

POLITECNICO DI TORINO

Corso di laurea magistrale in
Ingegneria Gestionale – Produzione

ANALISI DELL'EVOLUZIONE
DELLE DETERMINANTI DI QUALITA'
DI UN PRODOTTO/SERVIZIO



Relatore: Mastrogiacomo Luca

Co-relatore: Barravecchia Federico

Candidato:
Benedetta Mascia

2021/2022

SOMMARIO

INTRODUZIONE	4
CAPITOLO 1: ANALISI DELLA LETTERATURA	7
1.1 Soddisfazione dei clienti e determinanti di qualità derivanti da UGC.....	7
1.2 Il topic modelling e l'analisi della Digital VoC.	10
1.3 Tassonomie degli attributi di prodotti e servizi	11
CAPITOLO 2: METODOLOGIA	13
2.1 Estrazione del set di dati	14
2.2 Pre-processing	14
2.3 Selezione del numero ottimale di topic	15
2.4 Topic Modelling	15
2.5 Etichettatura.....	17
2.6 Verifica dei dati.....	18
2.7 Analisi dei risultati	21
2.7.1 KA-VoC Map.....	21
2.7.1.1 Input della KA-VoC Map.....	22
2.7.1.2 Categorie della KA-VoC Map.....	25
2.7.1.3 Come strutturare e popolare la mappa KA-VoC	26
2.7.1.3.1 Identificazione della scala dei KA secondo l'MTP.....	26
2.7.1.3.2 Identificazione della scala dei KA secondo l'MRP	26
2.7.1.4 Strutturare la KA-VoC Map per mostrare l'evoluzione delle determinanti di qualità	28
CAPITOLO 3: CASI STUDIO	30
3.1 Caso studio 1: UBER	30
3.1.1 Estrazione e preelaborazione di set di dati	30
3.1.2 Selezione del numero ottimale di topic e applicazione dell' algoritmo di topic modelling.....	32
3.1.3 Etichettatura.....	33
3.1.4 Verifica dei dati.....	39
3.1.5 Analisi dei risultati	40
3.1.5.1 KA-VoC Map generale	40
3.1.5.2 EVOLUZIONE DELLE DETERMINANTI ATTRAVERSO KA-VOC MAP	45
3.1.5.2.1 Analisi del trend topic: IMTP.....	45
3.1.5.2.2 Analisi dell'evoluzione delle K determinanti.....	47
3.2 Caso studio 2: Amazon Echo	58
3.2.1 Estrazione e preelaborazione di set di dati	58
3.2.2 Selezione del numero ottimale di topic e applicazione dell' algoritmo di topic modelling.....	60
3.2.3 Etichettatura.....	61
3.2.4 Verifica dei dati.....	63
3.2.5 Analisi dei risultati	65
3.2.5.1 KA-VoC Map generale	66
3.2.5.2 EVOLUZIONE DETERMINANTI TRA LE CATEGORIE DELLA KA-VOC MAP	71
3.2.5.2.1 Analisi del trend topic: IMTP	71
3.2.5.2.2 Analisi dell'evoluzione delle K determinanti.....	74
CONCLUSIONE	84
REFERENZE	87
SITOGRAFIA	91

INTRODUZIONE

Negli ultimi anni, per le aziende, cercare di individuare le aspettative e i bisogni dei clienti, riguardo un prodotto o un servizio, sta diventando sempre più importante. Porre una maggiore attenzione alla qualità di ciò che si offre è, per molte di queste, un punto focale su cui basare la propria strategia di mercato.

Non è sempre stato così. Negli anni '50 le aziende erano maggiormente orientate alla quantità della produzione, piuttosto che alla sua qualità, vista come un lusso. Nel tempo le imprese si sono rese conto di come questa possa incidere sulla soddisfazione dei clienti e hanno cercato di trarne vantaggio, iniziando a considerarla come un possibile strumento di profitto. Si effettuano quindi più controlli sulla qualità, creando una diretta corrispondenza tra specifiche del prodotto/servizio e aspettative del cliente.

Cercare di capire perfettamente quello che un cliente richiede non è però un compito semplice, soprattutto nel contesto che stiamo vivendo, in cui bisogni, gusti e aspettative evolvono in maniera assai rapida.

Il concetto di qualità segue questa evoluzione adeguando le proprie caratteristiche a quegli aspetti che i consumatori ritengono determinanti per la loro soddisfazione in quel preciso momento. Questi aspetti chiave, sui quali i clienti si concentrano e dai quali deriva il loro feedback, prendono il nome di determinanti della qualità, anche detti Key Attributes (KA).

Per cercare di comprendere le determinanti della qualità, si sono finora prediletti strumenti “tradizionali”, ovvero il giudizio di un esperto del settore, la redazione di un questionario e le interviste. Questi metodi, però, non sempre sono da considerarsi efficaci, poiché si limitano a riportare la situazione per come è in quel preciso momento; sono quindi statici e non rispondono a quelle che, invece, sono le esigenze mutevoli dei clienti nel tempo.

Recentemente, si stanno sviluppando metodi più flessibili e facilmente adattabili a queste evoluzioni, come ad esempio l'analisi della digital Voice-of-Customer, ovvero la raccolta di feedback rilasciati dagli utenti sul web.

Siti di recensioni e blog sono piattaforme su cui si condividono commenti in merito all'esperienza con prodotti e/o servizi. L'insieme di queste recensioni produce la Digital Voice-of-Customer.

Il fine di questa metodologia è quello di estrapolare gli argomenti di cui i consumatori discutono nelle loro recensioni, le sopraccitate "determinanti". L'idea di base è che se un argomento viene trattato, allora può essere considerato fondamentale nella determinazione della qualità di ciò che le aziende offrono.

Avere a disposizione questo tipo di informazioni è estremamente utile per le aziende, che grazie a ciò, riescono ad immedesimarsi in maniera più precisa nella figura del consumatore, andando maggiormente incontro ai suoi bisogni e aspettative rendendolo più soddisfatto.

Così come i bisogni e i gusti dei clienti, anche le determinanti di qualità evolvono nel tempo. Ad esempio, una determinante può essere altamente discussa, ma solo per un breve periodo, oppure può capitare che passi dall'essere fonte di soddisfazione, aggiungendo valore al prodotto/servizio, all'essere completamente ininfluenza.

Al fine di poter classificare le determinanti secondo il modo (positivo, neutro, negativo) e la misura con cui queste sono discusse (poco o altamente discusse) è stata sviluppata una metodologia detta KA-VoC Map (Barravecchia et al., 2022). Si può usare questo strumento grafico, una volta trovate le determinanti di qualità, per avere una visione generale di come queste sono classificate, ma soprattutto, a differenza di altre tassonomie finora proposte, di mostrare l'evoluzione delle determinanti in periodi di tempo circoscritti. Grazie a questo strumento innovativo è possibile effettuare lo studio nel tempo di ognuna di queste determinanti monitorandone l'eventuale cambiamento di categoria e ipotizzandone una causa. Come detto poc'anzi le esigenze dei clienti possono mutare nel tempo ed è importante comprendere come, in che direzione.

Per capire se effettivamente questa metodologia sia da considerarsi adeguata, si è deciso di applicarla a due casi studio, un servizio (Uber) e un prodotto (Amazon Echo).

Il lavoro di tesi è così strutturato:

- Nel capitolo 1 "analisi della letteratura" si affronta il tema della soddisfazione del cliente e dell'importanza dei contenuti da essi generati sul web (UGC: user generated

contents) per i processi di acquisto; si parla degli algoritmi di topic modelling, che individuano le determinanti di qualità partendo dagli UGC. In seguito, si riportano le descrizioni delle tassonomie di Kano, Oliver, Chitturi et al. e la KA-VoC Map.

- Nel secondo capitolo si trattano, dal punto di vista teorico, le innovative metodologie proposte al fine di individuare e analizzare l'evoluzione delle determinanti di qualità. Come strumento di individuazione delle determinanti si analizza l'algoritmo Structural Topic Model (STM) e le sue fasi (estrazione del set di dati, pre-processing, individuazione del numero ottimale di topic, etichettatura, verifica dei dati). Come strumento di analisi e classificazione dei risultati si introduce l'uso della KA-VoC Map, che consente sia la suddivisione in categorie delle determinanti, sia la loro evoluzione nel tempo.
- Nel terzo capitolo si applicano l'algoritmo di Topic Modelling e la KA-VoC Map ai casi studio scelti, in modo da verificarne l'efficacia e l'adeguatezza. Si vuole qui mostrare, per la prima volta, l'impiego della KA-VoC Map, non solo come strumento di classificazione "generale", ma anche come strumento di analisi dell'evoluzione temporale delle determinanti di qualità individuate.

CAPITOLO 1: ANALISI DELLA LETTERATURA

1.1 Soddisfazione dei clienti e determinanti di qualità derivanti da UGC

La soddisfazione del cliente è definita come "percezione del grado in cui le sue aspettative sono soddisfatte" (International Organization for Standardization, 2015). Oltre a questa definizione, ne sono state fornite altre, la maggior parte delle quali si concentra sul gap tra aspettative e percezioni dei clienti e sul fatto che la soddisfazione si ottiene quando questa differenza è ridotta al minimo (Parasuraman et al., 1988). Il concetto di soddisfazione dei clienti, per le aziende, sta diventando un punto focale all'interno delle loro organizzazioni. I fornitori di prodotti e servizi sfruttano questo fattore in modo da avere maggiore successo con ciò che immettono sul mercato e per creare un rapporto duraturo con i clienti. Tentare di trovare un modo per identificare e classificare le caratteristiche chiave che influenzano il loro gradimento è stato oggetto di studi precedenti.

Allo scopo di identificare le determinanti, sono stati proposti in letteratura diversi approcci (Korfiatis et al. 2019). La tabella 1 ne riassume alcuni, insieme alle fonti di dati, ai rispettivi metodi di raccolta dati e ai riferimenti bibliografici.

Tabella 1: approcci possibili per determinare gli attributi chiave di qualità di un servizio/PSS (Mastrogiacomò, Barravecchia 2021)

Fonte dei dati	Raccolta di dati	Approccio	Studi
Customer perception	Structured questionnaire	Strumento di indagine (ServQual)	(Parasuraman, Zeithaml and Berry 1988)
		Feedback strutturato di post-service	(Dholakia, Singh and Westbrook 2010)
		Indagine dei consumatori	(Chang and Yeh 2002; Marimon et al. 2019)
Customer review	Unstructured text	Analisi della frequenza delle parole	(Berreda and Bilgihan 2013)
		Analisi del sentiment	(Pang and Lee 2008)
		Topic Modelling (LDA)	(Allen and Xiong 2012; Allen, Xiong and Afful-Dadzie 2016; Guo, Barnes and Jia 2017; James, Calderon and Cook 2017)

Finora la definizione delle determinanti che influenzano la percezione della qualità è stata supportata da metodi quantitativi, basati principalmente su informazioni ottenute attraverso questionari ed interviste (DeVellis 2016). Sebbene siano ben consolidati, questi strumenti richiedono molte risorse in termini di tempo e persone coinvolte. La qualità dei risultati di questi strumenti di indagine è altamente correlata alla volontà degli intervistati di partecipare

e alla complessità del questionario proposto (Groves 2006); inoltre, presentano diverse limitazioni, tra cui:

- la dimensione limitata del campione di possibili partecipanti;
- la definizione del pool iniziale di elementi utilizzati per identificare la percezione della qualità è influenzata dalla soggettività degli esperti del settore, che potrebbe portare alla mancanza o alla sottovalutazione di alcune determinanti;
- le risposte possono includere potenziali errori che potrebbero non essere facilmente rilevabili (DeVellis 2016). Con riferimento alla tabella 2, gli approcci da 1 a 3 rientrano in questa categoria.

Nel tempo si sono sviluppati metodi alternativi per raccogliere informazioni sulle aspettative ed esigenze dei clienti; uno tra questi consiste nell'individuare ed analizzare gli user generated contents (UGC) sulle pagine web (Mastrogiacomo et al. 2021). Gli UGC si possono definire come "opere creative pubblicate su siti Web accessibili al pubblico e create senza un collegamento diretto al profitto monetario o all'interesse commerciale" (OCSE 2001). Recensioni, commenti, discussioni sui forum e interazioni sui social network sono diverse forme di UGC (Krumm, Davies e Narayanaswami 2008), i quali sono raccolti e condivisi su diverse piattaforme on-line, come Yelp!, Amazon, Facebook e TripAdvisor. Gli utenti sono incoraggiati a contribuire attivamente e spontaneamente alla creazione di contenuti, condividendo la propria esperienza e i propri feedback. Alcuni fornitori di prodotti o servizi incoraggiano il rilascio di recensioni proponendo promozioni, regali o incentivi ai clienti (Guo, Barnes e Jia 2017).

Diversi articoli trattano il tema degli UGC mettendo in evidenza l'influenza che questi dimostrano di avere nei processi di acquisto e di decisione dei clienti, quindi nelle vendite e nella domanda di business di beni e servizi (Tirunillai e Tellis 2012; Park, Lee e Han 2007). In particolare, è stato riportato che l'interesse del cliente è condizionato da:

- la quantità di recensioni disponibili;
- la qualità delle recensioni;
- la mole di informazioni percepite;

- la persuasività generata dalle review;
- la credibilità della fonte e della piattaforma su cui sono rilasciati i commenti (Park, Lee e Han 2007; Lee, Park e Han 2008; Zhang et al. 2014).

Gli UGC, però, non sembrano influenzare solo le vendite online, ma anche le decisioni di acquisto “offline” nei negozi fisici (Lee, Park e Han 2008) e si possono ritenere quindi una preziosa fonte di informazioni a basso costo per comprendere le esigenze, le aspettative e le percezioni dei clienti.

Studi precedenti, sempre partendo dagli UGC, hanno sfruttato come approcci di ricerca delle determinanti di qualità metodi come l’analisi della frequenza delle parole chiave o anche l’analisi del sentiment (Liu 2012; Bi et al. 2019).

Al fine di individuare le determinanti di qualità, studi recenti hanno applicato algoritmi specifici come l’unstructured topic modelling, in particolare Latent Dirichelet Allocation (LDA) (Tirunillai e Tellis 2014; Guo, Barnes e Jia 2017). Un loro limite è che non tengono in considerazione alcuni metadati importanti associati alle recensioni come valutazioni, posizione geografica, tipologia di utente, data, nome del fornitore di servizi.... Questi possono fornire informazioni aggiuntive e preziose al fine di interpretare in modo corretto il contenuto delle recensioni, quindi individuare le determinanti più adeguate (Roberts, Stewart e Tingley 2019).

Nonostante la presenza di questi nuovi approcci, sono ancora presenti delle lacune. La tabella 2 mette a confronto le tre metodologie qui sopra citate (analisi della frequenza delle parole chiave, analisi del sentiment e unstructured topic modelling) evidenziandone i vantaggi e i principali limiti.

Tabella 2: confronto tra metodologia analisi UGC e approcci alternativi (Mastrogiacomo, Barravecchia 2021)

Approcci esistenti	Limitazioni principali	Vantaggi della metodologia proposta
1) Analisi frequenza parole chiave	La frequenza con cui le parole compaiono all'interno del documento è l'unico strumento di analisi	Per individuare topic latenti nei documenti testuali non strutturati ci si avvale di modelli con cui identificare alcune parole e la loro frequenza
2) Analisi del sentiment	Approccio dictionary-based; l'opinione dei clienti è interpretata attraverso l'uso di parole che descrivono il bene in modo negativo o positivo; Difficoltà nel riconoscere ironia, sarcasmo, esagerazioni...	Non sono richiesti lessico specifico o database linguistici particolari; l'opinione dei clienti deriva direttamente dal punteggio da loro espresso
3) Topic Modelling (LDA)	Difficoltà nella stima dei parametri di input del modello; i risultati sono highly sensitive ai parametri di input; i metadati associati agli UGC non sono considerati; l'applicazione dell'algoritmo	L'algoritmo STM non richiede il settaggio di parametri di input del modello; sfrutta i metadati per identificare le determinanti di qualità; metodologie strutturate indicano tutti i passaggi da seguire, partendo con l'estrazione dei dati e concludendo con l'analisi dei risultati

1.2 Il topic modelling e l'analisi della Digital VoC.

L'insieme degli UGC condivisi sui siti web, social media e forum genera la Digital VoC (Voice of Customer). Questi contenuti possono essere considerati come informazioni facilmente reperibili e sfruttabili al fine di identificare i bisogni dei clienti. Attualmente si sono messi in pratica diversi metodi che aiutano le aziende nell'identificazione di questo tipo di dati. La maggior parte si serve di algoritmi di Topic Modelling, i quali riescono a rilevare e identificare gli argomenti discussi all'interno della VoC, ovvero le determinanti di qualità. Questi strumenti analizzano una raccolta di documenti testuali non strutturati e, per ognuno, ne rilevano il topic trattato, senza la necessità di annotazioni o etichettature preventive e identificano anche i topic trasversali a tutti i documenti (Blei, Ng e Jordan 2003; Özğöçlü, Kapucugil-Ikiz, e Çelik 2018; Blei 2012).

Molte piattaforme, ad esempio Google e Facebook stanno cercando di limitare il download di grandi quantità di UGC, ma, nonostante ciò, esistono diverse applicazioni software di web scraping, grazie alle quali è possibile estrarre dati dalle pagine web e salvarli sotto forma di database per poi poterli analizzare.

Negli ultimi tre decenni è stata sviluppata un'ampia gamma di algoritmi di Topic Modeling, tra cui Latent Semantic Analysis (LSA), Probabilistic Latent Semantic Analysis (PLSA), Latent Dirichlet Allocation (LDA) e Structural Topic Model (STM) (Kherwa e Bansal 2020).

Quest'ultimo è considerato l'algoritmo più appropriato per analizzare la Voice-of-Customer (Mastrogiacomo et al. 2021), poiché, oltre al contenuto testuale delle recensioni, analizza anche altri metadati rilevanti come titolo, autore, data, valutazione (Mastrogiacomo et al. 2021).

1.3 Tassonomie degli attributi di prodotti e servizi

La classificazione degli attributi dei prodotti e dei servizi in relazione alla loro influenza sulla soddisfazione del cliente è stata un tema di studio costante nell'ambito della gestione della qualità (Chen e Lee 2009). I modelli di riferimento sviluppati dal 1980 non hanno avuto "successori" recenti, concentrandosi per lo più sullo sviluppo di strumenti di supporto alle applicazioni principali (Chen e Lee 2009; Mikulic e Prebezac 2011; Borgianni e Rotini 2015).

La tabella 3, qui di seguito, riporta alcune delle tassonomie maggiormente conosciute.

Tabella 3: tassonomie degli attributi di prodotti o servizi (Barravecchia et al., 2022)

Reference	Categoria 1	Categoria 2	Categoria 3	Categoria 4	Categoria 5
Kano 1984	Delighters	Must-Be	One-Dimensional	Indifferent	Reverse
Oliver 1995	Moonivalent Satisfiers	Monovalent Dissatisfiers	Bivalent Satisfiers	Null Relationship	-
Chitturi, Raghunathan, Mahajan 2008	Hedonic	Utilitarian	-	-	-

Tra le tre tassonomie presenti in tabella, quella di Kano è la più conosciuta (Kano, 1984). Questo strumento prevede la classificazione delle determinanti di qualità in cinque categorie:

- delighters (noti anche come attraenti): sono le caratteristiche che, quando presenti, provocano una reazione positiva nel consumatore;
- must-be (noti anche come caratteristiche di base): sono le caratteristiche che il prodotto deve avere per soddisfare le richieste “base” dei clienti;
- one-dimensional (noti anche come prestazionali o lineari): gli attributi one-dimensional sono quelli per cui una performance migliore porta ad una maggiore soddisfazione del cliente;
- indifferents (noti anche come indifferenti): gli indifferents non mettono in luce aspetti considerati positivi o negativi del prodotto/servizio, in quanto non si traducono né in soddisfazione né in insoddisfazione;

- reverse (noti anche come inversi): attributi che, in caso di un alto grado di realizzazione, provocano insoddisfazione.

Nel 1995, Oliver propone un'altra tassonomia suddividendo le determinanti in:

- monovalent satisfiers (o satisfiers): descritti come la fonte primaria di soddisfazione;
- monovalent dissatisfiers (o dissatisfiers): fonte principale di insoddisfazione;
- bivalent satisfiers (o criticals): fattori che influenzano sia la soddisfazione che l'insoddisfazione in maniera lineare;
- null relationship (o indifferents): fattori che non incidono né nella soddisfazione né nell'insoddisfazione dei consumatori.

Oliver, attraverso questa classificazione, descrive la relazione che intercorre tra appagamento (percezione) e soddisfazione.

Un'ulteriore classificazione è stata introdotta nel 2008 da Chitturi et al., i quali hanno voluto suddividere gli aspetti qualitativi in:

- benefici edonici: si riferiscono a benefici estetici, esperienziali e legati al divertimento, più astratti e irrazionali, come, ad esempio, l'acquisto di un capo solo perché è considerato alla moda;
- benefici utilitaristici: si riferiscono a benefici funzionali, strumentali e di tipo pratico, valutati in base alle loro caratteristiche intrinseche (utilità), ad esempio, un cappotto che abbia come scopo quello di riscaldarmi.

In un contesto come quello attuale, però, è necessario uno strumento di classificazione più flessibile e adattabile alle rapide evoluzioni sociali, economiche e tecnologiche, e ai sempre più mutevoli bisogni dei consumatori. A questo scopo è stato sviluppato un metodo innovativo chiamato KA-VoC Map (Barravecchia et al., 2022), capace non solo di categorizzare le determinanti di qualità individuate ma anche, e soprattutto, di mostrarne l'evoluzione temporale. Di questa tassonomia si parla più dettagliatamente nel capitolo successivo.

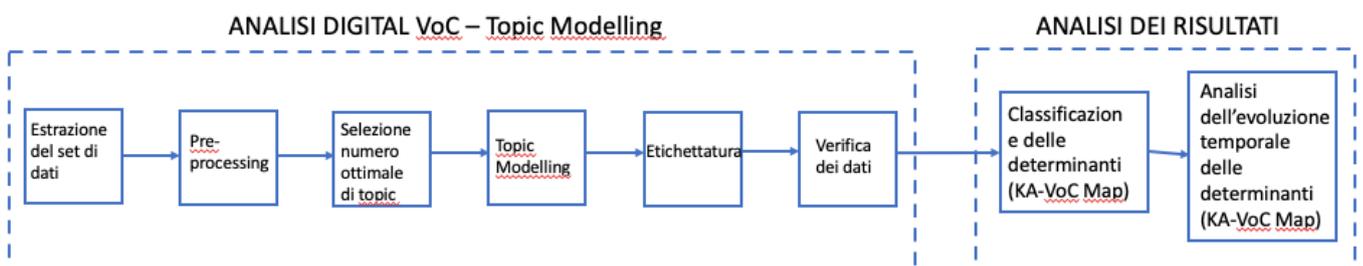
CAPITOLO 2: METODOLOGIA

Come anticipato nell'introduzione e nel primo capitolo, in questo lavoro di tesi si utilizzano due metodi innovativi al fine di individuare le determinanti di qualità e analizzarne la loro evoluzione nel tempo. Questi sono l'algoritmo di topic modeling e la KA-VoC Map. Il primo mira a individuare le determinanti di qualità partendo dall'analisi della Voice-of-Customer. Il secondo ha come obiettivo quello di classificare gli attributi chiave e tracciarne l'evoluzione nel tempo.

La metodologia proposta è organizzata in sette fasi (Fig. 1):

- Estrazione del set di dati;
- Pre-processing;
- Selezione del numero ottimale di topic;
- Etichettatura;
- Verifica dei dati;
- Analisi dei risultati, che a sua volta si suddivide in:
 - Classificazione delle determinanti attraverso KA-VoC Map
 - Analisi dell'evoluzione temporale delle determinanti attraverso KA-VoC Map

Figura 1: fasi della metodologia proposta



Qui di seguito si propone una descrizione per ognuna delle fasi.

2.1 Estrazione del set di dati

Il primo passo della metodologia qui proposta consiste nella raccolta di UGC dai social media e da altri aggregatori di recensioni, con la tecnica di web-scraping. A tale scopo, sono disponibili diverse applicazioni software di questo tipo come Octoparse, Parsehub o ProWebScraper. Con questi sistemi è possibile estrarre sia la recensione, sia le informazioni aggiuntive ad essa correlate, come la data di pubblicazione o le valutazioni. Queste ultime possono avere una distribuzione di punteggio che assume una forma ad **U** o a **J**, in cui i valori superiori e / o inferiori presentano la maggiore concentrazione di recensioni, mentre i valori intermedi presentano concentrazioni inferiori (Matakos e Tsaparas 2016; Ho, Wu e Tan 2017). È importante sottolineare che la varietà delle fonti di dati può influenzare la qualità dei risultati finali. Fonti diverse garantiscono una maggiore diversificazione del tipo di utente e del focus delle recensioni.

Al termine di questa fase si ottiene una raccolta di dati strutturati e organizzati in un database.

2.2 Pre-processing

In questa seconda fase il contenuto del testo scaricato deve essere pre-processato al fine di migliorare l'efficienza dell'algorithm (Meyer, Hornik e Feinerer 2008; Guo, Barnes e Jia 2017). Secondo gli approcci precedenti, le operazioni di pre-processing comuni sono (Meyer, Hornik e Feinerer 2008; Tirunillai e Tellis 2014; Guo, Barnes e Jia 2017):

- conversione del testo in minuscolo al fine di eliminare l'ambiguità con le parole maiuscole;
- rimozione della punteggiatura e dei numeri, poiché aggiungono poco contenuto al topic;
- rimozione di preposizioni e congiunzioni (ad es. "il", "e", "quando", "è", "at", "quale", "on", ecc.);
- rimozione delle parole più brevi di 2 o più lunghe di 15 caratteri;
- esclusione delle parole con una bassa frequenza, poiché la loro inclusione confonderebbe i risultati o renderebbe difficile ricollegarla ad un argomento specifico;

- applicazione di un processo di “stemming” per rimuovere le desinenze morfologiche e flessive più comuni dalle parole in inglese (Jivani 2011). Ad esempio, le parole “likes”, “liked”, “likely” and “liking” sono ricondotte tutte alla radice “like”;
- rimozione delle parole generalmente non correlate a contenuti del topic principale (come: "un altro", "cattivo", "problema", "recensione", "prodotto" ecc.);
- sostituzione dei più comuni n-grammi (una sotto sequenza di n elementi di una data sequenza) con un unico termine (Durrani et al. 2015). Ad esempio, il servizio clienti n-esimo deve essere sostituito dal termine "servizio clienti".

2.3 Selezione del numero ottimale di topic

Un parametro essenziale richiesto dagli algoritmi di topic modelling è **K** cioè il numero ottimale di argomenti in grado di descrivere il corpus testuale.

La letteratura presenta alcune possibili alternative per definire **K** (Wallach, Mimno e McCallum 2009). Nella maggior parte delle applicazioni, l'algoritmo di topic modelling è applicato in modo iterativo, valutando le prestazioni del modello ad ogni iterazione. Al termine si individua il numero ottimale di topic. A tal proposito, si suggerisce l'uso della held-out likelihood, descritta come misura della bontà con cui il modello tematico sviluppato spiega la variabilità complessiva del contenuto del documento (Scott e Baldrige 2013).

2.4 Topic Modelling

I topic modelling sono una classe non supervisionata di algoritmi di machine-learning in grado di rilevare argomenti latenti presenti in una raccolta di documenti non strutturati (Müller et al. 2016). Dato un grande insieme di documenti, gli algoritmi di Topic Modelling si occupano di:

- identificare un insieme di argomenti che descrivono una raccolta di documenti di testo;
- associare una serie di parole chiave per ciascun argomento
- definire un insieme specifico di questi argomenti per ciascun documento (Blei, Ng e Jordan 2003).

Come premesso nel primo capitolo, l'algoritmo che si è deciso di sfruttare ai fini di questa analisi è lo Structural Topic Model (STM).

Gli elementi di output di questa metodologia sono: la topical prevalence e il topical content, i quali si riferiscono rispettivamente a quanto un topic è discusso all'interno di un documento e l'insieme delle parole usate per esprimere il topic (ogni determinante è caratterizzata da un elenco di parole chiave).

Qui di seguito un esempio di topical prevalence (fig. 2) e di topical content (fig. 3)

Figura 2: esempio topical prevalence in matrice review-topic

DATE	Recensioni	Fonte	Rating	V1	V2	V3	V4	V5	V6	V7	V8	V9	V10	V11	V12	V13
01/08/20	If this did not come with my Ring equipment, I would probably never purchase one.	Bestbuy.com	5	0,14771504	0,18908012	0,06580808	0,05135033	0,03300168	0,1234286	0,05454573	0,11148542	0,04445176	0,04711209	0,04846202	0,05300062	0,03055885
01/04/21	Great Product. Works great and is very easy to set up.	Amazon.com	5	0,05881995	0,02554091	0,43098466	0,02450723	0,02540212	0,08241544	0,06018177	0,02915182	0,03854933	0,02505275	0,03652122	0,13942779	0,02343045
01/11/20	Great smart little speaker at a great price. Makes everything easier	Bestbuy.com	5	0,04520593	0,03222777	0,10674544	0,18997298	0,03019087	0,03132349	0,14731243	0,01921148	0,07011216	0,03225287	0,04210303	0,17139451	0,03123594
01/10/19	echoDots are fabulous, and this purchase makes #3 for my home. Highly recommend!	Amazon.com	5	0,14088169	0,03780367	0,05177597	0,08718177	0,03151531	0,03547129	0,06145173	0,03662877	0,11831995	0,09819619	0,04358717	0,22791963	0,02926685
01/08/19	The speaker works vey well for small spaces and my baby cousin loves this	Amazon.com	5	0,06221002	0,03413389	0,05359142	0,02745891	0,02613208	0,17135536	0,30552088	0,03467502	0,03581542	0,0413683	0,12529992	0,05368553	0,02875325
01/05/19	I bought 3 of these for Christmas and have been pretty impressed overall only hiccup was the "freetime"	Bestbuy.com	4	0,17625571	0,1504682	0,09191633	0,03136569	0,0419857	0,03800575	0,09864146	0,03015098	0,10243666	0,0354073	0,03690286	0,12347633	0,04298703
01/12/19	The sound is perfect for a single bedroom, and Alexa is useful for playing some music while I do my home	Bestbuy.com	5	0,08342166	0,07115853	0,0773383	0,02572129	0,0241598	0,02244737	0,17729409	0,06177796	0,02859982	0,05954735	0,16306159	0,22558456	0,02880768

Le celle evidenziate nell'esempio in figura 2 rappresentano la matrice review topic per i K topic individuati (13 in questo esempio) e mostrano il grado di discussione di ogni topic nella rispettiva recensione.

Figura 3: esempio di topical content

Topic 1 Top Words:

locat, driver, pick, map, address, wrong, walk, drop, app, pickup, point, place, direct, destin, show

Topic 2 Top Words:

driver, uber, experi, app, use, servic, rate, friend, sometim, better, conveni, car, far, rider, quick

Topic 3 Top Words:

uber, driver, car, drive, phone, call, guy, passeng, contact, rude, left, number, tri, lost, noth

Topic 4 Top Words:

charg, fee, uber, trip, extra, refund, dollar, quot, airport, amount, mile, driver, bill, scam, addit

Topic 5 Top Words:

uber, use, servic, year, taxi, order, last, tri, compani, money, busi, better, month, sinc, discount

La figura 3 mostra, per ognuno dei K topic identificati (13 in questo esempio), le parole chiave che caratterizzano la determinante.

Un vantaggio significativo di STM rispetto ad altri metodi è che consente la connessione di informazioni aggiuntive, quali la valutazione data dal cliente, la data e il luogo di pubblicazione della recensione, il fornitore, con la rispettiva recensione.

2.5 Etichettatura

Per ogni topic generato dall'algoritmo, l'approccio STM identifica le parole chiave più significative. In questa fase si procede con l'etichettatura dei topic individuati, cioè gli si dà un titolo. Tuttavia, per generare un'etichetta semantica appropriata, il metodo richiede ancora alcuni input umani (Blei 2012). L'elenco di parole chiave principali che descrivono un argomento, utilizzato per la fase di etichettatura, può essere ottenuto attraverso diversi criteri, ad esempio (Roberts, Stewart e Tingley 2019):

- Probabilità più alta: parole con la più alta probabilità all'interno di ogni argomento;
- FREX: parole frequenti ed esclusive (specifiche per un contesto).

Altri approcci, come assegnazione di un punteggio (ad esempio le parole con il punteggio più alto secondo la classifica LDA) e Lift (cioè un punteggio calcolato dividendo la distribuzione argomento-parola per la distribuzione empirica della probabilità del conteggio delle parole) possono fornire strategie alternative per identificare le parole chiave più rappresentative per ciascun argomento (Roberts, Stewart e Tingley 2019).

L'uso combinato di questi diversi metodi facilita l'etichettatura dei topic offrendone una visione più chiara. Oltre all'elenco delle parole chiave, anche le recensioni considerate più rilevanti per ciascun argomento, cioè le recensioni relative ad un topic con il peso più alto, possono essere d'aiuto per l'etichettatura. Inoltre, questa fase può avvenire manualmente (label generato da una o più persone) o automaticamente (label generata dall'algoritmo). In questo ultimo caso, l'algoritmo genera un'etichetta basandosi sulle key words identificate (numero impostato manualmente) per ogni topic individuato.

L'attività di etichettatura porta dei vantaggi all'analisi:

- riduce il carico cognitivo necessario ad interpretare un topic;
- non lascia tanto spazio alla soggettività;

- riassume le informazioni sul topic in un titolo breve e comunica i risultati più agevolmente.

2.6 Verifica dei dati

I risultati ottenuti dall'algorithm possono essere verificati confrontando il livello di corrispondenza tra le due tipologie di etichettature, quella manuale e quella automatica. Per ciascuna recensione, i valutatori manuali sono tenuti a concordare sull'etichetta di uno o più topic identificati dall'algorithm di modellazione (insiemi di parole chiave ed etichette). L'assegnazione manuale dell'argomento deve, quindi, essere considerata come riferimento e confrontata con quella ottenuta dall'algorithm di topic modelling. Per ogni recensione analizzata, possono verificarsi i quattro casi riportati nella Tabella 4.

Tabella 4: outcomes possibili da test di verifica dati (Barravecchia et al., 2021)

Risultati di convalida	Tipo di errore	Probabilità	Descrizione	Identificazione del topic	
				Algorithmo di Topic Modeling	Valutatore manuale
Vero positivo	Inferenza corretta	$(1-\beta)$	Accordo tra autori e algorithm nell'assegnazione di una recensione su un argomento	yes	yes
Vero negativo	inferenza corretta	$(1-\alpha)$	Accordo tra autori e algorithm sul non assegnare una recensione ad un topic	no	no
Falso positivo	Errore di tipo 1	α	Disallineamento tra assegnazione al topic data con algorithm STM e non assegnazione da parte degli autori	yes	no
Falso negativo	Errore di tipo 2	β	Disallineamento tra non assegnazione con STM e assegnazione da parte degli autori	no	yes

Tabella 5: indicatori di verifica (Barravecchia et al., 2021)

Nome	Definizione	Formula	Codominio
Accuratezza	Valuta l'efficacia dell'algorithm con la percentuale della previsione corretta. È il rapporto dell'osservazione correttamente prevista sul totale delle osservazioni	$A = \frac{(tp + tn)}{(tp + tn + fp + fn)}$	[0;1]
Richiamo	Conosciuto anche come sensibilità o tasso di positività reale. Rapporto tra numero totale di osservazioni correttamente previste con la somma delle osservazioni vere positive e false negative	$R = \frac{tp}{(tp + fn)}$	[0;1]
Precisione	Nota anche come valore predittivo positivo. Rapporto tra il numero totale di esempi positivi sulla somma dei corretti positivi e dei falsi negativi	$P = \frac{tp}{(tp + fp)}$	[0;1]
F_1 Score	Media pesata della precisione e del richiamo del test. Misura precisione del modello tematico, quanto questo risulta robusto.	$F = 2 \times \frac{P \times R}{P + R}$	[0;1]

Secondo Costa et al. (2007), è possibile calcolare quattro indicatori di verifica (vedi Tabella 5):

- accuratezza: è la misura delle prestazioni più intuitiva ed è uguale al rapporto tra le osservazioni correttamente previste e il totale delle osservazioni: misura la frequenza con cui l'algoritmo produce un'assegnazione corretta dell'argomento. L'accuratezza presuppone costi uguali per entrambi i tipi di errori;
- recall: noto anche come tasso di sensibilità, è definito come il rapporto tra il numero totale di osservazioni correttamente previste (vero positivo), rispetto alla somma delle osservazioni vere positive e false negative. Questo risponde alla domanda: "Se un argomento è presente in una recensione, quanto spesso l'algoritmo è in grado di rilevarlo?";
- precisione: è uguale al rapporto tra il numero totale di osservazioni correttamente classificate per il numero totale di previsioni positive. Questa metrica risponde alla domanda: "Quale percentuale di assegnazioni di argomenti positivi era effettivamente corretta?";
- F_1 Score: è definito come la media armonica ponderata della precisione e del richiamo del test. È una misura dell'accuratezza e della robustezza del test.

I quattro qui sopra citati sono i principali indicatori che verificano l'adeguatezza dell'analisi svolta dall'algoritmo.

Per ottenere una verifica più completa se ne possono valutare altri sei:

- Il false discovery rate: la proporzione di argomenti erroneamente identificati rispetto a tutti i topics individuati;
- Il false omission rate: definito come il totale degli argomenti non rilevati quando, invece, l'argomento era presente;
- Il negative predictive value: la probabilità che l'algoritmo STM non riesca a identificare un argomento, quando questo non è realmente presente;
- L'indice fall-out: detto anche tasso di falsa positività, è la proporzione di tutti i risultati negativi rispetto ai risultati positivi del test;
- Il tasso "miss rate": o tasso di falso negativo, è la proporzione di esiti positivi che producono risultati negativi nel test;

- La specificity: proporzione di topic non identificati poiché questi non sono realmente presenti.

Qui di seguito una tabella riassuntiva dei valori target che aiutano nella lettura dei risultati degli indicatori (Tabella 6).

Tabella 6: valori target indicatori analizzati

Indicatori	Intervallo	Andamento	Valori target
Accuracy	(0;1)	meglio valore più alto	> 0,95
Recall	(0;1)	meglio valore più alto	> 0,70
Precision	(0;1)	meglio valore più alto	> 0,70
F Score	(0;1)	meglio valore più alto	> 0,70
Miss rate	(0;1)	meglio valore più basso	< 0,20
Fall-out	(0;1)	meglio valore più basso	< 0,05
Specificity	(0;1)	meglio valore più alto	> 0,90
False omission rate	(0;1)	meglio valore più basso	< 0,05
False discovery rate	(0;1)	meglio valore più basso	< 0,05
Negative predictive value	(0;1)	meglio valore più alto	> 0,90

La tabella 7 riassume le formule di calcolo degli indici di verifica qui sopra citati.

Tabella 7: formule di calcolo indici di verifica

		Human topic assignment (true condition)			
		T_i existence	T_i non-existence		
Automatic topic assignment	T_i existence	True Positive (tp) Correct inference	False Positive (fp) Type I error	<i>Precision</i> $\frac{\sum_{i=1}^n tp_i}{\sum_{i=1}^n tp_i + \sum_{i=1}^n fp_i}$	<i>False discovery rate</i> $\frac{\sum_{i=1}^n fp_i}{\sum_{i=1}^n tp_i + \sum_{i=1}^n fp_i}$
		False Negative (fn) Type II error	True Negative (tn) Correct inference	<i>False omission rate</i> $\frac{\sum_{i=1}^n fn_i}{\sum_{i=1}^n fn_i + \sum_{i=1}^n tn_i}$	<i>Negative predictive value</i> $\frac{\sum_{i=1}^n tn_i}{\sum_{i=1}^n fn_i + \sum_{i=1}^n tn_i}$
	T_i non-existence	<i>Recall</i> $\frac{\sum_{i=1}^n tp_i}{\sum_{i=1}^n tp_i + \sum_{i=1}^n fn_i}$	<i>Fall-out</i> $\frac{\sum_{i=1}^n fp_i}{\sum_{i=1}^n fp_i + \sum_{i=1}^n tn_i}$	<i>F1 Score</i> $2 \cdot \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall}$	
		<i>Miss rate</i> $\frac{\sum_{i=1}^n fn_i}{\sum_{i=1}^n tp_i + \sum_{i=1}^n fn_i}$	<i>Specificity</i> $\frac{\sum_{i=1}^n tn_i}{\sum_{i=1}^n fp_i + \sum_{i=1}^n tn_i}$		

Nel caso in cui i valori degli indici calcolati non risultino adeguati (valore lontano dal target), si può ricorrere a diverse soluzioni, tra cui:

- riguardare le etichette assegnate, le quali potrebbero non essere del tutto rappresentative;
- controllare il database iniziale, che potrebbe non risultare del tutto adeguato, perché composto da recensioni che presentano eterogeneità nei temi e nella tipologia, portando ad un risultato di bassa qualità;
- rivedere parti dell'algoritmo.

Questo step mette in luce quanto effettivamente sia importante attuare una validazione supervisionata nella quale il contributo “umano” gioca un ruolo fondamentale.

2.7 Analisi dei risultati

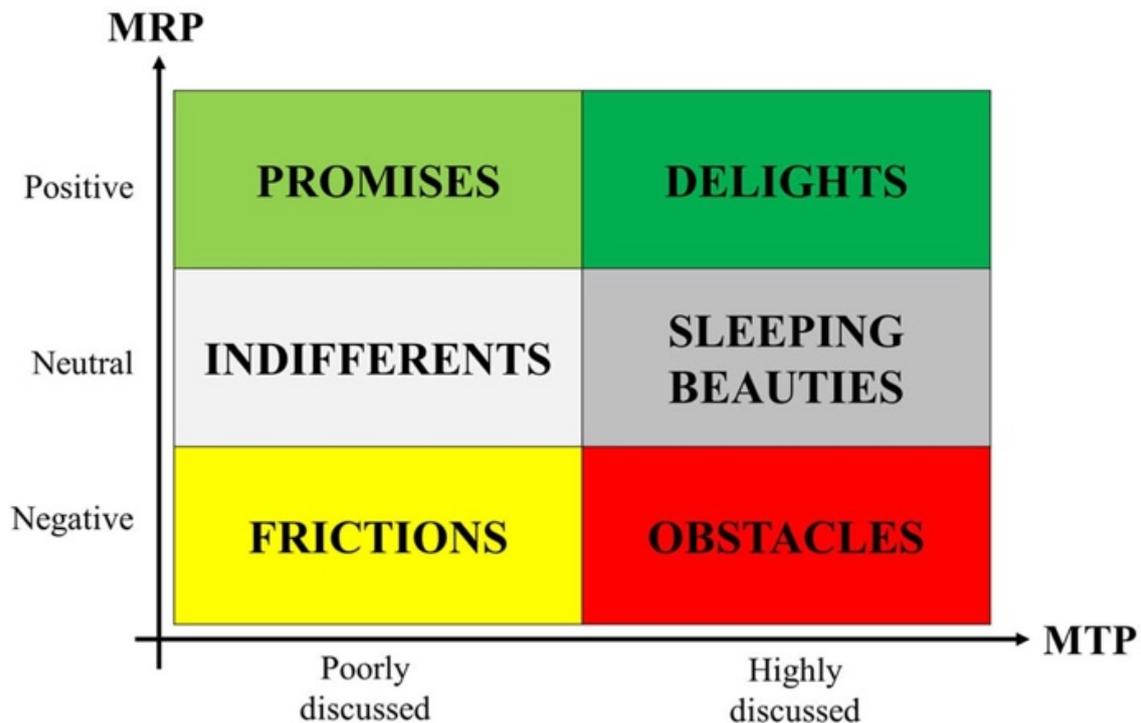
In questa fase ci si concentra sulla classificazione delle determinanti di qualità individuate e sull'analisi della loro evoluzione nel tempo, attraverso il metodo innovativo di classificazione KA-VoC Map.

Lo scopo di queste indagini è quello di ottenere un quadro più chiaro e completo delle determinanti di qualità, utili al fine di sviluppare strategie di miglioramento e poter reindirizzare la progettazione ingegneristica e di mostrare nella pratica la duplice applicazione della KA-VoC Map.

2.7.1 KA-VoC Map

La KA-VoC Map (Barravecchia et al., 2022) (Fig.4) è uno strumento innovativo che mira a classificare le determinanti di qualità in sei categorie (promises, delights, indifferents, sleeping beauty, frictions, obstacles) e che mostra la loro evoluzione nel tempo. Ogni categoria è caratterizzata da due dimensioni: il “modo” (MRP) e il “grado di discussione” (MTP) di un topic.

Figura 4:KA-VoC Map (Barravecchia et al., 2022)



2.7.1.1 Input della KA-VoC Map

Gli algoritmi di modellazione tematica probabilistica, come LDA (Blei, Ng e Jordan 2003; Blei 2012) o STM (Roberts et al. 2014; Roberts, Stewart e Tingley 2019), applicati all'analisi delle recensioni dei clienti forniscono due risultati:

- l'elenco delle KA (key attributes/determinanti di qualità) discusse all'interno di una raccolta di documenti sotto forma di un insieme di parole chiave;
- il database delle recensioni (cioè la digital VoC) come una raccolta di topic discussi.

Dall'elaborazione di queste informazioni è possibile ricavare due indicatori, la Mean Topic Proportion (MTP) e la Mean Rating Proportion (MRP) (Barravecchia, Mastrogiacomo e Franceschini 2020).

L'MTP rappresenta quanto un attributo chiave è, in media, discusso all'interno del set analizzato di Digital VoC. Può essere calcolato come segue:

$$MTP_t = \frac{\sum_{i=1}^N TP_{i,t}}{N} \quad \forall t$$

Dove:

- N è il numero di recensioni considerate
- TP_{i,t} è la topical prevalence del t-esimo attributo chiave nell'i-esima revisione.

La somma degli MTP relativi a tutti i KA identificati è pari a 1:

$$\sum_{t=1}^T MTP_t = 1$$

Qui di seguito si mostra un esempio di calcolo dell'MTP (Fig.5)

Figura 5: esempio di calcolo MTP

data	ID	RECENSIONE	RATING	FONTE	V1	V2	V3
19/12/15	ID10531	18 December	2	HelloPeter	0,002781695	0,003425206	0,007774091
19/08/21	ID08557	I have sudden	1	HelloPeter	0,004452234	0,00498868	0,010247148
09/12/15	ID10536	account has	2	HelloPeter	0,004829937	0,00629522	0,013478512
19/07/16	ID10374	with Uber in	1	HelloPeter	0,008028501	0,006646144	0,008989171
05/02/22	ID00461	Customer serv	1	GooglePlaySto	0,004089181	0,005357384	0,009091491
09/12/18	ID09457	I took an Uber	1	HelloPeter	0,00515848	0,006334916	0,010896525
29/07/15	ID10621	My bank accou	2	HelloPeter	0,005970552	0,00842868	0,015080413
20/12/17	ID09843	On the 9th of	1	HelloPeter	0,003687834	0,004033779	0,007183628
05/03/20	ID09015	My Uber accou	1	HelloPeter	0,004742285	0,006617745	0,015133645
12/11/18	ID07086	We use one cr	1	ConsumerAffa	0,005127351	0,008037269	0,013123886

Quality determinant 1	Quality determinant 2	Quality determinant 3
(0,002781695+0,004452234+0,004829937+0,008028501+0,004089181+0,00515848+0,005970552+0,003687834+0,004742285)/10	(0,003425206+0,00498868+0,00629522+0,006646144+0,005357384+0,006334916+0,00842868+0,004033779+0,006617745)/10	(0,007774091+0,010247148+0,013478512+0,008989171+0,009091491+0,010896525+0,015080413+0,007183628+0,015133645)/10

L'MRP rappresenta la proporzione media di un attributo nelle recensioni con una valutazione specifica (Barravecchia, Mastrogiacomo e Franceschini 2020). Questo indicatore può essere calcolato come segue:

$$MRP_{t,k} = \frac{\sum_{i \in R_k} TP_{i,t}}{|R_k|}$$

Dove:

- t è l'attributo;
- k è il livello della scala di valutazione;
- R_k è il sottoinsieme di recensioni associate a un livello di valutazione pari a k ;
- $TP_{i,t}$ è la topical prevalence dell'attributo t -esimo nell' i -esima recensione;
- $|R_k|$ è la cardinalità recensioni associate a un livello di valutazione pari a k .

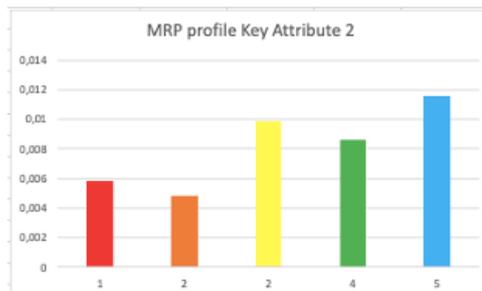
Si noti che la somma degli MRP relativi a tutti gli attributi identificati e a un livello di valutazione specifico è pari a 1:

$$\sum_{t=1}^T MRP_{t,k} = 1 \quad \forall k$$

Il profilo MRP può essere associato a ciascun attributo. Esempio di profilo MRP (fig. 6)

Figura 6: esempio di calcolo MRP

data	ID	RECENSIONE	RATING	FORTE	V1	V2	V3	
19/08/21	ID08557	I have sudden	1	HelloPeter	0,004452234	0,00498868	0,010247148	MRP(2,1) = (0,00498868+0,006646144)/2
19/07/16	ID10374	with Uber in	1	HelloPeter	0,008028501	0,006646144	0,008989171	
19/12/15	ID10531	18 December	2	HelloPeter	0,002781695	0,003425206	0,007774091	MRP(2,2) = (0,003425206+0,00629522)/2
09/12/15	ID10536	account has	2	HelloPeter	0,004829937	0,00629522	0,013478512	
23/11/18	ID09482	morning,	3	HelloPeter	0,006295568	0,010282013	0,019220307	MRP(2,3) = (0,010282013+0,009451262)/2
19/12/21	ID08383	In Octobe 118	3	HelloPeter	0,007031632	0,009451262	0,017461738	
26/09/20	ID05460	Once I have re	4	GooglePlaySt	0,004995348	0,006582039	0,010652662	MRP(2,4) = (0,006582039+0,010608052)/2
24/02/19	ID05374	uber for the la	4	GooglePlaySt	0,017842056	0,010608052	0,022039757	
10/06/19	ID09298	Uber deductec	5	HelloPeter	0,008335566	0,010019209	0,016370614	MRP(2,5) = (0,010019209+0,013178726)/2
17/10/16	ID10307	My Uber acco	5	HelloPeter	0,009520433	0,013178726	0,022463558	



Queste informazioni mostrano il legame tra gli attributi del prodotto o del servizio e la soddisfazione del cliente.

Attributi diversi presentano profili MRP diversi. Secondo Barravecchia et al. (2020), questi profili possono essere classificati in base alla loro forma in profili positivi (più recensioni con valutazione positiva), negativi (più recensioni con valutazione negativa) e neutri (profilo piatto o simmetrico incentrato sul rating intermedio).

2.7.1.2 Categorie della KA-VoC Map

La Figura 2 illustra la KA-VoC Map e le sei categorie che la compongono, ognuna delle quali influisce sulla soddisfazione del cliente in modo diverso.

Le categorie che costituiscono la KA-VoC Map sono:

- **Obstacles:** cioè attributi molto discussi (MTP elevato) e fonte di insoddisfazione (profilo MRP negativo). Questi attributi sono le fonti primarie di insoddisfazione, essendo i principali oggetti di critica da parte dei clienti.
- **Frictions:** cioè attributi scarsamente discussi (basso MTP) e considerati una fonte di insoddisfazione (profilo MRP negativo). Questi rappresentano problematiche meno gravi, ma possono comunque generare insoddisfazione nei clienti.
- **Indifferents:** cioè attributi scarsamente discussi (basso MTP) che sono neutrali per quanto riguarda la soddisfazione del cliente (profilo MRP neutrale). Sono classificati come non rilevanti poiché non hanno un'influenza chiara e definita sulla (ins)soddisfazione.
- **Sleeping beauties:** cioè attributi neutri rispetto alla soddisfazione del cliente (MRP neutro), ma molto discussi (MTP elevato). Spesso rappresentano dimensioni che sono considerate essenziali o caratteristiche di base e, quindi, non possono impressionare positivamente o negativamente il cliente.
- **Promises:** cioè attributi scarsamente discussi (basso MTP), i quali generano soddisfazione del cliente (profilo MRP positivo). Queste dimensioni rappresentano vantaggi minori o attributi emergenti dell'oggetto/servizio analizzato.

- Delights: cioè attributi molto discussi (MTP elevato) che generano soddisfazione (profilo MRP positivo). Per i clienti sono visti come aspetti altamente rilevanti. Sono considerate le fonti primarie di soddisfazione.

2.7.1.3 Come strutturare e popolare la mappa KA-VoC

Per popolare la KA-VoC Map, qui di seguito si propone un approccio operativo. La procedura può essere suddivisa in due fasi:

- identificazione della scala delle determinanti in base all'MTP
- identificazione della scala dei KA in base all'MRP.

2.7.1.3.1 Identificazione della scala dei KA secondo l'MTP

La mappa KA-VoC distingue gli attributi in "scarsamente discussi" e "altamente discussi", in base all'MTP. Il valore che divide attributi altamente o scarsamente discussi è convenzionalmente impostato come $1/n$, dove n è il numero di argomenti identificati.

In poche parole, ogni topic t può essere classificato secondo il criterio MTP come segue:

$$\begin{cases} t \in \{\text{highly discussed topics}\}, & \text{if } MTP_t \geq \frac{1}{n} \\ t \in \{\text{poorly discussed topics}\}, & \text{if } MTP_t < \frac{1}{n} \end{cases}$$

2.7.1.3.2 Identificazione della scala dei KA secondo l'MRP

La classificazione secondo MRP è più complessa, poiché ogni attributo può essere caratterizzato da un profilo diverso di MRP. Qui di seguito, si propone una classificazione a tre livelli (Barravecchia, Mastrogiacomo e Franceschini 2020); i profili MRP sono classificati in positivi, negativi e neutri in base alla distribuzione delle valutazioni. Per categorizzare i profili, è necessario l'uso dello Spearman-Rho Ranked-Order Correlation Coefficient ρ_s , una misura non parametrica di correlazione tra i ranghi dei livelli di rating e i ranghi dell'MRP: Il coefficiente di Spearman può essere calcolato come segue (Myers, Well e Lorch 2013):

$$\rho_s = 1 - \frac{6 * \sum_{i=1}^n (R(X_i) - R(Y_i))^2}{n * (n^2 - 1)}$$

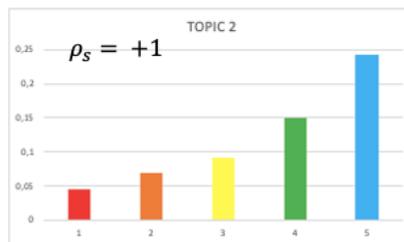
dove:

- $R(X_i)$ rappresenta i ranghi del livello di rating
- $R(Y_i)$ rappresenta i ranghi del MRP t_{k} , cioè i ranghi della proporzione media di un KA con un rating specifico.
- n è il numero di livelli di valutazione considerati.

La figura 7 mostra un esempio di calcolo del Coefficiente Spearman Rho in un caso di profilo MRP positivo.

Figura 7: esempio calcolo Coefficiente Spearman Rho profilo MRP positivo

Valutazioni	MRP	Rango Valutazioni	Rango MRP	$R(X_i)-R(Y_i)$	$(R(X_i)-R(Y_i))^2$
1	0,0453	5	5	0	0
2	0,0702	4	4	0	0
3	0,0904	3	3	0	0
4	0,149	2	2	0	0
5	0,2423	1	1	0	0



$$\rho_s = 1 - \frac{6 * (0 + 0 + 0 + 0 + 0)}{5 * (5^2 - 1)} = 1$$

L'indice ρ_s varia tra -1 e +1; è uguale a +1 quando il profilo MRP è perfettamente monotono crescente, mentre è uguale a -1 quando è perfettamente monotono decrescente. Secondo Myers, Well e Lorch (2013) i profili MRP compresi tra -0,4 e +0,4 possono essere classificati come neutri. Di conseguenza, ogni argomento t può essere classificato come segue:

$$\left\{ \begin{array}{l} t \in \{negative\ key - attributes\},\ if\ \rho_s < -0,4 \\ t \in \{neutral\ key - attributes\},\ if\ -0,4 \leq \rho_s \leq +0,4 \\ t \in \{positive\ key - attributes\},\ if\ \rho_s > +0,4 \end{array} \right.$$

2.7.1.4 Strutturare la KA-VoC Map per mostrare l'evoluzione delle determinanti di qualità

Nel caso in cui si voglia mostrare l'evoluzione nel tempo dei topic attraverso la KA-VoC Map, al posto del MTP si deve calcolare un indice chiamato IMTP, Interval Mean Topical Prevalence, il quale calcola la topic prevalence facendo riferimento a sottoinsiemi di periodo. Questo classifica le determinanti di qualità come: stazionarie, crescenti nel tempo (profilo IMTP crescente) o decrescenti nel tempo (profilo IMTP decrescente).

Questa dimensione si calcola come segue:

$$IMTP_{t,n} = \frac{\sum_j^{R_t} TP_{i,t}}{|R_n|}$$

Dove:

- t identifica il topic a cui ci si sta riferendo;
- n il periodo;
- R_n il sottoinsieme delle recensioni della digital VoC associate al periodo n;
- $TP_{i,t}$ si riferisce alla topic prevalence al tema t nella recensione i;
- $|R_n|$ indica la cardinalità delle recensioni della digital VoC associate al periodo n.

Come per MTP ed MRP vale la seguente equazione:

$$\sum_{d=1}^D IMTP_{t,n} = 1 \quad \forall n \in (1, \dots, N)$$

La figura 8 mostra un esempio di calcolo dell' IMTP

Figura 8: esempio di calcolo IMTP

data	ID	RECENSIONE	RATING	FONTE	V1	V2	V3
17/07/14	ID11938	So uber wante	1	Yelp	0,011330231	0,012498811	0,032341161
25/04/14	ID12043	Worst custom	1	Yelp	0,006043034	0,009629327	0,014925175
20/10/14	ID12278	Uber is a terril	1	Yelp	0,010485892	0,01249277	0,019808328
18/06/14	ID11540	Uber is by	1	Yelp	0,013812641	0,020904265	0,131766722
15/08/14	ID12251	RIP OFF!! join	1	Yelp	0,017697641	0,011791133	0,016973738
IMTP					(0,011330231+... +0,017697641) /5	(0,012498811+... +0,011791133) /5	(0,032341161+... +0,016973738) /5

Al fine di determinare il grado di discussione del topic i-esimo all'interno di un periodo si sfrutta il reciproco di n (numero di topic= 1/n) come mostrato nelle formule qui di seguito:

$$\begin{cases} t \in \{highly\ discussed\ topics\}, & \text{if } IMTP_t \geq \frac{1}{n} \\ t \in \{poorly\ discussed\ topics\}, & \text{if } IMTP_t < \frac{1}{n} \end{cases}$$

Invece, per quanto riguarda l'MRP, l'unico cambiamento sta nel suddividere la digital VoC non solo in sottogruppi filtrando i rating, ma anche i periodi per i quali si vuole studiare l'evoluzione.

Successivamente si esamina un topic alla volta, calcolando il coefficiente Spearman Rho per ognuno dei periodi scelti. Si sfrutta questo valore per suddividere i periodi in cui si studia la determinante in positivi, neutri o negativi, come mostrato nelle formule qui di seguito:

$$\begin{cases} t \in \{negative\ key - attributes\}, & \text{if } \rho_s < -0,4 \\ t \in \{neutral\ key - attributes\}, & \text{if } -0,4 \leq \rho_s \leq +0,4 \\ t \in \{positive\ key - attributes\}, & \text{if } \rho_s > +0,4 \end{cases}$$

Una volta ottenuto il grado di discussione e il profilo MRP si procede con la classificazione del periodo in esame all'interno della corrispondente categoria della KA-VoC Map.

Questi calcoli si svolgono per ogni periodo e per ognuno dei k topic identificati. Si consiglia per una lettura più chiara di creare una KA-VoC Map distinta per ogni determinante di qualità. Con l'ausilio di questo strumento è possibile vedere il cambiamento di classe de topic nei diversi periodi, quindi la sua evoluzione.

Nel capitolo successivo si mettono in pratica le metodologie qui proposte attraverso l'applicazione a due casi studio, Uber e Alexa.

CAPITOLO 3: CASI STUDIO

3.1 Caso studio 1: UBER

Il primo caso studio in cui si applicano le metodologie precedentemente descritte riguarda il servizio di trasporto privato Uber, creato per avere una comunicazione più rapida tra automobilista e passeggero.

Con questo servizio si vogliono facilitare anche i pagamenti: si può scegliere il metodo, contanti o carta, e in questo ultimo caso funziona tutto in automatico inserendo al momento del primo log-in i dati della propria carta di credito senza dover pensare ad avere liquidità con sé. Come per altre app di sharing, il costo cambia in base alla durata e alla tratta percorsa. In più, potendo calcolare a priori il percorso che si vuole eseguire si può avere in anticipo una stima sull'ammontare della spesa.

Al fine di poter monitorare lato qualità il servizio, i passeggeri sono invitati, terminata la corsa, a lasciare una recensione direttamente sull'applicazione e quindi valutare non solo il servizio in sé, ma anche l'autista, il quale a sua volta può rilasciare il proprio commento. Queste valutazioni sono visibili a tutta la community sia di autisti che di users.

Per svolgere un'analisi il più possibile completa si è deciso di prelevare gli UGC da diverse fonti e pubblicate in diversi periodi (anni). In questo modo è possibile capire come nel tempo l'opinione degli utilizzatori si sia evoluta e in che modo questi aspetti incidano sulla loro soddisfazione.

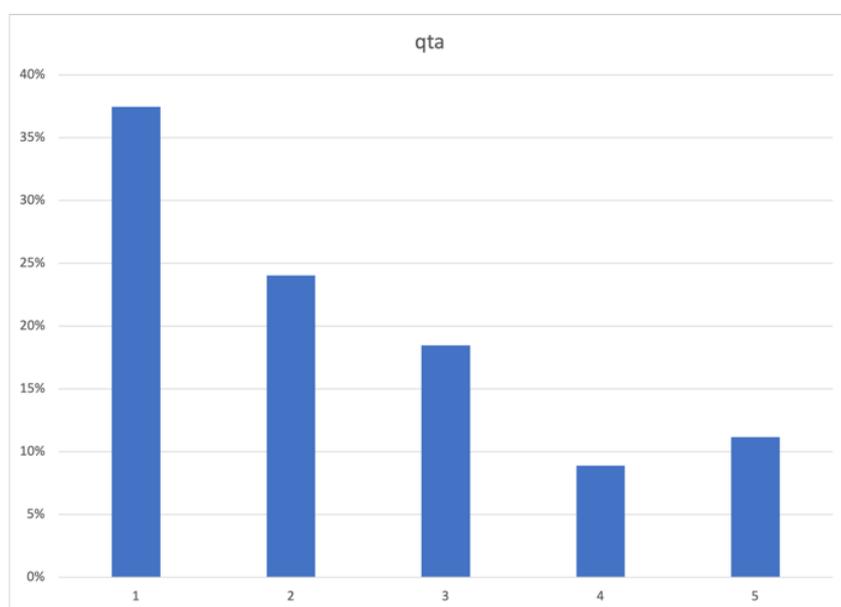
In queste sottosezioni si applicano in sequenza le fasi del sistema di analisi proposto.

3.1.1 Estrazione e preelaborazione di set di dati

In questa prima sezione si sono riuniti sotto forma di un unico database i dati con cui poter iniziare l'analisi. Questi sono commenti e recensioni rilasciati dagli utenti, che hanno sperimentato il servizio e che hanno voluto esprimere il proprio pensiero al riguardo. Gli utenti sono chiamati a dare un punteggio da 1 a 5 (1: scarso, 5: eccellente) al servizio.

Diverse sono le fonti da cui è stato possibile prelevare il set di dati: Google PlayStore, Consumer Affairs, Hello Peter, Product Review e Yelp. Queste recensioni sono state rilasciate tra il 2014 e il 2022, tutte in lingua inglese. In totale il database finale è composto da poco più di 10100 recensioni, con una lunghezza media di 400 caratteri. Come evidenziato nella sottostante figura 9, la maggior parte delle recensioni è caratterizzata da un punteggio molto basso (1), quasi il 40%. Molte altre sono le recensioni che hanno valutazioni intermedie (2, 3, 4), rispettivamente il 24 %, 18% e il 9%. Il restante 11% comprende commenti con valutazione massima (5).

Figura 9: distribuzione dei punteggi delle valutazioni



Una volta composto il dataset, si passa alla fase di pre-processing del documento seguendo i passaggi presenti nel capitolo precedente che spiega la metodologia.

Il processo di “pulizia” non è immediato, si deve iterare più volte l’algoritmo, in particolar modo le sezioni di “applicazione STM” e “Labeling”, in modo da stilare un elenco completo dei termini che possono essere rimossi.

Dal Pre-processing si è ottenuto come risultato che su 13109 parole iniziali, ne sono state rimosse 11617, circa l’89% dei termini. Il corpus testuale mantiene i suoi 10197 documenti, e si compone di 1492 termini e 216781 tokens (parole). Le reviews rimanenti vengono salvate in files .cvs, estensione specifica del software RStudio.

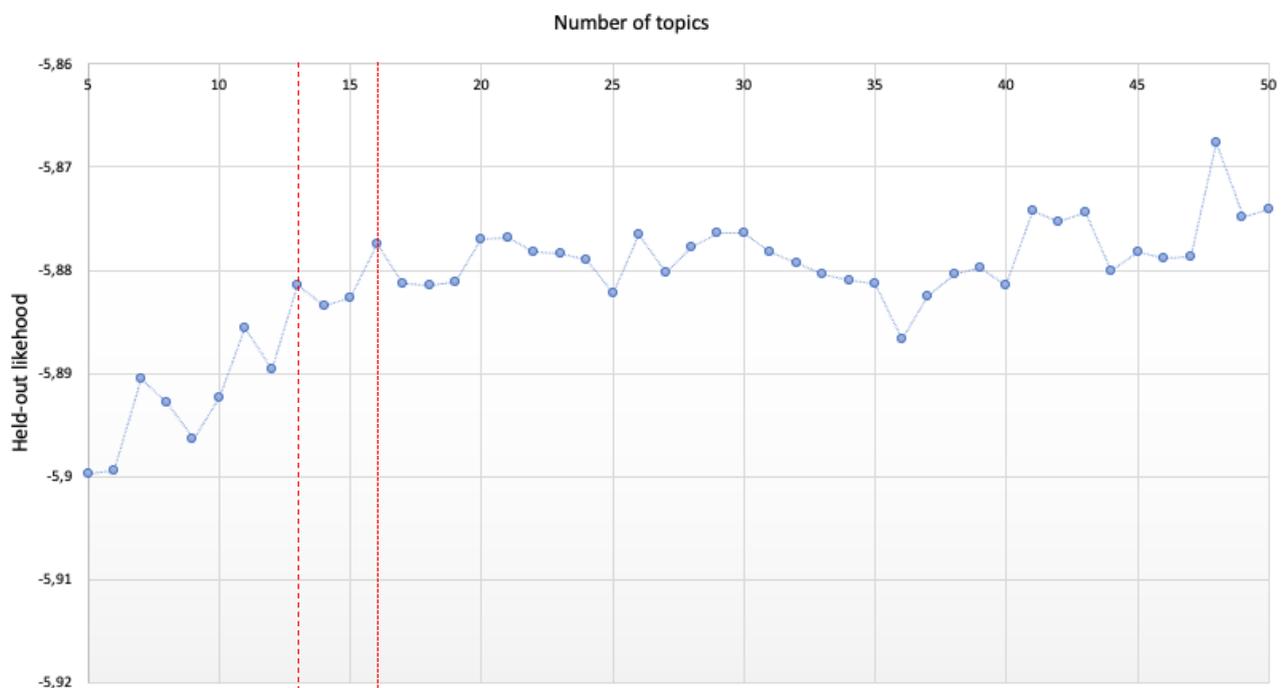
3.1.2 Selezione del numero ottimale di topic e applicazione dell’algoritmo di topic modelling

Come anticipato nella sezione “selezione del numero ottimale di argomenti” del capitolo precedente, in questa fase si applica l’algoritmo STM al fine di trovare il parametro K, che corrisponde al numero ottimale di topic.

Anche in questo caso, come per il pre-processing, si fanno svolgere al software diverse iterazioni. L’indice che maggiormente si tiene in considerazione è quello chiamato “held-out likelihood”. Un suo valore più elevato indica una performance migliore; quindi, i punti sul grafico che presentano un valore più elevato e dai quali parte un comportamento pressoché stazionario sono possibili valori di K ottimi.

Qui di seguito si allega il grafico risultante (Fig. 10) dalla simulazione, che mostra i valori della probabilità di esclusione al variare per parametro K. Nella prova svolta sono state valutate numerosità di topic comprese tra 5 e 50.

Figura 10: Held-out likelihood numero di topic da 5 a 50



Dal grafico in figura 10 si evince che i valori di K dai quali parte un comportamento pressoché stazionario sono due: 13 (-5,881) e 16 (-5,877).

Successivamente, si procede con la fase di etichettatura, sempre tenendo conto dei due valori di K ottimo individuati.

3.1.3 Etichettatura

In questa fase si analizzano uno ad uno i topic identificati e le parole chiave, al fine di trovare le etichette più adatte per rappresentare ogni topic. Le tabelle 9 e 10 mettono in luce i risultati di questa sezione. La colonna denominata keywords contiene l'elenco delle parole chiave associate ad ogni topic e identificate secondo i criteri di high probability e FREX.

Oltre alle parole chiave, per l'etichettatura manuale, ci si è serviti anche della funzione di RStudio che, inserendo il numero del topic che si vuole esaminare e la quantità di documenti che si vogliono estrarre, fornisce in risposta i commenti più significativi relativi al topic selezionato. Questa ulteriore lettura è servita per interpretare meglio il significato di ogni topic.

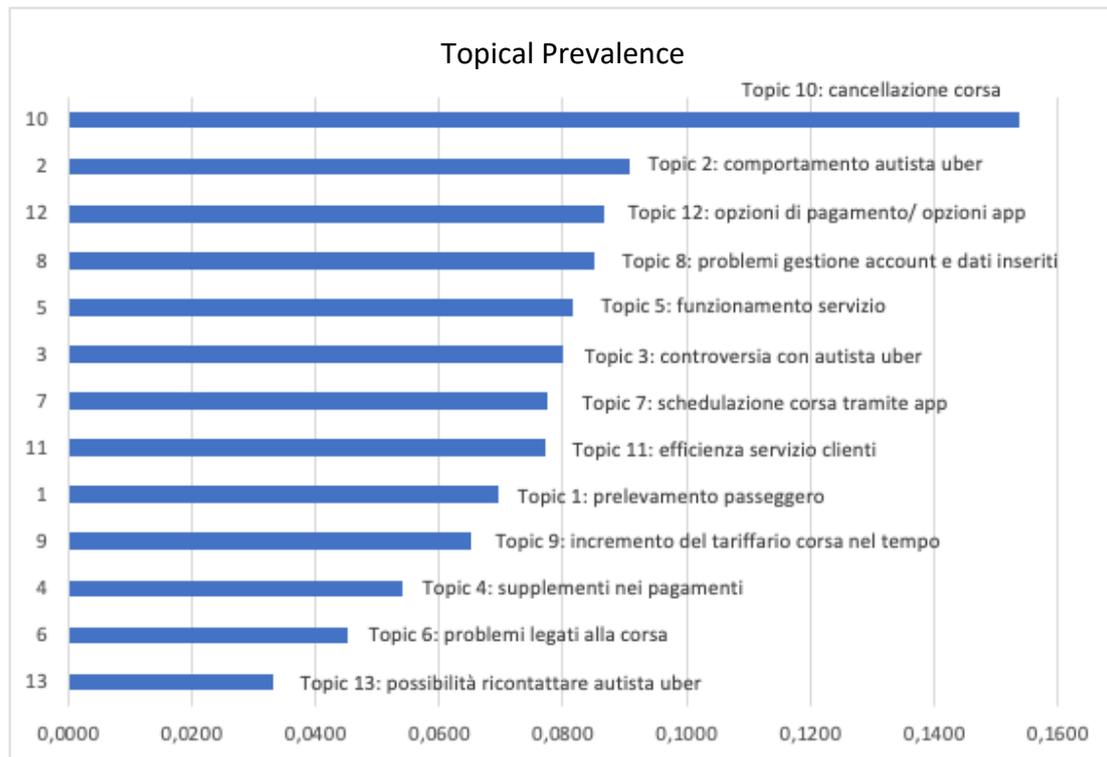
Tabella 8: parole chiave ed etichette argomenti identificati K=13

Criterium		Key Words	Label	Descrizione
1	High Probability FREX	locat, driver, pick, map, address, wrong, walk, drop, app, pickup, point, place, direct, destin, show map, walk, locat, gps, address, street, road, wrong, pickup, spot, pin, block, direct, pick, point	prelevamento passeggero	Modalità con cui avviene il picking del passeggero e problematiche ad esso collegate.
2	High Probability FREX	driver, uber, experi, app, use, servic, rate, friend, sometim, better, conveni, car, far, rider, quick profession, quick, conveni, overal, friend, excel, polit, fast, comfort, espec, improv, citi, awesom, courteous, pleasant	Comportamento autista uber	Descrizione di vari profili di autisti uber. Molti user criticano il loro comportamento.
3	High Probability FREX	uber, driver, car, drive, phone, call, guy, passeng, contact, rude, left, number, tri, lost, noth seat, accid, luggag, drive, polic, insur, damag, car, rude, danger, forgot, licens, gas, white, pull	Controversia con autista Uber	Episodi spiacevoli vissuti durante la corsa a causa dell'autista stesso
4	High Probability FREX	charg, fee, uber, trip, extra, refund, dollar, quot, airport, amount, mile, driver, bill, scam, addit charg, quot, mile, fee, disput, dollar, addit, scam, extra, bill, rip, toll, hotel, refund, total	Supplementi nei pagamenti	Alcuni clienti dichiarano che in varie occasioni ci sono stati dei supplementi immotivati associati ai pagamenti della corsa (o mancata corsa)

5	High Probability FREX	uber, use, servic, year, taxi, order, last, tri, compani, money, busi, better, month, sinc, discount year, promo, discount, code, taxi, use, promot, suck, transport, cheap, town, month, deliveri, eat, partner	funzionamento servizio	Gli utenti vogliono esprimere il loro pensiero riguardo al funzionamento del servizio uber e dell'applicazione, andando ad evidenziarne i problemi e le mancanze
6	High Probability FREX	trip, driver, uber, complaint, report, longer, respons, paid, app, respond, rout, issu, end, amount, refund complaint, longer, report, respond, overcharg, write, action, feedback, form, submit, respons, mistak, rais, paid, regard	Problemi legati alla corsa	Gli utenti esprimono i loro reclami dovuti a diversi aspetti legati ad un viaggio con questo servizio
7	High Probability FREX	ride, work, app, schedul, avail, uber, tri, find, confirm, get, hour, request, late, need, airport schedul, ride, advanc, avail, earli, confirm, flight, work, reserv, notif, somewher, featur, share, miss, reward	schedulazione corsa tramite app	Descrizione di episodi durante i quali si è cercato di schedulare una corsa tramite applicazione e si è incorsi in problemi.
8	High Probability FREX	uber, account, card, email, money, credit, use, bank, request, number, receiv, tri, phone, deduct, contact account, bank, deduct, debit, credit, email, password, card, transact, log, sign, fraud, statement, hack, sent	Problemi gestione account e dati inseriti	Cambiamenti di mail e password non voluti dagli utenti, profilo bloccato senza motivo apparente
9	High Probability FREX	price, fare, uber, cost, pay, rate, time, increas, surg, normal, use, doubl, estim, usual, ridicule price, increas, surg, fare, normal, cost, higher, demand, estim, shown, usual, ridicul, doubl, distanc, compar	Incremento del tariffario corsa nel tempo	I clienti affermano che durante il corso degli anni uber sta diventando sempre più caro e poco conveniente
10	High Probability FREX	cancel, driver, wait, trip, book, minut, min, accept, call, uber, come, pay, anoth, ride, arriv cancel, min, accept, wait, book, minut, auto, come, wast, arriv, anoth, penalti, late, driver, ask	cancellazione corsa/tempo attesa	Cancellazione corsa da parte degli autisti all'ultimo minuti e senza motivi. Cancellazione da parte dell'utente per mancato arrivo dell'autista. Tempi attesa esagerati tra la richiesta della corsa e l'arrivo dell'autista
11	High Probability FREX	custom, servic, issu, support, help, uber, contact, compani, number, provid, problem, star, resolv, app, answer custom, support, question, team, servic, solv, provid, read, chat, resolv, issu, horribl, human, non, help	Efficienza servizio clienti	Adempimento del servizio clienti alle proprie funzioni.
12	High Probability FREX	app, option, payment, cash, pay, updat, tri, pleas, issu, book, fix, add, chang, problem, use payment, cash, option, method, updat, add, uninstal, fix, mode, instal, onlin, reinstal, click, pleas, app	Opzioni di pagamento/opzioni app	Diverse modalità legate al pagamento offerte dall'applicazione

13	High Probability	call, driver, uber, left, messag, tri, hous, app, lost, car, number, contact, note, offic, time	Possibilità ricontattare autista	L'autista con cui si è svolto il viaggio dovrebbe poter essere ricontattato in maniera rapida.
	FREX	hous, note, left, key, kid, offic, messag, bother, lost, head, packag, call, round, bring, mother	uber	Questo può essere necessario in casi come lo smarrimento di oggetti all'interno della vettura

Figura 11: Topical prevalence K=13



Qui di seguito si allega lo stesso studio per il caso di K con valore pari a 16.

Tabella 9: parole chiave ed etichette argomenti identificati K=16

Criterion	Key Words	Label	Descrizione
1	locat, pick, driver, drop, map, point, address, pickup, destin, wrong, place, rout, direct, correct, gps locat, map, gps, pickup, navig, point, drop, address, pick, correct, uberx, direct, pick-, spot, exact	Prelevamento passeggero	Modalità con cui avviene il picking del passeggero e problematiche ad esso collegate

2	High Probability FREX	driver, uber, experi, use, servic, car, friend, travel, conveni, app, better, citi, feel, quick, far conveni, profession, friend, quick, overal, excel, polit, citi, fast, comfort, pleasant, awesom, definit, courteous, effici	Comportamento autista uber	Descrizione di vari profili di autisti uber. Molti user criticano il loro comportamento.
3	High Probability FREX	uber, driver, drive, car, phone, guy, passeng, rude, contact, lost, seat, mask, noth, refus, pleas seat, mask, wear, polic, drive, accid, lie, rude, insur, guy, damag, danger, gas, licens, drunk	Controversia con autista uber	Episodi spiacevoli vissuti durante la corsa a causa dell'autista stesso
4	High Probability FREX	charg, fee, uber, trip, extra, amount, refund, dollar, quot, bill, mile, scam, total, addit, rip charg, quot, fee, mile, extra, scam, addit, disput, dollar, bill, rip, total, awar, toll, invoice	Errori nei pagamenti	Alcuni clienti si sono visti addebitare una quota inattesa da pagare. Si trattava chiaramente di un errore da parte del servizio
5	High Probability FREX	uber, use, year, taxi, servic, order, last, compani, busi, tri, money, sinc, disappoint, month, discount year, discount, promo, promot, suck, taxi, cheap, deliveri, town, use, eat, partner, code, transport, busi	Problematiche applicazione (sistema)	Problemi nella funzionalità delle diverse opzioni che l'applicazione può svolgere.
6	High Probability FREX	trip, complaint, uber, report, driver, longer, respons, respond, paid, end, refund, rout, issu, app, amount complaint, longer, respond, report, overcharg, write, mistak, feedback, action, submit, form, respons, rais, regard, inizi	Problemi durante corsa (segnalazione fine corsa e mancata corsa)	Gli utenti esprimono i loro reclami dovuti a diversi aspetti legati ad un viaggio, o mancato viaggio, con questo servizio
7	High Probability FREX	ride, schedul, app, confirm, avail, request, find, uber, tri, advanc, get, featur, driver, airport, anoth schedul, ride, confirm, advanc, avail, share, featur, strand, reward, notif, search, offer, futur, miss, figur	Schedulazione corsa tramite app	Descrizione di episodi durante i quali si è cercato di schedulare una corsa tramite applicazione e si è incorsi in problemi
8	High Probability FREX	account, uber, email, money, receiv, request, bank, contact, number, refund, sent, deduct, phone, trip, amount account, deduct, email, bank, password, receiv, log, sent, assist, statement, via, money, reset, advis, sort	Prontezza servizio clienti	Abilità da parte del servizio clienti di mettersi a disposizione degli utilizzatori
9	High Probability FREX	price, fare, cost, uber, rate, pay, increas, time, surg, normal, reason, higher, doubl, estim, usual price, increas, fare, surg, normal, higher, cost, demand, shown, estim, distanc, compar, doubl, usual, agre	Incremento tariffario corse	I clienti affermano che durante il corso degli anni uber sta diventando sempre più caro e poco conveniente
10	High Probability FREX	cancel, driver, trip, book, wait, accept, call, min, come, pay, uber, anoth, request, ask, destin	Cancellazione corsa	Cancellazione corsa da parte degli autisti all'ultimo minuti e senza motivi. Cancellazione da parte

		cancel, accept, min, auto, book, come, wast, penalti, wait, ask, anoth, trip, deni, destin, face		dell'utente per mancato arrivo dell'autista.
11	High Probability FREX	custom, servic, issu, support, help, contact, uber, compani, star, provid, problem, number, resolv, system, answer custom, support, question, team, provid, servic, resolv, solv, chat, star, human, issu, non, answer, help	Efficienza servizio clienti	Adempimento del servizio clienti alle proprie funzioni
12	High Probability FREX	app, option, payment, cash, pleas, pay, updat, book, issu, show, fix, problem, chang, add, tri option, updat, payment, fix, cash, uninstal, add, mode, onlin, method, reinstal, pleas, click, screen, instal	Opzioni pagamento	Diverse modalità legate al pagamento offerte dall'applicazione
13	High Probability FREX	call, car, driver, left, phone, tri, uber, messag, turn, text, hous, street, number, road, lost hous, text, left, street, front, turn, stand, park, pull, side, key, outsid, door, call, build	Cortesia e correttezza autisti uber	Comportamento dell'autista durante la presa della corsa e il viaggio.
14	High Probability FREX	minut, work, wait, driver, app, late, get, time, arriv, uber, take, around, make, hour, caus minut, late, work, theyr, wors, caus, constant, wait, unreli, make, around, job, arriv, actual, tire	Serietà autisti	Comportamento dell'autista durante la presa della corsa e il viaggio.
15	High Probability FREX	card, credit, use, uber, tri, delet, app, inform, payment, info, debit, phone, sign, gift, profil card, credit, info, gift, delet, profil, purchas, verifi, expir, debit, inform, remov, sign, download, paypal	Associazione carta di credito con applicazione	Opzione per cui l'app mi dà la possibilità di pagare la corsa con carte di credito, per cui devo poter associare i miei dati della carta all'applicazione così da essere riconosciuta
16	High Probability FREX	uber, driver, check, trip, app, tri, end, reserv, show, time, find, start, see, last, use check, reserv, end, sure, start, leav, see, short, uber, find, show, lose, decid, happen, third	prenotazione anticipata di una corsa	Possibilità di schedare una corsa per una data prestabilita in futuro

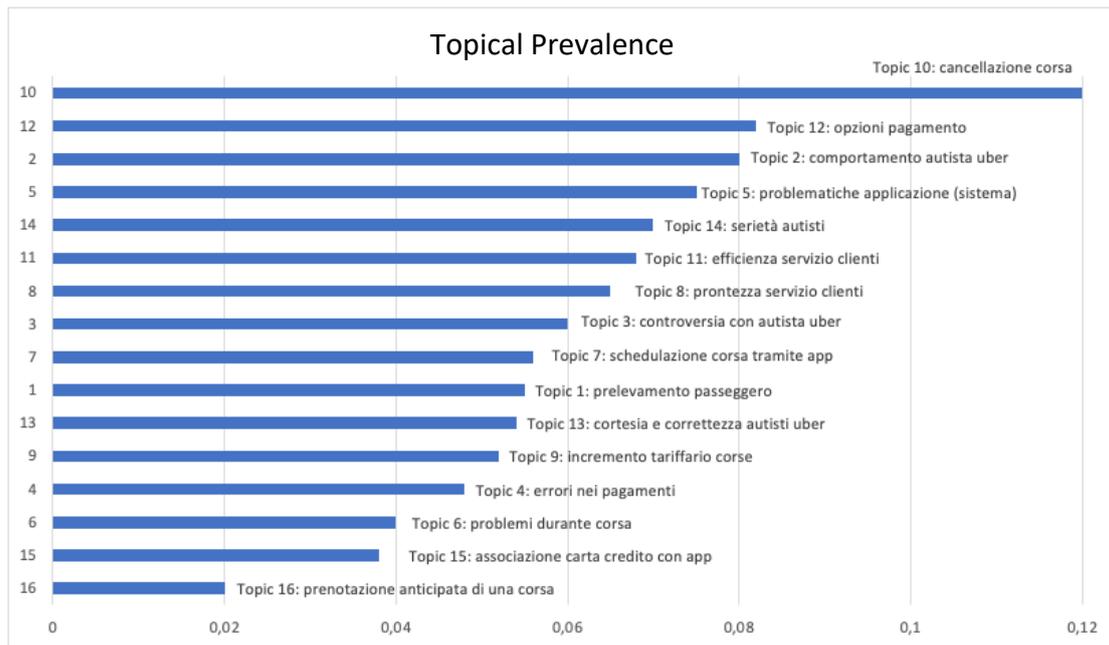


Figura 12: Topical prevalence K=16

Guardando le tabelle 9 e 10, si nota che i topic identificati con i due valori di K non differiscono di molto.

Il primo caso, K uguale a 13, individua topic che trattano temi che tra loro non presentano sovrapposizioni, toccando aspetti diversi uno dall'altro.

La figura 11 mostra la prevalenza topica media, ovvero la proporzione con cui ogni topic è discusso all'interno Voice of Customer. Tra i tredici topic, i clienti sembrano essere molto interessati a quello che tratta la cancellazione corse e i tempi di attesa.

Nonostante 16 sia stato identificato come un possibile valore ottimo di K, dopo aver assegnato le etichette alle determinanti e aver analizzato la figura 12, che mostra la topical prevalence, si è notato che diversi temi sembrano ripetersi, ad esempio il 13 (cortesia e correttezza autisti uber) e il 14 (serietà autisti), i quali trattano entrambi il comportamento dell'autista da punti di vista molto simili. Data questa sovrapposizione, non risulta conveniente procedere con l'analisi di verifica dei dati e di classificazione delle determinanti di qualità per questo valore di K. L'analisi prosegue tenendo solo in considerazione 13 come valore ottimo di K.

3.1.4 Verifica dei dati

Per effettuare al meglio la fase di verifica si è deciso di prendere in esame dal database iniziale un campione casuale composto da cento recensioni. Lo scopo di questo test è quello di verificare che l'algoritmo abbia identificato i topic nella maniera corretta e che le recensioni siano state classificate nel modo giusto.

Anche se finora abbiamo lavorato scindendo i due casi K uguale a 13 e K uguale a 16, a questo punto si è deciso di prendere come riferimento solo il primo caso, quello che si è scelto come maggiormente rappresentativo e chiaro nella descrizione dei topic.

La tabella 11 illustra un esempio dei risultati riguardanti il confronto di assegnazione. I casi i cui etichettatura manuale e tramite algoritmo coincidono perfettamente (zero falso positivo e zero falso negativo) corrispondono al 50% circa.

La tabella 12 mostra i valori dei dieci indicatori di verifica, calcolati a partire dai risultati derivanti dal confronto e dai quali si deduce una buona corrispondenza tra le due assegnazioni. Per poter interpretare i valori trovati, si sono tenuti in considerazione i valori target di ogni indice, riportati nell'ultima colonna della tabella 12.

Il valore di accuratezza rispetta il proprio valore target. Ciò indica una buona efficacia nel prevedere il contenuto delle varie recensioni. Gli indici recall e precision sono anch'essi buoni, superando entrambi il valore target stimato a 0,70, il che significa che il metodo riesce a identificare nella maniera corretta gli argomenti. Gli unici due valori che non rispettano la "soglia critica" sono il false discovery rate e, anche se di poco, il Miss Rate. Il primo dovrebbe aggirarsi attorno allo 0,05, o comunque rimanere inferiore a questa soglia; qui si è riscontrato un valore pari a 0,201. Questo valore potrebbe significare che sono stati identificati erroneamente più topic rispetto al quantitativo atteso. Per quanto riguarda il Miss rate, questo risulta essere leggermente più elevato rispetto al target, 0,237 rispetto a $<0,20$. Si ricorda che questo indice segnala il cosiddetto errore di seconda specie β , ovvero l'incapacità di identificare un topic quando questo invece è presente.

Tabella 10: esempio risultato confronto assegnazione (K=13)

ID	STM: topic assignment	Manual topic	Vero positivo	Vero negativo	Falso positivo	Falso negativo
ID07326	2,7	topic 2,5	1	10	1	1
ID04167	-	topic 2	0	12	0	1
ID05214	10,11	topic 6,10	1	10	1	1
ID12319	2	topic 2	1	12	0	0
ID07238	2	topic 2,9	1	11	0	1
ID08785	8	topic 8,12	1	11	0	1
ID02535	4,11	topic 6,11	1	10	1	1
ID00828	12	topic 5,7	0	10	1	2
ID05637	2	topic 2	1	12	0	0
ID01061	9	topic 9, 11	1	11	0	1

Tabella 11: valori indicatori di verifica caso Uber

NOME	VALORE	VALORI TARGET
Accuracy	0,948	> 0,95
Recall	0,763	> 0,70
Precision	0,799	> 0,70
F Score	0,780	> 0,70
Specificity	0,974	> 0,90
False discovery rate	0,201	< 0,05
False omission rate	0,032	< 0,05
Negative predictive value	0,968	> 0,90
Fall-out	0,026	< 0,05
Miss rate	0,237	< 0,20

3.1.5 Analisi dei risultati

3.1.5.1 KA-VoC Map generale

Partendo dai risultati fino a qui ottenuti si procede con la seconda parte di analisi, attraverso la creazione della KA-VoC Map. Inizialmente, da un punto di vista generale, in seguito andando a suddividere l'analisi per periodi, tenendo in considerazione la data di pubblicazione delle review, così da poterne illustrare l'evoluzione e la classificazione dei topic negli anni.

In prima battuta si è calcolato l'MTP per ogni topic (si ricorda che per l'analisi si è deciso di tenere in considerazione solo il caso con K=13). Il risultato è presentato nel grafico intitolato Top Topics (Fig. 11). I topic si suddividono in due gruppi: poco discussi e altamente discussi.

La soglia che, in questo caso, indica l'appartenenza ad uno dei due insiemi corrisponde al valore 0,0769 (1/13).

È risultato che la maggior parte degli argomenti sono altamente discussi, in particolare i topic: 10, 2, 12, 8, 5, 3, 7 e 11. I restanti risultano, invece, poco discussi.

Successivamente, si è calcolato l'MRP. Come indicato nel secondo capitolo, l'MRP va ad individuare quanto è discusso un topic, in media, nelle recensioni associate ad uno specifico livello di rating. Si è calcolata la “media di discussione” servendosi dei valori della matrice “review-topic” generata dall’algoritmo di modellazione. Partendo da questo risultato, si è definita, per ogni argomento, il profilo MRP in forma grafica (Fig. 13).

Figura 13: profili MRP dei 13 topic





L'andamento medio dei topic può essere di tre tipi: positivo, neutro, negativo. Identificare nella maniera corretta questo andamento è fondamentale per poi inserire la determinante nella giusta categoria della KA-VoC Map.

La tabella 13 presenta i risultati di questa analisi.

Tabella 12: Coefficiente. Spearman e MRP con rispettive classificazioni

Attributi chiave	Spearman-Rho	Classificazione MRP	MTP	Classificazione MTP
1: PRELEVAMENTO PASSEGGERO	0,3	NEUTRO	0,069489	BASSO
2: COMPORTAMENTO AUTISTA	1	POSITIVO	0,090848	ALTO
3: CONTROVERSIA CON AUTISTA	0	NEUTRO	0,08008	ALTO
4: SUPPLEMENTI NEI PAGAMENTI	-1	NEGATIVO	0,054157	BASSO
5: FUNZIONAMENTO SERVIZIO	0,1	NEUTRO	0,081732	ALTO
6: PROBLEMI CORSA	-1	NEGATIVO	0,045079	BASSO
7: SCHEDULAZIONE CORSA CON APP	0,1	NEUTRO	0,077604	ALTO
8: PROBLEMI GESTIONE ACCOUNT, DATI INSERITI	-1	NEGATIVO	0,085136	ALTO
9: INCREMENTO DEL TARIFFARIO NEL TEMPO	0	NEUTRO	0,065039	BASSO
10: CANCELLAZIONE CORSA/ TEMPO ATTESA	0	NEUTRO	0,153734	ALTO
11: EFFICIENZA/ CONTATTO SERVIZIO CLIENTI	-1	NEGATIVO	0,077273	ALTO
12: OPZIONI PAGAMENTO/OPZIONI APP	0,1	NEUTRO	0,086702	ALTO
13: CONTATTARE AUTISTA UBER	-0,9	NEGATIVO	0,033125	BASSO

(Soglia MTP= $1/n= 0,0769$)

Come risultato della procedura appena illustrata, si ottiene la KA-VoC Map (fig. 14)

Figura 14: 13 topics classificati in KA-VoC Map



Dal grafico (fig.14) si nota che la classe che presenta un maggior numero di topic è la “Sleeping beauty” con cinque tematiche al suo interno: controversia con autista (3), funzionamento del servizio (5), schedulazione corsa tramite app (7), cancellazione corsa (10) e opzioni di pagamento/opzioni app (12). Si ricorda che questa categoria è composta dai topic che hanno MRP neutro e MTP alto; sono quelle dimensioni “essenziali” per la soddisfazione del cliente. Tra queste notiamo essere presente il tema maggiormente discusso tra i tredici, quello riguardante la cancellazione delle corse.

Nella categoria delights, quella che comprende le fonti primarie di soddisfazione, si trova un solo argomento, il numero 2, il quale tratta la determinante etichettata come “comportamento dell’autista Uber”. Maggiore è il successo di questa categoria, maggiore è la soddisfazione che ne deriva per il cliente stesso. Le aziende devono continuare ad investire e lavorare su questo tipo di determinanti, al fine di mantenere sempre alto il livello di gradimento degli users. Un altro modo per puntare ad un miglioramento continuo di questi fattori è far sì che, se applicato un cambiamento, si veicoli il messaggio tra i clienti.

Al contrario, come fonte principale di insoddisfazione (obstacles), quindi MRP negativo e MTP elevato, si trovano due topic: quello inerente ai problemi sulla gestione account e dei dati

inseriti sul proprio profilo (8) e il tema che tocca la reperibilità e l'efficienza del servizio clienti (11). Molte delle recensioni analizzate muovono per questi temi solo delle critiche.

Determinanti di questo tipo, influenzando negativamente nella soddisfazione dei consumatori possono portare il servizio a perdere molti consensi.

Anche se in questo caso si tratta di solo due argomenti su tredici, sono comunque aspetti da non sottovalutare.

Invece, tra gli aspetti poco discussi si trovano altre tre categorie: promises, indifferents e frictions. I topic presenti in quest'ultima categoria sono una fonte di insoddisfazione, ma costituiscono una problematica minore rispetto agli obstacles. I topic 4 (supplementi generici di pagamento), 6 (problematiche connesse alla corsa) e 13 (possibilità ricontattare autista) costituiscono questa classe. Un modo per migliorare questi aspetti è quello di investire sulle prestazioni basandosi anche su quello che è il pensiero degli utilizzatori al riguardo, farsi guidare da loro nello sviluppo.

I topic 1 e 9, cioè prelevamento dei passeggeri e incremento del tariffario, appartengono alla categoria denominata indifferents.

L'ultima categoria è quella chiamata "promises", in cui si trovano argomenti poco discussi, ma che, se presenti, portano a soddisfare il cliente. Sono descritti come fonte secondaria di soddisfazione e, se presi tutti insieme, possono caratterizzare il prodotto o, come in questo caso, il servizio, distinguendolo dai concorrenti presenti sul mercato (Barravecchia, Mastrogiacomo 2021). L'aspetto particolare di questo caso studio è che non vi sono topic appartenenti a questa classe; non per forza questo deve indicare un fattore negativo.

Guardando la KA-VoC nel complesso si nota che il profilo MRP con un maggior numero di topic al suo interno è quello negativo, che comprende tematiche soggette a critiche da parte della clientela.

3.1.5.2 EVOLUZIONE DELLE DETERMINANTI ATTRAVERSO KA-VOC MAP

3.1.5.2.1 Analisi del trend topic: IMTP

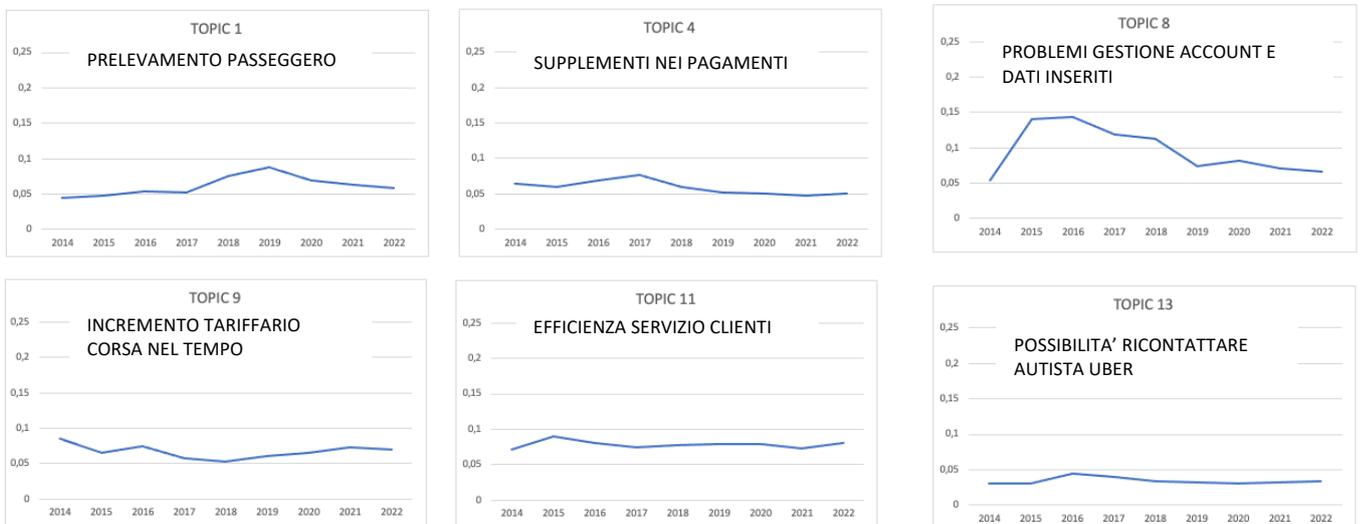
In questa sezione ci si concentra sull'evoluzione che le determinanti possono subire nel tempo. I topic individuati si riferiscono ad un contesto compreso tra il 2014 e il 2022.

Le recensioni sono filtrate per periodo, nel nostro caso per anno, che si è ritenuto periodo sufficiente per l'applicazione e la dimostrazione della metodologia qui proposta. La suddivisione temporale aiuta nell'analisi dell'evoluzione delle determinanti ed è fattore di novità tra i criteri di tassonomia fino ad oggi studiati.

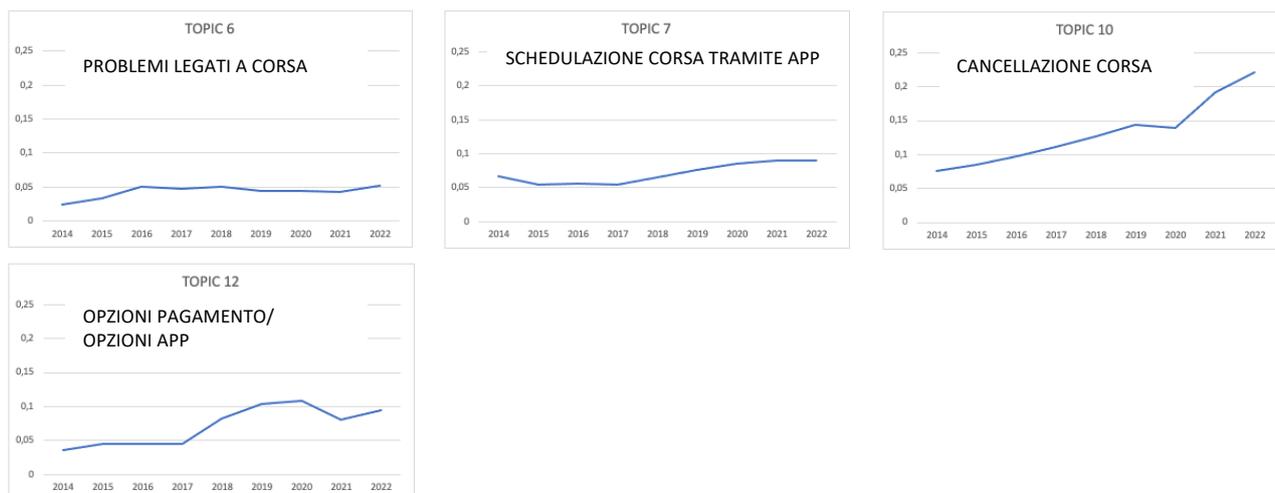
L'output di questa indagine suddivide i topic in tre gruppi: quelli che tendono a rimanere stazionari nel tempo, quelli che evolvono positivamente e quelli che, al contrario, presentano un andamento negativo.

Figura 15: evoluzione della proporzione dei topic nel tempo (2014-2022)

A) EVOLUZIONE STAZIONARIA



C) EVOLUZIONE CRESCENTE



B) EVOLUZIONE DECRESCENTE



La figura 15 illustra il trend, nel periodo prescelto, delle determinati di qualità.

Le categorie identificate si compongono come segue:

- Topic stazionari: il loro andamento, come suggerisce il nome, rimane pressoché stabile nel tempo (fig. 15A). Per l'utente, negli anni, questo fattore non sembra subire cambiamenti sostanziali. Il modo in cui questo si interessa alla determinante sembra rimanere invariato negli anni. In questo sottoinsieme si trovano i topic 1 (prelievo passeggero), 4 (supplementi nei pagamenti), 8 (problemi gestione account/ dati inseriti), 9 (incremento del tariffario nel tempo), 11 (efficienza/ contatto servizio clienti) e 13 (contattare autista uber).
- Topic decrescenti (fig. 15B): sono quegli argomenti per cui si nota una decrescita nel tempo della loro discussione. I topic che ne fanno parte sono 2 (comportamento autista), 3 (controversia con autista), e 5 (funzionamento servizio). Le ragioni legate alla decrescita possono essere molteplici; per esempio, nel corso degli anni, gli utilizzatori

possono aver perso interesse per quella specifica tematica, oppure perché gli aspetti critici o positivi legati a queste determinanti si sono appianati, magari in alcuni casi risolti.

- Topic crescenti (fig. 15C): sono quelli che presentano un andamento crescente nel tempo. I topic 6 (problemi legati alla corsa), 7 (schedulazione corsa con app), 10 (cancellazione corsa/ tempo attesa), 12 (opzioni pagamento/ opzioni app) fanno parte di questo sottoinsieme. I topic 10 e 12 sono anche due dei temi maggiormente discussi stando a quello che illustra la fig. 11. Un motivo per cui determinati argomenti facciano parte di questa classe può essere dovuto all'emergere di nuove esigenze dei clienti. Per esempio, nuovi metodi di pagamento non ancora inclusi nell'app, mancanza di personale esperto, con conseguenti tempi di attesa molto elevati. Un andamento crescente può essere presente anche per quei temi che inizialmente risultavano essere poco considerati, ma che con il passare del tempo accrescono la loro importanza nella determinazione della soddisfazione del cliente stesso.

3.1.5.2.2 Analisi dell'evoluzione delle K determinanti

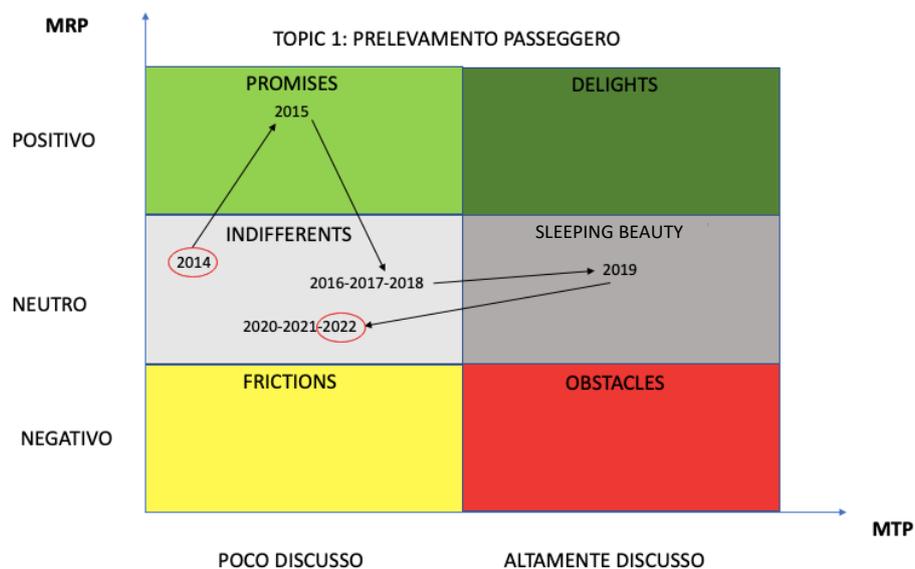
A questo punto, avvalendosi dei calcoli svolti nel paragrafo “Analisi del trend topic: IMTP”, si cerca di capire come ogni determinante evolve nel tempo e in che classificazione della KA-VoC Map lo si può collocare.

La tassonomia qui proposta mette in luce, in modo sintetico il mutamento della percezione della determinante analizzata. Studiando il mercato in cui si trova il servizio qui proposto, si possono provare a capire le ragioni che hanno portato a questo tipo di evoluzione, se sono dovute ad una minore attenzione da parte dell'azienda stessa o se invece sono subentrati prodotti concorrenti che hanno fatto perdere di significatività alcuni di questi fattori.

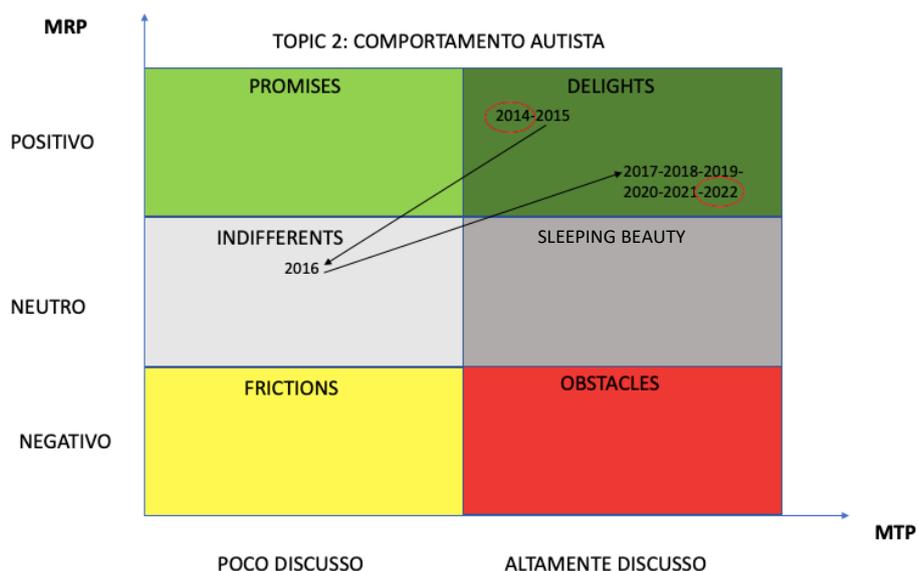
Qui di seguito si riportano le tredici KA-VoC Map, una per topic in modo da rendere l'analisi più chiara e leggibile (fig. 16).

Per rendere la lettura dei grafici più chiara al lettore si è scelto di segnalare l'anno di inizio e l'anno di fine periodo con un contorno rosso o nero e si sono evidenziati gli spostamenti di categoria collegando gli anni con una freccia.

Figura 16: evoluzione temporale dei topic all'interno della KA-VoC Map



Il topic 1 (prelevamento passeggero) è, tutto sommato, un tema di cui non si discute molto, e se lo si fa, se ne parla quasi sempre allo stesso modo. La classe che incide maggiormente è quella degli “indifferents”; quindi, questo argomento non influisce molto sul soddisfacimento o meno dei consumatori. Nel tempo tocca tre classi: inizia dalla classe indifferents, l’anno dopo passa ad essere una promises, facendo pensare in un possibile miglioramento, poi torna in indifferents, per un anno entra in sleeping beauty e, infine, torna in indifferents.

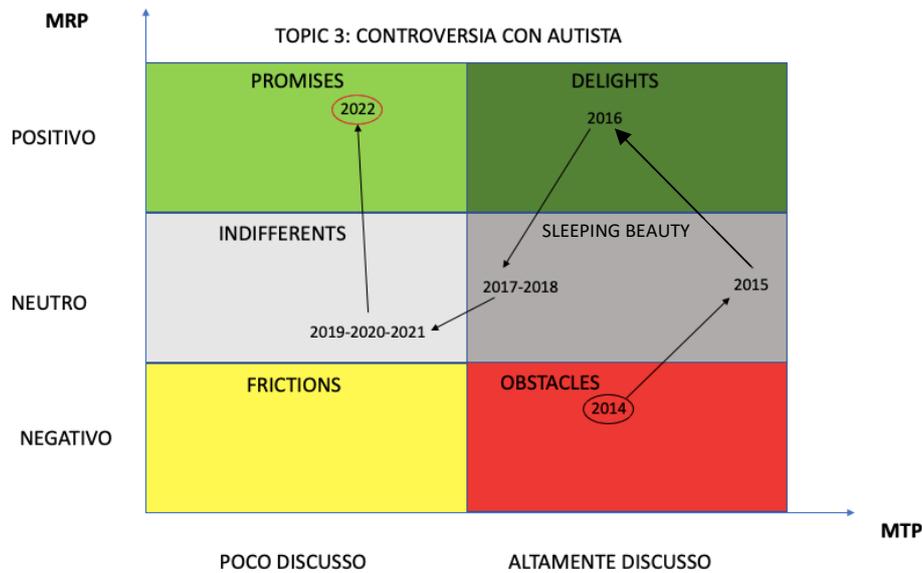


Il topic 2 (comportamento autista) tratta il modo con cui i driver si avvicinano sia nei confronti della clientela che nei confronti del servizio. In generale, sembra essere visto come un topic che incide molto sulla soddisfazione del consumatore, classificandosi come una fonte primaria di soddisfazione.

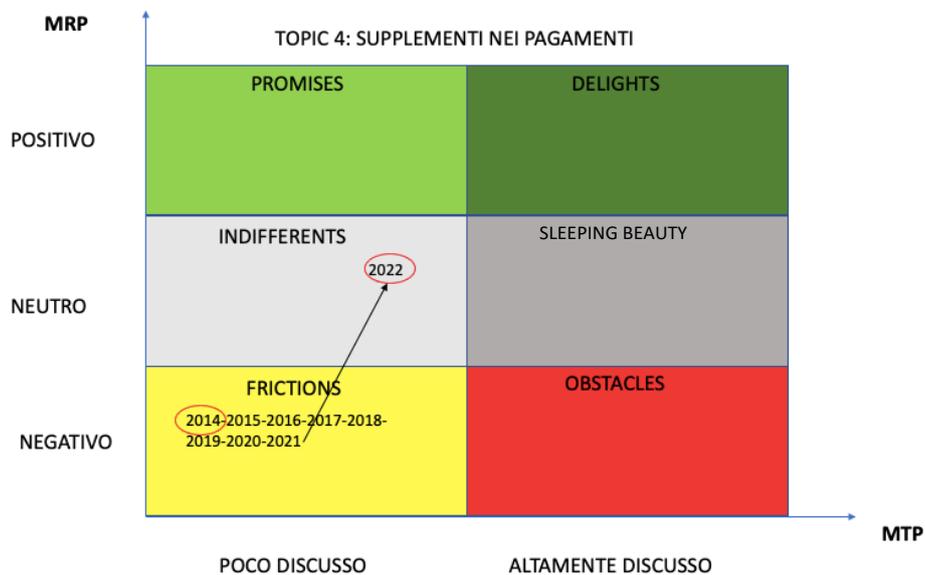
Più che con l'app o con il servizio clienti, gli utenti si interfacciano con gli autisti. Il modo di fare di questi ultimi sembra poter influenzare molto il pensiero di chi usufruisce del servizio. La maggior parte delle persone, potendo scegliere, è più propensa a trascorrere il tempo, anche per una tratta breve, con qualcuno che contribuisca in maniera positiva all'esperienza.

In caso contrario, il viaggio potrebbe trasformarsi in un episodio spiacevole. Per i clienti che denotano questa determinante come fondamentale, l'aver vissuto una brutta esperienza può voler anche significare abbandonare il servizio.

In questo caso, però, le recensioni che trattano questo tema sembrano prevalentemente voler condividere pensieri positivi al riguardo. Anche vivere un'esperienza di viaggio assai soddisfacente può stimolare l'utilizzatore a voler condividere il suo pensiero sulle piattaforme apposite. Questo può influenzare altre persone che possono voler provare ad utilizzare lo stesso servizio.

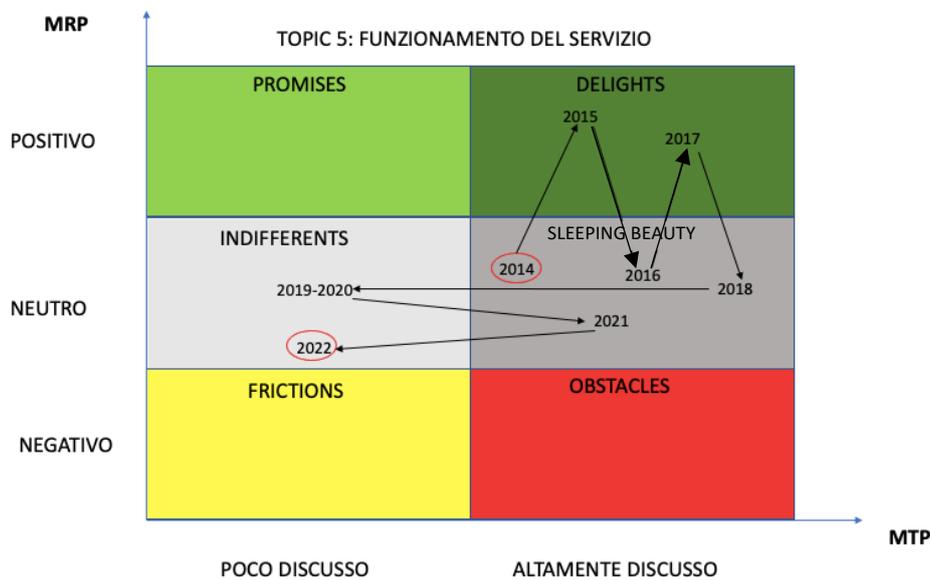


Il tema della controversia con l'autista (topic 3) sembra essere stato, per qualche anno, molto discusso, sia con accezione negativa che positiva. È passato dall'essere ritenuto una fonte principale di insoddisfazione (obstacles), all'essere poco discusso, ma considerato una fonte secondaria di soddisfazione, una promise. Tale passaggio può anche indicare un miglioramento, da parte dell'azienda, di questo aspetto.



In generale, il topic 4 (supplementi nei pagamenti) sembra essere un argomento poco discusso negli anni. Per la maggior parte del tempo è stato visto come una problematica, non tanto grave, ma che, nonostante ciò, incide in maniera negativa sul pensiero del cliente (frictions). Solo

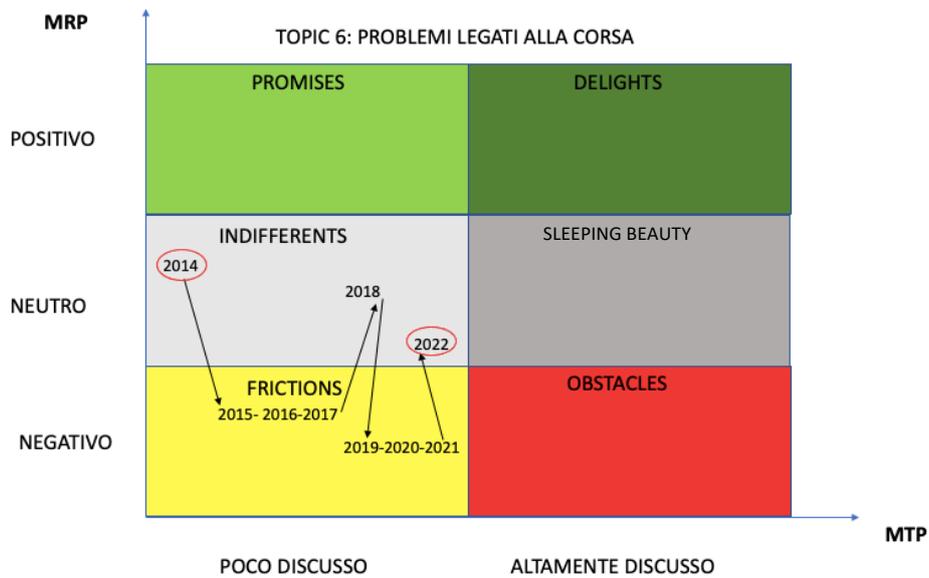
nell'ultimo anno appare più ininfluente, probabilmente perché l'attenzione dei consumatori si è spostata su qualche altro tema oppure perché si sono verificati meno casi in cui i clienti si sono visti addebitare quote inaspettate e immotivate.



Il topic 5 (funzionamento del servizio) si occupa del giudizio degli utenti nei confronti del servizio offerto e dell'applicazione ad esso collegata. Molti considerano l'applicazione offerta come mal gestita e obsoleta rispetto a quelle di servizi concorrenti.

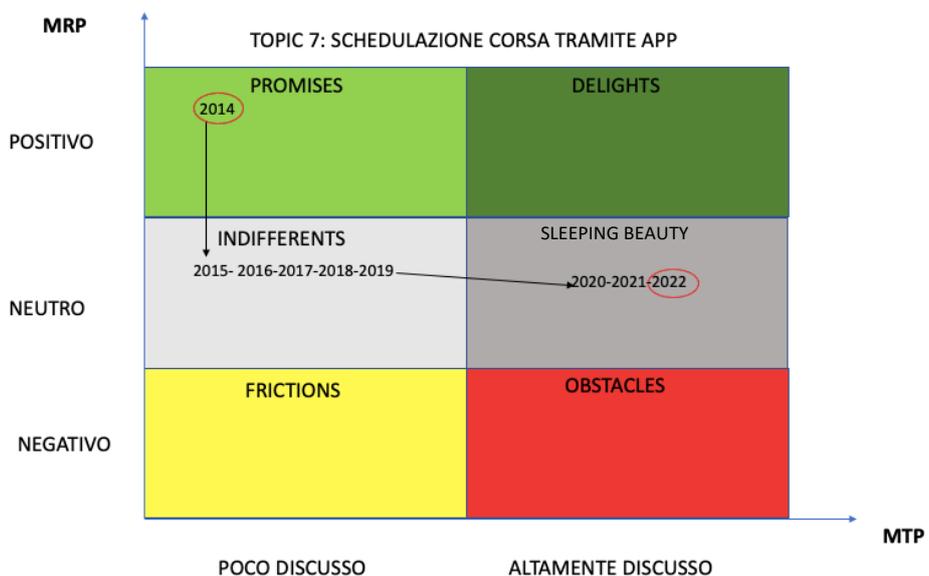
Non tutti gli utilizzatori, però, hanno competenze tecniche o informatiche per poter giudicare nello specifico cosa si dovrebbe modificare.

È un tema mediamente discusso nel tempo e, in generale, non sembra incidere in maniera significativa nell'appagamento dell'utilizzatore, collocandosi per la maggior parte del tempo nelle categorie neutre (indifferents e sleeping beauty).



I “problemi legati alla corsa” (topic 6) possono essere molteplici, sospensioni improvvise e inattese, supplementi non previsti etc...

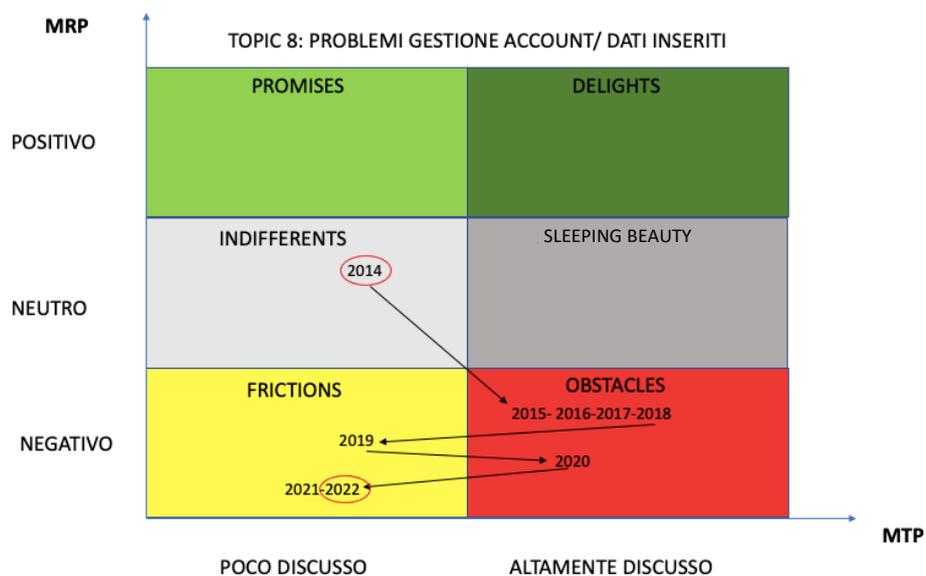
È un argomento del quale si discute poco e presenta, per la quasi totalità del periodo una fonte di insoddisfazione secondaria per l’utente (frictions).



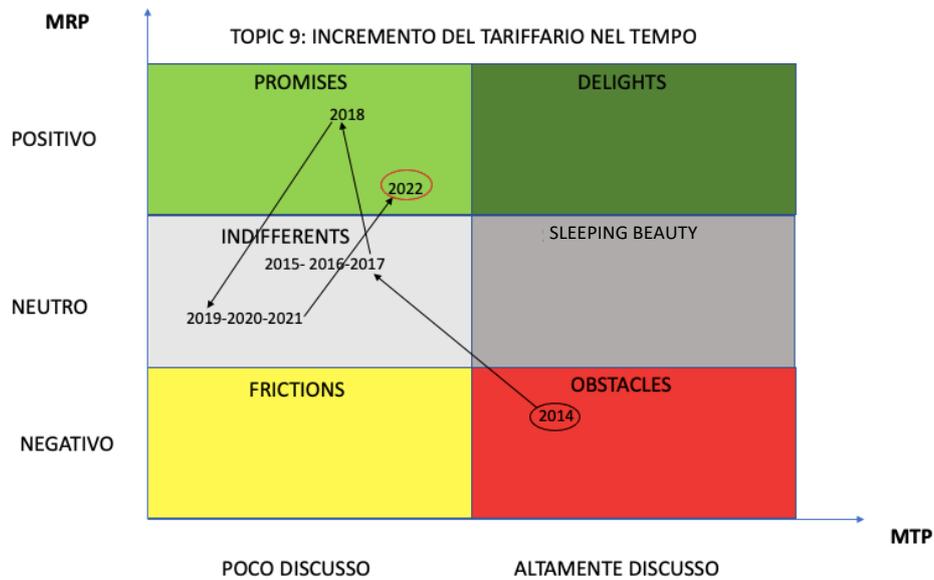
La schedulazione attraverso l’applicazione (topic 7) è un topic che, dal punto di vista della discussione, presenta un andamento crescente, mentre dal punto di vista della rilevanza e dell’influenza sul soddisfacimento del cliente, il profilo risulta essere prevalentemente neutro.

In un servizio come questo, avere la possibilità di prenotare il proprio viaggio attraverso l’app,

è visto, inizialmente, come un qualcosa di nuovo (2014), poi, con il passare degli anni si tramuta in un'opzione di "base" (2015-2022). Il fatto che sia presente all'interno del pacchetto offerto non aggiunge apparentemente valore al servizio, ma un suo possibile mal funzionamento non è da sottovalutare, perché potrebbe rendere l'utente più insoddisfatto.



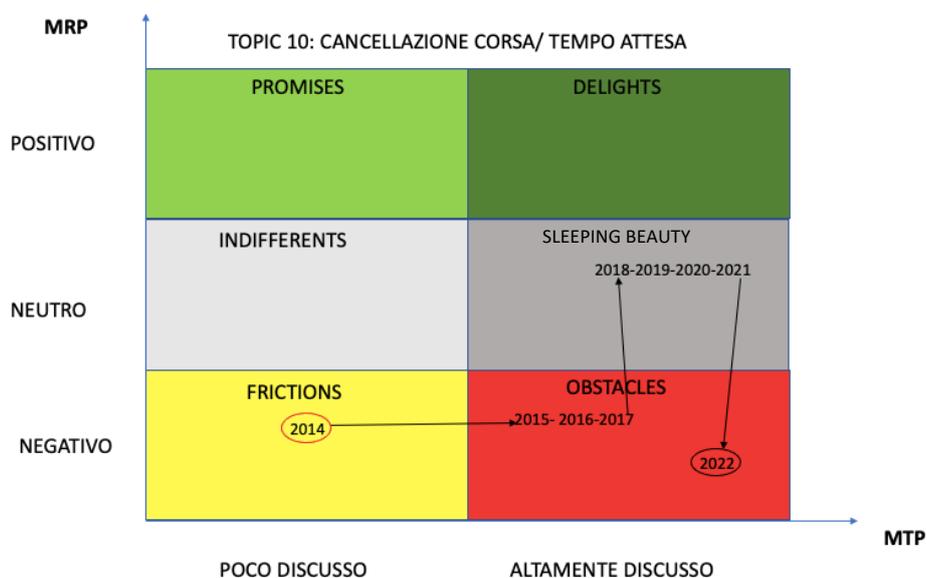
Un tema di cui si è parlato abbastanza nelle recensioni riguarda la gestione dell'account collegato all'app e i dati che è possibile inserire al suo interno (topic 8). Il profilo di discussione di questo topic appare stazionario (come possibile notare nella fig. 8A). Nella maggior parte dei casi se ne parla come una fonte di insoddisfazione primaria o secondaria degli users (obstacles e frictions). Negli ultimi anni, questa criticità sembra essersi attenuata, ma comunque presenta un livello di MRP negativo. Non è da sottovalutare perché alcuni problemi con l'applicazione e il proprio account possono rendere inutilizzabile il servizio; quindi, vanno gestiti e risolti in maniera tempestiva.



Il topic 9 (incremento del tariffario nel tempo) presenta un basso profilo di discussione tra i clienti. Tra i tredici individuati, questo presenta uno dei profili di MTP minori.

Dal punto di vista dell'MRP la determinante sembra avere profilo prevalentemente neutro (indifferents) e positivo (promises), anche se il primo anno sembra indicare una criticità (obstacles).

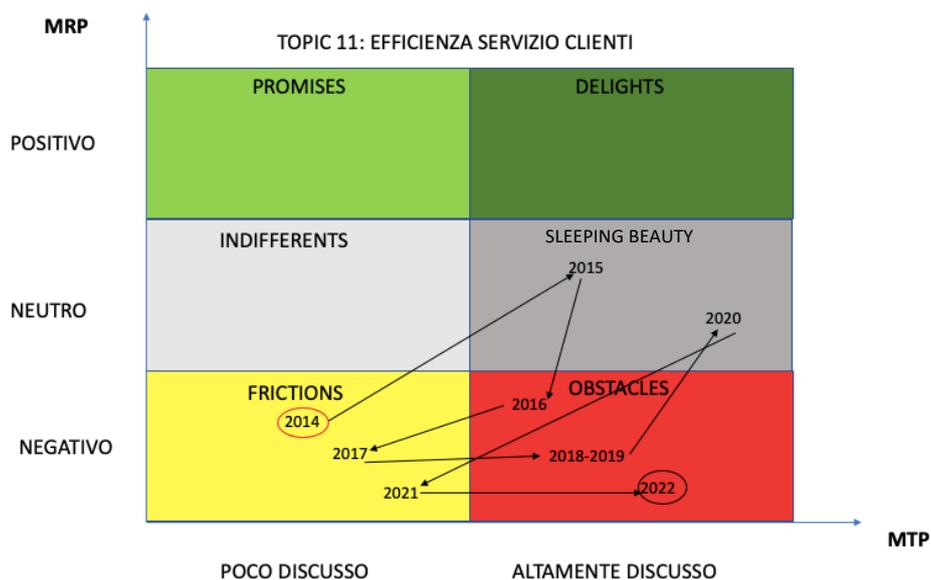
Nelle recensioni le persone hanno evidenziato come da un anno all'altro si noti una maggiorazione del prezzo legato ad ogni tipologia di corsa. Alcuni lo hanno descritto come un fattore abbastanza sfavorevole, ma, nonostante ciò, si trova al livello neutro di questa mappa.



Tra tutti e tredici, questo topic (10: cancellazione corsa/ tempo attesa) è risultato essere in assoluto il più discusso.

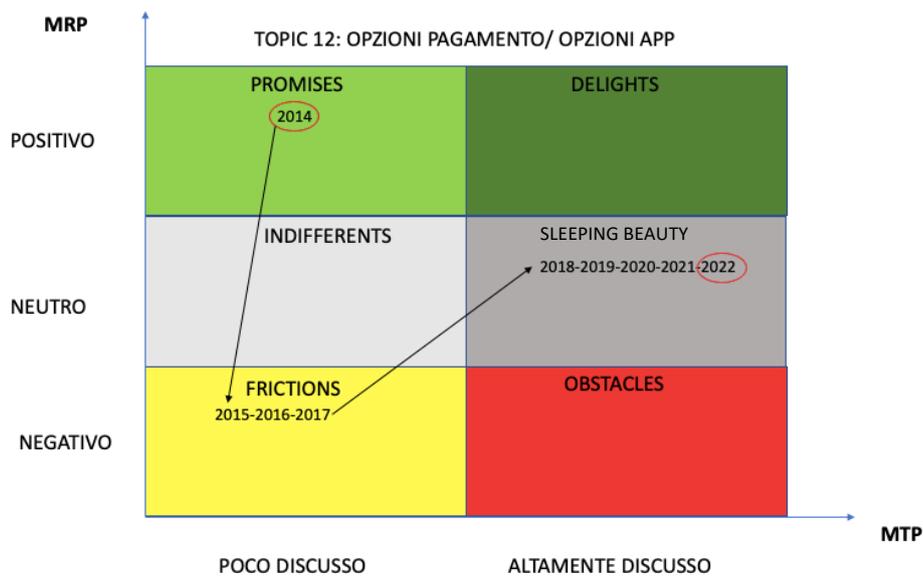
La cancellazione può avvenire sia da parte dell'utente che da parte dell'autista.

Si colloca, dal punto di vista dell'MRP nelle classi negative (frictions e obstacles) e in una delle due classi neutre (sleeping beauty). Dal grafico si evince che, durante tutto il periodo analizzato, la determinate si considera prevalentemente come una fonte di insoddisfazione (primaria e secondaria). Per quattro anni, dal 2018 al 2021, si classifica come un fattore meno rilevante. Nel 2022 si ripropone come criticità.

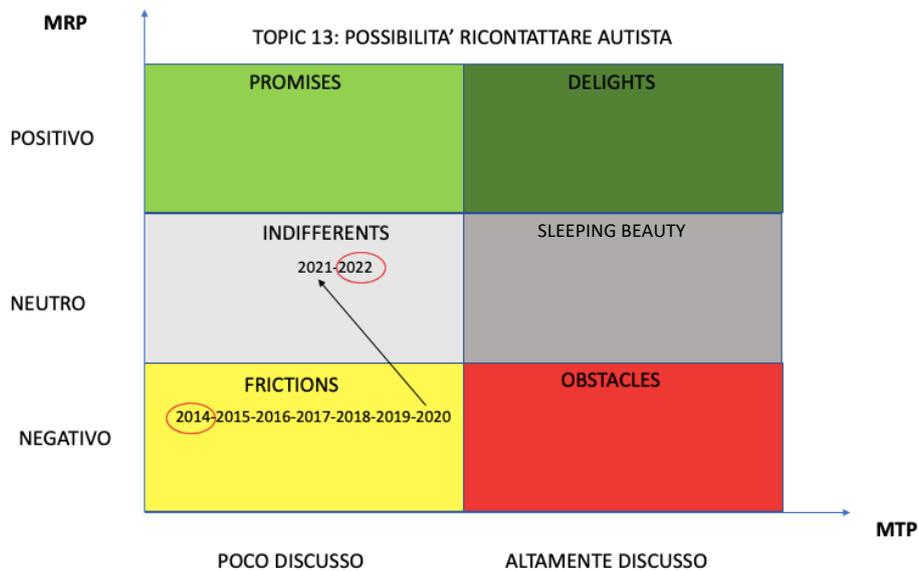


Ogni servizio dovrebbe mettere a disposizione dei propri clienti un gruppo di risorse in grado di rispondere ai dubbi e alle incertezze degli utilizzatori e risolvere problematiche.

Come mostra il grafico qui sopra, però, non è sempre facile trovare un servizio clienti efficace. L'evoluzione di questa determinante nel tempo appare statica. Durante gli anni il topic si classifica prevalentemente come una fonte di insoddisfazione (frictions e obstacles), caratterizzato da un grado di discussione medio. Il servizio clienti Uber appare quindi come poco reattivo ed efficiente e la sua quasi assenza accresce l'insoddisfazione degli users.



Con l'evoluzione tecnologica, si sono sperimentati nuovi metodi di pagamento. Avere la libertà, attraverso l'utilizzo di una applicazione, di poter scegliere la modalità con cui pagare è vista come un punto di forza da parte dei clienti. Analizzando il caso uber nel tempo, si nota come inizialmente (2014) l'averne due metodi a disposizione era un qualcosa che ne favoriva l'utilizzo. L'app dava diverse opzioni, e queste bastavano all'utilizzatore che sembrava essere soddisfatto. Andando avanti, però, anche i clienti sono cambiati, sono diventati più informati e più attenti al mondo digitale, accorgendosi che alcune funzionalità non bastavano più o che erano appena sufficienti. Questo lo si nota attraverso il cambiamento di classe: dal 2015 al 2017 si sono raggiunte classi negative, ma pur sempre rimanendo un tema poco discusso; negli ultimi cinque anni, invece, sembra che gli utenti ritengano importante la presenza di diverse possibilità di pagamento e di determinate opzioni nell'applicazione classificando la determinante come sleeping beauty.



Questo ultimo topic (13: possibilità di ricontattare autista) tratta la possibilità di ricontattare l'autista uber per il recupero di eventuali oggetti dimenticati sulla vettura, in maniera diretta e semplice.

È un argomento poco discusso, per tutto il periodo preso in esame. Per la maggior parte degli anni (2014-2020) si colloca tra le frictions, argomenti che non presentano un livello di negatività tanto elevato, ma che possono influire nell'insoddisfazione del cliente.

Negli ultimi due anni si osserva una evoluzione, la determinante è passata alla categoria indifferents, raggiungendo un profilo MRP neutro. I motivi di questo cambiamento sono molteplici; gli utilizzatori hanno valutato come più critiche, in questo ultimo periodo, altre tematiche che hanno surclassato la determinante in esame, considerata quindi meno rilevante.

3.2 Caso studio 2: Amazon Echo

In questa sezione si affronta il secondo caso studio, che riguarda un prodotto (Amazon Echo), proponendo la medesima analisi utilizzata per Uber.

Amazon Echo è un dispositivo elettronico che può essere descritto come un'assistente personale chiamata Alexa, con cui è possibile dialogare. Attraverso comando vocale siamo in grado di parlare con il sistema Alexa, il quale, riconoscendo il comando, soddisfa le nostre richieste. Questo dispositivo viene lanciato sul mercato nel 2014. Solo nel 2017 appare la versione in tedesco. Quella italiana è stata rilasciata nel 2018.

Il creatore di questo dispositivo è Amazon.

Il concept risulta essere simile a quello di un altro assistente vocale: Google Assistant.

Per permettere il suo funzionamento si deve scaricare l'apposita applicazione sul proprio dispositivo mobile o computer, Android o iOS. Per far sì che Amazon Echo riconosca la nostra voce, si devono pronunciare frasi semplici e con un tono mediamente alto esordendo con: "Alexa, ...". Per esempio, si può richiedere l'avvio di una traccia musicale e di modificarne il volume di ascolto.

Con il passare del tempo questi sistemi stanno prendendo sempre più piede, e si integrano con altri dispositivi di uso comune presenti all'interno delle abitazioni, come forni, lavastoviglie e altri elettrodomestici.

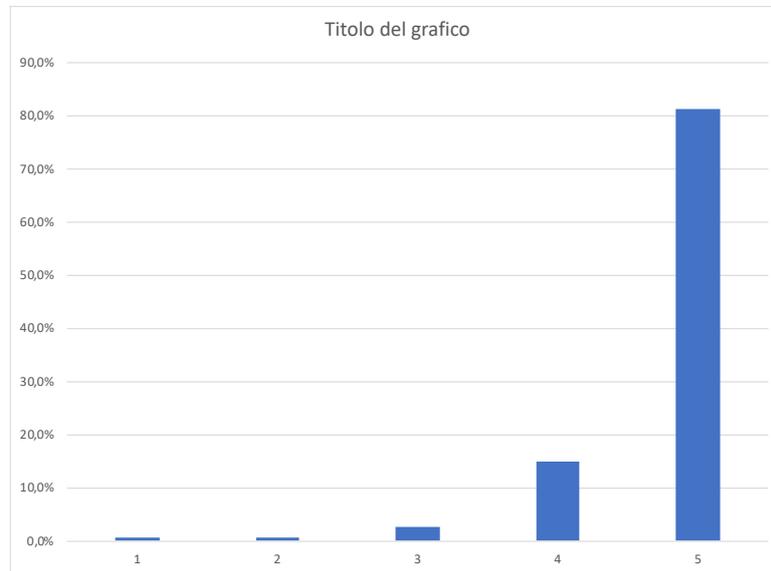
3.2.1 Estrazione e preelaborazione di set di dati

Questa analisi inizia con la raccolta di una grande mole di recensioni (circa 19200) da diverse fonti e con la creazione di un database nel quale si evidenziano caratteristiche come la data, la recensione, il titolo, il rating e la fonte.

In questo caso si sono raccolte le recensioni da due sole fonti, Amazon e Bestbuy.

La scala di valutazione considerata è una scala numerica che va da 1 (non soddisfatto) a 5 (molto soddisfatto). La figura sottostante (fig. 17) mostra la distribuzione dei punteggi.

Figura 17: distribuzione punteggi recensioni dispositivo Amazon Echo



Da questo grafico si nota che la classe con percentuale maggiore è quella con punteggio 5 (81,3%), il che indica una forte maggioranza di recensioni positive. Le classi 1 e 2 raggiungono la percentuale più bassa, neanche l'1% ciascuna (rispettivamente 0,7% e 0,6%). I punteggi 3 e 4, sono anch'essi in minoranza, rispettivamente 2,6% e 14,8%.

Anche solo da questa prima valutazione si nota come, passando da un prodotto/servizio all'altro, la VoC espressa dai clienti può presentare risultati molto diversi.

Si procede con il pre-processing del set di dati.

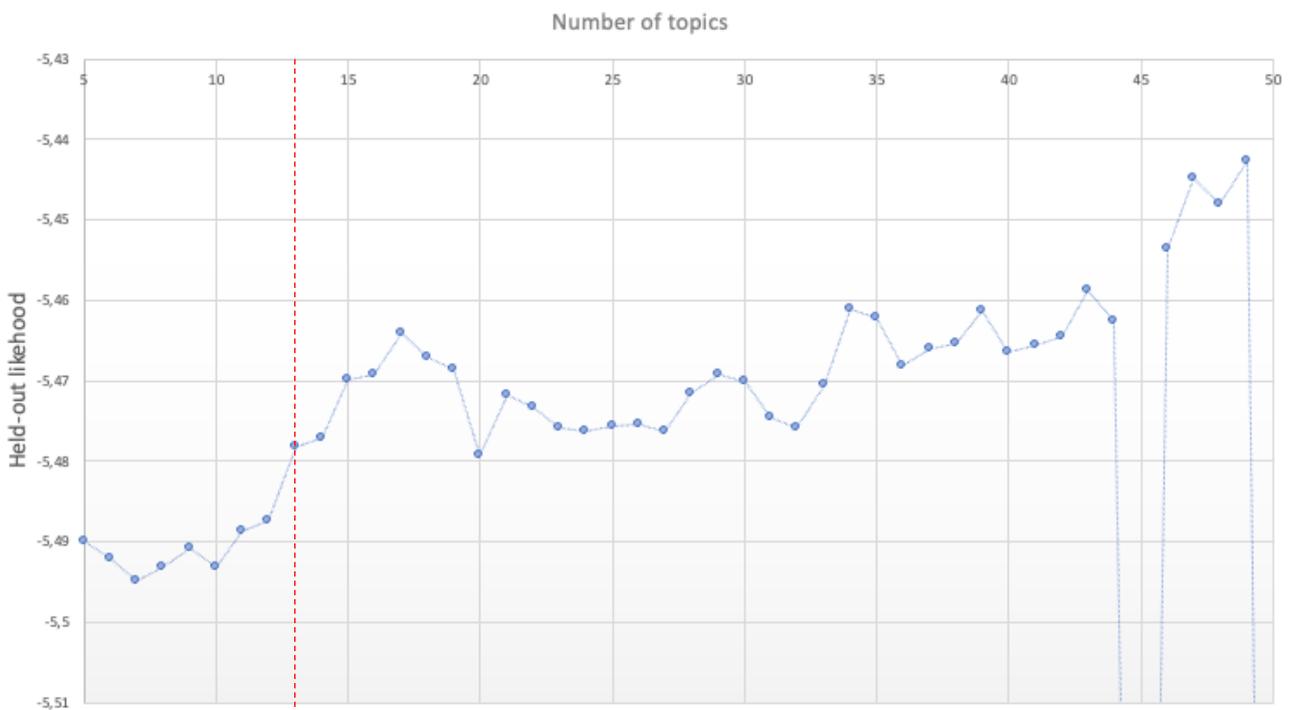
Come esito del pre-processing si è ottenuto: su 6919 termini iniziali se ne sono rimossi 5852, circa l'85% e, in più, sono stati rimossi 9 documenti poiché non presentavano contenuto. I documenti rimanenti sono 19211 e contengono 1067 termini e 199560 parole.

3.2.2 Selezione del numero ottimale di topic e applicazione dell' algoritmo di topic modelling

Dopo aver processato il set di dati, lo si sottopone all' algoritmo STM per poter trovare il numero ottimale di argomenti K. Per Amazon Echo si è deciso di non sottoporre il database a diverse iterazioni, ma svolgerne una sola, facendo variare il parametro "c" (numero di topic) tra 5 e 50. Il valore ottimale di K lo si trova analizzando l' held-out likelihood.

La figura sottostante (fig. 18) mostra i risultati della simulazione effettuata.

Figura 18: probabilità di esclusione per valori di c da 5 a 50



Dal grafico si evince che il valore di K ottimo (valore più elevato partendo dal quale si ha un andamento pressoché stazionario) risulta essere 13 (-5,4909).

Avendo trovato il valore ottimo dei topic, si procede con l' applicazione di STM, quindi con l' etichettatura.

Anche per questo prodotto si costruisce una tabella contenente le parole chiave che guidano nel labeling, per ogni topic identificato.

3.2.3 Etichettatura

Estraendo il numero di topic scelto (K=13), RStudio plotta i risultati ottenuti e fornisce come output la topic proportion (MTP) sotto forma grafica (fig. 19).

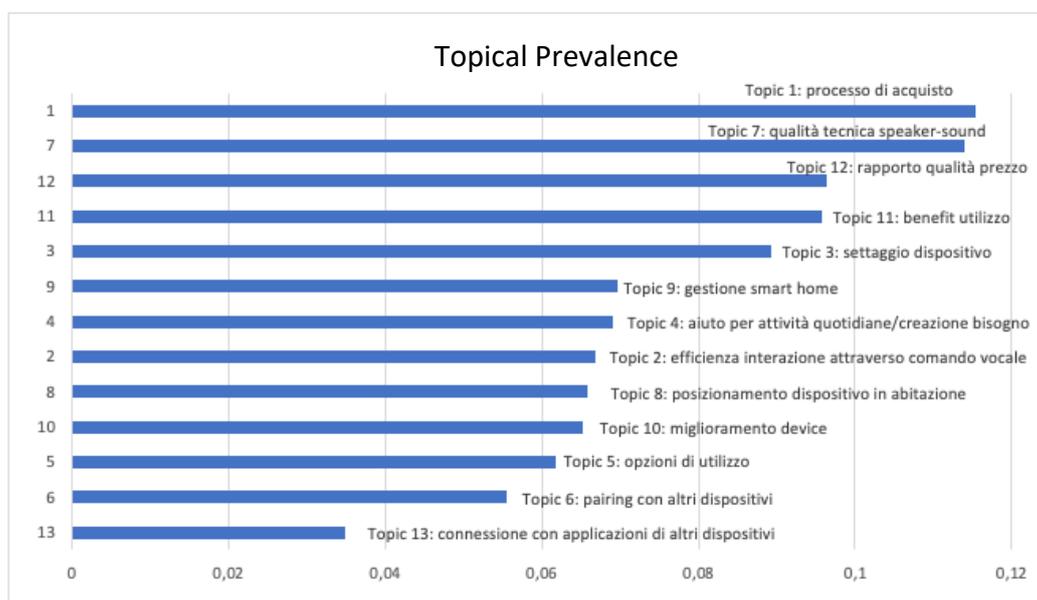
Si procede con l'etichettatura tenendo sempre in considerazione i due criteri principali: high probability e FREX. La tabella 14 mostra le parole chiave delle 13 determinanti e le rispettive etichette, affiancate da una breve descrizione dell'argomento.

Tabella 13: key words ed etichette topic estratti

Criterium		Key Words	Label	Descrizione
1	High Probability FREX	love, purchas, bought, gift, got, christma, free, famili, one, daughter, friend, son, receiv, enjoy, happi gift, christma, bought, present, daughter, gave, purchas, mom, sister, absolut, birthday, receiv, son, got, famili	Processo di acquisto	Processo acquisizione del prodotto per sé o per terzi (molti acquistano per familiari e amici).
2	High Probability FREX	time, get, will, say, still, dont, alexa, sometim, tri, cant, use, understand, sure, hear, doesn't sometim, yet, understand, long, doesnt, see, tri, time, dont, havent, wait, hard, cant, say, though	Efficienza interazione attraverso comando vocale	Capacità del dispositivo di riconoscere la voce di chi cerca di interagire
3	High Probability FREX	use, great, easi, set, setup, perfect, addit, simpl, instal, super, conveni, connect, alexa, work, little easi, setup, instal, set, super, use, great, simpl, perfect, addit, set-, oper, eas, travel, exist	Settaggio dispositivo	Una volta acquistato, il sistema Alexa deve essere settato prima di procedere con l'uso
4	High Probability FREX	thing, need, make, just, alexa, help, get, can, want, know, turn, without, phone, life, easier know, life, need, don't, daili, without, didn't, els, easier, make, list, someth, groceri, anyth, task	Aiuto per attività quotidiane/creazione bisogno	Capacità del prodotto di essere di aiuto anche per attività di tutti i giorni, diventando quasi indispensabile
5	High Probability FREX	ask, question, fun, lot, alexa, answer, can, mani, like, command, inform, thing, quick, voic, radio answer, question, inform, fun, entertain, request, quick, radio, lot, kind, stuff, technolog, mani, station, ask	Opzioni di utilizzo	Funzioni a cui il Sistema può adempiere
6	High Probability FREX	work, well, like, ring, expect, doorbel, issu, realli, far, color, free, hook, came, fire, system	Pairing con altri dispositivi	Alexa può essere connesso ad altri

		doorbel, well, ring, fine, fire, advertis, work, issu, exact, door, bell, pro, camera, expect, echodotshow		dispositivi per funzionare in maniera congiunta
7	High Probability FREX	sound, speaker, qualiti, better, small, good, nice, look, littl, size, gen, great, improv, loud, previous improv, small, size, sound, previous, qualiti, loud, clear, bass, compar, compact, fit, speaker, audio, surpris	Qualità tecnica speaker-sound	Qualità del suono emesso dalle casse del dispositivo
8	High Probability FREX	room, hous, one, everi, now, around, day, bedroom, anoth, live, put, throughout, intercom, love, differ everi, room, hous, day, throughout, intercom, around, live, almost, communic, put, bedroom, total, place, anoth	Posizionamento dispositivo in abitazione	I dispositivi sono posizionati in diverse stanze in base all'utilizzo
9	High Probability FREX	devic, home, smart, light, control, alexa, googl, plug, turn, voic, bulb, assist, addit, autom, mini smart, home, control, autom, bulb, googl, thermostat, mini, plug, light, devic, hue, hub, integr, compat	Gestione smart home	Possibilità di rendere la propria casa un ambiente smart
10	High Probability FREX	echodot, much, one, amazon, new, generat, dot, gen, echo, first, better, second, way, already, two new, much, second, echodot, third, dot, already, first, echo, replac, generat, last, decid, echodotand, way	Miglioramento device	Upgrade del sistema da una generazione all'altra
11	High Probability FREX	music, love, play, listen, alexa, can, kid, weather, alarm, use, tell, enjoy, ask, talk, timer alarm, kid, play, music, timer, favorit, listen, joke, check, cook, clock, weather, sleep, song, game	Benefit utilizzo	Vantaggi connessi al corretto utilizzo del dispositivo
12	High Probability FREX	product, good, great, price, recommend, buy, best, item, excel, realli, awesom, high, amaz, definit, will recommend, product, price, high, excel, buy, anyon, item, best, valu, satisfi, definit, good, beat, servic	Rapporto qualità prezzo	Confronti tra qualità di alexa e il suo prezzo
13	High Probability FREX	connect, can, alexa, app, amazon, bluetooth, featur, also, appl, link, speaker, like, allow, account, phone bluetooth, appl, account, app, spotifi, via, allow, connect, link, download, limit, either, hey, easili, point	connessione con applicazioni di altri dispositivi	Il dispositivo si può connettere tramite bluetooth ad applicazioni di altri sistemi

Figura 19: Topical Prevalence K=13



3.2.4 Verifica dei dati

In questa fase si verifica che l’algoritmo abbia identificato in maniera corretta i topic e che le recensioni siano state classificate nel modo giusto. Dal database VoC iniziale si estrapola un campione casuale di 100 elementi e si effettuano i controlli analizzando anche i dati della matrice review-topics, derivante dall’applicazione dello Structured Topic Modelling, in modo da valutare l’assegnazione svolta dall’algoritmo.

Si procede con il confronto completando le colonne di “vero positivo”, “vero negativo”, “falso positivo” e “falso negativo”, come nell’esempio allegato (Tabella 15).

Tabella 14: esempio assegnazione manuale/algoritmo STM

ID	STM: topic	Manual topic	Vero positivo	Vero negativo	Falso positivo	Falso negativo
1	-		1	12	0	0
2	3;12	3;12	1	12	0	0
3	-		1	12	0	0
4	12	12	1	12	0	0
5	6;11	7;11	1	10	1	1
6			1	12	0	0
7	7;11;12	7;11;12	1	12	0	0
8		13	0	12	0	1
9	8	8	1	12	0	0
10	1;12	1;12	1	12	0	0

Una volta ultimata la compilazione della tabella si calcolano i dieci indicatori di verifica (tabella 16).

Nella tabella 16 sono presenti sia i valori calcolati per il caso in esame, sia i valori target al fine di poter valutare l'adeguatezza del metodo.

Tabella 15: indicatori di verifica e rispettivi valori target

NOME	VALORE	VALORI TARGET
Accuracy	0,966	> 0,95
Recall	0,828	> 0,70
Precision	0,800	> 0,70
F Score	0,814	> 0,70
Specificity	0,980	> 0,90
False discovery rate	0,200	< 0,05
False omission rate	0,017	< 0,05
Negative predictive value	0,983	> 0,90
Fall-out	0,020	< 0,05
Miss rate	0,172	< 0,20

Considerando i risultati della verifica di corretta assegnazione da parte dell'algoritmo, i casi di corretta assegnazione (falso positivo e falso negativo assenti) corrispondono a circa il 60%. I casi in cui, invece, l'algoritmo STM non è in grado di interpretare il topic della recensione corrisponde a circa il 15%; di questa fetta, l'assegnazione manuale è riuscita ad interpretarne il 73% circa. In questo ultimo caso, non è possibile giudicare con sicurezza l'assegnazione umana come errata, poichè dipende molto dall'interpretazione che si dà alla recensione in esame e al significato dell'etichetta.

Gli indici di verifica sono da considerarsi buoni. Più o meno tutti rispettano il loro valore target. Da ciò si può dedurre che ci sia una buona corrispondenza tra le due assegnazioni e che l'algoritmo abbia identificato i topic in modo corretto.

L'unico indice che eccede il suo target è il "tasso di falsa scoperta", il quale porta a pensare che siano identificati diversi topic nella maniera errata.

3.2.5 Analisi dei risultati

Con riferimento alla figura 19, che mostra la topical prevalence, si nota che il topic in prima posizione è il numero 1 (processo di acquisto del dispositivo): è il tema apparentemente più discusso, l'11,5%. Subito sotto, quasi a pari merito con il primo si trova il topic 7 (Qualità tecnica speaker-sound) (11,4%). Molti utilizzatori si sono stupiti di come una qualità del suono elevata possa provenire ad un apparecchio di dimensioni così ridotte, e per questo sembra essere molto apprezzato.

Gli argomenti 12, 11 e 3, invece, sono mediamente discussi, rispettivamente il 9,5%, 9,6% e 8,9%. Il 12 tratta la convenienza del dispositivo, andandone a guardare la qualità e il prezzo. Il topic 11 si concentra sulla qualità della riproduzione da parte del dispositivo, principalmente musica, ascoltata da grandi e piccoli, ma anche il suo utilizzo come sveglia. Il tema 3 è incentrato sulla semplicità di settaggio del dispositivo, sia iniziale, appena acquistato, sia per altre funzionalità.

Gli argomenti meno discussi sono il 6 e il 13, rispettivamente il 5,5% e il 3,5%.

Il 6 tratta della convenienza della vendita del dispositivo in un pacchetto unico, che comprenda anche altri sistemi, ad esempio, il campanello d'ingresso.

Con quest'ultimo 13 si occupa della possibilità di connessione di Amazon Echo con qualche altro dispositivo, attraverso bluetooth. Nel campione casuale delle 100 recensioni analizzato non si è trovata, da parte dell'algoritmo STM, alcuna corrispondenza con questo tema.

Anche per il caso Amazon Echo si può dire che la prevalenza topica dipende da molteplici fattori, come ad esempio la fonte da cui si estrapolano le recensioni.

Qui sono state scelte solo due fonti, Amazon e Bestbuy, le quali hanno comunque saputo tirar fuori argomenti improntati su diversi temi. Un possibile rischio legato al numero e al tipo di fonti che si considerano è che alcune di queste possono essere incentrate su dei particolari argomenti, per questo la scelta delle stesse deve essere accurata. Si rischia di escludere a priori dei temi che potrebbero risultare importanti.

3.2.5.1 KA-VoC Map generale

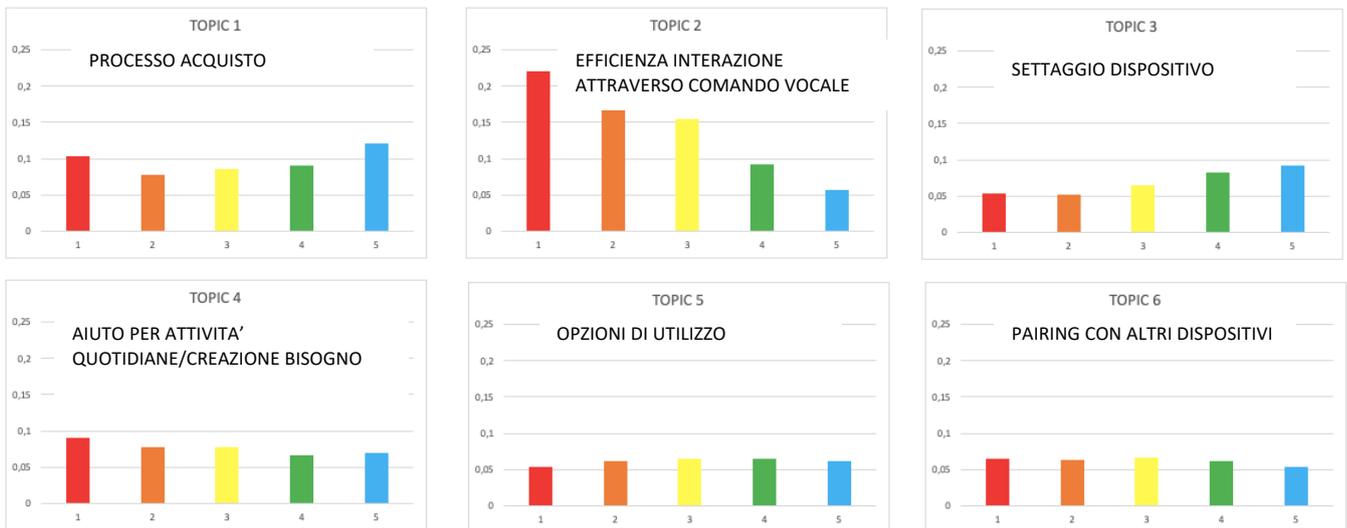
Si procede l'applicazione pratica del metodo inserendo nelle categorie della KA-VoC Map i 13 topic individuati.

La figura 19 riporta il risultato del calcolo dell'MTP, che illustra la topic prevalence dei singoli key attributes, ovvero quanto questi sono discussi nelle recensioni raccolte. Andando a confrontare i valori di questo grafico, presenti sull'asse delle ascisse, con il reciproco del numero dei topic (13, in questo caso), si determina se gli argomenti si classificano come poco o altamente discussi. Questa informazione è necessaria al fine di una corretta classificazione nella KA-VoC Map.

Il passaggio seguente riguarda il calcolo dell'MRP (quanto è discusso dai clienti il topic i-esimo in media nella Digital VoC associato ad uno specifico livello di rating tra 1 e 5).

La figura 20 mostra, sotto forma grafica, i profili di MRP.

Figura 20: MRP medio dei topic





Si prosegue calcolando il coefficiente Spearman-Rho e, in base al valore di quest'ultimo, si suddividono i topic in negativi, neutri e positivi (classificazione secondo MRP).

La tabella 17 sintetizza questi risultati mettendo in luce i valori del coefficiente ρ_s e le due classificazioni (MRP e MTP). Si nota che i topic altamente discussi costituiscono circa il 40% del totale e sono: 1, 3, 7, 11, 12. Inoltre, si può notare che in questo 40%, seguendo la classificazione MRP, sono presenti solo topic neutri o positivi. Da ciò si intuisce che, nella mappa, la classe degli obstacles non contiene alcun topic. Questo è un aspetto positivo, poiché significa l'apparente assenza di fonti primarie di insoddisfazione per questo prodotto.

Tabella 16: Coeff. Spearman Rho e MRP con rispettive classificazioni

Attributi chiave	Spearman-Rho	Classificazione MRP	MTP	Classificazione MTP
TOPIC 1: PROCESSO DI ACQUISTO	0,4	NEUTRO	0,11546	ALTO
TOPIC 2: EFFICIENZA INTERAZIONE CON COMANDO VOCALE	-1	NEGATIVO	0,0669	BASSO
TOPIC 3: SETTAGGIO DISPOSITIVO	0,9	POSITIVO	0,0892	ALTO
TOPIC 4: AIUTO ATTIVITA' QUOTIDIANE/CREAZIONE BISOGNO	-0,9	NEGATIVO	0,06915	BASSO
TOPIC 5: OPZIONI DI UTILIZZO	0,4	NEUTRO	0,0618	BASSO
TOPIC 6: PAIRING CON ALTRI DISPOSITIVI SOUND	-0,7	NEGATIVO	0,0555	BASSO
TOPIC 8: POSIZIONAMENTO DISPOSITIVO IN ABITAZIONE	0,9	POSITIVO	0,0659	BASSO
TOPIC 9: GESTIONE SMART HOME	-0,7	NEGATIVO	0,0697	BASSO
TOPIC 10: MIGLIORAMENTO DEVICE	0,4	NEUTRO	0,0653	BASSO
TOPIC 11: BENEFIT UTILIZZO	1	POSITIVO	0,0957	ALTO
TOPIC 12: RAPPORTO QUALITA' PREZZO	0,9	POSITIVO	0,0963	ALTO
TOPIC 13: CONNESSIONE CON APPLICAZIONI ALTRI DISPOSITIVI	-0,9	NEGATIVO	0,035	BASSO

(Soglia MTP= $1/n= 0,0769$)

Qui di seguito si allega la KA-VoC Map generale (Figura 21).

Figura 21: topic classificati in KA-VoC Map



Osservando la figura 21, la prima cosa che salta all'occhio riguarda la classe "obstacles", la quale non contiene alcun topic.

Il profilo MRP negativo non è del tutto vuoto. Infatti, guardando il grafico, si evince che la classe che presenta un maggior numero di topic è quella delle "frictions", la quale rappresenta problematiche poco importanti, ma che se presenti possono generare insoddisfazione tra i clienti. Gli argomenti facenti parte di questo gruppo sono: efficienza nell'interazione attraverso comando vocale (2), aiuto attività quotidiane e creazione di un bisogno (4), pairing con altri dispositivi (6), gestione smart home (9) e connessione con applicazioni di altri dispositivi (13). Tra i tredici topic, questi cinque sono considerati temi mediamente discussi. Un'interpretazione sulla loro appartenenza a questa categoria è la seguente:

- Topic 2: nelle recensioni spesso si evidenzia che non è del tutto semplice ed immediato dialogare con il dispositivo attraverso comando vocale. Alcuni utenti hanno dichiarato che è necessario ripetere più volte e con tono elevato la parola chiave "Alexa" per fare una richiesta. Affinché si sblocchi il dispositivo per permetterne l'uso è necessario effettuare questa operazione. È giusto quindi impiegare una maggiore attenzione su questo aspetto. I clienti possono aver interpretato questo come una possibile criticità, ma si rendono conto che, dato la recente immissione del sistema sul mercato, possono ancora essere effettuati studi al fine di apportare migliorie a questo aspetto.
- Topic 6/9/13: tutti e tre i topic trattano l'abilità di connessione di Amazon Echo, solo sotto diversi punti di vista. Oggigiorno la tecnologia fa parte della nostra quotidianità, può essere d'aiuto anche per delle semplici attività, le quali possono richiedere l'utilizzo connesso di una rete di device. Ad esempio, il forno o il campanello della porta possono funzionare da remoto attraverso connessione del dispositivo. Se questa unione risulta essere imprecisa può generare insoddisfazione per l'utilizzatore.

Si deve considerare che Amazon Echo non è presente sul mercato da tanti anni. Alcuni aspetti sono ancora in fase di sviluppo e si pensa possano migliorare in futuro, anche grazie all'applicazione delle metodologie qui proposte basandosi sui feedback dei clienti. È importante che la qualità delle caratteristiche, come queste appena discusse, sia monitorata con attenzione in modo da non rischiare l'evoluzione in negativo di anche solo una di queste determinanti.

Alle classi promises e delights appartengono i topics di maggiore interesse per gli utilizzatori e che generano una soddisfazione maggiore, man mano che aumentano di interesse.

Solo il topic 8 (posizionamento del dispositivo in abitazione) fa parte della categoria “promises”. Leggendo le recensioni gli utilizzatori esprimono la loro soddisfazione nei confronti del prodotto attraverso l’acquisto di diversi dispositivi da posizionare nei vari ambienti della propria casa. Dal punto di vista della qualità è poco chiaro come questo possa essere considerato una determinante, ma va comunque evidenziato come un aspetto positivo legato al prodotto.

La classe delights è più numerosa e ne fanno parte: settaggio del dispositivo (3), qualità tecnica speaker-sound (7), benefit utilizzo (11) e rapporto qualità prezzo (12). Tutti questi aspetti sono altamente discussi dai clienti, sono attributi che aggiungono valore al prodotto in questione e possono essere motivo che spinge all’acquisto.

Amazon Echo è un sistema considerato alla portata di tutti, più o meno adulti, più o meno pratici di tecnologia. La sua semplicità anche nel settaggio iniziale è apprezzata da molti.

Un altro aspetto, non meno importante, è il rapporto qualità prezzo che in questo caso sembra essere adeguato.

Dal punto di vista della tecnologia, invece, i più esperti sono stati molto colpiti della qualità lato tecnico delle casse che riproducono il suono, soprattutto se messo in relazione alla dimensione ridotta del device stesso.

Analizzando gli anni 2019, 2020, 2021 questi sono stati riconosciuti come aspetti di maggior soddisfazione e maggior interesse per gli utilizzatori.

Le classi che presentano un profilo MRP neutro non sono molto popolate. Tra queste sono presenti i topic che non influiscono, in grande misura sull’(ins)soddisfazione dei clienti.

Le determinanti appartenenti alla categoria indifferents sono il topic 5 (opzioni di utilizzo) e il topic 10 (miglioramento del device). Il primo è trattato in review in cui si parla di ciò che il sistema è in grado di fare, per esempio poter dialogare con esso facendo domande di ogni tipo, chiedendo informazioni sul tempo etc..., il secondo si concentra sul miglioramento apportato da una generazione all’altra del dispositivo.

Nella classe Sleeping beauty è presente il topic 1 che tratta il processo di acquisto. Si è descritto Alexa come un'ottima idea regalo per la propria famiglia e amici. Presentando profilo MRP neutro, non incide in maniera positiva o negativa sulla soddisfazione del cliente, ma non è da ignorare perché potrebbe tramutarsi in un aspetto critico.

3.2.5.2 EVOLUZIONE DETERMINANTI TRA LE CATEGORIE DELLA KA-VOC MAP

3.2.5.2.1 Analisi del trend topic: IMTP

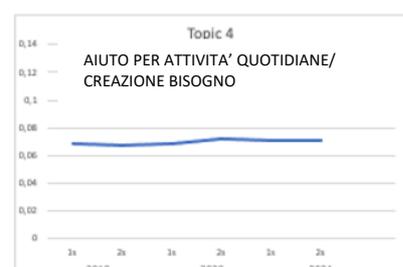
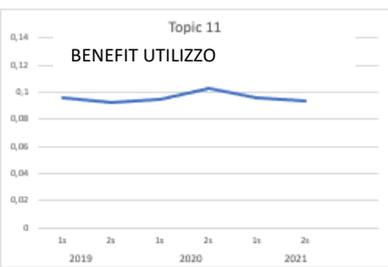
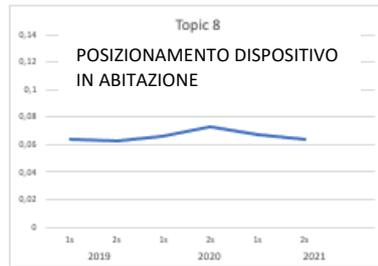
Per il caso studio Amazon Echo, si è deciso di non suddividere l'analisi per annata, ma per semestre, dato che le recensioni raccolte si riferiscono ad un periodo di soli quattro anni (dal 2019 al 2022). Si è anche voluto mettere in pratica l'algoritmo provando a prendere in esame periodi diversi nei due casi studio. Poiché l'anno 2022, nel database di riferimento, è composto solo dai primi due mesi del primo semestre, si è deciso di non considerarlo nell'analisi dell'evoluzione delle determinanti di qualità, considerando quindi un totale di sei semestri. Invece, nei casi di classificazione incerta, si è tenuto in considerazione anche questo valore per poter distinguere in maniera più appropriata il tipo di evoluzione. Partendo dal file contenente tutte le review rimanenti e la matrice review-topic, si calcola l'indice di prevalenza topica media IMTP.

Si suddividono gli output grafici in tre gruppi: i topic che tendono a rimanere stazionari nel tempo, quelli che subiscono una evoluzione crescente e quelli che, invece, tendono a decrescere con il tempo.

La figura sottostante riassume i risultati di questa analisi (Fig. 22).

Figura 22: analisi del trend topic

A) EVOLUZIONE STAZIONARIA



B) EVOLUZIONE DECRESCENTE



C) EVOLUZIONE CRESCENTE



- Evoluzione stazionaria (Fig. 22A): in questo caso i topic non subiscono una significativa variazione nel tempo o, se evolvono per un solo periodo (semestre), tornano poi subito

al punto di partenza. In questo gruppo si trovano i topic 1 (processo di acquisto), 2 (efficienza interazione attraverso comando vocale), 4 (aiuto per attività quotidiane/creazione bisogno), 5 (opzioni di utilizzo), 6 (vendita pacchetto unico), 8 (posizionamento dispositivo in abitazione), 9 (dispositivo smart), 11 (benefit utilizzo) e 13 (connessione con applicazioni di altri dispositivi). Tra questi il tema 1 è quello maggiormente discusso in assoluto tra i tredici. Il suo andamento stazionario fa pensare ad una stabilità nelle vendite del dispositivo Alexa. Per il 2 il livello di discussione si è mantenuto abbastanza stabile, toccando dei picchi, in positivo e negativo tra il 2020 e il 2021. Questi possono essere dovuti ad un maggiore interessamento da parte dell'utilizzatore rispetto a questa funzione o ad un aggiornamento del dispositivo che ha, in qualche modo, influito su questa caratteristica. Un discorso analogo lo si può fare anche per i topic 8, 9 e 11, i quali presentano tutti un picco, che poi si assesta, intorno al 2020. Il 6 tratta la possibilità di avere dei pacchetti di dispositivo da collegare a sistemi della propria abitazione, ad esempio il funzionamento congiunto tra Alexa e campanello di casa. Il topic 13 è il meno discusso tra tutti, si presenta con un andamento pressoché stabile nel tempo, innalzando leggermente il suo valore intorno al 2020.

- Evoluzione decrescente (Fig. 22B): i topic 7 (qualità tecnica speaker/sound), 10 (miglioramento device), 12 (rapporto qualità/prezzo) costituiscono questo insieme. La decrescita di discussione di questi topic può essere dovuta a diversi fattori. Alcuni clienti, potrebbero tenere maggiormente in considerazione altri aspetti e basare la loro recensione su questi, considerando ormai assodati i topic appena citati.
- Evoluzione crescente (Fig. 22C): dei tre è l'insieme che presenta un minor numero di topic. Ne fa parte solo il topic 3 (settaggio del dispositivo). Si prevede che questi temi possano essere di maggiore interesse per gli utenti. Il topic 3 tratta la facilità con cui è possibile impostare il dispositivo. Il tema della facilità d'uso, soprattutto per un prodotto elettronico che vuole essere alla portata di tutti, è molto importante e i clienti se ne rendono sempre più conto, così come le case produttrici.

3.2.5.2.2 Analisi dell'evoluzione delle K determinanti

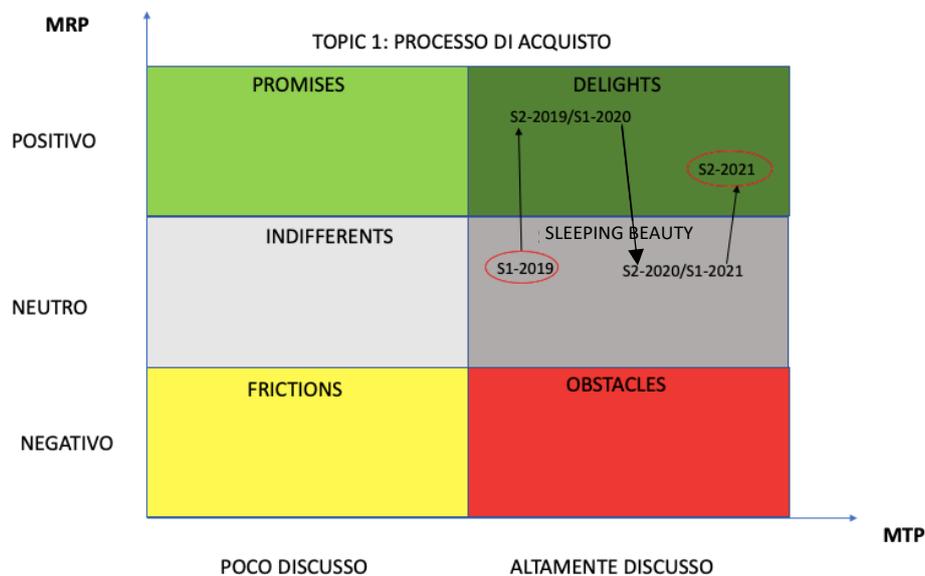
Qui di seguito si sono analizzate le evoluzioni temporali (suddivisione semestrale dei tre anni) dei tredici topic estratti (Figura 23).

Si ricorda che l'intervallo temporale considerato va dal 2019 al 2021. Il 2022 è stato escluso poiché composto dai soli primi due mesi.

Per rendere i grafici maggiormente esplicativi si sono utilizzate delle frecce che evidenziano gli eventuali cambiamenti di classe da un periodo all'altro.

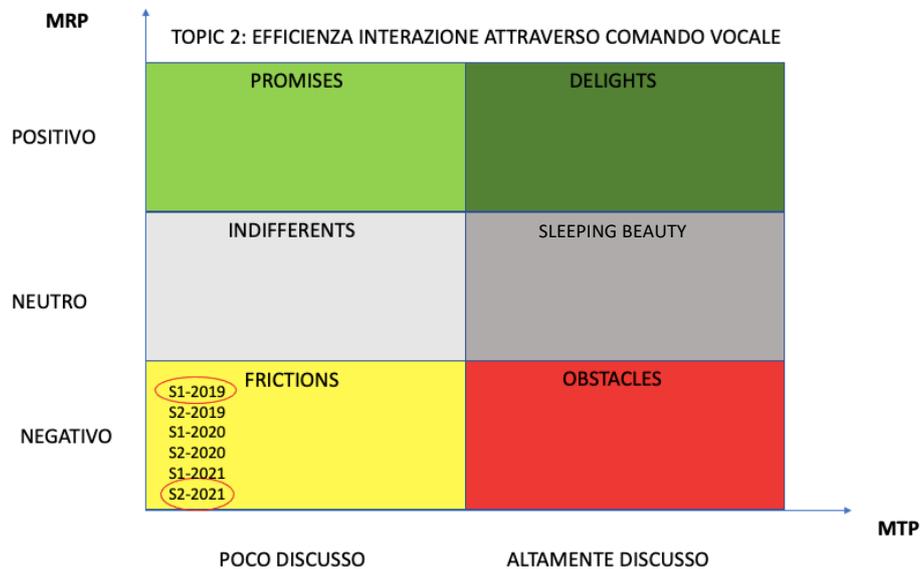
La dicitura "s1" "s2" seguita dall'anno indica, rispettivamente, il primo e il secondo semestre.

Figura 23: evoluzione temporale dei tredici topic attraverso la KA-VoC Map



Tra i tredici, il topic 1 (processo di acquisto) è quello maggiormente discusso. Come detto descrivendo la KA-VoC Map generale, questo tema tratta l'acquisto del dispositivo per sé stessi o per un familiare, amico. L'evoluzione può essere considerata stazionaria; tra il 2019 e il 2021 si muove continuamente tra le classi sleeping beauty e delights. Continua ad essere altamente discusso, ma non è del tutto chiaro quanto possa effettivamente influire sulla soddisfazione del consumatore. Il fatto che avvenga l'acquisto porta a pensare a un successo del prodotto che si sta proponendo, ma non è facile ricollegarlo direttamente alla qualità. Pensare a questo prodotto come una possibile idea regalo non è da sottovalutare perché, in

questo modo, sempre più persone, anche se con una scelta indiretta, sono portate a provarlo e a poter rilasciare il loro feedback.

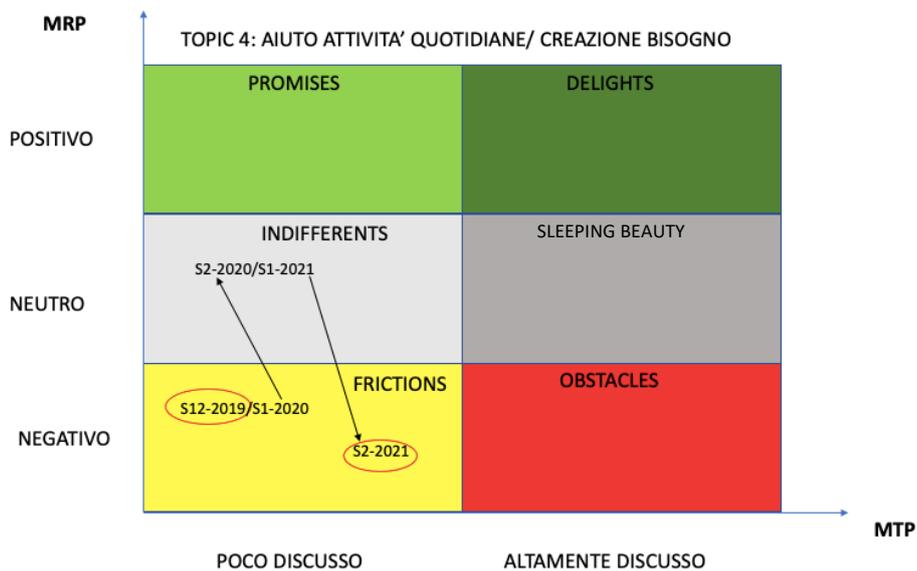


Questo topic (efficienza interazione attraverso comando vocale) rimane inalterato durante i semestri, si situa sempre all'interno delle "frictions". Non è un aspetto che porta direttamente ad una insoddisfazione per i clienti, ma va tenuto sotto controllo per far si che non peggiori.

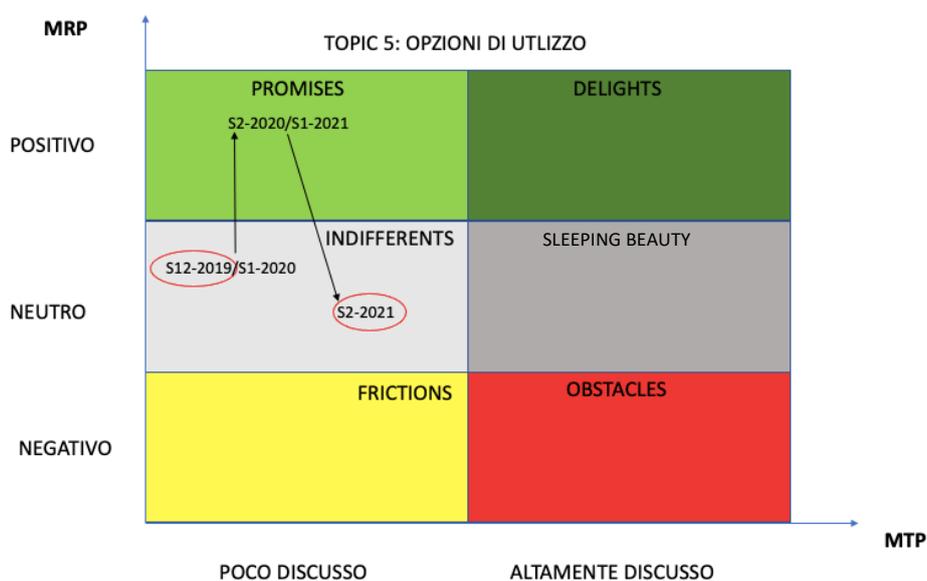


Così come per il topic 2, anche per il topic 3 (settaggio del dispositivo) si può fare un ragionamento analogo. Ci si trova chiaramente in una situazione di stazionarietà, ma in positivo. Per tutti e tre gli anni il vantaggio di avere un dispositivo che si possa installare in maniera semplice ed efficace porta ad una elevata soddisfazione per la clientela. È uno dei temi

maggiormente discussi. In molte recensioni si sottolinea questo aspetto descrivendolo come un punto di forza.



Il topic 4 (aiuto attività quotidiane/ creazione bisogno) appare, in generale, poco discusso e non subisce grandi variazioni nel tempo. Sommarariamente, si può pensare ad una evoluzione quasi stazionaria, essendo la stessa classe (frictions) il punto di partenza e di arrivo. Il passaggio della determinante nella classe frictions evidenzia una possibile criticità. Nonostante questa classificazione, Amazon Echo, nelle recensioni, sembra essere considerato come un valido aiuto quotidiano e alcuni lo ritengono persino necessario dopo un suo uso prolungato.

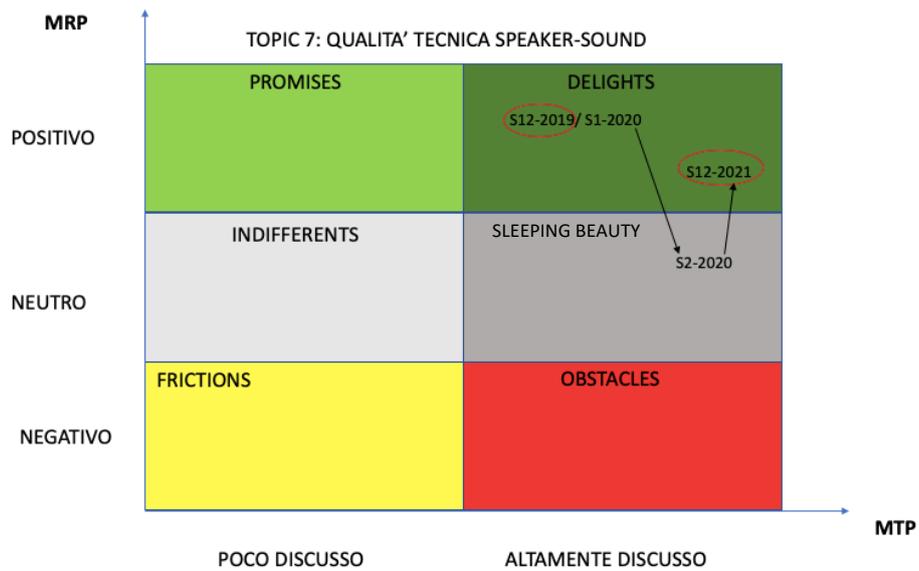


Nelle recensioni in cui si tocca questo topic (5: opzioni di utilizzo), si rimarca che il dispositivo è usato per diversi scopi, quali, ascoltare la musica, leggere dei libri, impostare la sveglia etc.... Dal punto di vista dell'MTP non subisce alcuna variazione.

Per quanto riguarda, invece, l'MRP, sembra subire un'oscillazione minima tra due classi, tornando nel secondo semestre del 2021 nella classe iniziale. I due gruppi toccati in questo caso sono quello degli "indifferents" e quello delle "promises", per lo più il primo. In generale, lo si considera un tema che non impatta sulla soddisfazione della clientela. Nel periodo centrale dell'intervallo temporale considerato (s2-2020 e s1-2021) sembra però crescere di interesse. Si ribadisce il concetto che Amazon Echo è un prodotto ancora nuovo per alcuni aspetti. Le opzioni di utilizzo sono sicuramente un qualcosa che incide in maniera positiva sul pensiero degli users per questo dispositivo, ma i fattori che influenzano maggiormente la loro (ins)soddisfazione sembrano essere altri.



Il topic 6 (pairing con altri dispositivi) subisce un'evoluzione in positivo nel tempo. Solo per un semestre fa parte della classe frictions. Per il resto del tempo lo si può ricollegare alla classe "indifferents". L'abilità di potersi connettere ad altri dispositivi, come al forno, al campanello di casa, sono considerate come delle funzionalità quasi di base di Amazon Echo.



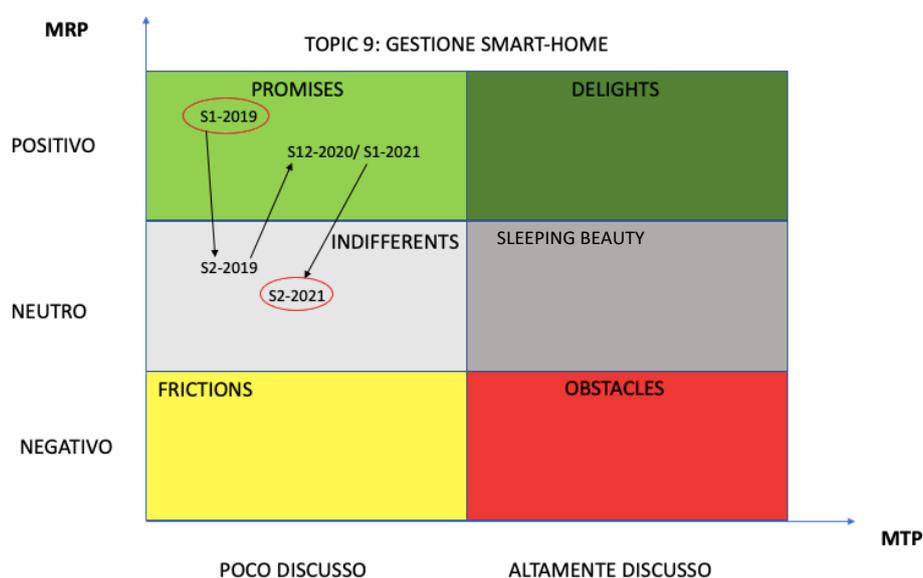
Assieme al topic 1, il 7 (qualità tecnica speaker-sound) è il secondo maggiormente discusso tra i tredici. Anche se apparentemente subisce uno spostamento tra le classi “delights” e “sleeping beauty”, lo si può collocare quasi interamente nella classe delights. L’evoluzione della determinante per un solo semestre può avere diverse spiegazioni.

In generale, è considerato dai consumatori come una fonte primaria di soddisfazione; infatti, per molti è ritenuto importante e vantaggioso poter avere una elevata qualità del suono emesso dalle casse del dispositivo. Proprio per questo motivo si dovrebbe continuare a investire al fine di migliorarne le performance per puntare ad una sempre maggiore soddisfazione per il cliente.



Il topic 8 (posizionamento dispositivo in abitazione) non è da considerarsi del tutto una determinante di qualità, o meglio non direttamente. Gli utilizzatori, in alcune recensioni, spiegano che all'interno delle loro abitazioni sono presenti più di un dispositivo, probabilmente con il fine di rendere il tutto più smart. Questi si ritengono comunque soddisfatti della scelta fatta. L'argomento in questione si colloca all'interno della classe "promises", temi poco discussi ma positivi dal punto di vista dell'MRP. Non subisce alcuna evoluzione durante il periodo considerato.

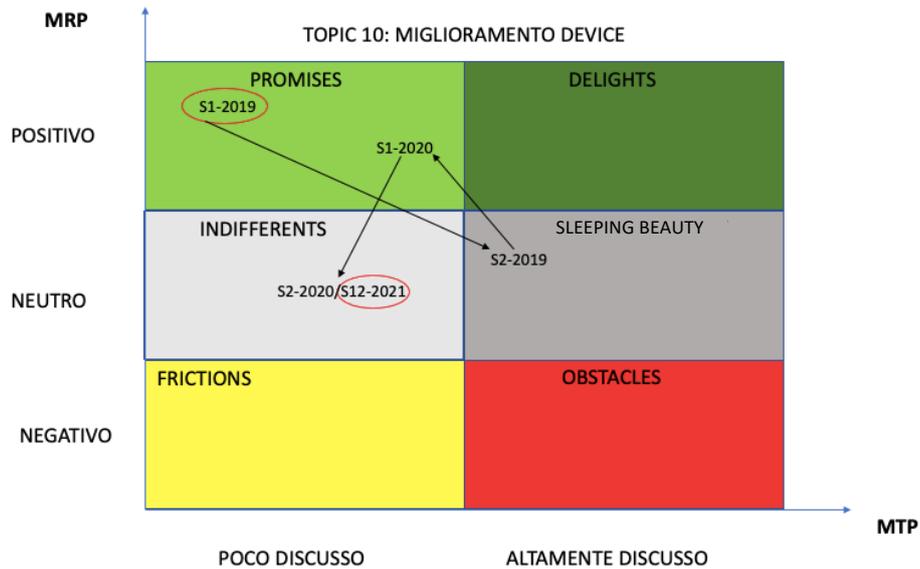
Un motivo che vede la determinante collocata in questa categoria può derivare dal fatto che non per tutti i consumatori vale il vantaggio di acquistare più dispositivi. Questo aspetto, però, non toglie importanza all'attributo considerato.



Il topic 9 (gestione smart-home) subisce, nel tempo, un'evoluzione quasi stazionaria. Parte dall'essere classificato come promises, poi indifferents e, alla fine, torna ad essere una promises. In tutto ciò, però, rimane poco discusso.

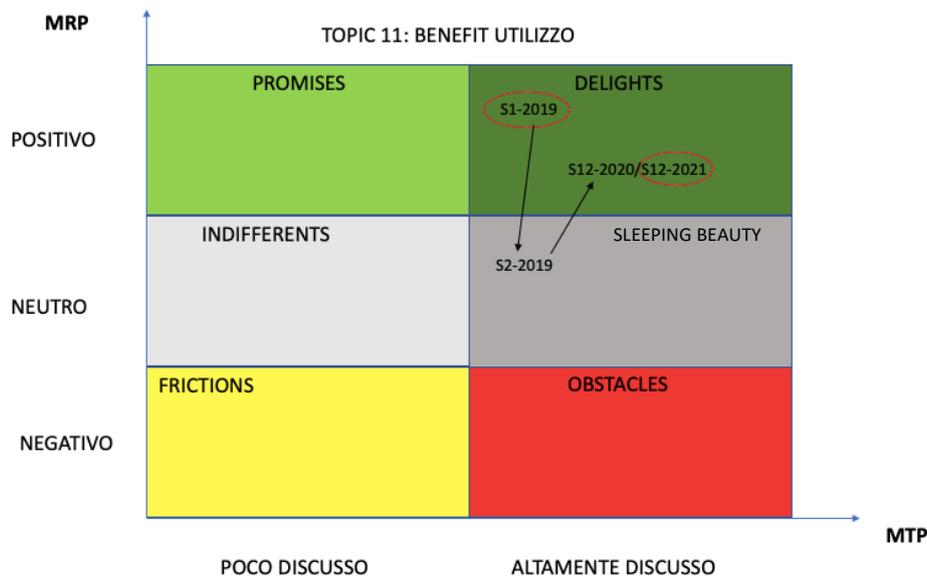
Nelle recensioni da cui si estrae questo topic, gli utilizzatori parlano di come, grazie ad Alexa, si possa facilmente trasformare la propria casa in un ambiente smart. Una particolare accensione delle luci, o anche avere il controllo su altri dispositivi elettronici rende il cliente soddisfatto. Come per il topic 8, però, non sembra essere un fattore interessante per l'intera rete, proprio per questo poco discusso. Per mantenere il tema nella classe più positiva si deve

continuare a migliorare o comunque mantenere un buon livello di qualità che aggiunga valore al prodotto.

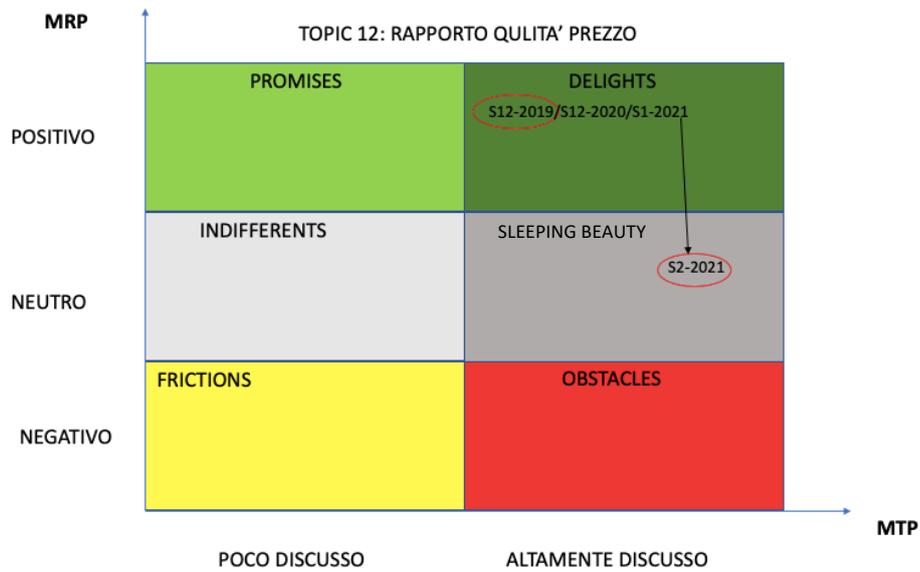


L'evoluzione del topic 10 (miglioramento device) tocca, in ordine, le classi "promises", "sleeping beauty" e "indifferents". Questo tema tratta di come da una versione all'altra del sistema ci siano stati dei cambiamenti e, per molti, dei miglioramenti. Parte con l'essere considerato una fonte secondaria di soddisfazione, per poi finire con l'essere visto come un valore che non incide, sul gradimento dei consumatori. Questo aspetto può derivare dal fatto che tra una generazione e l'altra, il cliente stesso si aspetta un possibile upgrade del sistema dandolo quasi per scontato, concentrando una maggiore attenzione su altri aspetti.

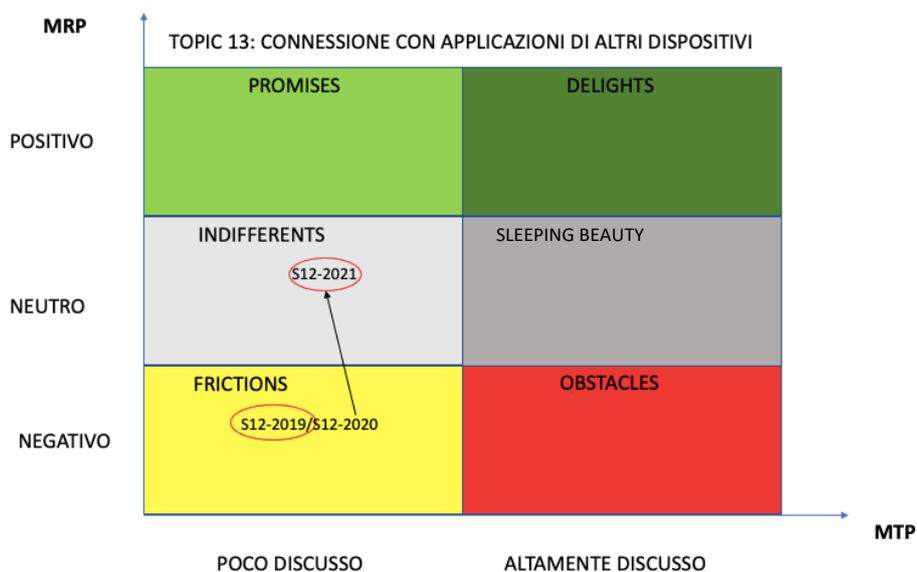
Dalle review i consumatori sembrano apprezzare gli upgrade tra generazioni, ma per alcuni non sembra ancora essere una priorità cambiare acquistando un nuovo dispositivo



Il topic 11 (benefit utilizzo) è considerato altamente discusso e, nel complesso, anche se per un solo periodo (semestre) cambia classe (da delights a sleeping beauty, per poi tornare in delights), lo si può definire come una fonte primaria di soddisfazione. Questo tema tratta i possibili vantaggi che derivano dall'utilizzo del prodotto. Molti evidenziano come sia d'aiuto a "tutta la famiglia" per ascoltare la musica, accendere la macchinetta del caffè etc.... Facendo parte di questa classificazione si possono considerare le funzionalità del dispositivo come una delle caratteristiche principali per cui il prodotto ha successo. Solitamente a questa classe appartengono gli attributi che sono parte della value proposition, in questo caso di un prodotto, ovvero quell'insieme dei benefici che contribuiscono a dare valore al bene. Per determinanti appartenenti a questa classe è necessario continuare a lavorarci su, al fine di poterne prelevare valore e competere sul mercato lanciando un prodotto sempre più valido.



L'andamento di questa del topic 12 (rapporto qualità/prezzo) è analogo a quello del topic 11. Il key attribute in questione tratta l'aspetto del rapporto qualità/prezzo, forse ancora oggi una delle principali determinanti che guidano i clienti nella scelta di acquisto dei prodotti. Amazon Echo è giudicato in maniera positiva sotto questo aspetto. È un tema altamente discusso e per lo più con accezione positiva, risultando una fonte primaria di soddisfazione. Le funzionalità che offre, la possibilità di essere usato da una rete molto ampia e altre sue caratteristiche rendono questo rapporto adeguato. È un aspetto da preservare e non sottovalutare.



Guardando il grafico inerente al topic 13 (connessione con applicazioni di altri dispositivi) si nota un'evoluzione tra le classi in positivo, passando da frictions ad indifferents nell'ultimo anno considerato. Dal punto di vista dell'MTP non cambia, rimane poco discusso.

Amazon Echo dà la possibilità di connettersi attraverso bluetooth ad applicazioni presenti su altri dispositivi. In alcune recensioni inerenti al 2019, 2020 si evidenzia una criticità nella connessione bluetooth. Nel 2021 questo problema sembra essersi appianato, per cui l'attenzione delle discussioni sembra essersi orientato verso altri topic.

CONCLUSIONE

Lo scopo di questo lavoro di tesi è stato individuare e analizzare l'evoluzione nel tempo delle determinanti di qualità attraverso l'applicazione di strumenti innovativi come l'algoritmo di Topic Modelling (STM) e, soprattutto, la classificazione KA-VoC Map.

Queste metodologie sono state presentate prima da un punto di vista teorico (capitolo 2), poi analizzate nella pratica con due casi studio (capitolo 3), un servizio (Uber) e un prodotto (Amazon Echo). Si è voluto descrivere e presentare soprattutto il metodo di classificazione KA-VoC Map, vedendolo non solo come tassonomia nel senso più classico del termine ma, per la prima volta, come strumento di analisi con il quale diventa possibile stimare l'evoluzione temporale delle determinanti.

Questi metodi utilizzano come punto di partenza i commenti rilasciati dagli utenti sulle piattaforme web, gli UGC. L'insieme di queste recensioni costituisce la Voice-of-Customer. Sempre più le aziende utilizzano questo tipo di dati per individuare nella maniera migliore le aspettative, i bisogni e i gusti dei clienti in modo da poter produrre beni che vadano ad incidere positivamente sulla loro soddisfazione. Al giorno d'oggi valutazioni di questo tipo sono essenziali per le aziende che vogliono mantenere la loro posizione all'interno del mercato e il loro vantaggio rispetto ai competitors.

Le applicazioni dell'algoritmo di topic modelling STM e di classificazione attraverso KA-VoC Map sono state presentate nel terzo capitolo nei due casi studio sopra citati. In questo modo si è potuta constatare la loro efficacia in diversi possibili settori e per diverse tipologie di beni. La flessibilità dei due metodi ha permesso di individuare determinanti di qualità che toccano diversi aspetti del servizio e del prodotto studiati. Attraverso l'applicazione della KA-VoC Map è stato possibile classificare ciascun topic all'interno di una categoria deducendo il suo impatto sulla soddisfazione del cliente. Non solo, andando a suddividere la linea temporale di pubblicazione delle recensioni in diversi periodi, si è potuta analizzare l'evoluzione delle determinanti di qualità, evidenziando per ognuna di esse una più corretta classificazione in ogni periodo di tempo, sia dal punto di vista del grado di discussione (più meno discusso) sia del modo in cui se ne parla (commenti positivi, neutri o negativi). Lo studio dell'evoluzione

delle determinanti ha permesso di dare un'interpretazione ancora più chiara e completa della loro variazione quantitativa e qualitativa nel periodo di tempo considerato, avendo la possibilità di scegliere quest'ultimo a seconda dell'analisi che si vuole effettuare.

In un mercato in cui domanda e offerta evolvono in modo estremamente rapido è utile per le aziende disporre di strumenti di analisi, come quelli descritti in questo studio, che possono essere sfruttati al fine di migliorare la progettazione e produzione focalizzandosi maggiormente sui bisogni e desideri dei clienti, studiando in maniera più precisa e definita l'impatto della propria offerta sul mercato. Dal punto di vista della gestione della qualità, l'utilizzo congiunto di algoritmi di Topic Modelling e KA-VoC Map mette in luce ulteriori fattori che i consumatori stessi ritengono importanti e influenti nella percezione della qualità di un prodotto o di un servizio. Il concetto di qualità non è solo da intendersi come la somma delle caratteristiche intrinseche di un bene (buon funzionamento di un dispositivo, estetica, durevolezza...), ma anche come insieme di tutto ciò di cui il cliente discute e che è in grado di influire sulla sua soddisfazione. A questo proposito, le aziende hanno la possibilità di adeguare la propria offerta a questo concetto più ampio di qualità.

L'analisi dell'evoluzione delle determinanti di qualità attraverso la KA-VoC Map, in particolare, porta le aziende a svolgere un'analisi più completa e precisa che può essere d'aiuto nella revisione dei processi di progettazione di prodotti/servizi puntando a diminuire sempre più il gap tra aspettative e percezioni dei clienti.

Nonostante gli strumenti proposti siano da considerarsi più che adeguati, ci possono ancora essere aspetti che presentano limiti per il metodo.

Il lavoro di scelta delle fonti da cui estrapolare i dati è totalmente manuale. È quindi strettamente necessario e fondamentale sceglierle in maniera oculata. In caso negativo si potrebbe incorrere in gravi errori di analisi. Ad esempio, prendere recensioni da una o due fonti che prediligono la trattazione di una tipologia precisa di argomento può far pensare che sia questa la determinante su cui porre maggiore attenzione, escludendo un possibile altro dato significativo.

Un ulteriore limite lo si evidenzia nella scelta del periodo da considerare quando si vuole analizzare l'evoluzione delle determinanti con lo strumento KA-VoC Map. La scelta di un

periodo suddiviso in anni, piuttosto che in semestri potrebbe non permettere di captare spostamenti di categoria che, invece, possono risultare importanti ai fini dell'interpretazione dei risultati.

Nel caso uno, per esempio, è stato scelto, data la presenza di nove anni a disposizione, di suddividere i periodi considerando per ognuno 12 mesi (dal 2014 al 2022). Sarebbe interessante analizzare i risultati effettuando a monte una diversa ripartizione, in semestri o addirittura in determinati mesi dell'anno in cui si vuole evidenziare un andamento particolare delle vendite.

Nonostante i limiti sopra citati, ai quali si può ovviare, prestando una maggiore attenzione nella scelta di alcuni parametri, il sistema di analisi delle determinanti e della loro evoluzione è da considerarsi affidabile e dimostra la sua efficacia in svariati settori di applicazione.

REFERENZE

- Aggarwal, C. C., and C. Zhai. 2012. Mining text data. New York: Springer-Verlag.
- Liu, B. (2012). Sentiment analysis and opinion mining. *Synthesis lectures on human language technologies*, 5(1), 1-167.
- Allen, T. T., & Xiong, H. (2012). Pareto charting using multifield freestyle text data applied to Toyota Camry user reviews. *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, 28(2), 152-163.
- Allen, T. T., Xiong, H., & Afful-Dadzie, A. (2016). A directed topic model applied to call center improvement. *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, 32(1), 57-73.
- Barravecchia, F., Mastrogiacomo, L., & Franceschini, F. (2022). KA-VoC Map: Classifying product Key-Attributes from digital Voice-of-Customer. *Quality Engineering*, 1-15.
- Barravecchia, F., Mastrogiacomo, L., & Franceschini, F. (2020). Categorizing quality determinants in mining user-generated contents. *Sustainability*, 12(23), 9944.
- Barravecchia, F., Mastrogiacomo, L., & Franceschini, F. (2021). Digital voice-of-customer processing by topic modelling algorithms: insights to validate empirical results. *International Journal of Quality & Reliability Management*.
- Barreda, A., & Bilgihan, A. (2013). An analysis of user-generated content for hotel experiences. *Journal of Hospitality and Tourism Technology*.
- Bi, J. W., Liu, Y., Fan, Z. P., & Cambria, E. (2019). Modelling customer satisfaction from online reviews using ensemble neural network and effect-based Kano model. *International Journal of Production Research*, 57(22), 7068-7088.
- Blei, D. M. (2012). Probabilistic topic models. *Communications of the ACM*, 55, 77-84.
- Blei, D. M., Ng, A. Y., & Jordan, M. I. (2003). Latent dirichlet allocation. *Journal of machine Learning research*, 3(Jan), 993-1022.
- Chang, Y. H., & Yeh, C. H. (2002). A survey analysis of service quality for domestic airlines. *European journal of operational research*, 139(1), 166-177.
- Chitturi, R., Raghunathan, R., & Mahajan, V. (2008). Delight by design: The role of hedonic versus utilitarian benefits. *Journal of marketing*, 72(3), 48-63.

- Dholakia, U. M., Singh, S. S., & Westbrook, R. A. (2010). Understanding the effects of post-service experience surveys on delay and acceleration of customer purchasing behavior: Evidence from the automotive services industry. *Journal of Service Research*, 13(4), 362-378.
- DeVellis, R. F. 2016. Scale development: Theory and applications. 4th ed. Thousand Oaks: Sage publications.
- Durrani, N., Schmid, H., Fraser, A., Koehn, P., & Schütze, H. (2015). The operation sequence model—combining n-gram-based and phrase-based statistical machine translation. *Computational Linguistics*, 41(2), 185-214.
- Feinerer, I., Hornik, K., & Meyer, D. (2008). Text mining infrastructure in R. *Journal of statistical software*, 25, 1-54.
- Groves, R. M. (2006). Nonresponse rates and nonresponse bias in household surveys. *Public opinion quarterly*, 70(5), 646-675.
- Guo, Y., Barnes, S. J., & Jia, Q. (2017). Mining meaning from online ratings and reviews: Tourist satisfaction analysis using latent dirichlet allocation. *Tourism management*, 59, 467-483.
- Ho, Y. C., Wu, J., & Tan, Y. (2017). Disconfirmation effect on online rating behavior: A structural model. *Information Systems Research*, 28(3), 626-642.
- International Organization for Standardization. 2015. Quality management systems—fundamentals and vocabulary (ISO 9000: 2015).
- James, T. L., Calderon, E. D. V., & Cook, D. F. (2017). Exploring patient perceptions of healthcare service quality through analysis of unstructured feedback. *Expert Systems with Applications*, 71, 479-492.
- Jivani, A. G. (2011). A comparative study of stemming algorithms. *Int. J. Comp. Tech. Appl*, 2(6), 1930-1938.
- Kano, N. (1984). Attractive quality and must-be quality. *Hinshitsu (Quality, The Journal of Japanese Society for Quality Control)*, 14, 39-48.
- Kherwa, P., & Bansal, P. (2019). Topic modeling: a comprehensive review. *EAI Endorsed transactions on scalable information systems*, 7(24).

- Krumm, J., Davies, N., & Narayanaswami, C. (2008). User-generated content. *IEEE Pervasive Computing*, 7(4), 10-11.
- Kuo, Y. F., Chen, J. Y., & Deng, W. J. (2012). IPA–Kano model: A new tool for categorising and diagnosing service quality attributes. *Total Quality Management & Business Excellence*, 23(7-8), 731-748.
- Lee, J., Park, D. H., & Han, I. (2008). The effect of negative online consumer reviews on product attitude: An information processing view. *Electronic commerce research and applications*, 7(3), 341-352.
- Liu, B. (2012). Sentiment analysis and opinion mining. *Synthesis lectures on human language technologies*, 5(1), 1-167.
- Marimon, F., Llach, J., Alonso-Almeida, M., & Mas-Machuca, M. (2019). CC-Qual: A holistic scale to assess customer perceptions of service quality of collaborative consumption services. *International Journal of Information Management*, 49, 130-141.
- Mastrogiacomo, L., Barravecchia, F., & Franceschini, F. (2019). A worldwide survey on manufacturing servitization. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 103(9), 3927-3942.
- Mastrogiacomo, L., Barravecchia, F., & Franceschini, F. (2020). Enabling factors of manufacturing servitization: Empirical analysis and implications for strategic positioning. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture*, 234(9), 1258-1270.
- Mastrogiacomo, L., Barravecchia, F., Franceschini, F., & Marimon, F. (2021). Mining quality determinants of product-service systems from user-generated contents. *Quality Engineering*, 33(3), 425-442.
- Matakos, A., & Tsaparas, P. (2016, August). Temporal mechanisms of polarization in online reviews. In *2016 IEEE/ACM international conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM)* (pp. 529-532). IEEE.
- Mikulić, J., & Prebežac, D. (2011). A critical review of techniques for classifying quality attributes in the Kano model. *Managing Service Quality: An International Journal*.

Myers, J. L., Well, A. D., & Lorch, R. F. (2013). Research design and statistical analysis. Routledge.

Müller, O., Junglas, I., Brocke, J. V., & Debortoli, S. (2016). Utilizing big data analytics for information systems research: challenges, promises and guidelines. *European Journal of Information Systems*, 25(4), 289-302.

Nassirtoussi, A. K., Aghabozorgi, S., Wah, T. Y., & Ngo, D. C. L. (2014). Text mining for market prediction: A systematic review. *Expert Systems with Applications*, 41(16), 7653-7670.

OECD2001. Understanding the digital divide. Available at: <http://www.oecd.org/dataoecd/38/57/1888451.pdf>.

Oliver, R. L. (1995). Attribute need fulfillment in product usage satisfaction. *Psychology & Marketing*, 12(1), 1-17.

Özdağoğlu, G., Kapucugil-Ikiz, A., & Celik, A. F. (2018). Topic modelling-based decision framework for analysing digital voice of the customer. *Total Quality Management & Business Excellence*, 29(13-14), 1545-1562.

Pang, B., & Lee, L. (2008). Opinion mining and sentiment analysis. *Foundations and Trends® in information retrieval*, 2(1-2), 1-135.

Parasuraman, A., Zeithaml, V. A., & Berry, L. (1988). SERVQUAL: A multiple-item scale for measuring consumer perceptions of service quality. *1988*, 64(1), 12-40.

Park, D. H., Lee, J., & Han, I. (2007). The effect of on-line consumer reviews on consumer purchasing intention: The moderating role of involvement. *International journal of electronic commerce*, 11(4), 125-148.

Roberts, M. E., Stewart, B. M., & Tingley, D. (2019). Stm: An R package for structural topic models. *Journal of Statistical Software*, 91, 1-40.

Roberts, M. E., Stewart, B. M., Tingley, D., Lucas, C., Leder-Luis, J., Gadarian, S. K., ... & Rand, D. G. (2014). Structural topic models for open-ended survey responses. *American journal of political science*, 58(4), 1064-1082.

Scott, J., & Baldridge, J. (2013, April). A recursive estimate for the predictive likelihood in a topic model. In *Artificial Intelligence and Statistics* (pp. 527-535). PMLR.

Sony, M., Antony, J., & Douglas, J. A. (2020). Essential ingredients for the implementation of Quality 4.0: a narrative review of literature and future directions for research. *The TQM Journal*.

Tirunillai, S., & Tellis, G. J. (2014). Mining marketing meaning from online chatter: Strategic brand analysis of big data using latent dirichlet allocation. *Journal of marketing research*, 51(4), 463-479.

Tirunillai, S., & Tellis, G. J. (2012). Does chatter really matter? Dynamics of user-generated content and stock performance. *Marketing Science*, 31(2), 198-215.

Wallach, H., Mimno, D., & McCallum, A. (2009). Rethinking LDA: Why priors matter. *Advances in neural information processing systems*, 22.

Wang, C. H. (2013). Incorporating customer satisfaction into the decision-making process of product configuration: a fuzzy Kano perspective. *International Journal of Production Research*, 51(22), 6651-6662.

Zaki, M., & McColl-Kennedy, J. R. (2020). Text mining analysis roadmap (TMAR) for service research. *Journal of Services Marketing*, 34(1), 30-47.

Zhang, K. Z. K., S. J. Zhao, C. M. K. Cheung, and M. K. O. Lee. 2014. Examining the influence of online reviews on consumers' decision-making: A heuristic–systematic model. *Decision Support Systems*

Zhou, Q., & He, L. (2019). Research on customer satisfaction evaluation method for individualized customized products. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 104(9), 3229-3238.

SITOGRAFIA:

<https://www.infonotizia.it/il-modello-di-kano-la-classificazione-degli-attributi-per-la-soddisfazione-del-cliente/>

<https://www.pocket-lint.com/it-it/app/notizie/uber/139559-cose-uber-e-come-funziona>

<https://it.surveymonkey.com/mp/presenting-your-rating-scales-numbered-versus-worded-lists/>

<https://www.domoticafull.it/amazon-alexa-cosa-e-come-funziona/>

https://s3-eu-west-1.amazonaws.com/scienze-public/attachments/files/000/003/268/original/Concetto_di_qualità_.pdf?1526911914