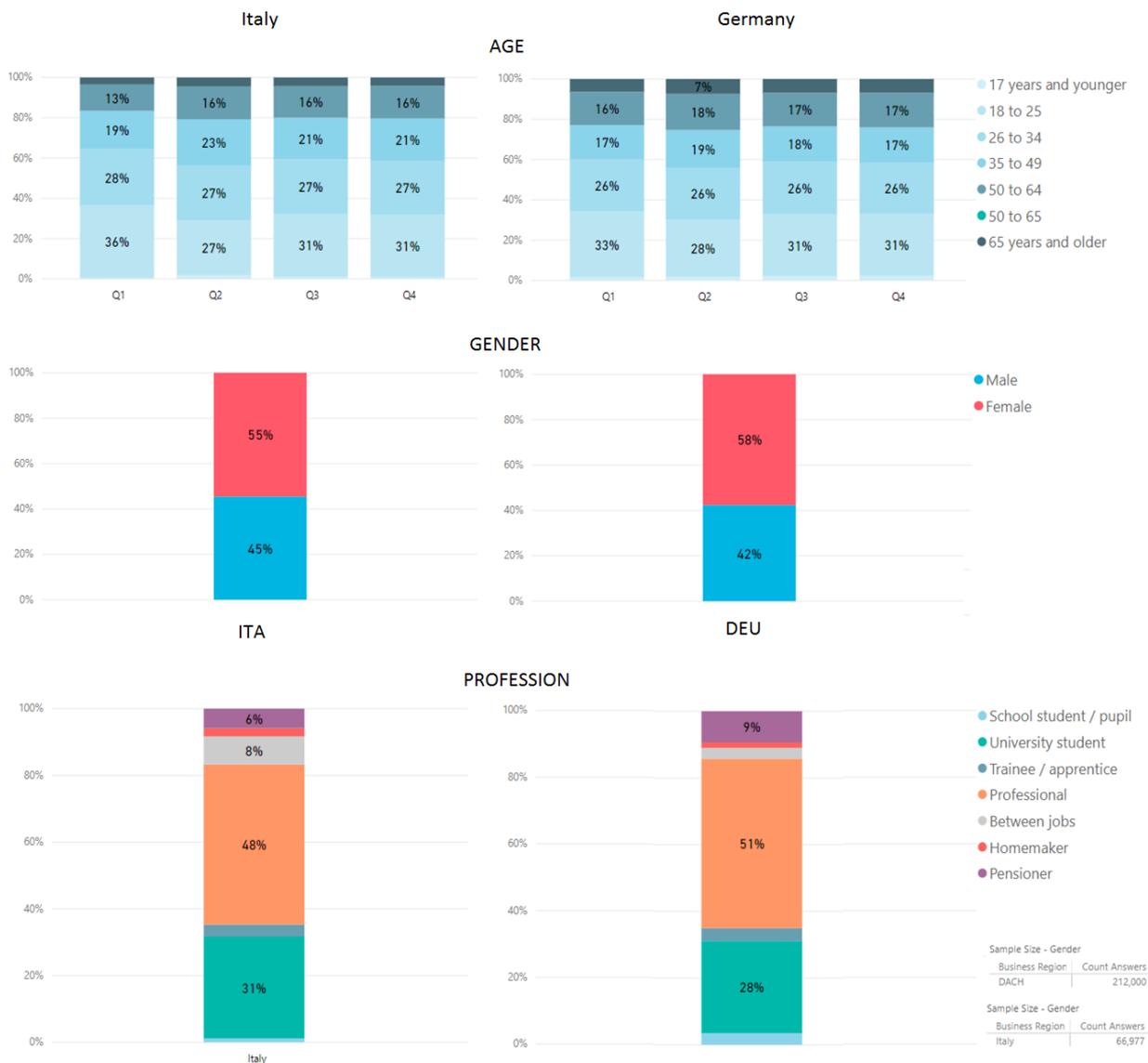
Osservando le composizioni dei due bacini di utenti emerge che in termini di tipi di consumatori il mercato italiano e quello tedesco sono molto simili, tolte alcune piccole differenze di composizione nelle professioni. Si può quindi assimilare il mercato tedesco di FlixBus come un benchmark di paragone per quello italiano.

A questo punto si è scesi nel dettaglio dell’analisi del mercato italiano. Osservando la composizione della customer base italiana emerge che i passeggeri si muovono in un range di età compresa fra i 18 e i 64 anni, con una partizione in maschi e femmine pressoché uguale a quella della popolazione italiana.

Il TAM (Total Addressable Market) il mercato totale di riferimento, è stato dimensionato come l’intera popolazione italiana in età compresa fra i 18 e i 64 anni, per un totale di 38,7 milioni di persone.

Ovviamente, in questa fascia di età sono presenti anche persone che non corrispondono alla descrizione solamente perché in età compresa fra i 18 e i 64 anni. Per cui, a partire dalla composizione per tipi di occupazione e grazie ai dati sull’occupazione della popolazione italiana, reperiti sul sito web dell’ISTAT, si è andati ad effettuare un’ulteriore raffinamento del numero di utenti potenziali, andando a conteggiare solamente le persone che effettivamente appartenevano alle classi occupazionali emerse dal questionario di valutazione.

Figura 4. Confronto dati demografici consumatori Italia vs Germania



Così facendo, si è andati a ridurre il bacino di potenziali utenti come riassunto in **Tabella 9**. Tenendo conto che con i dati ISTAT disponibili si è riusciti a coprire il 93% della composizione della customer base di FlixBus, si è quindi effettuata una semplice proporzione per arrivare al 100%.

Tabella 9. Utenti potenziali per classi occupazionali

Occupazione	Numero persone in Italia (Dati ISTAT in Milioni)	% su FlixBus
Universitari	1,7	31%
Lavoratori	22,58	48%
Disoccupati	2,865	8%
Pensionati	1,19	6%
Totale (93%)	28,35	93%
Totale (100%)	30,47	100%

È stato così ottenuto un mercato potenziale di 30,47 milioni di utenti. Tuttavia, sarebbe stato ottimistico ogni qualunque prospettiva considerarli tutti quanti interessati a questo tipo di servizio. Difatti, alcuni di questi utenti potenziali potranno per esempio considerare il trasporto su gomma per la lunga percorrenza

oppure potrebbero preferire il treno, l'auto o l'aereo. Il che li porterebbe al di fuori del mercato di FlixBus. In aggiunta, il reddito percepito da ciascun utente può fortemente influenzare la scelta di utilizzo di FlixBus (percorrenza di lungo raggio a basso costo) oppure un altro mezzo.

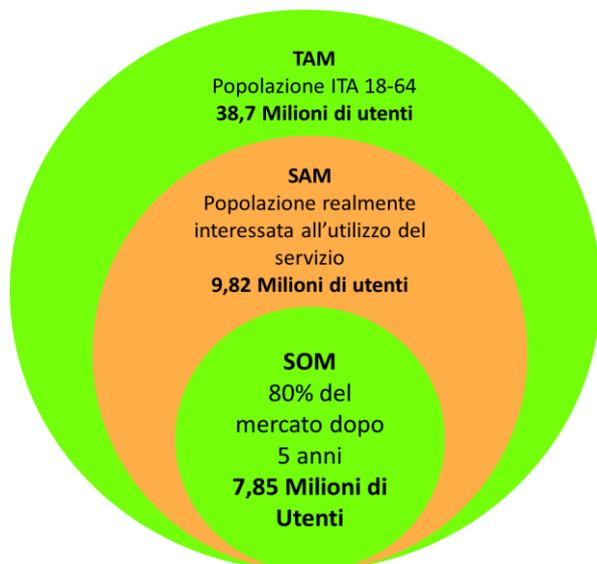
Grazie ad un'indagine condotta dal Brand Management di FlixBus sui consumatori italiani, si sono ottenute le quote dei consumatori per due fasce di reddito (maggiore o minore di 1500 € netti al mese) e le quote di "Bus consider" per ogni fascia di reddito, ovvero quante persone nelle loro decisioni di acquisto considerano il bus come un mezzo di trasporto per il lungo raggio. In questo modo, a partire dal mercato stimato di 30,47 milioni di utenti si è potuti andare a calcolare un SAM (Serviceable Available Market) ovvero il mercato realmente interessato al servizio, pari a 9,82 milioni di utenti. In **Tabella 10** è possibile osservarne la derivazione.

Tabella 10. Serviceable Available Market

Categoria	Composizione %	Utenti (Mio)	Quota % "Intercity Bus Consider"	Potenziati utenti (Mio)
Rispondenti all'indagine con reddito <1500 €	59%	18,08	31%	5,60
Rispondenti all'indagine con reddito >1500 €	41%	12,39	34%	4,21
Totale	100%	30,47	32%	9,82

Infine, sempre utilizzando come benchmark il mercato tedesco, è stato considerato il fatto che dopo 5 anni FlixBus in Germania aveva una market share dell'80%. Forti del fatto che il mercato italiano e quello tedesco siano simili, è stata utilizzata la stessa market share come target per l'Italia dopo 5 anni. Per cui, il SOM (Share of Market) di FlixBus Italia previsto dopo 5 anni di operatività (Luglio 2015 – Luglio 2020) è di 7,85 milioni di utenti. In **Figura 5** è possibile osservare il dimensionamento del mercato Italia per punti salienti.

Figura 5. Dimensionamento mercato Italia



Ottenuti i dati sui nuovi utenti unici che hanno utilizzato il servizio FlixBus per ogni periodo di tempo e dimensionato il mercato italiano per il servizio su un orizzonte di 5 anni, è stato possibile iniziare le analisi empiriche per la stima dei parametri di diffusione.

4.3 Analisi empiriche

In questa sezione verranno espone le analisi e le stime di tre diversi tipi di modelli proposti per indagare sul fenomeno della diffusione di un servizio innovativo. Due dei modelli proposti sono una versione modificata del modello di Bass (1969), il terzo è il modello di Libai, Muller & Peres (2009).

In particolare si cercheranno di validare due tipi di ipotesi complementari circa la diffusione dei servizi:

- **Ipotesi 1:** “La diffusione di un servizio innovativo – a differenza di un prodotto - non dipende soltanto dall’acquisizione di nuovi clienti, ma anche e soprattutto da quanto i nuovi clienti continuano ad utilizzare il servizio nel tempo successivo al primo acquisto”

Questa prima ipotesi suggerisce che la chiave di lettura per meglio descrivere la diffusione di un servizio innovativo è osservarlo in ottica di quanto la customer base continua ad utilizzarlo nel tempo. In generale quindi, si fa riferimento al retention rate. Per il caso di FlixBus in particolare, essendo un servizio senza abbonamento, verrà considerato il reactivation rate.

In questo caso quindi, l’utente del servizio viene visto come un cliente che effettua più acquisti ripetuti nel tempo. Più è alto il numero di acquisti che effettua, più è elevato il reactivation rate, maggiore sarà il contributo che quell’utente apporta alla diffusione. Abbiamo quindi un primo tipo di visione dell’utente, ossia la visione “Customer buyer”. Per verificare questa ipotesi, verrà utilizzata una versione modificata del modello di Bass.

- **Ipotesi 2:** “Più a lungo un utente resta a contatto con il servizio, più aumenta la probabilità di utilizzarlo più volte e di contribuire alla sua diffusione. La customer attrition influenza questo processo in maniera negativa, riducendo la diffusione di un nuovo servizio”.

Questa seconda ipotesi è complementare alla prima ma pone l’accento sull’altro lato della medaglia: se gli utenti che utilizzano il servizio contribuiscono alla diffusione, quelli che abbandonano hanno l’effetto opposto. La metrica di riferimento in questo caso è il Churn Rate. Come detto in precedenza, per il caso FlixBus, essendo un servizio senza abbonamento, il churn rate viene calcolato a posteriori ed è un parametro meno preciso rispetto ai servizi con abbonamento. Emerge quindi una seconda visione dell’utente, come un cliente che rimane collegato al servizio nel tempo, una visione quindi “Customer user”. Per verificare questa ipotesi verranno utilizzate prima una versione modificata del modello di Bass e poi il modello di Libai, Muller & Peres.

4.3.1 Stima in ottica Customer Buyer

Per verificare la prima ipotesi, si è pensato di utilizzare una versione modificata del modello di Bass. In sostanza, per supportare l’ipotesi che la diffusione di un servizio sia influenzata in particolar modo dall’acquisto ripetuto di un utente, al numero di nuovi utenti per periodo viene aggiunto il numero di utenti acquisiti in tutti i periodi precedenti che hanno effettuato un acquisto in quel periodo.

$$(1) \quad \frac{dN'(t)}{dt} = p [M - N'(t)] + \frac{q N'(t)}{M} [M - N'(t)]$$

Dove i parametri di Bass rimangono gli stessi, mentre $dN'(t)/dt$ viene considerato nel seguente modo

$$(2) \quad \frac{dN'(t)}{dt} = \frac{dN(t)}{dt} + \sum_{t=1}^{t-1} [(\overline{RR}_t - \overline{RR}_{t-1}) \frac{dN(t)}{dt}]$$

Ovvero, al numero di nuovi utenti del periodo t vengono sommati il numero di utenti acquisiti da t = 1... t-1 moltiplicati per il reactivation rate. Un esempio può aiutare a semplificare il ragionamento: ai nuovi utenti

unici che hanno acquistato un biglietto a Gennaio 2016 vengono sommati gli i nuovi utenti acquisiti da Luglio 2015 a Dicembre 2015 moltiplicati per i relativi reactivation rate.

Analisi del reactivation rate

I dati di reactivation degli utenti sono stati forniti dal team di CRM di FlixBus. In particolare, il RR è stato calcolato a partire da gennaio 2017 per tutti i mesi successivi. Nella **Tabella 11** è possibile osservare la matrice dell'RR cumulato nel tempo. Sulla stessa matrice, è stata effettuata una media per colonne in modo da avere un RR medio che indicasse la quota cumulata di utenti riattivati dopo t mesi dall'acquisizione, ossia dal primo acquisto.

Tabella 11. Matrice del RR cumulato per periodo di acquisizione

Mese di acquisizione degli utenti	# mesi successivi all'attivazione														
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
2017-01	26%	32%	36%	39%	41%	43%	45%	46%	48%	50%	51%	52%	53%	54%	54%
2017-02	26%	32%	36%	39%	42%	44%	45%	47%	48%	50%	51%	52%	53%	54%	54%
2017-03	26%	32%	36%	40%	42%	44%	45%	47%	48%	50%	51%	52%	53%	54%	54%
2017-04	25%	32%	35%	39%	41%	43%	45%	46%	47%	48%	50%	51%	52%	53%	54%
2017-05	25%	32%	35%	37%	41%	42%	43%	44%	45%	46%	47%	48%	50%	51%	52%
2017-06	29%	34%	37%	40%	42%	43%	44%	45%	46%	47%	48%	50%	52%	53%	53%
2017-07	29%	33%	36%	39%	40%	41%	42%	43%	44%	46%	47%	48%	51%	51%	0%
2017-08	23%	24%	25%	26%	28%	28%	29%	30%	30%	31%	32%	35%	39%	0%	0%
2018-01	29%	34%	39%	42%	44%	46%	47%	50%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
2018-02	25%	30%	32%	35%	39%	42%	44%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
2018-03	29%	35%	39%	42%	45%	47%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
2018-04	28%	34%	37%	41%	43%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
2018-05	29%	34%	39%	41%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
2018-06	29%	34%	37%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
2018-07	29%	34%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
2018-08	29%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
Cumulata RR medio dopo t mesi	27%	32%	36%	38%	40%	42%	43%	44%	45%	46%	47%	48%	50%	53%	53%

A questo punto si disponeva del tasso di riattivazione cumulato nel tempo degli utenti acquisiti in un dato periodo. Per una più semplice comprensione, fatto 100 il numero di nuovi utenti acquisiti a gennaio 2017, significa che 26 di questi utenti si sono riattivati nel mese successivo, mentre il numero sale a 32 dopo due mesi, il che significa che altri 8 utenti si sono riattivati dal mese 1 al mese 2 successivi al primo acquisto. Raccogliendo questi dati fino ad agosto 2018, è possibile osservare come si comporta un utente medio dopo t = 1, 2... 15 mesi dall'acquisizione, indipendentemente da quando è stato acquisito.

Per applicare la versione modificata del modello di Bass si rendono necessari i valori di RR non soltanto per i 15 mesi successivi all'acquisizione, ma avendo i dati per i primi 42 mesi di operatività business in Italia, si ha necessità dei valori di riattivazione per 42 mesi a partire da Luglio 2015. Per questo motivo, è stato necessario effettuare una previsione del RR a partire dal mese 15 al mese 42.

A tal proposito, si consideri adesso l'andamento nel tempo dell'RR medio riportato in **Figura 6**.

Dopo circa 15 mesi, il tasso di riattivazione converge intorno al 53% degli utenti acquisiti 15 mesi prima. È anche evidente che il KPI sia nel tempo crescente a tassi decrescenti. A prova di ciò, è stato riportato anche il tasso di crescita.

L'intuizione è stata che il tasso di riattivazione potesse essere ben interpretato da una curva logaritmica. Difatti, stimando l'andamento nel tempo del RR con una curva logaritmica si è ottenuto un R² di stima del 97,20%. In **Figura 7** viene mostrata la curva di trend logaritmica, l'equazione della curva e la misura di varianza spiegata dal modello.

Figura 6. Andamento nel tempo del reactivation rate e del suo tasso di variazione

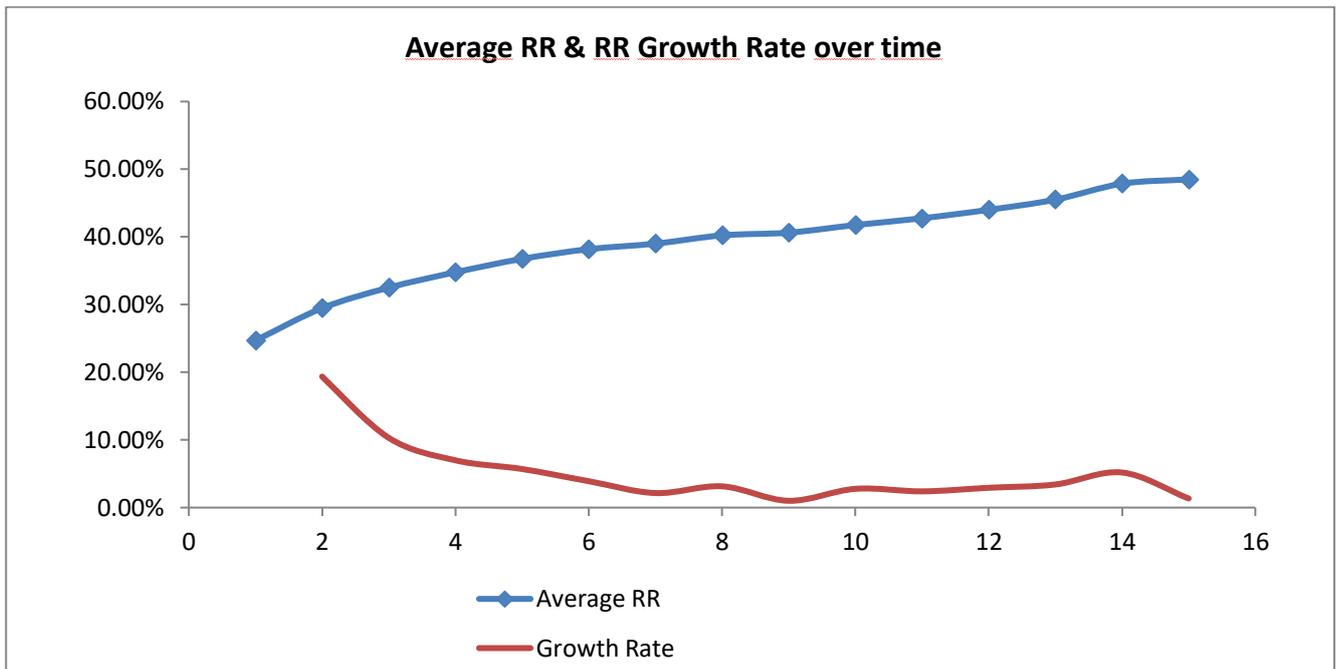
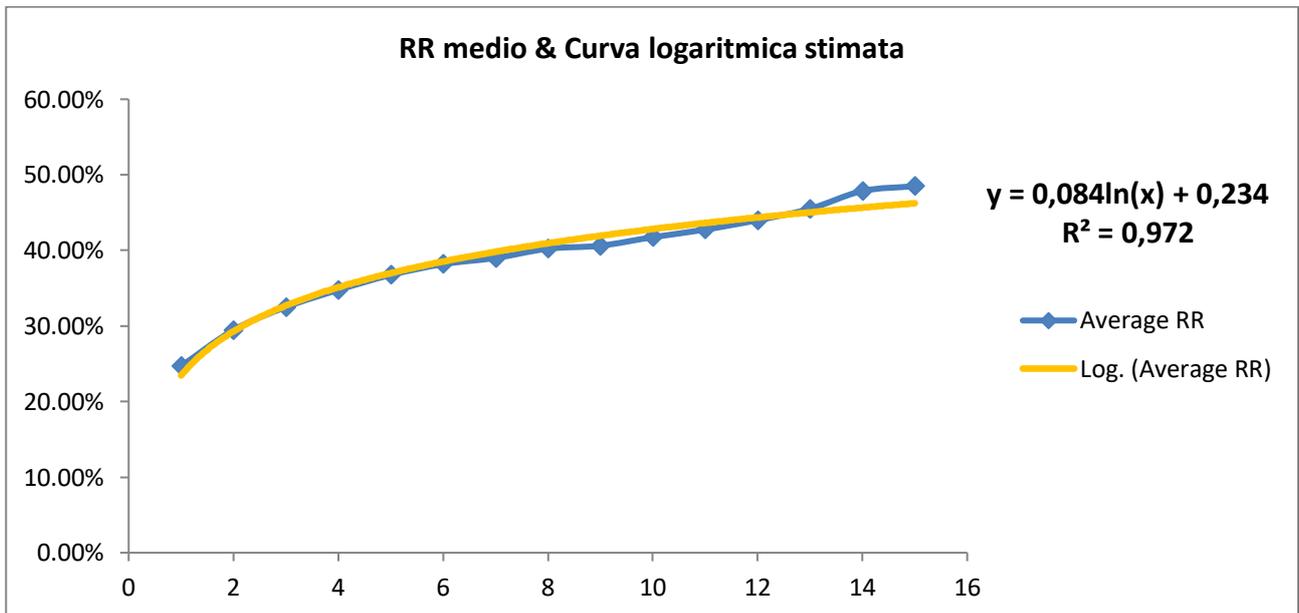


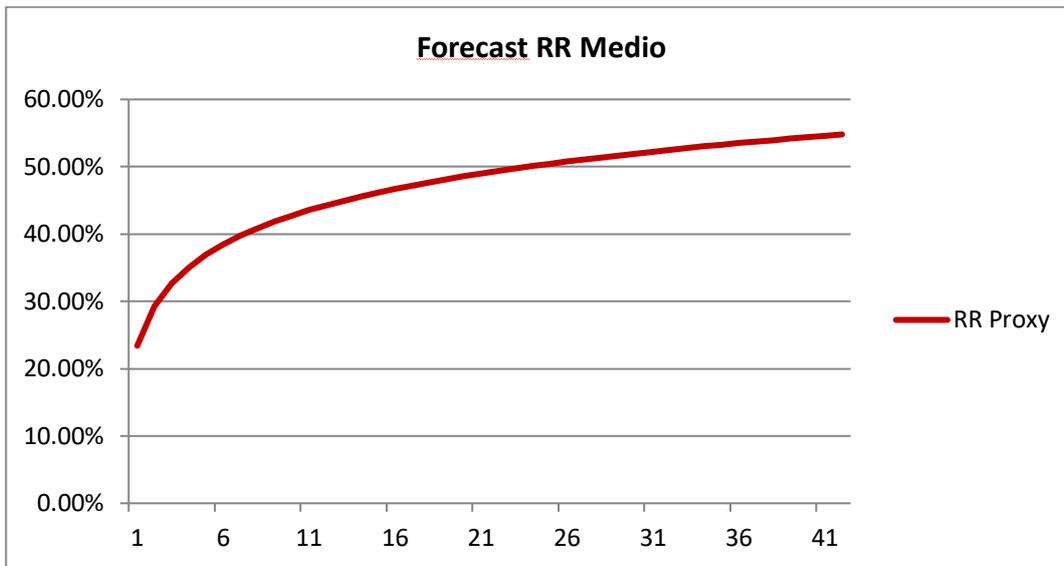
Figura 7. Curva logaritmica di stima vs curva reale di RR



A seguito di ciò, utilizzando la curva stimata, si è effettuata una previsione a 42 periodi del RR medio, come rappresentato in **Figura 9**.

Si osservi come dopo 42 mesi dall'attivazione, la curva di previsione mostra che il RR si stabilizza intorno al 56% degli utenti acquisiti. Questo è abbastanza in linea con quello che accade nella realtà: degli utenti acquisiti in un dato mese circa il 30-35% si riattiva nei primi 3 mesi, il restante 15-18% si riattiva fra i 3 e i 12 mesi successivi al primo acquisto e la piccola parte restante nel tempo in maniera molto casuale nel corso dei tre anni successivi.

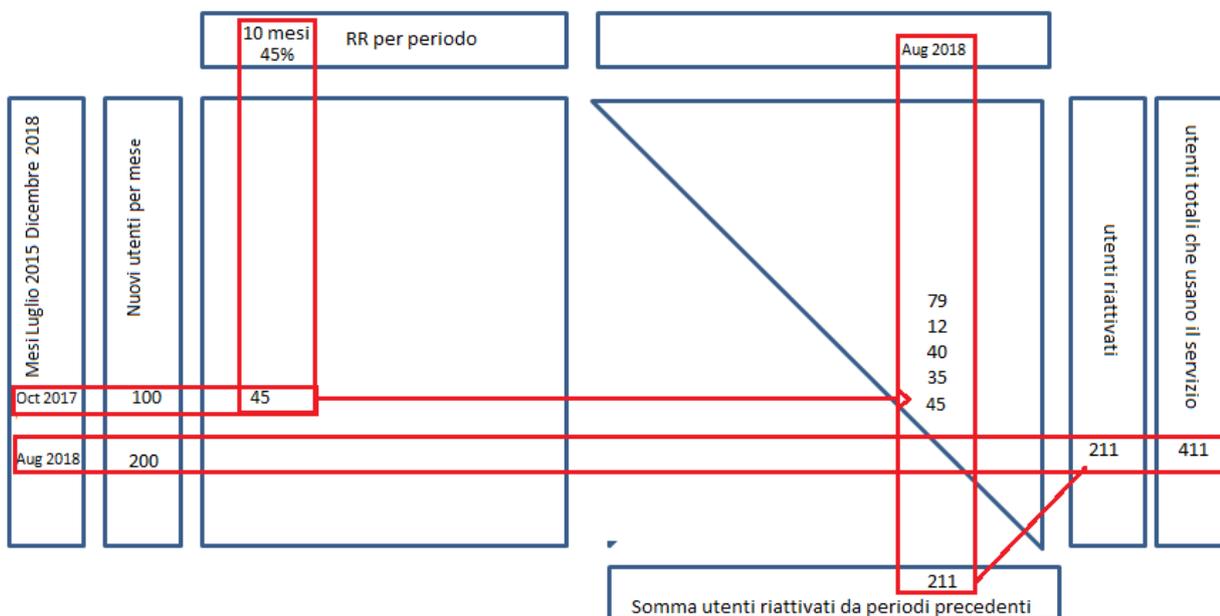
Figura 9. Previsione del RR a 60 periodi



Analisi di diffusione

Ottenuti quindi il numero di nuovi utenti per periodo stimati nel paragrafo precedente e stimato il RR medio per tutti e 42 i periodi, è possibile quindi applicare il modello di Bass modificato con gli utenti riattivati. In **Figura 12** è possibile vedere uno schema del foglio di calcolo realizzato per ottenere il valore $dN'(t)/dt$ che si utilizzerà nel modello di Bass modificato.

Figura 12. Schema di calcolo degli utenti riattivati per periodo



Il tracciato rosso serve per spiegare a titolo di esempio come funziona il foglio di calcolo utilizzato per la costruzione del vettore di utilizzatori totali del servizio per periodo.

Consideriamo di dover calcolare il numero di utilizzatori del servizio di Agosto 2018. Solo in quel mese, si hanno 200 nuovi utilizzatori, ovvero persone uniche che hanno acquistato un biglietto. Tuttavia, secondo la logica di diffusione "Customer buyer" che si vuole verificare, occorre tenere conto anche di tutti gli utenti acquisiti in passato che si sono riattivati nel mese di Agosto 2018. Prendiamo ad esempio i 100 nuovi utenti acquisiti ad ottobre 2017. Di questi, si devono considerare soltanto la quota che si è riattivata ad Agosto

2018, cioè dopo 10 mesi dall'acquisizione. Il reactivation rate medio dopo 10 mesi dall'acquisizione è del 45%, quindi consideriamo 45 utenti riattivati dopo 10 mesi. Questi 45 utenti vengono conteggiati nella matrice triangolare nella colonna corrispondente ad Agosto 2018, 10 mesi dopo Ottobre 2017. Nella stessa colonna, vengono conteggiati tutti gli altri utenti acquisiti da Luglio 2015 a Settembre 2018 e riattivati dopo 1, 2... 33 periodi. La matrice è triangolare perché sotto la colonna di Agosto 2015 ci saranno soltanto gli utenti riattivati da Luglio 2015, sotto quella di Settembre 2015 solo quelli di Luglio e Agosto e così via.

Il vettore posto sotto la matrice triangolare è la somma per colonne della matrice, che viene poi trasposto in verticale in corrispondenza dei nuovi utenti acquisiti nel periodo di riferimento.

Il vettore riporta la somma di tutti gli utenti riattivati in un dato periodo acquisiti in tutti i t periodi precedenti.

L'ultima colonna riporta la somma degli utenti riattivati totali e dei nuovi utenti per periodo.

Il software ME-XL per effettuare l'analisi richiede la dimensione del mercato di riferimento (M, calcolato a 7,85 milioni di utenti nella sezione precedente) e il vettore degli utenti per periodo appena calcolato.

Al termine dei calcoli, si disponeva di un vettore con i dati del numero totale di utilizzatori per 42 periodi.

Stima dei parametri e previsione

Per l'analisi sperimentale, si è proceduto nel seguente modo:

1. Stima dei parametri di Bass p e q, istruendo il modello con 20 periodi di dati FlixBus su 42 disponibili
2. Stima dei parametri di Bass p e q, istruendo il modello con 30 periodi di dati FlixBus su 42 disponibili
3. Previsione a 60 periodi con i parametri stimati con 20 e con 30 periodi
4. Confronto dei valori stimati con la curva reale dei dati per i periodi non utilizzati per istruire il modello
5. Analisi dell'errore percentuale medio (PE) e dell' R^2 di stima dei parametri e di previsione

Il risultato dell'analisi è riportato in **Tabella 13**, mentre le curve di diffusione stimate sono riportate in **Figura 10**.

Tabella 13. Risultati dell'analisi in logica Customer Buyer

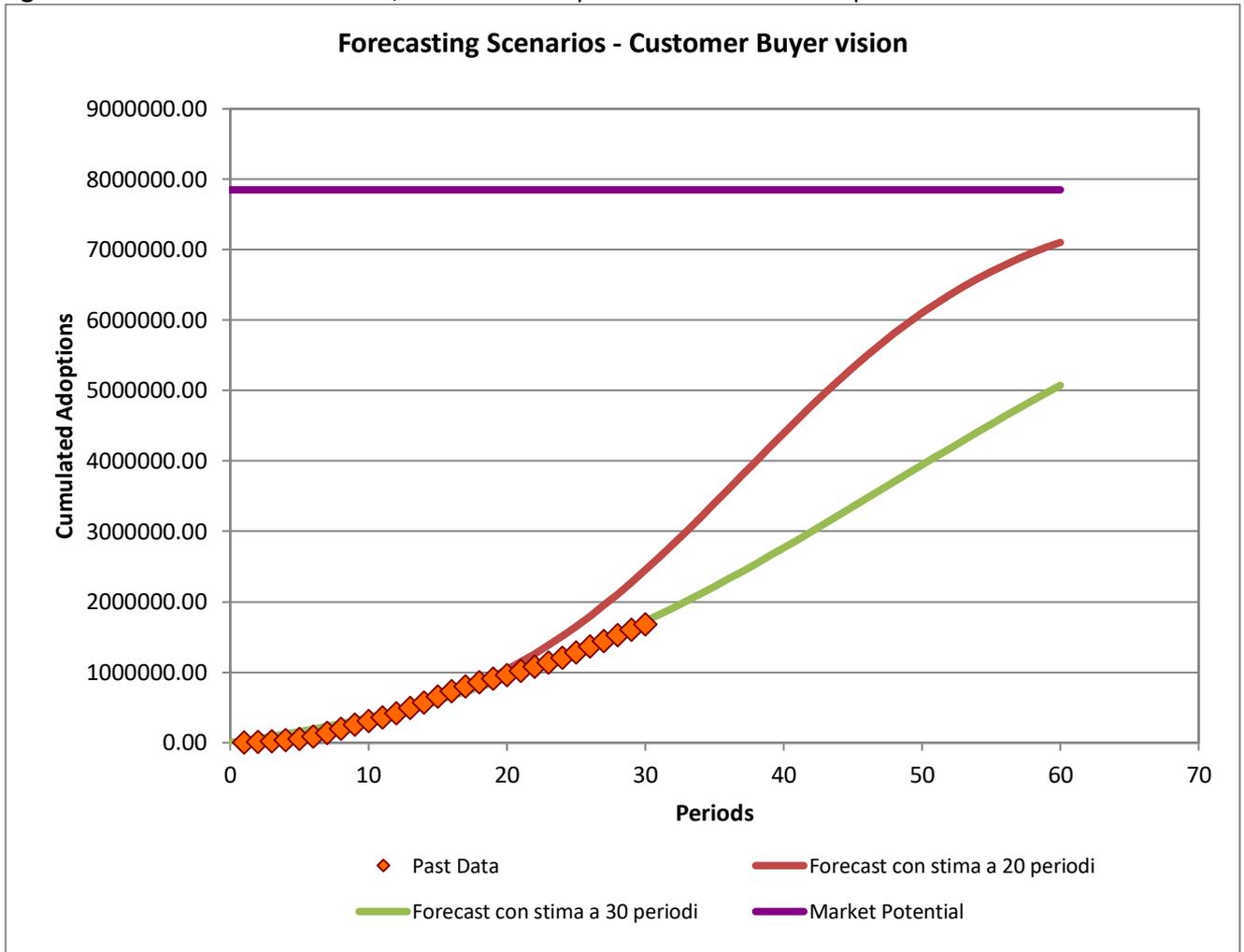
Parameter	Parametri stimati con 20 periodi	Parametri stimati con 30 periodi
p	0,002	0,004
q	0,097	0,053
R_Square Estimation	68%	74%
Avg PE	65,94%	67,33%
Avg PE 8-41 Period	28,20%	2,35%
R_Square Forecast	99,04%	99,68%

Ovviamente, la previsione con il modello istruito con 30 periodi di dati FlixBus porta un coefficiente di determinazione di stima dei parametri del 74% e uno di previsione pari al 99,68%, contro il 68% e il 99,04% del modello istruito con 20 periodi. Da notare l'incredibile accuratezza dell' R^2 di previsione.

Osservare che l'errore percentuale medio risulta molto alto, fra il 65-67%, ma ad un'analisi più accurata degli scostamenti si osserva che i più grandi scostamenti fra curva prevista e curva stimata sono nei primi 6-8 periodi stimati. È quindi da tenere in considerazione che i nuovi utenti acquisiti nei primi 8 mesi di FlixBus sono stati stimati in quanto risultavano mancanti. In aggiunta, l'analisi dell'RR è basata su dati a partire da Gennaio 2017, potrebbe quindi non inglobare i comportamenti d'acquisto dei nuovi utenti acquisiti nei primi due anni di vita di FlixBus in Italia.

Calcolando difatti il PE medio nei periodi 8-42, il valore scende di più della metà (28,20%) nel caso istruito con 20 periodi di dati, e decisamente crolla al 2,35% nel modello stimato con 30 periodi. Per quanto riguarda i parametri di Bass, p e q mostrano un tipo di diffusione perlopiù imitativa, dovuta quindi alle esternalità di rete e al passaparola piuttosto che a un grande investimento in pubblicità o in forte innovazione di servizio.

Figura 10. Curva di diffusione reale, stimata con 20 periodi e stimata con 30 periodi.



4.3.2 Stima in ottica Customer User

Per verificare la seconda ipotesi sull'impatto della customer attrition sulla diffusione di un nuovo servizio innovativo, si è utilizzato in un primo momento una versione modificata del modello di Bass che va semplicemente a sottrarre dal numero di nuovi utenti per periodo il numero di utenti che abbandonano il servizio da periodi precedenti. Come segue:

$$(1) \quad \frac{d N'(t)}{dt} = p [M - N'(t)] + \frac{q N'(t)}{M} [M - N'(t)]$$

Dove i parametri di Bass rimangono gli stessi, mentre $d N'(t) / dt$ viene considerato nel seguente modo

$$(2) \quad \frac{d N'(t)}{dt} = \frac{d N(t)}{dt} - \delta_t \frac{d N(t-1)}{dt}$$

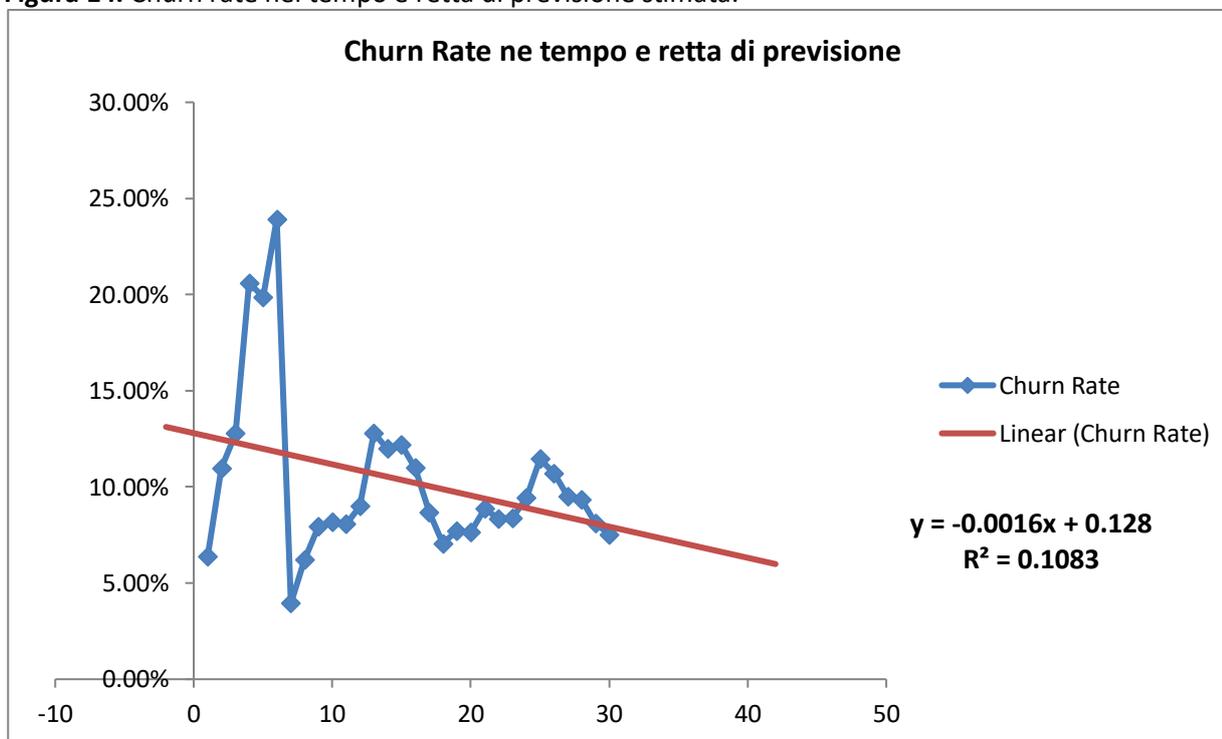
Dove δ_t è il churn rate degli utenti acquisiti in t che dopo il primo acquisto in t non hanno più effettuato un acquisto per almeno un anno. Questi utenti vengono sottratti ai nuovi utenti acquisiti portando un effetto di rallentamento alla diffusione. La restante parte degli utenti che non abbandona viene comunque conteggiata nella cumulata dei nuovi utenti per periodo.

Analisi del churn rate

Il churn rate definito da FlixBus in **Definizione 2** rende disponibile il churn rate per periodo solamente un anno dopo l'acquisizione dell'utente, per motivi strutturali del servizio discussi nel capitolo 1. Per questo motivo, si avevano a disposizione soltanto i dati di churn rate dei primi 30 mesi di operatività di FlixBus in Italia, ovvero fino a Dicembre 2017. Tali dati sono stati estratti dal software di data visualization Power BI con l'autorizzazione ad utilizzarli senza la divulgazione in quanto dati sensibili. A tal proposito, è stata affrontata una previsione del churn rate per i successivi 12 mesi in modo da coprire tutti e 42 i periodi di dati sui nuovi utenti a disposizione.

Si consideri l'andamento nel tempo del churn rate in **Figura 14**.

Figura 14. Churn rate nel tempo e retta di previsione stimata.



Si individua subito un andamento oscillante del churn rate, che tuttavia mostra un trend decrescente che viene descritto nel modo più preciso dalla retta di regressione lineare riportata sul grafico insieme al suo coefficiente di correlazione, sotto assunzione di normalità dei dati di churn rate.

L'intercetta del churn rate è stimata all'12,8% con un tasso di decrescita pari a -0,16% per periodo.

Il tasso di abbandono medio invece è stimato al 9,31%. Osservando l'andamento sempre più stabile del churn rate nel tempo sarebbe poco sensato utilizzare la retta di previsione per un periodo di stima più lungo di un anno, ma è stata utile per gli scopi di questo lavoro di tesi e pertanto verrà assunto che il tasso di abbandono resterà stabile intorno al 6% a partire da dicembre 2018 in poi.

Analisi di diffusione, stima parametri e previsione

Una volta ottenuti tutti i tassi di abbandono per i 42 dati di nuovi utenti FlixBus si è proceduto ad implementare la formula (2) riportata a inizio paragrafo per calcolare il vettore reale dei nuovi utenti per

periodo. Questo vettore è stato inserito all'interno del tool ME-XL insieme al market potential M pari a 7,85 milioni di utenti.

Per l'analisi sperimentale, si è proceduto nel seguente modo:

1. Stima dei parametri di Bass p e q, istruendo il modello con 20 periodi di dati FlixBus su 42 disponibili
2. Stima dei parametri di Bass p e q, istruendo il modello con 30 periodi di dati FlixBus su 42 disponibili
3. Previsione a 60 periodi con i parametri stimati con 20 e con 30 periodi
4. Confronto dei valori stimati con la curva reale dei dati per i periodi non utilizzati per istruire il modello
5. Analisi dell'errore percentuale medio (PE) e dell' R^2 di stima dei parametri e di previsione

Il risultato dell'analisi è riportato in **Tabella 14**, mentre le curve di diffusione stimate sono riportate in **Figura 11**.

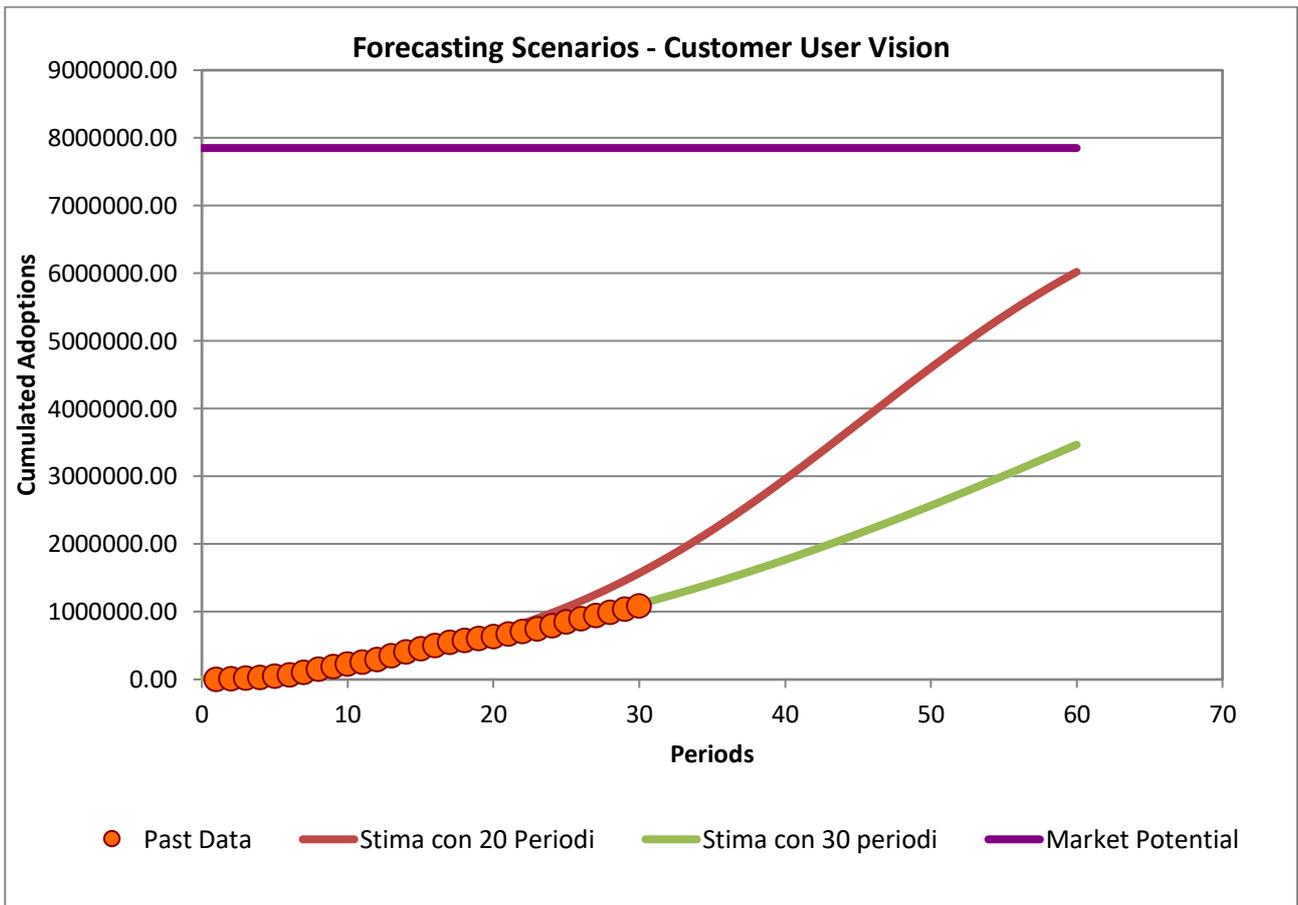
Tabella 14. Risultati dell'analisi in logica Customer User

Parametri	Parametri stimati con 20 periodi	Parametri stimati con 30 periodi
p	0,002	0,003
q	0,081	0,042
Avg δ	9,31%	9,31%
R_Square Estimation	55,44%	64,97%
Avg PE	58,22%	52,12%
Avg PE 8-41 Period	28,36%	1,28%
R_Square Forecast	98,94%	99,63%

Anche in questo caso, vediamo una maggior precisione nella stima con il modello istruito con 30 periodi di dati passati. In particolare, vediamo un incremento di 9,5 punti percentuali dell' R^2 di stima dei parametri rispetto al caso istruito con 20 dati passati, e un R^2 di previsione fra curva reale e stimata che passa dal 98,94% nel caso con 20 periodi di istruzione al 99,63% del caso con 30 periodi di istruzione, a parità di churn rate medio.

Come nella stima in ottica Customer Buyer, il PE medio è piuttosto alto, ma per via del contributo degli scostamenti dei primi 8 periodi stimati. Effettuando la misurazione a partire dal periodo 9 al 42, l'errore medio percentuale scende di trenta punti percentuali nel caso con 20 periodi e arriva all'1,28% nel caso con 30 periodi. Anche in questo caso, la curva di diffusione è di carattere imitativo più che innovativo.

Figura 11. Curva di diffusione reale, stimata con 20 periodi e stimata con 30 periodi.



4.3.3 Stima con il modello di Libai, Muller & Peres (2009)

Sempre nel corso del processo di validazione della seconda ipotesi, sull'impatto del churn rate sulla diffusione di un nuovo servizio, è possibile utilizzare il modello di Libai, Muller & Peres (2009) in quanto si dispone dei dati sui nuovi adopters per 42 periodi, da Luglio 2015 a Dicembre 2018, e i relativi dati di churn rate per periodo, gli ultimi dodici periodi stimati nella sezione precedente.

Set-up operativo del modello

Il software ME-XL ha un tool specifico per la stima e la previsione con Bass, non prevede modifiche al modello originale. A questo proposito, è stato necessario effettuare un aggiustamento matematico per poter utilizzare il software nella stima.

Consideriamo il modello di Libai, Muller & Peres come segue

$$(1) \quad \frac{dN(t)}{dt} = p [M - N(t)] + \frac{q(1-\delta)N(t)}{M} [M - N(t)] - \delta N(t)$$

Per poter effettuare la stima con il software, spostiamo a sinistra l'ultimo termine del secondo membro

$$(2) \quad \frac{dN(t)}{dt} + \delta N(t) = p [M - N(t)] + \frac{q(1-\delta)N(t)}{M} [M - N(t)]$$

Ma poiché $N(t) = N(t-1) + \frac{dN(t)}{dt}$

$$(3) \quad \frac{dN(t)}{dt}(1 + \delta) + \delta N(t - 1) = p [M - N(t)] + \frac{q(1-\delta)N(t)}{M} [M - N(t)]$$

In questo modo è possibile calcolare il primo membro dell'equazione come vettore per tutti e 42 i periodi, mentre il software tratterà il modello come se fosse un Bass standard e andrà a stimare i parametri p_Bass e q_Bass, che in seguito verranno rielaborati come descritto nel paragrafo 2.2.1 del capitolo 2.

Stima parametri e previsione

Per l'analisi sperimentale, si è proceduto nel seguente modo:

1. Stima dei parametri di Bass p e q, istruendo il modello con 20 periodi di dati FlixBus su 42 disponibili
2. Stima dei parametri di Bass p e q, istruendo il modello con 30 periodi di dati FlixBus su 42 disponibili
3. Previsione a 60 periodi con i parametri stimati con 20 e con 30 periodi
4. Confronto dei valori stimati con la curva reale dei dati per i periodi non utilizzati per istruire il modello
5. Analisi dell'errore percentuale medio (PE) e dell'R² di stima dei parametri e di previsione
6. Calcolo dei parametri reali p_Libai, q_Libai, M_Libai

Nelle **Tabella 15** e **16** è possibile osservare i risultati dell'analisi, mentre la curva di diffusione reale, quella stimata con 20 periodi di istruzione e con 30 periodi sono rappresentati in **Figura 12**.

Il software ovviamente non riconosce il modello di Libai, Muller

Tabella 15. Parametri di Bass stimati dal software ME-XL e calcolo dei parametri di Libai

Parametri	Parametri stimati con 20 periodi	Parametri stimati con 30 periodi
p	0,00213	0,0020
q(1 - δ)	0,14719	0,1466
δ	9,13%	9,13%
q	0,161	0,161
R_Square Parameter Estimation	88,68%	95,95%
β	0,06648	0,06599
Δ	0,07532	0,07444
p_LMP	0,00442	0,00422
q_LMP	0,07090	0,07021
M_LMP	3.781.402	3.760.040

Si osservi come primo risultato il valore elevatissimo dell'R² di stima dei parametri, che arriva fino al 95,95% nel caso istruito con 30 periodi di dati FlixBus e si tenga a mente che nelle analisi precedenti si era arrivati a un R² di stima dei parametri massimo del 74%. Questo dimostra che i parametri stimati dal software spiegano fino al 95,95% la varianza dei dati reali.

In seguito, si è proceduto con la rielaborazione dei parametri stimati da Bass per il calcolo dei parametri di Libai, Muller e Peres, stando alle formule (2), (3), (4) del paragrafo 2.2.1. I risultati confermano quanto previsto dal modello, ovvero si ottiene un valore più alto di p (in particolare circa il doppio più alto) e un valore di q reale minore (in particolare meno della metà di quello stimato da Bass). Questa variazione dei parametri comporta una riduzione del mercato potenziale del 52%. Questo è l'effetto della customer attrition sulla diffusione di un servizio innovativo, perché il modello in questione considera ogni utente che

abbandona il servizio come un utente che non tornerà, passerà a un servizio competitor o smetterà di utilizzare la categoria di servizi in generale. Quindi, anche il fatto che il parametro di imitazione q sia inferiore rispetto a quello stimato da Bass conferma che la customer attrition non erode solamente la base installata di utenti, ma anche l'effetto imitazione.

Da notare infine come i parametri varino di molto poco dal caso con 20 e con 30 periodi di istruzione dei modelli.

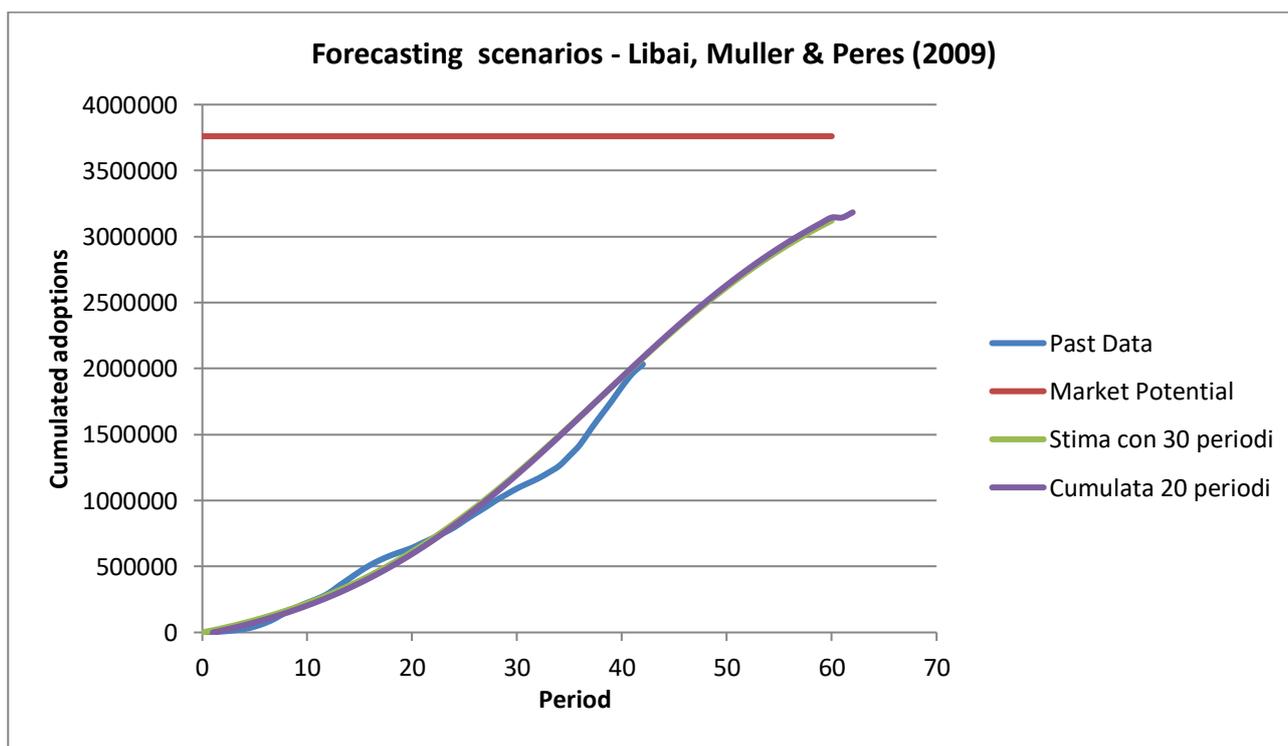
Infine, l'analisi è continuata effettuando la previsione a 5 anni degli utenti FlixBus utilizzando i parametri di diffusione reali.

Tabella 16. Previsione a 5 anni con Libai, Muller & Peres (2009).

Parametri	Stima con 20 periodi	Stima con 30 periodi
p_LMP	0,00442	0,0042
q_LMP	0,07090	0,0702
Market potential	3.781.402	3.760.040
δ	9,13%	9,13%
R_Square	98,29%	99,44%
PE Avg	45,03%	39,06%
PE Avg 8-42	8,41%	2,48%

Si noti come l' R^2 di previsione nel caso di stima con 30 periodi di istruzione del modello risulti pari al 99,44% con un errore medio percentuale del 39,06%, il più basso mai ottenuto. La grande accuratezza di questo risultato mostra quanto il modello di Libai, Muller e Peres ben interpreti il fenomeno della diffusione di FlixBus Italia. Come si può notare nella figura riportata sotto, le due curve stimate coincidono l'una con l'altra e descrivono il fenomeno molto accuratamente.

Figura 12. Curva di diffusione reale, stimata con 20 e con 30 periodi di istruzione.



Capitolo 5

Discussione dei risultati

5.1 Confronto dei modelli empirici

Terminate le analisi empiriche di diffusione di FlixBus in Italia si presenta l'occasione di confrontare le performance di ciascun modello e di osservare alcuni fatti particolari che possono aiutare a validare le ipotesi avanzate nel capitolo 4. La **Tabella 17** riporta il confronto fra gli indici di performance di stima e di previsione di tutti i modelli utilizzati nelle analisi e altri parametri di confronto. Dal momento che in ciascun caso affrontato la stima con 30 periodi di istruzione del modello è sempre risultata la più precisa, sono state riportate soltanto queste tralasciando quelle con 20 periodi. A titolo di benchmark è stata riportata anche un'analisi di diffusione utilizzando il modello di Bass standard.

Tabella 17. Performance di stima e previsione dei modelli empirici proposti

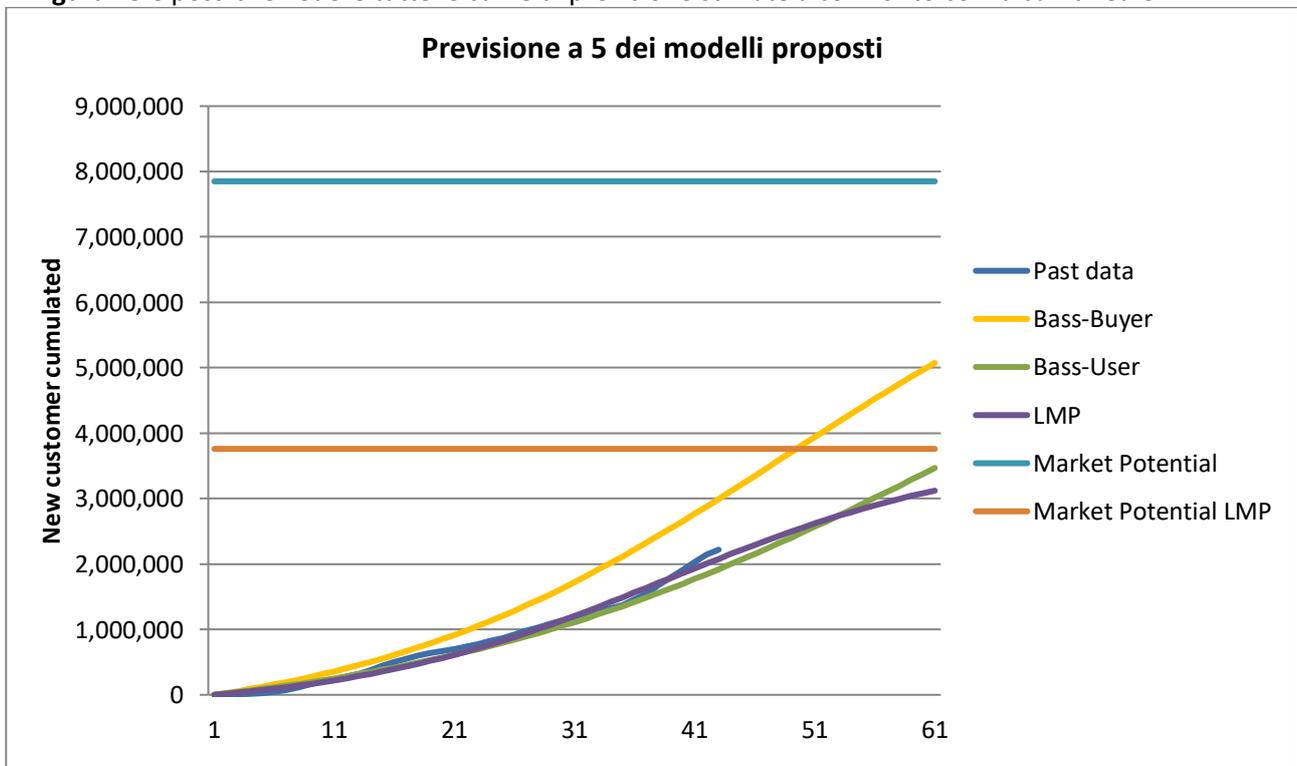
Parameter	Bass standard	Bass-Buyer (Reactivation Rate)	Bass-User (Churn Rate)	Libai, Muller & Peres (2009)
p	0,00288	0,00355	0,00263	0,00422
q	0,04248	0,05329	0,04178	0,07021
Market Potential	7.850.000	7.850.000	7.850.000	3.760.040
δ	nd	nd	9,13%	9,13%
Model fit measurement				
R_Square Parameter Estimation	64,83%	74,26%	64,97%	95,95%
R_Square Forecast	82,73%	99,68%	99,63%	99,44%
Avg PE	55,96%	67,33%	52,12%	39,00%
Avg PE (t=8.. 42)	1,50%	2,35%	1,28%	2,48%
Output				
Cumulated adoption 5 years	3.725.761	5.074.133	3.467.785	3.120.937
Market penetration	47%	65%	44%	83%

Analizzando i dati riportati in tabella è possibile effettuare le seguenti osservazioni:

- In primo luogo è da notare come ogni modello utilizzato per l'analisi abbia restituito valori di p e q decisamente sbilanciati verso il parametro di imitazione. Se ne può dedurre, in questo caso, che la diffusione di FlixBus in Italia è senza dubbio molto più influenzata dalle esternalità di rete e dall'effetto del WOM rispetto che dall'advertising e dalle componenti innovative.
- Osservare inoltre come i modelli che tengono in considerazione il churn rate e il reactivation rate manifestino dei coefficienti di autodeterminazione di stima dei parametri e di previsione decisamente più alti dell'analisi effettuata con il classico modello di Bass. Questo significa che integrando un modello utilizzato per prodotti innovativi con metriche caratteristiche dei servizi, quali reactivation rate e churn rate, questo modello spiega meglio la varianza dei dati reali. In particolare, l' R^2 di previsione dei modelli di Bass modificati e del modello di Libai, Muller e Peres hanno valori superiori al 99%, mentre quello di Bass arriva all'82%.

- Il modello di Libai, Muller & Peres (2009) mostra le migliori performance di stima dei parametri di diffusione, tuttavia la miglior performance di previsione rimane seppur di poco del modello di Bass in ottica Customer Buyer, ovvero tenendo conto del reactivation rate. Questo significa che Libai, Muller & Peres dà una migliore spiegazione del fenomeno, ma a livello di interpretazione dei valori di diffusione l'ottica Customer Buyer risulta migliore. Questo può essere spiegato da tre ragioni fondamentali:
 1. Il churn rate calcolato per FlixBus per definizione stessa comporta l'incertezza sistematica dell'abbandono effettivo degli utenti dalla piattaforma. Questo può portare a una sovrastima sistematica del valore effettivo degli utenti che abbandonano la piattaforma e quindi una minore precisione della previsione. In aggiunta, l'andamento del churn rate di FlixBus risulta molto oscillante e ha reso la sua previsione più imprecisa.
 2. Il modello di Libai, Muller & Peres è un modello pensato principalmente per servizi innovativi con abbonamento. Non essendo un servizio con abbonamento, FlixBus può essere un caso più difficile da interpretare per questo modello dal punto di vista della previsione, perché appunto le dinamiche di diffusione di un servizio con abbonamento e senza abbonamento possono essere significativamente differenti soprattutto negli stadi iniziali.
 3. Il reactivation rate è un KPI di controllo del business più legato al ramo dei servizi senza abbonamento, in quanto unico indicatore che può essere calcolato senza assunzioni di nessun tipo ex-ante, come invece avviene per il churn rate.
- Il PE medio (sia totale che dal periodo 8 al periodo 42) non ha un andamento decrescente rispetto ai coefficienti di performance di stima parametri e di previsione, contrariamente alle aspettative. Tuttavia, questo può essere dovuto a problemi di compensazione di cui soffre questo KPI, essendo una media aritmetica di un vettore di componenti positive e negative.

In **Figura 15** è possibile vedere tutte le curve di previsione stimate a confronto con la curva reale.



5.2 Osservazioni sulla dimensione del mercato Italia

Osservando la **Tabella 17** si ha evidenza del fatto che nessun modello prevede dopo 60 periodi, ovvero 5 anni, una diffusione a livello di market potential. In breve, fatta eccezione per il modello di Libai, Muller & Peres, tutti i modelli dopo 5 anni mostrano una diffusione ancora in fase di ramp-up, piuttosto che di maturità del mercato.

Il modello di Libai, Muller & Peres va a ridimensionare M stesso, arrivando ad un mercato potenziale che è il 52% più contratto rispetto a quello stimato nel capitolo 4, circa 3,76 milioni di utenti contro 7,85. Le motivazioni di questo dimezzamento dei potenziali utenti può essere stato causato da due componenti:

- A causa della molto probabile sovrastima del churn rate di FlixBus, le cui ragioni sono state spiegate nel paragrafo precedente, è possibile che il modello abbia sovrastimato l'effetto negativo di erosione della base installata di utenti, ottenendo quindi un M dimezzato rispetto a quello iniziale.
- Il modello ragiona in ottica aggregata di categoria: un utente che abbandona FlixBus è considerato un utente che abbandona per sempre la categoria di servizi o che passa a un competitor. Il caso è stato trattato considerando FlixBus come un monopolio nella sua SOM, quindi senza competitor e senza la possibilità di switching da un competitor a FlixBus, solo la possibilità di abbandonare per sempre.

Il modello di Bass modificato con il reactivation rate è quello che dopo 5 anni di diffusione arriva a un volume cumulato di poco più di 5 milioni di utenti unici previsti a Luglio 2020. Essendo il modello con il miglior fit di previsione si è portati a credere che questa sia un'indicazione del fatto che il mercato potenziale reale di Libai, Muller & Peres sia stato in realtà sottostimato per le ragioni elencate sopra. Il dimensionamento del mercato Italia di FlixBus è stato costruito sulla base di indagini di mercato estese, andando a considerare la quota di popolazione realmente interessata a usufruire di questo nuovo servizio, arrivando a un SAM pari a 9,82 milioni di utenti. In seguito, la SOM è stata definita come l'80% del SAM, market share uguale a quella di FlixBus in Germania dopo i primi 5 anni di business.

L'ipotesi più probabile a questo punto è che il SAM sia stato dimensionato correttamente, mentre probabilmente è la market share di FlixBus sul mercato Italia ad essere troppo ottimistica dato il periodo di tempo. Indagando più a fondo sui fattori che possono portare ad un rallentamento della diffusione e del guadagno di quote di mercato si sono individuate alcune possibili cause:

1. Disomogeneità nella customer base del mercato Italia
Da interviste effettuate ad alcuni marketing manager di FlixBus Italia è emersa una grande disomogeneità geografica fra i potenziali utenti FlixBus in Italia. In particolare, si notano forti differenze nel comportamento d'acquisto degli utenti fra Nord e Sud del Paese. Mentre l'utente medio del Nord Italia ha un comportamento prettamente online, al Sud il canale più forte resta quello offline in termini di vendite, principalmente alla sfiducia nei sistemi di pagamento online. Essendo FlixBus un modello di business con un forte approccio digitale, l'incontro con realtà che mostrano resistenza può portare a un rallentamento della diffusione e quindi una quota minore in quelle aree di market share. Inoltre, la clientela del Sud Italia risulta molto più abitudinaria e restia al cambiamento rispetto alle altre zone.
2. Competitors radicati sul territorio
La presenza di alcuni player radicati in alcune aree del Sud Italia ha reso la diffusione di FlixBus in queste aree con ampi bacini d'utenza molto difficili da penetrare. Tali competitors possono vantare decenni di presenza e di conoscenza del mercato, punti vendita strategici su tutto il territorio e una clientela abitudinaria e leale. Questo, unito al comportamento fortemente offline degli utenti in questione, rendono il business model di FlixBus di più difficile adozione in queste aree. Per questo

motivo, il lancio del servizio in alcune regioni italiane è stato possibile grazie ad attività intensive di partnership, M&A e trade marketing.

3. Percezione del brand FlixBus

Al momento del lancio di FlixBus in Italia, il posizionamento dell'impresa era focalizzato sul trasporto a basso prezzo, sull'innovazione digitale del business e su una comunicazione prettamente per un'utenza giovane. Questa strategia è stata estremamente efficace per convincere la maggior parte della customer base ad adottare il servizio e ottenere velocemente quote di mercato. In seguito, tuttavia, è emerso che per segmenti di consumatori più maturi o più resistenti all'acquisto online, questo approccio rendeva FlixBus irraggiungibile. Per cercare di raggiungere questi consumatori, FlixBus sta cercando di far emergere altri aspetti caratteristici del business che risultano più importanti per questi clienti, come la qualità del viaggio o gli alti standard di sicurezza dei passeggeri a bordo. Essendo un cambiamento di percezione tuttavia, è molto difficile e richiede tempo.

4. Posizione geografica

Per collocazione geografica in sé, l'Italia è un capolinea. Questo implica minor traffico rispetto alla Germania, che essendo situato geograficamente al centro dell'Europa, è un hub e una tappa quasi obbligata insieme alla Francia per muoversi da nord a sud, da est a ovest e viceversa.

In breve, il modello di Libai, Muller & Peres sottostima il mercato per via dell'inesattezza del churn rate, ma mostra un R^2 dei parametri elevatissimo. Al contempo, il modello di Bass in ottica Customer Buyer stima un mercato di 5 milioni di utenti e ha il secondo R^2 dei parametri più alto e spiega il 99,68% della varianza dei dati. La conclusione più plausibile è che il modello di Libai, Muller & Peres abbia interpretato correttamente la diffusione di FlixBus in Italia a livello di fenomeno, per cui il mercato è effettivamente più basso per via di una previsione troppo ottimistica della market share di FlixBus dopo 5 anni, ma che il market potential ridefinito dal modello sia meno pessimistico, a causa dell'inesattezza del churn rate. Il reactivation rate e la previsione in ottica Customer Buyer sono certamente un'indicazione a favore di questa tesi.

5.2.1 Test sul churn rate

Per cercare di validare la tesi avanzata nella sezione precedente, si è pensato di ripetere le analisi di diffusione di Libai, Muller & Peres utilizzando diversi scenari di churn rate inferiori a quello stimato da FlixBus. I dati di churn rate reali di FlixBus non possono essere divulgati in quanto dati sensibili, ma per questa analisi sono stati utilizzati parametri di churn rate medio e pesato sul numero di nuovi utenti che variano fra il 6-3%.

Tabella 18. Analisi di performance al variare del churn rate

FlixBus Avg Weighted δ scenarios	6%	5%	4%	3%
p	0,00252	0,00270	0,00284	0,00294
q(1 - δ)	0,11397	0,09977	0,08715	0,07572
q	0,125	0,109	0,095	0,083
Serviceable Available Market	9.820.000	9.820.000	9.820.000	9.820.000
M_Bass (SOM)	7850000	7850000	7850000	7850000
β	0,05142	0,04704	0,04428	0,04276
Δ	0,06159	0,05738	0,05432	0,05213
p_LMP	0,00508	0,00517	0,00502	0,00469

q_LMP	0,05651	0,05221	0,04930	0,04744
Model fit measurement				
R_Square Parameter Estimation	94,59%	92,16%	88,32%	82,76%
R_Square Forecast	98,82%	99,22%	99,66%	99,82%
Avg PE	-4,92%	4,93%	20,71%	24,63%
Output				
M_LMP (New SOM)	3.892.143	4.107.785	4.440.902	4.918.465
SOM Reduction	50,42%	47,67%	43,43%	37,34%
Cumulated adoption 5 years	2.994.653	3.005.211	3.393.950	3.257.546
Market share 5 years	40%	42%	45%	50%

Il primo punto da osservare è una diminuzione dell' R^2 di stima dei parametri al diminuire del churn rate medio. Questo avviene principalmente perché si è andati a perturbare in maniera sistematica il churn rate per ogni periodo della stessa percentuale, il che porta maggiore variabilità nei dati. Nonostante questo, si sono ottenute performance di stima parametri molto positive.

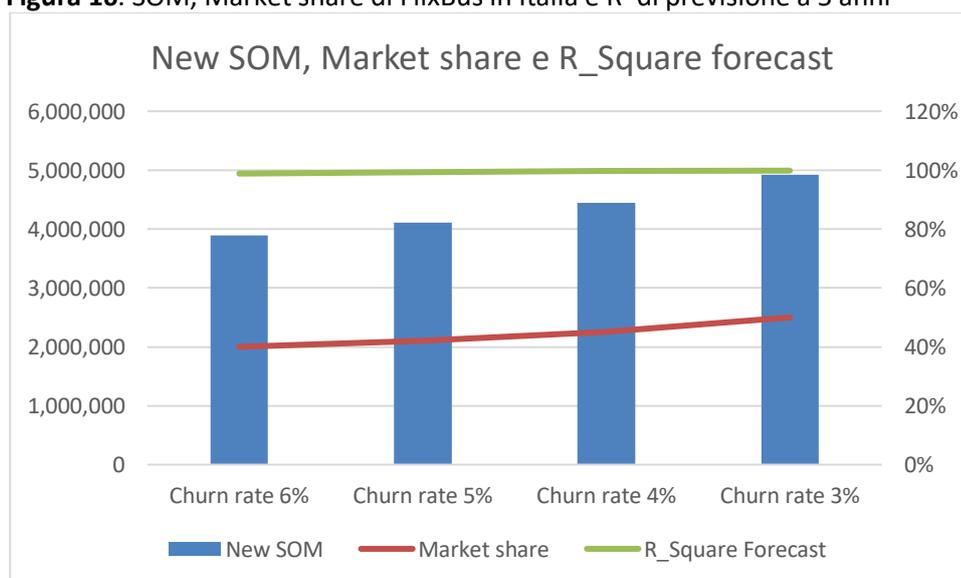
Ciò che è più interessante è come a fronte di un churn rate più ottimistico, la M stimata da Libai, Muller & Peres è crescente come lo è l' R^2 di previsione dei nuovi utenti. In particolare, per un churn rate medio pari al 3%, si arriva a un mercato potenziale di 4,9 milioni di utenti in 5 anni di diffusione. Questo risultato è coerente con quello riportato dal modello di Bass in ottica customer buyer e supporta la tesi proposta nella sezione precedente.

Osservare anche come l'errore percentuale medio totale per ogni scenario sia molto basso rispetto ai casi sperimentali e come cresca al decrescere dell' R^2 di stima dei parametri.

In conclusione, è possibile notare nell'ultima riga la market share prevista dopo 5 anni, nel caso più ottimistico si ottiene un SOM pari al 50% del mercato totale servibile, con una riduzione del 37,34% rispetto al SOM previsto in partenza.

Possiamo concludere quindi, che il modello di Libai, Muller & Peres dia un'interpretazione credibile della diffusione di FlixBus in Italia al netto di possibili miglioramenti nella stima del churn rate.

Figura 16. SOM, Market share di FlixBus in Italia e R^2 di previsione a 5 anni



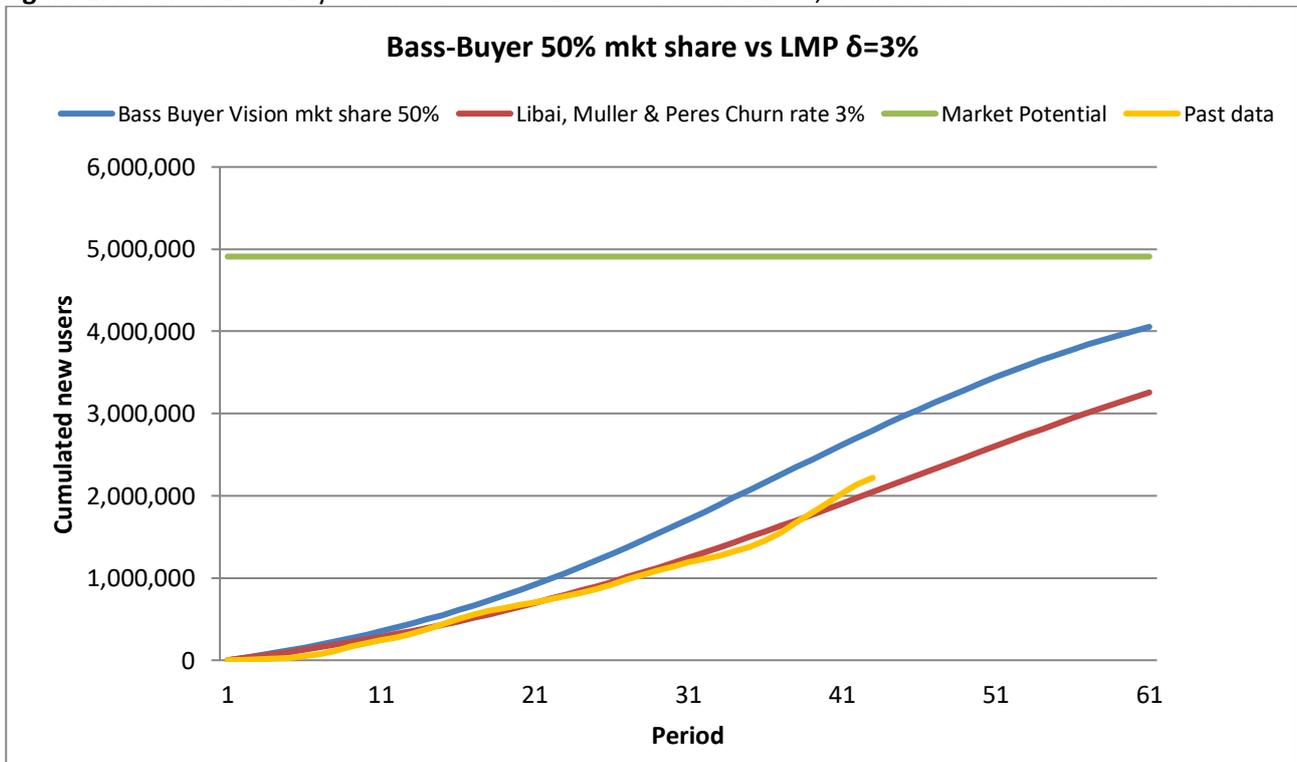
A questo punto è stata ripetuta l'analisi di diffusione con il modello di Bass modificato in ottica buyer ma questa volta supponendo una share of the market di FlixBus in Italia pari al 50%, ovvero 4,9 milioni di utenti. I risultati presenti in **Tabella 19** mostrano un'ottima performance di previsione e di stima parametri.

Tabella 19. Bass-Buyer vision con market share al 50% e Libai, Muller & Peres con churn rate al 3%

Parameter	Bass-Buyer vision market share 50%	Libai, Muller & Peres $\delta=3\%$
p	0,00239	0,00469
q	0,09736	0,04744
Market potential	4.910.000	4.918.465
Model fit measurement		
R_Square Estimation	76,29%	88,32%
Avg PE	62,69%	24,63%
Avg PE 8-41 Period	0,93%	-29,90%
R_Square Forecast	98,95%	99,82%
Output		
Cumulated users 5 years	4.055.098	3.543.571
Market penetration	83%	72%

Da notare come rispetto al caso con l'80% di market share, l' R^2 di stima parametri del modello Bass-Buyer sia migliorato di circa due punti percentuali a fronte di un peggioramento di quello di previsione di meno di un punto percentuale e di un miglioramento dell'errore percentuale medio totale del 5%. Le performance di previsione di questi due modelli sono entrambe molto alte, sebbene il modello di Libai, Muller & Peres stimi i parametri spiegando una quota maggiore della varianza. I livelli di market penetration rispetto al potenziale dopo 5 anni hanno uno scarto significativo, ma come è possibile vedere in **Figura 17** il modello Bass-Buyer da una visione più ottimistica della diffusione di FlixBus in Italia.

Figura 17. Scenari Bass-Buyer vision con market share al 50% e Libai, Muller & Peres con churn rate al 3%



Conclusioni

Alcuni elementi rilevanti si sono evidenziati attraverso il lavoro di ricerca e analisi svolto in questa tesi. Il particolare, questo lavoro è stato utile per strutturare in modo metodologicamente rigoroso il problema della diffusione per i servizi innovativi e le sue modalità e le dimensioni caratterizzanti. Ciò ha consentito di giungere ad una classificazione dei servizi e successivamente ad una classificazione dei principali modelli di diffusione per servizi innovativi. In seguito, è stato costruito un framework metodologico di scelta del modello.

Scelto il modello di Libai, Muller e Peres (2009) come il più adatto date le condizioni del caso di studio FlixBus in Italia, si è proceduto al dimensionamento del mercato in Italia sulla base di elementi di conoscenza del settore, indagini di mercato e usando il mercato Germania come benchmark di riferimento per la market share di FlixBus dopo 5 anni.

Le analisi di diffusione effettuate con tre diversi modelli, il modello Bass-Buyer modificato con il reactivation rate, il modello Bass-User modificato con il churn rate e il modello di Libai, Muller & Peres (2009) hanno riportato buone performance di stima dei parametri e di previsione, ma con prospettive discordanti per quanto riguarda la penetrazione del mercato Italia dopo 5 anni. In particolare, il mercato reale SOM stimato da Libai, Muller & Peres risulta contratto del 52% rispetto a quello dimensionato. Considerando il che il modello di Libai, Muller & Peres ha avuto la migliore performance di stima parametri non sarebbe stato saggio ignorare questa indicazione. Al contempo però il netto divario rispetto al modello Bass-Buyer, che aveva il miglior indicatore di varianza di previsione stimata, ha suggerito che sebbene il mercato di Libai, Muller & Peres fosse giustamente stimato inferiore, fosse una visione troppo pessimistica e che questo fosse dovuto all'incertezza associata alla stima del churn rate. Per questo motivo, è stata ripetuta l'analisi con vari scenari di churn rate.

Considerando un churn rate del 3% si arriva ad avere una SOM stimata da Libai, Muller & Peres ridotta del 37% rispetto al SOM dimensionato in partenza, con una migliore varianza stimata in previsione e una market share del 50% dopo 5 anni.

Possibili giustificazioni a questo fenomeno hanno trovato validazione tramite interviste ai marketing manager di FlixBus: a questa contrazione della market share dopo 5 anni rispetto all'80% del mercato Germania, si sono identificate fra le cause la forte disomogeneità nella base installata di utenti in Italia rispetto alla Germania, la presenza di competitors molto radicati nel Sud del Paese, la percezione del brand FlixBus in Italia e la posizione geografica dell'Italia stessa rispetto alla Germania.

Ripetendo quindi l'analisi di Bass-Buyer con questa nuova market share, i risultati mostrano un miglioramento dell' R^2 di stima dei parametri di Bass-Buyer e una diminuzione dell'errore medio di previsione. Nonostante ciò, il modello di Bass-Buyer si dimostra sempre ottimistico rispetto ai dati reali e al modello di Libai, Muller & Peres.

Si può quindi concludere che il modello di Libai, Muller & Peres (2009) sia il modello migliore con cui effettuare analisi di diffusione per servizi innovativi, ma solo a condizione di avere un churn rate calcolato con precisione, il che fa pensare sia più adatto per servizi innovativi con abbonamento. Utilizzarlo in servizi senza abbonamento e quindi con tasso di abbandono non correttamente stimato fa incorrere nel rischio di sottostimare pesantemente il fenomeno. Nel caso di FlixBus, tale sottodimensionamento è risultato del 13%. Il modello di Bass adattato con il reactivation rate invece utilizza una metrica molto più propria dei servizi senza abbonamento, ma comporta una sovrastima sistematica della diffusione del mercato, per cui occorre valutare quanto questa sovrastima sia pesante.

I punti che questa tesi di laurea non affronta ma che restano aperti alla ricerca sono naturalmente un metodo più corretto per la stima del churn rate nei servizi senza abbonamento, che abiliterebbe l'utilizzo senza rischi del modello di Libai, Muller & Peres, e in secondo luogo una ricerca più approfondita per cercare di utilizzare il reactivation rate nel modello di Bass senza incorrere in una sovrastima eccessiva.

Bibliografia e sitografia

1. The diffusion of Services – Barak Libai, Ethan Muller and Renana Peres (2009) – The American Marketing Association
2. A New Modeling Approach Investigating the diffusion of Speed of Mobile Telecommunication Services in Europe – G. Apostolos and C. Skiadas(2015) – www.elsevier.com
3. Forecasting and Analyzing the Mobile Cellular and Fixed Broadband in Taiwan with limited historical data – Chiun Sin-Lin (2009) – www.elsevier.com
4. The diffusion of a service: combining service consideration and brand choice – V. Landsman and M. Givon (2010) – www.springerlink.com
5. A diffusion model for product services – Shi (2014) – www.springerlink.com
6. Per tutte i dati e le statistiche necessarie al dimensionamento del mercato italiano www.istat.it
7. Slide del corso Economia e Management dei Servizi, Politecnico di Torino – Prof.ssa Laura Rondi (2018)
8. Slide del corso Gestione dell’Innovazione e Sviluppo Prodotto, Politecnico di Torino – Prof.ssa Francesca Montagna (2018)

Fonti aziendali

1. FlixBus Pilot Study for Italy (2018) – Indagine di mercato del brand management di FlixBus condotto sull’Italia con un questionario di 145 domande su oltre 1500 rispondenti.
2. Qualitative Insights for Italy (2018) – Analisi ex-post sui passeggeri FlixBus in Italia dal 2015 ad oggi condotta su oltre 67.000 passeggeri che hanno compilato il questionario
3. Power BI FlixBus GmbH – Dati relativi al churn rate
4. Webtrekk (www.flixbus.it) – Dati relativi a nuovi utenti per periodo
5. Interviste informali con marketing manager di FlixBus Italia Srl