POLITECNICO DI TORINO

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale

Tesi di Laurea Magistrale

Studio delle determinanti della qualità nei Product Service Systems tramite tecniche di *text mining*

Relatore:

Prof. Fiorenzo Franceschini

Correlatore

Prof. Luca Mastrogiacomo

Candidato:

Silvia Franco

ANNO ACCADEMICO 2019 - 2020

Indice

Premessa **1**

1 La servitizzazione e i Product-Service Systems **4**

1.1 La servitizzazione 4

1.1.1 Definizione 4

1.1.2 I precursori della servitizzazione 5

1.1.3 I vantaggi della servitizzazione 6

1.1.4 Il paradosso della servitizzazione 7

1.2 I Product-Service Systems 9

1.2.1 Definizione 9

1.2.2 Classificazione dei Product-Service System 11

1.3 Il motivo della ricerca 12

1.3.1 Preambolo 12

1.3.2 Gli obiettivi della ricerca 13

2 Il concetto di qualità nei Product Service Systems **15**

2.1 Operazionalizzazione della qualità 15

2.1.1 Evoluzione del concetto di qualità 15

2.1.2 I fattori determinanti nella percezione della qualità di un servizio . 16

2.1.3 Altri modelli proposti dalla letteratura 20

2.2 Metodo innovativo d'indagine sulle determinanti della qualità 22

2.2.1 Gli *User generated content (UGC)* 22

2.3 Il *Machine learning, data mining, text mining* 23

2.4 Le fasi del text mining 24

2.4.1 Topic modeling 25

2.5 Latent Dirichelet Allocation (LDA) 26

2.5.1 Descrizione formale dell'algoritmo LDA 26

3 Applicazione di *text mining* al *car sharing* **34**

3.1 Il car sharing 34

3.1.1 Tipologie e modalità di utilizzo del car sharing 35
3.2 Prima fase: raccolta dei documenti 38
3.3 Seconda fase: pre-processamento del testo 39
3.4 Terza fase: selezione degli input e preparazione dei dati 41
3.4.1 Creazione della Bag of Words (BoW) 42
3.4.2 Numero di topic K e il metodo di inferenza degli iperparametri . . 42
3.4.3 Gli iperparametri α e β 44
3.5 Quarta fase: estrazione della conoscenza 45

4 Interpretazione dei risultati e validazione 53
4.1 Quinta fase del metodo: interpretazione dei risultati 53
4.1.1 Etichettatura 53
4.1.2 Le dimensioni latenti della qualità del car sharing 55
4.2 Validazione convergente dei risultati 58
4.2.1 Definizione di VP, VN, FP, FN 59
4.2.2 Esempi di VP, VN, FP, FN 62
4.2.3 Il metodo di validazione adottato 64
4.2.4 I risultati ottenuti 66

5 Il confronto dei risultati con il modello PZB 72
5.1 Analogia e differenze tra i metodi 72
5.2 Il coefficiente di Jaccard 73
5.3 Il confronto delle determinanti 74
5.4 Conclusioni 76
5.5 Sviluppi futuri 78

Allegato 1 80

Allegato 2 82

Allegato 3 85

Allegato 4 99

Bibliografia 103

Elenco delle figure

1.1 *Rappresentazione sintetica del processo di servitizzazione.* 5

2.1 *Rappresentazione grafica del metodo LDA. I rettangoli raffigurano le iterazioni effettuate dall'algoritmo per tutte le N parole e per tutti gli M documenti, al fine di individuare la distribuzione delle parole per ogni topic z e la distribuzione θ dei topic in ogni documento.* 27

2.2 *L'algoritmo LDA processa il corpus* $\boldsymbol{D}$ *costituito dai documenti del dataset e restituisce in output la matrice* $\varphi_{\mathbf{1}}, ..., \varphi_{\mathbf{K}}$ *(Vocaboli x Topic) e la matrice* $\theta_{\mathbf{1}}, ..., \theta_{\mathbf{D}}$ *(Documenti x Topic)* 29

2.3 *Visualizzazione del vettore* $\theta_{\mathbf{1}}$ *e dell'elemento generico* θ_{di} *a titolo di esempio.* 31

3.1 *Schemi dei processi previsti dal car sharing per la registrazione dell'utente, per localizzare e prenotare un veicolo, per sbloccarlo e bloccarlo* 37

3.2 *Andamento della perplexity al variare del numero di topic per i 4 metodi di inferenza Bayesiana* 43

3.3 *Primo output restituito da Matlab per Topic 1. Il riquadro verde include le 15 parole con probabilità più alta delle V parole costituenti il topic* 46

4.1 *Valore di accuracy, precision, recall e F-measure in un diagramma radar per il campione 1* 68

4.2 *Valore di accuracy, precision, recall e F-measure in un diagramma radar per il campione 2* 69

4.3 *Valore di accuracy, precision, recall e F-measure in un diagramma radar per il campione 3* 69

4.4 *Valore di accuracy, precision, recall e F-measure in un diagramma radar per il campione 4* 70

4.5 *Valore di accuracy, precision, recall e F-measure in un diagramma radar per il campione totale* 70

5.1 *Lato sinistro: elenco delle determinanti della qualità del car sharing individuate tramite il text mining; lato destro: elenco le determinanti proposte da Parasuramn, Zeithaml, Berry (i topic non sono disposti in ordine solo per rendere l'immagine più leggibile)* 74
5.2 *Istogramma raffigurante per ogni classe, il numero di documenti per cui quel topic è il principale secondo l'elaborazione del metodo LDA, per il dataset di 16808 recensioni considerato nello studio* 78

Elenco delle tabelle

2.1 Fattori determinanti della qualità nei servizi (Parasuraman, Zeithaml, Berry, 1985) 17
2.2 *Autori che hanno sviluppato modelli per l'operazionalizzazione della misura della qualità* 20
2.3 Il generico k-esimo topic è costituito dalle parole $w_1, w_2, ..., w_V$ con le relative probabilità di appartenenza a tale topic 30
2.4 Output $\varphi_{\mathbf{1}}, ..., \varphi_{\mathbf{K}}$ restituito da LDA: per ogni topic vengono mostrate le parole in ordine decrescente di probabilità di appartenenza a quel topic. Ogni gruppo avrà tutte le V parole disposte in ordine diverso 32
2.5 Output $\theta_{\mathbf{1}}, ..., \theta_{\mathbf{D}}$ restituito da LDA: sulle righe sono disposte le recensioni e sulle colonne i topic; ogni elemento della matrice è la probabilità che nel documento considerato appaiano i topic 32

3.1 Numero di recensioni costituenti il campioni distinti in base all'area geografica e per review aggregator 39
3.2 Applicazione ad una recensione dei passaggi previsti nella fase di preprocessamento del testo 41
3.3 Estratto della matrice *Bag Of Word* 42
3.4 Le tabelle mostrano per i 16 topic le 15 parole con probabilità più alta. A questi gruppi di vocaboli, cogliendone le connessioni logiche, sarà assegnata nella fase successiva un'etichetta identificativa 50
3.5 Secondo output restituito da Matlab: sulle righe sono riportate le recensioni e in corrispondenza dei topic vengono riportate le probabilità che essi siano presenti all'interno della recensione 52

4.1 Terminologia adottata 59

5.1 Matrice contenente le frequenze dalla presenza o assenza degli elementi tra il gruppo di determinanti dela modello PZB e il modello risultante dall'analisi di text mining 75
5.2 caption 80

5.3 Campione 1 85
5.4 Campione 2 89
5.5 Campione 3 92
5.6 Campione 4 95
5.7 Tassi di successo per $\alpha = 0,1$ e $\alpha = 50/16$ per 4 campioni casuali da 20 recensioni 97
5.8 Le colonne riportano il numero identificativo della recensione per il campione 1, il numero di topic principale per l'autore, il topic principale per l'algoritmo e la relativa probabilità di apparire nella recensione, infine se si tratta di VP, FP, FN, VN, come definiti nel par. 4.2.2. 99
5.9 Processo di validazione dei risultati: identificazione dei VP, VN, FP, FN per il campione 2 100
5.10 Processo di validazione dei risultati: identificazione dei VP, VN, FP, FN per il campione 3 101
5.11 Processo di validazione dei risultati: identificazione dei VP, VN, FP, FN per il campione 4 102

Premessa

A partire dagli anni '60 dello scorso secolo le imprese, indipendentemente dal settore o area geografica di appartenenza, hanno iniziato a riconoscere l'importanza della soddisfazione del cliente come fattore determinante per il successo e nel corso degli anni essa è divenuta il driver principale delle scelte aziendali a livello organizzativo e strategico (Mosca, 1994).

Il progresso tecnologico, l'evoluzione dei mezzi di trasporto e di comunicazione e il crollo delle barriere nazionali sono solo alcuni dei motivi che hanno portato all'inasprimento della concorrenza tra le aziende. Complice inoltre, la facilità nel reperire informazioni e nella possibilità per i clienti di effettuare confronti tra le soluzioni disponibili, si è reso necessario negli ultimi decenni per le imprese dover attuare un cambiamento radicale nel processo di immissioni di beni nel mercato. I produttori manifatturieri hanno dovuto, per questo, allargare la loro offerta, fornendo ai consumatori servizi aggiuntivi in una soluzione unica (Ulaga, 2008). La combinazione di prodotti tangibili e servizi intangibili progettati e forniti al cliente per soddisfarne i bisogni è definita sistema servizio-prodotto (in inglese *Product-Service System, PSS)* (Tukker *et al.*, 2006). Alla base di questa nuova idea di business, vi è la convinzione che i servizi offerti al cliente siano un'efficace barriera all'imitazione e un importante strumento strategico per differenziare l'offerta, per raggiungere una posizione di vantaggio competitivo, nonché una promettente redditività di lungo periodo, incardinata sulla soddisfazione dei clienti (Sheth, 2008).

La norma ISO 9000:2015 (sezione 3.9.2) definisce la soddisfazione come la percezione che ha il cliente riguardo al grado con cui sono state esaudite le sue aspettative. Il raggiungimento di un risultato soddisfacente è attuabile per le aziende, tramite il perseguimento della qualità. La qualità è definita come l'*insieme* delle *caratteristiche* di un *oggetto* che ne determinano la capacità di soddisfare *esigenze* (ISO 9000:2015, sezione 3.6.2).

Analizzando tale enunciato, per *esigenza* si intende la necessità o aspettativa, che può essere tacita (ovvero prassi comune per l'organizzazione e per le parti coinvolte oppure richiesta dal cliente), altrimenti obbligatoria (cioè specificata da un corpo legislativo); con il termine *oggetto* si fa riferimento ad un'entità, un item, qualunque cosa percepibile o immaginabile; per *insieme* delle *caratteristiche* si intende un set di peculiarità distintive dell'oggetto in questione.

Individuare le caratteristiche da includere nell'*insieme* da considerare per un corretto perseguimento della qualità, è un'attività di considerevole importanza. In certi casi è semplice definire i requisiti da soddisfare, i relativi criteri e metodi per monitorarne e misurarne l'andamento, soprattutto quando le valutazioni vengono effettuate in relazione a specifiche. Per un bene manifatturiero le specifiche sono le misure stabilite per alcune caratteristiche tangibili dei componenti o sotto-componenti che costituiscono il prodotto (Montgomery, 2005). Decisamente più arduo è il compito di individuare il set delle caratteristiche per alcune entità astratte, come per un servizio, in cui entrano in gioco dimensioni la cui misurazione non può essere effettuata con le scale tradizionalmente utilizzate per le grandezze fisiche.

Tale lavoro si pone l'obiettivo di individuare le dimensioni latenti della qualità per un sistema servizio-prodotto. Il PSS preso in esame è il *car sharing*, soluzione di trasporto sempre più diffusa che prevede la condivisione e l'utilizzo di veicoli messi a disposizione da alcuni provider, da parte di una pluralità di utenti per tragitti e durate brevi, dietro il pagamento di un prezzo.

Il tentativo di definizione del set delle caratteristiche è realizzato con innovative tecniche *text mining*, metodi in grado di estrarre informazioni da una raccolta di documenti testuali. Oggetto dell'analisi è un dataset di recensioni, appartenenti alla categoria degli *user generated content (UGC)*, ovvero contenuti rilasciati spontaneamente online, su siti, forum, social network o altre piattaforme, da utenti, con l'intento di raccontare ad altre persone la loro opinione in merito a prodotti o esperienze. Le review costituiscono infatti, una fonte informativa con potenzialità straordinarie per le imprese perché sono a basso costo, disponibili in grandi quantità e facilmente accessibili. Inoltre, consentono di cogliere non solo le caratteristiche del prodotto/servizio su cui concentrare gli sforzi in termini di risorse, ma anche alcuni aspetti del mercato in cui operano le società (Korfiatis *et al.*, 2018; Guo *et al.*, 2016).

Nell'ambito del text mining, il metodo automatizzato impiegato per ottenere le dimensioni della qualità è chiamato *Latent Dirchelet Allocation* (LDA).

In ultima battuta, lo studio propone il confronto del modello delle dimensioni della qualità del car sharing ottenute in output dall'analisi tramite l'applicazione dell'algoritmo LDA con il modello formulato da Parasuraman, Zeithaml e Barry nel 1985, in cui vengono esposti i fattori determinanti della qualità dei servizi, al fine di coglierne analogie e discordanze e offrire spunti di riflessione.

L'organizzazione dell'elaborato prevede nel **primo capitolo** la descrizione del fenomeno della servitizzazione e la definizione di *product-service system*. Nel **secondo capitolo**

sono presentati i metodi e modelli per valutare la percezione della qualità proposti in letteratura ed è introdotto il metodo di analisi di text mining utilizzato per questo studio. Il **terzo capitolo** è dedicato allo sviluppo dell'analisi per il *car sharing* e nel **quarto capitolo** sono mostrati i risultati, con la relativa interpretazione. Infine, il **quinto capitolo** presenta il confronto del modello di determinanti ottenuto dallo studio con il modello proposto in letteratura da Parasuraman, Zeithaml e Barry (1985).

Capitolo 1

La servitizzazione e i Product-Service Systems

1.1 La servitizzazione

1.1.1 Definizione

Il termine servitizzazione (in inglese *servitization*) è stato coniato nel 1988 da Vandermerwe e Rada per definire il processo di aumento del valore di un prodotto aggiungendo l'offerta di servizi.

Se fino a pochi decenni fa l'offerta delle imprese prevedeva la realizzazione di prodotti *oppure* l'erogazione di servizi, a partire dalla fine degli anni '80, soprattutto in seguito al processo di internazionalizzazione che ha favorito la competizione a livello globale, le aziende hanno modificato l'offerta in prodotto *e* servizi (Kowalkowski *et al.*, 2016). Ma non solo; infatti, il fenomeno della servitizzazione è caratterizzato da altre evoluzioni, tipiche nella società di questi ultimi anni. Il cliente non si aspetta più un prodotto perfettamente realizzato di cui assumere la proprietà in seguito alla transazione, ma desidera ottenere soluzioni più ampie, che prevedano l'instaurazione di una relazione di fiducia e di reciproco rispetto, basata su numerosi interscambi con il produttore (si pensi a titolo d'esempio al servizio di personalizzazione o alla manutenzione, per cui è necessario interfacciarsi più volte con il venditore). Allo stesso modo il produttore, al fine di garantire più flessibilità al cliente, è portato ad instaurare un rapporto collaborativo con i fornitori che in tal modo assumono il ruolo di partner. Il risultato di tale trasformazione è un ecosistema in cui tutti gli attori vengono condizionati dal modo in cui lavorano insieme, delle sinergie che si creano tramite i mutui scambi informativi, a seconda dei ruoli che ricoprono e delle responsabilità che possiedono, il tutto sotto l'influenza dalla legislazione e dalla regolamentazione del settore di appartenenza (Neely, Benedettini, Visnjic, 2011).

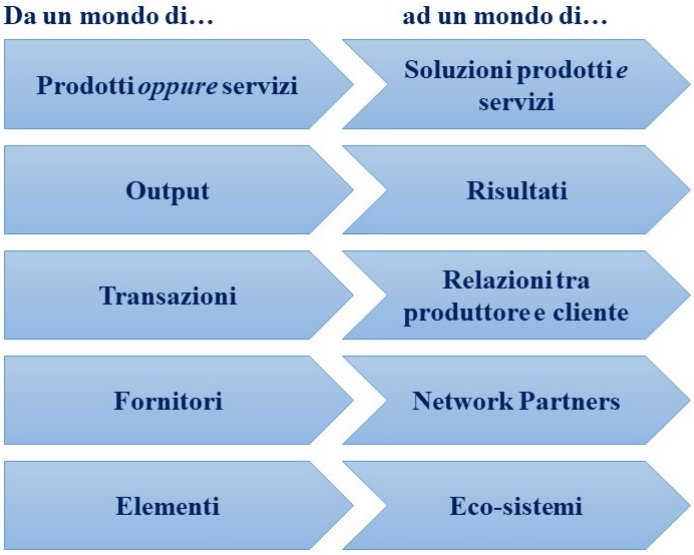


Figura 1.1: *Rappresentazione sintetica del processo di servitizzazione.*

Una delle ragioni per cui si è assistito nel corso del tempo allo spostamento dall'impostazione aziendale orientata al prodotto risiede nell'opportunità, insita nel processo di servitizzazione, di differenziare l'offerta e uscire dalla trappola della *commoditizzazione*, creando tramite i servizi anche un ostacolo all'imitazione (Visnjic *et al.*, 2014). L'integrazione di beni tangibili e intangibili permette infatti, di liberarsi dalla competizione solo sui costi e dalla spinta incessante sull'efficienza e consente di aumentare non solo la soddisfazione del cliente ma anche il livello di fidelizzazione, ovvero l'instaurarsi di una relazione di fiducia tra cliente e fornitore (Beuren *et al.*, 2013). I servizi aggiuntivi inoltre, diventano per il cliente un criterio discrezionale tra le imprese simili dal punto di vista dell'offerta, soprattutto quando il prodotto in questione è decisamente complesso e specifico, motivo per cui le collaborazioni con i fornitori diventano vitali e un'eventuale rottura della relazione cliente-impresa costituirebbe un problema ingente (Guajardo *et al.*, 2012).

In aggiunta, si deve considerare, che offrire una rete di servizi può incidere positivamente sulla percezione generale della qualità e che i servizi sono generalmente più redditizi rispetto ai prodotti (Eggert *et al.*, 2013; Spohrer, 2016), ragione per cui l'offerta di beni intangibili potrebbe giovare e comportare un aumento della redditività aziendale.

1.1.2 I precursori della servitizzazione

Pioniere nell'attuazione della servitizzazione è stata la società *International Business Machines Corporation*, meglio nota con l'acronimo *IBM*, una tra le maggiori imprese al mondo

nel settore informatico, che è riuscita a superare uno dei periodo più drammatici della storia aziendale nei primi anni '90, integrando la vendita di hardware con software e servizi di vario genere. Nel tempo ha ampliato l'offerta affiancando ai prodotti tangibili l'erogazione di interventi manutentivi, riparazioni, consulenze e training per l'uso dei prodotti, acquisendo la reputazione di azienda molto attenta all'ascolto dei clienti, grazie allo sviluppo di soluzioni personalizzate e di supporto nelle varie circostanze problematiche. Il risultato è stato un trend decisamente positivo nel fatturato, che ha iniziato ad invertirsi solo nel 2010 per altre cause (Spohrer, 2017).

La stessa strada è stata intrapresa circa tre decenni fa da *Xerox Corporation*, importante produttrice di stampanti e fotocopiatrici e da *Rolls-Royce Group plc*, gruppo operante nel settore aeronautico. Esse hanno rispettivamente introdotto il servizio *pay-per-use* che prevede il pagamento del servizio proporzionalmente all'effettivo utilizzo dei prodotti venduti, e *power-by-the-hour*, che include servizi aggiuntivi, ad esempio di manutenzione o sostituzione di componenti, ad un costo fisso per ora di volo (Kowalkowski *et al.*, 2017). Tali processi di servitizzazione hanno avuto delle ripercussioni positive in termini di redditività e espansione economica per le imprese in questione, tanto da aprire la strada a molte società che hanno deciso di seguire le loro orme implementando soluzioni di questo tipo.

1.1.3 I vantaggi della servitizzazione

In letteratura numerosi studi a sostegno della servitizzazione dimostrano l'aumento della redditività per le imprese che hanno abbandonato l'ambito puramente manifatturiero affiancando i servizi ai prodotti; allo stesso modo, sono molteplici gli elaborati a sostegno della tesi opposta e che affermano che la servitizzazione porti con sé problemi dall'esito incerto.

Suffraga la prima tesi lo studio di Kastalli e Van Looy (2013). Essi hanno condotto un'analisi econometrica su dati riguardanti vendita e assistenza dell'impresa Atlas Copco, i cui prodotti sono prevalentemente strumentazioni e macchinari industriali e i servizi consistono in assistenza post vendita manutentiva *ad hoc* di tipo preventivo, predittivo o a guasto, fornitura di componenti di scorta e interventi migliorativi per ridurre costi energetici e aumentare l'affidabilità. L'indagine empirica dimostra una relazione positiva statisticamente significativa tra vendita dei prodotti e vendita dei servizi (valida anche al contrario: un aumento dell'erogazione dei servizi determina un aumento della vendite dei prodotti) e inoltre, rivela che all'aumentare della vicinanza al cliente (misurata con $\frac{vendita\ di\ servizi\ manutentivi}{vendita\ di\ servizi\ manutentivi\ +\ ricambi}$), cresce la vendita dei beni manifatturieri. In altre parole, lo studio evidenzia il successo della combinazione di prodotto e servizio.

Anche Fang *et al.* (2008) si schierano a sostegno degli effetti benefici della servitizzazione. Il campione considerato in quest'ultimo caso è costituito da 477 imprese manifatturiere statunitensi che hanno iniziato ad integrare i prodotti con servizi. L'analisi dimostra che la servitizzazione ha un impatto positivo sul valore dell'impresa (misurato con la *q di Tobin*); tuttavia, rivela che gli effetti positivi si manifestano solamente dopo aver raggiunto una certa massa critica di clienti, che corrisponde al momento in cui le vendite dei servizi raggiungono una percentuale compresa tra 20% e 30% delle fatturato totale dell'impresa. Per gli autori tale risultato non è sorprendente e sottolinea che la servitizzazione comporta meccanismi sia positivi che negativi e che il successo o il fallimento del fenomeno dipendono da quale dei due prevale. Un'ulteriore precisazione presente in Fang *et al.* (2008) riguarda la tipologia di servizi erogati: lo studio dimostra che solamente i servizi correlati ai *core products* hanno effetto positivo, mentre servizi non correlati hanno influenza del tutto trascurabile sul valore dell'impresa.

Evidenze positive sull'aumento del valore dell'impresa e della redditività in seguito alla servitizzazione sono fornite da Agrawal *et al.* (2012) con riferimento al leasing, che viene annoverato tra le diverse tipologie di soluzione di prodotto e servizio.

Brouillant (2009) sviluppa un modello simulativo dimostrando che la manutenzione, la riparazione, la possibilità di ricondizionare le apparecchiature e di applicare interventi migliorativi determinano un allungamento del ciclo di vita del prodotto, che senz'altro costituisce un beneficio per il sistema.

Guajardo *et al.* in (2012) si chiedono se contratti basati sulle performance migliorano le prestazioni del prodotto e di conseguenza quelle dell'impresa, con annesso aumento del valore per il cliente. Il contesto dello studio è il settore aeronautico e nello specifico viene usata come metrica delle performance l'affidabilità del motore, la cui compromissione può essere disastrosa. In sostanza gli autori dimostrano che l'affidabilità del prodotto sale di una percentuale compresa tra 25% e 40% quando il contratto tra le parti prevede più frequenti interventi di manutenzione programmata e migliore attenzione in ogni intervento, determinando così un maggior beneficio dovuto all'allineamento degli incentivi tra fornitore e cliente.

In generale, la letteratura sembra essere d'accordo nel sostenere che con la servitizzazione si attui l'aumento del valore del prodotto, di cui si appropria il cliente; mentre resta aperto il dibattito in merito all'impatto sulle performance dell'impresa.

1.1.4 Il paradosso della servitizzazione

Nonostante i numerosi esempi di imprese che hanno migliorato la propria posizione tramite il processo di servitizzazione, molte società hanno dovuto fronteggiare il cosiddetto *paradosso della servitizzazione* (Kowalkowski *et al.*, 2017). Con questa espressione si intende

il fallimento degli investimenti finalizzati all'erogazione congiunta di servizi e prodotti, attuati per aumentare la redditività e il valore per gli *stakeholder*. Bourgeois (1981) afferma che le aziende hanno sempre vincoli stringenti sulle risorse. Per questo motivo, l'erogazione di servizi potrebbe comportare la perdita della focalizzazione sul core business, a seguito di una allocazione diluita delle risorse e tale diluizione, se non perfettamente progettata, potrebbe determinare l'insorgere di problemi irreversibili. Inoltre, allargare l'offerta significa dover assumere conoscenze e competenze diverse da quelle già possedute e per raggiungere il successo è necessario che la nuova organizzazione si integri perfettamente a quella precedente. Il conflitto a livello organizzativo difatti, è una delle possibili cause del fallimento del processo di servitizzazione (Fang *et al.*, 2008). Secondo Krishnamurthy *et al.* (2003) l'aggiunta di servizi a livello aziendale potrebbe creare confusione interna, con conseguente perdita di motivazione e impegno da parte degli impiegati, oltre che tensioni, conflitti, riduzione del tasso di utilizzazione delle risorse e decisioni sub-ottimali.

L'analisi empirica condotta da Neely, Benedettini e Visnjic (2011) mostra i trend globali della servitizzazione, analizzando dati di società operanti nel settore di apparecchiature e componenti elettronici, raccolti nel 2007 (10.827 imprese), 2009 (12.331 imprese), 2011 (13.775 imprese). I risultati mostrano che il 30% delle imprese manifatturiere ha subito la trasformazione della servitizzazione, ma non vi è evidenza di un aumento dei ricavi, che invece restano stabili. Gli autori giustificano l'esito dello studio sostenendo che forse alle imprese non è ancora ben chiaro quale modello di business attuare per creare e acquisire valore fornendo prodotti e servizi in una unica soluzione. Benedettini *et al.* (2016) dimostrano che per le società offrire più servizi non significa aumentare le possibilità di sopravvivenza dell'impresa.

I risultati dello studio di Neely (2007), ottenuti analizzando un campione quasi 8 mila imprese di tutto il mondo mostrano chiaramente le imprese servitizzate hanno ricavi più alti (in media 2.9$ miliardi) rispetto alle imprese manifatturiere pure (in media 72$ milioni) ma rispettivamente ottengono un utile netto sulle vendite più basso (5.17% contro 6.43%).

Infine, Visnjica *et al.* (2012) conducono un'indagine su un campione di 133 società manifatturiere servitizzate il cui risultato evidenzia che l'ampiezza dei servizi ha un impatto negativo sulle performance dei profitti, mentre la completezza dei servizi, con cui ci si riferisce al livello di coinvolgimento del cliente, implica una redditività più alta e un aumento del valore di mercato dell'impresa.

La realtà mostra che le variabili in gioco in un processo come la servitizzazione, che comporta un nuovo assetto generale dell'impresa, sono innumerevoli e non si può pertanto, generalizzare l'esito di tale conversione, né tanto meno prevederne con certezza gli sviluppi.

Tuttavia, per aumentare le probabilità di un effetto positivo sulle performance d'impresa sono valide le raccomandazioni proposte da Kastalli e Van Looy (2014):

a. adottare un modello di business integrato in maniera tale da generare sinergie tra i prodotti e i servizi;

b. implementare pratiche che possano aumentare la vicinanza al cliente, per comprenderne più facilmente le necessità e le preferenze;

c. considerare in maniera appropriata la volatilità e le opportunità di crescita del settore industriale e soprattutto l'entità degli investimenti necessari affinché le economie di scala e apprendimento tra prodotti e servizi si fortifichino a vicenda determinando una redditività di lungo periodo.

Definire i fattori presi in considerazione dai clienti nel processo di valutazione delle soluzioni di servizi e prodotti è fondamentale per il management aziendale perché consente di comprendere su quali elementi puntare affinché l'aggiunta di servizi sia efficace (Fang *et al.*, 2008). L'individuazione delle determinanti in grado di rendere le soluzioni offerte di qualità e soddisfacenti per il clienti è quindi la chiave per il successo, ma richiede indagini approfondite.

1.2 I Product-Service Systems

1.2.1 Definizione

Il processo di servitizzazione genera soluzioni integrate di beni tangibili e intangibili, chiamate *Product-Service System (PSS)*. L'origine dell'idea di PSS risale agli anni '80 ma è solo nel 1999 che viene pubblicato il primo articolo scientifico a riguardo, firmato da Goedkoop *et al.*, nel quale un sistema servizio-prodotto è definito come un insieme commercializzabile di prodotti e servizi in grado di soddisfare congiuntamente le esigenze di un cliente (Goedkoop *et al.*, 1999). Un sistema prodotto-servizio può essere fornito da un'unica impresa o da una partnership tra imprese; comprende casi in cui al prodotto vengono aggiunti alcuni servizi, casi in cui ad un servizio vengono aggiunti dei prodotti e casi in cui servizi e prodotti sono ugualmente importanti per il compimento della funzione.

In letteratura, nel corso degli anni, sono state poi, sviluppate numerose altre definizioni di PSS, sostanzialmente tutte simili tra loro, ma con enfasi su elementi diversi. Manzini e Vezzoli (2003) affermano che un PSS è un sistema di prodotti e servizi in grado di soddisfare richieste specifiche di clienti. Tukker (2004) lo definisce un mix di beni tangibili e intangibili con lo scopo di appagare i bisogni del consumatore finale. Ancora, Maussang *et al.* (2009) affermano si tratti di oggetti fisici, servizi e mutue relazioni fra essi in grado

di assicurare al cliente un risultato, una funzione o un uso. Tan *et al.* (2007) si riferiscono ad un PSS come una strategia innovativa che, anziché focalizzarsi sul valore generato dalla vendita del prodotto fisico, pone l'attenzione sul valore legato all'utilità dei prodotti e dei servizi per il tempo di vita dei beni. Infine, per numerosi autori (Tukker,2004; Goedkoop *et al. 1999; Mont, 2002*) l'aspetto più interessante dei PSS riguarda le potenzialità che potrebbe avere la fornitura congiunta di servizi e prodotti dal punto di vista della sostenibilità. A tal proposito la definizione fornita da Mont (2002) afferma che un PSS è un sistema di prodotti, servizi, attori e infrastrutture appositamente sviluppate per fronteggiare la competizione tra le imprese, soddisfare le esigenze del mercato e ridurre l'impatto ambientale rispetto ai modelli di business tradizionali (Mont, 2002). Tuttavia, nonostante molti autori sostengano che i PSS siano più sostenibili dei modelli tradizionali (Mark *et. al*, Mont, 2002), citando tra i tanti aspetti considerati, ad esempio, la fornitura di servizi di riparazione e manutenzione, in grado di generare sostanzialmente meno spreco di prodotti e il recupero di componenti, è generalmente riconosciuto che lo sviluppo di un sistema servizio-prodotto non porta necessariamente a soluzioni sostenibili (Manzini, Vezzoli, 2002). Pertanto, non è possibile associare automaticamente il concetto di PSS con l'idea di soluzione più vantaggiosa dal punto di vista ambientale.

Riprendendo la definizione Mont (2002), nel seguito sono approfonditi gli elementi costituenti un sistema servizio-prodotto.

I prodotti. La norma ISO 9000:2015 definisce il *prodotto* come l'output di una organizzazione che può essere realizzato senza che abbia luogo una transazione tra l'organizzazione e il cliente. Un prodotto è tangibile, immagazzinabile, trasportabile ed è prevista la separazione del processo di produzione ed erogazione. Generalmente per questo tipo di beni risulta facile applicare standard, misure, ispezioni e controlli (Rosande, 1985).

I servizi. Il *servizio* è definito come l'output di un'organizzazione con almeno un'attività che deve necessariamente essere svolta tra l'organizzazione e il cliente (ISO 9000:2015). I servizi possiedono le seguenti caratteristiche (Meier *et al.*, 2010):

- intangibilità: non sono dotati di presenza fisica e quindi non possono essere trasportati;
- simultaneità del processo di produzione ed erogazione: non possono essere immagazzinati;
- importanza della relazione che si instaura tra il fornitore e il cliente: sono rilevanti le capacità interpersonali e l'erogazione è soggetta ad un'elevata variabilità.

Gli attori. Sono tutti gli *stakeholder* dell'ecosistema: i *provider* del PSS, le imprese partner, gli utenti, le amministrazioni locali, ecc.

L'infrastruttura. È definita dalla norma ISO 9000:2015 come il sistema di strutture e strumentazioni necessari alla corretta erogazione del bene.

1.2.2 Classificazione dei Product-Service System

Una possibile classificazione dei sistemi servizio-prodotto adotta come criterio le fasi cronologiche di contatto tra fornitore e cliente e consta di tre categorie (Frambach *et al.*, 1997; Samli *et al.*, 1992):

1. i PSS *prima* della decisione di acquisto sono quelli che aiutano l'acquirente nel compiere una scelta consapevole: prevedono dimostrazioni del prodotto, prove di utilizzo, ecc;

2. i PSS *durante* la vendita includono l'aiuto al cliente nella messa in funzione del prodotto, come l'installazione e la fase di training;

3. i PSS *dopo* la vendita sono legati alla manutenzione e alla fornitura di pezzi di ricambi, supporto e assistenza.

Tuttavia, la distinzione a cui si fa riferimento maggiormente in letteratura (Tukker *et al.*, 2006; Tukker, 2004; Wallin *et al.*, 2013; Neely, 2008) individua:

a. *Product-oriented service*: i PSS che prevedono solo l'aggiunta di servizi che mirano all'ottenimento di miglioramenti nella fase d'uso del prodotto, la cui proprietà è del cliente. Un esempio è costituito dagli interventi manutentivi concordati nel momento della vendita di un bene.

b. *Use oriented services*: i PSS per cui la proprietà del bene rimane in capo al fornitore, che è quindi responsabile della manutenzione, delle riparazioni e del monitoraggio. È prevista la concessione d'utilizzo per il cliente e la "vendita" della funzioni del prodotto, in cambio di un pagamento pattuito. Appartengono a questa categoria i generici noleggi e leasing (di auto o macchinari, ad esempio) e tutti i fenomeni che hanno preso piede negli ultimi anni, appartenenti ai modelli di condivisione (più in generale di *sharing economy*, e nello specifico *car/bike/moto sharing, car pooling, ecc*).

c. *Result oriented services*: i PSS per i quali il driver d'azione è un bisogno specifico; prevedono cioè, che il fornitore sviluppi soluzioni complete in base ad esigenze di

clienti specifici oppure forniscano sistemi completamente nuovi in grado di adempiere a funzioni particolari. Un esempio è fornito dalla formula *payment-for-print*, che prevede che il produttore di fotocopiatrici si occupi di tutto ciò che riguarda la macchina e che il cliente paghi in base al numero di copie realizzate.

Tuttavia, i risultati dell'analisi condotta da Neely (2008) su un campione di quasi 23 mila società di tutto il mondo e di più settori industriali spingono l'autore a concludere che tale classificazione non è completa e che per rappresentare pienamente le strategie di servitizzazione attuabili della imprese devono essere aggiunte altre due categorie di sistema servizio-prodotto:

d. *integration oriented*: i PSS creati quando le imprese allargano l'offerta, internalizzando servizi che precedono o seguono l'attività principale (processo di integrazione verticale);

e. *service oriented PSS*: i PSS in cui le imprese integrano i servizi *all'interno* del prodotto. La proprietà è del cliente e i servizi aggiuntivi sono offerti come parte integrante dell'offerta. Un esempio sono le più recenti strumentazioni dotate di sensori che permettono l'analisi sullo stato dei componenti in remoto.

1.3 Il motivo della ricerca

1.3.1 Preambolo

Le definizioni di Product Service System presenti in letteratura, per quanto possano avere sfumature diverse, concordano all'unanimità in merito al fine ultimo dei PSS: soddisfare le esigenze dei clienti.

Un cliente è soddisfatto quando la prestazione offerta è superiore alle aspettative (Bolton, Ruth e Drew, 1991).

Diffusa è la tendenza ad utilizzare erroneamente in maniera interscambiabile il concetto di soddisfazione del cliente e quello di qualità del servizio.

Tse e Wilton (1988) definiscono la *soddisfazione* come la risposta del consumatore alla valutazione della discrepanza tra le aspettative e la prestazione percepita dopo il consumo. La *qualità di un servizio* è la misura di quanto il servizio erogato corrisponde alle aspettative del cliente (Lewis, Booms, 1983).

L'attinenza e similarità dei due concetti non deve tuttavia impedire di riconoscerne alcune sfumature sostanziali, motivo per cui gli accademici sostengono si tratti di due costrutti distinti (Caruana, 2000). Innanzitutto, la soddisfazione si manifesta nella fase post vendita del prodotto o servizio e riguarda una transazione specifica, mentre la qualità

non dipende da un momento in particolare. In entrambi i casi si parla di *aspettative*, tuttavia, secondo quanto affermato da Zeithaml, Berry, Parasuraman (1988) e Cronin, Taylor (1992) è possibile distinguere due accezioni diverse:

- *aspettative come previsione* di eventi futuri da parte del cliente riguardo al livello di performance. Tale significato è associato al concetto di soddisfazione e sottintende "cosa il cliente *vorrebbe* che accada";
- *aspettativa come desiderio*, a cui si fa riferimento nella definizione di qualità di un servizio e che riflette "cosa il cliente pensa *dovrebbe* accadere".

A lungo si è dibattuto sulla relazione esistente tra qualità dei servizi e soddisfazione dei clienti: alcuni autori (Bitner, 1990; Bolton e Drew, 1991) sostengono che il concetto di soddisfazione preceda, dal punto di vista temporale, la qualità di un servizio e ne costituisca un fattore determinante.

Altri (Parasuraman, Berry e Zeithaml 1985, 1988; Churchill e Suprenant, 1982) al contrario, sostengono che sia la qualità di un servizio ad influire sulla soddisfazione del cliente. Quest'ultima affermazione ha avuto ampio seguito nel corso degli anni: Cronin e Taylor (1992) dimostrano, in seguito ad un'indagine empirica, che la qualità ha un effetto significativo sulla soddisfazione, che a sua volta ha una relazione positiva con l'intenzione di acquisto di un cliente; allo stesso modo, anche Caruana (2000), Ruyter *et al.* (1997), Spreng e Mackoy (1996), Oliver, R.L. (1993) scrivono a sostegno di tale tesi.

In virtù di tutto ciò, considerando il ruolo fondamentale che assume la qualità nel processo di acquisto da parte del cliente, diventa vitale comprendere quali sono gli elementi in grado di influenzarla. L'individuazione delle determinanti della qualità di un bene è pertanto, una questione fondamentale nel mondo accademico e per il management aziendale, perché consente di misurare, controllare e migliorare la percezione che ha il cliente del prodotto/servizio (Johnston, 1995).

1.3.2 Gli obiettivi della ricerca

Le componenti della qualità per un bene manifatturiero sono solitamente valutate in relazione alle specifiche, le quali sono misure stabilite per alcune caratteristiche tangibili dei componenti e del prodotto finale (Montgomery, 2005). L'intangibilità dei servizi invece, rende decisamente più difficoltoso per le imprese capire come i consumatori percepiscono i servizi e la loro qualità (Franceschini, 2001).

Il seguente studio affronta il problema dell'individuazione delle determinanti della qualità per un product-service system, che incorporando componenti tangibili e componenti intangibili, costituisce un terreno di indagine poco esplorato.

In particolare, l'obiettivo dell'analisi è la ricerca dei fattori chiave della qualità per il *car sharing*, servizio di mobilità urbana che prevede la condivisione delle auto e appartenente alla categoria *use oriented* dei PSS. Si tratta di un business presente sul mercato da poco più di un ventennio ma che, tuttavia, non ha ancora raggiunto una stabilità. Come verrà approfondito nel seguito, il car sharing si colloca in uno scenario tumultuoso che è quello della mobilità urbana, di per sè un settore problematico dal punto di vista economico, e, inoltre, deve far fronte a concezioni radicate in certe culture come l'idea dell'auto come un oggetto di cui avere la proprietà e non da condividere. La storia del car sharing è piuttosto frammentaria: spesso, anche all'interno della stessa area urbana, si sono registrati grandi successi per alcuni provider e disastri colossali per altri; oppure, è accaduto che fornitori di questo PSS fossero elogiati in certi Paesi, ma abbiano incontrato molte ostilità in altri.

In contesti altamente incerti, come quello del car sharing, individuare i fattori che un utente prende in considerazione per reputare di qualità un prodotto/servizio costituisce un'indagine fondamentale perché consente di definire gli elementi su cui ai provider converrebbe puntare nella speranza di raggiungere il successo.

Lo studio si pone inoltre, l'obiettivo di effettuare il confronto tra il modello di determinanti del car sharing ottenuto a valle dell'analisi con il modello di determinanti della qualità di un servizio proposto in letteratura da Parasuraman, Zeithaml e Berry nel 1985. L'intento è scoprire le analogie e le differenze tra i due modelli e comprenderne le ragioni.

Capitolo 2

Il concetto di qualità nei Product Service Systems

2.1 Operazionalizzazione della qualità

2.1.1 Evoluzione del concetto di qualità

Le prime testimonianze riguardanti procedure per valutare la qualità di prodotti e servizi risalgono alla seconda metà del XIII secolo, quando, gli artigiani e i commercianti sottoponevano le merci a rigorose ispezioni e, addirittura apponevano simboli particolari per indicare alta qualità. Questo approccio nel mondo manifatturiero è stato adottato fino alla rivoluzione industriale, a cavallo tra XVIII e XIX secolo, quando con l'industrializzazione e, di conseguenza con la produzione di massa e la meccanizzazione del lavoro, subirono una trasformazione anche le modalità di controllo della produzione, che iniziarono a prevedere la verifica a tappeto durante la fase di collaudo finale, al fine di consegnare solo beni manifatturieri non difettosi (Fisher, Nair, 2006). La struttura dei costi dovuta al controllo gravava pesantemente sulle organizzazioni in quanto le macchine erano caratterizzate da alti tassi di errori, quindi numerose rilavorazioni e ingenti quantità di scarti.

Con l'avvento del '900 il concetto di qualità iniziò ad ampliarsi, la concorrenza difatti, spingeva le aziende ad immettere sul mercato prodotti sufficientemente soddisfacenti.

Agli anni '20 si attribuisce la formalizzazione delle pratiche di gestione e la nascita del controllo qualità statistico (Fisher, Nair, 2006) e negli anni '30 iniziò ad affermarsi l'idea che correggere gli errori costituiva una perdita di efficienza maggiore rispetto all'intervento sulla loro fonte generatrice di difetti e che i fattori *costo, tempo e qualità* dovessero essere contestualmente considerati durante tutto il processo, superando così la concezione del controllo solo sul prodotto finale (Weckenmann, Akkasoglu e Werner, 2013).

Dopo la II guerra mondiale, il consumatore cominciò ad essere cosciente dei propri bisogni e le imprese captarono l'evoluzione sociale in atto e compresero la necessità di puntare sulla *fidelizzazione* dei clienti. Ciò significava non solo implementare il controllo di prodotto e processo, ma anche identificare a priori rischi e problemi eventualmente legati all'utilizzo del bene.

Negli anni '70, per interpretare correttamente i bisogni del cliente e assicurare un alto livello di qualità, ci si rese conto di quanto fosse importante implementare il controllo non solo al livello della produzione, ma in ogni funzione dell'organizzazione. Iniziò pertanto, ad instaurarsi il *Total Quality Management (TQM)*, modello di gestione aziendale in cui ogni dipendente si impegna a migliorare costantemente l'abilità di fornire al cliente un prodotto o servizio di valore.

Successivamente, l'internazionalizzazione e l'inasprimento della concorrenza, la crescente complessità dei prodotti che portava ad aumentare le interdipendenze interne all'organizzazione (tra le funzioni) ed esterne tra le aziende (vari fornitori e clienti), portarono a galla la necessità di standard condivisi livello internazionale. A partire dagli anni '80, fu pubblicata la classe 9000 delle norme ISO (*International Organization for Standardization*). Quest'ultima - più volte aggiornata e di cui è attualmente in vigore l'edizione 2015 con sigla UNI EN ISO 9000:2015 - definisce i requisiti della realizzazione di un sistema di gestione della qualità all'interno di una organizzazione.

Solamente nell'ultimo trentennio dello scorso secolo, il concetto di qualità ha subito un ulteriore ampliamento della propria area di interesse inglobando i servizi come oggetto di studio. A partire dagli anni '80 si sono moltiplicate le indagini mirate all'individuazione delle caratteristiche atte a soddisfare le esigenze dei clienti e i tentativi di rendere operativo nelle applicazioni il concetto di qualità.

2.1.2 I fattori determinanti nella percezione della qualità di un servizio

L'attenzione nei riguardi della qualità è aumentata sempre più nel corso del tempo grazie all'inequivocabile beneficio che essa può apportare alle aziende (Parasurman, Zeithaml, Berry, 1985). Per comprendere quanto un prodotto o un servizio sia adeguato ai clienti è necessario *misurare* la qualità, ovvero stabilire un sistema in grado di definire la rispondenza tra prestazioni ipotizzate e quelle realmente fornite (Franceschini, 2001).

L'intrinseca complessità che caratterizza il problema della misura del costrutto della qualità ha spinto i ricercatori ad approfondire questo tema. Il giudizio del cliente in merito alla qualità di un bene si può difatti, formare considerando sia elementi tangibili (come il colore, le dimensioni, ecc.) sia caratteristiche intangibili, la cui interpretazione in merito alla percezione del cliente è difficoltosa. Ai prodotti, per loro natura, è più semplice

associare elementi tangibili; al contrario, i servizi si contraddistinguono per intangibilità, eterogeneità e contestualità e valutarne gli attributi non è un'operazione semplice (Parasuramann, Zeithaml, Berry, 1985).

Il modello proposto da Parasurman, Zeithaml, Berry (1985)

Partendo dalla definizione fornita da Lewis e Booms (1983), i quali sostengono che la qualità di un servizio sia la misura di quanto il servizio reso corrisponda alla aspettative, Parasuramann, Zeithaml e Berry (1985) (d'ora in avanti indicati con PZB) sviluppano il primo modello concettuale per la descrizione della qualità nei servizi.

Per la costruzione del modello gli autori intervistano gruppi di clienti e dirigenti di aziende appartenenti a quattro settori diversi: servizi bancari per i privati, carte di credito, intermediazione di titoli e riparazione/manutenzione di prodotti. L'indagine conferma empiricamente l'assunto della qualità come scostamento tra attese e percezioni e ha consentito di individuare un modello di valenza generale, indipendente cioè dal servizio in questione, che consta di dieci *fattori determinanti della percezione della qualità di un servizio* (come riportato nella *tabella 2.1*).

Tabella 2.1: Fattori determinanti della qualità nei servizi (Parasuraman, Zeithaml, Berry, 1985)

1. Affidabilità: implica la corrispondenza tra prestazioni e fiducia. Affidabilità significa che l'azienda esegue il servizio nel modo giusto la prima volta e mantiene le promesse. Esempi di affidabilità riguardano: - la precisione nella fatturazione; - la corretta tenuta delle registrazioni; - l'esecuzione del servizio al momento stabilito.
2. Capacità di risposta: riguarda la volontà e prontezza degli addetti nel fornire il servizio. Comprende la tempestività nel servizio. Esempio di capacità di risposta: - prontezza nel richiamare il cliente; - rapidità nel dare appuntamenti.

3. Competenza: significa possedere le abilità le conoscenze necessarie ad eseguire il servizio. Comprende, ad esempio:

- conoscenze ed abilità del personale a contatto con il cliente;
- conoscenze e abilità del personale di supporto operativo;
- capacità di ricerca (ad es. aziende di intermediazione dei titoli).

---

4. Accesso: riguarda la possibilità di accesso e la facilità di contatto. Per esempio, fa riferimento a:

- servizio facilmente accessibile telefonicamente;
- tempi di attesa non lunghi quando si offre il servizio;
- comodo orario di apertura;
- comoda ubicazione delle attrezzature di servizio.

---

5. Cortesia: significa gentilezza, rispetto, considerazione e amabilità da parte del personale di contatto. Comprende:

- considerazioni per quanto è di proprietà del consumatore;
- aspetto pulito e curato del personale a contatto con il pubblico.

---

6. Comunicazione: significa tenere informati i clienti con un linguaggio comprensibile, prestando loro ascolto. L'azienda deve adattare il linguaggio alla portata di ogni tipo di cliente, esprimendosi in maniera più evoluta con i clienti più colti e in termini più semplici con quelli meno esperti. Include per esempio:

- spiegazione del servizio stesso;
- la precisazione dei costi;
- la spiegazione delle relazioni tra servizio e costo;
- la rassicurazione a cliente che l'inconveniente sarà risolto.

---

7. Credibilità: significa fiducia e onestà. Essa comporta l'avere a cuore l'interesse del cliente. Contribuiscono alla credibilità:

- il nome e la reputazione dell'azienda;
- le caratteristiche proprie del personale a contatto con il cliente.

---

8. Sicurezza: è la libertà del pericolo, dal rischio e dal dubbio. Comprende:

- la sicurezza fisica;
- la sicurezza finanziaria;
- la riservatezza.

---

9. Capire/Conoscere il cliente: significa adoperarsi per capire le esigenze del cliente. Comprende, ad esempio:

- imparare quali sono le esigenze specifiche del cliente;
- prestare attenzione individualizzata;
- riconoscere il cliente abituale.

---

10. Elementi tangibili: riguardano i supporti materiali al servizio:

- strumenti ed attrezzature usate per fornire il servizio;
- componenti tangibili del servizio;
- altri clienti presenti nell'ambiente in cui si offre il servizio.

Dopo aver individuato le componenti della qualità per un servizio, Parasuraman, Zeithaml e Berry (1988) hanno sviluppato uno strumento atto ad eseguire l'operazionalizzazione della misura della qualità: il *SERVQUAL*. Si tratta di un questionario a più voci, a cui gli intervistati sono chiamati a rispondere esprimendo il loro giudizio su una scala del tipo *differenziale semantico* a sette punti.

2.1.3 Altri modelli proposti dalla letteratura

Successivamente al lavoro di Parasuraman, Zeithaml e Berry, numerosi altri studiosi, come illustrato nella tabella 2.2 si sono occupati di questa tematica. Alcuni di essi, tramite le loro ricerche hanno supportato il modello PZB, altri ne hanno criticato alcuni aspetti ampliando il numero delle determinanti o individuandone delle altre.

Tabella 2.2: *Autori che hanno sviluppato modelli per l'operazionalizzazione della misura della qualità*

Autore	**Campo d'indagine**	**Risultato ottenuto**
Berry *et al* (1985)	Analisi sul grado di correlazione tra le dieci determinanti individuate da PZB	Porpongono un modello costituito da 5 dimensioni: *tangibles, reliability, responsiveness, assurance, empathy.*
Finn and Lamb (1991)	Indagine nel mercato della vendita al dettaglio	Il risultato non supporta Berry *et al* (1985) e dimostra che 5 dimensioni sono insufficienti per valutare la qualità nel retailing.
Cronin and Taylor (1992)	Studio nel settore banche, controllo dei parassiti, lavaggio a secco e fast food	Il risultato non supporta in nessuno dei campioni considerati il modello a 5 dimensione di Berry *et al* (1985).
Johnston *et al.* (1990)	Indagine empirica su dati raccolti in 10 società di servizi del Regno Unito. I non comprendono la prospettiva del cliente	Offrono supporto al modello a 10 determinanti di PZB. Gli autori suggeriscono però di allargare le dimensioni a 12: *access, appearance/aesthetics, availability, cleanliness/tidiness, comfort, communication, competence, courtesy, friendliness, reliability, responsiveness, security.*
Johnston and Silvestro (1990)	Aggiungono all'indagine la prospettiva del cliente	Il risultato aggiunge altre 5 determinanti alle 12 individuate nel lavoro precedente: *attentiveness/helpfulness, care, commitment, functionality, integrity.*

Grönroos (1990)		Propone 6 criteri in grado di influenzare la qualità percepita: *professionalism and skills; attitudes and behaviour; accessibility and flexibility; reliability and trustworthiness; recovery; reputation and credibility.*
Albrecht and Zemke (1985)		Suggeriscono come determinanti: *care and concern, spontaneity, problem solving and recovery.*
Armistead (1990)		Distingue le dimensioni in *firm* e *soft*. Le prime sono: *time* (incluso *availability, waiting time and responsiveness*), *fault freeness* (incluso *physical items, information and advice*) e *flexibility* (abiità di recuperare agli errori commessi, personalizzare il servizio e aggiungere servizi accessori). Le dimensioni *soft* sono: *style, steering* (grado con cui il cliente si sente artefice del proprio destino), *safety* (fiducia, sicurezza, riservatezza).
Garvin (1987)		Individua 8 attributi per un prodotto: *performance, features, reliability, conformance, durability, serviceability, aesthetics and perceived quality.*
Schvaneveldt *et al.* (1991)	Analisi sperimentale su alcuni servizi quali banche, ristoranti, lavanderie e supermercati	Individuano 5 determinanti: *performance, assurance, completeness, easy of use, emotion/environment.*

Com'è possibile notare non può essere attuata una valutazione in merito alla qualità considerando un solo aspetto, tutti i modelli constano di molteplici dimensioni. La qualità è esprimibile pertanto, su una scala multidimensionale, la cui definizione è un'attività complessa a causa della difficoltà nel delimitare e misurare il costrutto (PZB, 1985).

Le dimensioni della qualità possono essere grandezze di tipo fisico, espresse mediante un numero e un riferimento che ne caratterizza il valore oppure grandezza di tipo non fisico, le quali non possiedono una catena di riferibilità metrologica. Tale distinzioni non

preclude tuttavia, il processo di misurazione: per le grandezza fisiche si ricorre al confronto con un campione di riferimento; per quelle non fisiche si ricorre al giudizio di un soggetto valutatore espresso su una scala con categorie di risposta, in cui l'aspettativa funge da riferimento. Per questo motivo, i metodi tradizionali prevedono si proceda interpellando gli individui, intervistandoli o somministrando loro questionari appositamente costruiti, la cui formalizzazione è parecchio onerosa sia in termini di tempo che di risorse. A ciò segue la fase di elaborazione della "voce del cliente" e l'interpretazione dei risultati.

Per lo sviluppo di questo studio invece, è stato deciso di non intraprendere la strada tradizionale di indagine e di testare un nuovo cammino.

2.2 Metodo innovativo d'indagine sulle determinanti della qualità

I modelli finora presentati sono stati tutti generati da una o più delle seguenti modalità tradizionali di raccolta delle informazioni: indagini su gruppi di clienti, ovvero *focus group*, interviste a dirigenti di aziende, sondaggi, questionari, dati storici.

Tuttavia, con l'evoluzione delle tecnologie e l'avvento dei media online si è prefigurato un nuovo modo di indagine delle preferenze dei consumatori e di raccolta delle informazioni: le recensioni rilasciate spontaneamente dai clienti sulle diverse piattaforme presenti sul web. Tali dati, la cui consultazione è solitamente gratuita, possono rappresentare la nuova frontiera per l'estrazione delle componenti della qualità.

Nel seguente studio, con l'obiettivo di individuare le dimensioni latenti della qualità di un sistema servizio-prodotto, si è scelto di sfruttare le potenzialità di questo nuovo metodo di indagine. I passi seguiti nell'analisi verranno presentati dettagliatamente nelle sezioni che seguono.

2.2.1 Gli *User generated content (UGC)*

I metodi di indagine sulla qualità che prevedono questionari o focus group mettono i ricercatori di fronte al trade-off tra l'onere, sia in termini di costi che di tempi, associato alla raccolta dei dati e il grado di dettaglio del lavoro: quanto più si vuole approfondire la ricerca, tanto più si deve investire (Guo *et al.*, 2016).

Nel corso degli ultimi anni, Internet ha assunto un ruolo sempre più centrale nella quotidianità e nel 2005 O'Reilly ha coniato il termine *Web 2.0* per definire la fase che sta attraversando il web, caratterizzata dalla possibilità degli utenti di interagire e modificare i contenuti delle pagine internet. La definizione di Wilson *et al.* (2011) afferma che il Web 2.0 è la seconda generazione del web, in cui le applicazioni e i servizi sono incentrare

sull'utente al fine di promuovere le connessioni sociali, la condivisione di informazioni e contenuti media, la creazioni di contenuti e le collaborazioni tra tutti gli individui e le organizzazioni. Internet ha quindi, favorito lo sviluppo e soprattutto l'utilizzo di piattaforme in cui gli utenti si mettono in comunicazione, si confrontano tra loro, *inter pares*, in merito a qualunque servizio o prodotto, rilasciando contenuti di diversa natura (audio, video, foto, messaggi, discussioni, blog) in base alla propria esperienza e attingendo informazioni dai resoconti altrui.

Il materiale rilasciato online dagli utenti web è chiamato *User Generated Content* e indicato con la sigla UGC. La nuova frontiera è quindi, rappresentata dall'analisi di questi contenuti per identificare i bisogni dei clienti. Gli UGC sono velocemente reperibili e gratuiti; inoltre, sono costantemente aggiornati, il che significa che per l'azienda è molto più semplice anche cogliere la dinamicità di certi aspetti di interesse e soprattutto, hanno costi marginali bassi (Timoshenko, Hauser, 2019).

Tuttavia, vi è una questione molto importante legata a questo genere di contenuti: si tratta di quantità di dati enormi. Ed è vero che una mole di dati equivale a molte informazioni, ma è altrettanto vero che una parte sostanziosa del contenuto informativo è senza dubbio inutile, ripetitiva e del tutto irrilevante. Ciò rende impossibile o inefficiente il trattamento dei dati da parte di umani anche perché si tratta di dati non strutturati, creati a piacimento degli utenti, ognuno secondo i propri criteri.

Per processare una raccolta di UGC è più efficiente far affidamento a tecniche di *data mining* in grado di effettuarne il processamento, cioè di estrapolare e trattenere solo le informazioni significative, eliminando tutto ciò che è ridondante.

L'interpretazione dei risultati e la conversione delle informazioni ottenute in attributi da implementare sui prodotti o servizi per "ascoltare la voce del cliente" è invece, un compito che non può assolvere un calcolatore, ma che spetta in ogni caso all'uomo (Timoshenko, Hauser, 2019).

2.3 Il *Machine learning, data mining, text mining*

A partire dagli anni '90, parallelamente alla crescente disponibilità di prodotti hardware sempre più potenti in termini di elaborazioni eseguibili e alla diffusione di Internet, che ha semplificato la reperibilità e la distribuzione dei dati digitali, l'apprendimento automatico, più noto come *machine learning*, ha attratto l'interesse degli studiosi. Esso è un ambito di ricerca dell'intelligenza artificiale, che a sua volta è una disciplina sperimentale appartenente all'informatica (Somalvico *et al.*).

Il *machine learning* si occupa della creazione e applicazione di algoritmi che migliorano le loro prestazioni in base alla loro esperienza; in altre parole, l'apprendimento avviene a

partire da un insieme di dati e prevede la realizzazione di predizioni su di essi, costruendo in modo induttivo un modello basato sui campioni.

Nell'ambito del *machine learning*, una delle aree applicative di rilievo riguarda il *Data Mining*, con cui si fa riferimento al processo di estrazione di informazioni potenzialmente utili da un'ampia raccolta di dati strutturati (Delen, Crossland, 2008). L'aggettivo "strutturato" è idoneo per i dati che rispettano un modello predefinito di creazione; in altre parole, i database di dati strutturati sono costruiti per essere processati con metodi automatici, per cui la loro struttura è facilmente riconoscibile e interpretabile per il calcolatore.

I dati in esame possono essere di qualunque natura: codici, numeri, ecc. Se invece, l'analisi riguarda dati testuali, ovvero una sequenza di parole, si parla di *text mining*.

Il text mining è considerato un ramo appartenente al campo del data mining, da cui però, differisce perché prevede l'analisi di dati *non* strutturati. I testi, che siano frasi, recensioni, articoli, libri, manuali, ecc. sono creati per essere letti e recepiti da persone. Una macchina non può infatti "comprendere" un corpo testuale. In una modalità del tutto semplificata, il text mining opera rappresentando un testo sotto forma di numeri, che vengono quindi processati e analizzati (Delen, Crossland, 2008).

2.4 Le fasi del text mining

Il processo di text mining è solitamente costituito da 5 fasi (Silva, Osório, 2004; Delen, Crossland, 2008):

1. **raccolta dei documenti**: consiste nel reperimento dei documenti d'interesse per lo studio e dai quali si intende estrarre le informazioni desiderate;

2. **pre-processamento del testo**: prevede la trasformazione dei documenti scritti in linguaggio naturale in testi che abbiano i soli termini significativi;

3. **preparazione e selezione dei dati**: consiste nell'identificazione dei vocaboli rilevanti oppure di frasi chiave interne al testo e l'individuazione di proprietà particolari dei documenti;

4. **estrazione della conoscenza**: consiste nell'applicazione delle tecniche di machine learning per raggiungere uno dei seguenti obiettivi:

    - estrazione di informazioni: identificazione di frasi o parole chiave e di relazioni interne al testo, riconoscendo degli schemi (i cosiddetti *pattern*);
    - categorizzazione: identificazione delle principali tematiche e associazione dei documenti ad un set di categorie predefinite;

- *clustering*: raggruppamento dei documenti ritenuti simili tra loro in categorie non predefinite a priori;
- collegamenti tra concetti: mettere in relazione documenti individuando concetti comuni in modo tale che per l'utente possa essere più semplice ampliare la propria ricerca rispetto al metodi tradizionali;
- ricerca della risposta più appropriata ad una domanda tramite l'individuazione di schemi ricorrenti;
- creazione di un sommario/riassunto per permettere all'utente di risparmiare tempo nelle ricerche;

5. **Validazione e interpretazione dei risultati**: prevede la verifica della validità degli esiti ottenuti e l'interpretazione.

2.4.1 Topic modeling

Una delle tecniche più utilizzate nell'ambito del text mining è il *topic model*, strumento di analisi non supervisionato, ovvero automatico, che consta di algoritmi a cui si ricorre con l'obiettivo di generare un testo.

L'ipotesi alla base del metodo è che il processo generativo di un testo da parte del suo autore preveda due momenti successivi: prima la decisione sugli argomenti, i *topic*, da affrontare e poi la creazione del documento contestualmente alla decisione sulla proporzione con cui ciascun argomento sarà trattato nel testo. In pratica, si può immaginare che l'autore, durante il processo di scrittura, abbia a disposizione dei sacchetti - che rappresentano i topic - all'interno dei quali sono presenti delle parole, ripetute un numero diverso di volte in base alla loro rilevanza rispetto al sacchetto. Per comporre un testo, egli deciderà anzitutto da quali sacchetti pescare le parole, quindi estrarrà una quantità di parole proporzionale all'importanza che decide di assegnare all'uno o più topic scelti. Poi razionalmente disporrà le parole in maniera tale da formare un testo comprensibile. Il documento così prodotto sarà composto da parole che hanno una distribuzione determinata dall'importanza assegnata ai topic selezionati e dall'importanza delle parole in ognuno dei sacchetti (Ciotti, 2017).

Per esempio se un autore decide di scrivere un documento sulla città di Torino, e di affrontare per una data percentuale il tema "luoghi d'interesse", nel cui sacchetto la parola "Mole" ha un'elevata probabilità di apparire, essa apparirà nel testo con un'alta frequenza relativa.

A rendere il metodo particolarmente degno di interesse è l'applicazione in senso contrario: i topic model infatti, sono in grado di *leggere* una raccolta di documenti ed estrarre

automaticamente i topic. Questi ultimi sono definiti come "ciò di cui si parla" in un testo (Meier *et al,* 2018).

L'utilità di tale strumento si coglie pensando alle potenzialità associate alla scoperta degli argomenti trattati negli articoli più letti di una rivista o di un sito, oppure quelli più discussi nei forum, oppure ancora quali sono i temi più quotati nelle recensioni. È per questo che, con la crescita smisurata della disponibilità di dati online, è diventato sempre più importante nel corso degli anni fare affidamento su metodi in grado di automatizzare l'analisi ed estrapolare informazioni utili e ricche di potenzialità, nonché scoprire gli argomenti trattati e le eventuali relative connessioni, tenendo conto anche dell'evolvere dinamico dovuto all'impatto del tempo (Blei, 2012).

La scelta di ricorrere ad un'indagine di topic modeling è basata sull'idea che i clienti usino fondamentalmente criteri simili per valutare la qualità. Tali criteri creano il giudizio del cliente e vengono "confidati" agli altri utenti tramite le recensioni. Pertanto, ricercare i topic affrontati nelle review equivale a raggruppare tali attributi in categorie, che dunque costituiscono le *dimensioni* chiave di un servizio/prodotto.

2.5 Latent Dirichelet Allocation (LDA)

Per questo studio si è deciso di ricorrere al *Latent Dirichelet Allocation (LDA)*, divenuto nel corso degli ultimi anni il modello standard *de facto* nel campo del topic modeling (Koltsov, 2004).

2.5.1 Descrizione formale dell'algoritmo LDA

Si ricorre al LDA se si intende scoprire quali sono i topic nascosti all'interno di una raccolta di testi. Il metodo non richiede classificazione precedente dei documenti, ma prevede piuttosto che gli argomenti *emergano* dall'analisi dei testi (Blei, 2012).

L'ipotesi assunta per l'applicazione è il concetto della "scambiabilità": la struttura sintagmatica delle proposizioni viene ignorata, ovvero l'ordine delle parole nel testo non conta e allo stesso modo è trascurabile l'ordine dei documenti nella raccolta. Si tratta certamente di una semplificazione del metodo, che tuttavia non ne riduce l'efficacia computazionale e consente di rappresentare una raccolta di variabili casuali come un insieme di distribuzioni (Blei, 2003).

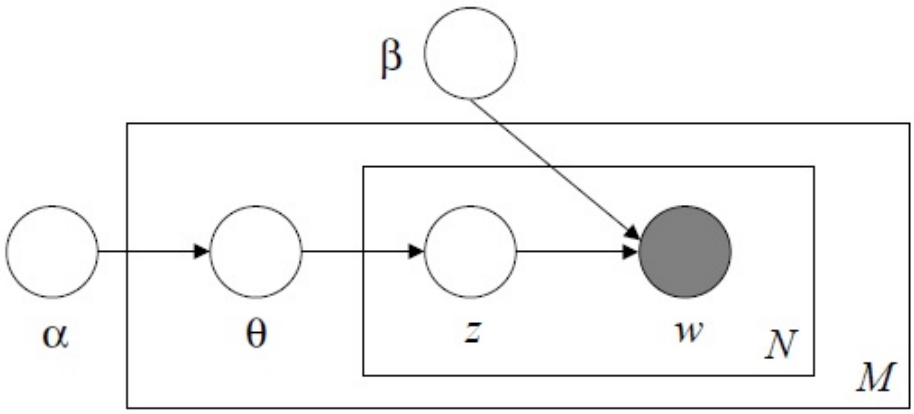


Figura 2.1: *Rappresentazione grafica del metodo LDA. I rettangoli raffigurano le iterazioni effettuate dall'algoritmo per tutte le N parole e per tutti gli M documenti, al fine di individuare la distribuzione delle parole per ogni topic z e la distribuzione θ dei topic in ogni documento.*

Formalmente, utilizzando la notazione proposta da (Blei, 2003):

- una *parola* è l'unità fondamentale costituente il vocabolario V; quest'ultimo è rappresentato con un vettore di dimensione V e gli elementi corrispondenti alle parole, tale che il vocabolo $v - esimo$ è indicato con w_v, con $v \in [1,V]$;
- un *documento* è una sequenza di N parole, denotato con $\mathbf{w} = (w_1, w_2, ..., w_N)$, dove w_N rappresenta l'N-*esima* parola nella sequenza;
- un *corpus* è l'insieme degli M documenti, indicato con $\mathbf{D} = \{\mathbf{w_1}, \mathbf{w_2}, ..., \mathbf{w_M}\}$.

Il funzionamento del modello LDA può essere rappresentato graficamente con lo schema in *figura 2.1*. Il rettangolo più interno rappresenta un generico documento N, mentre il rettangolo più esterno rappresenta tutto il corpus M. Invece, i cerchietti raffigurano le variabili del modello: il cerchietto pieno rappresenta la parola generica w che è l'unica variabile osservabile, mentre i cerchietti vuoti rappresentano le variabili non osservabili. La variabile z rappresenta la distribuzione dei topic all'interno di documento (infatti è raffigurata dentro il rettangolo più interno); θ rappresenta la distribuzione dei topic all'interno del corpus (infatti è raffigurata dentro il rettangolo più esterno); α e β sono parametri delle distribuzioni assunti *a priori* dal modello (costituiscono dunque un input ed è per questo che sono raffigurati fuori dai rettangoli). L'algoritmo LDA "legge" le parole di ogni documento, "scopre" le relazioni nascoste e identifica i topic con le relative distribuzioni di parole e all'interno del corpus M identifica la distribuzione di topic per ogni documento.

La probabilità che il topic *k-esimo* sia trattato nel documento corrisponde alla probabilità che una variabile casuale θ di dimensione K segua una distribuzione Dir(α) ed è definita:

$$p(\theta|\alpha) = \frac{\Gamma(\sum_{k=1}^{K} \alpha_k)}{\prod_{k=1}^{K} \Gamma(\alpha_k)} \prod_{k=1}^{K} \theta_k^{\alpha_k - 1} \tag{2.1}$$

Il numero di topic K è uno degli input del metodo LDA e verrà discusso nel seguito il processo di estrazione di tale parametro. La distribuzione di Dirichelet è adatta per questo metodo essendo coniugata naturale della distribuzione multinomiale.

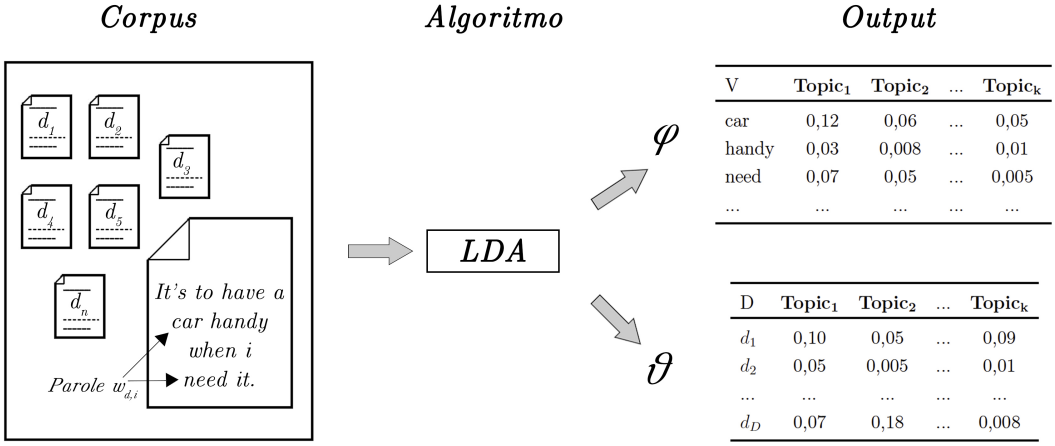
Dati quindi i parametri α e β, la distribuzione θ dei topic, i topic $\mathbf{z}$ e le parole $\mathbf{w}$ sono date da:

$$p(\theta, \mathbf{z}, \mathbf{w}|\alpha, \beta) = p(\theta|\alpha) \prod_{k=1}^{N} p(z_k|\theta) p(w_n|z_k, \beta) \tag{2.2}$$

Per poter cogliere meglio il funzionamento del metodo vale la pena introdurre un esempio. Si pensi di leggere delle recensioni riguardo ad un ristorante. Ognuno di esse parlerà dell'uno o più aspetti su cui il recensore ha deciso di soffermarsi. Leggendo alcuni dei contenuti, il lettore è in grado di individuare gli argomenti trattati (ad es. la pulizia del locale, la bontà delle pietanze, la gentilezza del personale, e così via). Per poter stabilire i topic della recensione il lettore inconsapevolmente stabilisce un gruppo di parole che rimanda ad un determinato topic. Si consideri questa recensione: "Siamo stati accolti da un cameriere molto gentile, che ci ha sorriso e accompagnato al tavolo. Le superfici e i pavimenti erano puliti, non vi era polvere da nessuna parte". La lettura del testo innesca un processo spontaneo per cui il lettore stabilisce che le parole *cameriere, gentile, sorriso, accompagnato* "appartengono" ad un stesso topic, che egli stesso decide di denominare *gentilezza del personale*. Allo stesso modo il lettore dinanzi ai vocaboli *superfici, puliti, polvere* capisce che rimandano ad un altro topic che decide chiamare *pulizia del locale*.

Dunque il lettore è in grado di riconoscere se vengono trattati più argomenti ed è inoltre capace di stabilire se ve n'è uno principale. Si consideri adesso la recensione "Tavolo pieno di briciole, tuttavia il cameriere è venuto subito a scusarsi e ci ha assegnato un altro tavolo; dopodiché ci ha offerto un antipasto. Era molto simpatico e ci ha raccontato degli aneddoti divertenti". In questo caso i topic affrontati sono gli stessi della recensione precedente, ma è facilmente riconoscibile che il topic principale è senz'altro la *gentilezza del personale* perché la porzione di testo ad esso relativa è maggiore rispetto a quella riguardante la *pulizia del locale*.

Il metodo LDA per studi di topic modeling funziona esattamente in questo modo: la



V	$\mathbf{Topic_1}$	$\mathbf{Topic_2}$	...	$\mathbf{Topic_k}$
car	0,12	0,06	...	0,05
handy	0,03	0,008	...	0,01
need	0,07	0,05	...	0,005
...	...	...	...	...

D	$\mathbf{Topic_1}$	$\mathbf{Topic_2}$	...	$\mathbf{Topic_k}$
d_1	0,10	0,05	...	0,09
d_2	0,05	0,005	...	0,01
...	...	...	...	...
d_D	0,07	0,18	...	0,008

Figura 2.2: *L'algoritmo LDA processa il corpus* $\boldsymbol{D}$ *costituito dai documenti del dataset e restituisce in output la matrice* $\varphi_{\mathbf{1}}, ..., \varphi_{\mathbf{K}}$ *(Vocaboli x Topic) e la matrice* $\theta_{\mathbf{1}}, ..., \theta_{\mathbf{D}}$ *(Documenti x Topic)*

"lettura" dei testi permette all'algoritmo scoprire le relazioni delle parole e di raggrupparle per tematiche. Dunque il primo output restituito da LDA sono gruppi di parole che per l'algoritmo sono inerenti allo stesso argomento. La fase di denominazione del gruppo di parole, ovvero la comprensione dell'argomento, è invece svolto per mezzo dell'intervento umano proprio perché è necessario comprenderne il significato e la macchina non è in grado di farlo. In aggiunta però LDA riconosce quanto ogni topic è presente all'interno di ogni documento. Il secondo output restituito dal topic model è quindi una matrice in cui viene riportato per ogni documento la probabilità che ciascun topic venga affrontato.

Si può procedere dunque ad una formalizzazione del metodo di topic model. Si consideri una raccolta di documenti testuali $\mathbf{D}$ e si indichi con K il numero totale di topic affrontati in tutto il corpus. Ognuno dei documenti, che in questo caso corrispondono a recensioni, può trattare uno o più di questi K topic. L'obiettivo dell'algoritmo è stabilire innanzitutto quali sono i gruppi di parole che compongono i topic, con le relative probabilità di appartenenza di ogni parola a quel gruppo. In secondo luogo l'algoritmo fornisce la distribuzione di probabilità dei K topic all'interno di ogni documento. Le probabilità di appartenenza delle parole al generico topic $i - esimo$ sono rappresentate da un vettore indicato con $\varphi_{\mathbf{i}}$. Pertanto il primo output è costituito dai K vettori, $\varphi_{\mathbf{1}}, ..., \varphi_{\mathbf{K}}$.

La *tabella 2.3* mostra un esempio del primo output restituito dal metodo LDA, ovvero un gruppo di parole e le relative probabilità di appartenenza a quel gruppo. La distribuzione $\varphi_{\mathbf{i}}$ è un vettore di probabilità di lunghezza V, con V numero di parole presenti nel vocabolario. Un elemento generico p_v del vettore $\varphi_{\mathbf{k}}$ corrisponde alla probabilità che la $v - esima$ parola appartenga al $k - esimo$ topic.

Topic $k-esimo$	
$word_1$	p_1
$word_2$	p_2
.	p_3
.	.
$.word_v$	p_v
.	.
.	.
$word_V$	p_v

Tabella 2.3: Il generico k-esimo topic è costituito dalle parole $w_1, w_2, ..., w_V$ con le relative probabilità di appartenenza a tale topic

La *figura 2.3* mostra invece, la distribuzione dei topic all'interno del generico documento $d-esimo$, che è rappresentato da un vettore di dimensione K, indicato con $\theta_\mathbf{d}$. Un elemento generico del vettore θ_{di} è la probabilità che il topic $i-esimo$ appaia nel documento $d-esimo$.

Le $\theta_\mathbf{1}, ..., \theta_\mathbf{D}$ e $\varphi_\mathbf{1}, ..., \varphi_\mathbf{K}$ seguono una distribuzione *a priori* appartenente alla famiglia di distribuzioni di Dirichelet. Ognuna delle due distribuzioni dipende dal parametro K prescelto e inoltre, dai parametri rispettivamente α, chiamata *topic concentration* e β, chiamata *word concentration*. Si tratta di parametri che influenzano la specificità delle distribuzioni (Meier, 2018).

L'obiettivo di tale tecnica è individuare i vettori $\theta_\mathbf{1}, ..., \theta_\mathbf{D}$ e $\varphi_\mathbf{1}, ..., \varphi_\mathbf{K}$, "leggendo" le parole che compongono le recensioni.

Quindi riassumendo, l'algoritmo LDA funziona nel seguente modo:

1. viene generato un vocabolario V, raccogliendo tutte le parole presenti nel corpus. Ogni documento viene elaborato ed entra a far parte di una struttura dati, nota come *bag of words* (BoW). Quest'ultima consiste in una matrice, le cui righe corrispondono agli M documenti e le cui colonne sono associate alle V parole. Un elemento generico x_{ij} della matrice, numero intero non negativo rappresenta la frequenza assoluta delle parola *j-esima* nel documento *i-esimo*. Se la parola non è presente nel dato documento in corrispondenza di questo incrocio vi è 0;

	k_1	...	k_i	...	k_K	
$Documento_1$	θ_{11}	...	θ_{1i}	...	θ_{1k}	θ_1
:	:	...	:	...	:	
$Documento_d$	θ_{d1}	...	θ_{di}	...	θ_{dK}	
:	:	...	:	...	:	
$Documento_M$	θ_{M1}	...	θ_{Mi}	...	θ_{MK}	

Figura 2.3: *Visualizzazione del vettore θ_1 e dell'elemento generico θ_{di} a titolo di esempio.*

2. si inseriscono gli input del metodo (ognuna dei seguenti punti verrà affrontato nel paragrafo successivo):
   a. il numero di topic K;
   b. il parametro α;
   c. il parametro β;
   d. il metodo di inferenza degli iperparametri;
3. l'algoritmo esegue dei cicli iterativi di verifica e aggiornamento delle probabilità di assegnazioni delle parole ai topic. Per ogni parola w, LDA procede al calcolo della probabilità che essa faccia parte di un documento specifico, sulla base della:
   - frequenza relativa con cui w appare in k;
   - frequenza assoluta dei restanti termini di k in d.

A valle di tale analisi, LDA restituisce in output:

- $\varphi_1, ..., \varphi_K$: sotto forma di K gruppi di parole con le relative probabilità di appartenenza al $k - esimo$ topic. Ogni gruppo, come già anticipato, contiene tutte le parole del vocabolario; ciò che cambia tra i topic è la probabilità che le parole vi compaiano al proprio interno (esempio in *tabella 2.4*).

Topic 1		Topic 2		...		Topic K	
$word_1$	p_1	$word_1$	p_1	$word_1$	p_1	$word_1$	p_1
$word_2$	p_2	$word_2$	p_2	$word_2$	p_2	$word_2$	p_2
$word_3$	p_3	$word_3$	p_3	$word_3$	p_3	$word_3$	p_3
.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.
$word_v$	p_v	$word_v$	p_v	$word_v$	p_v	$word_v$	p_v

Tabella 2.4: Output $\varphi_{\mathbf{1}}, ..., \varphi_{\mathbf{K}}$ restituito da LDA: per ogni topic vengono mostrate le parole in ordine decrescente di probabilità di appartenenza a quel topic. Ogni gruppo avrà tutte le V parole disposte in ordine diverso

- $\theta_{\mathbf{1}}, ..., \theta_{\mathbf{D}}$: sotto forma di matrice con tutti i documenti sulle righe e i K topic sulle colonne, con all'interno i valori della probabilità che il topic $k - esimo$ compaia nel documento $i - esimo$. Tale risultato consente di individuare per ogni documento il topic principale (esempio in *tabella 2.5*)
  .

Review	**Topic 1**	**Topic 2**	**Topic 3**	**...**	**Topic** $K-1$	**Topic K**	**Somma prob.**
...	...	...	...	...	...	...	...
$Text_{d-1}$	0,0143	0,9544	0,0028	0,0009	0,0010	0,000	1
$Text_d$	0,0143	0,9544	0,0028	0,0009	0,0010	0,000	1
$Text_{d+1}$	0,0143	0,9544	0,0028	0,0009	0,0010	0,000	1
...	...	...	...	...	...	...	...

Tabella 2.5: Output $\theta_{\mathbf{1}}, ..., \theta_{\mathbf{D}}$ restituito da LDA: sulle righe sono disposte le recensioni e sulle colonne i topic; ogni elemento della matrice è la probabilità che nel documento considerato appaiano i topic

Ricapitolando, l'algoritmo osserva i testi e scopre le connessioni tra le parole. Dunque, assegna ad ogni K gruppo tutte le parole con la relativa probabilità di apparizione. In tal

modo, LDA non fa altro che individuare i K argomenti diversi di cui trattano le recensioni. Isolando le parole con probabilità più alta, si può passare alla fase di interpretazione dei gruppi di parole affidata ad esperti che provvedono ad assegnarne un'etichetta in grado di riassumere il fattore comune tra tali parole. Questa operazione mirata a dare un titolo ad ogni argomento corrisponde proprio all'individuare delle determinanti della qualità, che appunto costituisce l'obiettivo di tale studio. Il modello delle determinanti sarà pertanto costituito dalle denominazioni assegnate ai K gruppi.

Il secondo output consentirà invece, di eseguire la validazione dei risultati. La distribuzione dei topic all'interno dei documenti permette infatti, di individuare qual è il topic di cui si parla all'interno della recensioni secondo l'algoritmo e di confrontare tale attribuzione con quella effettuata manualmente dall'autore, in modo tale da capire quanto è efficace il metodo automatizzato.

Capitolo 3

Applicazione di *text mining* al *car sharing*

3.1 Il car sharing

Con il termine inglese *car sharing* si intende la condivisione e l'utilizzo in sequenza di un veicolo da parte di una pluralità di utenti. Il parco vetture fruibile dall'utenza in qualunque momento dietro il pagamento di un prezzo, è messo a disposizione da soggetti privati oppure da imprese pubbliche o private (Report U.S. Department of transportation 2016). Il car sharing si può ascrivere alla categoria dei PSS denominata *use oriented services* in quanto prevede che i clienti abbiano accesso temporaneamente ad un veicolo senza i costi e le responsabilità legati alla proprietà, che invece, rimane in capo al fornitore. Dunque all'utente spetta il pagamento di una quota fissa (per l'iscrizione e/o mensile) e una quota variabile in base ai minuti di fruizione del servizio, mentre al fornitore compete occuparsi delle spese di assicurazione, rifornimento, parcheggio, manutenzione e pulizia.

Il car sharing è stato scelto come ambito applicativo per questo studio perché rappresenta uno dei più interessanti sistemi servizio-prodotto presenti nella società odierna. La componente puramente tangibile è costituita dal veicolo; la componente del servizio include il noleggio, con annessi il supporto del servizio clienti, la manutenzione e la pulizia dei veicoli, l'assicurazione stradale e il rifornimento. Vi sono inoltre, altri due elementi fondamentali che fungono da interfaccia tra l'utente e il sistema: l'applicazione e il sito web, imputati all'attivazione del servizio e agli scambi informativi tra cliente e provider.

L'idea della *sharing economy*, di cui il car sharing costituisce un esempio, è nata dalla consapevolezza di sottoutilizzare alcune risorse e si fonda sul principio secondo cui la fruizione congiunta delle stesse possa apportare benefici in termini ambientali, sociali ed economici. Tra i vantaggi apportati alla società con l'introduzione del car sharing

si annovera la riduzione della produzione di auto, la diminuzione del traffico e l'aumento delle aree per parcheggiare, l'abbattimento dei costi per acquistare e mantenere un veicolo.

Il primo tentativo di car sharing risale al 1948 quando a Zurigo un gruppo di individui, non potendo permettersi un'auto, decise di acquistarne una con il proposito di condividerla. Successivamente lo stesso esperimento fu replicato a Montpellier e Amsterdam; tutti i casi fallirono nel giro di pochi mesi (Shaheen, *et al, 1999*). A metà degli anni '80 in Europa iniziarono ad emergere nuovi sistemi di condivisione delle auto che registrarono una crescita lenta, ma aprirono la strada ai programmi negli Stati Uniti, in cui il business fu introdotto con un modello ben strutturato.

Il primo caso di car sharing ufficiale è considerato quello di Portland, lanciato nel 1998. Da allora, moltissime società, appartenenti al settore automobilistico e non, si sono lanciate in questo business. Oggi, secondo il report pubblicato da CSA - Carsharing Association (2019) nel mondo sono presenti 236 provider, in più di 3100 città e 59 Paesi.

3.1.1 Tipologie e modalità di utilizzo del car sharing

È prassi distinguere due tipologie di car sharing:

- il car sharing tradizionale prevede che la vettura appartenga alla società che fornisce il servizio. A sua volta si distingue in:
  - *free floating*, se il noleggio può terminare in qualunque posto auto purché all'interno dell'area di funzionamento del servizio, come se si trattasse di un veicolo privato;
  - *station-based*, se il noleggio deve concludersi in una delle stazioni apposite.
- *peer-to-peer car sharing (P2P)* che consente ad cittadini proprietari di auto di condividerle con altri automobilisti per un periodo di tempo breve, nell'ordine di minuti o ore, al più giornaliero (Hampshire, Gaites, 2011).

Per accedere al servizio l'utente deve effettuare la registrazione (a cui in genere è associato un costo) e attendere l'attivazione del proprio account, che avviene in seguito alla verifica della validità dei documenti. Per usufruire del servizio l'utente deve accreditarsi (tramite l'applicazione o il sito web), individuare tramite mappa quale veicolo utilizzare e, una volta raggiunto, può procedere allo sblocco della vettura (di solito l'applicazione o il sito richiedono la targa oppure un codice identificativo del veicolo). L'utente può quindi accendere il veicolo e iniziare il noleggio. Per terminare il viaggio, egli dovrà trovare un parcheggio (se il servizio è di tipo *free-floating*), posteggiare l'autovettura in una postazione dedicata disponibile (se il servizio è di tipo *station-based*) oppure tornare

Processo: GESTIONE UTENTE						
Processo Operativo: Registrazione utente						
Fase	Descrizione fase	Supporto informatico	Utenza	Inizio/fine	Centri di responsabilità	
					Utente	Sistema Informativo
1	Inserimento dati anagrafici, recapiti ed indirizzo e-mail			Inserimento dati richiedente	Fase 1	
2	Invio del codice di verifica all'indirizzo e-mail					Fase 2
3	Inserimento codice di verifica				Fase 3	
4	Comunicazione attivazione account e generazione credenziali utente			Creazione profilo utente		Fase 4

Processo: VIAGGIO						
Processo Operativo: Localizzazione e prenotazione veicolo						
Fase	Descrizione fase	Supporto informatico	Utenza	Inizio/fine	Centri di responsabilità	
					Utente	Sistema Informativo
1	Inserimento dell'area geografica d'interesse			Scelta area geografica d'interesse	Fase 1	
2	Visualizzazione mappa ubicazione veicolo					Fase 2
3	Scelta del veicolo				Fase 3	
4	Comunicazione informazioni inerenti al veicolo					Fase 4
5	Prenotazione di un veicolo				Fase 5	
6	Conferma di avvenuta prenotazione e comunicazione dettagli del mezzo prenotato			Prenotazione avvenuta con successo		Fase 6

Processo Operativo: SBLOCCO DEL VEICOLO						
Fase	Descrizione fase	Supporto informatico	Utenza	Inizio/fine	Centri di responsabilità	
					Utente	Sistema Informativo
1	Inserimento codice del veicolo				Fase 1	
2	Sblocco del mezzo			Sblocco del mezzo a buon fine		Fase 3

Processo Operativo: BLOCCO DEL VEICOLO						
Fase	Descrizione fase	Supporto informatico	Utenza	Inizio/fine	Centri di responsabilità	
					Utente	Sistema Informativo
1	Termina viaggio				Fase 1	
2	Blocco del veicolo			Blocco del veicolo a buon fine		Fase 2

Leggenda	
	Operazione eseguibile tramite applicazione su smartphone
	Operazione eseguibile tramite computer
	Operazione svolta dall'utente
	Operazione prevede la ricezione di una notifica

Figura 3.1: *Schemi dei processi previsti dal car sharing per la registrazione dell'utente, per localizzare e prenotare un veicolo, per sbloccarlo e bloccarlo*

al punto di partenza (se il servizio è di tipo *roundtrip*). Il pagamento è calcolato in base ai minuti di noleggio e il corrispettivo richiesto è erogato direttamente tramite carta di credito collegata all'account. Gli schemi dei principali processi del car sharing, riguardanti la registrazione dell'utente, la localizzazione e prenotazione di un veicolo, l'inizio e la fine del noleggio sono riportati in *figura 3.1*.

Le differenze tra i vari provider riguardano sia la parte tangibile (tipologia di auto, interfaccia dell'applicazione), sia la parte intangibile (legato alla tipologia di assistenza fornita, al monitoraggio dello stato dei veicoli, alle tariffe di noleggio, ecc).

Al fine di individuare le categorie di attributi della qualità considerati dagli utenti nella valutazione del car sharing, lo studio è stato sviluppato, come già anticipato, tramite l'applicazione delle tecniche di text mining e per la precisione è stato impiegato il metodo LDA, uno dei principali algoritmo di topic modeling.

In questo capitolo sono presente le prime 4 fasi previste dal text mining applicate al caso studio in questione riguardante il car sharing.

3.2 Prima fase: raccolta dei documenti

Il processo di text mining parte con la raccolta dei dati testuali.

Per l'analisi di questo studio è stato considerato un campione di 16808 recensioni sul car sharing, scritte in lingua inglese e postate sui principali *review aggregator* di Stati Uniti, Canada, Australia, Regno Unito. Sono state considerate anche recensioni riguardanti l'Europa, purché scritte in inglese e delle quali però non è stato possibile tener traccia del Paese di provenienza perché non fornito dai siti di riferimento (i dettagli numerici del campione sono forniti nella tabella 3.1). Il campione è stato costruito con l'ausilio del programma *Octoparse* (Versione 7.3.0., www.octoparse.com), un software gratuito in grado di estrarre dati da siti web. I *review aggregator* (aggregatori di recensioni) presi in considerazione sono: Yelp!, Product Review, Trustpilot, Facebook, Google e Playstore.

Per l'estrazione delle recensioni sono state selezionate le prime 30 città per numero di abitanti per ogni Paese e per ciascuna di esse sono state individuate se e quali società di car sharing operano sul territorio. La ricerca delle recensioni è stata condotta su ogni sito aggregatore per ogni città e per ogni provider.

In *Allegato 1* sono elencate tutte le società di car sharing considerate e le relative differenze in merito all'area geografica a cui fanno riferimento le recensioni estratte, alla tipologia di car sharing, ai veicoli e alle tariffe del noleggio.

Nel processo di estrazione si è tenuto traccia del testo, della fonte (ovvero il review aggregator), della data di pubblicazione, della città o Paese (dove è stato possibile) e della valutazione del servizio, espressa dagli utenti per la maggior parte di siti, su una scala a 5 punti.

Le recensioni raccolte riguardano esclusivamente il car sharing tradizionale. L'estromissione del P2P dall'analisi è dovuta al mancato raggiungimento di una forma strutturata e regolamentata di questo business nato solo nell'ultimo decennio.

Tabella 3.1: Numero di recensioni costituenti il campioni distinti in base all'area geografica e per review aggregator

Review Aggregator	Area geografica					
	USA	Canada	UK	Australia	Europa	Non specificato
Yelp	3304	420		7		
ProductReview				902		
Trustpilot			1466			
Facebook		110				
Google	212	66				
Playstore						10321

3.3 Seconda fase: pre-processamento del testo

La seconda fase di text mining prevede il pre-processamento del corpo testuale, ovvero l'elaborazione del testo che, per essere analizzato dal calcolatore deve perdere la connotazione naturale del linguaggio umano e deve contenere solo vocaboli significativi. In altre parole, in questo step viene preparato l'input testuale da sottoporre all'algoritmo, ovvero i documenti vengono privati di tutte le parole insignificanti per l'analisi.

Questa fase è stata eseguita dal software Matlab, uno dei principali programmi per il calcolo numerico e l'analisi statistica (lo script completo è riportato in *Allegato 2*).

I passaggi di cui si compone questa fase sono:

1. eliminazione della punteggiatura e conversione dei testi in carattere minuscolo;

2. eliminazione delle *stop word*: soppressione delle parole inglesi più comuni, cioè articoli, congiunzioni, preposizioni, verbi ausiliari, ecc. (ad esempio "a", "and", "to",

"after", "can", "can't"). Tra le possibili liste predefinite di stop word è stata utilizzata quella presente nelle librerie di Matlab;

3. lemmatizzazione: conversione di tutte le parole dalla forma flessa alla forma canonica, detta lemma. Prevede quindi, la standardizzazione di declinazione e coniugazione dei vocaboli: tutti i tempi verbali vengono riportati alla prima persona presente, i plurali riportati al singolare (secondo il *Porter stemming algorithm*);

4. *tokenization*: segmentazione del testo in unità atomiche non divisibili, chiamate *token* (si pensi ad esempio a "New York": sono due parole ma un unico token).

Inoltre, per questo studio sono state eseguite ulteriori elaborazioni sul testo:

- eliminazione delle parole con un numero di caratteri minore o uguale a 2 e maggiore o uguale a 15, perché ritenute errori di battitura oppure abbreviazioni tipiche del linguaggio parlato e pertanto inutili nell'analisi;

- rimozione di una lista aggiuntiva di parole contenente i nomi propri (ad esempio le società di car sharing o i brand della auto) oppure altri vocaboli ritenuti di scarso rilievo ai fini dell'indagine;

- rimozione di documenti contenenti un numero di vocaboli minore o uguale a 4. Questo perché recensioni come ad esempio "I love this service" non hanno importanza per lo studio.

Al termine della seconda fase, in seguito al processo di pulizia, il *workspace* di matlab mostra che il numero delle recensioni è passato da 16808 a 15175, mentre la dimensione del vocabolario è passata da 29267 parole a 7081.

La trasfomazione che subisce un testo nella seconda fase è mostrato a titolo di esempio nella *tabella 3.5*.

Tabella 3.2: Applicazione ad una recensione dei passaggi previsti nella fase di pre-processamento del testo

Recensione originale	Zipcar is a brilliant service, signing up was no hassle at all. I've always been able to reserve a car when I want, and even extend the reservation when I'm running late! the zipcar application is accessible and makes managing me account even easier, I can always see how much my reservation will cost and get no nasty surprises!
Eliminazione punteggiatura	Zipcar is a brilliant service signing up was no hassle at all Ive always been able to reserve a car when I want and even extend the reservation when Im running late the zipcar application is accessible and makes managing me account even easier I can always see how much my reservation will cost and get no nasty surprises
Eliminazione stop word	Zipcar brilliant service signing hassle able reserve car extend reservation running late zipcar application accessible managing account even easier see reservation cost nasty surprises
Lemmatizzazione	Zipcar brilliant service sign hassle able reserve car extend reservation run late zipcar application accessible manage account easy see reservation cost nasty surprises
Tokenization e Rimozione lista aggiuntiva di parole (ad es. nomi dei provider)	20 *token:* brilliant service sign hassle able reserve car extend reservation run late application accessible manage account easy reservation cost nasty surprise

3.4 Terza fase: selezione degli input e preparazione dei dati

La terza fase del text mining prevede che venga ulteriormente affinato il processo di preparazione dei dati testuali e che si stabiliscano i parametri di input del metodo di estrazione della conoscenza prescelto.
Il software utilizzato è Matlab e lo script per l'esecuzione è riportato in *Allegato 2*.

3.4.1 Creazione della Bag of Words (BoW)

In questo step l'elaboratore si occupa della creazione della struttura dati, chiamata *Bag of Words*. Viene cioè generata una matrice con il campione di recensioni pre-processato nella seconda fase. Essa ha dimensione 15175x7081, rispettivamente *numero documenti* x *numero di vocaboli* (DxV). Ogni elemento della matrice è un numero intero maggiore o uguale a zero e corrisponde al numero di volte che la parola $j - esima$ compare nel documento $i - esimo$ (si tratta della frequenza assoluta). Nella tabella 3.3 è mostrato un estratto della matrice DxV e precisamente sono mostrati gli elementi in corrispondenza dei documenti del corpus dal numero 10394 al 10399 e delle parole {business, plan, smart, idea, convenient}. Ad esempio la parola "business" compare 3 volte nella recensione n.10394, una sola volta nella recensione n. 10395, 10398, 10399 e non compare nemmeno una volta nella recensione 10396 e 10397.

Tabella 3.3: Estratto della matrice *Bag Of Word*

n. Recensione	Parola				
	"business"	"plan"	"smart"	"idea"	"convenient"
10394	3	0	0	0	0
10395	1	0	0	0	0
10396	0	0	0	0	1
10397	0	2	0	2	0
10398	1	2	0	1	0
10399	1	0	0	0	0

3.4.2 Numero di topic K e il metodo di inferenza degli iperparametri

Per stabilire il numero di topic e il metodo di inferenza degli iperparametri (*solver)* da utilizzare si calcola un parametro chiamato *perplexity*.

La perplexity è una misura di bontà usata per valutare la verosomiglianza di un set di dati generato tramite le distribuzioni del modello appreso dall'algoritmo con un set di test (AlSumait, Barbara, Domeniconi, 2008). Più è alta la funzione di verosomiglianza, più è bassa la perplexity. Quindi la performance migliore si ottiene in corrispondenza del volere minimo di perplexity.

I solver LDA messi a confronto, tutti appartenenti alla famiglia di tecniche dell'inferenza Bayesiana, sono:

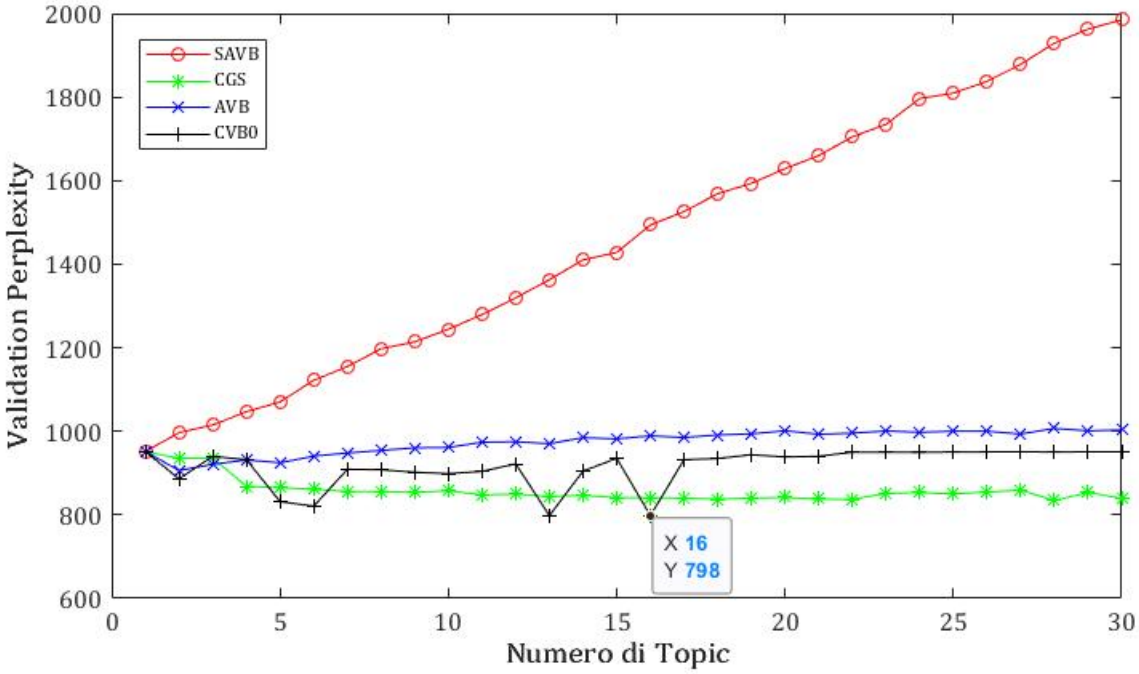


Figura 3.2: *Andamento della perplexity al variare del numero di topic per i 4 metodi di inferenza Bayesiana*

- *Stochastic Approximate Varitional Bayes* (savb);
- *Collapsed Gibb Sampling* (cgs);
- *Approximate Varitional Bayes* (avb);
- *Collapsed Varitional Bayes* (cvb0).

Ognuno di essi differisce dagli altri per velocità di convergenza e bontà di adattamento tra i risultati.

L'algoritmo LDA è stato quindi, testato al variare del metodo, ovvero dei solver, e del numero di topic, calcolando per ogni combinazione il valore di perplexity. La *figura 3.2* mostra l'andamento della perplexity al variare del numero di topic. L'analisi è stata condotta fino a K=50 ma l'intervallo rappresentato ha ascissa compresa tra 0 e 30, poichè oltre quest'ultimo valore, le funzioni non mostravano scostamenti degni di nota. Ogni curva corrisponde ad un solver diverso, secondo la leggenda riportata. La lettura del grafico per l'analisi in questione è solamente di tipo qualitativo e mirata all'individuazione del punto minimo di perplexity, che è facilmente identificabile in corrispondenza del valore in ascissa pari a 16. Pertanto **K=16** e il solver **cvb0** costituiscono i parametri di input selezionati per il processo di text mining.

3.4.3 Gli iperparametri α e β

La selezioni di questi parametri è avvenuta in seguito alla consultazione della letteratura, attingendo informazioni da studi riguardanti analisi simili condotte in altri ambiti.

Griffiths e Steyvers (2004) hanno analizzato un campione di 28154 abstract di articoli scientifici applicando metodi Bayesiani, al fine di individuare gli argomenti trattati. L'algoritmo è stato applicato usando $\beta = 0,1$ e $\alpha = 50/K$, con K numero di topic. In questo caso è stato scelto K=300, valore molto più alto dello studio sviluppato ma ragionevole se si pensa che in quell'analisi sono stati presi in considerazione abstract di articoli riguardanti la biologia la fisica e le scienze sociali.

Gli stessi valori per gli iperparametri sono stati utilizzati nello studio condotto dagli autori Ma, Zhang, Yan e Kim (2013) che hanno analizzato circa 17 mila recensioni riguardanti 4 prodotti (categoria fotocamere digitali e cellulari) per individuarne le caratteristiche della qualità.

Anche le analisi di Pavlinek e Podgorelec (2017) e Zhang (2019) sono state sviluppate usando $\alpha = 50/K$; mentre per β la scelta è ricaduta su $0,01$.

Un'altra possibilità considerata per tali iperparametri è quella di porre e $\alpha = 0,1$ e $\beta = 0,1$ come proposto da Teh, Newman, Welling (2006) e Wang *et al.* (2018).

Putri *et al.* (2017) hanno applicato il metodo LDA per individuare gli elementi di soddisfazione del turismo indonesiano attingendo dalle review dei visitatori. In questo caso l'analisi è stata sviluppata due volte: per β è stato assunto in entrambi i casi valore $0,1$ mentre per α è stato usato in un esperimento il valore $0,1$ e nell'altro $50/K$, con K numero di topic. In seguito è stata valutata la combinazione di iperparametri a cui è associata una maggiore accuratezza nell'applicazione del modello.

Considerando quindi, che in letteratura non vi è un approccio prevalente, si è deciso per lo studio in questione di utilizzare quest'ultimo *modus operandi*:

1. effettuare l'analisi prima con la coppia di iperparametri $\alpha = 50/T$ e $\beta = 0,1$ (*scenario 1*) e poi con $\alpha = 0,1$ e $\beta = 0,1$ (*scenario 2*). Il parametro β è considerato sempre lo stesso valore in entrambi gli esperimenti. β esprime la *word concentration*, cioè influenza la distribuzione di parole per topic: abbassando questo valore i topic avranno meno parole, alzandolo ne avranno d più; ma per com'è strutturato l'algoritmo, ogni topic avrà V parole disposte in modo diverso, dunque β è ininfluente in questo studio ed è assunto constante per questo;

2. valutare quale dei due scenari è più accurato.

Per poter valutare l'accuratezza, è stata eseguita, per i due scenari l'analisi completa, compresa la quarta fase del text mining, che verrà descritta dettagliatamente nel seguito, da cui si ottengono i topic. Sono stati estratti 4 campioni casuali ognuno composto da 20 recensioni. L'autore ha letto ogni documento testuale e ha stabilito quale fosse il topic affrontato maggiormente. Quindi, è stata riportata in una tabella l'assegnazione del topic effettuata dall'autore e il topic con maggior probabilità individuato dall'algoritmo LDA, per lo scenario 1 e per lo scenario 2. Se l'assegnazione tra autore e l'algoritmo LDA corrisponde si parla di *successo*; al contrario, se non vi è corrispondenza si parla di *insuccesso*.

A questo punto per ciascuno dei 4 campioni è stato calcolato il *tasso di successo* come $\frac{numero\ di\ successi}{numero\ di\ insuccessi}$ per entrambi gli scenari.

In tutti i campioni il tasso di successo più alto è stato registrato per lo scenario 1 quindi i valori degli iperparametri considerati sono $\alpha = \mathbf{0,1}$ e $\beta = \mathbf{0,1}$.

In *Allegato 3* è possibile consultare le recensioni che compongono i campioni e i dettagli sulle assegnazioni, con i relativi tassi di successo.

3.5 Quarta fase: estrazione della conoscenza

Identificati gli input dell'analisi, può iniziare la fase di estrazione della conoscenza attuata tramite la funzione `fitlda` prevista dal tool di Matlab (in *Allegato 2* è riportato anche lo script relativo a questa fase). L'algoritmo LDA, come già anticipato, "legge" le parole, le quali costituiscono le variabili osservabili e "scopre" le correlazioni latenti esistenti tra esse. Sulla base delle associazioni sviluppate, l'algoritmo dispone tutti i vocaboli V del campione in K modi diversi (si ricordi che nel caso applicativo $K = 16$) e computa la probabilità che ognuno di essi appaia in uno dei K topic. Quindi tutti i gruppi hanno tutte le parole, le quali però, hanno probabilità diverse di appartenere ai gruppi. L'output che si ottiene è quindi la distribuzione delle parole per ogni topic $\varphi_{\mathbf{1}}, ..., \varphi_{\mathbf{K}}$.
Per interpretare i dati di tutte le V parole di ogni set è stato scelto di selezionare le 15 parole con probabilità più alte. In questo modo vengono considerati i vocaboli ritenuti caratterizzanti per il gruppo. La *figura 3.3* mostra nel riquadro in verde la selezione dei primi 15 dei V vocaboli di un generico topic. Scegliendo il numero 15, in ogni gruppo rientrano almeno tutte le parole con probabilità maggiore o uguale a $0,01$. Si ritiene che le parole che hanno probabilità inferiore a tale soglia non apportino contenuto informativo utile e pertanto possono essere trascurate.

Al set di parole così costituito verrà assegnata un'etichetta nella fase successiva, che indica il titolo dell'argomento suggerito dal gruppo di termini e quindi il topic trattato.

20×2 table

Word	Score
"application"	0.087402
"car"	0.084394
"work"	0.032192
"book"	0.022959
"time"	0.020865
"show"	0.020737
"map"	0.020117
"find"	0.019811
"service"	0.019547
"easy"	0.017454
"need"	0.016206
"available"	0.015904
"reserve"	0.014964
"location"	0.010451
"update"	0.010259
"slow"	0.0092878
"load"	0.0091789
"vehicle"	0.0085795
"feature"	0.0069289
"booking"	0.006778
⋮	⋮
"europark"	6.5998e-10
"deflect"	6.5998e-10
"wheelchair"	6.5998e-10
"opera"	6.5998e-10

Figura 3.3: *Primo output restituito da Matlab per Topic 1. Il riquadro verde include le 15 parole con probabilità più alta delle V parole costituenti il topic*

I 16 gruppi di 15 parole, riportati nelle seguenti tabelle, costituiscono il primo output della tecnica di text mining.

Topic 1	
application	0.087402
car	0.084394
work	0.032192
book	0.022959
time	0.020865
show	0.020737
map	0.020117
find	0.019811
service	0.019547
easy	0.017454
need	0.016206
available	0.015904
reserve	0.014964
location	0.010451
update	0.010259

Topic 2	
car	0.10458
service	0.038088
easy	0.035665
need	0.03069
convenient	0.014983
clean	0.012742
application	0.012254
price	0.01072
customer	0.010687
available	0.0099371
vehicle	0.0093982
rent	0.0092744
drive	0.009046
find	0.0088866
share	0.0088654

Topic 3	
car	0.14428
time	0.022822
application	0.022525
book	0.021408
year	0.01725
work	0.013419
service	0.012538
need	0.011845
month	0.010907
available	0.0091134
live	0.0087534
often	0.008607
last	0.0081476
week	0.0074976
trip	0.0070188

Topic 4	
work	0.031538
application	0.030117
service	0.02432
time	0.018435
user	0.014689
find	0.014047
issue	0.012504
easy	0.012423
trip	0.010882
problem	0.010401
try	0.0096788
bit	0.0095189
car	0.0093725
park	0.0090212
convenient	0.008964

Topic 5	
application	0.028913
trip	0.024561
work	0.023728
location	0.02159
area	0.019938
end	0.017799
car	0.014846
need	0.013857
day	0.013176
update	0.012669
back	0.010532
home	0.0096693
rent	0.0095666
start	0.0081865
available	0.0078616

Topic 6	
service	0.084189
customer	0.065306
car	0.06227
time	0.023671
experience	0.019277
call	0.016091
issue	0.01162
rent	0.01121
problem	0.010148
location	0.0094637
vehicle	0.0092707
review	0.0092132
phone	0.0089846
reservation	0.0074052
find	0.0073926

Topic 7	
application	0.097904
work	0.018435
time	0.017816
try	0.016026
update	0.015831
phone	0.014273
license	0.013398
website	0.012478
need	0.01227
account	0.012152
sign	0.011574
log	0.0097844
information	0.0095885
open	0.0084156
crash	0.0079884

Topic 8	
car	0.061866
service	0.033167
company	0.025367
application	0.01796
rent	0.015309
work	0.013046
down	0.011101
customer	0.0096813
day	0.0096527
give	0.0089251
business	0.0080318
money	0.00766
problem	0.0072094
horrible	0.0067005
break	0.0063616

Topic 9	
service	0.060826
customer	0.055514
call	0.029181
time	0.020808
account	0.020704
card	0.018887
issue	0.016446
try	0.014579
tell	0.012242
company	0.01052
phone	0.0095874
problem	0.0087718
wait	0.0086949
week	0.0085611
work	0.0085193

Topic 10	
car	0.058073
reservation	0.037479
time	0.027271
need	0.015739
return	0.012303
hour	0.012254
drive	0.010237
late	0.010182
cancel	0.0095938
extend	0.009492
fuel	0.0083996
charge	0.0076935
vehicle	0.0074572
work	0.0073958
change	0.0073225

Topic 11	
car	0.10197
time	0.027071
park	0.024093
minute	0.023314
gas	0.016257
drive	0.015636
find	0.014398
hour	0.013548
reserve	0.011791
card	0.010683
walk	0.010472
late	0.01014
rent	0.0089399
pay	0.0079212
home	0.0077754

Topic 12	
fee	0.030428
car	0.024949
charge	0.024571
rent	0.021002
time	0.019385
hour	0.018416
pay	0.018401
rate	0.018135
price	0.017276
day	0.013675
service	0.013031
late	0.012209
cost	0.011585
membership	0.010841
year	0.0095566

Topic 13	
car	0.060716
park	0.055587
vehicle	0.022211
book	0.019268
time	0.014191
ticket	0.01134
damage	0.011047
spot	0.0099707
booking	0.0098706
return	0.0095581
find	0.0089212
day	0.0089182
call	0.0089148
fine	0.0081145
location	0.0074519

Topic 14	
call	0.04218
car	0.029478
tell	0.025493
back	0.024817
reservation	0.013004
day	0.012988
go	0.012387
late	0.011696
try	0.011499
phone	0.010823
time	0.010627
rent	0.010254
charge	0.010121
ask	0.010053
hour	0.0096751

Topic 15	
car	0.037562
drive	0.017164
report	0.0093187
gas	0.0090045
vehicle	0.0086059
people	0.0079636
damage	0.0079621
rent	0.00737
need	0.0069497
go	0.0069301
member	0.0067023
insurance	0.006418
time	0.0062498
driver	0.0052952
clean	0.005245

Topic 16	
charge	0.031218
account	0.025167
fee	0.018399
card	0.015725
pay	0.015524
membership	0.015404
email	0.014508
credit	0.014485
company	0.014281
receive	0.011752
service	0.011576
tell	0.011384
call	0.011015
day	0.0099695
send	0.0099538

Tabella 3.4: Le tabelle mostrano per i 16 topic le 15 parole con probabilità più alta. A questi gruppi di vocaboli, cogliendone le connessioni logiche, sarà assegnata nella fase successiva un'etichetta identificativa

Contestualmente l'algoritmo sviluppa il secondo output: la matrice di dimensione DxK, con i documenti sulle righe, i topic sulle colonne e gli elementi contenenti la probabilità che il topic $j - esimo$ venga affrontato nel documento $i - esimo$. Il modello restituisce quindi una probabilità per ogni topic, ovvero l'output $\theta_{\mathbf{1}}, ..., \theta_{\mathbf{D}}$.

Per esempio la *tabella 3.5* mostra la $\theta_{\mathbf{3777}}$, cioè in corrispondenza della recensione numero 3777 si possono leggere le probabilità che i diversi topic vengano affrontati in quel documento; in particolare si osserva che secondo l'algoritmo LDA il topic maggiormente trattato, ovvero quello con probabilità più alta (pari a 0,9544), è il Topic 2. Chiaramente per ogni documento la somma delle probabilità dei 16 topic è pari ad uno.

In teoria se in una recensione si affrontassero tutti i 16 topic in egual proporzioni, la distribuzione di probabilità della presenza dei topic sarebbe uniforme con probabilità pari a $1/16 = 0,0625$.

È impensabile tuttavia, che in una recensione mediamente costituita da quasi 73 parole vengano trattati 16 argomenti diversi. Pertanto quando l'algoritmo assegna basse probabilità tra un topic e documento significa sostanzialmente che ritiene che non si parli di quel topic in quel documento.

Tabella 3.5: Secondo output restituito da Matlab: sulle righe sono riportate le recensioni e in corrispondenza dei topic vengono riportate le probabilità che essi siano presenti all'interno della recensione

n. Review	**Fonte**	**City**	**Provider**	**Time**	**Review**	**Rating**	**Topic 1**	**Topic 2**	**Topic 3**	**...**	**Topic 15**	**Topic 16**	**Somma prob.**
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
3777	Playstore	N/D	Zipcar	22/06/19	Really easy, good value, lots of cars and friendly service if there's a problem.	5	0,0143	0,9544	0,0028	...	0,0010	0,0009	1
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
8199	Yelp!	Chicago	Zipcar	07/02/2016	All the Zipcars in my area have low tire pressure. You can easily see how flat the tires are - they need to make the maintenance more routine (do they even do maintenance?). It could really cause an accident if not taken care of.	5	0,0007	0,0011	0,0006	...	0,8408	0,0006	1
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...

Capitolo 4

Interpretazione dei risultati e validazione

4.1 Quinta fase del metodo: interpretazione dei risultati

L'obiettivo dello studio è individuare le determinanti della qualità del car sharing tramite l'applicazione dell'algoritmo LDA.

Per completare l'analisi, gli output della quarta fase, cioè le distribuzioni delle parole nei topic $\varphi_{\mathbf{1}}, ..., \varphi_{\mathbf{K}}$ e le distribuzioni dei topic nei documenti $\theta_{\mathbf{1}}, ..., \theta_{\mathbf{D}}$, devono essere interpretati e sottoposti ad un test di validità convergente.

LDA appartiene alla categoria dei topic model ed è in grado di scoprire i topic nascosti in un corpus individuando le associazioni tra le parole del vocabolario; tuttavia, l'output che l'algoritmo restituisce non si presenta sotto forma di lista di argomenti, bensì è costituito dai 16 gruppi di parole presentati nel capitolo precedente.

Per comprendere quali sono effettivamente gli elementi di discussione del corpus dei documenti è necessario assegnare ai set di parole un'etichetta in grado di cogliere ciò che hanno in comune per ogni gruppo i vocaboli con probabilità più alta. La designazione di ogni set deve esprimere in un certo senso il "minimo comune denominatore" delle parole.

Le operazioni della quinta fase prevista dall'analisi di text mining prevedono l'intervento umano in quanto è necessario cogliere sfumature tra le parole che solo il buon senso e l'intelletto umano sono in grado di afferrare (Maier, 2018).

4.1.1 Etichettatura

Per l'assegnazione delle etichette ai topic non esiste un metodo consolidato. I riferimenti letterari consultati a tal proposito (Korfiatis *et al.*, 2018; Guo *et al.*, 2016; Zhang, 2019)

affidano questo compito ad esperti recercatori.

Per l'analisi riguardante il car sharing, l'autore ha seguito il suggerimento proposto da Gerrish, Wang e Blei (2009): riconoscere ed eliminare per ciascun gruppo di parole le *word intrusion*, cioè i vocaboli che non hanno particolari legami logici con tutti gli altri e concentrare l'attenzione solo su quelli che rimandano a concetti comuni. Se il gruppo fosse costituito dalle parole `{dog bird cat tiger apple pig lion}` sarebbe facile individuare come intruso la parola `apple` e riconoscere come etichetta identificativa del set di parole il termine "animali".

Le associazioni tuttavia, non sono sempre così banali. Vi sono circostanze in cui il concetto di un gruppo di parole è delinato in modo chiaro e dunque è semplice associarvi un'etichetta (si veda *Esempio 1*). In generale però vi è il rischio di imbattersi in topic non chiaramente riconoscibili e confusionari. Situazioni di questo tipo sono state gestite individuando un'etichetta espressa con una locuzione che rimanda a più di un concetto (si veda *Esempio 2*).

Esempio 1. Esaminando il topic 12 (riferimento al paragrafo 3.5) per esempio, i termini che lo compongono - riportati in ordine decrescente di probabilità - sono `{fee: 0.030428, car: 0.024949, charge: 0.024571, rent: 0.021002, time: 0.019385 hour: 0.018416, pay: 0.018401, rate: 0.018135, price: 0.017276, day: 0.013675, service: 0.013031, late: 0.012209, cost: 0.011585, membership: 0.010841, year: 0.0095566}`. Il riferimento alla sfera economica legata alla fruizione del car sharing è inequivocabilmente suggerita da `{fee charge rent pay rate price cost}`. Le restanti parole sono ugualmente caratterizzanti per il topic e non rapprensentano *word intruder*: `{time hour day year late}` rimandano al concetto legato al tempo. Per stabilire la competitività delle tariffe, per l'utente è necessario riferire i prezzi ad un intervallo temporale. Per questo il topic è ritenuto coerente (la parola `car` non è senz'altro fuori luogo e allo stesso modo anche `membership`) e gli è stata quindi, assegnata l'etichetta **"Rates"** (Tariffe).

Esempio 2. Il topic 1 (riferimento al paragrafo 3.5) è composto dalle parole con le relative probabilità: `{application: 0.087402, car: 0.084394, work: 0.032192, book: 0.022959, time: 0.020865, show: 0.020737, map: 0.020117, find: 0.019811, service: 0.019547, easy: 0.017454, need: 0.016206, available: 0.015904, reserve: 0.014964, location: 0.010451, update: 0.010259}`.
La prima parola, avendo una probabilità molto più alta delle altre, delinea l'ambito del topic: l'applicazione mobile. Gli altri vocaboli invece si riferiscono a due diverse operazioni consentite dall'app: `{book time easy reserve}` si riferiscono alle procedure e alle

relative eventuali difficoltà per prenotare un veicolo, mentre {`work show map find need available location update`} richiamano la visualizzazione della mappa. Pertanto a questo topic è stata assegnata l'etichetta **"Car location and reservation (via app)"**.

4.1.2 Le dimensioni latenti della qualità del car sharing

Il procedimento di assegnazione di un'etichetta è stato eseguito per ognuno dei gruppi illustrato nelle tabelle 3.4. Completata la fase di etichettatura per ogni topic, è infine stato possibile redigere l'elenco delle determinati della qualità del car sharing. Nel seguito si riporta l'etichetta assegnata ad ogni topic e il relativo significato, opportunamente declinato per il sistema prodotto-servizio in questione.

Topic 1: Car location and reservation (via app)

Si riferisce:

- alla fase di inizializzazione tramite applicazione, che prevede l'inserimento delle credenziali del proprio account, la visualizzazione della mappa e la localizzazione delle vetture disponibili, la prenotazione e il processo di sblocco e apertura del veicolo.

Topic 2: Access

Si riferisce:

- alla facilità di accesso al servizio; in senso più ampio, a quei casi in cui vengono elencati una serie di vantaggi o svantaggi del servizio, nonché i motivi per "accedere" o evitarlo;
- alla presenza di eventuali problemi che impediscono o rendono più complicata la fase di avvio del veicolo;
- al confronto tra accedere al servizio e possedere un veicolo personale;

Topic 3: Rate of Use

Si riferisce:

- al tipo di spostamento per cui è adatto il servizio (ovvero in quali occasioni potrebbe essere utile affidarsi al car sharing: traslochi, shopping, ecc.);
- alla tipologia di utilizzo per cui il car sharing risulta conveniente rispetto alla proprietà del veicolo (per quali distanze in termini di km, ecc.).

Topic 4: Application Usability

Si riferisce:

- al grado di facilità e soddisfazione con cui si compie l'interazione tra gli utenti e l'applicazione;
- all'interfaccia grafica;
- alle funzionalità di cui è dotata l'applicazione (ad es. visualizzazione dei parcheggi liberi, ecc.).

Topic 5: Application Reliability

Si riferisce:

- alle versioni degli aggiornamenti dell'applicazione rilasciati e alla possibilità che si verifichino bug che non consentono l'uso dell'applicazione.

Topic 6: Customer service Courtesy

Si riferisce:

- al servizio clienti, alla gentilezza e rispetto nel modo di porsi degli operatori, alla disponibilità all'ascolto, all'efficacia nella comunicazione.

Topic 7: Account management via app

Si riferisce:

- al procedimento *una tantum* per la registrazione al servizio (via web, via applicazione o in uno degli uffici a disposizione), compresa la fase di riconoscimento dei documenti e autenticazione della patente di guida per ottenere l'abilitazione all'uso del servizio;
- al processo di login, quindi di inserimento delle credenziali personali e riconoscimento dell'account da parte del sistema;
- alla possibilità di modificare le impostazione dell'account (ad es. modificare la password per il login) e di accedere allo storico dei viaggi, con i relativi saldi.

Topic 8: System operations and business models comparison

Si riferisce:

- descrizione in generale del sistema;
- al confronto tra i provider.

Topic 9: Customer service competence

Si riferisce:

- al servizio clienti, con riferimento all'abilità nell'ascoltare il cliente al fine di identificare il problema e alla competenza nella risoluzione;

- verifica e dei documenti per i nuovi clienti e attivazione dell'account.

Topic 10: Booking management and car location

Si riferisce:

- alla possibilità di modificare le condizioni del noleggio (ad es. cancellare una prenotazione o estendere il periodo di viaggio);
- all'accuratezza nella localizzazione dell'auto (in altre parole, se l'auto rispetta il posto segnalato dal sistema).

Topic 11: Car availability

Si riferisce:

- alla facilità con cui è possibile trovare un veicolo disponibile e utilizzabile per un noleggio.

Topic 12: Rates

Si riferisce:

- alla convenienza/inadeguatezza economica del servizio con riferimento alla quota fissa di iscrizione e/o quota mensile o annuale per abbonamento al servizio, alla quota variabile (al minuto, all'ora o al giorno) in base all'utilizzo del servizio.

Topic 13: Parking and end trip issues

Si riferisce:

- alla facilità con cui si trova un posteggio dedicato;
- al processo di blocco del veicolo e chiusura del noleggio e alla possibilità che si verifichino inconvenienti.

Topic 14: Promptness of Customer service

Si riferisce:

- alla prontezza di risposta dell'operatore e all'efficienza nel proporre una soluzione al cliente che ha richiesto l'intervento;
- tempestività nel portare a termine le richieste degli utenti.

Topic 15: Vehicle safety and car condition

Si riferisce:

- all'integrità e al corretto funzionamento di tutti i componenti che garantiscono sicurezza al veicolo (freni, cinture di sicurezza, airbag, sistema per disappannare i vetri, ecc.);

- alla presenza e funzionamento di componenti accessori nel veicolo (impianto di condizionamento, radio, punto di ricarica per il cellulare, ecc.);
- alle condizioni del veicolo (pulizia/sporcizia, livello carburante, presenza di cattivo odore);
- alla tipologia di vettura prevista del sevizio (modello e casa produttrice, alimentazione dei veicoli, ecc.).

Topic 16: Charges

Si riferisce:

- alle somme di denaro extra che vengono addebitate in determinate circostanze (multe, superamento del tempo di noleggio, parcheggio al di fuori dell'area consentita, errata procedura di fine noleggio, infrazione del codice della strada, ecc.).

4.2 Validazione convergente dei risultati

Dopo aver individuato le dimensioni latenti della qualità è necessario indagare sull'affidabilità del metodo di text mining adottato. L'obiettivo di questo step è effettuare un test di *convergent validity* o validità convergente, con cui si esprime l'entità della correlazione esistente tra misure di uno stesso costrutto individuate facendo ricorso a metodi diversi e indipendenti. Nello specifico per verificare che effettivamente l'algoritmo sia in grado di riconoscere i topic affrontati in una recensione, si è deciso di estrarre dei campioni casuali di recensioni e di procedere all'assegnazione manuale dei topic ai documenti. Dunque, se l'assegnazione automatica e quella manuale convergono verso lo stessa assegnazione tra i documenti e i topic significa che l'algoritmo funziona e che il modello di determinanti costruito elencando le etichette dei topic costituisce un risultato preliminare accettabile.

Si è proceduto considerando nuovamente i 4 campioni da 20 recensioni già estratti per la terza fase e con la lettura da parte dell'autore del contenuto di ognuna di esse e con l'individuazione dell'argomento trattato, scegliendo tra le etichette assegnate nello step precedente.

Durante l'operazione di lettura possono verificarsi tre diverse circostanze:

a. la recensione tratta chiaramente uno dei topic individuato in fase di etichettatura, quindi l'autore associa l'etichetta corrispondente;
b. la recensione affronta più argomenti, quindi l'autore assegna al documento solo il topic predominante (valutando la porzione di testo più ricca di parole);

Tabella 4.1: Terminologia adottata

		Condizione vera		
		Esiste T_i	Non esiste T_i	
Previsione della condizione da parte dell'algoritmo	Previsione dell'esistenza di T_i	VERO POSITIVO LDA prevede esistenza di T_i quando esiste T_i $(\mathbf{1}-\alpha)$	FALSO POSITIVO LDA prevede esistenza di T_i quando non esiste T_i (α)	Precision $= \frac{VP}{VP+FP}$
	Previsione della NON esistenza di T_i	FALSO NEGATIVO LDA prevede la NON esistenza di T_i quando esiste T_i (β)	VERO NEGATIVO LDA prevede NON esistenza di T_i quando NON esiste T_i $(\mathbf{1}-\beta)$	
		Recall $= \frac{VP}{VP+FN}$ (True Positive Rate TPR)		

c. la recensione è scritta male ed è incomprensibile oppure non affronta nessuno dei topic individuati in fase di etichettatura, quindi l'autore non assegna nessun topic.

L'intento è verificare la validità della previsione dell'algoritmo. In altre parole, viene messa a confronto l'assegnazione del topic effettuata dall'autore, frutto della lettura e comprensione del testo, quindi presunta più attendibile e intesa come *benchmark* di riferimento (dunque, considerata come la *condizione vera*, con la previsione della condizione da parte dell'algoritmo (*Tabella 4.1*).

Per individuare l'assegnazione dell'algoritmo si deve considerare il secondo output ottenuto a valle della quarta fase, cioè la distribuzione dei topic $\theta_{\mathbf{1}}, ..., \theta_{\mathbf{D}}$, sotto forma di matrice DxK. Quest'ultima, per agevolare l'analisi, è stata trasferita su *Excel* (programma del pacchetto *Office 365*) e per ogni documento è stato individuato il topic principale, ovvero quello a cui l'algoritmo ha assegnato probabilità maggiore.

4.2.1 Definizione di VP, VN, FP, FN

L'ipotesi del test di validità convergente è che la condizione vera sia il responso in merito all'esistenza di un topic principale o meno effettuato dall'autore dopo la lettura delle recensioni dei campioni. L'algoritmo, tramite l'analisi di text mining può prevedere cor-

rettamente o erroneamente l'esistenza del topic affrontato maggiormente nella recensione indicato con T_i.

Per comprendere meglio questa parte può essere utile un esempio. Si immagini che anziché parlare di topic, si stia facendo riferimento ad una malattia specifica che indichiamo con M_i. La condizione vera è ovviamente quella rispecchia la realtà. Per stabilire se un paziente è affetto dalla malattia M_i si può effettuare un test. A questo punto potrebbero verificarsi 4 diverse situazioni:

a. il paziente ha la malattia M_i e il test prevede correttamente l'esistenza di M_i (si parla di *vero positivo*);

b. il paziente non ha la malattia M_i ma il test prevede erroneamente l'esistenza di M_i (si parla di *falso positivo*);

c. il paziente ha la malattia M_i ma il test prevede erroneamente la non esistenza di M_i (si parla di *falso negativo*);

d. il paziente non ha la malattia M_i e il test prevede correttamente la non esistenza di M_i (si parla di *vero negativo*).

Adesso si ripropone questo stesso discorso per un topic T_i. Si ricordi che T_i indica il topic maggiormente affrontato in una recensione. Per esempio, si immagini di leggere una recensione e di stabilire che il topic principale (quello con la porzione maggiore) è il 2. Quindi per l'autore il topic principale è T_2. Dopodiché si deve osservare qual è il topic principale per quella stessa recensione secondo l'algoritmo: se LDA ha assegnato probabilità più alta al topic 2, dunque anche per l'algoritmo il topic principale è T_2, allora vuol dire che il topic modeling ha funzionato correttamente.

In maniera più formale, si indichi con:

- H_0: la condizione di **esistenza** di T_i. Tale situazione si verifica se la recensione affronta un solo argomento oppure affronta più argomenti, ma ve n'è uno predominante;

- H_1: la condizione di **assenza** (o non esistenza) di T_i. Tale situazione si verifica se la recensione non affronta nessun argomento, è cioè fuori luogo.

Quindi:

Accettare H_0: significa che l'algoritmo LDA prevede l'esistenza di un topic T_i.

Rifiutare H_0: significa che l'algoritmo LDA non assegna un topic T_i, prevede cioè la non esistenza di T_i.

Quest'ultima situazione è quella che si verifica quando nessuno dei topic ha una probabilità prevalente per una recensione. Come già anticipato, se si parlasse di tutti i K topic ugualmente la probabilità di ciascuno sarebbe 0,0625 (cioè 1/16). Ma, i documenti dello studio sono review, per loro natura limitate nel numero di parole rispetto a qualunque altra forma testuale (articoli, libri, ecc.). Quindi quando tutte le probabilità sono basse vuol dire che l'algoritmo non ha associato nessun topic alla recensione, il che è comunque un'eventualità plausibile dato che nel database possono esservi anche testi incomprensibili o fuori tema. Per stabilire quale debba essere la soglia di probabilità perchè H_0 venga rifiutata, si è proceduto come segue:

- è stato considerato tutto il database (quasi 17 mila recensioni) e per ogni documento è stato calcolato il numero di topic con probabilità maggiore o uguale a 0,0625 (valore di p qualora tutti i topic fossero trattati in modo identico). Così, si è quantificato quanti topic vengono affrontati in una recensione, secondo l'algoritmo LDA;
- è stata calcolata la media di questi valori che corrisponde al numero di argomenti trattati per ogni review mediamente per tutto il corpus. Questo valore è 2,62;
- a questo punto, ammettere che in media si parli in ogni testo di 2,62 topic, vorrebbe dire che vi è almeno un topic con probabilità più alta del $38,17\%$ (valore ottenuto dal rapporto $\frac{100\%}{2,62}$).

Dunque, si assume che se in una recensione non vi è almeno un topic con $p \geq 38,17\%$ significa che l'algoritmo non abbia assegnato nessuno dei topic.

Si definisce:
$VEROPOSITIVO$: il risultato il cui LDA prevede l'esistenza del topic principale T_i, quando la condizione vera afferma l'esistenza di T_i

$VERONEGATIVO$: il risultato il cui LDA prevede l'assenza del topic principale T_i, quando la condizione vera afferma l'assenza di T_i

$FALSOPOSITIVO$: il risultato il risultato il cui LDA prevede l'esistenza del topic principale T_i, quando la condizione vera afferma la non esistenza di T_i

$FALSONEGATIVO$: il risultato il cui LDA prevede l'assenza del topic principale T_i, quando la condizione vera afferma l'esistenza di T_i

Inoltre, indicando con:

α = p {Rifiutare H_0 | H_0 è vera} = probabilità che l'algoritmo non assegni il topic T_i, quando T_i esiste

1 – α = p{Accettare H_0 | H_0 è vera} = probabilità che l'algoritmo assegni il topic T_i, quando T_i esiste

β = p {Accettare H_0 | H_0 è falsa} = probabilità che l'algoritmo assegni il topic T_i, quando T_i non esiste

1 – β = {Rifiutare H_0 | H_0 è falsa} = probabilità che l'algoritmo non assegni T_i, quando T_i non esiste

Risulta rispettivamente:

α = probabilità di ottenere un FALSO NEGATIVO (indicato con FN)

1 – α = probabilità di ottenere un VERO POSITIVO (indicato con VP)

β = probabilità di ottenere un FALSO POSITIVO (indicato con FP)

1 – β = probabilità di ottenere un VERO NEGATIVO (indicato con VN)

4.2.2 Esempi di VP, VN, FP, FN

Per rendere più chiara l'operazione del test di validazione convergente si riportano degli esempi, attingendo dall'*allegato 4*, in cui vengono riportati i 4 campioni da 20 recensioni considerati in questa fase, con le relative assegnazioni e gli esiti risultanti. I valori delle probabilità sono estrapolati dalla matrice $\theta_{\mathbf{1}}, ..., \theta_{\mathbf{D}}$ ottenuta a valle della quarta fase.

a. Recensione n.9470: «Clearly a work in progress. The application is really basic and only focus on the "book a car" process. You can't recover your password from the login screen nor your can't see your balance. Oh! And the application wants you to turn GPS on, and keep bugging you about it. Really poor User Experience overall.». L'autore ha stabilito che il topic principale è il topic 7 (*Account management via app*) poiché si parla della possibilità di gestire la propria password e verificare il proprio saldo. L'algoritmo ha individuato almeno un topic con probabilità maggiore di 0,3817, dunque esso ritiene esista un topic pricipale, che corrisponde numero 7

con probabilità pari a 0,4396. La condizione vera prevede $T_i = T_7$ e l'algoritmo prevede l'esistenza di T_7 : si tratta di un *VERO POSITIVO*.

b. Recensione n.2680: «Bugged with the Mercedes. You're not allowed to rent them...». L'autore ha stabilito che non è trattato nessun topic di quelli individuati nel modello (paragrafo 4.1.2). L'algoritmo ha individuato almeno un topic con probabilità maggiore di 0,3817, dunque esso ritiene esista un topic principale, che corrisponde numero 8 con probabilità pari a 0,9334. La condizione vera prevede la non esistenza di T_i e l'algoritmo prevede l'esistenza di T_8 : si tratta di un *FALSO POSITIVO*.

c. Recensione n.2951: «It's good to have a car handy when I need it». L'autore ha assegnato il topic 11 (*Car availability*) poiché viene affrontato il tema della disponibilità dell'auto nel momento del bisogno. L'algoritmo ha individuato almeno un topic con probabilità maggiore di 0,3817, dunque esso ritiene esista un topic pricipale, che corrisponde numero 2 con probabilità pari a 0,9559. La condizione vera prevede $T_i = T_{11}$ mentre l'algoritmo NON prevede l'esistenza di T_{11}, ma del topic T_2 : si tratta di un *FALSO NEGATIVO*.

d. Recensione n.13256: «The worse customer service! This company seems to be failing not due to the actual cars but to the agents who take calls. In my instance, I called from the road where I was in 6 lanes of bumper-to-bumper traffic, just outside of Manhattan. The agent told me to text the company that I needed to extend the car for 15 minutes; I said I was driving and wouldn't risk an accident to do so. He then told me to pull over to the shoulder and download their mobile application, or he would have to charge me $3.50 to extend the reservation time. Bottom line: I said no, he did so, and then I called billing to have the change reversed. It appears the comments on Yelp have to do with poor customer service at Zipcar. And that is a problem. Moreover, anyone who uses Zipcar pays a membership fee. Why do we also have to subsidize employee salaries with this silly $3.50? Zipcar would do well to take customer service seriously». L'autore ha stabilito che il topic principale è il topic 6 (*Customer service courtesy*). L'algoritmo NON ha individuato nessun topic con probabilità maggiore di 0,3817, dunque esso ritiene NON esista un topic pricipale (la probabilità più alta, ma comunque ritenuta insufficiente per poter dichiarare che l'algoritmo lo ha riconosciuto come topic principale, è il numero 6 con probabilità pari a 0,2644. La condizione vera prevede $T_i = T_6$ e l'algoritmo prevede la NON esistenza di un topic principale: si tratta di un *FALSO NEGATIVO*;

e. recensione n.5715: «Could do with giving full access to all cars and their availabilities - rather than continually having to adjust reservation in order to see cars?». L'autore

ha stabilito che non vi è un topic che emerge, tra i 16 individuati nel modello (paragrafo 4.1.2). L'algoritmo NON ha individuato nessun topic con probabilità maggiore di 0,3817, dunque esso ritiene NON esista un topic pricipale (la probabilità più alta, ma comunque ritenuta insufficiente per poter dichiarare che l'algoritmo lo ha riconosciuto come topic principale, è il numero 6 con probabilità pari a 0,3137. La condizione vera prevede la non esistenza di T_i e allo stesso modo anche l'algoritmo: si tratta di un *VERO NEGATIVO*.

Notare come la definizione di FALSO NEGATIVO abbia due accezioni: si ottiene quando l'autore individua un topic principale, mentre l'algoritmo ne individua uno diverso oppure non ne individua nessuno. Esattamente come si ottiene un falso negativo quando un paziente malato di una certa malattia (esiste M_i) compie un test dal quale risulta essere sano (non esiste M_i) oppure affetto da una qualunque altra malattia diversa da quella reale (esiste $M_j \neq M_i$).

4.2.3 Il metodo di validazione adottato

Numerosi articoli accademici per la valutazione della performance di un elaboratore nel campo nel machine learning e del data mining propongono innumerevoli metriche (*ROC analysis, failure rate, e molti altri*). Per questo studio si è decido di ricorrere ad un metodo ormai consolidato che prevede il calcolo dei seguenti indicatori di prestazione: *accuracy, recall, precision e F-measure* (Nassirtoussi, 2014; Japkowicz,2006; Alvarez, 2002).
Indicando con VP i veri positivi, con VN i veri negativi, con FP i falsi positivi e con FN i falsi negativi, si definisce:

$$Accuracy = \frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN} \tag{4.1}$$

$$Recall(R) = \frac{VP}{VP + FN} \tag{4.2}$$

$$Precision(P) = \frac{VP}{VP + FP} \tag{4.3}$$

$$FMeasure(F1) = \frac{2 * P * R}{P + R} \tag{4.4}$$

Per ciascuno di questi indicatori si riporta il significato, il dominio di esistenza e i punti di debolezza.

L'accuratezza o *accuracy* è il più facile ed intuitivo dei parametri di prestazione di un algoritmo: rapporta il numero di volte in cui l'algoritmo ha effettuato una previsione esatta, sia in positivo che in negativo, al numero totale dei casi considerati. Sostanzialmente esprime il numero di volte in cui il metodo automatico ha funzionato correttamente. Il dominio di esistenza è [0,1]: il valore pari a 0 si registra se non vi è nemmeno un VP o un VN, ovvero se l'algoritmo sbaglia la previsione in tutti i casi; il valore pari a 1 si registra invece, se non vi è nè un FP nè un FN, cioè se l'algoritmo non compie errori e effettua previsione giuste nella totalità dei casi. L'accuratezza tuttavia, ha il grande svantaggio di dare lo stesso peso ai falsi positivi e ai falsi negativi, e allo stesso modo attribuisce lo stesso peso ai veri positivi e ai veri negativi. L'indice in questione gode cioè della proprietà di compensazione tra VP e VN. Per esempio, considerando 1000 positivi ($VP+FP$) e 1000 negativi ($FN+VN$) con $VP+FP+FN+VN = 2000$, un calcolatore potrebbe avere $VP = 900$ e $VN = 300$, mentre un altro potrebbe registrare $VP = 300$ e $VN = 900$. Entrambe le situazioni avrebbero lo stesso livello di accuratezza ($\frac{900+300}{1000}$) benchè nel primo caso vengano classificati meglio i positivi e nel secondo i negativi. Ci sono circostanze in cui effettivamente i positivi e i negativi potrebbe avere la stessa importanza, ma vi sono anche casi, come per i test medici, in cui è fondamentale individuare chi è malato realmente e gli errori non possono avere lo stesso peso. Pertanto, nonostante l'immediatezza del significato dell'accuratezza, tale valore non deve essere considerato ciecamente ma è necessario riflettere bene sul significato associato (Japkowicz, 2006).

Per un test la soglia di accettabilità dei risultati corrisponde ad un livello di accuratezza pari al 55% (Nassirtoussi, 2014).

La *precision* esprime quanti dei casi risultati positivi dall'algoritmo, effettivamente lo sono. In questo studio essa esprime in quanti casi la previsione dell'esistenza di T_i è risultata corretta.

La *recall*, invece, valuta la porzione di casi realmente positivi che sono stati classificati come tali dall'algoritmo. In questo studio essa esprime quante volte l'algoritmo ha previsto l'esistenza di T_i rispetto ai casi in cui T_i esiste veramente (per chiarezza riferirsi alla *figura* **??**). Le interpretazioni di questi indicatori sono sicuramente meno intuitive rispetto all'accuratezza, ma sono così cariche di significato da non poter essere trascurate in un'analisi del genere. Il dominio di esistenza è ancora una volta [0,1]. La precision è 0 se l'algoritmo prevede l'esistenza di T_i ma in nessuno dei casi esso esiste veramente; è 1 se invece, tutte le previsioni riguardo l'esistenza di T_i sono corrette. La recall è 0 se di tutti i casi il cui realmente esiste il topic principale T_i, l'algoritmo sbaglia la previsione, mentre essa è pari ad 1 se l'algoritmo azzecca la previsione nella totalità dei casi. Lo svantaggio della precision e della recall è che trascurano le informazioni relative ai veri negativi. Ciò vuol dire che se ipotizzassimo due calcolatori con gli stessi valori di

VP, FP, FN, avrebbero gli stessi valori di precision e recall, al di là della loro capacità di di prevedere i VN. In questo stesso caso però, il calcolatore con valore più alto di VN avrebbe un'accuratezza maggiore, dunque risulterebbe migliore rispetto all'altro. Da qui l'importanza di considerare gli indicatori tutti insieme.

Generalmente l'aumento della recall comporta una riduzione della precision e viceversa, pertanto ci si deve accontentare di un compromesso. In questi casi si può ricorrere ad un ulteriore indicatore: *F-measure* (Musicant, 2003). Quest'ultimo, come mostra l'equazione 4.4, è la media armonica di precision e recall (Hossin, 2015) ed è particolarmente utile in quei contesti di machine learning in cui i dati non sono bilanciati, ovvero le classi hanno dimensioni molto diverse tra loro (Musicant, 2003). F-measure come indicatore è per lo più utilizzato come variabile da ottimizzare al variare dei parametri di input (Musicant, 2003) per stabilire la combinazione ottimale oppure per confrontare algoritmi diversi (Joshi, 2002).

In questo studio non deve essere attuato un paragone tra classificatori, dunque il valore F-measure, così come quello di recall e precision, è incluso nella analisi per "controllare" che abbiano valori ragionevolmente accettabili e che non si registrino valori insensati. Il campo di esistenza di F-measure è [0,1]: il valore nullo si ottiene se la precision oppure la recall sono uguali a 0, mentre il suo valore è 1 se entrambi sono uguali a 1. Dunque, il risultato è migliore quanto più la F-measure si avvicina a 1. Pertanto, se una matrice ha un valore più alto di precision e uno più basso di recall e una seconda matrice ha al contrario, precision più bassa e recall più alta, si considera migliore quella con F-measure maggiore. Al contrario dell'accuracy, per cui la letteratura fornisce un valore di riferimento per l'ammissibilità, per F-measure pare non vi sia un livello soglia con cui verificare i risultati.

Tutto ciò dimostra che non vi è nessun indicatore in grado di sintetizzare tutti gli aspetti legati a questo tipo di analisi e per questo è più opportuno non concentrare l'attenzione solo su uno di essi, ma considerarli contestualmente.

4.2.4 I risultati ottenuti

L'*Allegato 4* riporta le associazioni effettuate dall'autore e quelle effettuate dall'algoritmo e per ogni documento è mostrato se si tratta di un caso di VP, VN, FP, FN. Le tabelle sottostanti e i seguenti diagrammi radar mostrano i risultati di *Recall, Precision, F-measure, Accuracy* calcolati per ogni campione da 20 recensioni e per il campione costituito dal totale delle 80 recensioni (in allegato i dettagli per ogni documento e la relativa assegnazione).

Campione 1 x (20 recensioni)			
		condizione vera	
		Esiste T_i	Non esiste T_i
Prev. algor.	Esiste T_i	VP=12	FP=1
	Non esiste T_i	FN=7	VN=0

Campione 1 x (20 recensioni)	
Recall	0,631579
Precision	0,923077
F-measure	0,75
Accuracy	0,6

Campione 2 x (20 recensioni)			
		condizione vera	
		Esiste T_i	Non esiste T_i
Prev. algor.	Esiste T_i	VP=9	FP=0
	Non esiste T_i	FN=9	VN=2

Campione 2 x (20 recensioni)	
Recall	0,5
Precision	1
F-measure	0,666667
Accuracy	0,55

Campione 3 x (20 recensioni)			
		condizione vera	
		Esiste T_i	Non esiste T_i
Prev. algor.	Esiste T_i	VP=11	FP=0
	Non esiste T_i	FN=9	VN=0

Campione 3 x (20 recensioni)	
Recall	0,55
Precision	1
F-measure	0,709677
Accuracy	0,55

Campione 4 x (20 recensioni)			
		condizione vera	
		Esiste T_i	Non esiste T_i
Prev. algor.	Esiste T_i	VP=11	FP=0
	Non esiste T_i	FN=9	VN=0

Campione 4 x (20 recensioni)	
Recall	0,55
Precision	1
F-measure	0,709677
Accuracy	0,55

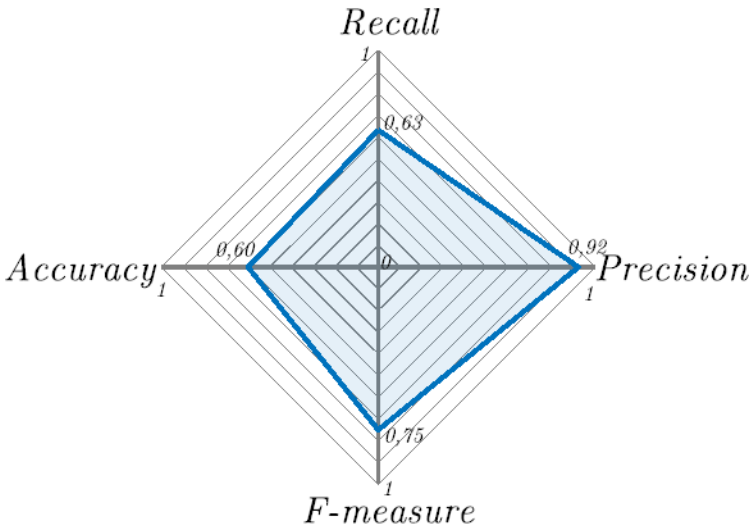


Figura 4.1: *Valore di accuracy, precision, recall e F-measure in un diagramma radar per il campione 1*

Campione Tot. (80 recensioni)			
		condizione vera	
		Esiste T_i	Non esiste T_i
Prev. algor.	Esiste T_i	VP=43	FP=1
	Non esiste T_i	FN=34	VN=2

Campione Tot. (80 recensioni)	
Recall	0,558442
Precision	0,977273
F-measure	0,710744
Accuracy	0,5625

Osservando le matrici dei campioni estratti casualmente spicca innanzitutto la differenza numerica tra i casi in cui la condizione vera afferma l'esistenza di T_i rispetto ai casi di non esistenza di T_i. Ciò di fatto, è un risultato poco sorprendente: la non esistenza di T_i, come già spiegato, corrisponde alla situazione in cui la recensione è fuori luogo oppure non affronta nessuno dei topic individuati in fase di etichettatura. Considerando che l'intento fondamentale per cui un utente si occupa della scrittura di una recensione è trasmettere informazioni, è raro che vengano pubblicati testi non inerenti alla questione; allo stesso modo, è altrettanto raro imbattersi in recensioni che trattano un argomento diverso da quelli individuati, considerando che il numero di

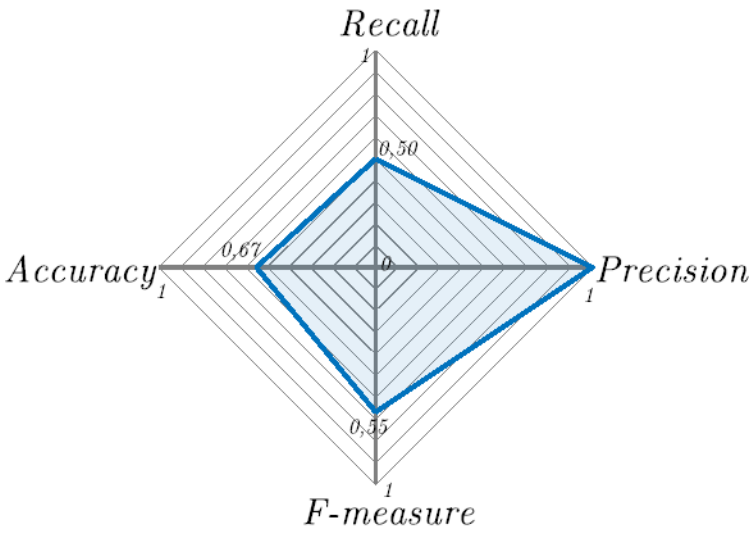


Figura 4.2: *Valore di accuracy, precision, recall e F-measure in un diagramma radar per il campione 2*

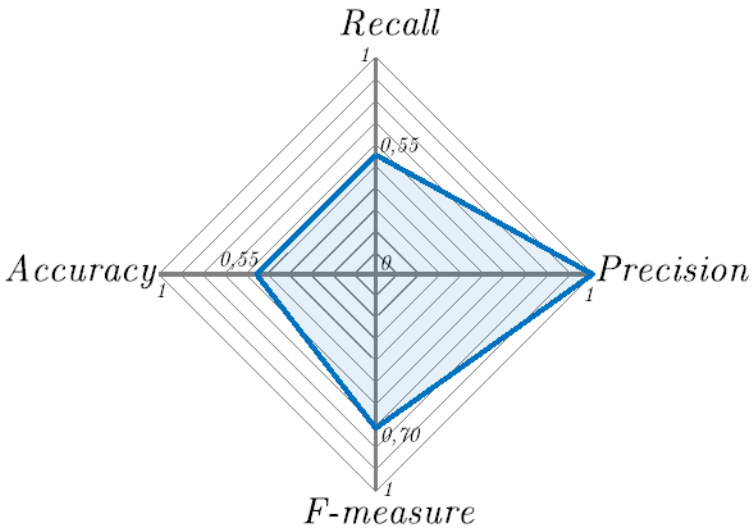


Figura 4.3: *Valore di accuracy, precision, recall e F-measure in un diagramma radar per il campione 3*

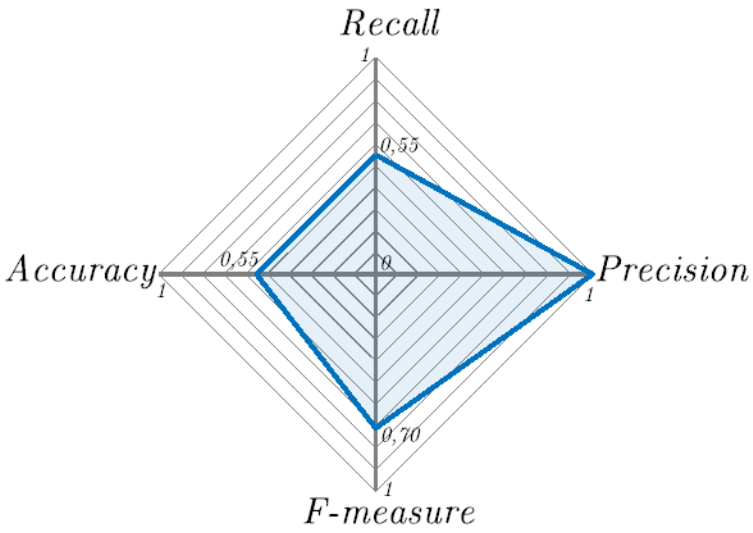


Figura 4.4: *Valore di accuracy, precision, recall e F-measure in un diagramma radar per il campione 4*

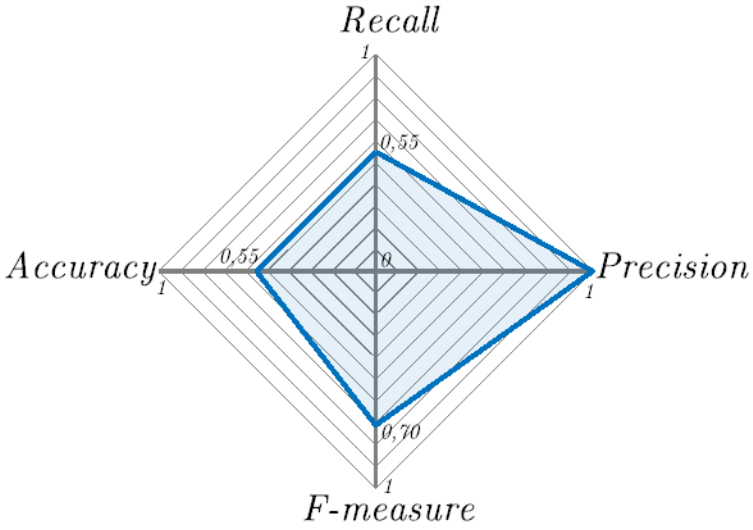


Figura 4.5: *Valore di accuracy, precision, recall e F-measure in un diagramma radar per il campione totale*

topic dell'analisi pari a 16 è relativamente alto. Le classi pertanto, sono sbilanciate ed è proprio per tale ragione che non sarebbe stato sufficiente considerare solo l'accuratezza come indicatore, ma si è deciso di calcolare anche Recall, Precision e F-measure. Per il test di validazione si fa riferimento al campione totale composto dal 80 recensioni. I campioni da 20 recensioni sono stati presi in considerazione solo per verificare che i risultati fossero coerenti anche ricorrendo a campioni di dimensioni ridotte.

Come già discusso, l'accuratezza ha come soglia di accettabilità il valore 55% e, anche se *in extremis*, tale condizione è rispettata sia nel campione totale che nei 4 campioni più piccoli. Per quanto riguarda invece, la recall, la precision, la F-measure registrano valori ritenuti ragionevoli (risultati confrontabili con lo studio di Ma *et al.*, 2013).

In conclusione, i risultati ottenuti non contraddicono l'analisi e costituiscono un primo passo importante nella definizione della determinanti della qualità di un PSS. Sicuramente non è possibile trarre conclusioni più definitive. Innanzitutto, il text mining in generale, per quanto oramai adoperato nei più svariati ambiti, comunque di per sé costituisce una tecnica che necessita di perfezionamenti. In più, gli strumenti utilizzati richiedono che si prendano numerose decisioni man mano nelle diverse fasi, in maniera più o meno arbitrale. Si pensi ad esempio, alle scelte in merito al pre-processamento del testo, ai valori degli input o anche più in generale all'algoritmo prescelto, che in questo caso è stato LDA, ma per cui esistono innumerevoli alternative. Inoltre, la quarta e quinta fase di text mining, quindi la fase di etichettatura e validazione è completamente affidata all'interpretazione umana, che per quanto ci possa impegnare ad adoperare un punto di vista obiettivo, possiede comunque una dose di soggettività di cui è impossibile liberarsi. Ciò significa che "la condizione vera" stabilita dall'associazione che l'autore attua leggendo le recensioni e individuando l'argomento principale, comunque può essere ritenuta vera per l'autore, ma potrebbe anche essere interpretata diversamente da altri lettori.

Per tutte queste ragioni, si ritiene che i risultati in termini di determinanti della qualità di un PSS costituiscano di fatto solo un modello preliminare. Sarebbe opportuno, per sviluppi futuri, procedere alla ripetizione di questo studio variando gli input e inoltre, ricorrendo ad altri algoritmi di machine learning al fine di confrontarne i risultati ed interrogarsi sugli aspetti concordi o diversi.

Capitolo 5

Il confronto dei risultati con il modello PZB

5.1 Analogia e differenze tra i metodi

Lo studio, oltre all'individuazione delle determinanti della qualità per il car sharing, prevede il confronto delle dimensioni della qualità del car sharing ottenute dall'analisi di text mining, con il modello delle determinanti proposto da Parasuraman, Zeithaml e Berry (1985), descritto nel dettaglio nel *paragrafo 2.1.2.*

I due metodi assegnano al cliente il ruolo di giudice nel processo di valutazione della qualità e sviluppano una ricerca empirica che esamina la voce del cliente. Quest'ultima però, nel caso di PZB è reperita nella maniera tradizionale dei *focus group*; per le tecniche di text mining invece, il punto di vista del cliente emerge in modo diretto grazie all'attività di recensione online del cliente.

Una distinzione fondamentale inoltre, fra i due insiemi di determinanti riguarda l'oggetto in questione: il modello PZB studia e individua le categorie chiave degli attributi della qualità nei *servizi.* Il campo di indagine del caso studio riguarda invece un sistema di *prodotto e servizio.* La contestuale considerazione di bene tangibile e bene intangibile, insita nel PSS, di per sé costituisce una maggior estensione dell'area di ricerca, che lascia presagire senz'altro delle differenze rispetto al modello PZB.

Un altro aspetto diverso nel confronto riguarda le risorse necessarie per sviluppare l'analisi: operazioni altamente *labor intensive* (per lo sviluppo e analisi dei questionari) sono previste per ottenere il modello PZB, per il cui sviluppo la componente umana gestisce la quasi totalità dei passaggi; molto più *"capital intensive"* per il metodo di text mining, in cui non manca la componente umana ma, per cui sono imprescindibili elementi hardware e software con prestazioni e capacità di calcolo molto potenti.

Infine, un'ulteriore distinzione tra i due modelli riguarda il livello di intrusività e l'effetto

di idiosincrasia. Nel rilascio delle recensioni, alla base dell'analisi text mining, l'utente non ha la sensazione di imposizione. Rendere pubblico il proprio punto di vista, infatti, è un'attività sempre più diffusa e naturalmente svolta dagli utenti, liberi di esprimere le proprie opinioni senza condizionamenti o filtri. Il livello di intrusività è pertanto, minimo. Le tecniche tradizionali hanno invece l'onere del coinvolgimento fisico del cliente, che potrebbe risentire del ruolo assegnatoli e modulare il proprio comportamento. L'intrusività in quest'ultimo caso è più alta.

5.2 Il coefficiente di Jaccard

Per confrontare le determinanti ottenute a valle del text mining ci si affida al calcolo del coefficiente di Jaccard, seguendo i passi di Zhang (2019).

Tale coefficiente appartiene alla categoria degli indici di similarità ed è usualmente impiegato nelle analisi di text mining in quanto consente di valutare la prossimità tra due set di dati valutando la presenza o assenza, espressa su una scala nominale binaria degli attributi (Niwattanakul *et al.*, 2013).

La notazione convenzionale prevede la definizione di una matrice $2x2$ contenente le frequenze della presenza o assenza degli elementi dei due gruppi di dati da confrontare (Zdenek, 2008).

	Gruppo 2	
Gruppo 1	Presente	Assente
Presente	a	b
Assente	c	d

Con:

- a si indica il numero di elementi in comune tra Gruppo 1 e Gruppo 2;
- b si indica il numero di elementi presenti solo nel Gruppo 2
- c si indica il numero di elementi presenti solo nel Gruppo 1
- d si indica il numero di elementi assenti in entrambi i gruppi.

Si può procedere al calcolo applicando la seguente formula:

$$Coefficiente\ di\ Jaccard\ = \frac{a}{a\ +\ b +\ c} \tag{5.1}$$

Tale coefficiente esprime la similarità tra insiemi campionari. Esso ha un intervallo di esistenza compreso tra 0 e 1. Il valore è nullo se i gruppi non hanno nemmeno un elemento in comune, è invece pari all'unità se sono composti dagli stessi elementi.

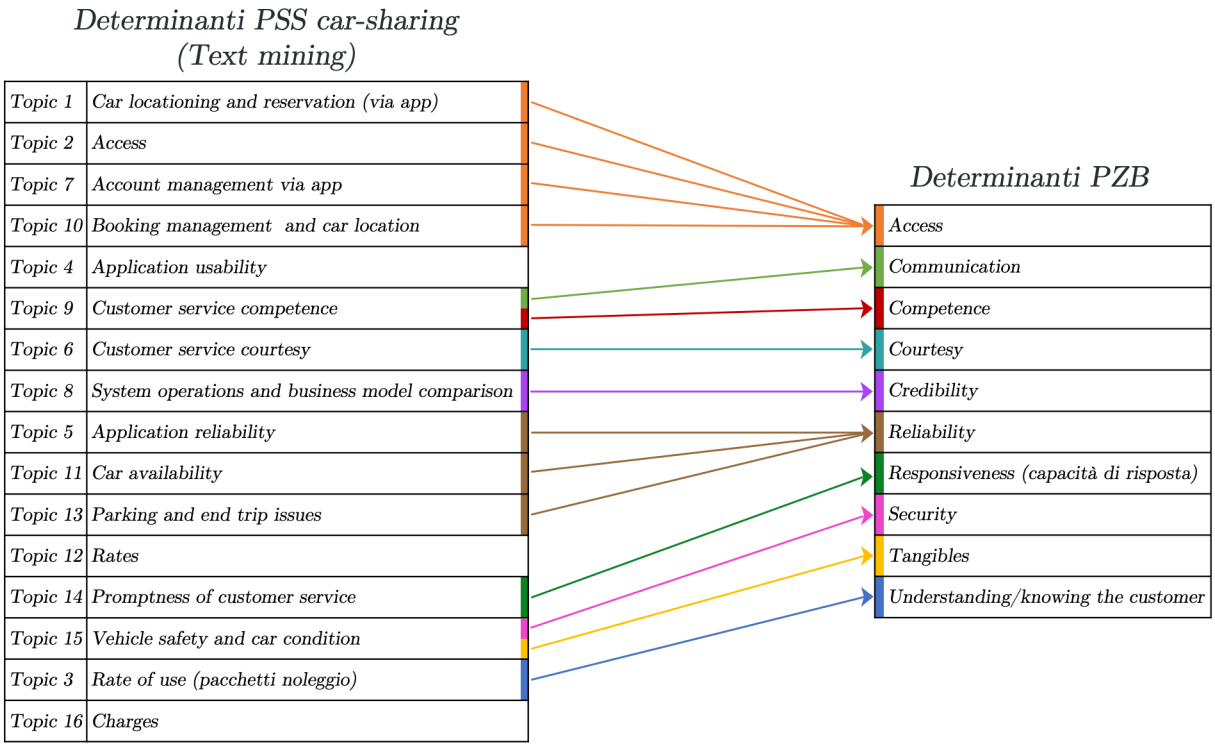


Figura 5.1: *Lato sinistro: elenco delle determinanti della qualità del car sharing individuate tramite il text mining; lato destro: elenco le determinanti proposte da Parasuramn, Zeithaml, Berry (i topic non sono disposti in ordine solo per rendere l'immagine più leggibile)*

5.3 Il confronto delle determinanti

Per poter calcolare il coefficiente di Jaccard si devono individuare le dimensioni della qualità in comune tra il modello di text mining e il modello PZB.

Le determinanti dei due modelli sono sostanzialmente differenti. Si ricordi a tal proposito che quelle individuate da PZB si riferiscono ai servizi e hanno pertanto carattere generale, mentre le determinanti ricavate in questo caso studio si riferiscono ad uno specifico PSS, il car sharing, quindi non hanno valenza generale.

Per questo motivo, il conteggio delle determinanti comuni non è stato realizzato verificando letteralmente la corrispondenza tra etichette dei topic e dimensioni, ma riconoscendo una corrispondenza nei significati. Nella pratica una dimensione è ritenuta comune ai due modelli se il significato assegnato ad un'etichetta del text mining è riconducibile al significato di una delle determinanti di PZB.

La *figura 5.1* esplica graficamente il procedimento di individuazione delle determinanti comuni. Essa mostra sul lato sinistro le determinanti ottenute dal metodo di text mining e sul lato destro le determinanti proposte da PZB. Le frecce rappresentano una sorta di "ponte" tra i due modelli e associano le dimensioni affini.

Tabella 5.1: Matrice contenente le frequenze dalla presenza o assenza degli elementi tra il gruppo di determinanti dela modello PZB e il modello risultante dall'analisi di text mining

	Modello PZB	
Modello di text mining	Presente	Assente
Presente	10	3
Assente	0	0

Dopo aver individuato quali sono gli elementi in comune tra i modelli si può procedere con la compilazione della matrice $2x2$ e con il calcolo del coefficiente di Jaccard.

$$Coefficiente\ di\ Jaccard\ = \frac{10}{10\ +\ 3+\ 0} = \frac{10}{13} = 0,7692$$

Il risultato del calcolo dimostra che il modello ottenuto dall'analisi di text mining è sostanzialmente simile al modello di PZB. Tutte le dimensioni del modello PZB sono immagine di almeno una dimensione del modello sviluppato nello studio. È ragionevole che le prime siano immagine anche di più di una dimensione del modello estratto da LDA, avendo rispetto a queste ultime carattere generale.

Il modello di text mining introduce inoltre, importanti elementi di novità, graficamente corrispondenti alle dimensioni evidenziate. Gli elementi innovativi riguardano l'aspetto legato all'interazione utente-sistema espresso da **Application Usability** e l'aspetto economico chiaramente delineato da **Rates** e **Charges**, trascurato nei modelli proposti in letteratura.

L'*usabilità* è definita dalla norma ISO 9241-11:1998 come il grado con cui un prodotto o un sistema può essere usato da uno specifico utente per raggiungere un obiettivo con efficacia, efficienza e soddisfazione in uno specifico contento d'uso; essa sottintende la facilità con cui il cliente riconosce che un prodotto o sistema è adatto al proprio bisogno (*appropriateness recognizability*) e con cui impara a gestirlo per ottenere i risultati sperati (*learnability*), il grado con cui un prodotto o sistema possiede attributi che ne semplificano il funzionamento e il controllo (*operabilità*) e infine, include anche la protezione contro il compimento di errori (*user error protection*) e il livello di gradimento che prova il cliente nell'interazione con il sistema (*user interface aestetichs*).

Questa dimensione esplicita chiaramente l'evoluzione che nel corso degli ultimi anni ha subito il ruolo del cliente, il quale non è più solamente colui che valuta il sistema dall'esterno, ma è uno degli elementi che *appartiene* al sistema di erogazione del servizio/prodotto, ne è parte integrante. Per tale ragione non può essere trascurato tra gli attributi della qualità la facilità e l'efficacia dell'interazione tra un l'utente e gli altri elementi del sistema.

L'ambito a cui appartengono le altre due "nuove" dimensioni, **Rates** e **Charges**, è economico. Si tratta tuttavia, di un concetto molto più ampio del prezzo. Quest'ultimo è il valore economico

di un bene espresso in moneta corrente; è fisso e il cliente non ha (solitamente) possibilità di scelta o di contrattare. Le tariffe e gli addebiti, cioè le dimensioni in questione, offrono invece al cliente un margine discrezionale, per esempio per quanti minuti o chilometri utilizzare il PSS oppure per quante volte alla settimana. Anche gli addebiti hanno un margine di scelta per il cliente. *Lato sensu,* infatti, adottare un comportamento adeguato al codice della strada, parcheggiare l'auto in modo idoneo, transitare nelle aree consentire, pagare i conti in sospeso, ecc., sono tutti motivi per cui un cliente "sceglie" di rischiare un addebito extra.

5.4 Conclusioni

Questo studio è stato sviluppato con l'intento di estrapolare, tramite l'approccio innovativo dell'analisi testuale, le dimensioni latenti della qualità di uno dei più diffusi PSS, il car sharing, direttamente dalla voce del cliente espressa sotto forma di recensione online. Per l'individuazione delle dimensioni è stato applicato l'algoritmo di *topic modeling* denominato *Latent Dirichlet Allocation.* Sono state pre-processate ed elaborate 16808 review e i risultati dell'analisi sono stati sottoposti alla fase di interpretazione, a valle della quale sono emerse le determinanti della qualità del car sharing: *Car location and reservation (via app), Access, Rate of Use, Application Usability, Application Reliability, Customer service Courtesy, Account management via app, System operations and business models comparison, Customer service competence, Booking management and car location, Car availability, Rates, Parking and end trip issues, Promptness of Customer service, Vehicle safety and car condition, Charges.* Tramite l'impiego degli indicatori Recall, Precision, F-measure e Accuracy, ampiamente utilizzati nel campo del machine learning, si è proceduto alla validazione convergente dei risultati con esito positivo. Infine, il modello delle dimensioni della qualità del car sharing costruito tramite il text mining è stato confrontato con il modello proposto in letteratura da Parasuraman, Zeithaml e Berry (1985).

La ricerca delle determinanti in grado di influenzare la percezione della qualità del cliente e di condizionarne il livello di soddisfazione continua incessantemente da decenni, ormai. A tale scopo, stati creati innumerevoli modelli ma l'attività di indagine in questa direzione non è mai stata sospesa poiché il processo di consolidamento dei metodi per valutare la qualità non si ritiene sia concluso. Questo è dovuto anzitutto alle caratteristiche intrinseche multidimensionali della qualità, che ne complicano la progettazione, il controllo e l'operazionalizzazione del concetto. Ma soprattutto è dovuto all'azione del fattore del tempo, che inesorabile modifica ogni circostanza e richiede costanti aggiornamenti. Con il passare degli anni, ogni entità subisce dei cambiamenti: le tecnologie, i processi di produzione, il mercato e la società, cambiano i beni e i servizi con i quali ci si rapporta e di conseguenza anche il concetto di qualità si evolve.

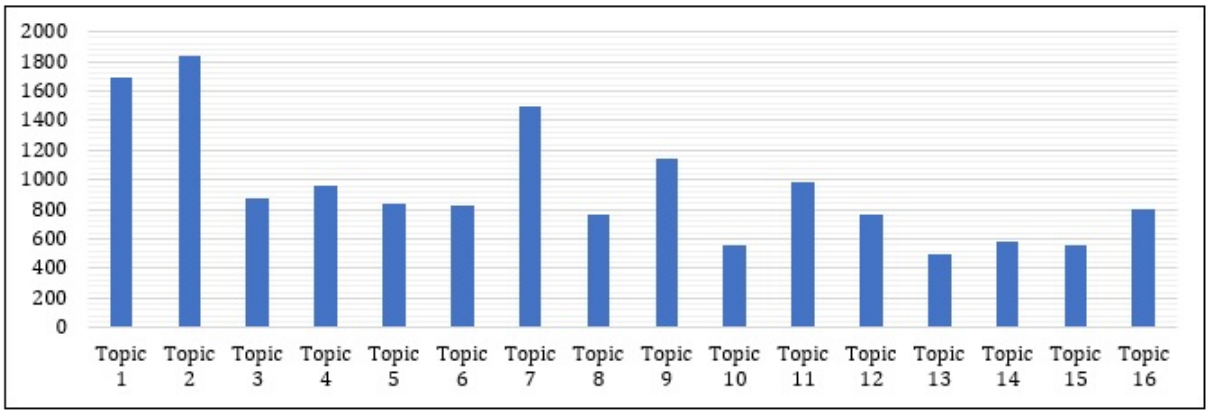
La scelta dell'ambito applicativo è ricaduta sul car sharing perchè incarna in modo emblematico il cambiamento sotto tutti gli aspetti: esso rappresenta un nuovo modo di intendere il servizio, sempre disponibile e non in fasce orarie, un nuovo modo di intendere il prodotto, condiviso con altre persone e non di proprietà, un nuovo modo di intendere il cliente, protagonista

del servizio, coinvolto in tutte le operazione e non mero fruitore, un nuovo modo di intendere la società e l'ambiente, più attenta alla questione ecologica. Inoltre, il car sharing dispone di un quantitativo enorme di recensioni ed è pertanto un candidato idoneo all'applicazione del text mining.

Il metodo d'analisi adoperato, il topic modeling, sfrutta le potenzialità di questi dati. Le recensioni sono ormai considerate un "atto di verità" tra gli utenti e l'analisi testuale permette di recuperare l'infinità di informazioni che essi rilasciano nel tentativo di raccontare il proprio punto di vista agli altri utenti, di elaborarle e di sfruttarle in sede manageriale. Tale metodo d'indagine, rispetto ai metodi di ricerca della qualità tradizionali, permette di oltrepassare la visione statica offerta da un questionario o un'intervista, le cui risposte e reazioni raccolte sono circoscritte all'interno di un arco temporale estremamente ridotto. Infatti, il metodo tradizionale che prevede di sottoporre domande ai cliente ed di esaminarne le risposte limita la validità dell'analisi esclusivamente al momento dello scambio delle informazioni.

Le recensioni invece, crescono numericamente ora dopo ora, e per ognuna di esse i siti trattengono l'informazione relativa al giorno di pubblicazione. Pertanto, dati di questo tipo consentono potenzialmente di cogliere la dinamicità e l'evoluzione temporale degli ambiti dell'indagine. In altre parole, le review permettono di scoprire l'andamento delle dimensioni nel tempo e di poter individuare i fattori esogeni ed endogeni che entrano in gioco nel processo valutativo. Addirittura potenzialmente possono permettere di filtrare i dati per l'analisi in modo tale da condurre indagini per Paese o per città, per anno, per rating di voto e così via. L'analisi delle recensioni costituisce dunque, un importante strumento informativo non solo per gli utenti interessati a conoscere l'esperienza altrui, ma soprattutto per il management aziendale. Conoscendo le dimensioni ritenute importanti dal cliente, le società hanno l'opportunità di intervenire sul proprio sistema, distribuendo le risorse in modo tale da accontentare le richieste degli utenti e renderli più soddisfatti. Il management può quindi declinare le informazioni ottenute all'interno della propria organizzazione e sfruttarle a proprio vantaggio.

La recensione, come modalità di scambio opinioni, ha riscosso enorme successo perché è in grado di ridurre le asimmetrie informative *inter pares*. Gli utenti sono consapevoli delle potenzialità di tale strumento e sono incentivati a pubblicare review poiché sanno di poter influenzare la collettività e sbilanciare il potere contrattuale a favore del cliente. Dunque le recensioni rappresentano il mezzo attraverso il quale aumenta il livello di coinvolgimento dell'utenza, a beneficio del *customer engagement* e della *customer co-creation*, driver importanti per migliorare le prestazioni aziendali e il valore del consumatore (Jaakkola, 2012). Con la prima locuzione si fa riferimento all creazione di comunicazione tra cliente e imprese, la seconda definisce il processo in cui gli input derivanti dal cliente assumono un ruolo centrale nella progettazione di un prodotto o servizio. A tal proposito Lusch, Vargo e O'Brien (2007) sostengono l'instaurarsi di un rapporto collaborativo di coinvolgimento e co-creazione tra produttore e cliente possa portare l'impresa ad assorbire informazioni e conoscenze, tali da determinare il raggiungimento di una posizione di vantaggio competitivo. Ciò testimonia dunque, l'importanza delle tecniche di text mining.



Topic 1	Topic 2	Topic 3	Topic 4	Topic 5	Topic 6	Topic 7	Topic 8	Topic 9	Topic 10	Topic 11	Topic 12	Topic 13	Topic 14	Topic 15	Topic 16
1694	1834	871	964	839	828	1496	763	1144	555	983	763	493	583	563	802

Figura 5.2: *Istogramma raffigurante per ogni classe, il numero di documenti per cui quel topic è il principale secondo l'elaborazione del metodo LDA, per il dataset di 16808 recensioni considerato nello studio*

I risultati ottenuti hanno permesso non solo di individuare le dimensioni latenti della qualità di un product-service system, ma hanno messo in luce anche tali questioni rilevanti in merito all'evoluzione delle tecniche d'indagine in merito ai concetti di qualità e soddisfazione del cliente. Si ritiene pertanto che i risultati preliminari acquisiti in termini di determinanti della qualità di un PSS confermano l'enorme potenzialità del text mining.

5.5 Sviluppi futuri

Interessante sarebbe procedere con un approfondimento dell'analisi delle determinanti individuate nel modello, volto a rilevare il grado di sovrapposizione tra esse e di correlazione.

Un'ulteriore indagine potrebbe essere condotta per stabile un ordine di importanza tra le dimensioni e a tal fine, potrebbe essere preso in considerazione il numero delle recensioni per cui ogni topic è stato individuato come il principale dall'algoritmo. A tal proposito l'istogramma in *figura 5.2* riporta per il dataset dello studio la "numerosità" dei topic, così come è stata calcolata dall'algoritmo. Osserva il grafico si può stabilire quali sono i topic maggiormente discussi ma nulla è possibile concludere in merito ad una eventuale classifica per importanza tra i topic. Intuitivamente sembrerebbe logico concludere che gli argomenti di cui più si parla rappresentano quelli fondamentali; tuttavia, per poterlo affermare è necessario approfondire in tale direzione. Se si potesse stabilire una "classifica" di importanza per le determinanti, le potenzialità dei risultati per le decisioni del management aziendale sarebbero senz'altro amplificate e permetterebbero di stabilire una graduatoria di priorità.

Infine, potrebbero essere applicate analisi di text mining ad altri sistemi servizio-prodotto per cogliere analogie e differenze rispetto al modello generato in questo studio, con l'obiettivo di costruire un modello delle determinanti della qualità per un PSS con valenza generale.

Allegato 1

Tabella 5.2: caption

Provider	Società	Numero recensioni	Area Geografica	Tipologia di CS	Veicoli	Tariffe
Bluecity	Bollorè	17	UK	Station based	Elettrici	Abbonamento annuale + tariffa oraria, pacchetti giornalieri
BlueIndy	Bollorè	37	USA	Station based	Elettrici	Abbonamento annuale + tariffa oraria, pacchetti giornalieri
Car2go	Daimler AG	4628	Canada, UK, USA	Free-floating	Elettrici e a combustione	Tariffa oraria, pacchetti giornalieri
Communauto	Communauto	48	Canada	Free-floating, station based	Elettrici e ibridi	Tariffa oraria, pacchetti giornalieri
Co-wheels car share	Oply UK Limited	68	UK	Station based	Elettrici e ibridi	Abbonamento mensile+ tariffa oraria, pacchetti giornalieri
DriveNow	Bayerische Motoren Werke AG	907	UK	Free-floating	Ibridi, elettrici, a combustione	Tariffa oraria, pacchetti giornalieri
Ego car share	eGo CarShare	11	USA	Station based	Ibridi, elettrici, a combustione	Abbonamento mensile + tariffa oraria
Enterprise CarShare	Enterprise Holdings	858	USA, UK	Station based	Ibridi, elettrici, a combustione	Tariffa oraria, pacchetti giornalieri
Evo Car-Share	Canadian Automobile Association	778	Canada	Free-floating	Ibridi	Tariffa oraria, pacchetti giornalieri
Flexicar	The Hertz Corporation	36	Australia	Station based	Ibridi, elettrici, a combustione	Tariffe orarie, pacchetti giornalieri
GoGet Car Share	CarShare Australia, Archer Capital	1219	Australia	Station based	Ibridi, elettrici, a combustione	Abbonamento mensile + tariffa oraria
Green Share Car	Green Share Car	54	Australia	Station based	Elettrici e ibridi	Abbonamento mensile + tariffa oraria
Hertz 24/7	The Hertz Corporation	300	USA	Station based	Ibridi, elettrici, a combustione	Tariffe orarie, pacchetti giornalieri

Continua nella prossima pagina

Continua dalla pagina precedente

Provider	Società	Numero recensioni	Area Geografica	Tipologia di CS	Veicoli	Tariffe
Maven	General Motors	342	USA	Free-floating	Elettrici	Tariffe orarie, pacchetti giornalieri
Modo	The Co-operative Auto Network	199	Canada	Free-floating	Ibridi, elettrici, a combustione	Tariffa oraria, pacchetti giornalieri
Ubeeqo	Europcar	189	UK	Station based	Ibridi, elettrici, a combustione	Tariffa oraria, pacchetti giornalieri
WaiveCar	Waive	28	USA	Free-floating, station based	Elettrici	Tariffa oraria, pacchetti giornalieri
Zipcar	Avis Budget Group	7089	Canada, UK, USA	Station based	Ibridi, elettrici, a combustione	Abbonamento mensile + tariffa oraria, pacchetti giornalieri
Totale		16808				

Allegato 2

```
% Importazione dati
rng('default')
filename = "menodiquattro1.csv";
data = readtable(filename,'TextType','string');

% Eliminazione righe vuote
idx = strlength(data.Review) == 0;
data(idx,:) = [];
% Pre-processamento del testo
documents = preprocessWeatherNarratives(data.Review);

% rimozione lista definita parole (dal file "rimuovere.csv")
parole=readtable('rimuovere2.csv','TextType','string');
newDocuments = removeWords(documents,table2array(parole));

%eliminazione delle recensioni con numero di parole minore o uguale a 4
for i= 1:size(newDocuments)
    if size(newDocuments(i).Vocabulary)≤4
        idx(i,1)=true;
    else
        idx(i,1)=false;
    end
end
idx=logical(idx);
newDocuments(idx,:) = []; %Comando per eliminare righe in cui ...
    idx=true, ovvero con lunghezza minore di 4

%% Creazione della Bag of words
cleanBag = bagOfWords(newDocuments)
cleanBag = removeInfrequentWords(cleanBag,2)
[cleanBag,idx] = removeEmptyDocuments(cleanBag);
try
labels(idx) = [];
end
```

```
%% Confronto dei documenti prima e dopo il pre-processamento
rawDocuments = tokenizedDocument(data.Review);
rawBag = bagOfWords(rawDocuments)
numWordsClean = cleanBag.NumWords;
numWordsRaw = rawBag.NumWords;
reduction = 1 - numWordsClean/numWordsRaw
%% Analisi numero di topic ottimale per LDA
% partizione recensioni in insieme per il traing e insime per validation
numDocuments = numel(documents);
cvp = cvpartition(numDocuments,'HoldOut',0.1);
%creazione insieme per il training
documentsTrain = documents(cvp.training);
%creazione insieme per validation
documentsValidation = documents(cvp.test);
%creazione BoW da insieme di training
bag = bagOfWords(documentsTrain);
bag = removeInfrequentWords(bag,2);
bag = removeEmptyDocuments(bag);
% settaggio del numero di topic da analizzare
numTopicsRange = [1:30];
solv=["savb" "cgs" "avb" "cvb0"]
colors=["red" "green" "blue" "black"]
mark = ["o" "*" "x" "+"];
% lancio del metodo LDA sul 90% dei documenti
for i = 1:numel(numTopicsRange)
numTopics = numTopicsRange(i);
    for s=1:numel(solv)
        mdl = fitlda(cleanBag,numTopics, ...
        'Solver',solv(s), ... %solver utilizzato dal metodo LDA per ...
           ottimizzare parametri alternative considerate cvb0, avb, ...
           cgs, savb)
        'InitialTopicConcentration',0.1, ... % alpha
        'WordConcentration', 0.1, ... %beta
        'Verbose',0);
        [¬,validationPerplexity(i,s)] = logp(mdl,documentsValidation);
        TopicConcentration(i,s) = mdl.TopicConcentration;
    end
end
```

```
%stampa del grafico relativo all'andamento della Perplexity e della ...
    concentrazione dei topic in relazione al numero di topic esaminato
figure
for s=4:numel(solv)
    plot(numTopicsRange,validationPerplexity(1:length(numTopicsRange),s),...
    'Color',colors(s),'Marker', mark(s))
    ylabel("Validation Perplexity")
    xlabel("Numero di Topic")
    hold on
end

%% Estrazione dell'output dell'algoritmo LDA su un numero definito di ...
    topic (nel caso in esame numTopics=16)
numTopics = 16;
initial=0.1;%alpha
mdl_final = fitlda(cleanBag,numTopics,...
'Solver','cvb0', ...
'InitialTopicConcentration',initial, ...
'FitTopicConcentration', false, ...
'WordConcentration',0.1, ...
'Verbose',1);

%creazione grafico Topic Mixtures
numDoc=size(newDocuments);
topicMixtures =transform(mdl_final,cleanBag.Counts(1:50,:));
figure barh(topicMixtures,'stacked') xlim([0 1]) title("Topic Mixtures")
xlabel("Topic Probability") ylabel("Document") legend("Topic "+
string(1:numTopics),'Location','northeastoutside')

%visualizzazione prime 15 parole per i 16 topic
for n = 1:numTopics
tbl = topkwords(mdl_final,15,n)
end
```

Allegato 3

Tabella 5.3: Campione 1

Recensione	$\alpha = 0,1$		$\mathbf{T = 50/K}$	
	Autore	**LDA**	**Autore**	**LDA**
68970: Love it even more, I use it all the time. The only drawback is that it can't tell you when some inconsiderate person has parked a Car2Go in their locked garage	Topic 10	Topic 10	Topic 11	Topic 14
8349: I've discovered this company few weeks ago and i really have to say that.. theese guys are great! perfect renting system and really helpfull costumer service. So far,all the cars i've driven with were safe and reliable. Great job Zip Car!	Topic 8	Topic 8	Topic 10	Topic 10
11592: There's no excuse for a this. You book a car and have 30 minutes to get to it, but the application doesn't have a counter or anything to let you know when the reservation is up? You also can't view your trip history in the application - so I can't easily see how much the trip I just took cost me? Booking a trip can take ages sometimes - or stall forever at the booking screen. It's been a year, this is getting 1 star for now. Car2go has these features and no issues with booking.	Topic 1	Topic 1	Topic 1	Topic 5
1134: Easy to use and great value	Topic 2	Topic 13	Topic 2	Topic 3
8820: Big fan of the service and the application is rough regarding usability. Specifically the payment is wonky and the password reset is a pain. Also the pricing is misleading and other customer service aspects feel missing. Excited for them to get it together and it's not quite there.	Topic 4	Topic 4	Topic 5	Topic 3
2680: Bugged with the Mercedes. You're not allowed to rent them...	Topic 1	Topic 8	Topic 8	Topic 8
9470: Clearly a work in progress The application is really basic and only focus on the "book a car" process. You can't recover your password from the login screen nor your can't see your balance. Oh! And the application wants you to turn GPS on, and keep bugging you about it. Really poor User Experience overall.	Topic 7	Topic 7	Topic 5	Topic 5
5529: Just wish I was able to drop it off at different locations for when I have to go home for a few hrs	Topic 13	Topic 5	Topic 9	Topic 9
3225: Does it better than the other one (Car2enjoy). Reserve versus rent is great.	Topic 8	Topic 5	Topic 10	Topic 13
9416: GoGet is fantastic- highly recommend to anyone who wants the convenience of a car a few times a week but without the hassle and cost of owning one in a city like Sydney. Really easy to use and friendly customer service. Great mobile application makes it super simple to locate cars, book and extend times if needed.	Topic 2	Topic 2	Topic 2	Topic 2
2488: You have to pay 29Ç after your documents are verified.	Topic 12	Topic 10	Topic 13	Topic 8

Continua nella prossima pagina

Continua dalla pagina precedente

Recensione	$\alpha = 0,1$		$\mathbf{T = 50/K}$	
	Autore	**LDA**	**Autore**	**LDA**
11948: I had a booking for 4pm - 6pm, returned the car at 5:30pm and successfully ended the booking. At 7pm, I received a call from customer service asking me why I haven't end the booking yet. I told them I returned the car 30 mins before the end of my booking and they apologised for the system glitching. Two days later, I received an email saying the car still hasn't been returned and is now high risk and police have been notified. They also took $165 out of my account. Called up again and they said it's a glitch and that the money will be returned after 7 working days.	Topic 13	Topic 13	Topic 14	Topic 14
4600: It's been 2 weeks, and my account's driver license information has not been verified. Awful customer service.	Topic 9	Topic 9	Topic 4	Topic 4
7432: Great service. Comes in handy when needing a van. Plus good if you don't own your car as you can pick one up whenever to make a quick trip. I've been a member for 7 years	Topic 2	Topic 2	Topic 2	Topic 15
13717: HORRIBLE HORRIBLE HORRIBLE! BEWARE OF THIS GIANT COMPANY OF SCAMS! I rented with Zipcar's a total of three times before I was fed up. Overcharge you and the cars have a lot of bullshit problems. Whether the car had giant dents and scratches across the body. I had people stop and ask me if I wanted to "repair my vehicle." which was embarrassing. The second time I rented with this shitty company the whole display in the car was cracked and damaged to the point I couldn't use the back up camera feature or PLAY MUSIC ON MY TRIP!!The last time I will ever rent with Zipcar. They charged me an extra hour due to my car not being at the location!!!!!!!! Then on top of that a $50 fee for having to return the car "late" when I originally rented the car for two hours within walking distance of my home. I had to take a Uber to another location for an hour and they CHARGED ME for that hour regardless of fault. Oh and their customer service agents aren't afraid to shout and tell you to "let them finish". Rude and a waste! I never leave company reviews but this shit right here is horrible.	Topic 15	Topic 8	Topic 10	Topic 10
9984: The booking process is straightforward and I have always been able to find an available car within a short walking distance (I generally book cars in Carlton, Fitzroy and the CBD). The cars have always been clean, and on the few occasions I have needed to call customer service, staff have been extremely helpful and solved my problems with minutes. Very happy with the GoGet experience.	Topic 2	Topic 2	Topic 2	Topic 2
8580: Trouble logging in This is my first time as a zip car client and it won't let me log in. Also when I hit forgot username and password it didn't recognize my email. I had 2 create 3 separate accounts because of this issue	Topic 7	Topic 7	Topic 8	Topic 8

Continua nella prossima pagina

Continua dalla pagina precedente

Recensione	$\alpha = 0,1$		$\mathbf{T = 50/K}$	
	Autore	**LDA**	**Autore**	**LDA**
14124: I read most of the reviews before writing my review. Clearly c2g inspires passion in its users. Here's the absolute bottom line:* If you need to go shopping, it's a great thing.* If you expect toe-sucking, grovelly service by a bevy of corporate-trained monkeys, this isn't the transportation mechanism for you.* If you're the kind of person that gripes about service even when it's out of the control of the service person, DON'T USE THIS SERVICE. There's no good person against whom to whine.* If you don't mind riding the bus or train, then using these hard-used cars is just fine.* The little black handles on the side of the steering wheel shift gears for you. They're not volume controls, cruise control, or anything else that might be useful. And if you don't know about gears and stuff, it can be quite off-putting, especially if you're between a truck and a bus. Heh.I don't have a smartphone so I can't whine about the application. The web site has accurately reported the whereabouts of the cars.Folks seem to think c2g works using some kind of telepathic connection with the cars. If cell service sucks, or if the car can't get a legit GPS reading, c2g will show incorrect information. Y'all need to get used to that.Car2go is a GREAT solution for jumping point-to-point for little, local trips.I wish the service area was larger (I live north of it at the moment).	Topic 2	Topic 15	Topic 2	Topic 15
933: Easy to use and works great.	Topic 2	Topic 8	Topic 3	Topic 3

Continua nella prossima pagina

Continua dalla pagina precedente

Recensione	$\alpha = 0,1$		$\mathbf{T = 50/K}$	
	Autore	**LDA**	**Autore**	**LDA**
14844: this is the first time i write a review about a product or service. most of time i just don't bother. but i need to write about goget, because i am very unhappy with it. i am only with goget for 4 months and already have had various problems with them. i cannot wait to cancel my membership. once you join, they charge you 6 months of membership fee at one time. this means that you probably cannot or it would be a hassel to terminate your membership half way through when you find out their terrible service. their sensors remember your details until the next user lodges in. this can creat a problem. say if you finish a booking with A car, and you have another booking with B car, but you accidentally take A car for you next booking because the car still remembers you, they will charge you $50 fine. i had to argue for 2 months to get the $50 dollars back. moreover, you will have to pay $1500 excess for even a minor damage (scrathes). you might want to damage the car a bit more to get your money worth. be very careful when you book a car over the phone. you need to press 1 to extend a booking,then another number (say "2") for the hours you want to extend to, sometimes the system reads the "1" you press on your previous option, and thinks you want to extend 12 hours. i agree with other reviewers that it is very hard to get hold of a customer service rep once you have a problem. i once came across a flat battery car and ended up to cancel the booking. if you want to book a car for over 5 hours and needs to drive a long distance. you might as well book the car for a whole day instead. the hourly rate + the kilometer rate is pretty much closed to the daily rate. in other words, it only saves you a small amount of money if you drive it for 2-3 hours. if you are a weekend car user, and needs a car on sat. and sun. it is $29 dollars a month for membership fee and the daily rate is $68 dollars, it costs you 7420 a year in total (29*12+68*52*2). in the long run, it is not worth the troubles to deal with unvailable and bad customer service rep. owning your car is cheaper and more conveniet than hiring a car even though you are just a weekend car user. convenient expensive, bad customer service, bad and inflexible policy	Topic 12	Topic 12	Topic 13	Topic 13

Tabella 5.4: Campione 2

Recensione	$\alpha = 0,1$		$\mathbf{T = 50/K}$	
	Autore	**LDA**	**Autore**	**LDA**
11942: I don't normally write reviews but you e-mailed me and asked for one so here is one star.Last booking was way over estimate given at the time. I paid an initial $218 to be debited months later a further $167 as the booking added up to much more. Unimpressed. Calculate accurate, or close to estimates at time of booking, otherwise what is the point? Also don't wait months to take out the extra charge. Also the invoice is overly complicated and hard to understand. So too are your terms and conditions as the extra charge came as a total shock to me. Will not be using again.	Topic 16	Topic 12	Topic 16	Topic 1
12905: If I could give zero stars, I would. Someone hit my bumper while parked in San Francisco, and I took the car in to get it repaired as requested. I waited for the estimate to be approved which I was told to do. Maven has the nerve to call the auto shop and treat both of us like dirt, saying I should have left the car at the auto shop (without approval...ok that makes sense). I should have just turned the car back in at Maven in SF and called my own insurance company and dealt with it that way instead. What a joke. Now I have to fight for my money back for rent fees that I'm being charged while my account is now "cancelled." I could go on and on but I am so pissed off. Customer service is non-existent, a perfect example of why people work better than apps.	Topic 8	Topic 9	Topic 4	Topic 15
13256: The worse customer service! This company seems to be failing not due to the actual cars but to the agents who take calls. In my instance, I called from the road where I was in 6 lanes of bumper-to-bumper traffic, just outside of Manhattan. The agent told me to text the company that I needed to extend the car for 15 minutes; I said I was driving and wouldn't risk an accident to do so. He then told me to pull over to the shoulder and download their mobile application, or he would have to charge me $3.50 to extend the reservation time. Bottom line: I said no, he did so, and then I called billing to have the change reversed. It appears the comments on Yelp have to do with poor customer service at Zipcar. And that is a problem. Moreover, anyone who uses Zipcar pays a membership fee. Why do we also have to subsidize employee salaries with this silly $3.50? áZipcar would do well to take customer service seriously. 6 - gestione prenotazione da parte del customer service	Topic 6	Topic 7	Topic 7	Topic 13
6689: Keeps crashing on me. Trying to make a reservation. Pick date and location and it shows the price then when I click book it crashes and the application shuts down?	Topic 5	Topic 7	Topic 8	Topic 8
1394: Works great! Issues with reservations are fixed.	Topic 1	Topic 10	Topic 11	Topic 5
8836: application is good no issuses , my only problem is when will you do convertable cars as a rival car share company has mini convertibles will zip car be doing the same and better? I also believe older members and frequent uses should have discount offers on weekend block bookings...	Topic 2	Topic 8	Topic 10	Topic 13

Continua nella prossima pagina

Continua dalla pagina precedente

Recensione	$\alpha = 0,1$		$\mathbf{T = 50/K}$	
	Autore	**LDA**	**Autore**	**LDA**
14157: I had the worst experience ever with this company in the few months I used them. From getting a vehicle with no gas and making me miss a really important meeting, to having to put gas out of my own pocket because their gas card did not work at a Arco when they claim their gas card is accepted at big name gas stations and never getting refunded. Cars are also super limited to only a few near by even in major city areas. The costumer service is absolutely the worst too. With long wait times and clearly never apologize or try and solve my issues. There answer was always sorry there is nothing we can do. Managers on duty are unprofessional and never tried to resolve any issue. Also if you are a Mac user you can not update your billing informationbecause it only works on a PC computers and they will not update your informationover the phone. So you are pretty much screwed if you are a Mac user. If you lose you card or move the hassle to get a new one or change you address is beyond difficult. I would not recommend this car sharing to anyone. I've been using Expedia and renting cars through them that has been way easier and cheaper since canceling my membership from Zipcar. If I could rate this company a zero I would. I also look forward to a stronger competitor with better consumer service to come about as the idea of car sharing is brilliant, but was super disappointing with Zipcar.	Topic 9	Topic 9	Topic 4	Topic 4
14250:Zipcar is great because of the sheer variety of cars that are available: you can stylishly ride around the city in a BMW, go off-roading in a Honda Element, or be green in a Prius - the choice is yours. Similarly, the vast amount of Zipcar locations means that chances are, there's a Zipcar at your disposal right by where you live. The Zipcar staff is very accomodating. Once, the garage door where my Zipcar was parked was malfunctioning, so the Zipcar folks not only promptly gave me a car at another nearby location but also allotted an additional hour of driving credit for free! They're also quick to reimburse you for gas if the gas card is missing in the car. Which leads me to the BEST part about Zipcar: FREE GAS!!! Yes, you read that correctly. All you do is slide your gas card at the tank just like a regular ol' credit card, and....voila...Zipcar covers the cost for you. An absolute godsend when you're driving an SUV and gas is $4/gallon!Some negatives: it's hard to get a car at the spur of the moment, especially on weekends. Zipcar is better for those who know when they need a car in advance. If you want to rent a car for road trips or weekend getaways, it's cheaper to rent a car from Enterprise and the like. Finally, as previously mentioned, you don't get credit for returning a car early.But all in all, the benefits of Zipcar outweigh the cons. If you're like me and hate being an errand master on muni, then Zipcar is perfect for you.	Topic 11	Topic 11	Topic 6	Topic 6
11036: No one download this ridiculous application! Charged me twice. Gave me two locations to find the car. Didnt find it anywhere. Ended up paying 20 pounds there and 20 pounds back to find there car not there. I'm extremely fuming by this. It was 1.00 in the morning me and my brother were like headless chicken looking for the car. I'm a cancer patient and I didnt have my medication. I had really bad anxiety. Ended up at the a n e. Sooo disappointed!!!!!	Topic 10	Topic 10	Topic 11	Topic 6
2951: It's good to have a car handy when I need it	Topic 11	Topic 2	Topic 1	Topic 2

Continua nella prossima pagina

Continua dalla pagina precedente

Recensione	$\alpha = 0,1$		$\mathbf{T = 50/K}$	
	Autore	**LDA**	**Autore**	**LDA**
14014: Being a university student, I thought it would be a convenient alternative to rent a car without the long term conditions of a lease. Boy was I wrong, I only used zip car for the first year of university career and totally forgot about my membership when I signed a lease in second year. I got an email in May saying my account would be closed if I were to stay inactive and so I did not do anything assuming it would close and there would be no more strings attached. All of a sudden I get emails (due to cancelling my credit card and they couldn't bill me) saying that I owe Zipcar money although I had not been using their services in more than a year. I check my account and see there are "non-reservation fees" billed to my account (saying that I have to pay for not reserving anything). This fee is ridiculous!!! I also tried to change my credit card number on their site which wouldn't accept my new cc.I call their number and the agent tells me they attempted to charge my membership renewal fee back in November of 2016. I had not received a single email in November from Zipcar. They only started notifying me in May constantly over a non-reservation fee.... When the lady told me it was for membership... After several times of explaining with the lady she finally waived my fee. NOT IMPRESSED.	Topic 16	Topic 16	Topic 16	Topic 16
9531: Such a great service. Easy and well priced. One thing I would say is if you hire a van in London it might be nice for a warning to come up about the restrictions through Rotherhithe Tunnel as I know a few people who have been fined due to lack of knowledge of the weight of the van.	Topic 15	Topic 15	Topic 15	Topic 15
2125: Works well I like that I can reserve easily.	Topic 1	Topic 3	Topic 5	Topic 1
7931: Great application and Service. Used it in Amsterdam and a great service and application. Slightly buggy but generally worked well. Come back to London! We need electric car sharing that is as easy as pick up, go, drop off, done!	Topic 2	Topic 2	Topic 2	Topic 1
7752:This application crashes or otherwise malfunctions about 80% of the time. I usually end up having to use the card instead. Please, Evo, do something about it. It's enough to make me want to quit Evo entirely.	Topic 5	Topic 4	Topic 8	Topic 10
3605: Love it! Easy to use so I can get around the city with ease.	Topic 2	Topic 10	Topic 2	Topic 2
3936: I have tried to find cars that don't exist at the location the application gives.	Topic 1	Topic 3	Topic 1	Topic 1
6071: Does the job. Easy to keep ending up in the wrong part of the application if you don't remember the navigation, but works fine otherwise.	Topic 4	Topic 4	Topic 8	Topic 3
3611: What a fantastic idea So easy to use. Loved it. Will recommend to everyone!	Topic 2	Topic 2	Topic 2	Topic 2
8957: I've been a GoGet member for 5 years and it's worked well since then. There are lots of cars near me, they're in good condition and it's easy to book them online. I don't often need a car but when I do, GoGet does the job.	Topic 2	Topic 2	Topic 2	Topic 2

Tabella 5.5: Campione 3

Recensione	$\alpha = 0,1$		$\mathbf{T = 50/K}$	
	Autore	**LDA**	**Autore**	**LDA**
5715: Could do with giving full access to all cars and their availabilities- rather than continually having to adjust reservation in order to see cars.	Topic 11	Topic 6	Topic 11	Topic 11
5753: Not good Made reservation for a van. The day before leaving I get a call saying they don't have any. Lost my business	Topic 10	Topic 14	Topic 11	Topic 12
8405: application won't even work I've been using Evo on my iPhone for months and it works great. But the application won't even let me login on my android. Figure it out Evo, you are losing customers to car2go because of this	Topic 7	Topic 7	Topic 8	Topic 8
10196: I needed to get a car for work but before that I used GoGet for short trips and weekend shopping etc. Totally recommend them and the whole concept of car sharing.The times I needed support due to car lock issues the team helped out immediately.Just donÆt be sneaky and try and squeeze an extra few minutes out of your booking. YouÆre being tracked and you will get billed.	Topic 3	Topic 3	Topic 3	Topic 1
9241: Great service, poor application. The application lags and crashes very frequently, takes too long to update my location and nearby cars, had a few incidents where I was reserving a car that was showing as "available" but really it has been reserved by someone else, the application just took really long to update it.	Topic 1	Topic 1	Topic 1	Topic 5
7209: Works good when you need it. When you don't need it, shows notifications (e.g. it is raining - why not rent take a car), which cannot be turned off in the settings	Topic 4	Topic 1	Topic 5	Topic 5
11748: They hide the fact that simply registering for an account, even if you just want to see what the process is like will get a $35 membership charge on your card. This fee is hidden in small print in their terms of service. You will not be given a checkout process to confirm or acknowledge your acceptance of the fee. If they hide this what else will they hide? I'm guessing they are putting off all the legal ramifications of their shady business practices until they are bought out. Let the new owners deal with the fallout eh, car2go? Plus the cars suck.	Topic 16	Topic 16	Topic 16	Topic 13
5343: Way better than Maven. They actually have real live "customer service reps" that are very helpful you know to help the "customer" :)	Topic 6	Topic 6	Topic 7	Topic 7
10904: High three stars but still three stars. The service is good with drawbacks since the increases that happened following the state attaching taxes to using these things. Plus, the rates verge on the silly for a day when you consider you can get a car from enterprise for cheaper. Then again, ZIpcars don't seem to be meant for long-distance travel even though they push that in their social media. All the problems that I have had with them have been resolved. That's good.	Topic 12	Topic 12	Topic 13	Topic 13
2205: The easiest carsharing application I've used so far.	Topic 4	Topic 4	Topic 5	Topic 4
666: Excellent service and extremely convenient!	Topic 2	Topic 2	Topic 2	Topic 3
6312: Good service, decent application. I like car2go quite a bit, but there tend to be service disruptions at just the wrong time. The application itself is fairly functional	Topic 4	Topic 4	Topic 8	Topic 3
8419: Worst customer service I've ever had. áI called multiple times, and filled out a survey saying how bad the customer service has been–still have not heard back and have not had my issue resolved.I'm planning to boycott and take my business elsewhere.	Topic 9	Topic 9	Topic 4	Topic 4
3168: Works well, never had trouble and customer service has always been great	Topic 6	Topic 1	Topic 7	Topic 7

Continua nella prossima pagina

Continua dalla pagina precedente

Recensione	$\alpha = 0,1$		$\mathbf{T = 50/K}$	
	Autore	**LDA**	**Autore**	**LDA**
12975: After reading through the rules and regulations, Zip Car was for me. The sign up process was very painless and that was over two years ago. áPros:*Very easy to reserve cars.*Various cars and locations available in my area. áI try to rent different car each time I need a car. á*Don't have to worry about gas prices since gas included. *Rates are very reasonable from day rates to hourly rates. á*Social events and discounts at various businesses.*Billing - very easy to read and understand.*Being sent emails/text regarding reservations.*I have learned to reserve cars far in advance. áBe flexible on short term rent (hourly rent)Wish list:Earning points for each rent. áAll about earning those points for free upgrades or cars. áJust a thought.Increase mileage for long term members. áSometimes, the 180 miles included in daily rate is just not enough.Overall - keep up the great job, Zip Car!	Topic 12	Topic 12	Topic 13	Topic 13
13334: Flexcar saved me and my roommate last summer! áWe explored the East Coast (upstate New York, Niagara Falls, New York City, Rehoboth Beach, Shenandoah Valley) and made many trips to stores we sorely missed as pedestrians (Trader Joe's, Old Navy, Target). áFlexcar vehicles helped us escape the swamp of Washington, DC in summer and thus preserved our sanity.The selection of cars then was good but seems to be even better now. áWe were partial to the Honda Element, though the sedans and vans came in handy, too.The good:The Flexcar customer service rep (Melissa) is SO NICE.You can take metro or the bus to get to most of the Freedom 5/7/9 cars to save money.Flexcar hosts happy hour events with free alcohol and prizes for signing up your friends (my friend got an iPod and I got some baseball tickets!).The bad:We always seemed to get cars whose iPod hookups didn't work.Definitely a fun and economical alternative to owning a car (and paying for insurance, gas, maintenance and park!) in DC.	Topic 2	Topic 15	Topic 2	Topic 9
8595: So a follow up to my initial write up, they called and apologized after an investigation and then credited my money back and gave me some additional credit. Granted I shouldn't have been put in that position in the first place, they did rectify it. Yay.	Topic 16	Topic 16	Topic 16	Topic 16
932: Costumer service is slow but works	Topic 9	Topic 4	Topic 4	Topic 5
10912: I was apartment hunting in Alameda, not the easiest place to get to by public transporation. áOn Thursday I completed my application online; Friday I received my membership materials, and Saturday I had my car. áCustomer service–top notch!Flexcar is the BEST!! áThey offer different types of cars for different needs. áI especially love the hybrid! á I extended my reservation without a glitch. áNo gas, mileage or insurance worries, and the car sits (literally) down the street, waiting for my call. áA citydwellers dream!	Topic 2	Topic 2	Topic 2	Topic 2

Continua nella prossima pagina

Continua dalla pagina precedente

Recensione	$\alpha = 0,1$		$\mathbf{T = 50/K}$	
	Autore	**LDA**	**Autore**	**LDA**
14152: I felt the need to write a review, which I never do, because Zipcar has lost its appeal to me lately and I'll be very careful to use them in the future. It's simple once you understand how it works, cars are nice and just once I happened to find there was no fuel even though its policy is to return the car 1/3 full. Not Zipcar's fault. Anyway, recently they changed their rules or something and I noticed some changes that I don't like at all. First of all - they now take the money from your account as soon as you make the reservation. they used to take the money only once you actually drove the car (you know, plans change and you might need to adjust the times or the day even).Second - I got a fine for the second time with them and this time they told me that they will charge me 15ú for the PROCESSING of the fine? What the F does this mean? You are just forwarding the fine to me and I have to pay the fine to the council. So now, not only I have to pay the fine, but I also have to be charged 15ú extra by Zipcar for no reason other than "oh well we will make an excuse to charge you becuse you got fined and you have to pay the fine to the council which has nothing to do with us"Considering not using Zipcar anymore, I thought it was conveniente but it is not anymore.	Topic 16	Topic 12	Topic 16	Topic 13

Tabella 5.6: Campione 4

Recensione	$\alpha = 0,1$		$\mathbf{T = 50/K}$	
	Autore	**LDA**	**Autore**	**LDA**
9810: From the perspective of a Uni student on a tight budget, hiring GoGet vans was really helpful in the moving-out process, and hiring cars makes grocery shopping easy. Charging a flat rate per hour is a fair system, and having the opportunity to extend your booking without excessive charge makes GoGet an outstandingly flexible product. No complaints - thank you for making life easier.	Topic 2	Topic 2	Topic 2	Topic 2
4467:Cannot login after last update. Confirmed my sign-in credentials on desktop. Hope Zipcar is aware of the problem.	Topic 7	Topic 7	Topic 8	Topic 8
13196: PROS -convenient locations -they have VANS -prices seem competitive CONS -the last two times we used GREENSHARE the vans wouldn't start. On the last occasion we were made to go to South Melbourne to get another van (we were in the CBD). We were bumping into a trade show so it added another level of stress to the day. We were told we would be reimbursed for the cost but ended up being charged twice. -lack of service after hours -we have had issues roughly 50% of the time, especially after hours, on a sunday when our shows typically end. The last thing you want to do is wait around for someone to call you back because the van won't start (again) -we will never use GREENSHARE again after our last experience which was bad on the first day of the show and terrible on the last day. -Billing seems inconsistent. I feel I was charged multiple times on occasions when the van didn't work and we were promised to be not charged.	Topic 16	Topic 5	Topic 16	Topic 13
11807: Love Zipcar.I like the little names they give the cars. áI like the ease of reserving the car online and how they always seem to have ones close to me available. áI like how it's less embarrassing (for some reason) to drive a Zipcar around than City Car Share or Flexcar (which is now part of Zipcar) - could it be that people want to be perceived as ZIPPY?!?!?? áDo they just have a better logo?Who knows - all I know is that Malenky, a Mazda 3 who lives at 24th and Valencia, is my Trader Joe's/Nordstrom Rack/Bed Bath and Beyond shopping trip pal.	Topic 11	Topic 11	Topic 9	Topic 9
9097: Extremely slow The application has good functionality, everything you need really. However, it is extremely slow and intensely frustrating to use especially when you're in a hurry and quickly want to lock or unlock the car. If the app's response time was instant, I'd have rated it a 5.	Topic 1	Topic 1	Topic 5	Topic 5
12879: 1. Their customer service blows. I've written to them about issues on their website not working, they write back not getting what I'm talking about, when I explain it in further detail, they stop writing me back even after multiple attempts. 2. If the person before you left the car just a little messy and you just leave it like you find it 'cause you didn't really notice, you're paying the fine. 3. "Zip" is an understatement of how fast you have to drive to return the car in time before you're penalized fifty bucks. 4. There is no system for dealing with lost and found items, just a worthless message board on their website so if you forget something good luck, and if you find something throw it out or the renter after you will claim you left the car dirty and you'll get fined again.	Topic 9	Topic 13	Topic 4	Topic 14

Continua nella prossima pagina

Continua dalla pagina precedente

Recensione	$\alpha = 0,1$		$\mathbf{T = 50/K}$	
	Autore	**LDA**	**Autore**	**LDA**
8725: I am very happy about the service. The best way is to buy a package with minutes. So you will have a fixed price for 1 minutes.I get lot of extra minutes and special when I put it in charge.The best is you driving a Bmw.	Topic 12	Topic 12	Topic 13	Topic 13
11983: Shocking....Just called customer service having set up my account to check if there was an issue with the car I wanted to hire. Lots of other cars available but this one was not.. "Nick" tells me it isn't working because my account has not been validate but I say its working for other cars just not the location I want. He says I am not going to talk to you now call back when validated and hung up. I am now going to see if there are other car clubs in my area as I will go out of my way not to use Ubeeqo after this opening experience	Topic 9	Topic 9	Topic 4	Topic 2
9144: Can be glitchy. It helps to find cars, but without the card the gps is usually off by a few feet and I can't get a car or must walk around away from the car trying to unlock it. And the map stays static which can get confusing to the directionally challenged	Topic 11	Topic 11	Topic 9	Topic 6
3545: It's easy to use. I have not had a problem with the application.	Topic 4	Topic 1	Topic 8	Topic 3
7402: Overcharged you for everything and not fair at all even to LOYAL customers. I will not recommend Zipcar to anyone I like good customer service not money hungry company. Will be going with Enterprise. Zero Star!!!!	Topic 16	Topic 16	Topic 16	Topic 4
235: Amazing. its always nearby.	Topic 11	Topic 10	Topic 1	Topic 1
968: Indispensable application. Couldnt live without it.	Topic 3	Topic 3	Topic 2	Topic 2
9021: Although the concept is fantastic and will likely succeed; management has done a terrible job of empowering customer service to accomplish much of anything... Hope your rent goes well but if you look at other comments you will see far too many 1 stars... take the hint and take your business elsewhere.	Topic 6	Topic 6	Topic 7	Topic 7
13062: If you live in London and only need to drive occasionally (ie a few times a week) there's no more comfortable way than this.It's hassle free and most of their cars are very convenient to drive in London to do random errands like shopping, going to IKEA, or picking up relatives from the airport.My only problem is not with the company but with many other users - especially if you pick cars up from "rough" areas - you most often than not end up using the car after some idiot who smoked in the car, left a lot of rubbish, not fill up the tank etc. Then you have to call Zipcar and it all takes a lot of time out of your time that you paid for.I noticed that they try to clean up cars for the weekends and try in general to keep up with maintenance but obviously when people behave like pigs, then it's hard.	Topic 15	Topic 11	Topic 15	Topic 12
8199: All the Zipcars in my area have low tire pressure. You can easily see how flat the tires are - they need to make the maintenance more routine (do they even do maintenance?). It could really cause an accident if not taken care of.	Topic 15	Topic 15	Topic 15	Topic 15
3512: The application needs work The service is great but the application needs UX help.	Topic 4	Topic 1	Topic 8	Topic 5
6919: Simply perfect Been using this as our 2nd car option for almost 2 yrs now. Love it! I am a customer for life....also use them in other cities when I travel :)	Topic 3	Topic 3	Topic 3	Topic 1

Continua nella prossima pagina

Continua dalla pagina precedente

Recensione	$\alpha = 0,1$		$\mathbf{T = 50/K}$	
	Autore	**LDA**	**Autore**	**LDA**
9060. I stopped using it. Got tired of always having to pay for extra 10-15 minutes while trying to park. In both Seattle and Saint Paul every time I tried park it would lose connection requiring me to spend my time and money finding another spot (usually on the 3rd or 4th try)	Topic 13	Topic 11	Topic 14	Topic 6
13424: I am finally getting out of the lease on my car in June after four years and excited to go back to Zipcar!I live in the city, don't really need a car and currently pay $450 a month for a lease, plus $275 for park, plus $120 for insurance, and then gas and maintenance and use my car only once every week or two. (that's about $1000/mo)Before I had the car, I lived in the city and used Zipcar and it was wondrous. áThe cars are sometimes hard to find, in hidden away private garages, but the reps are always there to give you directions, and even remote unlock and start the car if you need. áI have rented over a dozen cars in the past and while snafus occur, their customer service is always very helpful and will credit you time if they cause you any inconvenience. áthe cars are quite new and in great shape. áconsistent, reliable, wonderful in my experience, and anyone who has one bad experience should give them a second chance, or call them and let them know.	Topic 2	Topic 3	Topic 4	Topic 6

Operativamente l'operazione è stata svolta ripetendo tutte le fasi di text mining lasciando fissi tutti gli input e variando solo il valore di α, prima impostato pari a 0,1 e poi pari a 50/16 (si ricordi che in questo studio K=16). I topic restituiti sono stati etichettati. Ogni recensione è stata letta dall'autore, il quale ha individuato l'argomento principale tra i due gruppi di etichette, una per $\alpha = 0,1$ e poi pari $alpha = 50/16$. Quindi per ogni recensione è stata riportata l'associazione del topic principale effettuata dall'algoritmo. Si ottiene un successo se tra autore e LDA la scelta è ricaduta sullo stesso topic. Infine, per ogni campione è stato calcolato il tasso di successo come rapporto tra il numero di volte il cui l'associazione tra autore e algoritmo corrisponde e numero totale di recensioni costituenti il campione. La *tabella* **??** mostra i risultati. Poiché il tutti i campioni il tasso di successo con $\alpha = 0,1$ è maggiore o al più uguale a quello ottenuto con $\alpha = 50/16$, si è ritenuto opportuno adottare come input il primo valore.

Tabella 5.7: Tassi di successo per $\alpha = 0,1$ e $\alpha = 50/16$ per 4 campioni casuali da 20 recensioni

	Tasso di successo			
	Campione 1	**Campione 2**	**Campione 3**	**Campione 4**
$\alpha = \mathbf{0,1}$	12/20	9/20	13/20	12/20
$\alpha = \mathbf{\frac{50}{K}}$	12/20	9/20	10/20	10/20

Allegato 4

Tabella 5.8: Le colonne riportano il numero identificativo della recensione per il campione 1, il numero di topic principale per l'autore, il topic principale per l'algoritmo e la relativa probabilità di apparire nella recensione, infine se si tratta di VP, FP, FN, VN, come definiti nel par. 4.2.2.

Campione 1	**Autore**	**Algoritmo**		**Esito**
	T_i	T_i	p_i	
6897	10	10	0,4895	VP
8349	8	8	0,4179	VP
11592	1	1	0,5831	VP
8820	4	4	0,5894	VP
2680	-	8	0,9334	FP
9470	7	7	0,4396	VP
9416	2	2	0,5791	VP
2488	12	10	0,8424	FN
11948	13	13	0,5607	VP
13717	15	8	0,3169	FN
9984	2	2	0,6953	VP
4600	9	9	0,6293	VP
1134	2	13	0,8070	FN
14124	2	15	0,2901	FN
14844	12	12	0,5379	VP
8580	7	7	0,4492	VP
3225	8	5	0,9409	FN
5529	13	5	0,7087	FN
933	2	8	0,5215	FN
7432	2	2	0,7154	VP

Tabella 5.9: Processo di validazione dei risultati: identificazione dei VP, VN, FP, FN per il campione 2

Campione 2	**Autore**	**Algoritmo**		**Esito**
	T_i	T_i	p_i	
11942	16	12	0,4938	FN
12905	-	9	0,2956	VN
13256	6	6	0,2644	FN
14157	9	9	0,4594	VP
6689	5	7	0,589	FN
1394	1	10	0,8899	FN
8836	-	2	0,3219	VN
14250	11	11	0,766	VP
11036	10	10	0,3921	VP
2951	11	2	0,9559	FN
14014	16	16	0,8845	VP
9531	15	15	0,4471	VP
2125	1	3	0,8616	FN
7931	2	2	0,5767	VP
7752	5	4	0,9816	FN
3605	2	10	0,8046	FN
3936	1	3	0,4029	FN
6071	4	4	0,9764	VP
3611	2	2	0,9451	VP
8957	2	2	0,6375	VP

Tabella 5.10: Processo di validazione dei risultati: identificazione dei VP, VN, FP, FN per il campione 3

Campione 3	**Autore**	**Algoritmo**		**Esito**
	T_i	T_i	p_i	
5715	11	6	0,3137	FN
5753	10	14	0,9785	FN
8405	7	7	0,7212	VP
10196	3	3	0,4317	VP
9241	1	1	0,7792	VP
7209	4	1	0,5889	FP
11748	16	16	0,7656	VP
5343	6	6	0,8207	VP
10904	12	12	0,5317	VP
2205	4	1	0,9388	FN
666	2	2	0,9599	VP
6312	4	4	0,9854	VP
8419	9	9	0,5545	FN
3168	6	1	0,5324	FN
12975	12	12	0,4468	VP
13334	2	15	0,3432	FN
8595	16	16	0,9642	VP
14152	16	12	0,4045	FN
932	9	4	0,9505	FN
10912	2	2	0,3736	FN

Tabella 5.11: Processo di validazione dei risultati: identificazione dei VP, VN, FP, FN per il campione 4

Campione 4	**Autore**	**Algoritmo**		**Esito**
	T_i	T_i	p_i	
9810	2	2	0,4545	VP
4467	7	7	0,4737	VP
13196	16	5	0,3762	FN
11807	11	11	0,5119	VP
9097	1	1	0,4505	VP
12879	9	13	0,3	FN
8725	12	12	0,9432	VP
11983	9	9	0,3277	FN
9144	11	11	0,6535	VP
3545	4	1	0,9404	FN
7402	16	16	0,4763	VP
235	11	10	0,8679	FN
968	3	3	0,9482	VP
9021	6	6	0,7774	VP
13062	15	11	0,5823	FN
13424	2	3	0,3209	FN
3512	4	1	0,5156	FN
8199	15	15	0,8408	FN
6919	3	3	0,6786	VP
9060	13	11	0,8893	FN

Bibliografia

Agrawal V., Ferguson M., Toktay B., Thomas V., 2011, *Is Leasing Greener Than Selling?.*

Albrecht K., Zemke R., 1985, *The triangle of service.*

Alvarez S., 2002, *An exact analytical relation among recall, precision, and classification accuracy in information retrieval.*

Armistead C.G., 1990, *Service operations strategy: framework for matching the service operations task and the service delivery system.*
Benedettini O., Swink M., Neely A., 2017, *Examining the influence of service additions on manufacturing firms' bankruptcy likelihood.*

Berry L.L., Zeithaml V.A., Parasuraman A., 1985, *Quality counts in services, too.*

Beuren F. H., Ferreira M. G. G., Cauchick P. A. M., 2013, *Product-service systems: a literature review on integrated products and services.*

Blei D., 2011, *Probabilistic Topic Models.* Communications of the ACM.

Blei D., Ng A., Jordan M., 2003, *Latent Dirichlet Allocation.*

Bolton R., Drew J., 1991, *A Longitudinal Analysis of the Impact of Service Changes on Customer Attitudes.*

Boulding W., Kalra A., Staelin R., Zeithaml V., 1993, *A Dynamic Process Model of Service Quality: From Expectations to Behavioral Intentions.*

Bourgeois L., 1981, *On the Measurement of Organizational Slack.*

Brouillat E., 2008, *Recycling and extending product-life: an evolutionary modelling.*

Caruana A., 2002, *Service Loyalty: The Effects of Service Quality and the Mediating Role of Customer Satisfaction.*

Chan, J., Boyd-Graber J., Gerrish S., Wang C., Blei D., 2009, *Reading Tea Leaves: How Humans Interpret Topic Models.*

Ciotti F., 2017, *What's in a Topic Model?*

Coskun Samli A., Jacobs L. W., Wills J., 1992, *What presale and postsale services do you need to be competitive.*

Cronin. Jr, J., Taylor S., 1992, *Measuring Service Quality - A Reexamination And Extension.*

Cronin. Jr, J., Taylor S., 1992, *Measuring Service Quality - A Reexamination And Extension.*

Delen D., Crossland M. D., 2007, *Seeding the survey and analysis of research literature with text mining.*

Delen D., Crossland M.D., 2008, Eggert A., Hogreve J., Ulaga W., Boehm E., 2014, *Revenue and Profit Implications of Industrial Service Strategies.*

Fang E., Palmatier R., Steenkamp J., 2008. *Effect of Service Transition Strategies on Firm Value.*

Finn D.W., Lamb C.W., 1991, *An evaluation of the SERVQUAL scales in a retailing setting.*

Frambach R. T., Wels-Lips I., Gündlach A., 1997, *Proactive product service strategies: An application in the European health market.*

Franceschini F., 2001, *Dai prodotti ai servizi.*

Gandhi S., Kang L.S., 2011, *Customer satisfaction, its antecedents and linkage between employee satisfaction and customer satisfaction: a study.*

Garvin D., 1987, *Competing on the Eight Dimensions of Quality.*

Goedkoop M., Van Halen C.J.G., te Riele H.R.M., Rommens P.J.M., 1999, *Product service-systems, ecological and economic basics.*

Goedkoop, Mark. (1999). *Product Service systems, Ecological and Economic Basics.*

Griffiths T., Steyvers M., 2004, *Finding Scientific Topics.*

Grönroos C., 1990, *Service Management and Marketing.*

Guajardo J., Cohen M., Sang-Hyun K., Serguei N., 2011, *Impact of Performance-Based Contracting on Product Reliability: An Empirical Analysis.*

Guo Y., Barnes S., Jia Q., 2016, *Mining Meaning from Online Ratings and Reviews: Tourist Satisfaction Analysis Using Latent Dirichlet Allocation.*

Hampshire R.C., Gaites C., 2011, *Peer-to-peer carsharing: Market analysis and potential growth.*

Heskett J., Jones T.O., Loveman G.W., Earl Sasser W., Schlesinger L.A., 1994, *Putting the Service Profit Chain to Work.*

Hossin M., Sulaiman M.N., 2015, *A Review on Evaluation Metrics for Data Classification Evaluations.*

Hubálek Z., 2008, *Coefficients of Association and Similarity, Based on Binary (Presence-Absence) Data: An Evaluation.*

ISO 9000:2015 (sezione 3.6.3), Quality management systems, Fundamentals and vocabulary.

ISO 9241-11:1998, Ergonomic requirements for office work with visual display terminals (VDTs) - Part 11: Guidance on Usability.

Jacob F., Ulaga W., 2008, *The transition from product to service in business markets: An agenda for academic inquiry.*

Johnston R., *The determinants of service quality: satisfiers and dissatisfiers.*

Johnston R., 1995, *The determinants of service quality: satisfiers and dissatisfiers.*

Johnston R., Silvestro R., Fitzgerald L., Voss C., 1990, *Developing the determinants of service quality.*

Joshi M., 2002, *On evaluating performance of classifiers for rare classes.*

Junker M., Hoch R., Dengel A., 1999, *On the evaluation of document analysis components by recall, precision, and accuracy.*

Kohavi R., 1998, *Glossary of terms – Journal of machine learning.*
Koltsov S., Koltsova O., Nikolenko S., 2014, *Latent dirichlet allocation: Stability and applications to studies of user-generated content.*

Korfiatis N., Stamolampros P., Kourouthanassis P., Sagiadinos V., 2018, *Measuring service quality from unstructured data: A topic modeling application on airline passengers' online reviews.*

Kowalkowski C., Gebauer H., Kamp B., Parry G., 2017 *Servitization and deservitization: Overview, concepts, and definitions.*

Krishnamurthy C., Johansson J., Schlissberg H., 2003. *Solutions Selling: Is the Pain Worth the Gain?.*

Lewis R.C., Booms B.H, 1983, The marketing aspect of Service Quality in *Emerging Perspective on Service Marketing.*

Lusch R. F., Vargo S. L., O'Brien M., 2007, *Competing through service: Insights from service-dominant logic.*

Ma B., Zhang D., Yan Z., Kim, T., 2013, *An LDA and synonym lexicon based approach to product feature extraction from online consumer product reviews.*

Maier, D., Waldherr, A., Miltner, P., Wiedemann, G., Niekler, A., Keinert, A., Pfetsch, B., Heyer, G., Reber, U., Häussler, T., Schmid-Petri, H., Adam, S, 2018, *Applying LDA Topic Modeling in Communication Research: Toward a Valid and Reliable Methodology.*

Mastrogiacomo L., Barravecchia F., Franceschini F., 2019, *A worldwide survey on manufacturing servitization.*

Maussang N., Zwolinski P., Brissaud D., 2009, *Product-Service System design methodology: from the PSS architecture design to the products specifications.*

Meier H., Roy R., Seliger G., 2010, *Industrial Product-Service Systems—IPS*^{2}.

Mitra D., Golder, P., 2006, *How Does Objective Quality Affect Perceived Quality? Short-Term Effects, Long-Term Effects, and Asymmetries.*

Mont O.K, 2002, *Clarifying the concept of product–service system.*

Montgomery, Douglas C., 6th edition, 2008, *Introduction to Statistical Quality Control*

Mosca F., 1994, *Aspetti strategici della qualità totale dei servizi.*

Musicant D., Kumar V., Ozgur A., 2003, *Optimizing F-Measure with Support Vector Machines.*

Nassirtoussi K. A., 2014, *Text mining for market prediction: A systematic review.*

Neely A., 2007, *Exploring the financial consequences of the servitization of manufacturing.*

Neely A., Benedetinni O., Visnjic I., 2011, *The Servitization of Manufacturing: Further Evidence.*

Niwattanakul S., Singthongchai J., Naenudorn E., Wanapu S., 2013, *Using of Jaccard Coefficient for Keywords Similarity.*

O'Reilly T., 2005, *What Is Web 2.0?*

Parasuraman A., Zeithaml V.A., 1988, *SERVQUAL: a multiple-item scale for measuring consumer perceptions of service quality*,

Parasuraman A., Zeithaml V.A., Berry L.L., 1985, *A Conceptual Model of Service Quality and its Implication for Future Research (SERVQUAL).*

Parasuraman A., Zeithaml V.A., Berry, L.L., 1985, *A conceptual model of service quality and implications for future research.*

Pavlinek M., Podgorelec V., 2017, *Text classification method based on self-training and LDA topic models, Expert Systems with Applications.*

Putri I., Kusumaningrum R., 2017, *Latent Dirichlet Allocation (LDA) for Sentiment Analysis Toward Tourism Review in Indonesia.*

Report U.S. Department of transportation, 2016

Rosander A., 1985, *Applications of Quality Control in the Service Industries.*
Roy S., Eshghi A., Ganguli S., 2008, *Service Quality and Customer Satisfaction: An Empirical Investigation in Indian Mobile Telecommunications Services.*

Schvaneveldt S. J., Enkawa T., Miyakawa M., 1991, *Consumer evaluation perspectives of service quality: evaluation factors and two-way model of quality.*

Shaheen S., Sperling D., Wagner C., 1999, *A Short History of Carsharing in the 90's.*

Sheth J., Sharma A., 2008, *The impact of the product to service shift in industrial markets and the evolution of the sales organization.*

Silva C., Vieira R., Quaresma P., 2004, *Mining Linguistically Interpreted Texts.*

Somalvico, Amigoni, Schiaffonati Intelligenza artificiale, http://home.deib.polimi.it/amigoni/teaching/I

Spohrer J., 2017, *IBM's service journey: A summary sketch.*

Tan A., McAloone T., Gall C., 2007, *Product/service-system development - An explorative case study in a manufacturing company.*

Teh Y., Newman D., Welling M., 2006, *A Collapsed Variational Bayesian Inference Algorithm for Latent Dirichlet Allocation.*

Timoshenko A., Hauser J. R., 2019 *Identifying Customer Needs from User-Generated Content.*
Tukker A., 2004, *Eight Types of Product-Service System: Eight Ways to Sustainability? Experiences from Suspronet.*
Tukker A., Tischner U., 2006, *Product services, sustainability and competitiveness.*

Tukker A., Tischner U., 2006, *Product-services as a research field: past, present and future. Reflections from a decade of research.*

Vandermerwe S., Rada J., 1988 *Servitization of business: Adding value by adding services.*

Visnjic I., Looy B., 2014, *Servitization: Disentangling the Impact of Service Business Model Innovation on Manufacturing Firm Performance.*

Visnjic I., Looy B., 2014, *Servitization: Disentangling the Impact of Service Business Model Innovation on Manufacturing Firm Performance.*

Visnjic I., Neely A., Wiengarten F., 2012, *Another Performance Paradox?: A Refined View on the Performance Impact of Servitization.*

Wallin J., Chirumalla1 K., Thompson A., 2013, *Developing PSS Concepts from Traditional Product Sales Situation: The Use of Business Model Canvas.*

Wang W., Feng Y., Dai W., 2018, *Topic analysis of online reviews for two competitive products using latent Dirichlet allocation.*

Wilson D., Lin X., Longstreet P., Sarker S., 2011, *Web 2.0: A Definition, Literature Review, and Directions for Future Research.*

Zhang J., 2019, *What's yours is mine: exploring customer voice on Airbnb using text-mining approaches.*

Zhang L., 2019, *Data And Content Analysis For Social Network Using LDA Text Model.*