



**Politecnico
di Torino**

Politecnico di Torino

Corso di Laurea in Ingegneria Gestionale

Tesi di Laurea Magistrale

A. A. 2023/2024

Digital VOC e Quality Tracking: Applicazione e Valutazione della Functional Data Analysis

Relatori:

Barravecchia Federico

Mastrogiacomo Luca

Candidati:

Paternostro Marco S304678

Sommario

Indice delle figure	3
Indice delle tabelle	5
Premessa	6
Capitolo 1. Concetti Introduttivi	9
1.1 La Customer Satisfaction (CS) e la Customer Retention (CR)	9
1.2 La Voice of the Customer (VoC)	10
1.3 Il Quality Tracking	11
1.4 User-Generated Contents (UGC)	12
1.5 Topic Models	13
Capitolo 2. Metodologia	18
2.1 Estrazione e preparazione del database	19
2.2 Pre-processing	19
2.3 Structural Topic Model (STM)	20
2.3.1 Scelta del Numero Ideale di Topic	24
2.3.2 Etichettatura dei Topic	26
2.3.3 Verifica dei dati	27
2.4 Analisi dei Risultati	30
2.4.1 Functional Data Analysis (FDA)	30
2.4.2. B-spline	32
Capitolo 3. Caso studio: AirPods	37
3.1 Estrazione del set di dati	37
3.2 Applicazione della Structural Topic Model (STM)	38
3.2.1 Scelta del numero di ottimale di topic	38
3.2.2 Labelling	41
3.2.3 Validazione dei dati	46
3.3 Applicazione della Functional Data Analysis (FDA)	47

3.3.1 Selezione dei dati per l'analisi temporale	47
3.3.2 Analisi dell'indice IMTP	50
3.3.3 Analisi dell'indice MRP.....	57
3.3.4 Smoothing dei dati ottenuti con il calcolo dell'indice IMTP	61
3.3.5 Creazione di Limiti di Controllo	62
3.4 Analisi dei Risultati	62
3.4.1 Interpretazione dei Grafici ottenuti	63
Capitolo 4. Conclusioni	94
Allegati.....	97
Codice R: STM	97
Codice R: Grafici per la FDA	98
Bibliografia	100

Indice delle figure

Figura 1 – Esempio del funzionamento della LDA (Blei, 2012)	15
Figura 2 - Funzionamento algoritmo topic modelling (Barravecchia et al., 2023)	16
Figura 3 - Fasi del Topic Modelling.....	18
Figura 4 - Schema rappresentativo del modello STM (Sheng et al., 2023)	21
Figura 5 – Esempio Matrice Theta	22
Figura 6 – Esempio Matrice Beta	22
Figura 7 – Principali contenuti STM (Sheng et al., 2023)	24
Figura 8 - Grafici per la scelta del valore di K ottimale	26
Figura 9 - Indici per la validazione dei dati (Barravecchia et al., 2021)	29
Figura 10 - Valori ottimali degli indici per la validazione dei dati (Barravecchia et al., 2021).....	30
Figura 11 - Esempio funzione di smoothing.....	31
Figura 12 – Funzioni di base di B-spline di grado zero.....	35
Figura 13 - Funzioni di base di B-spline di primo grado	34
Figura 14 - Funzioni di base di B-spline di secondo grado	35
Figura 15 - Esempio di B-spline.	35
Figura 16 - Funzioni di base di B-spline create con R	36
Figura 17 - Foto rappresentativa del prodotto	37
Figura 18 – Grafico rappresentativo del Held-out likelihood	39
Figura 19 - Grafico rappresentativo dell'Exclusivity	40
Figura 20 - Grafico rappresentativo della Semantic Coherence	40
Figura 21 - Grafico rappresentativo del Residual.....	41
Figura 22 - Grafico rappresentativo del numero di recensioni analizzate per ogni mese.....	49
Figura 23 - Grafico della topical prevalence totale per ogni topic analizzato.....	49
Figura 24 - Grafico del numero di recensioni associate ad ogni livello di rating.....	50
Figura 25 - Grafici dei topic con IMTP stazionario	54
Figura 26 - Grafici dei topic con IMTP crescente.....	55
Figura 27 - Grafici dei topic con IMTP decrescente.....	56
Figura 28 - Grafici dei topic con livello di soddisfazione negativo	58
Figura 29 - Grafici dei topic con livello di soddisfazione crescente.....	59
Figura 30 - Grafici dei topic con livello di soddisfazione stazionaria	60
Figura 31 - Grafici derivanti dall'analisi del topic 1	64
Figura 32 - Profili MRP di febbraio e marzo del topic 1	65

Figura 33 - Grafici derivanti dall'analisi del topic 2	66
Figura 34 - Profilo MRP di aprile del topic 2	67
Figura 35 - Grafici derivanti dall'analisi del topic 3	68
Figura 36 - Grafici derivanti dall'analisi del topic 4	69
Figura 37 - Profilo MRP di aprile del topic 4	70
Figura 38 - Grafici derivanti dall'analisi del topic 5	71
Figura 39 - Profilo MRP di aprile del topic 5	72
Figura 40 - Grafici derivanti dall'analisi del topic 6	73
Figura 41 - Grafici derivanti dall'analisi del topic 7	74
Figura 42 - Grafici derivanti dall'analisi del topic 8	75
Figura 43 - Profilo MRP di aprile del topic 8	76
Figura 44 - Grafici derivanti dall'analisi del topic 9	77
Figura 45 - Grafici derivanti dall'analisi del topic 10	78
Figura 46 - Grafici derivanti dall'analisi del topic 11	79
Figura 47 - Grafici derivanti dall'analisi del topic 12	80
Figura 48 - Profilo MRP di aprile del topic 12	81
Figura 49 - Grafici derivanti dall'analisi del topic 13	82
Figura 50 - Profilo MRP di aprile del topic 13	83
Figura 51 - Grafici derivanti dall'analisi del topic 14	84
Figura 52 - Grafici derivanti dall'analisi del topic 15	85
Figura 53 - Profilo MRP di aprile del topic 15	86
Figura 54 - Grafici derivanti dall'analisi del topic 16	87
Figura 55 - Profilo MRP di gennaio del topic 16	88
Figura 56 - Grafici derivanti dall'analisi del topic 17	89
Figura 57 - Profilo MRP del topic 17	90
Figura 58 - Grafici derivanti dall'analisi del topic 18	91
Figura 59 - Profilo MRP di marzo del topic 18	92
Figura 60 - Grafici derivanti dall'analisi del topic 19	93

Indice delle tabelle

Tabella 1 - Risultato della fase di Labelling	42
Tabella 2 - Dati ottenuti tramite la validazione dei dati	47
Tabella 3 - Tabella riassuntiva del contenuto dei database.....	48

Premessa

In un ambiente aziendale in continua evoluzione, contraddistinto da una costante ricerca di miglioramento e innovazione, un elemento fondamentale per il successo e la sopravvivenza delle imprese è comprendere le esigenze, le opinioni e le esperienze dei clienti. Con l'ascesa delle tecnologie digitali è aumentata la disponibilità di informazioni, consentendo alle aziende di accedere a diversi dati provenienti dalle interazioni dei clienti con i loro prodotti e servizi, come ad esempio feedback online e recensioni sui social. Questo tipo di informazioni, conosciuto come digital Voice of the Customer, permettono di avere una vasta conoscenza essenziale per poter migliorare la qualità dei prodotti o dei servizi offerti e soddisfare le esigenze del cliente, se analizzata e interpretata in modo corretto.

La presente tesi, intitolata "Digital VOC e Quality Tracking: Applicazione e Valutazione della Functional Data Analysis", punta ad esaminare come la Functional Data Analysis possa essere utilizzata per analizzare grandi quantità di dati testuali, emessi nel tempo dai clienti sotto forma di recensioni online, e valutare l'efficacia di questa metodologia nel tracciare l'andamento nel tempo delle determinanti di qualità. In altre parole, questo approccio potrebbe consentire alle aziende di identificare tempestivamente eventuali tendenze significative, stagionalità o anomalie e di intervenire prontamente per migliorare le determinanti di qualità dei propri prodotti e servizi.

Dal punto di vista teorico, l'intento è quello di andare ad analizzare il problema del Quality Tracking in un'ottica digitale, esaminando le principali tematiche e opportunità associate alla misurazione e al monitoraggio della qualità dei prodotti e dei servizi. Inizialmente, verranno fornite al lettore le principali nozioni basilari per la comprensione del documento, tra cui i concetti di soddisfazione e fidelizzazione del cliente, l'importanza di ciò che il cliente pensa del prodotto o servizio e le possibili tecniche per estrarre e controllare i dati prelevabili dai clienti stessi. In altre parole, ci si propone di individuare e valutare i potenziali strumenti disponibili per il Quality Tracking, soprattutto per quanto riguarda i contenuti digitali generati dai clienti stessi, ovvero gli User-Generated Contents. Nel caso specifico di questa tesi, gli UGC esaminati riguardano il contenuto delle recensioni testuali, generato dai clienti di un predeterminato prodotto o servizio, disponibili presso siti di e-commerce, social media e aggregatori di recensioni.

In seguito, verranno visionate le procedure relative alle fasi della Structural Topic Models, l'algoritmo utilizzato per l'applicazione del topic model, che permettono di ottenere

informazioni riguardanti le determinanti di qualità più discusse nelle recensioni di un prodotto, partendo proprio da un database costituito dagli UGC.

Infine, verrà introdotta la Functional Data Analysis, una tecnica statistica innovativa che trasforma le informazioni sui dati in funzioni continue, grazie a delle funzioni di smoothing, permettendo una rappresentazione più dinamica dei fenomeni temporali e una migliore identificazione delle tendenze e dei pattern nascosti.

Dal punto di vista pratico, l'obiettivo è quello di condurre un'analisi empirica mirata a valutare l'efficacia dell'Functional Data Analysis per fare Quality Tracking, partendo da informazioni prelevate dalla digital Voice of the Customer. A tal fine, si prevede di scaricare e analizzare un ampio database di recensioni online, utilizzando strumenti di web-scraping, relativo a un singolo prodotto predefinito: gli AirPods della Apple Inc.. Questo database conterrà una vasta gamma di informazioni, tra cui il contenuto testuale delle recensioni, dati temporali, valutazioni assegnate dai clienti, fonti e autori, che possa quindi consentire a sviluppare un'analisi approfondita delle determinanti di qualità e delle loro variazioni nel tempo.

Attraverso l'applicazione dell'algoritmo STM verranno esposti i risultati del Topic Model, fase per fase, con l'obiettivo di identificare i principali argomenti discussi nelle recensioni per comprendere meglio le aspettative, le necessità e le preferenze dei clienti. Le fasi in questione riguardano principalmente la scelta del numero ottimale di topic da analizzare, il labelling dei topic risultanti, ovvero assegnare un'etichetta, per ogni topic, che abbia un nome coerente con le parole contenute in esso, e la verifica dei dati tramite indici predefiniti.

In seguito, verranno selezionate le recensioni dal database partendo da dicembre del 2022 fino a novembre del 2023, in modo tale da analizzare l'andamento delle determinanti di qualità nell'ultimo intervallo annuale disponibile al momento dell'analisi. Grazie al livello di topical prevalence associato ad ogni recensione per ogni topic, calcolato con l'algoritmo STM, sarà possibile ricavare due indici che permetteranno di trarre più agevolmente conclusioni sull'andamento della discussione: l'Interval Mean Topical Prevalence (IMTP) e la Mean Rating Proportion (MRP).

Successivamente, si utilizzerà la metodologia della Functional Data Analysis per tracciare l'andamento nel tempo di queste determinanti di qualità, in modo tale da poter individuare eventuali pattern e variazioni significative. La FDA, come precedentemente detto, richiede l'utilizzo di una funzione di smoothing che permetta di trasformare questi dati in funzioni

continue. Per effettuare questo lavoro verrà applicata la funzione di B-spline sulla base dei dati calcolati con l'indice IMTP.

La scelta del prodotto da esaminare è ricaduta sulle cuffie bluetooth della Apple Inc., ovvero gli AirPods. Questa scelta è dovuta alla popolarità e alla rilevanza di questo prodotto nel mercato tecnologico, che si traduce in una grande disponibilità di dati facilmente accessibili da poter analizzare.

La struttura della tesi è costituita da quattro capitoli:

- *Capitolo 1:* in questo capitolo vengono esposti i principali concetti legati alla qualità e l'importanza dei dati relativi alla valutazione della soddisfazione dei clienti. Nel dettaglio si andranno a descrivere i significati e le relazioni della Customer Satisfaction (CS) e la Customer Retention (CR). Verranno messe in luce la significatività della Voice of the Customer e il funzionamento del Quality Tracking, ponendo particolare attenzione all'estrazione di dati testuali a partire dagli User Generated Contents attraverso la tecnica dei Topic Models;
- *Capitolo 2:* il secondo capitolo descrive la metodologia utilizzata per lo sviluppo della tesi. Inizialmente viene spiegata la tecnica adoperata per l'estrazione dei dati, con software per il Web scraping, per la preparazione del database. In seguito, si pone particolare attenzione alle varie fasi per eseguire un topic modelling attraverso l'algoritmo STM (Structural Topic Model), partendo dalla spiegazione della scelta del numero ideale di topic da analizzare e la loro etichettatura e arrivando alla validazione dei dati ottenuti. Infine, viene esposta la metodologia per effettuare la Functional Data Analysis (FDA), ponendo particolare attenzione alla funzione B-spline;
- *Capitolo 3:* questo capitolo racchiude il caso studio e presenta i risultati dell'analisi. Inizialmente viene introdotto il prodotto scelto per l'analisi, gli AirPods, e come sono state recuperate le recensioni che andranno a formare il database di partenza. In seguito, vengono esposti il procedimento e i risultati ottenuti tramite l'applicazione delle fasi della Structural Topic Model e della Functional Data Analysis. Ponendo particolare attenzione ai grafici e ai commenti sulle determinanti di qualità, estrapolate con il Topic Model, ottenuti tramite il calcolo di determinati indici come l'Interval Mean Topical Prevalence (IMTP) e la Mean Rating Proportion (MRP). Per quanto riguarda la FDA, è stato effettuato uno smoothing dei dati, utilizzando la funzione di B-spline, partendo dai valori dell'IMTP;
- *Capitolo 4:* il capitolo finale illustra le conclusioni principali derivate dall'analisi del lavoro svolto in questo documento e vengono suggeriti dei possibili sviluppi futuri legati allo studio.

Capitolo 1. Concetti Introduttivi

1.1 La Customer Satisfaction (CS) e la Customer Retention (CR)

Quando si parla di Customer Satisfaction (CS) si intende “il divario tra le aspettative del cliente e la percezione del cliente del prodotto o servizio fornito dall’organizzazione e degli aspetti relativi all’organizzazione stessa” (International Organization for Standardization, 2015). I fornitori di prodotti o servizi puntano a sviluppare competenze avanzate nella creazione di soddisfazione dei clienti, questo perché la CS si è dimostrata fondamentale per avere il successo nel mercato competitivo e per sviluppare una relazione solida con i clienti (Barravecchia et al., 2022). Per ottenere e mantenere la soddisfazione dei clienti ad alti livelli è necessario indagare e capire le esigenze e le necessità richieste dal mercato, in modo tale da poter intervenire dove e quando è necessario (Wang 2013; Jiang et al. 2019; Zhou e He 2019; Barravecchia et al., 2020).

La Customer Satisfaction può essere definita in diversi modi, ma tutte le definizioni hanno in comune i seguenti elementi fondamentali. Si tratta di una risposta, emozionale o cognitiva, che si verifica in determinati momenti, come dopo un acquisto o una decisione, e può essere influenzata da diversi fattori, tra cui le aspettative del cliente, le caratteristiche del prodotto e l'esperienza complessiva (Barravecchia et al., 2022)."

Se i clienti sono soddisfatti dei prodotti o servizi, sono più propensi a continuare ad affidarsi all’azienda col passare del tempo, infatti, un’ottima soddisfazione della clientela può portare ad un aumento della fidelizzazione del cliente. Con il termine “Customer Retention” (CR) si intende proprio il mantenimento dei clienti esistenti e la capacità dell’azienda a farli tornare per acquisti futuri. Numerose ricerche hanno analizzato e supportato una relazione positiva tra CS e CR, ad esempio, Bolton ha scoperto che la durata di una relazione tra cliente e un fornitore è più lunga quando il cliente è soddisfatto (Bolton, 1998). Per quanto riguarda i siti web online, la soddisfazione ha un impatto maggiore sulla fedeltà perché il mezzo online offre una disponibilità 24/7 e facilita gli ordini futuri dando la possibilità di memorizzare dati e preferenze (Shankar et al., 2003).

Tuttavia, la Customer Retention non è automaticamente un risultato della soddisfazione della Customer Satisfaction. Questo perché un cliente può essere fidelizzato anche con una soddisfazione moderata quando si è in presenza di poche alternative, oppure può risultare

soddisfatto ma non necessariamente fedele quando si è in presenza di molte altre opzioni disponibili (Shankar et al, 2003).

1.2 La Voice of the Customer (VoC)

Le aziende, per sapere dove poter intervenire per portare migliorie al proprio prodotto o servizio offerto, devono avere a disposizione delle raccolte di dati che siano il riflesso di ciò che il cliente pensa del bene da loro erogato. Con il termine “Voice of the Customer” (VoC), voce del cliente, si intendono tutti i feedback sull’esperienza del cliente riguardo ad un prodotto o un servizio. Ascoltare la VoC è essenziale per le aziende per riuscire ad anticipare in modo corretto le possibili future esigenze dei propri clienti; per farlo Griffin e Hauser hanno indicato un processo suddiviso in quattro fasi: 1. Identificazione delle esigenze del cliente; 2. Organizzare le esigenze del cliente; 3. Misurare o stimare i differenti gradi di importanza di ogni esigenza per stabilire delle priorità; 4. Applicare i risultati per soddisfare il cliente (Griffin & Hauser, 1991).

Wang e Tsang, nel loro articolo, hanno individuato le necessità principali che possono essere identificate tramite la VoC (Wang & Tseng, 2011):

- *Esplícite*: sono le esigenze esplicitamente espresse dal cliente;
- *Implicite*: sono le necessità che il cliente non esprime direttamente ma che comunque necessita, perché rappresentano caratteristiche intrinseche del prodotto o servizio utilizzato;
- *Latenti*: sono le esigenze non individuabili perché il cliente ancora non riconosce di possederle, che però rappresentano uno dei fattori principali per il successo del servizio erogato.

Esistono diverse tecniche di raccolta di VoC. Le tecniche tradizionali più utilizzate sono (Freeman & Radziwill, 2018; Barravecchia et al., 2022):

- *Sondaggi*: questa tecnica utilizza domande predefinite da sottoporre ai clienti. I sondaggi possono essere eseguiti di persona, con chiamate, attraverso siti web o video;
- *Benchmarking*: è una pratica cui le organizzazioni studiano come le altre organizzazioni, leader del mercato, soddisfano le esigenze dei loro clienti;
- *Gemba Visits*: sono delle vere e proprie passeggiate sul posto di lavoro, nelle quali vengono osservati direttamente i lavoratori e l’ambiente circostante per capire se sono presenti eventuali problematiche e lamenti;

- *Focus Group*: permettono ai ricercatori di entrare in diretto contatto con i clienti e passare del tempo insieme in modo tale da somministrargli domande sul prodotto/servizio ed effettuare delle sessioni di brainstorming;
- *Metodo Delphi*: è una tecnica per intervistare degli esperti in determinate materie attraverso molteplici questionari fino ad arrivare a risposte convergenti tra loro;
- *Warranty data*: sono i dati raccolti durante il periodo di garanzia del prodotto/servizio per analizzare eventuali guasti, malfunzionamenti e le cause di insoddisfazione dei clienti.

La digital VoC è costituita da tutte le informazioni rilasciate dai clienti attraverso il web e i dati in questione si presentano in diverse forme (testo, audio, foto, video). Può essere considerata una modalità di raccolta più innovativa che rende possibile capire le necessità e i feedback del cliente in modo più attendibile e sicuro rispetto ai metodi tradizionali (Allen et al., 2018; Bi et al., 2019; Zhan et al., 2009).

1.3 Il Quality Tracking

Per tenere traccia dell'evoluzione della percezione del cliente, sono state implementate strategie diverse per assicurare che la qualità possa essere costantemente mantenuta, che le anomalie e le criticità possano essere individuate e che vengano scoperte le potenziali aree da migliorare (Barravecchia et al., 2022). Esistono tre diversi approcci (Bandaru et al., 2015):

- *La valutazione post-vendita*: valutazione della soddisfazione subito dopo la consegna del prodotto;
- *Indagini periodiche sulla soddisfazione*: forniscono una visione occasionale delle percezioni dei clienti;
- *Monitoraggio costante nel tempo della soddisfazione*: simile alla valutazione post-vendita ma perpetuata nel tempo.

Le relativi principali debolezze sono rappresentate dal fatto di essere costose in termini di tempo e risorse, possono raggiungere solo un numero limitato di persone e i clienti potrebbero trovarle in qualche modo intrusive (Barravecchia et al., 2023).

Gli approcci che servono a monitorare costantemente la soddisfazione nel tempo costituiscono le tecniche di Quality Tracking. Il Quality Tracking, infatti, è il processo tramite cui le aziende tengono sotto controllo la qualità dei loro prodotti o servizi nel tempo.

Per la progettazione di uno schema atto a monitorare la qualità della digital VoC si deve tener conto dei seguenti quattro aspetti (Barravecchia et al., 2023):

- *La finestra temporale*: ovvero stabilire il periodo di tempo durante il quale si vuole tener traccia della digital VoC;
- *L'analisi dei nuovi dati*: gli analisti devono decidere come gestire i nuovi dati, frutto del costante aggiornamento e reperiti regolarmente dai nuovi feedback;
- *Il periodo di campionamento*: ovvero la frequenza secondo la quale i dati della VoC dovrebbero essere raccolti per monitorare un campione;
- *Lo schema di monitoraggio*: è necessario capire se progettare uno strumento che monitori nel tempo sempre lo stesso campione (Quality Tracking orizzontale) o diversi (Quality Tracking verticale).

Per quanto riguarda lo schema di monitoraggio, la scelta tra Quality Tracking verticale o orizzontale adottare dipende dal tipo di VoC che si andrà ad analizzare, ma se i dati sono rilasciati liberamente dai clienti, visto che non è possibile controllare la composizione del campione nel tempo, conviene utilizzare uno schema ibrido (Barravecchia et al., 2023; Ahire & Dreyfus, 2000; Franceschini, 2002; Sarkar & Rajagopalan, 2018).

1.4 User-Generated Contents (UGC)

Inizialmente il Quality Tracking si basava sulla raccolta delle VoC tradizionali, ma con l'ascesa di internet, il web ha aperto la strada a nuovi metodi di raccolta per tener traccia della percezione dei clienti. Secondo l'International Data Corporation (IDC), entro il 2025 ci saranno 175 Zettabytes di dati nel mondo, con una percentuale significativa di informazioni rilevanti per il business (Reinsel, Gantz e Rydning 2018; Mastrogiacomo et al., 2021). Una parte di questi dati sono lasciati spontaneamente su internet dai clienti e permettono alle aziende di avere informazioni più spontanee e precise sulla percezione del prodotto o servizio.

Con il termine User-Generated Contents, abbreviato UGC, si intendono tutti i contenuti digitali che vengono creati e condivisi dagli stessi utenti su piattaforme online. L'Organizzazione per la cooperazione e lo sviluppo economico (OECD in inglese o OCSE in italiano) nel 2001 li ha definiti come "opere creative pubblicate su siti web accessibili al pubblico e create senza un collegamento diretto al profitto monetario o all'interesse commerciale".

Le recensioni rilasciate dai clienti su siti di e-commerce, social media o altri aggregatori di recensioni online, possono essere considerate una delle forme più diffuse e significative di UGC. Questi contenuti risultano essere utili sia per i clienti che per le aziende, perché entrambe le due categorie possono utilizzarli come mezzo per prendere coscienza dei punti di forza e delle possibili debolezze legate al prodotto o servizio recensito. Le aziende hanno quindi interesse ad avere a propria disposizione tali contenuti, per poter eventualmente intervenire sulle determinanti di qualità più problematiche e di consolidare quelle che rappresentano dei punti di forza. Molte aziende, infatti, hanno iniziato a promuovere il rilascio dei contenuti in questione da parte dei clienti, utilizzando sistemi che possano garantire ai recensori premi, sconti e/o incentivi (Guo, Barnes e Jia, 2017). I clienti invece possono usufruirne per capire se il prodotto o servizio possa corrispondere alle loro esigenze. Ciò si traduce in un interesse da parte delle aziende ad avere delle recensioni positive legate al servizio da loro rilasciato, in modo tale che esse stesse possano influenzare una maggior parte di futuri clienti all'acquisto (Tirunillai e Tellis, 2012).

In particolare, è stato evidenziato che l'acquisto è influenzato da: la quantità di recensioni disponibili; la qualità delle recensioni; l'efficacia nel fornire informazioni e persuadere; la fiducia che si ha nella fonte delle recensioni e della piattaforma in cui sono pubblicate (Park, Lee e Han 2007; Lee, Park e Han 2008; Zhang et al. 2014).

Gli UGC sono diventati quindi dei contenuti fondamentali al giorno d'oggi ma la loro raccolta potrebbe risultare un problema e generare l'effetto opposto a quello desiderato se non viene effettuata in maniera appropriata.

1.5 Topic Models

Gli User-Generated Contents presentano l'inconveniente di non possedere dati strutturati, ovvero non riportano informazioni in un formato predefinito, organizzato e facilmente interpretabile da un elaboratore (Joung et al., 2019). Ad esempio, dei dati non strutturati possono essere immagini, video e documenti di testo, mentre dei dati strutturati potrebbero essere fogli di calcolo e database ben strutturati.

Nel presente documento verrà analizzato il contenuto delle recensioni scritte dagli utilizzatori di un prodotto predefinito. Le recensioni testuali rappresentano un esempio di dati non strutturati, per poterle analizzare bisogna ricorrere all'utilizzo di strumenti di text mining.

Il text mining è una disciplina informatica incentrata sull'estrazione di questa tipologia di dati attraverso tecniche che utilizzano algoritmi e modelli statistici che aiutano a comprendere e ad analizzare il contenuto di documenti testuali.

I Topic Models rappresentano una delle tecniche più usate per fare text mining. Il topic modelling è uno strumento di analisi non supervisionato di algoritmi di machine-learning che ha lo scopo di individuare argomenti latenti presenti in una raccolta di documenti non strutturati (Müller et al. 2016). Gli algoritmi in questione identificano un insieme di topic che descrivono i documenti di testo, associando un insieme di parole chiave a ciascun argomento, in seguito analizzano il rapporto tra ogni topic individuato e il livello di discussione che ha in ogni documento (Blei, Ng e Jordan 2003).

Per fare un esempio sul funzionamento di questa tecnica, prendiamo una recensione casuale fatta da un ipotetico acquirente di un telefono:

“Ottimo dispositivo! Peccato per le sue dimensioni troppo grandi che compromettono la sua maneggevolezza”

In questo caso il topic model potrebbe riconoscere come topic da analizzare la praticità di utilizzo del telefono, che potrebbe avere tra le parole chiave: “grande”, “dimensione” e “maneggevolezza”.

I topic models, quindi, aiutano a individuare le possibili determinanti di qualità di un prodotto percepite e discusse dai clienti. Sono uno strumento potente, in grado di poter far comprendere ad una azienda dove intervenire per migliorare l'esperienza del cliente. Il ragionamento che risiede alla base di questa tecnica è che ciascuna recensione sia costituita da più argomenti, comuni a tutte le recensioni, ma in proporzione differente (Barravecchia et al., 2022).

Nel 2003, nell'articolo “Latent Dirichlet Allocation” pubblicato sul “Journal of Machine Learning Research”, i professori David Blei, Andrew Ng e Micheal Jordan hanno sviluppato e proposto la Latent Dirichlet Allocation (LDA), uno degli algoritmi più semplici per eseguire i topic models (Blei et al., 2003). Il loro obiettivo era quello di capire se un computer potesse essere addestrato, utilizzando l'apprendimento bayesiano, per rilevare gli argomenti relativi ad un corpus contenente una grande quantità di abstract scientifici. I tre professori hanno inizialmente letto un centinaio di abstract per provare a costruire un algoritmo in grado di separare la biologia dalla chimica, la chimica dalle neuroscienze e così via.

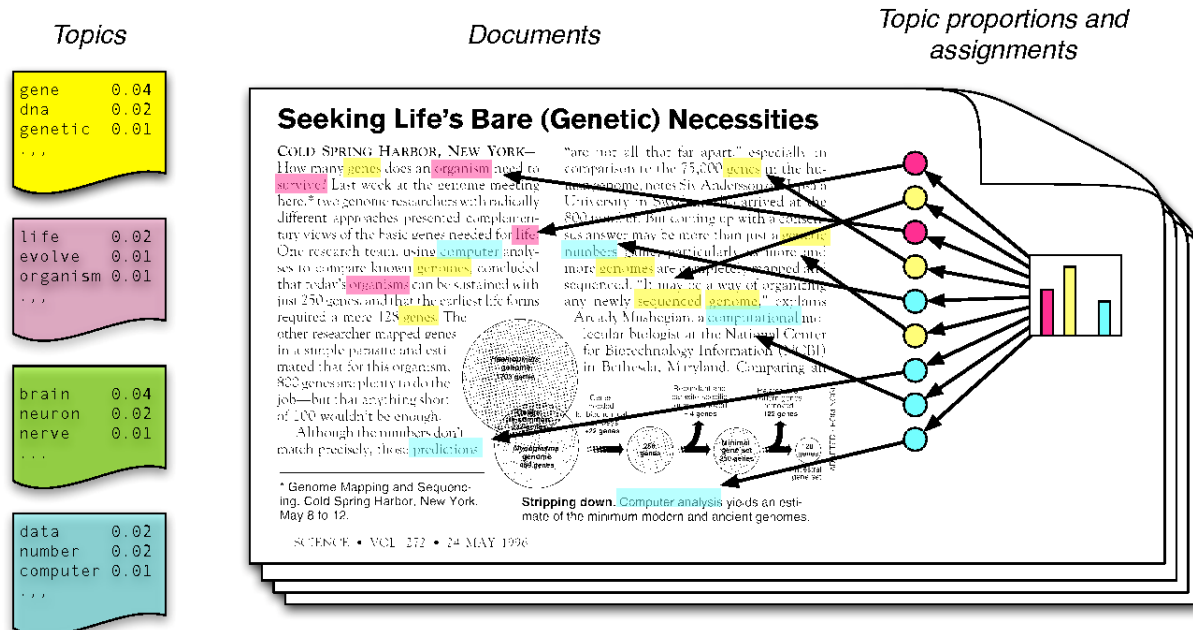


FIGURA 1 – ESEMPIO DEL FUNZIONAMENTO DELLA LDA (BLEI, 2012)

La figura 1 mostra uno schema rappresentativo del funzionamento della LDA per il topic modelling di un articolo reale utilizzato per lo sviluppo del modello da Blei, Ng e Jordan.

Una prima difficoltà relativa al modello è che non fornisce il numero esatto di argomenti presenti ma deve essere un parametro da settare in fase iniziale. In questo caso viene supposta la presenza di quattro argomenti, raffigurati nella figura 1 a sinistra con i colori giallo, rosa, verde e azzurro, contenenti alcune parole chiave associate agli argomenti. Il modello non fornisce un nome specifico legato ad ogni topic che possa permettere una comprensione facilitata e ciò rappresenta il secondo ostacolo.

Blei e i suoi colleghi hanno compreso che relegare un documento ad un singolo topic risulta una forzatura, la quale potrebbe far perdere molte informazioni, quindi, hanno sviluppato il modello in modo tale da tener traccia dei diversi mix di argomenti presenti. Dall'istogramma presente a destra nella figura 1, si nota come nel modello si tenga conto di questa caratteristica mostrando la distribuzione di probabilità associata a ciascun argomento presente nel testo. L'articolo nell'esempio tratta quindi, in ordine decrescente, i topic di colore giallo, rosa e azzurro, rinominati in seguito nell'articolo con le rispettive etichette: "Genetics", "Evolution" e "Computers" (Blei, 2012).

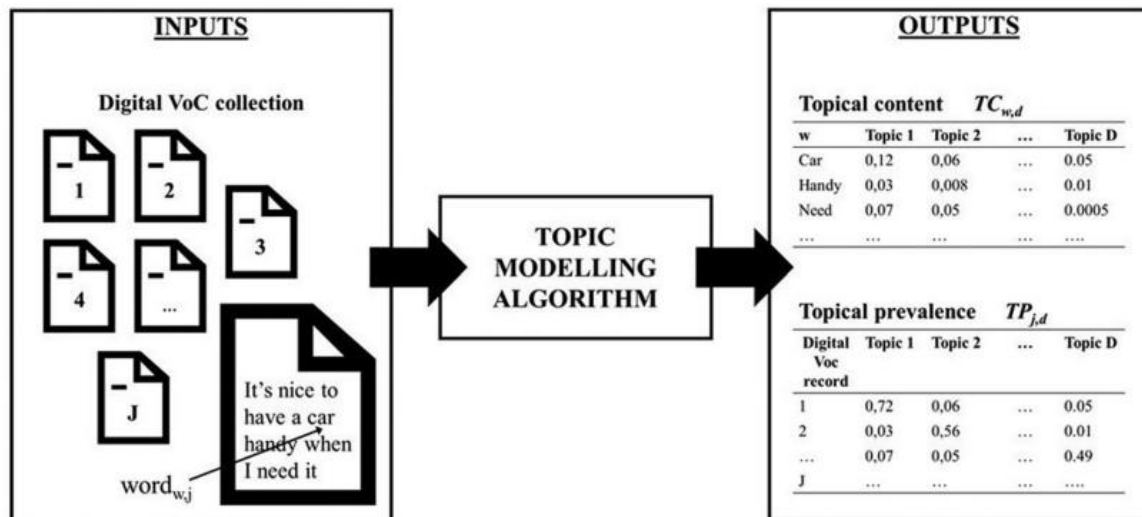


FIGURA 2 - FUNZIONAMENTO ALGORITMO TOPIC MODELLING (BARRAVECCHIA ET AL., 2023)

La figura 2 (Barravecchia et al., 2023) mostra una rappresentazione grafica relativa al funzionamento generale di un algoritmo di topic modelling. Partendo da una vasta raccolta di digital VoC, l'algoritmo affronta i seguenti problemi (Blei et al., 2003):

- Individuare un insieme di argomenti che rappresentano i corpus;
- Associare un insieme di parole chiave ad ogni argomento;
- Definisce la distribuzione di ogni argomento all'interno di ogni singolo VoC record.

Dove:

- w : rappresenta le parole chiave del vocabolario relative alla digital VoC;
- d : rappresenta i topic identificati dall'algoritmo
- $TC_{j,d}$: rappresenta la topical content;
- $TP_{j,d}$: rappresenta la topical prevalence;
- j : rappresenta il numero della digital VoC analizzata;

Per topical content si intende l'insieme delle determinanti latenti di qualità dell'oggetto analizzato, questo aspetto del modello consente di comprendere quali parole o concetti sono frequentemente associate ad un determinato argomento e permette di identificare le parole chiave per ciascun argomento analizzato.

Per topical prevalence si intende la distribuzione multinomiale di probabilità associata ad ogni documento, essa indica con che probabilità le determinanti vengono discusse all'interno del documento.

In questa tesi verrà utilizzato l'algoritmo denominato "Structural Topic Model" (STM), che può essere considerato un'estensione della LDA (Roberts et al., 2014), analizzato nella sezione seguente.

Capitolo 2. Metodologia

La metodologia utilizzata per l'analisi richiama il metodo d'indagine sviluppato da Barravecchia, Mastrogiacomo e Franceschini. In questi articoli gli autori propongono un procedimento per identificare e analizzare le determinanti di qualità di un prodotto studiando un ampio database di User-Generated Contents (UGC) (Barravecchia et al., 2020; Barravecchia et al., 2021).

Le diverse fasi dell'indagine sono spiegate dal flowchart rappresentato in figura 3. L'intento di questo processo è quello di andare a identificare le possibili determinanti di qualità tramite l'analisi del contenuto testuale di recensioni scritte spontaneamente dagli acquirenti o possessori del prodotto in questione. Il motivo per cui sono state scelti gli UGC è perché se un argomento risulta essere frequentemente discusso questo probabilmente rappresenterà una componente importante per i clienti, relativa alla qualità del prodotto.



FIGURA 3 - FASI DEL TOPIC MODELLING

2.1 Estrazione e preparazione del database

La prima fase consiste nel collezionare dei UGC attraverso aggregatori di recensioni. Questi aggregatori di recensioni possono essere social media, e-commerce e motori di ricerca. Per collezionare tali dati è possibile ricorrere a tre tecniche di data scraping. La prima è la “Screen scraping” che consiste nel catturare le schermate prodotte da un programma, la seconda è la “Report mining” che consiste nell’estrazione di dati e informazioni partendo da dei report e la terza tecnica è il “Web scraping” che consiste nell’importare dati non strutturati delle pagine web, in formato html in dati strutturati e organizzati in database su file locali (Zaki and McColl-Kennedy, 2020). Quest’ultima tecnica è attuabile tramite diversi programmi disponibili online, i principali sono ProWebScraper, Octoparse, API Scraper e ParseHub. Molte piattaforme, come Amazon, Google e Facebook stanno provando a limitare i download di grandi quantità di recensioni ma tramite l’utilizzo di queste applicazioni web è possibile comunque ottenere un discreto set di dati per poter procedere con l’analisi. Con questi strumenti, insieme al contenuto testuale è possibile ottenere anche dati relativi all’autore, alla data, al titolo, al paese di provenienza e al rating associato alla recensione (Mastrogiacomo et al., 2021). Utilizzare fonti diverse aiuta ad avere un database più completo che sia in grado di valutare nella sua completezza diversi tipi di clienti e diversi topic.

Digitalizzare la raccolta della Voice-of-Customer può essere vantaggioso poiché rispetto al metodo tradizionale, che può avvenire tramite interviste, questionari e sondaggi, i dati sono più aggiornati, meno costosi se non gratuiti e hanno volumi più elevati.

2.2 Pre-processing

Il pre-processamento è il secondo passo dell’analisi: ciò consiste nel processare e unificare il contenuto del database scaricato con lo scopo di migliorare l’efficienza dell’algoritmo di topic modelling (Meyer, Hornik, and Feinerer, 2008; Guo, Barnes, and Jia, 2017). Le operazioni comunemente usate per questa fase sono (Meyer, Hornik, and Feinerer, 2008; Tirunillai and Tellis, 2014; Guo, Barnes, and Jia, 2017):

- Convertire il testo in minuscolo per eliminare l’ambiguità con le parole maiuscole;
- Rimuovere la punteggiatura e i numeri visto che non portano informazioni utili per l’analisi;

- Rimuovere preposizioni e congiunzioni (ad esempio: "the", "and", "when", "is", "at", "which", "on", etc.);
- Rimuovere parole con meno di due caratteri o più lunghe di 15;
- Rimuovere parole con bassa frequenza visto che la loro inclusione potrebbe non rappresentare nessun topic specifico e potrebbe destabilizzare i risultati;
- Applicare il processo di “stemming” per ridurre il numero di parole. Lo stemming permette di accumunare le parole più comuni inglesi con la stessa radice che hanno desinenza morfologiche e flessive diverse per semplificare l’analisi (Jivani, 2011) per esempio le parole “likes”, “liked”, “likely” and “liking” vengono trasformate in “like”;
- Rimuovere le parole generalmente non collegate ai contenuti dei topic principali (come: "another", "mean", "problem", "review", "made", "did", "done", etc.);
- Sostituire le combinazioni più comuni di parole con un unico termine (Durrani et al., 2015). Ad esempio, la coppia di parole "customer service" separate, viene unita in un unico termine "customerservice".

2.3 Structural Topic Model (STM)

Come accennato nella sezione 1.1.5., per eseguire il topic modelling è stato scelto l’algoritmo di Structural Topic Model (STM). L’articolo “The Structural Topic Model and Applied Social Science” fornisce una panoramica dettagliata sull’utilizzo dell’algoritmo STM nell’analisi del testo dei documenti. Il modello sviluppato da Margaret Roberts, Brandon Stewart, Dustin Tingley ed Edoardo Airoldi combina ed estende i seguenti modelli: il Correlated topic model (CTM), il Dirichlet-Multinomial Regression (CMR) e lo Sparse Additive Generative topic model (SAGE) (Roberts et al., 2013).

L’aspetto innovativo del STM è che, rispetto ad altri metodi, consente di analizzare non solo il contenuto delle recensioni ma anche quello di altri metadati, come il punteggio del cliente, il nome del cliente, la data, il luogo, il fornitore, ecc. (Mastrogiamico et al., 2021).

Per esempio, se si volessero analizzare i contenuti giornalistici degli ultimi venti anni, si avrebbero alcuni articoli sulla crisi finanziaria del 2008 e altri sulla crisi sanitaria dovuta al COVID-19 del 2020. Il termine “crisi” sarà presente in entrambi i contenuti, ma ovviamente il termine nel 2008 sarà legato alla settore finanziario e alla bolla immobiliare, mentre nel 2020 alla pandemia globale e alle conseguenze sui servizi sanitari. Quindi avere a disposizione i

metadati relativi al tempo, ad esempio, può condizionare il modo in cui le parole vengono raggruppate tra loro.

Nella figura 4 viene rappresentato graficamente il metodo STM. All'interno dei tre rettangoli tratteggiati sono rappresentati i tre sotto modelli con cui è composto l'algoritmo: Topic Prevalence Model, Topic Content Model e Core Language Model.

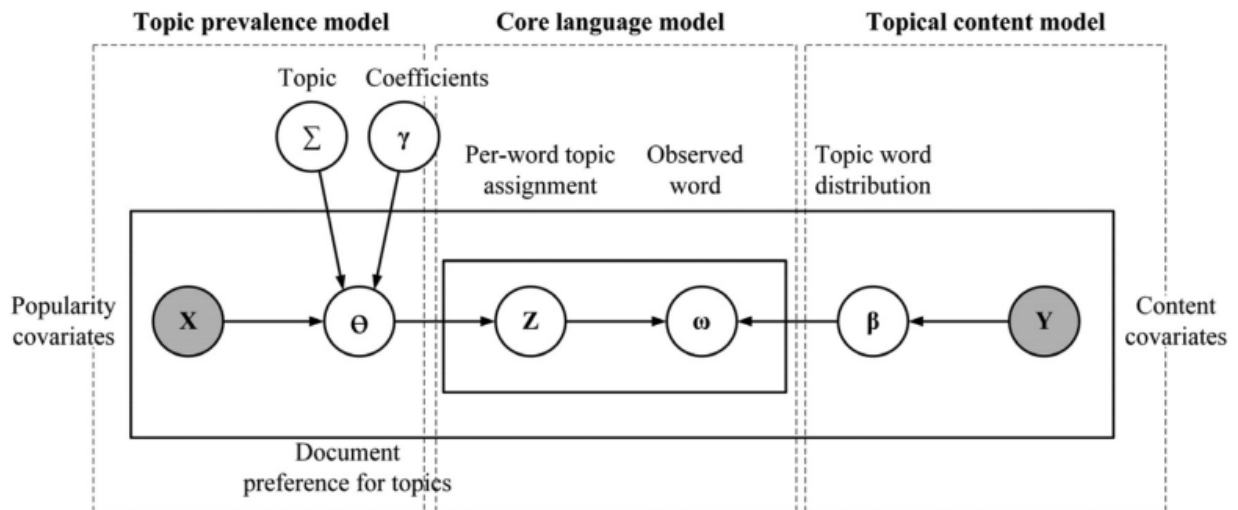


FIGURA 4 - SCHEMA RAPPRESENTATIVO DEL MODELLO STM (SHENG ET AL., 2023)

Per poterli esaminare, bisogna prima introdurre i seguenti elementi:

- d : numero identificativo del documento, con $d \in \{1, 2, \dots, D\}$;
- n : numero di parole con cui il documento può essere definito, con $n \in \{1, 2, \dots, M\}$;
- v : l'indice di tutti i vocaboli che vanno a costruire termini unici nel corpus, con $v \in \{1, 2, \dots, V\}$;
- k : numero identificativo del topic, con $k \in \{1, 2, \dots, K\}$;
- X : matrice Topical Prevalence, con dimensioni $D \times P$, dove con D vengono indicati i documenti del corpus e con P le covariate che influenzano la topical prevalence;
- Y : matrice Topical Content, con dimensioni $D \times A$, dove con A vengono indicate le covariate che influenzano il topical content.

Topical Prevalence Model

Il modello che genera la prevalenza tematica θ , nell'algoritmo STM, parte dal presupposto che la θ_d di ogni documento segua una distribuzione Normale-Logistica e che può quindi essere

rappresentata dalla seguente formula attraverso le covariate del documento X_d , dei topics k e dalla relazione covariata-topic γ :

$$\vec{\theta}_d | X_{dY}, k \sim \text{LogisticNormal}(\mu = X_{dY}, k)$$

La matrice θ viene definita come $D \times K$ e contiene al suo interno la prevalenza tematica $\theta_{d,k}$ del d-esimo documento relativa al k-esimo topic (sommando la prevalenza tematica di un documento per ogni topic si ottiene il valore unitario 1). Nella figura 5 è rappresentato un esempio di questa matrice, sulle righe sono presenti tutti i D documenti analizzati e sulle colonne i K topics.

		Topic 1	Topic 2	...	Topic K	
θ	=	Documento 1	0,07	0,04	...	0
		Documento 2	0	0,03	...	0,15
	
		Documento d	0,01	0,05	...	0,2

FIGURA 5 – ESEMPIO MATRICE THETA

Topical Content Model

Il modello che genera il contenuto tematico β segue la seguente relazione:

$$\beta_{k,v} \propto \exp(m_v + k_v^k + k_v^{\gamma} + k_v^{\gamma,k})$$

dove per m_v si intende la distribuzione Multinomiale delle occorrenze di ciascuna parola. Si può dedurre da questa formula che il contenuto tematico incorpora le quote di deviazione di un topic k_v^k , di deviazione di una covariata k_v^{γ} , e l'interazione topic-covariata $k_v^{\gamma,k}$.

		Topic 1	Topic 2	...	Topic K	
β	=	"albero"	0,07	0,04	...	0
		"adesivo"	0	0,03	...	0,15
	
		"Parola K"	0,01	0,05	...	0,2

FIGURA 6 – ESEMPIO MATRICE BETA

La matrice β viene definita come $V \times K$ e contiene al suo interno i valori della prevalenza tematica β del v-esimo vocabolo all'interno del k-esimo topic (per ogni topic sommando il

contenuto tematico ad esso associato si ottiene il valore unitario 1). Nella figura 6 è rappresentato un esempio di questa matrice, sulle righe sono presenti tutti i V vocaboli che vanno a costruire termini unici e sulle colonne i K topics.

Core Language Model

Il modello che genera le singole parole di un documento combina la prevalenza tematica e il contenuto tematico visti precedentemente. Per ogni parola del documento ($n \in \{1, \dots, N_d\}$), viene assegnato un topic al documento d -esimo per la n -esima parola, in base alla formula seguente:

$$z_{d,n} | \vec{\vartheta}_d \sim \text{Multinomial}(\vec{\vartheta}_d)$$

in base al topic scelto, viene determinata la probabilità di estrazione delle parole per ogni topics ($w_{d,n}$):

$$w_{d,n} | z_{d,n}, \beta_{d,k=z_{d,n}} \sim \text{Multinomial}(\beta_{d,k=z_{d,n}})$$

La figura 7 è una esemplificazione grafica che mostra i principali output che l'algoritmo elabora partendo dal corpus dei documenti e dai metadati, ovvero i topic discussi all'interno dei documenti, la Topical Content (Topic Words Distribution), le parole più utilizzate che costituiscono il topic, e la Topical Prevalence (Proportions of Topics), che indica con che probabilità gli argomenti vengono discussi all'interno di ciascun documento. In aggiunta, i metadati sono introdotti attraverso delle covariate, che possono essere utilizzate per esaminare come i topic cambiano in relazioni a queste variabili.

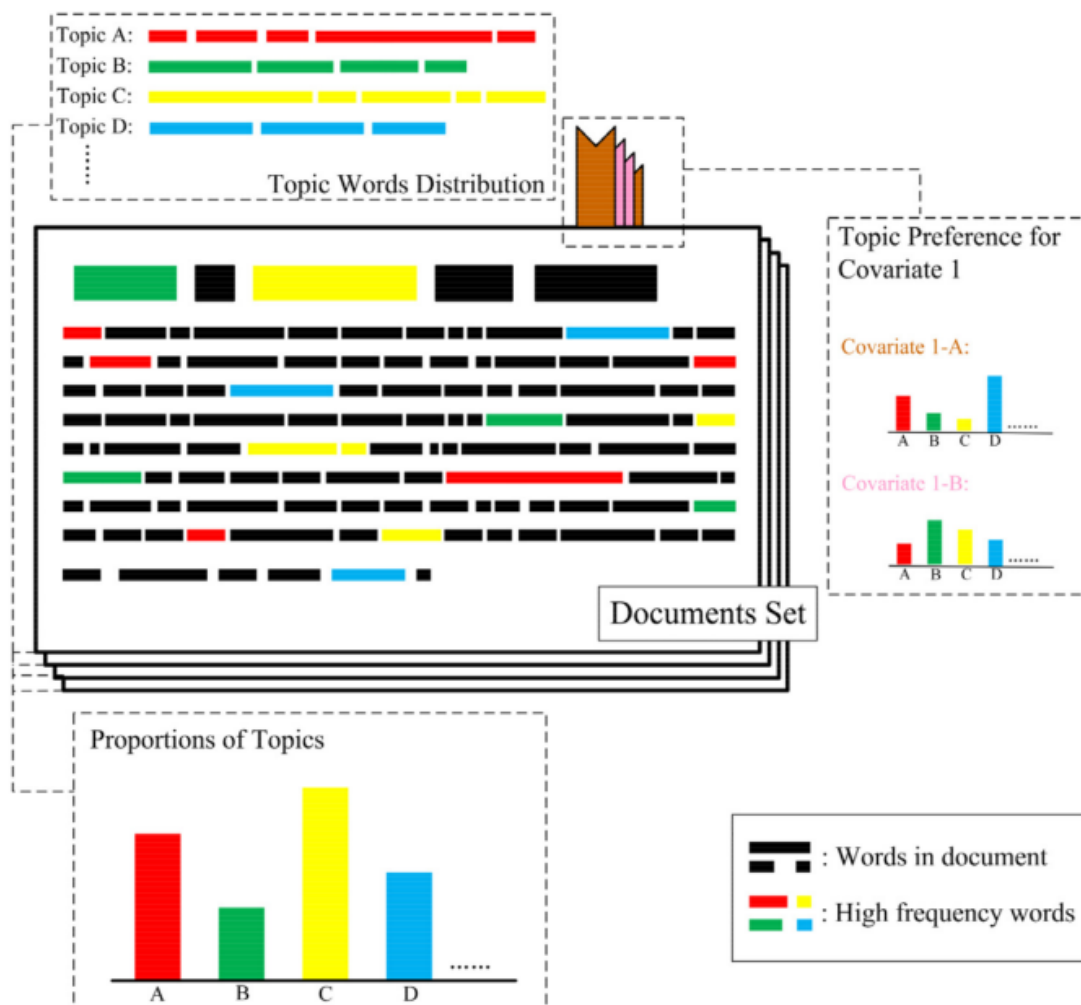


FIGURA 7 – PRINCIPALI CONTENUTI STM (SHENG ET AL., 2023)

L'algoritmo STM permette di effettuare analisi veloci, trasparenti e replicabili che richiedono poche ipotesi a priori sui documenti esaminati. Esistono tre differenze nel modello STM rispetto al modello LDA descritto nel capitolo precedente: gli argomenti possono essere correlati; ogni documento ha la propria distribuzione sugli argomenti, definita dalla covariata, anziché condividere una media globale; e l'uso delle parole all'interno di un topic può variare in base alla covariata (Roberts et al., 2014).

2.3.1 Scelta del Numero Ideale di Topic

La scelta del numero ideale di topic è una delle scelte più critiche del topic modelling. Un numero troppo basso di K non permette di distinguere in modo completo gli argomenti del documento, mentre un numero troppo elevato implica un aumento della complessità del

modello. Un numero basso genererebbe pochi topic con al loro interno parole varie e meno simili tra loro che non permetterebbe un'adeguata comprensione dell'argomento di discussione che si propongono di andare ad analizzare. Un numero alto genererebbe invece troppi argomenti da andare ad analizzare: ciò potrebbe rappresentare un ostacolo per la ricerca poiché risulterebbero topics estremamente dettagliati e in parte simili tra loro, impedendo una giusta differenziazione tra loro che potrebbe portare a confondere i vari topics.

Un possibile iter di scelta è presentato nell'articolo "Rethinking LDA: Why Priors Matter" (Wallach, Mimno e McCallum 2009). Questo consiste nell'applicare iterativamente l'algoritmo di topic modelling eseguendo numerosi test con numeri diversi di K e di scegliere il numero ottimale attraverso un'analisi del *Held-out likelihood*. L'*Held-out likelihood* può essere visto come un indice che misura se il modello è in grado di spiegare la variabilità complessiva del database (Scott and Baldrige 2013), è la probabilità che un nuovo documento, non utilizzato per creare il modello, sia generato dal modello stesso. Questa probabilità viene calcolata utilizzando il modello di topic creato sulla base di un set di UGC di training, e poi applicato su un sottoinsieme degli UGC (circa il 10%) che non sono stati usati per la stima del modello (Roberts et al. 2014). Il valore ottimale di K è quello che massimizza l'*held-out likelihood* e per evitare di scegliere un valore troppo elevato indicativamente si utilizza il numero di K che evidenzia sul grafico l'inizio di un comportamento quasi-stazionario.

Altre metriche che possono essere analizzate anche contemporaneamente sono:

- *Semantic coherence*: si basa sull'occorrenza delle parole dell'argomento principale. Per argomenti semanticamente coerenti si intendono composti da parole che dovrebbero coesistere all'interno dello stesso documento (Mimno et al., 2011; Roberts et al., 2014).
- *Exclusivity*: metrica che quantifica l'esclusività delle parole. Un valore elevato di questo indice simboleggia un ottimo grado di probabilità che una parola appartenente ad un argomento faccia parte esclusivamente di quel topic;
- *Residuals*: indice che considera la connessione tra numero di argomenti e adattamento del modello.

Nella figura 8 sono presenti degli esempi di grafici ottenibili su RStudio utili per trovare il numero di topic ideale.

Diagnostic Values by Number of Topics

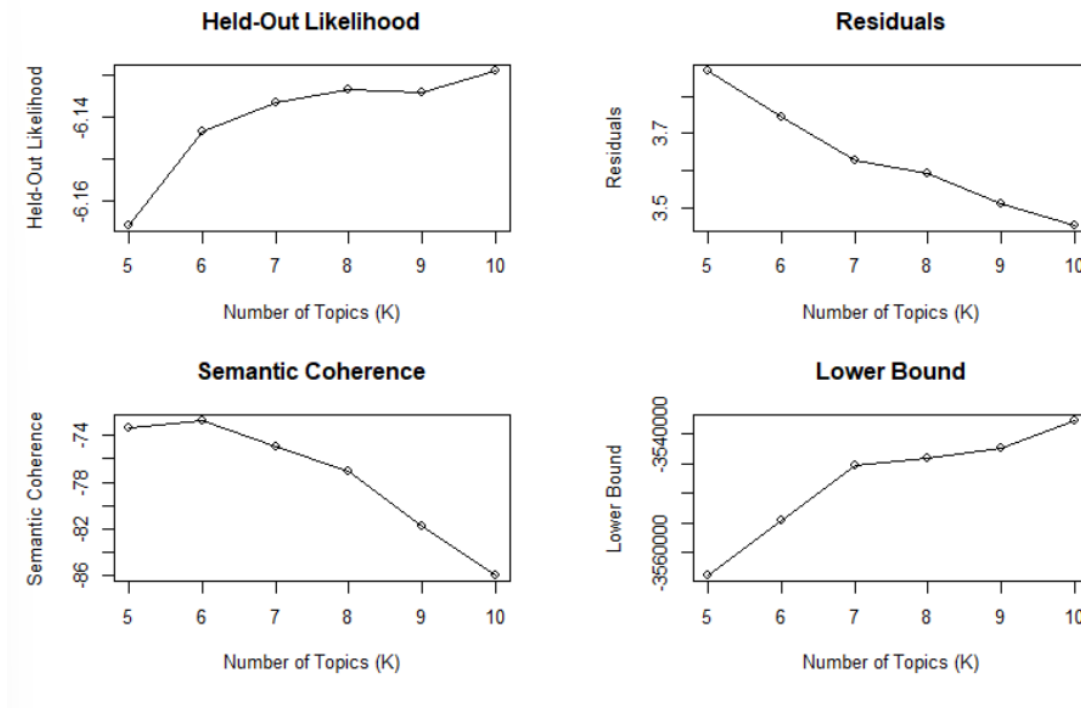


FIGURA 8 - GRAFICI PER LA SCELTA DEL VALORE DI K OTTIMALE

2.3.2 Etichettatura dei Topic

Per facilitare la lettura dei dati e per aiutare l'analisi si esegue il labelling che consiste nell'assegnare un'etichetta ad ogni topic. Questa fase è determinante per comunicare i risultati in maniera più agevole, perché ogni etichetta non deve lasciare spazio all'interpretazione e deve riassumere le informazioni sul topic in un titolo breve, ciò riduce il carico cognitivo necessario ad interpretare un topic e semplifica la fruizione delle informazioni. L'etichettatura del topic può essere automatica, quando un algoritmo genera il titolo di ogni topic, o manuale, quando l'operazione è svolta da una o più persone. Il primo metodo è vantaggioso in presenza di tanti argomenti da etichettare, rischiando però di avere label imprecise. Il metodo manuale invece può carpire particolari che un algoritmo potrebbe ignorare e quindi permette di avere label più precise, ma comporta un dispendio di tempo maggiore.

Successivamente alla scelta del numero ideale di topic, l'algoritmo STM individua per ogni topic le parole chiave più rilevanti. La lista delle parole chiave, che possono essere usate come input per il labelling manuale che descrivono i topic, può essere ottenuta tramite diversi criteri, ad esempio (Roberts, Stewart e Tingley 2019):

- *Highest probability*: parole con la più alta probabilità all'interno dell'argomento;

- *FREX*: parole frequenti ed esclusive;
- *Lift*: punteggio calcolato dividendo la distribuzione delle parole del topic per la distribuzione empirica della probabilità del conteggio delle parole.

L'insieme di questi approcci diversi facilita l'etichettatura degli argomenti offrendo una caratterizzazione più definita del contenuto dell'argomento. Per fare considerazioni complete per l'etichettatura del topic è possibile, visualizzare e analizzare le recensioni più rilevanti di ogni argomento (vale a dire, le recensioni con il più alto peso relativo agli argomenti).

2.3.3 Verifica dei dati

La verifica dei dati, o validation, è la fase essenziale per capire se l'algoritmo di topic modelling rappresenta correttamente il contenuto dei documenti analizzati. Questa fase è stata oggetto di diversi studi di ricerca (Zaki and McColl-Kennedy, 2020) che propongono come metodologia quella di confrontare i risultati generati automaticamente sulla base dell'output dell'algoritmo (topical prevalence) e i risultati generati da una valutazione umana.

Come primo passo occorre estrarre casualmente un numero n di documenti ($n = 100$ è un buon valore) dal dataset. Successivamente uno o più valutatori umani leggono il contenuto delle recensioni estratte, assegnando manualmente i topic che secondo loro sono più attinenti al testo preso in esame. Di pari passo l'algoritmo di topic modelling assegna ad ogni documento una distribuzione multinomiale di probabilità detta "topical prevalence" e occorre eseguire l'assegnazione automatica dei topic che può essere attuata seguendo tre approcci differenti. Il primo approccio utilizza l'highest probability, ovvero ad ogni recensione viene assegnato il topic che ha il valore più alto di topical prevalence. Il secondo prevede l'utilizzo di una soglia statica prestabilita, ogni topic di ogni singolo documento che supera questa soglia viene assegnato a tale recensione. Il terzo approccio è simile al secondo, ma utilizza una soglia dinamica calcolata nel modo seguente:

$$DT_i = Q3_i + (1,5 \cdot IQR_i)$$

$$IQR_i: \text{range interquartile} = Q3_i - Q1_i$$

Successivamente all'ottenimento delle assegnazioni tramite le due metodologie occorre fare un confronto tra le due, che può essere eseguito tramite il calcolo di indicatori di validazione. Prima di effettuare il calcolo di questi indici bisogna definire e calcolare quattro parametri:

- *True Positive (tp)*: Accordo tra assegnazione umana e automatica. Entrambi riconoscono la presenza di un argomento in una recensione;
- *False Positive (fp)*: L'assegnazione automatica riconosce la presenza di un argomento, mentre l'assegnazione umana no (Type I error);
- *False Negative (fn)*: L'assegnazione umana riconosce la presenza di un argomento, mentre l'assegnazione automatica no (Type II error);
- *True Negative (tn)*: Entrambi non riconoscono la presenza di un argomento in una recensione.

Gli indici proposti dagli autori sono i seguenti (Costa et al., 2007, Franceschini et al., 2019; Maria Navin and Pankaja, 2016; Zaki and McColl-Kennedy, 2020):

- *Accuracy*: valuta l'efficacia dell'algoritmo in base alla percentuale di previsioni corrette. È definito come il rapporto tra le previsioni corrette relative sia alla presenza che alla non presenza di argomenti rispetto al totale delle osservazioni;
- *Precision*: è la probabilità che una previsione positiva sia effettivamente positiva. Viene calcolato come il rapporto tra le previsioni corrette rispetto al totale delle osservazioni;
- *Recall*: rappresenta il rapporto tra le previsioni corrette e il totale di tutte le previsioni, corrette e incorrette. Questo indice viene anche chiamato sensibilità ed è il complementare all'unità del type II error (β);
- *F₁ Score*: è la media armonica della precision e del recall. Questo indice misura l'accuratezza del test effettuato;
- *False discovery rate*: è la percentuale di topic identificati erroneamente rispetto a tutti i topic identificati;
- *Negative predictive value*: è il rapporto tra i falsi negativi e la sommatoria tra falsi negativi stessi e i veri negativi. Rappresenta la probabilità che il topic modelling non rilevi un topic che non è effettivamente presente;
- *False omission rate*: è la proporzione di topic non rilevati quando l'argomento era invece presente;
- *Fall-out*: è la proporzione di tutti i negativi che danno luogo a risultati positivi del test, ovvero la probabilità di rilevare un topic che in realtà non è presente;

- *Miss-rate*: è la proporzione di positivi che producono risultati negativi del test, ovvero la probabilità di non identificare un argomento quando invece è presente. È pari al type II error (β);
- *Specificity*: misura la proporzione dei veri negativi. Rappresenta la proporzione di argomenti che non vengono identificati perché non realmente presenti.

Le formule associate a questi indici sono rappresentate nella figura 9 (Barravecchia et al., 2021).

		Human topic assignment (true condition)			
		T_i existence	T_i non-existence		
				$\text{Accuracy} = \frac{\sum_{i=1}^n tp_i + \sum_{i=1}^n tn_i}{\sum_{i=1}^n tp_i + \sum_{i=1}^n tn_i + \sum_{i=1}^n fp_i + \sum_{i=1}^n fn_i}$	
Automatic topic assignment	T_i existence	True Positive (tp) Correct inference	False Positive (fp) Type I error	$\text{Precision} = \frac{\sum_{i=1}^n tp_i}{\sum_{i=1}^n tp_i + \sum_{i=1}^n fp_i}$	$\text{False discovery rate} = \frac{\sum_{i=1}^n fp_i}{\sum_{i=1}^n tp_i + \sum_{i=1}^n fp_i}$
	T_i non-existence	False Negative (fn) Type II error	True Negative (tn) Correct inference	$\text{False omission rate} = \frac{\sum_{i=1}^n fn_i}{\sum_{i=1}^n fn_i + \sum_{i=1}^n tn_i}$	$\text{Negative predictive value} = \frac{\sum_{i=1}^n tn_i}{\sum_{i=1}^n fn_i + \sum_{i=1}^n tn_i}$
		$\text{Recall} = \frac{\sum_{i=1}^n tp_i}{\sum_{i=1}^n tp_i + \sum_{i=1}^n fn_i}$	$\text{Fall-out} = \frac{\sum_{i=1}^n fp_i}{\sum_{i=1}^n fp_i + \sum_{i=1}^n tn_i}$	$\text{F}_1 \text{ Score} = 2 \cdot \frac{\text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$	
		$\text{Miss rate} = \frac{\sum_{i=1}^n fn_i}{\sum_{i=1}^n tp_i + \sum_{i=1}^n fn_i}$	$\text{Specificity} = \frac{\sum_{i=1}^n tn_i}{\sum_{i=1}^n fp_i + \sum_{i=1}^n tn_i}$		

FIGURA 9 - INDICI PER LA VALIDAZIONE DEI DATI (BARRAVECCHIA ET AL., 2021)

Una volta ottenuti gli indici occorre confrontarli con i loro valori target, che rappresentano i valori ideali da ottenere per poter procedere con l'analisi. La figura 10 mostra gli indici affiancati da questi valori (Barravecchia et al., 2021).

Indicators	Range	Direction	Target values
Accuracy	[0;1]	High is good	>0.95
Recall	[0;1]	High is good	>0.70
Precision	[0;1]	High is good	>0.70
F ₁ score	[0;1]	High is good	>0.70
Miss-rate	[0;1]	Low is good	<0.20
Fall-out	[0;1]	Low is good	<0.05
Specificity	[0;1]	High is good	>0.90
False omission rate	[0;1]	Low is good	<0.05
False discovery rate	[0;1]	Low is good	<0.05
Negative predictive value	[0;1]	High is good	>0.90

FIGURA 10 - VALORI OTTIMALI DEGLI INDICI PER LA VALIDAZIONE DEI DATI (BARRAVECCHIA ET AL., 2021)

Se gli indicatori calcolati si discostano dai valori di riferimento è possibile attuare quattro diverse verifiche (Barravecchia et al., 2021):

- Verificare la pertinenza e l'omogeneità del database analizzato;
- Verificare la correttezza dei parametri di input;
- Verificare la correttezza della scelta se il modello considera anche dei metadati;
- Verificare la rappresentatività delle etichette assegnate ai topic.

2.4 Analisi dei Risultati

L'analisi dei risultati rappresenta l'ultimo step dell'indagine. In questa fase lo scopo principale è quello di andare a individuare e studiare le determinanti di qualità che caratterizzano il prodotto, nel corso del tempo, per poter capire dove e se apportare modifiche che possano migliorarne la qualità. Per questo studio è stato deciso di eseguire il Quality Tracking utilizzando la "Functional Data Analysis" (FDA), un approccio innovativo che rappresenta i dati come funzioni continue nel tempo.

2.4.1 Functional Data Analysis (FDA)

La Functional Data Analysis, abbreviata FDA, è un termine utilizzato per la prima volta da Ramsay nel 1982, descrive l'approccio statistico che si concentra sull'analisi dei dati funzionali, ovvero quei dati che possono essere rappresentati come funzioni continue (Ramsay et al., 2005; Wang et al., 2016). La ricerca in questo ambito si occupa di ricostruire le funzioni partendo da dei dati discreti attraverso lo smoothing dei dati e di studiare le funzioni ricostruite.

Per poter eseguire la FDA bisogna avere a disposizione dei dati funzionali che possano quindi essere rappresentati come funzioni di una variabile continua, come ad esempio il tempo. Successivamente si può proseguire con la fase di smoothing, il primo passo in qualsiasi FDA e il suo scopo è convertire i dati grezzi discreti in una funzione che varia uniformemente (Ullah et al., 2013). Ciò riduce al minimo le deviazioni dovute da errori di osservazione, come errori di misurazione o rumore intrinseco del sistema, in modo tale da identificare eventuali pattern significativi.

La figura 11 mostra un esempio di funzione di smoothing, in blu sono rappresentati i dati discreti, la linea rossa rappresenta la funzione di smooth e la linea tratteggiata nera i limiti di controllo.

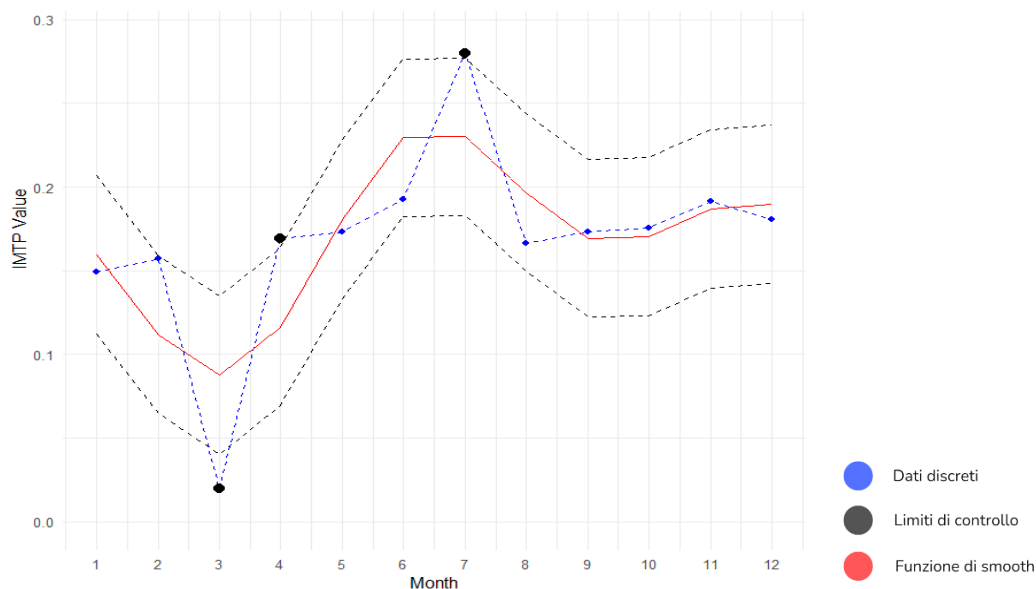


FIGURA 11 - ESEMPIO FUNZIONE DI SMOOTHING

Lo smoothing dei dati ricopre un ruolo centrale nella Functional Data Analysis e per farlo possono essere adoperate diverse tecniche, le più utilizzate sono la media mobile, le funzioni di spline, la kernel smoothing e la regressione. Ramsay e Silverman sottolineano che la scelta della tecnica di livellamento dipende dal comportamento dei dati analizzati. (Ramsay et al., 2005)

La FDA può essere applicata in molteplici campi. Viene utilizzata nel campo scientifico, con una maggioranza di studi concentrati nell'ambito delle applicazioni biomediche (Ullah et al., 2013). Può essere utilizzata anche in altri settori, tra cui l'epidemiologia, la salute pubblica, la demografia, l'ingegneria, l'economia, la biologia, l'ambiente, la psicologia, l'agricoltura e molti

altri (Wang et al., 2016). Per quanto riguarda l'ingegneria, questa analisi aiuta ad esempio a controllare la qualità della produzione industriale, evidenziando possibili deviazioni da pattern attesi e possibili futuri trend qualitativi.

Un altro vantaggio è la capacità di modellare e analizzare dati complessi in modo efficace, rivelando possibili pattern nascosti, vista la sua chiarezza visiva (Zhao et al., 2023). Mostrando sia i valori effettivi che la curva di smooth, la FDA permette anche di individuare facilmente possibili punti anomali. Questa tecnica è facilmente adattabile e flessibile anche per dati complessi e ad alta dimensionalità (Wang et al. 2016) ma porta con sé alcuni svantaggi, come la complessità teorica e la necessità di utilizzare software specializzati che potrebbero rappresentare una barriera per alcuni utenti (Zhao et al., 2023).

La Functional Data Analysis, attraverso lo studio della funzione di smooth e della sua derivata, può essere un ottimo approccio per l'identificazione di possibili cicli, stagionalità e variazioni del livello di discussione relativo alla digital VoC di un determinato prodotto.

2.4.2. B-spline

Il termine "spline" originariamente si riferisce a uno strumento artigianale composto da una sottile striscia flessibile di legno o metallo, utilizzata per tracciare curve. Questa striscia veniva modellata applicando pesi in varie posizioni, permettendo così alla striscia di piegarsi in base al numero e alla disposizione di tali pesi. Nella pratica, questa tecnica coinvolgeva l'uso di perni metallici come punti fissi attraverso i quali la striscia veniva fatta passare. La forma assunta dalla striscia piegata naturalmente rappresentava una curva spline. In statistica, il concetto di spline viene impiegato per indicare il modellamento di forme complesse in modo flessibile, attraverso un approccio matematico. In questo caso, i nodi sono posizionati in diversi punti lungo l'intervallo dei dati per individuare i punti in cui i segmenti funzionali adiacenti si collegano tra loro. Al contrario degli strumenti artigianali, vengono utilizzati solitamente polinomi di basso ordine, per adattare i dati tra due nodi consecutivi. Il tipo di polinomio, insieme al numero e alla disposizione dei nodi, determina il tipo specifico di spline utilizzato (Perperoglou et al., 2019).

La B-spline è la funzione di smooth scelta per l'analisi in questo documento. Tali funzione fa parte delle funzioni di spline e si basa su una parametrizzazione speciale di una spline cubica (De Boor, 2001) ed è caratterizzata dalla sua semplicità e flessibilità nell'affrontare un'ampia gamma di situazioni di modellazione non parametriche e semi parametriche (Ullah et al., 2013; Bachau et al., 2001).

Le funzioni B-spline si basano sulla sequenza dei nodi:

$$\xi_1 \leq \dots \leq \xi_d \leq \xi_{d+1} < \xi_{d+2} < \dots < \xi_{d+K+1} < \xi_{d+K+2} \leq \xi_{d+K+3} \leq \dots \leq \xi_{2d+K+2}$$

$$\text{con } \xi_{d+1} = a; \xi_{d+K+2} = b$$

dove “a” e “b” rappresentano i nodi di confine (boundary knots) che delimitano l'intervallo su cui la spline è definita. La scelta di mantenere i nodi aggiuntivi ξ_1, \dots, ξ_d e $\xi_{d+K+3}, \dots, \xi_{2d+K+2}$ è completamente arbitraria e una strategia comune è quella di impostarli uguali ai nodi di confine. Un'alternativa può essere quella di scegliere i nodi di confine e i nodi interni equidistanti, ad esempio $\xi_{k+1} - \xi_k = \delta \quad \forall k \in \{d+1, \dots, d+K+1\}$, in modo tale da porre i nodi di confine in $\xi_{d+1} - \delta, \dots, \xi_{d+1} - d \cdot \delta$ e in $\xi_{d+K+2} + \delta, \dots, \xi_{d+K+2} + d \cdot \delta$ (Perperoglou et al., 2019).

Per valori di $d > 0$, le funzioni base della B-spline di grado d sono definite dalla seguente formula (De Boor, 2001; Perperoglou et al., 2019):

$$B_k^d(x) = \frac{x - \xi_k}{\xi_{k+d} - \xi_k} B_k^{d-1}(x) - \frac{\xi_{k+d+1} - x}{\xi_{k+d+1} - \xi_{k+1}} B_{k+1}^{d-1}(x),$$

$$k = 1, \dots, K + d + 1,$$

$$B_k^0(x) = \begin{cases} 1, & \xi_k \leq x < \xi_{k+1} \\ 0, & \text{else} \end{cases}$$

$$B_k^0(x) \equiv 0 \text{ if } \xi_k = \xi_{k+1}.$$

I parametri presenti nella formula sono i seguenti:

- d : rappresenta il grado della B-spline;
- K : rappresenta il numero totale di nodi utilizzati per definire la B-spline, all'aumentare di k aumenta il numero di segmenti e di conseguenza la flessibilità;
- ξ : rappresentano la sequenza dei nodi che determina gli intervalli su cui sono definiti i pezzi della B-spline;
- δ : rappresenta la distanza o lo spaziamento tra i nodi lungo l'asse delle ascisse;
- x : La variabile indipendente su cui è valutata la B-spline;
- B_k^d : rappresenta la funzione di base B-spline, dove d è il grado della B-spline e k è l'indice del nodo.

Le B-spline hanno il vantaggio di avere le funzioni di base con un supporto locale. Nel dettaglio, sono maggiori di zero negli intervalli compresi da $d+2$ nodi e uguali a zero altrove. Questa proprietà permette un'elevata stabilità numerica e si traduce in un algoritmo efficiente per la costruzione delle funzioni (De Boor, 2001; Perperoglou et al., 2019).

L'insieme di funzioni su cui si basa la regressione B-spline coprono ognuna una parte specifica del dominio dei dati. In termini più semplici, per ogni suddivisione del dominio (per ogni nodo) è presente una funzione di base. Queste funzioni polinomiali sono caratterizzate dal valore del grado. Ad un maggior valore del grado del polinomio corrisponde una maggiore flessibilità della funzione all'interno dei nodi. Per avere una visione più chiara, introduciamo degli esempi grafici per generalizzare la costruzione della B-spline. Nella figura 12 sono riportate le funzioni di base più semplici, di grado zero, che seguono l'espressione formale riportata sopra. In figura 13, sono invece riportate le funzioni di base di grado polinomiale 1 e infine nella figura 14 le funzioni di grado 2.

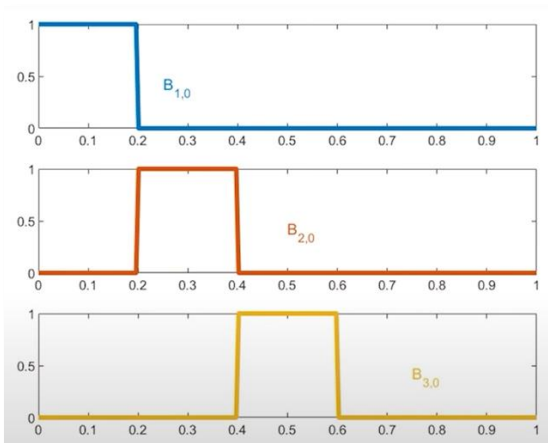


FIGURA 12 – FUNZIONI DI BASE DI B-SPLINE DI GRADO ZERO

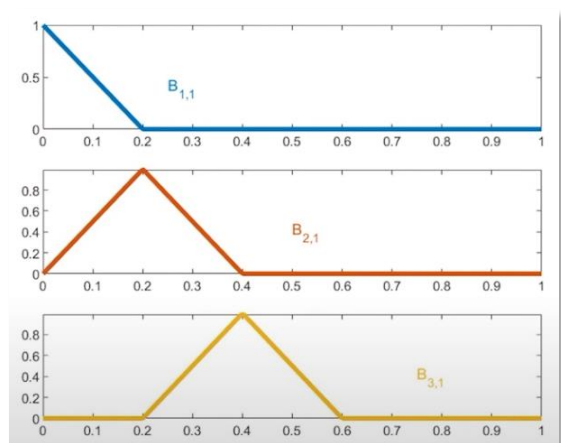


FIGURA 13 - FUNZIONI DI BASE DI B-SPLINE DI PRIMO GRADO

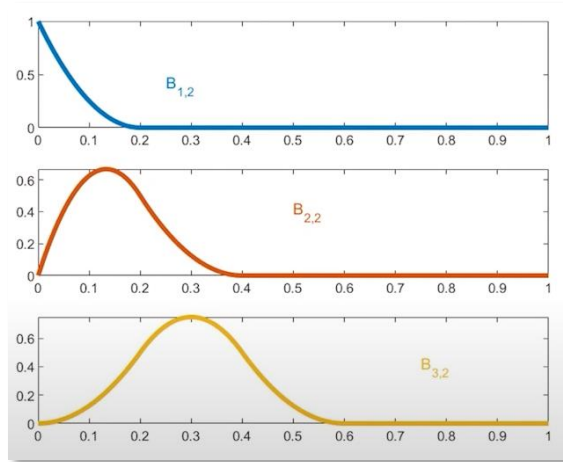


FIGURA 14 - FUNZIONI DI BASE DI B-SPLINE DI SECONDO GRADO

Ogni funzione di base contribuisce a una parte della curva finale (esempio in figura 15), assegnando dei coefficienti a queste funzioni, ovvero dei punti di controllo, si ottiene la curva di smoothing ricercata. La funzione di questi coefficienti è quella di controllare la forma della curva, attraverso la loro manipolazione è possibile andare a modificare la geometria della curva.

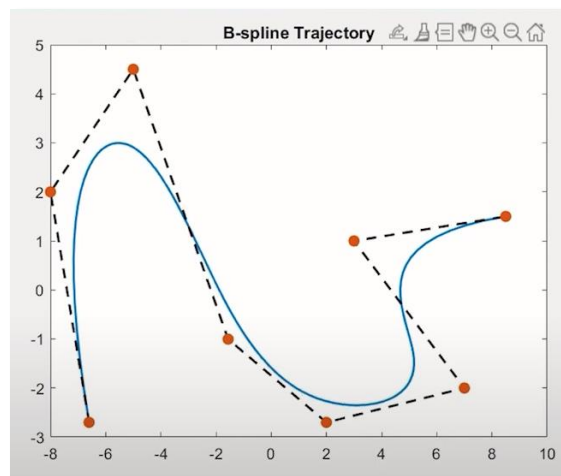


FIGURA 15 - ESEMPIO DI B-SPLINE. IN ROSSO SONO RAPPRESENTATI I NODI, IN BLU LA CURVA FINALE.

Le B-spline possono essere facilmente create attraverso il linguaggio di programmazione R. Il pacchetto di installazione di base contiene una serie di funzioni per la creazione della B-spline come ad esempio *bs()*, ampiamente utilizzata. I valori di *bs()* predefiniti creeranno una base B-spline cubica con due nodi al contorno e un nodo interno posizionati sulla mediana dei valori dei dati osservati. Di conseguenza, è possibile ottenere una maggiore flessibilità, aumentando il posizionamento e il numero di nodi e/o modificandone la posizione. La Figura 16 mostra le B-spline create con diverse opzioni. La parte superiore presenta spline lineari, cioè polinomi del

primo ordine, collegati tra loro su nodi equidistanti, la parte inferiore invece presenta polinomi cubici (Perperoglou et al., 2019).

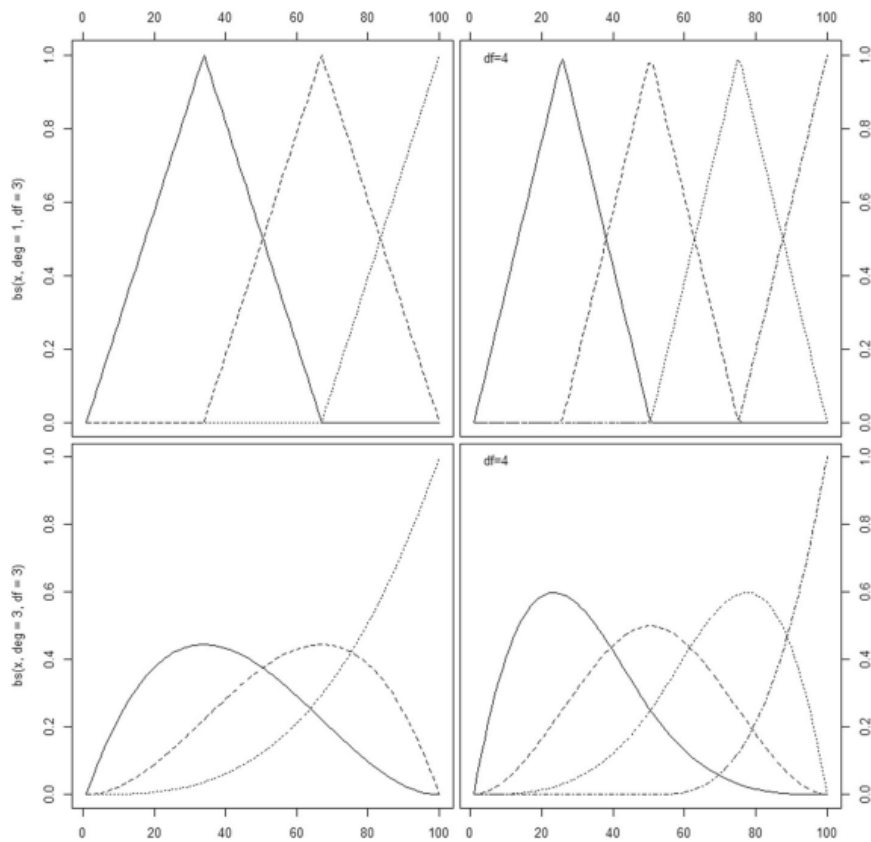


FIGURA 16 - FUNZIONI DI BASE DI B-SPLINE CREATE CON R. IN ALTO A SINISTRA: BASE DI PRIMO GRADO CON TRE GRADI DI LIBERTÀ. IN ALTO A DESTRA: BASE DI SPLINE DI PRIMO GRADO CON QUATTRO GRADI DI LIBERTÀ. IN BASSO A SINISTRA: BASE CUBICA DI SPLINE CON TRE GRADI DI LIBERTÀ. IN BASSO A DESTRA: SPLINE CUBICA CON QUATTRO GRADI DI LIBERTÀ (PERPEROGLU ET AL., 2019)

Capitolo 3. Caso studio: AirPods

Il prodotto scelto per l'analisi di questa tesi è prodotto dalla Apple Inc., si tratta degli AirPods di seconda generazione. Sono auricolari wireless dotati di custodia di ricarica Lightning compatta e facile da trasportare, rilasciati per la prima volta nel 2019. Possiedono un'unica colorazione disponibile bianca, due microfoni (uno per auricolare), due sensori ottici, un accelerometro per il rilevamento del movimento, un accelerometro per il rilevamento vocale e una tecnologia wireless Bluetooth 5.0. Sono provviste del chip H1, sviluppato da Apple, che offre prestazioni migliori, per quanto riguarda l'efficienza energetica e la connettività, rispetto alla generazione precedente rilasciata nel 2016. Ogni auricolare è largo 16.5 mm, alto 40.5 mm, profondo 18.0 mm e pesa 4 g. La custodia di ricarica è alta 53.5 mm, larga 44.3 mm, spessa 21.3 mm e pesa 38.2 g. Secondo i test condotti da Apple nel febbraio 2019, la batteria può durare fino a 5 ore di ascolto e fino a 3 ore di conversazione con una sola carica. La figura 17 è un'immagine rappresentativa del prodotto, sono raffigurati gli auricolari a destra e la custodia di ricarica a sinistra.



FIGURA 17 - FOTO RAPPRESENTATIVA DEL PRODOTTO

3.1 Estrazione del set di dati

La scelta di questo prodotto è dovuta al fatto che gli AirPods (2nd Gen.) rappresentano uno dei prodotti più venduti da Apple Inc. nel mondo. Si stima che gli AirPods rappresentino circa il 34% del mercato americano delle cuffie wireless (Statista's Global Consumer Survey, 2021). Tutto ciò si trasforma in un numero elevatissimo di recensioni da parte dei clienti a disposizione per questa analisi.

Per la creazione del dataset sono state estrapolate 67'687 recensioni, in seguito ad una attività di Web Scraping eseguita tramite il programma Octoparse, dai seguenti siti di e-commerce: BestBuy, Amazon US, Amazon UK e Amazon AU.

In seguito alla creazione del dataset è stata eseguita una pulizia dei dati manuale tramite Excel per rimuovere i dati non necessari alle analisi e per renderli più leggibili. Infine è stato ottenuto un file CSV finale con la totalità delle recensioni disponibili contenente le informazioni seguenti per recensione: Username del cliente, data, contenuto della recensione e rating (variabile da 1 a 5 stelle).

3.2 Applicazione della Structural Topic Model (STM)

Con la creazione del database è stato possibile iniziare il Topic Modelling. Tramite il programma RStudio con la compilazione dell'algoritmo scritto in linguaggio R presente nell'allegato # in questo documento, il database è stato inizialmente pre-processato. La fase di pre-processamento dei dati consiste nel rimuovere le parole presenti nel file "Stopwords" dal database, questo permette di eliminare i vocaboli che non sono rilevanti al fine dell'analisi. Nella stessa fase è stato eseguito un processo di stemming che ha permesso di ridurre le parole alle loro radici, in modo tale da trattare le varianti delle parole in modo uniforme e i caratteri in maiuscolo sono stati trasformati in minuscolo. Inoltre, sono state rimosse altre parole in base alle seguenti indicazioni:

- le parole presenti meno di 15 volte;
- le parole con meno di due caratteri;
- i numeri;
- la punteggiatura.

3.2.1 Scelta del numero di ottimale di topic

Per selezionare il numero ottimale di topic da analizzare, è stato fatto eseguire dal software RStudio un elevato numero di iterazioni. Grazie all'utilizzo di un vettore e grazie alla funzione "searchK" è stato possibile ottenere dei grafici per ottimizzare i risultati con numerosità comprese tra 5 e 50. I grafici in questione riguardano le seguenti metriche: Held-out Likelihood, Exclusivity, Semantic Coherence, Residual.

L'indice più rilevante nella scelta del numero di topic è l'Held-out likelihood. Questa misura rappresenta la probabilità che un nuovo documento, non utilizzato per creare il modello, sia

generato dal modello stesso. Valuta quanto bene il modello di topic è in grado di descrivere la variabilità totale del testo.

La figura 18 rappresenta il grafico risultante dell'Held-out likelihood al variare del parametro K (numero di topic). Un valore più alto indica prestazioni superiori, quindi i punti sul grafico con valori più alti e che mostrano un comportamento quasi-stazionario denotano potenziali valori ottimali per K. Il punto 19 (-5,67) rappresenta l'inizio del comportamento quasi-stazionario della funzione.

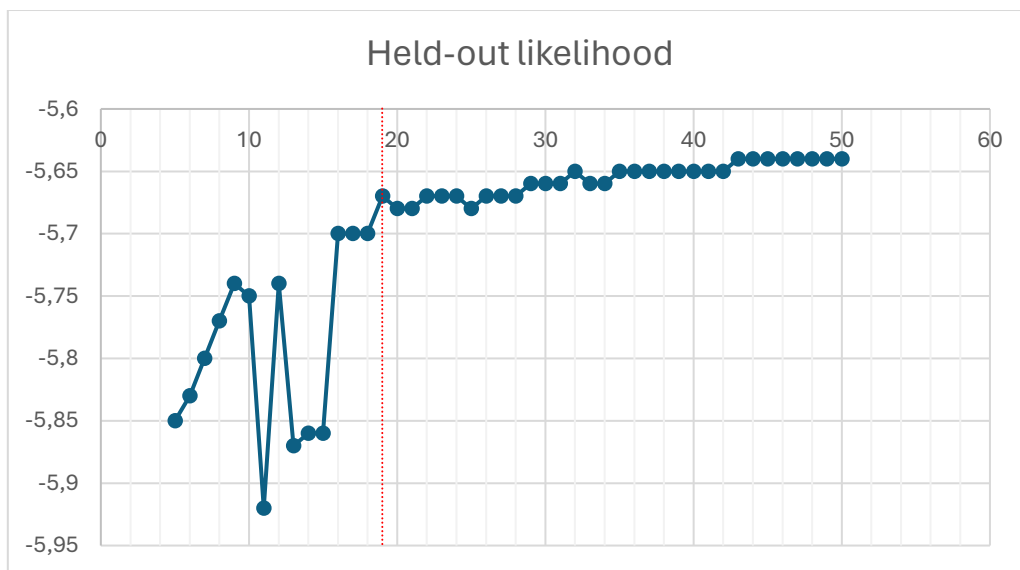


FIGURA 18 – GRAFICO RAPPRESENTATIVO DEL HELD-OUT LIKELIHOOD

La figura 19 rappresenta il grafico dell'Exclusivity, una metrica che quantifica l'esclusività delle parole. Un valore elevato di questo indice simboleggia un ottimo grado di probabilità che una parola appartenente ad un argomento faccia parte esclusivamente di quel topic. L'andamento del grafico è molto simile a quello dell'Held-out likelihood. Ai valori iniziali di K corrispondono valori bassi di Exclusivity, dal punto 19 (9,88) l'andamento comincia a stabilizzarsi e si notano dei miglioramenti molto lievi all'aumentare di K.

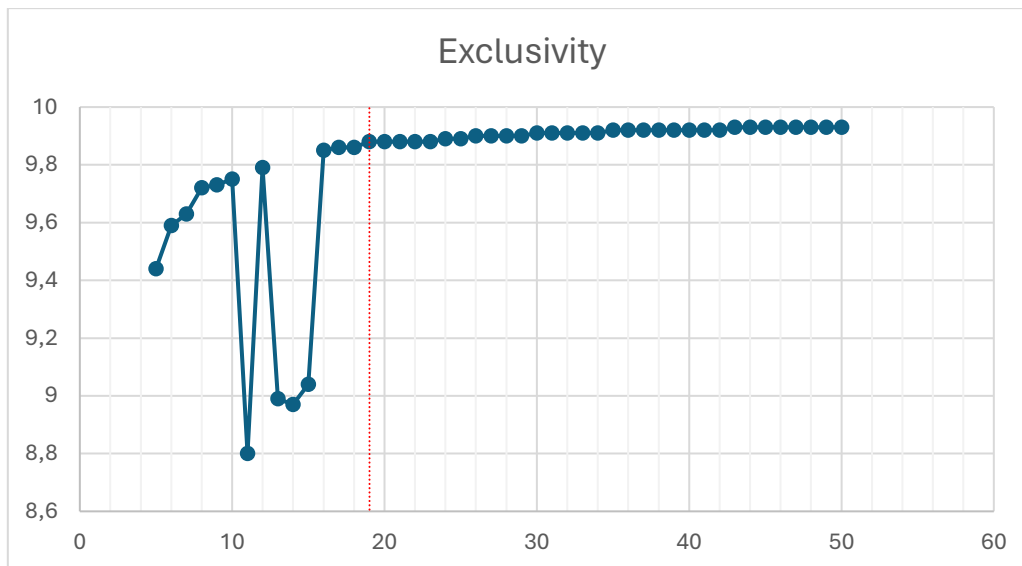


FIGURA 19 - GRAFICO RAPPRESENTATIVO DELL'EXCLUSIVITY

La figura 20 rappresenta la Semantic Coherence, questo indice si basa sull'occorrenza delle parole dell'argomento principale. Per argomenti semanticamente coerenti si intendono composti da parole che dovrebbero coesistere all'interno dello stesso documento. A valori elevati di Semantic Coherence corrispondono risposte maggiormente pertinenti del modello, ma avere un valore leggermente più basso consente di avere risposte del modello varie e originali. Il grafico segue un andamento decrescente, tranne per valori di K uguali a 11, 13, 14 e 15, dove la Semantic Coherence tocca i valori più elevati de grafico.

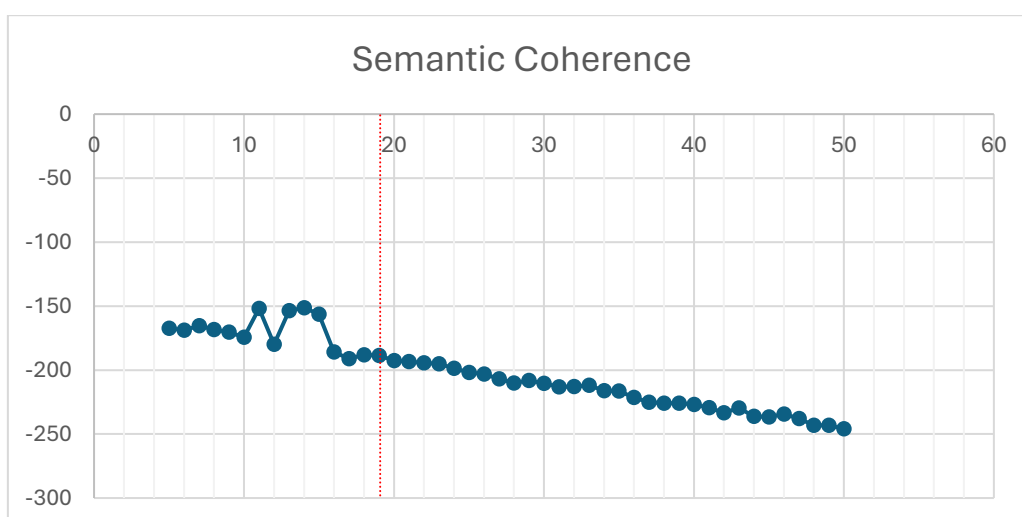


FIGURA 20 - GRAFICO RAPPRESENTATIVO DELLA SEMANTIC COHERENCE

La figura 21 rappresenta il Residual, indice che considera la connessione tra numero di argomenti e adattamento del modello. Il grafico inizialmente presenta dei valori elevati ma che decrescono rapidamente fino al punto 19, da questo valore di K in poi i valori iniziano a crescere. Inizialmente, questo andamento indica che il modello aumenta progressivamente la sua adattabilità ai dati, ma dal valore di K=19 in poi inizia a perdere precisione.

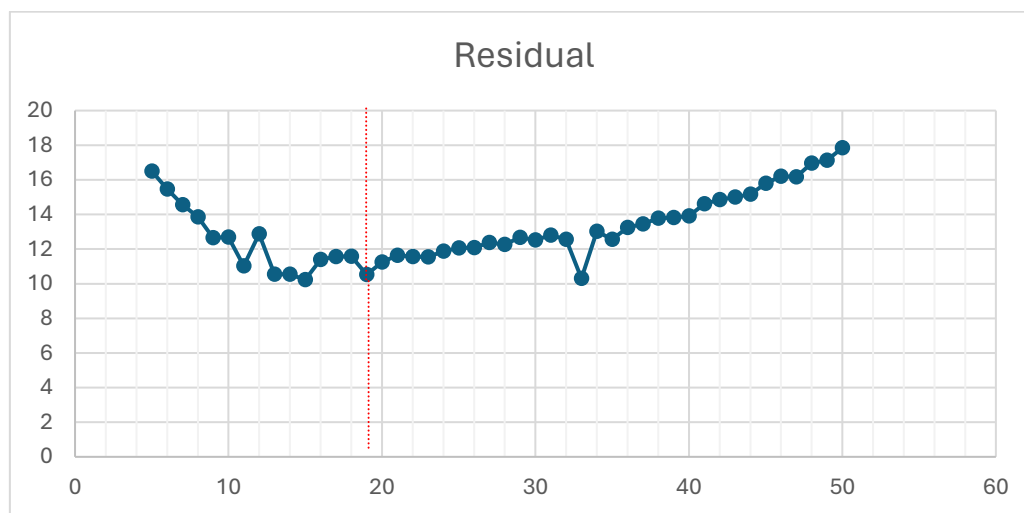


FIGURA 21 - GRAFICO RAPPRESENTATIVO DEL RESIDUAL

3.2.2 Labelling

L'attività di labelling o etichettatura consiste nell'assegnare un titolo (etichetta/label) ad un topic generato dall' algoritmo di topic modelling. Per eseguire questa fase è stato necessario stampare su RStudio le prime 15 parole chiave per ognuno di questi quattro rankings: Highest probability, Frex, Lift e Score.

L'Highest Probability, come suggerisce il nome, è la classifica delle parole con la probabilità più alta di appartenere al topic in questione. Frex significa "frequency * exclusivity", questa classifica infatti è stilata in modo tale da tenere conto sia della frequenza che della esclusività di una determinata parola. La classifica che misura quanto una parola sia associata al topic rispetto alla sua frequenza complessiva nel corpus si chiama Lift. Infine, la classifica Score evidenzia le parole più significative per l'argomento assegnando un punteggio a ciascuna keywords del topic.

Affiancando queste classifiche alle recensioni più rappresentative per ogni topic è stato possibile trovare per ogni topic il titolo più adeguato all'argomento. La tabella 1 mostra per ogni topic le quattro classifiche e il nome dell'etichetta assegnata.

TABELLA 1 - RISULTATO DELLA FASE DI LABELLING

Topic	Label	Key words	
I	Rapporto qualità prezzo	Topic 1 Top Words:	
		Highest Prob.	put, look, beat, hard, automat, price, advertis, turn, samsung, afford, laptop, reason, older, black, complain
		Frex	price, afford, reason, beat, advertis, black, bud, complain, blue, look, tooth, hook, older, laptop, nephew
		Lift	everybodi, bargain, blue, charact, dre, over, price, score, stuffer, sweet, tooth, advertis, afford, beat, reason
		Score	put, look, beat, price, hard, automat, advertis, stuffer, afford, reason, samsung, black, turn, stock, nephew
II	Funzionalità wireless	Topic 2 Top Words:	
		Highest Prob.	wireless, wire, earphon, head, cord, worri, someth, play, headset, move, fact, paus, tangl, regular, plug
		Frex	cord, wire, tangl, head, wireless, headset, cabl, worri, earphon, true, tire, pull, hassl, neck, move
		Lift	tire, jack, neck, tangl, trigger, cord, wire, catch, dangl, untangl, way, pull, cabl, earplug, freeli
		Score	wireless, wire, earphon, cord, head, worri, tangl, play, headset, paus, move, trigger, someth, fact, cabl
III	Connettività	Topic 3 Top Words:	
		Highest Prob.	connect, conveni, bluetooth, make, use, decent, sync, hous, leav, rang, portabl, travel, accessori, part, color
		Frex	conveni, use, portabl, sync, decent, travel, bluetooth, rang, accessori, color, ive, saver, leav, connect, necess
		Lift	saver, concept, bomb, conveni, long, necess, okay, portabl, can, occasion, use, day, ive, simplic, travel
		Score	connect, conveni, bluetooth, saver, make, use, decent, sync, leav, hous, portabl, travel, rang, accessori, color
IV	Confronto con altri prodotti	Topic 4 Top Words:	
		Highest Prob.	worth, generat, valu, brand, expens, differ, wait, compar, invest, cheaper, pay, prefer, want, total, cost
		Frex	worth, valu, cheaper, expens, penni, brand, invest, knock, pay, want, total, def, off, other, spend
		Lift	def, generic, knock, other, penni, valu, imit, off, prici, worth, junk, splurg, aipod, cave, buy
		Score	penni, worth, valu, brand, generat, expens, wait, differ, cheaper, compar, invest, pay, want, cost, total
V	Versatilità	Topic 5 Top Words:	

		Highest Prob.	especi, job, come, handi, anywher, brought, low, special, attach, guy, rock, imagin, suck, selv
		Frex	especi, job, come, handi, anywher, brought, low, special, attach, guy, rock, imagin, gadget, doubt
		Lift	beginn, anywher, attach, doubt, especi, exel, guy, handi, heck, imagin, invent, job, key, lit
		Score	especi, job, handi, come, brought, anywher, low, special, rock, attach, guy, imagin, gadget, invent
VI	Esperienza di ascolto	Topic 6 Top Words:	
		Highest Prob.	music, listen, lot, enjoy, wonder, surpris, grandson, gave, clariti, choic, mother, podcast, awesom, member, give
		Frex	enjoy, mother, wonder, listen, awesom, father, fun, book, grandson, choic, music, clariti, lover, grand, gave
		Lift	anniversari, book, relax, wonder, awesom, enjoy, father, fun, mother, thorough, lover, soo, grand, fiancã©, fir
		Score	music, listen, enjoy, grandson, wonder, lot, gave, thorough, mother, surpris, clariti, podcast, choic, awesom, member
VII	Confort e stile	Topic 7 Top Words:	
		Highest Prob.	fit, comfort, size, stay, bass, compact, pocket, lightweight, nice, base, stylish, purs, powerbeat, worn, jabra
		Frex	comfort, stay, fit, nice, lightweight, compact, size, earpod, stylish, purs, prefect, bass, bough, jabra, neat
		Lift	bough, prefect, earpod, lightweight, nice, stay, comfort, compact, fit, stylish, size, purs, neat, els, jabra
		Score	fit, comfort, size, stay, compact, bough, bass, lightweight, nice, pocket, stylish, purs, base, powerbeat, earpod
VIII	Inconvenienti tecnici	Topic 8 Top Words:	
		Highest Prob.	hold, sometim, disappoint, return, left, time, model, stop, start, box, keep, drop, constant, minut, coupl
		Frex	return, left, stop, disappoint, disconnect, time, defect, exchang, proper, die, water, wash, coupl, fix, troubl
		Lift	defect, dryer, serial, dissatisfi, exchang, expir, glitch, glitchi, manner, polici, proper, random, reset, return, troubleshoot
		Score	hold, return, left, stop, disappoint, time, sometim, model, start, manner, box, warranti, drop, disconnect, die
IX	Design	Topic 9 Top Words:	
		Highest Prob.	fall, perfect, small, audio, design, run, android, clean, big, uncomfort, sleek, slip, kept, secur, cover
		Frex	fall, slip, clean, design, audio, silicon, jog, android, big, perfect, style, sleek, classic, small, tend
		Lift	hole, slick, excelent, silicon, spatial, slip, fall, lift, starter, classic, eleg, jog, modern, clean, audio
		Score	fall, perfect, small, audio, design, run, clean, android, spatial, big, uncomfort, slip, sleek, style, tip
X	Servizio consegna	Topic 10 Top Words:	
		Highest Prob.	fast, quick, servic, user, custom, experi, order, ship, deliveri, excel, next, deliv, arriv, packag, friend

		Frex	servic, custom, order, ship, deliveri, excel, deliv, arriv, friend, readi, pickup, condit, fast, curbsid, process
		Lift	associ, promis, sale, amd, arriv, cashier, excel, fast, fianc, friend, process, servic, speedi, store, transact
		Score	fast, servic, custom, quick, ship, deliveri, order, user, excel, experi, arriv, pickup, deliv, friend, costum
XI	Cancellazion e rumore	Topic 11 Top Words:	
		Highest Prob.	nois, featur, cancel, gen, volum, version, upgrad, seamless, option, switch, siri, control, bose, might, improv
		Frex	nois, cancel, gen, featur, improv, integr, control, block, bose, version, background, option, system, seamless, faster
		Lift	soundsport, block, cancel, drown, eco, gen, improv, integr, nois, reduct, ambient, background, noic, system, control
		Score	nois, cancel, gen, featur, eco, version, upgrad, volum, seamless, option, siri, control, improv, bose, integr
XII	Perdita del prodotto	Topic 12 Top Words:	
		Highest Prob.	lost, replac, lose, find, live, origin, alreadi, care, decid, piec, found, loos, miss, track, broke
		Frex	lost, lose, care, replac, live, find, misplac, track, plan, third, stolen, fell, charm, found, origin
		Lift	charm, husband, insur, mine, plan, pool, squad, steal, sure, lose, lost, care, fell, geek, misplac
		Score	lost, replac, lose, find, care, origin, live, alreadi, repurchas, decid, found, loos, track, broke, piec
XIII	Uso del telefono senza mani tramite prodotto	Topic 13 Top Words:	
		Highest Prob.	call, talk, hand, walk, gym, workout, easier, home, favorit, take, exercis, chang, activ, drive, answer
		Frex	hand, answer, text, zoom, confer, meet, gym, messag, car, ride, drive, easier, offic, game, favorit
		Lift	transmit, answer, attend, code, confer, groceri, hand, handsfre, messag, multi, offic, repli, ride, road, social
		Score	call, hand, talk, walk, gym, easier, code, workout, drive, home, favorit, exercis, answer, text, meet
XIV	Batterie	Topic 14 Top Words:	
		Highest Prob.	charg, batteri, case, life, definit, last, recommend, longer, setup, reliabl, pricey, recharg, durabl, amaz, recomend
		Frex	batteri, last, life, charg, case, recharg, setup, reliabl, confort, longer, amaz, backup, highest, cute, definit
		Lift	life, last, batteri, highest, backup, confort, storag, recharg, cute, batter, airpord, setup, reliabl, amaz, hrs
		Score	charg, batteri, life, case, last, definit, recommend, longer, setup, highest, reliabl, recharg, pricey, durabl, amaz
XV	Aspettative utente	Topic 15 Top Words:	
		Highest Prob.	expect, complaint, seem, work, pair, satisfi, exact, function, less, hope, perform, usual, solid, sooner, macbook
		Frex	expect, complaint, flawless, perform, satisfi, exact, beauti, describ, typic, instal, sooner, serv, solid, earlier, usual

		Lift	exceed, instal, met, beauti, complaint, earlier, expect, flawless, ipad, perform, serv, typic, awsom, success, hello
		Score	expect, exceed, exact, complaint, work, satisfi, seem, pair, perform, less, function, hope, solid, usual, sooner
XVI	Chiarezza del suono	Topic 16 Top Words:	
		Highest Prob.	clear, hear, wear, feel, light, loud, carri, hurt, weight, forget, crisp, voic, convers, period, heard
		Frex	clear, light, loud, weight, crisp, wear, carri, crystal, hurt, feel, sore, forget, hear, omg, convers
		Lift	ppl, band, clear, crystal, loud, ver, crisp, light, weight, omg, sharp, sore, load, carri, ideal
		Score	clear, wear, hear, light, loud, feel, carri, hurt, weight, band, crisp, crystal, forget, convers, voic
XVII	Regali	Topic 17 Top Words:	
		Highest Prob.	purchas, high, absolut, deal, present, person, receiv, teenag, granddaught, pleas, pod, school, ask, set, teen
		Frex	present, teenag, granddaught, teen, niec, excit, colleg, absolut, purchas, pod, student, deal, graduat, son, happier
		Lift	love, bang, brother, colleg, confirm, excit, girl, grandchild, happier, pre, student, teenag, thrill, valentin, pod
		Score	purchas, absolut, high, present, deal, granddaught, teenag, receiv, pleas, pod, teen, niec, school, confirm, person
XVIII	Qualità globale audio	Topic 18 Top Words:	
		Highest Prob.	sound, qualiti, fantast, top, provid, superb, notch, superior, produc, terrif, luv, materi, concert, impecc, output
		Frex	qualiti, notch, superb, sound, fantast, produc, luv, top, concert, materi, provid, terrif, superior, impecc, output
		Lift	notch, qualiti, concert, superb, luv, produc, impecc, materi, fantast, sound, terrif, top, superior, output, provid
		Score	sound, qualiti, notch, fantast, top, superb, produc, superior, terrif, provid, luv, concert, materi, impecc, output
XIX	Punti forti del prodotto	Topic 19 Top Words:	
		Highest Prob.	place, extrem, need, plus, quit, charger, star, impress, point, except, cours, near, usag, singl, huge
		Frex	need, extrem, place, quit, except, charger, huge, plus, cours, point, impress, choos, usag, driver, understand
		Lift	truck, need, huge, driver, extrem, except, place, rule, effort, quit, cours, charger, choos, impress, plus
		Score	truck, place, need, extrem, charger, plus, quit, point, impress, except, cours, star, huge, usag, near

3.2.3 Validazione dei dati

La validazione dei dati rappresenta una fase importante dell'analisi, poiché permette di capire se il modello generato dall'algoritmo di topic modelling rappresenta correttamente il contenuto dei documenti analizzati.

Come ampiamente spiegato nella sezione 2.3.3. di questo documento, per eseguire questa fase è stato necessario estrarre casualmente un numero di recensioni pari a 100. Ognuna di queste recensioni è stata affiancata dal valore topical prevalence relativo ad ognuno dei 19 topic analizzate. Questo valore è stato ottenuto con RStudio con l'algoritmo di topic modelling che ha fornito per ogni documento una distribuzione multinomiale di probabilità. Grazie alla topical prevalence è stato possibile calcolare per ogni documento una soglia dinamica, tramite l'utilizzo di questa formula:

$$DTi = Q3i + (1,5 \cdot IQRi)$$

$$IQRi: \text{range interquartile} = Q3i - Q1i$$

In seguito, sono stati assegnati per ogni recensione in modo automatico i relativi topic che avevano un valore di topical prevalence superiore alla soglia dinamica.

Parallelamente è stata eseguita una assegnazione dei topic umana, secondo la quale un valutatore umano, leggendo i contenuti dei documenti estratti, ha assegnato zero, uno o più topic ad ogni documento.

Successivamente sono stati confrontati i due risultati. Ricordando le seguenti definizioni:

- *True Positive (tp)*: Accordo tra assegnazione umana e automatica. Entrambi riconoscono la presenza di un argomento in una recensione.
- *False Positive (fp)*: L'assegnazione automatica riconosce la presenza di un argomento, mentre l'assegnazione umana no (Type I error).
- *False Negative (fn)*: L'assegnazione umana riconosce la presenza di un argomento, mentre l'assegnazione automatica no (Type II error).
- *True Negative (tn)*: Entrambi non riconoscono la presenza di un argomento in una recensione.

Tramite questi quattro parametri sono stati calcolati i seguenti indici, precedentemente descritti nel capitolo 2: *Accuracy, Recall, Precision, F1 score, Miss-Rate, Fall-Out, Specificity, False Omission Rate, False Discovery Rate e Negative Predictive Value.*

TABELLA 2 - DATI OTTENUTI TRAMITE LA VALIDAZIONE DEI DATI

Indicator	Values		Target Values
Accuracy	0,95	>	0,95
Recall	0,73	>	0,7
Precision	0,79	>	0,7
F1 Score	0,76	>	0,7
Miss-Rate	0,27	<	0,2
Fall-Out	0,03	<	0,05
Specificity	0,97	>	0,9
False Omission Rate	0,03	<	0,05
False Discovery Rate	0,21	<	0,05
Negative Predictive Value	0,97	>	0,9

La tabella 2 mostra i risultati degli indici per la validazione dei dati e i valori target. L'Accuracy raggiunge un valore identico a quello del valore target, questo indica una buona efficacia nel prevedere il contenuto delle recensioni. Il Miss-Rate è leggermente maggiore del valore target, questo valore potrebbe significare una tendenza nel non identificare un topic quando questo invece è presente. Mentre il False Discovery Rate non rispetta il valore indicato, ciò è dovuto a un valore elevato del False Positive (fp), ovvero il numero di volte in cui il sistema di assegnazione automatica trova l'esistenza di un topic ma il sistema di assegnazione umano invece non lo trova. I restanti indici rispettano in modo egregio i valori target.

3.3 Applicazione della Functional Data Analysis (FDA)

In questa sezione verranno analizzati i dati e spiegata come è stata applicata la Functional Data Analysis, introdotta nella sezione 2.4 di questo documento.

3.3.1 Selezione dei dati per l'analisi temporale

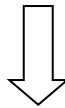
In seguito alla validazione dei dati, l'output dell'algoritmo STM è stato filtrato per poter eseguire le analisi. Per prima cosa sono state eliminate dal database le recensioni antecedenti al dicembre 2022, per poter così condurre un'analisi basata esclusivamente sull'ultimo anno e poter vedere in questo modo eventuali stagionalità e trend nel periodo che parte dal dicembre del 2022 al novembre del 2023 (mese in cui è stato creato il database).

Dal database iniziale sono state anche tolte le recensioni provenienti da Amazon, visto il numero esiguo di recensioni disponibili per questo periodo di tempo, e in totale sono state

raggruppate un totale di 5.764 recensioni provenienti dal sito di e-commerce Best Buy US. La tabella 3 sottostante riassume il contenuto dei due database.

TABELLA 3 - TABELLA RIASSUNTIVA DEL CONTENUTO DEI DATABASE

Database Iniziale			
Prodotto	Fonte	Paese	Data
AirPods 2nd Gen.	BestBuy	Stati Uniti d'America	2019
	Amazon UK	Regno Unito	2020
	Amazon US	Stati Uniti d'America	2021
	Amazon AU	Australia	2022
			2023
67687 recensioni			



Database Finale			
Prodotto	Fonte	Paese	Data
AirPods 2nd Gen.	BestBuy	Stati Uniti d'America	Dicembre 2022
			da Gennaio 2023 a Novembre 2023
5764 recensioni			

La figura 22 mostra mese per mese il numero disponibile di recensioni filtrate su cui è stata condotta la Functional Data Analysis. Da questo grafico si può notare un calo significativo del numero di recensioni nei mesi primaverili di marzo aprile e maggio, rispettivamente con una quantità di dati pari a 138, 160 e 285. I valori massimi sono invece stati raggiunti nei mesi di gennaio, giugno, settembre e ottobre, con quantità pari a 688, 691, 615 e 653 recensioni. In media il numero di recensioni mensili è di 480.

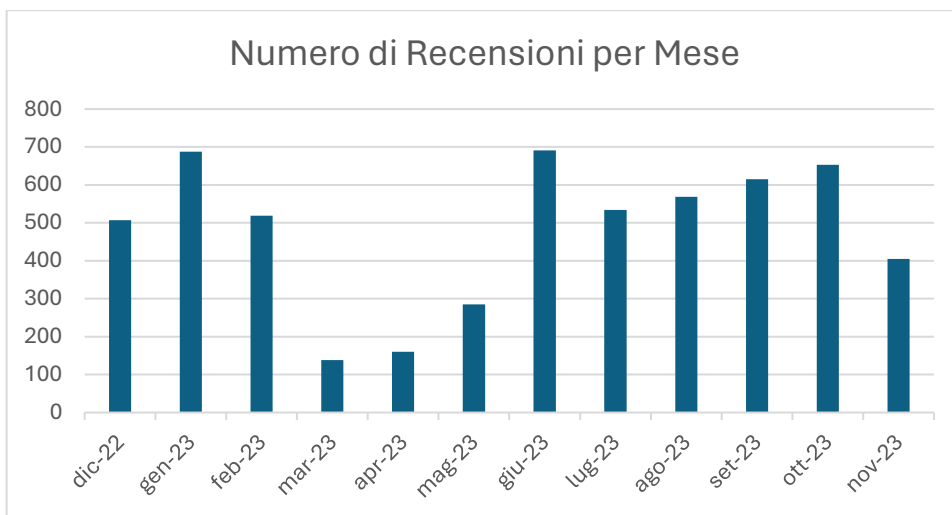


FIGURA 22 - GRAFICO RAPPRESENTATIVO DEL NUMERO DI RECENSIONI ANALIZZATE PER OGNI MESE

Il grafico in figura 23 mostra in percentuale quali sono i topic più discussi dal dicembre del 2022 al novembre del 2023. Da questo grafico si nota che il topic più discusso è nettamente quello che riguarda la qualità globale dell'audio (circa il 12% delle recensioni analizzate), seguito dal topic numero 14 che tratta delle batterie del dispositivo (circa il 9%). I topic meno discussi riguardano invece i punti di forza del prodotto (2%) e la sua versatilità (2%).

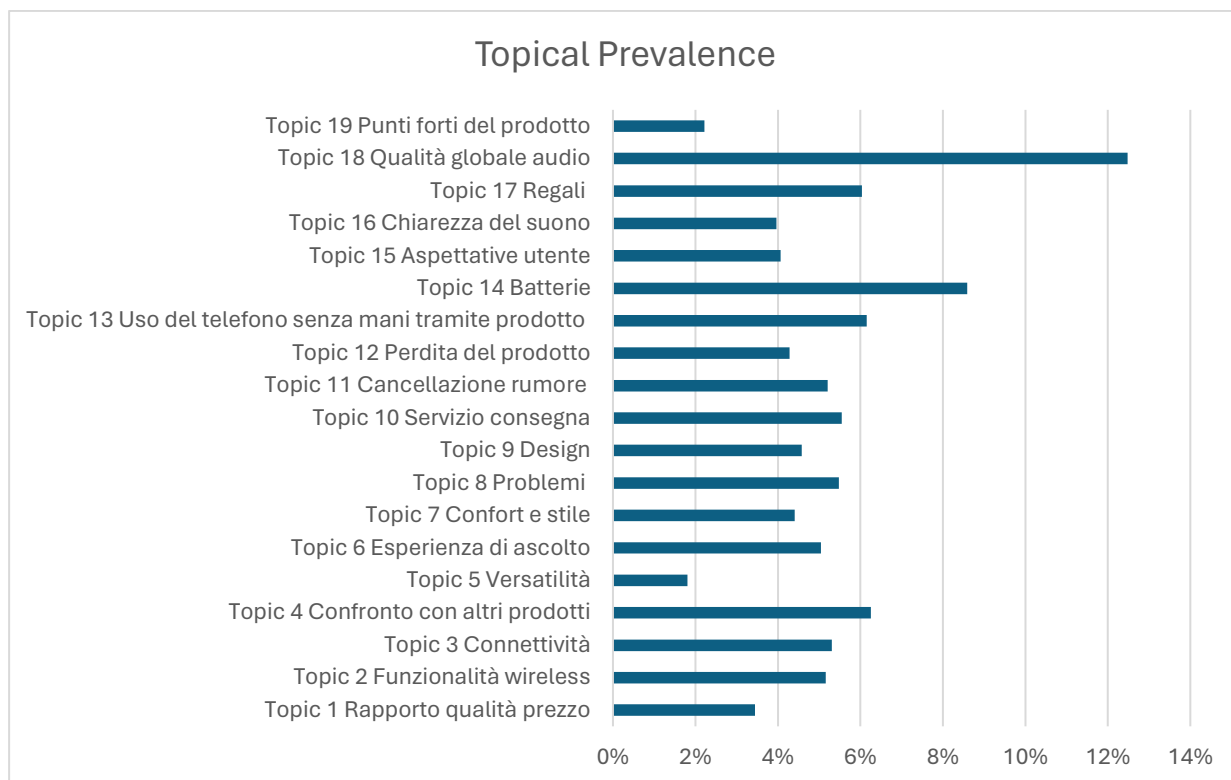


FIGURA 23 - GRAFICO DELLA TOPICAL PREVALENCE TOTALE PER OGNI TOPIC ANALIZZATO

Il grafico in figura 24 mostra la quantità di recensioni presenti nel database analizzato per ogni livello di rating inserito dai clienti. Nel database i livelli di rating sono cinque (vanno da 1 a 5) e il livello di soddisfazione è maggiore quando il numero è più elevato. Le recensioni con una stella sono 146, le recensioni con due stelle sono 98, le recensioni con tre stelle sono 125, le recensioni con quattro stelle sono 422 e le recensioni con cinque stelle sono 4973. Anche se molto lievemente, nel grafico si può osservare un andamento a J, questo suggerisce l'esistenza della tendenza tra i clienti di esprimere la propria opinione in maniera estrema. Viene quindi privilegiata la scrittura di recensioni che esprimono massima soddisfazione o insoddisfazione, rispetto ad una valutazione moderata. In generale, la percezione delle AirPods risulta eccellente, vista la grande disponibilità di recensioni con valutazione massima.

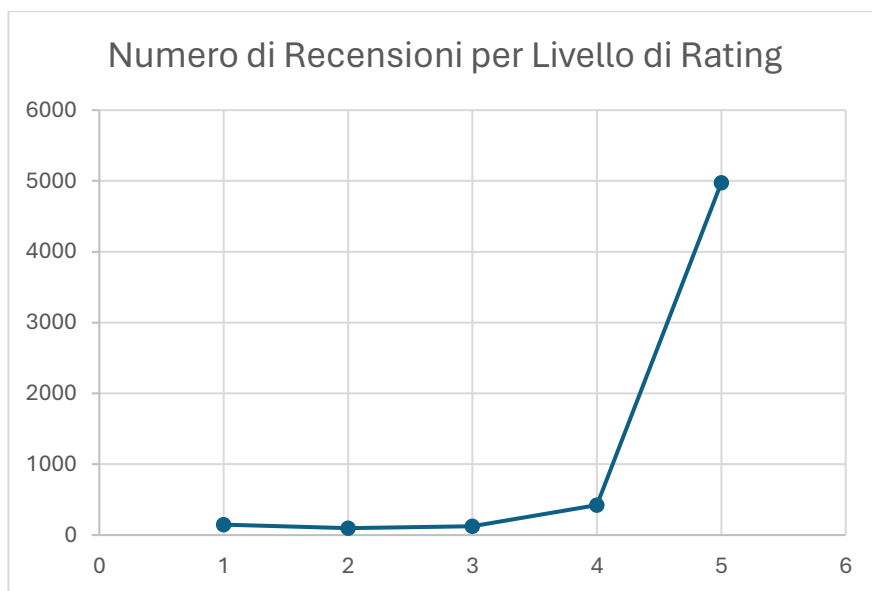


FIGURA 24 - GRAFICO RAPPRESENTATIVO DEL NUMERO DI RECENSIONI ASSOCIATE AD OGNI LIVELLO DI RATING

3.3.2 Analisi dell'indice IMTP

Una volta ottenute le recensioni da analizzare è stato possibile calcolare l'indice IMTP. Per indice IMTP si intende Interval Mean Topical Prevalence, ovvero come cambia nel tempo il livello di discussione dei topic. Nel caso preso in considerazione, questo periodo è un intervallo di un mese. Nell'analisi della Voice of Customer, l'IMTP fornisce una valutazione della rilevanza tematica, indicando gli argomenti maggiormente rilevanti per i clienti. L'utilizzo di questo indice

nel tempo può aiutare a identificare i cambiamenti delle necessità dei clienti e permette di analizzare la percezione generale del prodotto.

L'indice in questione si calcola nel seguente modo:

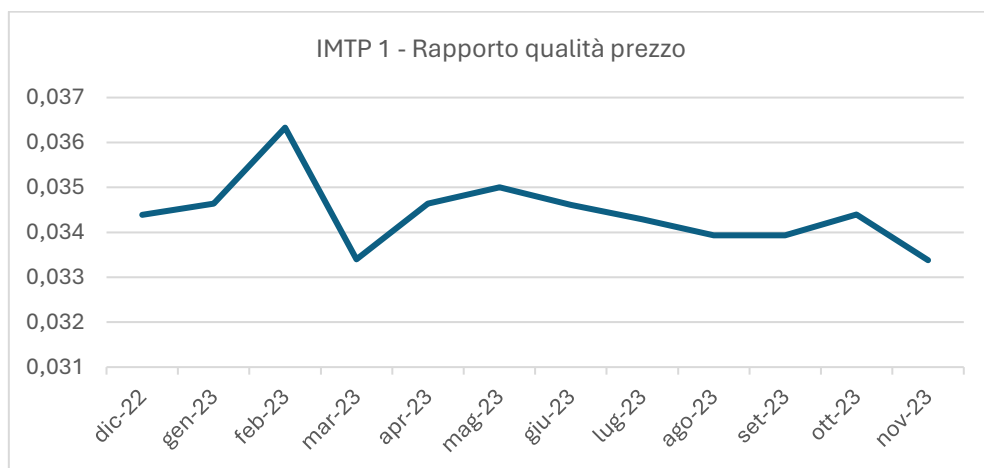
$$IMTP_{t,n} = \frac{\sum_j^{R_n} TP_{i,t}}{|R_n|}$$

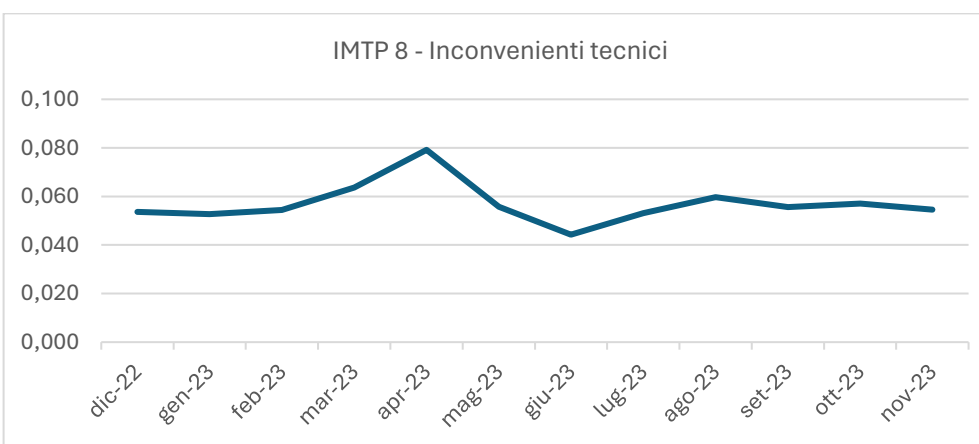
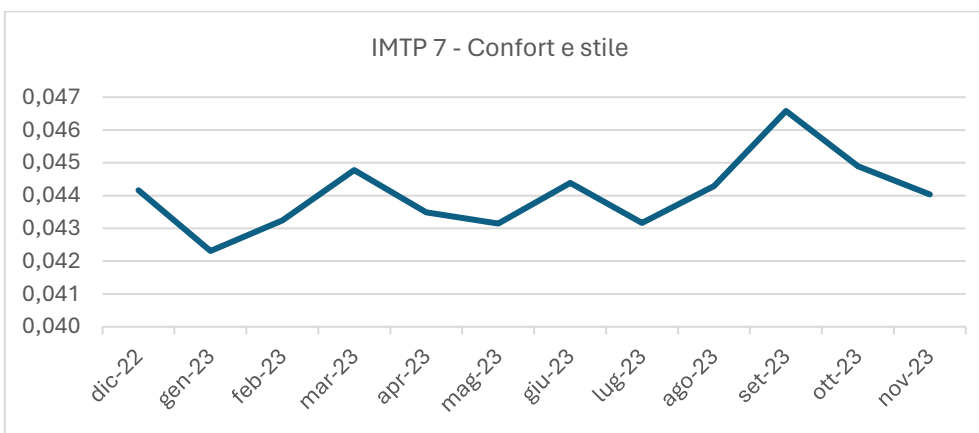
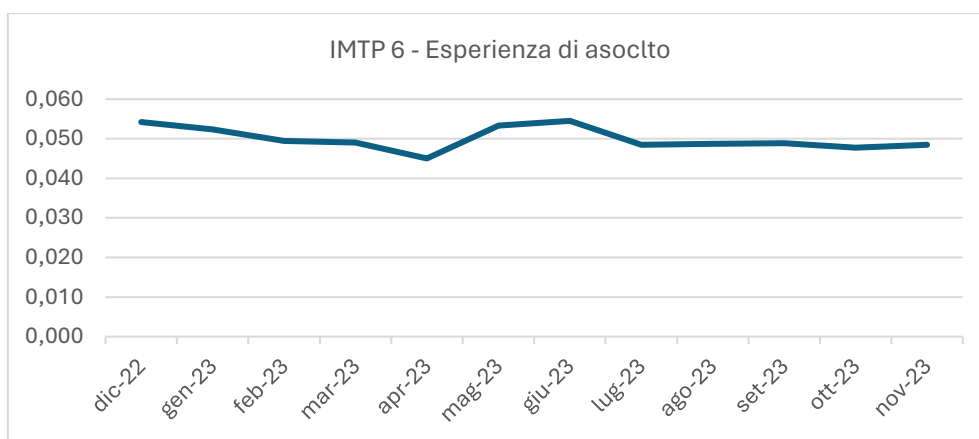
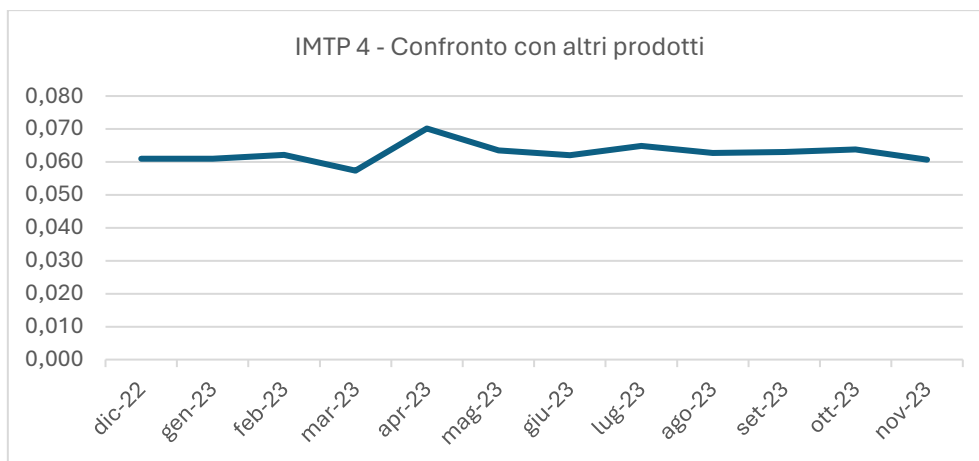
Dove i seguenti parametri indicano:

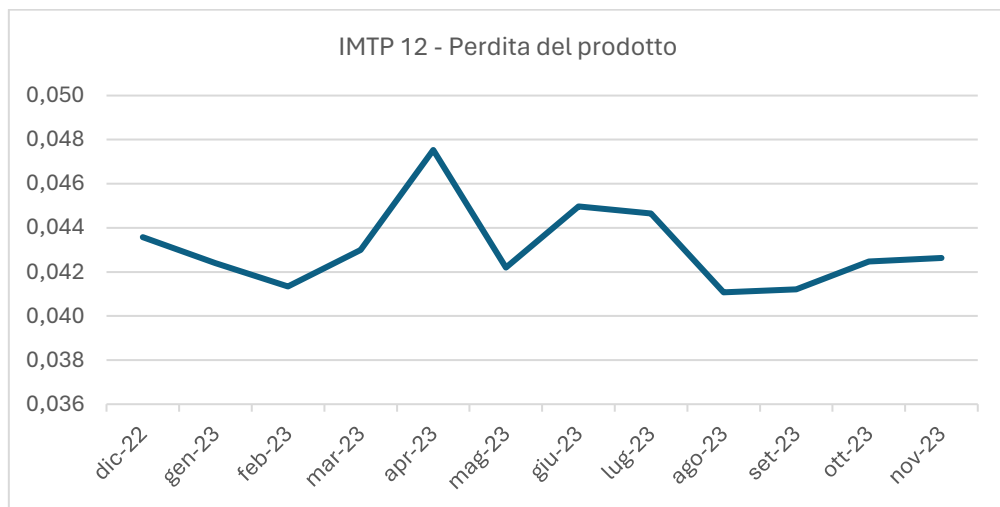
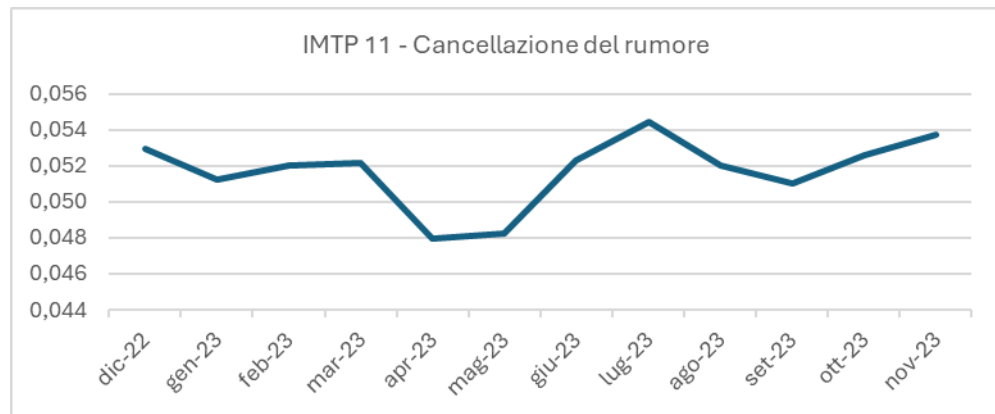
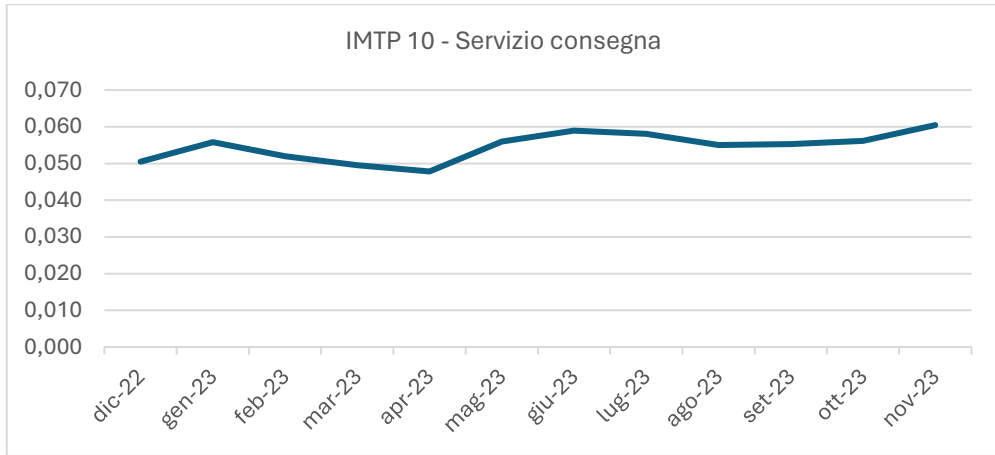
- t : il topic di riferimento;
- n : il periodo;
- R_n : sottoinsieme delle recensioni della digital VoC associate al periodo n ;
- $TP_{i,t}$: topic prevalence appartenente tema t nella recensione i ;
- $|R_n|$: la cardinalità di R_n .

Con i grafici ottenuti grazie al calcolo di questo indice è stato possibile dividerli in tre determinanti diverse: stazionarie (A), con IMTP crescente nel tempo (B) e con IMTP decrescente nel tempo (C).

A) Determinanti stazionarie







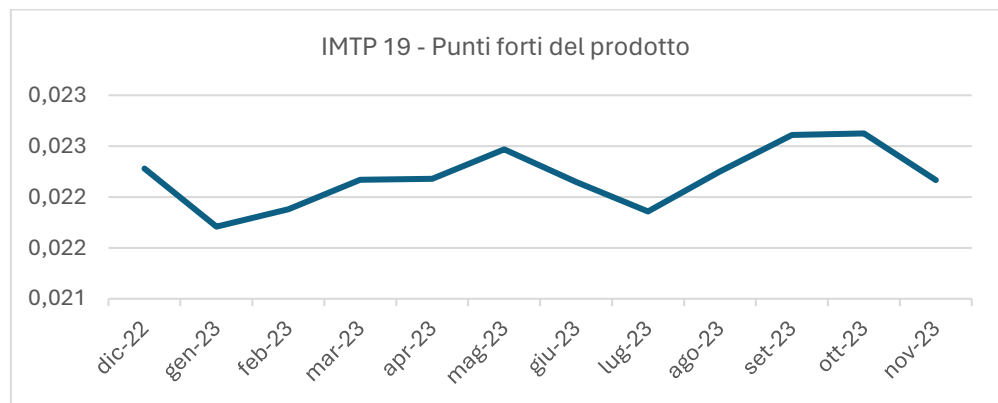
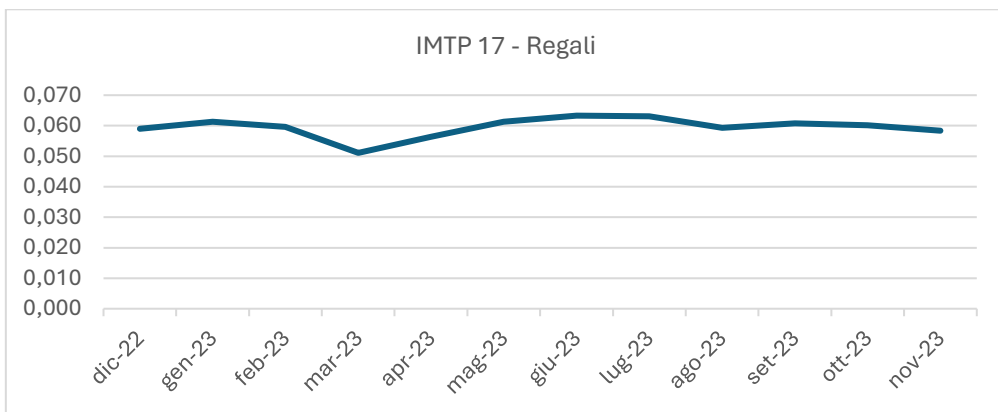
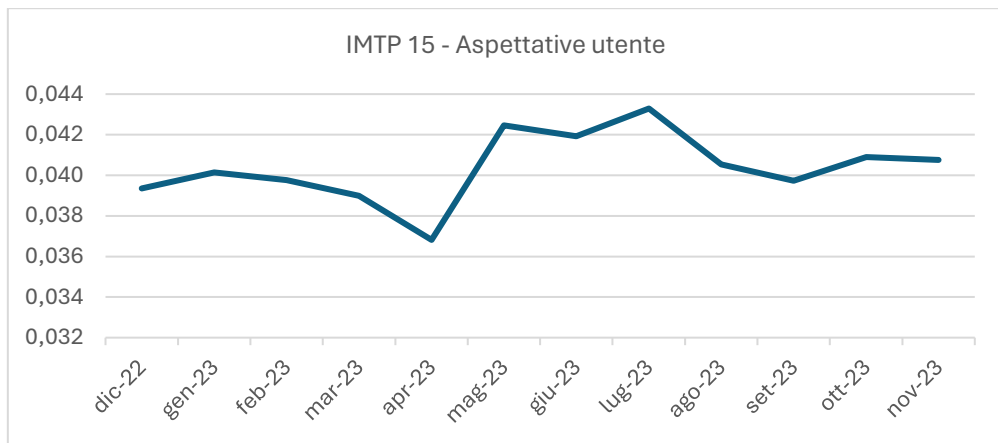
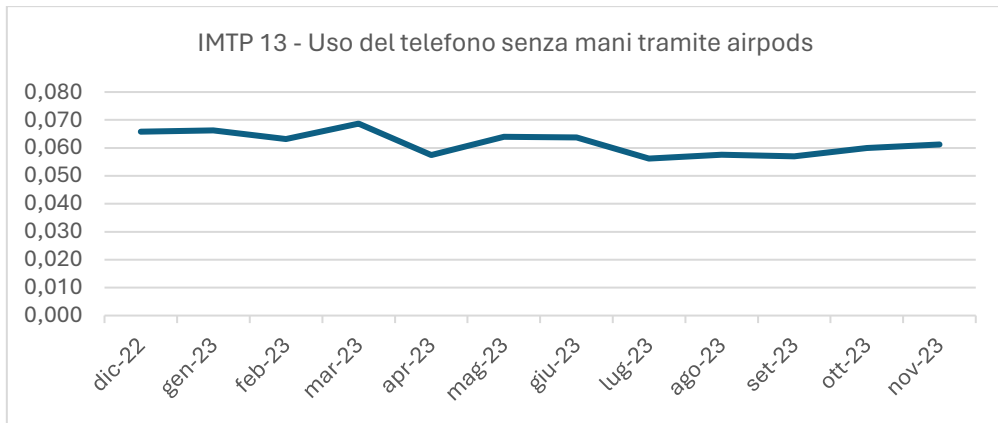


FIGURA 25 - GRAFICI DEI TOPIC CON IMTP STAZIONARIO

B) IMTP crescente nel tempo

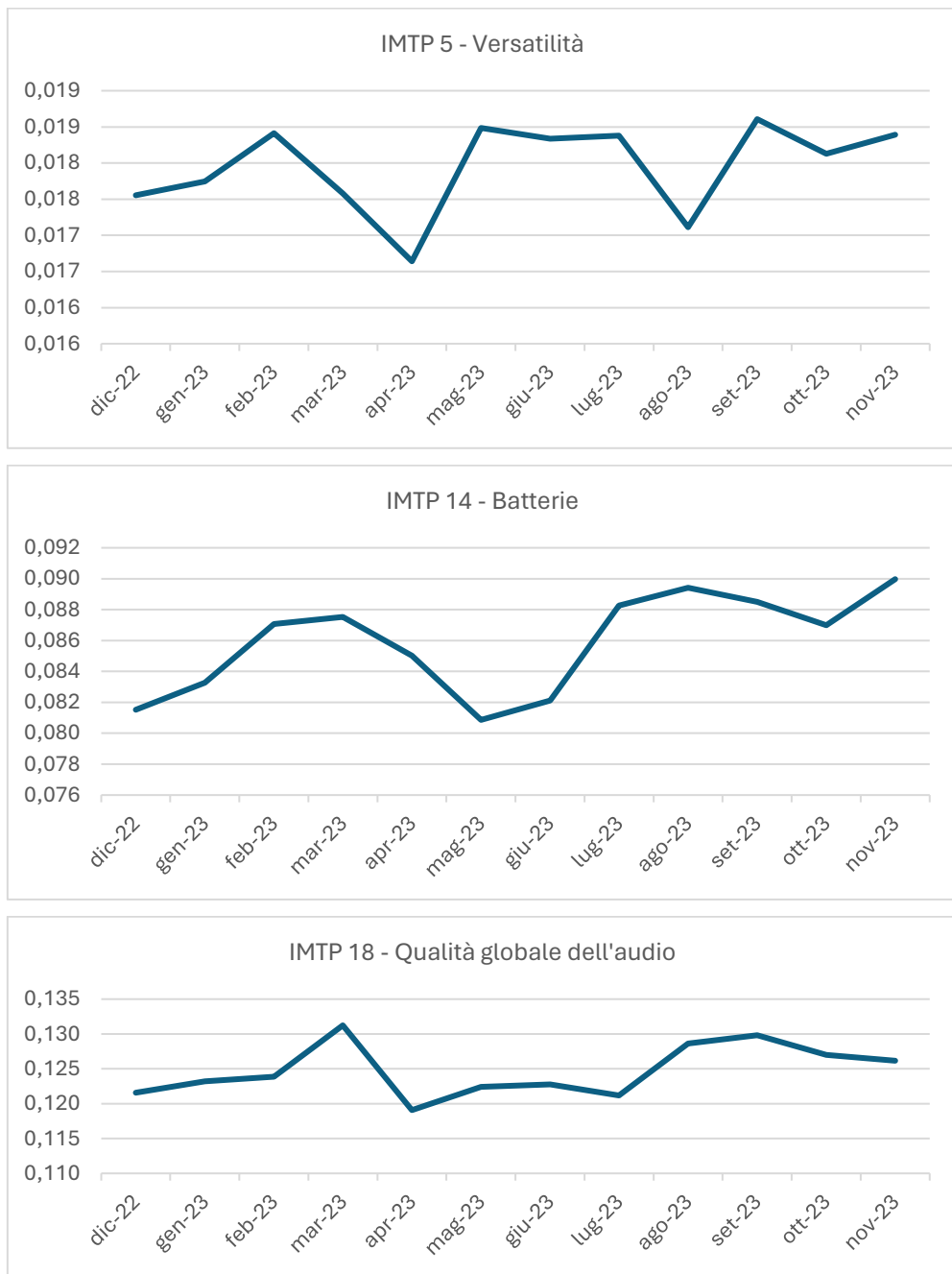


FIGURA 26 - GRAFICI DEI TOPIC CON IMTP CRESCENTE

C) IMTP decrescente nel tempo

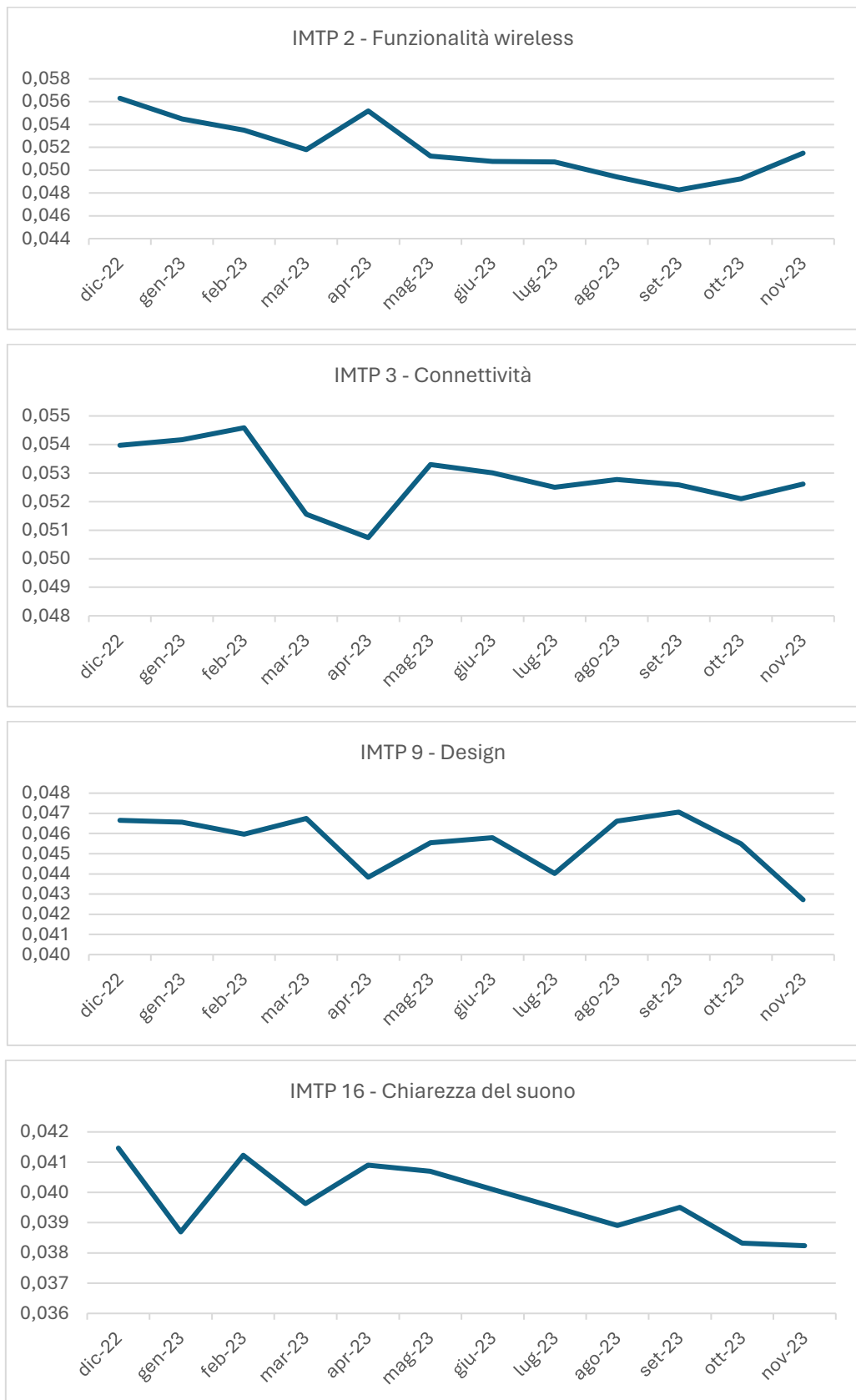


FIGURA 27 - GRAFICI DEI TOPIC CON IMTP DECRESCENTE

Le classi individuate si raggruppano nel modo seguente:

- **Topic stazionari:** rappresentano gli argomenti che nel corso del periodo preso in considerazione rimangono stabili. Le ragioni legate alla stabilità di questi argomenti nelle recensioni potrebbe significare che gli utilizzatori di questo prodotto tendano a considerare sempre con la stessa importanza questi temi. I topic appartenenti a questa categoria sono: il rapporto qualità prezzo (topic 1), il confronti con altri prodotti (topic 4), l'esperienza di ascolto (topic 6), il confort e lo stile (topic 7), gli inconvenienti tecnici (topic 8), il servizio di consegna (topic 10), la cancellazione del rumore (topic 11), la perdita del prodotto (topic 12), l'uso del telefono senza mani tramite prodotto (topic 13), le aspettative dell'utente (topic 15), i regali (topic 17) e i punti forti del prodotto (topic 19).
- **Topic crescenti:** gli argomenti in questione posseggono, per il cliente finale, un grado di importanza nella discussione sempre più elevato nel corso dei mesi. In questi grafici si nota una tendenza crescente e quindi una topical prevalence sempre superiore rispetto all'inizio. La ragione di questo trend potrebbe essere dovuta a una maggiore importanza data dal cliente a questi argomenti e alla insorgenza di nuove necessità. Le tematiche appartenenti a questa categoria sono: la versatilità (topic 5), la batteria (topic 14) e la qualità globale dell'audio (topic 18).
- **Topic decrescenti:** I grafici che evidenziano questo tipo di trend, avendo IMTP decrescente nel tempo, potrebbero implicare una minore attenzione da parte degli acquirenti rispetto a queste tematiche o una discussione meno accesa dovuta al risolvimento di determinate problematiche. Gli argomenti appartenenti a questa categoria sono: le funzionalità wireless (topic 2), la connettività (topic 3), il design (topic 9) e la chiarezza del suono (topic 16).

3.3.3 Analisi dell'indice MRP

Il secondo indice calcolato è la Mean Rating Proportion, abbreviata MRP. Questo indice calcola quanto in media un topic sia discusso nelle recensioni associate ad uno specifico livello di rating (Barravecchia et al, 2022). La MRP è utile per comprendere la relazione tra le determinanti di qualità di un prodotto e il livello di soddisfazione del cliente.

L'indice in questione si calcola nel modo seguente:

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

Dove i seguenti parametri indicano:

- t : il topic di riferimento;
- k : il livello della scala di valutazione;
- R_k : sottoinsieme delle recensioni della digital VoC associate al rating k ;
- $TP_{i,t}$: topic prevalence appartenente tema t nella recensione i ;
- $|R_k|$: la cardinalità di R_k .

Con i grafici ottenuti grazie al calcolo di questo indice è stato possibile dividerli in tre determinanti diverse: determinanti associate a livelli di soddisfazione negativi (A), determinanti associate a livelli di soddisfazione positivi (B) e determinanti neutrali rispetto al livello di soddisfazione (C).

A) Determinanti associate a livelli di soddisfazione negativi

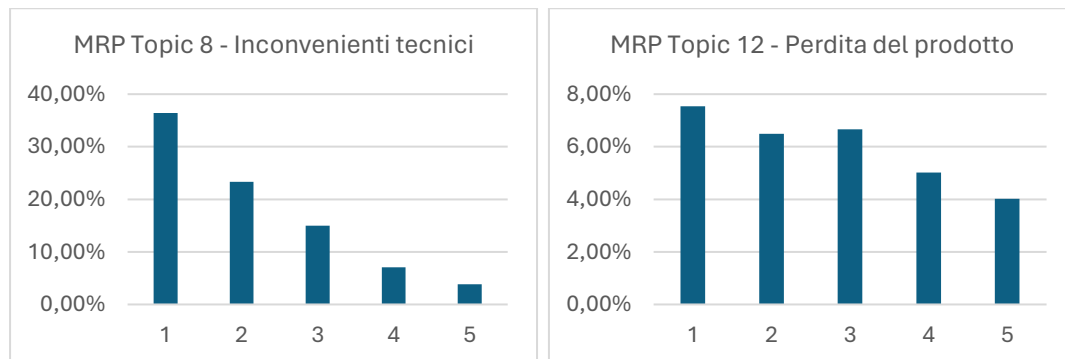
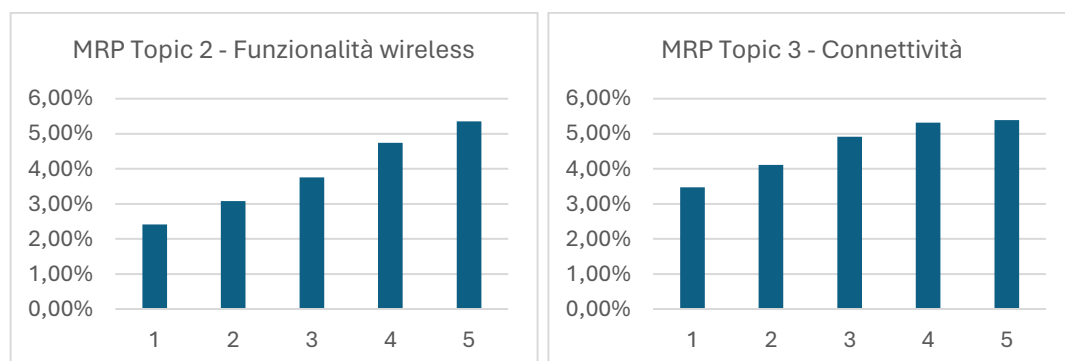


FIGURA 28 - GRAFICI DEI TOPIC CON LIVELLO DI SODDISFAZIONE NEGATIVO

B) Determinanti associate a livelli di soddisfazione positivi



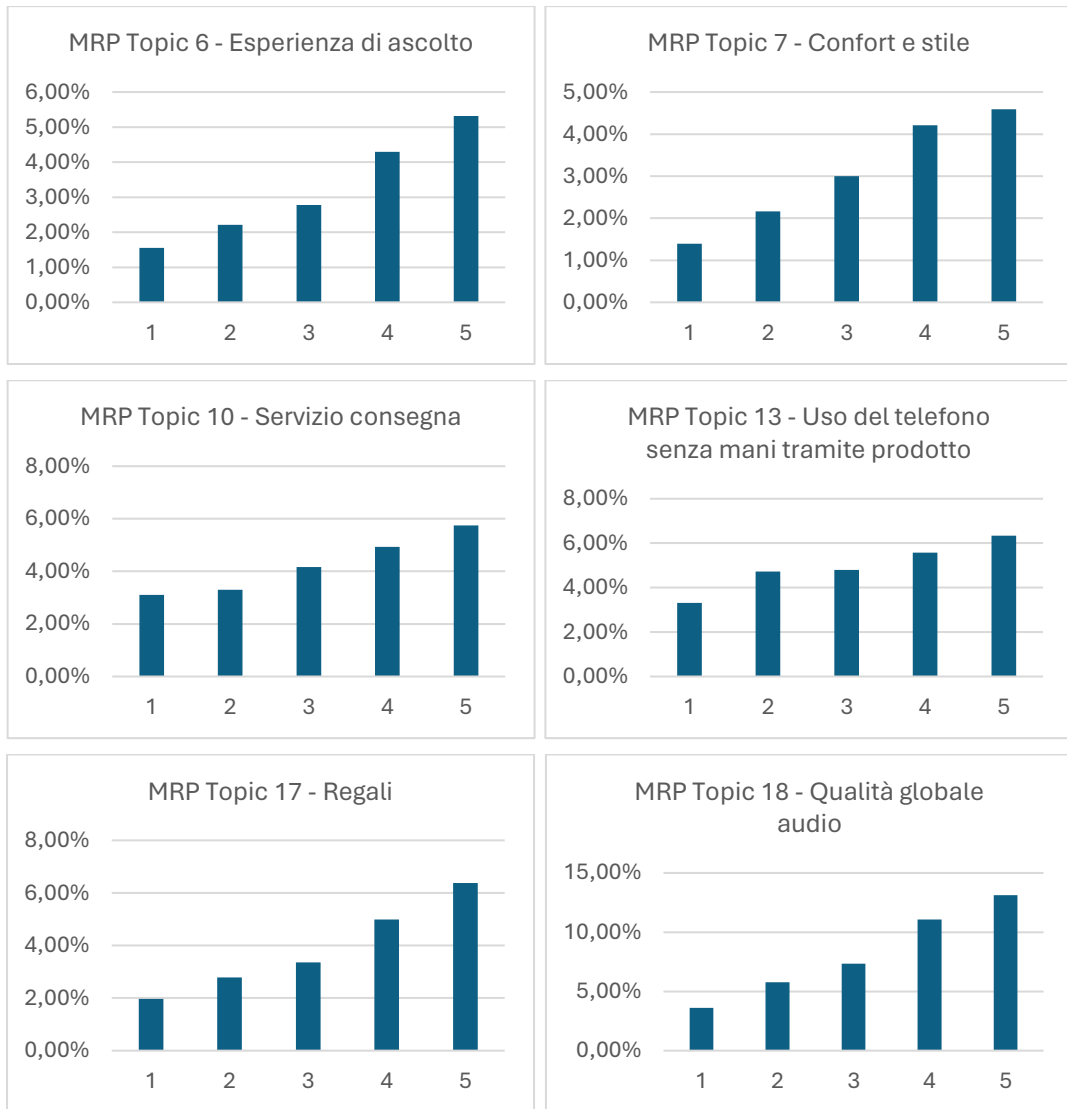
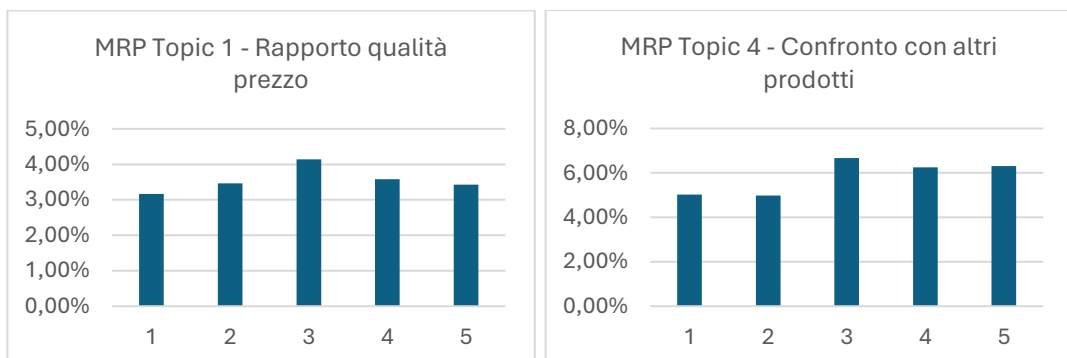


FIGURA 29 - GRAFICI DEI TOPIC CON LIVELLO DI SODDISFAZIONE CRESCENTE

C) Determinanti neutrali rispetto al livello di soddisfazione



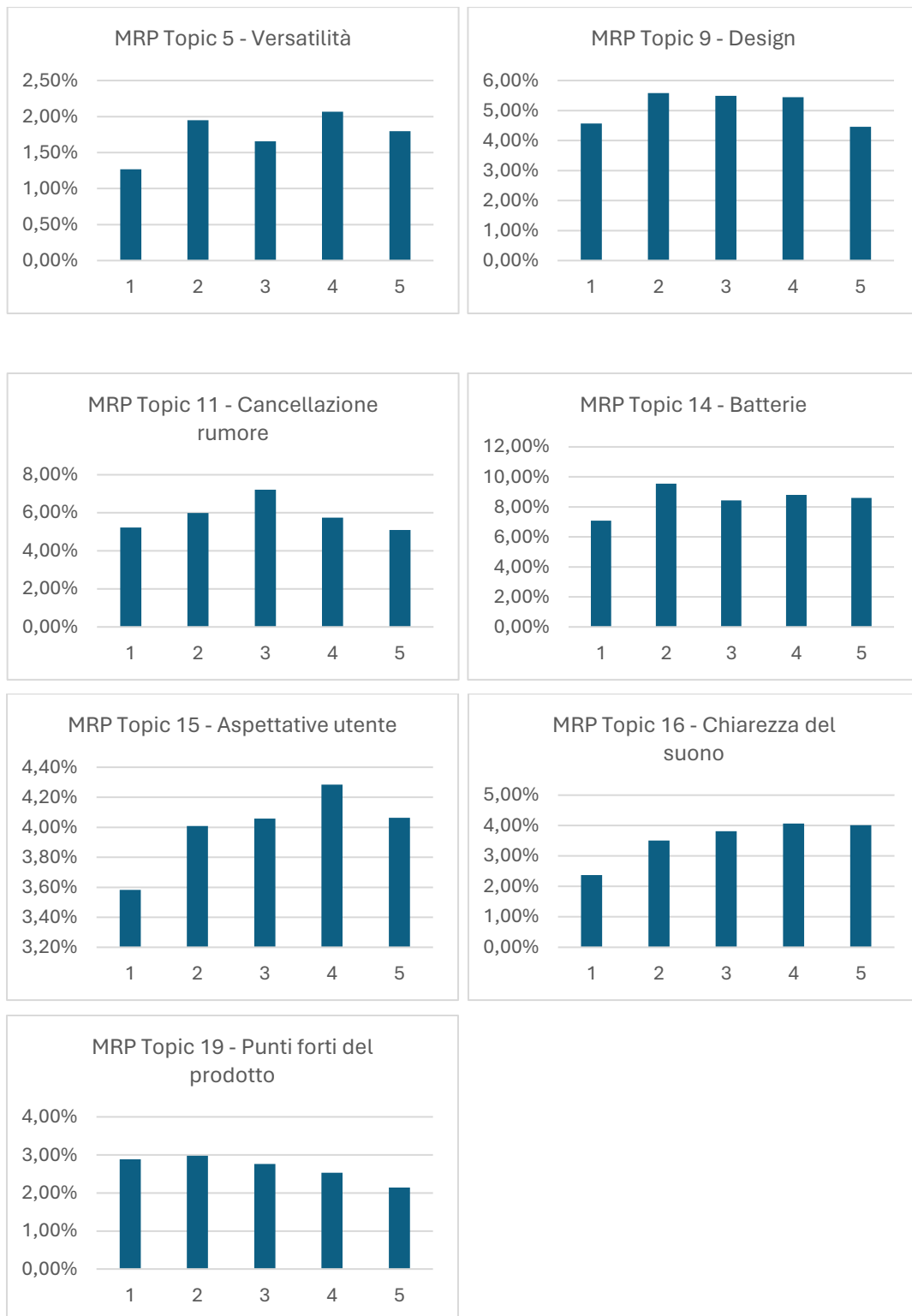


FIGURA 30 - GRAFICI DEI TOPIC CON LIVELLO DI SODDISFAZIONE STAZIONARIA

Le classi individuate si raggruppano nel modo seguente:

- **Topic con livello di soddisfazione negativa:** I grafici che evidenziano questo tipo di andamento hanno valori di MRP più elevati nelle recensioni associate ad un livello basso di

rating. Quindi, i topic di questa categoria evidenziano quali sono gli argomenti che portano maggiore insoddisfazione agli acquirenti. La classe è la mano popolosa tra le tre e contiene al suo interno i topic 8 e 12, essi analizzano rispettivamente gli inconvenienti tecnici e la perdita del prodotto. Potrebbe essere normale l'appartenenza di questi due topic alla categoria in questione, visto che trattano entrambi argomenti spesso associati a problematiche riscontrate dai clienti nel corso del ciclo di vita del prodotto.

- **Topic con soddisfazione positiva:** questi argomenti posseggono un valore di MRP che cresce in corrispondenza di un valore di rating più alto. Le tematiche appartenenti a questa categoria sono: le funzionalità wireless (topic 2), la connettività (topic 3) e l'esperienza di ascolto (topic 6), il confort e lo stile (topic 7), il servizio di consegna (topic 10), l'uso del telefono senza le mani tramite prodotto (topic 13), i regali (topic 17) e la qualità globale audio (topic 18). Gli argomenti relativi a questa classe sono discussi in percentuale maggiore dai clienti in modo positivo e potrebbero quindi rappresentare eventuali punti di forza del prodotto.
- **Topic con soddisfazione neutrale:** rappresentano gli argomenti, che al cambiare del livello di rating, posseggono un livello di MRP stabile. Le ragioni legate alla stabilità di questi argomenti nelle recensioni potrebbe significare che gli utilizzatori di questo prodotto tendano ad avere differenze di percezione del prodotto o esigenze individuali differenti. I topic appartenenti a questa categoria sono: il rapporto qualità prezzo (topic 1), il confronto con altri prodotti (topic 4), la versatilità (topic 5), il design (topic 9), la cancellazione del rumore (topic 11), le batterie (topic 14), le aspettative dell'utente (topic 15), la chiarezza del suono (topic 16) e i punti forti del prodotto (topic 19).

3.3.4 Smoothing dei dati ottenuti con il calcolo dell'indice IMTP

Nella Functional Data Analysis per creare rappresentazioni più chiare può essere eseguito lo smoothing dei dati. La FDA serve, come detto nella parte teorica del documento, come approccio statistico per analizzare i dati sottoforma di curve, superfici e qualsiasi cosa di continuo. Lo smoothing dei dati è una tecnica utilizzata dalla FDA per trasformare i dati da discreti a continui, in modo da rendere più semplice l'analisi di pattern.

in questo caso per eseguire lo smoothing dei dati, ottenuti con il calcolo dell'indice IMTP, è stata scelta la funzione di B-spline. Questa funzione offre un'elevata flessibilità rispetto ad altre funzioni di smoothing, come ad esempio la media mobile e la Kernel spline. La B-spline permette un maggiore controllo della funzione LOESS, quindi, è in grado di regolare il

comportamento del modello statistico con maggiore facilità. Inoltre, è più robusta rispetto alle regressioni polinomiali quando si ha a che fare con dati rumorosi e con elevate oscillazioni.

Una volta scelta la B-spline, è stato necessario scegliere in grado della funzione. Ricordiamo che il grado di una funzione spline determina il livello di flessibilità della curva di smoothing, i gradi più alti permettono un adattamento migliore se i dati da analizzare sono più complessi ma allo stesso tempo potrebbero portare maggiore variabilità nella curva di smoothing. Dopo un'attenta analisi costituita da varie prove su RStudio è stata scelta una funzione di B-spline di grado 3.

Per poter in seguito analizzare le tendenze nel corso del tempo delle funzioni di smoothing è stato creato sempre con RStudio un ulteriore grafico rappresentante l'andamento della derivata della B-Spline nell'intervallo preso in considerazione.

3.3.5 Creazione di Limiti di Controllo

Successivamente allo smoothing dei dati è stato condotto un secondo studio basato sui limiti di controllo per rilevare possibili punti anomali al di fuori di questi limiti e studiarli, in modo tale da verificare se i clienti hanno osservato qualcosa di diverso e per cosa potrebbe essere dovuto.

Per prima cosa è stata definita come linea di controllo la funzione di B-spline trovata in precedenza. Il calcolo dei limiti di controllo è avvenuto attraverso un approccio comunemente utilizzato che utilizza la deviazione standard (σ) delle differenze tra i valori effettivi e la linea di controllo (la funzione di smoothing).

Dato l'elevato numero di osservazioni in possesso è possibile assumere i dati come normalmente distribuiti. Quindi impostando il limite superiore e il limite inferiore a $\pm 2\sigma$, il 95% delle osservazioni rientra all'interno dei limiti di controllo, di conseguenza è stato possibile analizzare visivamente in maniera più agevole variazioni significative.

3.4 Analisi dei Risultati

Le operazioni fatte fino ad ora sono servite per poter esplorare le caratteristiche chiave del prodotto e le potenziali debolezze. In questa sezione del documento, con i 76 grafici ottenuti tramite RStudio (quattro grafici per topic: grafico IMTP, grafico con B-spline, grafico con limiti di

controllo e grafico della derivata della B-spline) è stato possibile interpretare ed analizzare la tendenza nel corso del tempo delle funzioni di smoothing e i diversi punti fuori controllo.

3.4.1 Interpretazione dei Grafici ottenuti

Con il grafico che mostra la funzione di B-spline ma soprattutto con il grafico che mostra la sua derivata è stato possibile individuare dei possibili trend nella discussione dei topic analizzati, per gli AirPods, nel corso del tempo. Per agevolare il riconoscimento nel grafico relativo alla derivata della funzione di smooth è stata inserita una linea tratteggiata di colore viola che rappresenta i punti in cui le ordinate sono pari a zero. Facendo in questo modo è di facile comprensione l'andamento della curva poiché se la derivata si trova al di sopra della linea ($f'(x) > 0$) la funzione è crescente, se questa si trova al di sotto ($f'(x) < 0$) la funzione è decrescente, se invece si trova sulla linea viola ($f'(x) = 0$) la funzione è stazionaria.

Il grafico con i limiti di controllo ha permesso una facile identificazione visiva dei punti fuori controllo: sono stati interpretati come punti critici tutti i punti al di fuori dei limiti di controllo (le linee blu tratteggiate).

Per i punti di fuori controllo è stata condotta un'analisi attraverso i profili MRP per sapere se la variazione è legata a soddisfazione o insoddisfazione del cliente.

Topic 1 - Rapporto qualità prezzo

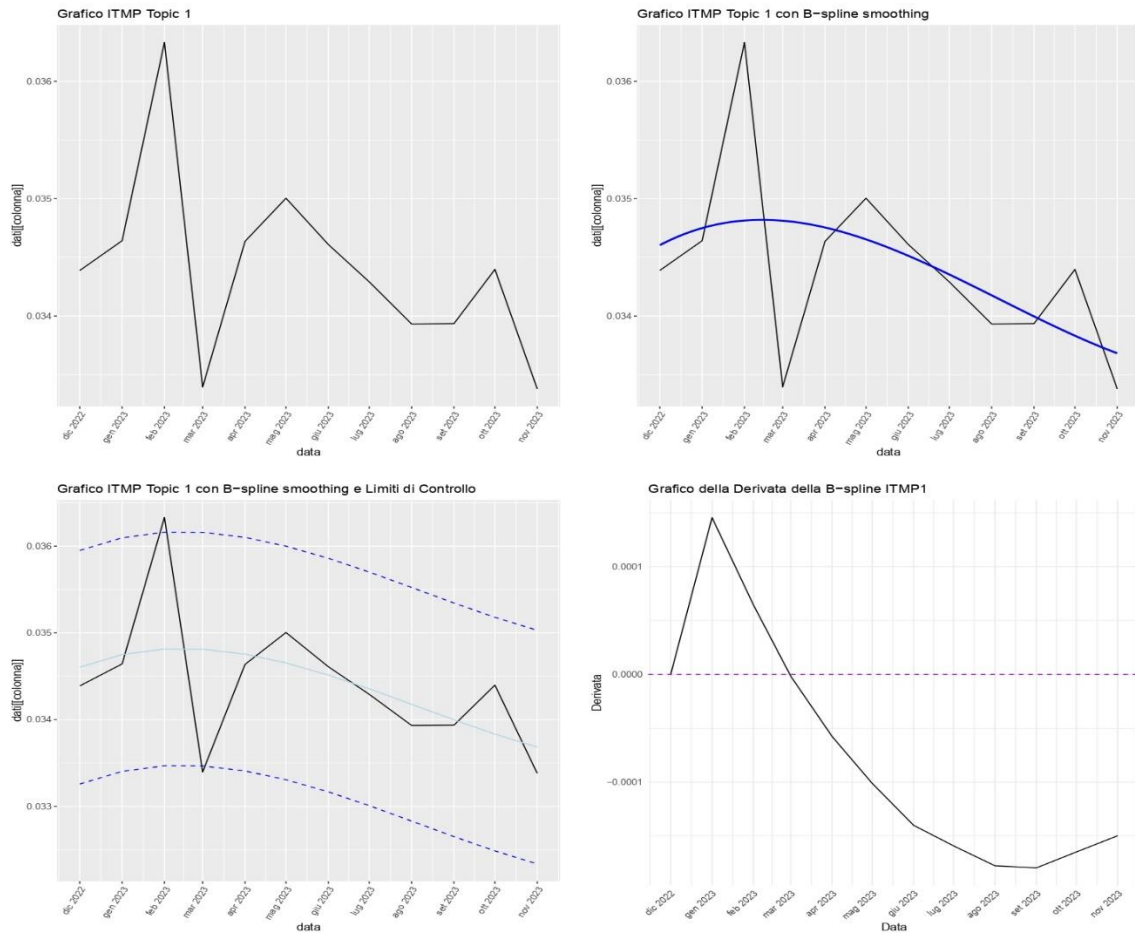


FIGURA 31 - GRAFICI DERIVANTI DALL'ANALISI DEL TOPIC 1

Nell'immagine 31 sono esposti i quattro grafici relativi al topic 1, i quali approfondiscono la situazione del rapporto qualità prezzo degli AirPods.

Come possiamo osservare dal grafico della derivata della B-spline questo argomento inizialmente evidenzia un aumento della popolarità nella discussione nei mesi di gennaio e febbraio per poi invece essere sempre considerato meno, nel corso dell'anno. In media l'andamento della funzione di smoothing si può definire decrescente.

Il valore più alto del IMTP è stato registrato nel febbraio del 2023 mentre quello più basso il mese seguente. Entrambi i punti si trovano al di fuori dei limiti di controllo, con il primo oltre il limite superiore e il secondo al di sotto del limite inferiore.

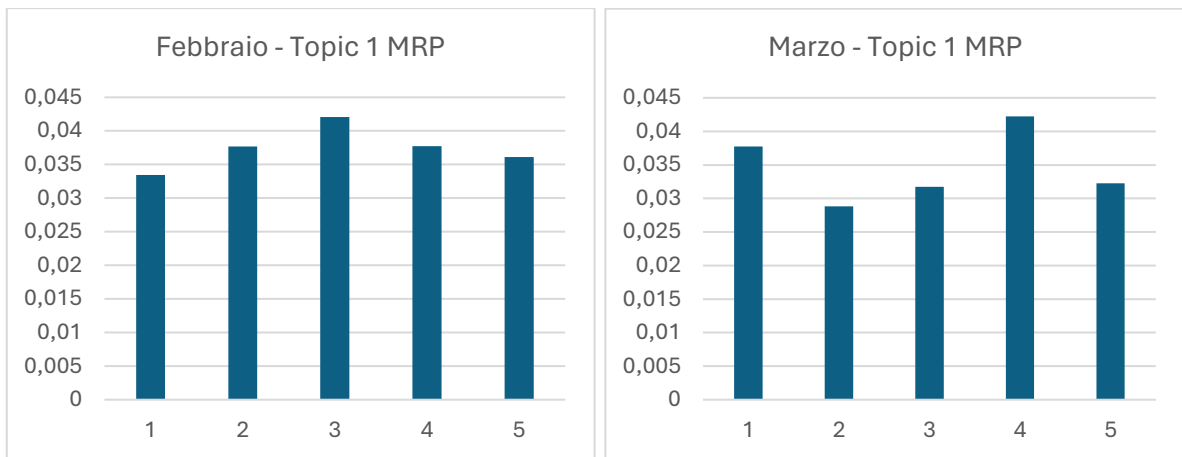


FIGURA 32 - PROFILI MRP DI FEBBRAIO E MARZO DEL TOPIC 1

Attraverso i profili MRP di febbraio e marzo, rappresentati in figura 32, possiamo approfondire ulteriormente i punti di fuori controllo. Per quanto riguarda il mese di febbraio non si notano differenze evidenti da questo grafico e il grafico rappresentativo del MRP totale della sezione 3.3.3, mentre nel mese di marzo si osserva un aumento dell'indice per le recensioni con una stella di rating. Questo potrebbe essere dovuto a un aumento del prezzo in questo periodo dell'anno o alla fine di uno sconto promozionale.

Topic 2 - Funzionalità wireless

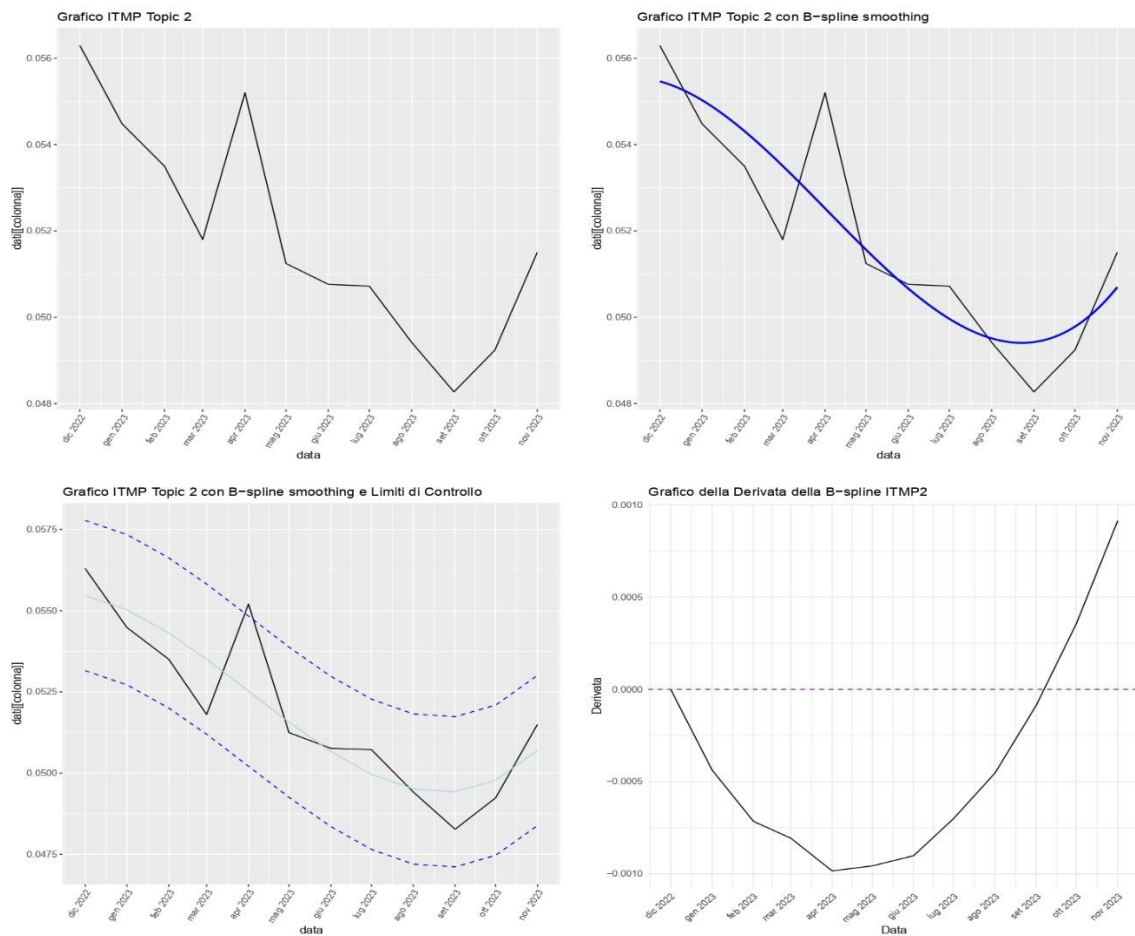


FIGURA 33 - GRAFICI DERIVANTI DALL'ANALISI DEL TOPIC 2

Nell'immagine 33 sono esposti i quattro grafici relativi al topic 2, i quali approfondiscono la situazione delle funzionalità wireless degli AirPods.

Come mostra il grafico della derivata della B-spline questo argomento evidenzia un calo della popolarità nella discussione dall'inizio dell'intervallo fino al settembre del 2023. Il calo in questione tra aprile e settembre decresce in maniera sempre meno drastica, fino ad iniziare ad avere un trend positivo nei mesi autunnali del 2023. In media l'andamento della funzione di smoothing è chiaramente decrescente.

Il valore più alto del IMTP è stato registrato ad aprile, mentre quello più basso a settembre. Il valore registrato ad aprile rappresenta anche un punto di fuori controllo, essendo al di sopra del limite superiore. Nonostante sia il valore più elevato, non influenza di tanto l'andamento della B-spline in quel periodo, che riesce a fornire quindi un'ottima rappresentazione meno soggetta al rumore rispetto ai dati originali.

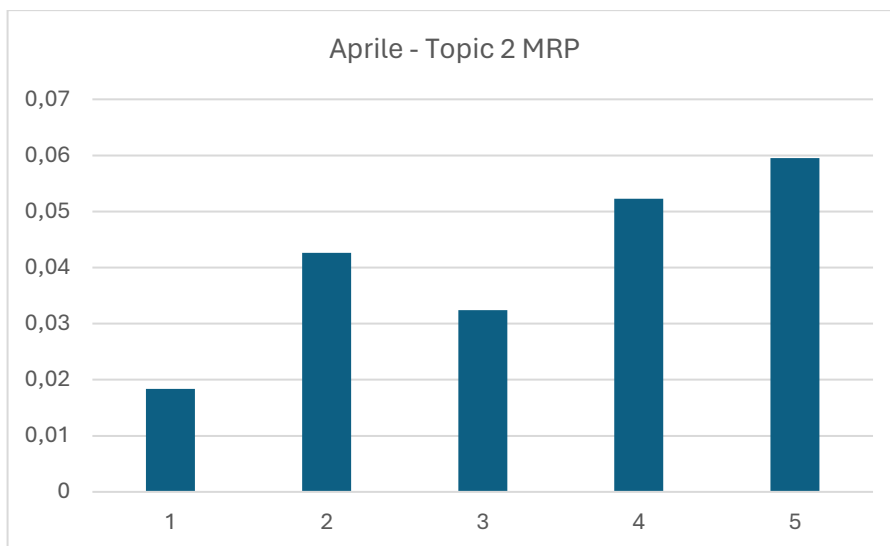


FIGURA 34 - PROFILO MRP DI APRILE DEL TOPIC 2

Analizzando il profilo MRP di aprile, rappresentato nella figura 34, si nota un aumento dell'indice per quanto riguarda le recensioni con due stelle di rating. Ciò potrebbe essere dovuto ad un eventuale malfunzionamento delle funzionalità wireless per alcuni clienti, che potrebbe quindi aver scaturito l'aumento dell'indice IMTP citato prima.

Topic 3 - Connettività

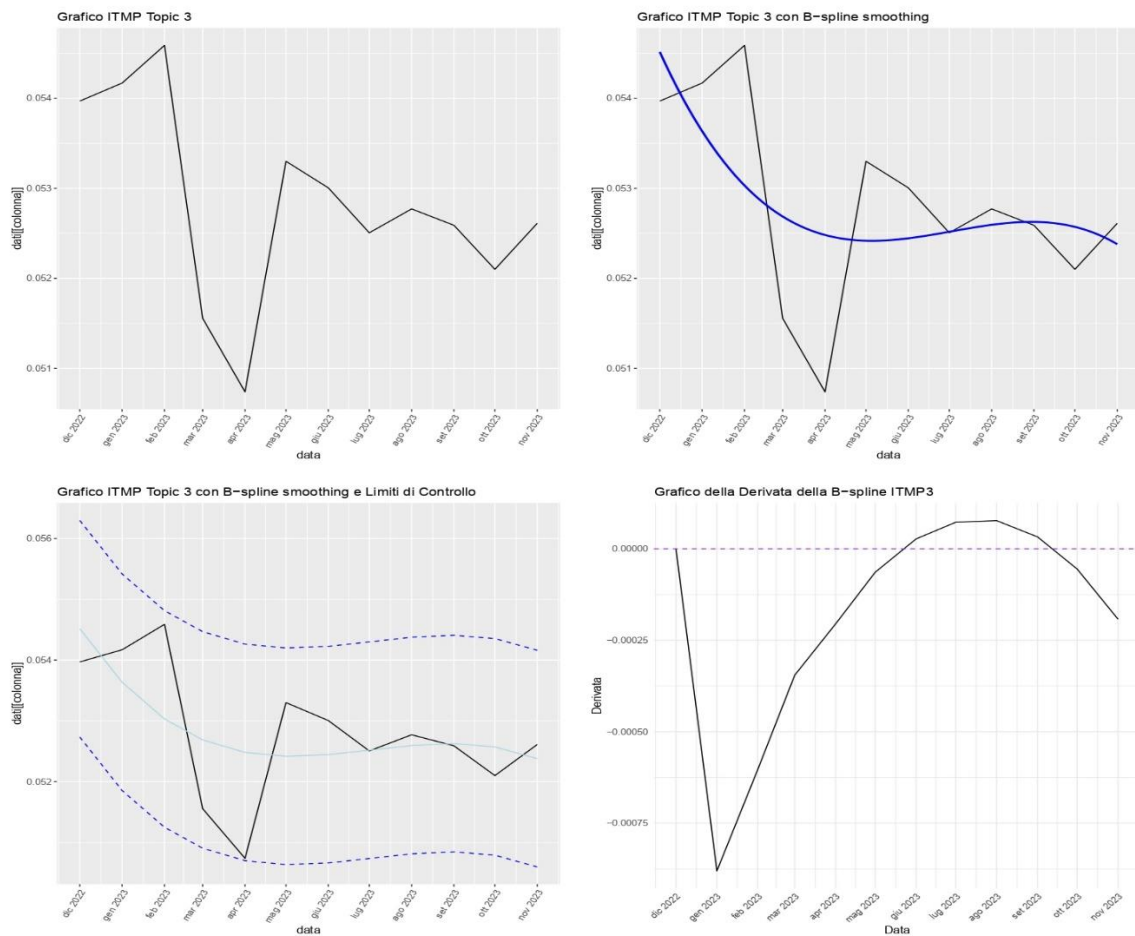


FIGURA 35 - GRAFICI DERIVANTI DALL'ANALISI DEL TOPIC 3

Nella figura 35 sono esposti i quattro grafici relativi al topic 3, i quali approfondiscono la situazione della versatilità degli AirPods.

Come evidenzia il grafico della derivata della B-spline questo argomento possiede una tendenza decrescente nei mesi iniziali fino giungo, mese in cui viene si intravede un accenno di crescita fino a settembre. In media l'andamento della funzione di smoothing si può definire decrescente e verso la fine dell'intervallo questa decrescita sembra stabilizzarsi.

Il valore più alto del IMTP è stato registrato nel febbraio del 2023 mentre quello più basso ad aprile. Entrambi i punti si trovano all'interno dell'intervallo di confidenza dettato dai limiti di controllo, ciò significa che non sono presenti punti di fuori controllo per quanto riguarda il topic 3.

Topic 4 - Confronto con altri prodotti

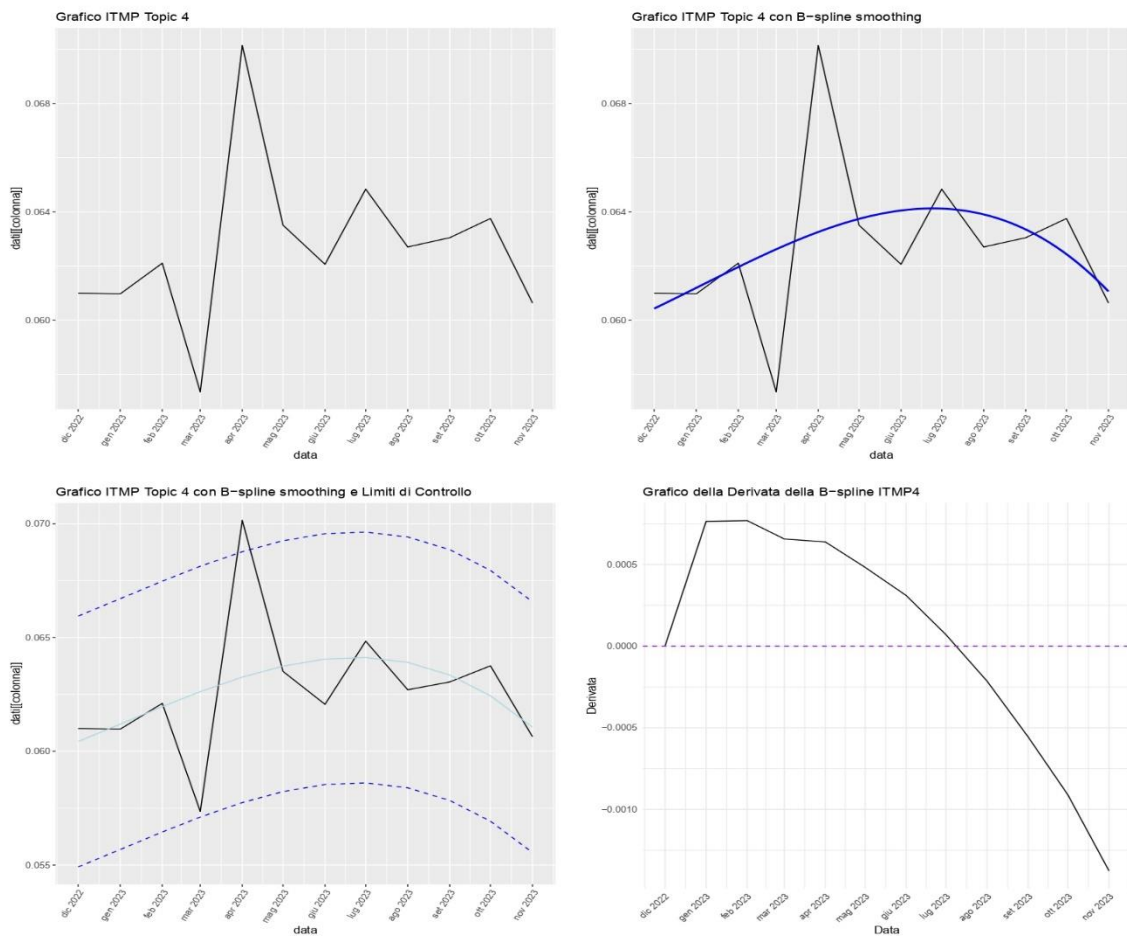


FIGURA 36 - GRAFICI DERIVANTI DALL'ANALISI DEL TOPIC 4

Nell'immagine 35 sono esposti i quattro grafici relativi al topic 4, i quali approfondiscono il confronto con gli altri prodotti competitors degli AirPods.

Come mostra il grafico della derivata della B-spline, questo argomento dall'inizio presenta un andamento crescente fino luglio. Da questo mese in poi, inizia a decrescere fino alla fine del periodo analizzato. La funzione di smooth, quindi, evidenzia una possibile stagionalità rappresentata dal picco dei mesi centrali e in media l'andamento della funzione di smoothing si può definire stabile.

Il valore più alto del IMTP è stato registrato ad aprile del 2023, mentre quello più basso il mese precedente, marzo. Solo il valore registrato ad aprile si colloca al di sopra del limite superiore e rappresenta l'unico punto fuori controllo del topic.

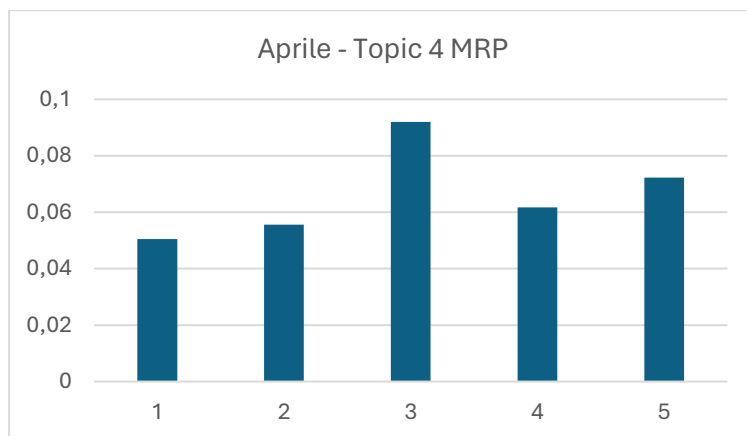


FIGURA 37 - PROFILO MRP DI APRILE DEL TOPIC 4

il grafico 37 mostra l'andamento dell'indice MRP del topic 4 ad aprile. Le recensioni con tre stelle hanno un valore percentuale dell'indice maggiore rispetto al grafico del MRP totale visto nella sezione 3.3.3. del documento. Questo potrebbe essere dovuto ad una maggiore neutralità da parte dei clienti verso gli AirPods rispetto agli altri prodotti o all'introduzione nel mercato di nuove cuffie con performance simili.

Topic 5 - Versatilità

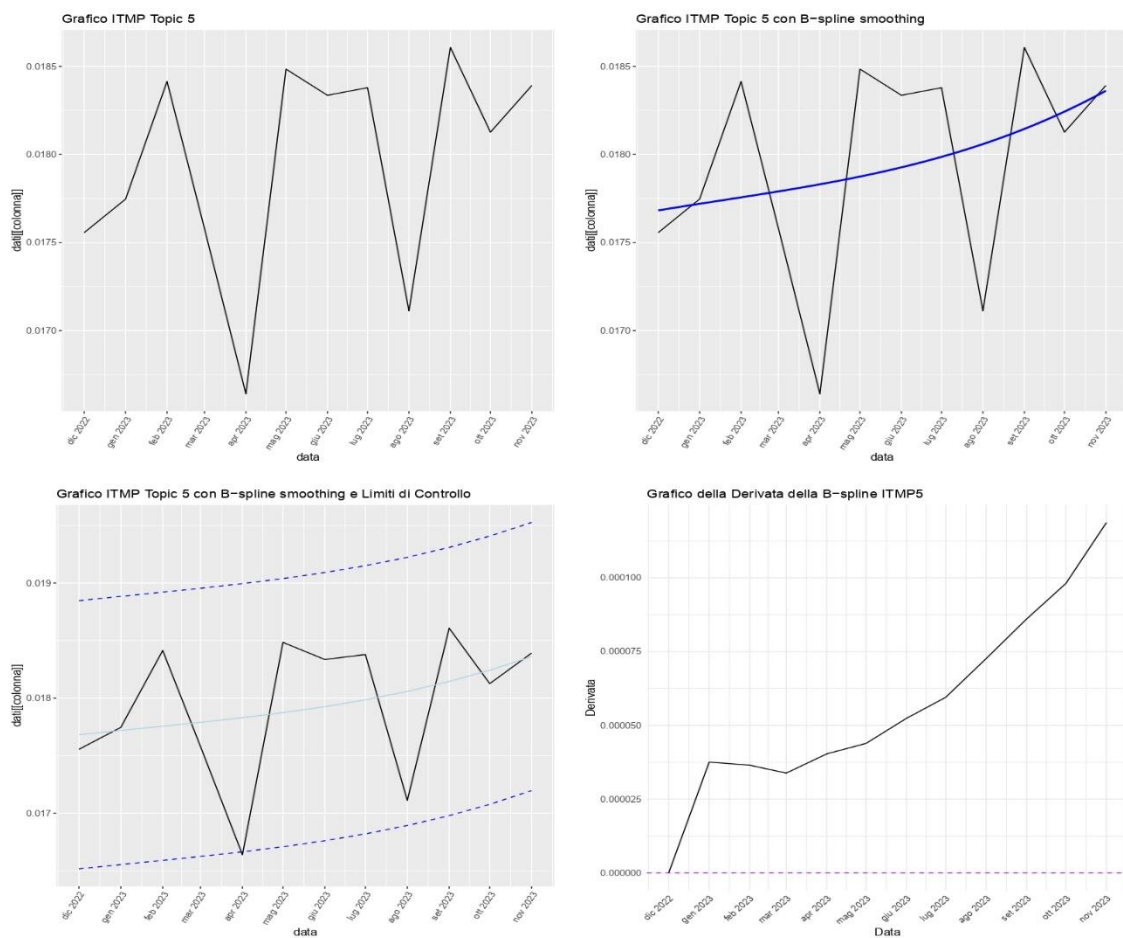


FIGURA 38 - GRAFICI DERIVANTI DALL'ANALISI DEL TOPIC 5

Nell'immagine 38 sono esposti i quattro grafici relativi al topic 5, i quali approfondiscono la versatilità degli AirPods.

Come è visibile dal grafico della derivata della B-spline questo argomento evidenzia un aumento della popolarità nella discussione dall'inizio fino alla fine dell'intervallo. In media l'andamento della funzione di smoothing è chiaramente crescente, questo potrebbe significare un continuo interesse verso questa caratteristica del prodotto da parte degli acquirenti.

L'andamento dell'indice IMTP è molto altalenante e presenta il valore di massimo rilievo nella discussione a settembre e il valore minimo ad aprile. Come evidenzia il grafico con i limiti di controllo, il valore registrato ad aprile si trova al di sotto del limite di controllo inferiore, anche se di poco.

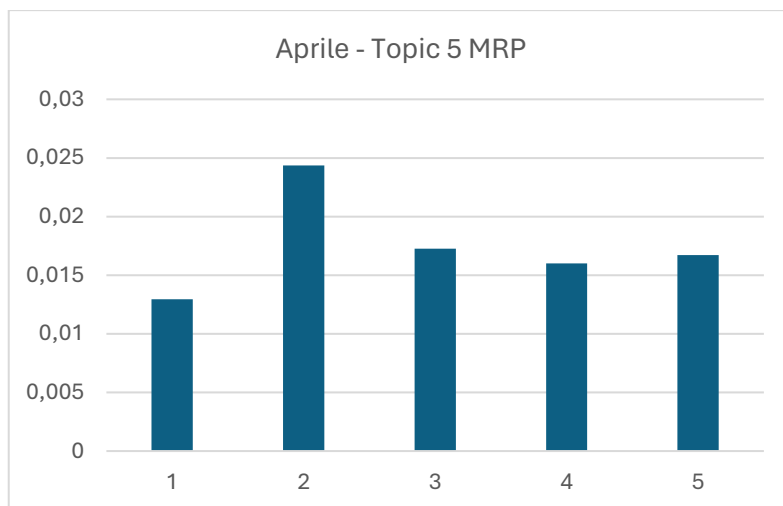


FIGURA 39 - PROFILO MRP DI APRILE DEL TOPIC 5

Attraverso il profilo MRP di aprile del topic 5, rappresentato nella figura 39, si nota un innalzamento dell'indice per le recensioni con due stelle di rating. La versatilità del prodotto potrebbe essere calata in questo periodo, ciò potrebbe aver fatto crollare la presenza dell'argomento nella discussione e potrebbe aver aumentato le recensioni con livelli di rating inferiori.

Topic 6 - Esperienza di ascolto

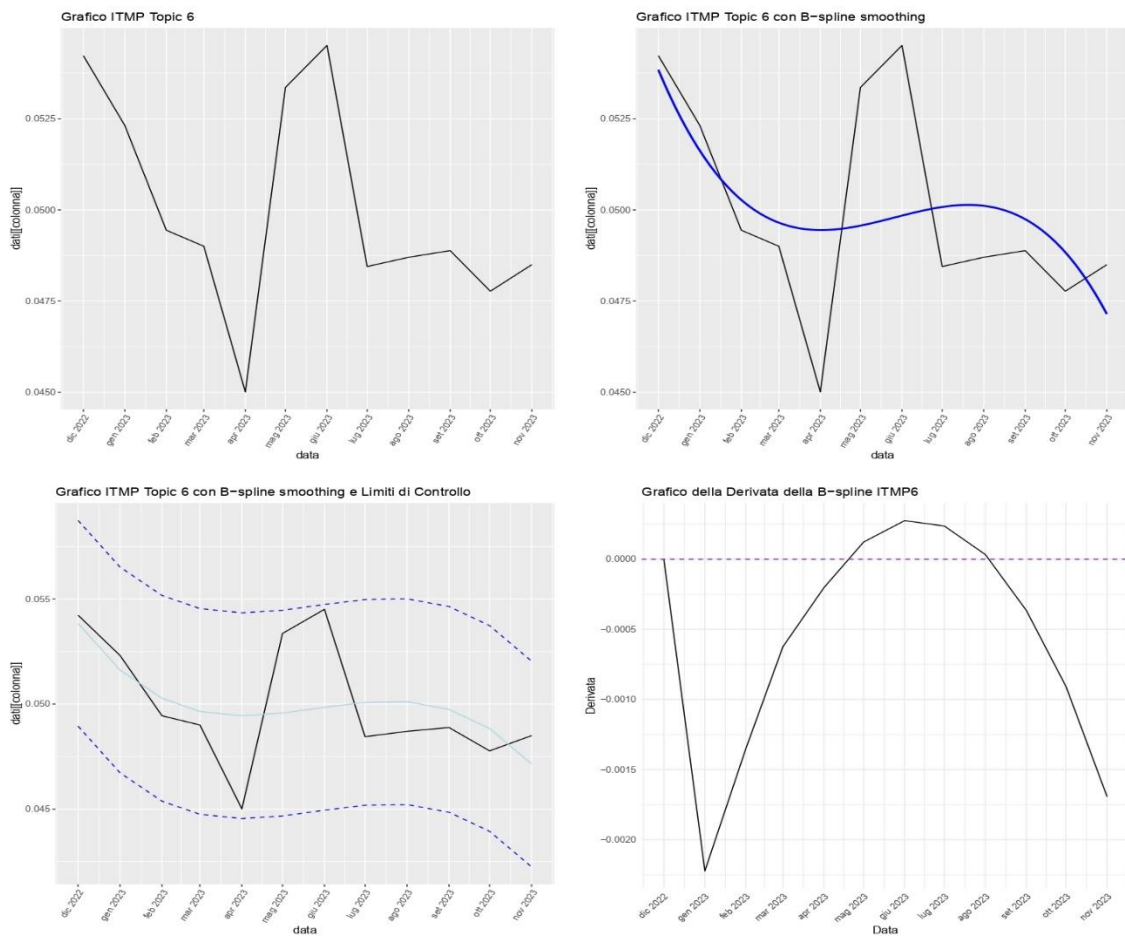


FIGURA 40 - GRAFICI DERIVANTI DALL'ANALISI DEL TOPIC 6

Nell'immagine 40 sono esposti i quattro grafici relativi al topic 6, i quali approfondiscono l'esperienza di ascolto degli AirPods.

Come è visibile dal grafico della derivata della B-spline, questo argomento inizialmente evidenzia un calo drastico della popolarità nella discussione da dicembre ad aprile. Verso maggio la decrescita si arresta e fino a settembre la funzione di smoothing presenta un andamento crescente. In media l'andamento della funzione di smoothing si può definire decrescente con accenni di stabilità verso la fine dell'intervallo.

Il valore più alto del ITMP è stato registrato nel giugno del 2023, mentre quello più basso ad aprile. Entrambi i punti si trovano all'interno dell'intervallo di confidenza dettato dai limiti di controllo, ciò significa che non sono presenti punti di fuori controllo per quanto riguarda il topic 6.

Topic 7 - Confort e stile

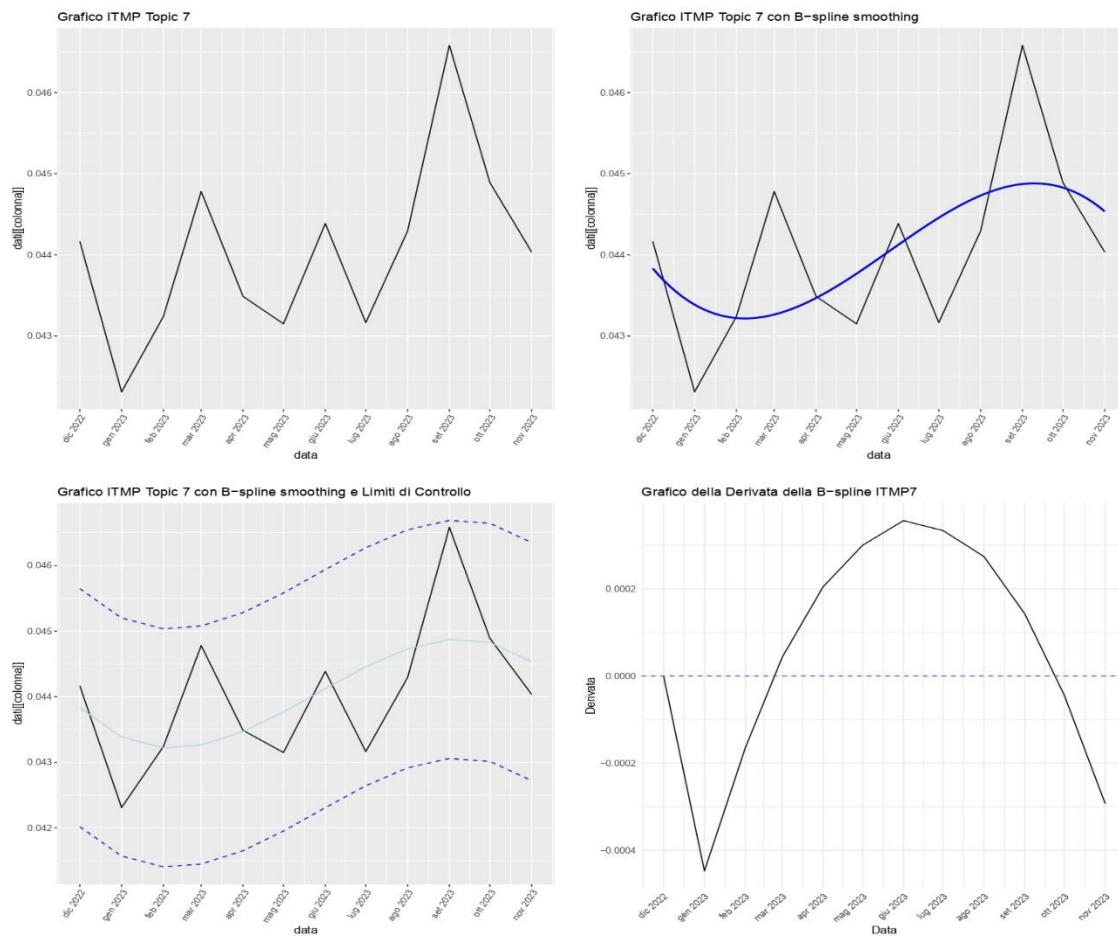


FIGURA 41 - GRAFICI DERIVANTI DALL'ANALISI DEL TOPIC 7

In figura 41 sono esposti i quattro grafici relativi al topic 7, i quali approfondiscono la situazione del confort e dello stile relativo agli AirPods.

Come mostra il grafico della derivata della B-spline, questo argomento inizialmente evidenzia un breve calo della popolarità nella discussione a gennaio e febbraio per poi invece essere considerato maggiormente dai clienti nei mesi che vanno da marzo a ottobre. In media l'andamento della funzione di smoothing si può definire stazionario.

Il valore più alto del IMTP è stato registrato nel settembre del 2023, mentre quello più basso a gennaio. Entrambi i punti si trovano all'interno dell'intervallo di confidenza dettato dai limiti di controllo, ciò significa che non sono presenti punti di fuori controllo per quanto riguarda il topic 7.

Topic 8 – Inconvenienti tecnici

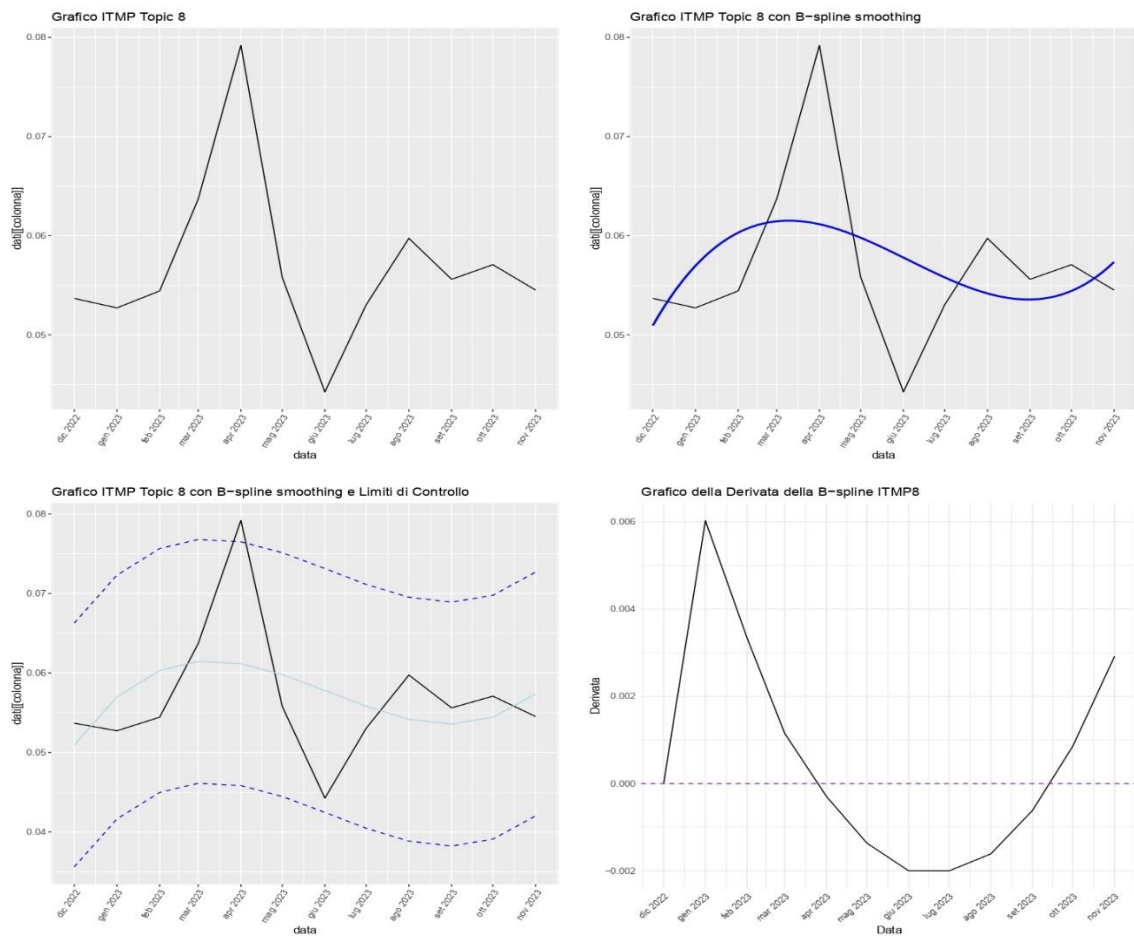


FIGURA 42 - GRAFICI DERIVANTI DALL'ANALISI DEL TOPIC 8

Nell'immagine 42 sono esposti i quattro grafici relativi al topic 8, i quali approfondiscono gli inconvenienti tecnici relativi degli AirPods discussi dagli acquirenti.

Come possiamo vedere dal grafico della derivata della B-spline, questo argomento inizialmente evidenzia un aumento della popolarità nella discussione da dicembre 2022 ad aprile 2023 per poi essere sempre considerato meno fino ad ottobre. Negli ultimi due mesi presi in considerazione la popolarità del topic ritorna a crescere. In media l'andamento della funzione di smoothing si può definire stazionario. Non si evidenziano particolari tendenze nella discussione del topic 8.

Il valore più alto del IMTP è stato registrato ad aprile, mentre quello più basso nel mese di giugno. Il valore di aprile supera il valore limite dettato dal limite di controllo superiore ed è l'unico valore fuori controllo del topic 8.

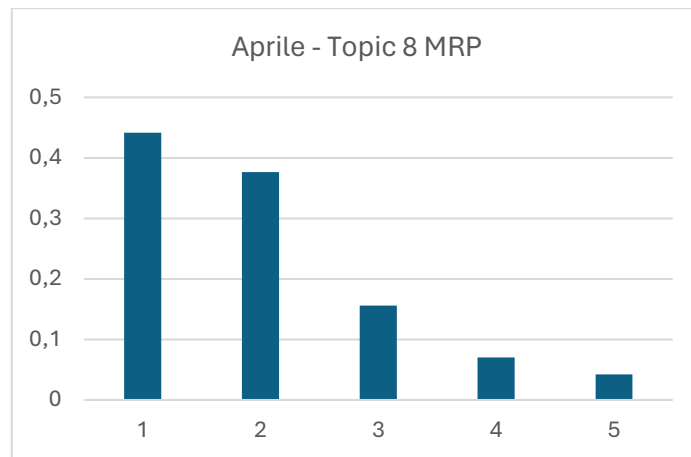


FIGURA 43 - PROFILO MRP DI APRILE DEL TOPIC 8

Analizzando il profilo MRP del mese di aprile del topic 8 (in figura 43), si nota un aumento di circa il 10% dell'indice per le recensioni da una stella rispetto al grafico rappresentativo del MRP annuale presente nella sezione 3.3.3. L'aumento in questione, seguito dall'aumento dell'IMTP per lo stesso mese, potrebbe segnalare la presenza di una problematica grave del prodotto.

Topic 9 - Design

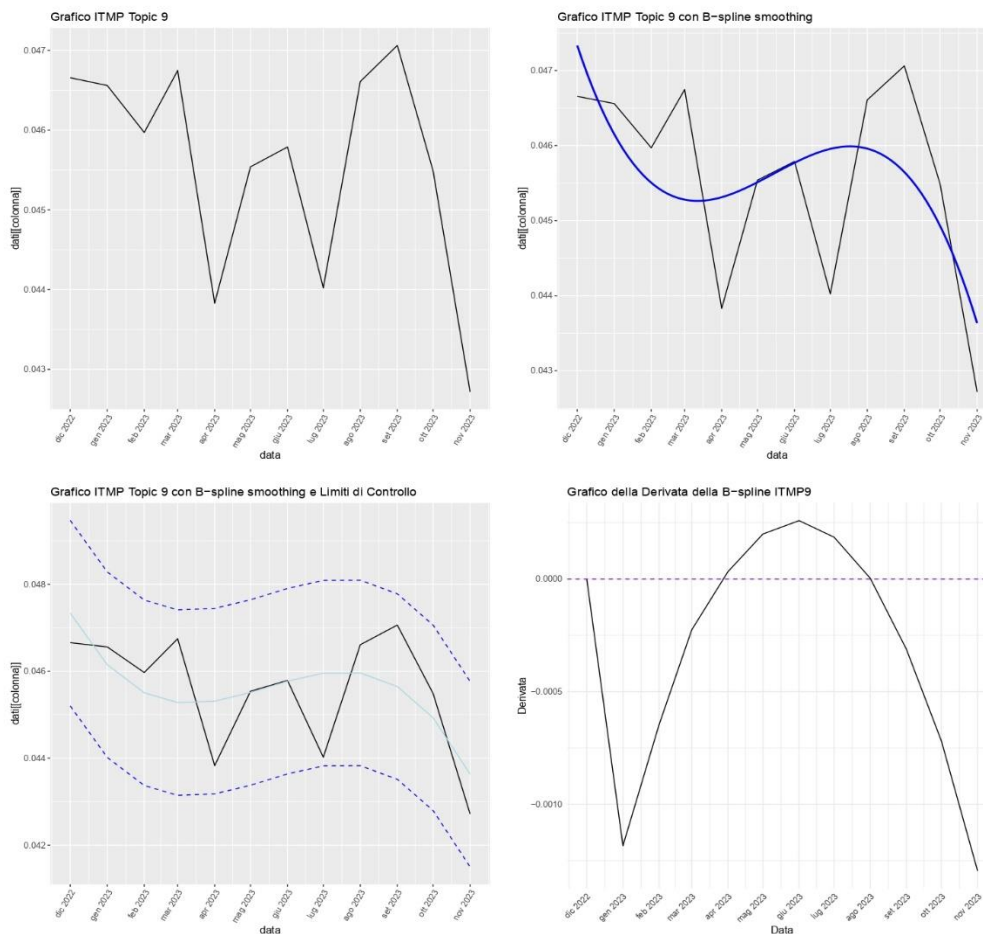


FIGURA 44 - GRAFICI DERIVANTI DALL'ANALISI DEL TOPIC 9

Nell'immagine 44 sono esposti i quattro grafici relativi al topic 9, i quali approfondiscono l'andamento della discussione sul design degli AirPods.

Come è visibile dal grafico della derivata della B-spline, questo argomento inizialmente evidenzia un calo della popolarità nella discussione da dicembre ad aprile. Verso maggio la decrescita si arresta e fino a settembre la funzione di smoothing presenta un andamento crescente per poi ritornare a decrescere fino a novembre. In media l'andamento della funzione di smoothing si può definire decrescente.

Il valore più alto del IMTP è stato registrato nel settembre del 2023, mentre quello più basso a novembre. Entrambi i punti si trovano all'interno dell'intervallo di confidenza dettato dai limiti di controllo, ciò significa che non sono presenti punti di fuori controllo per quanto riguarda il topic 9.

Topic 10 - Servizio consegna

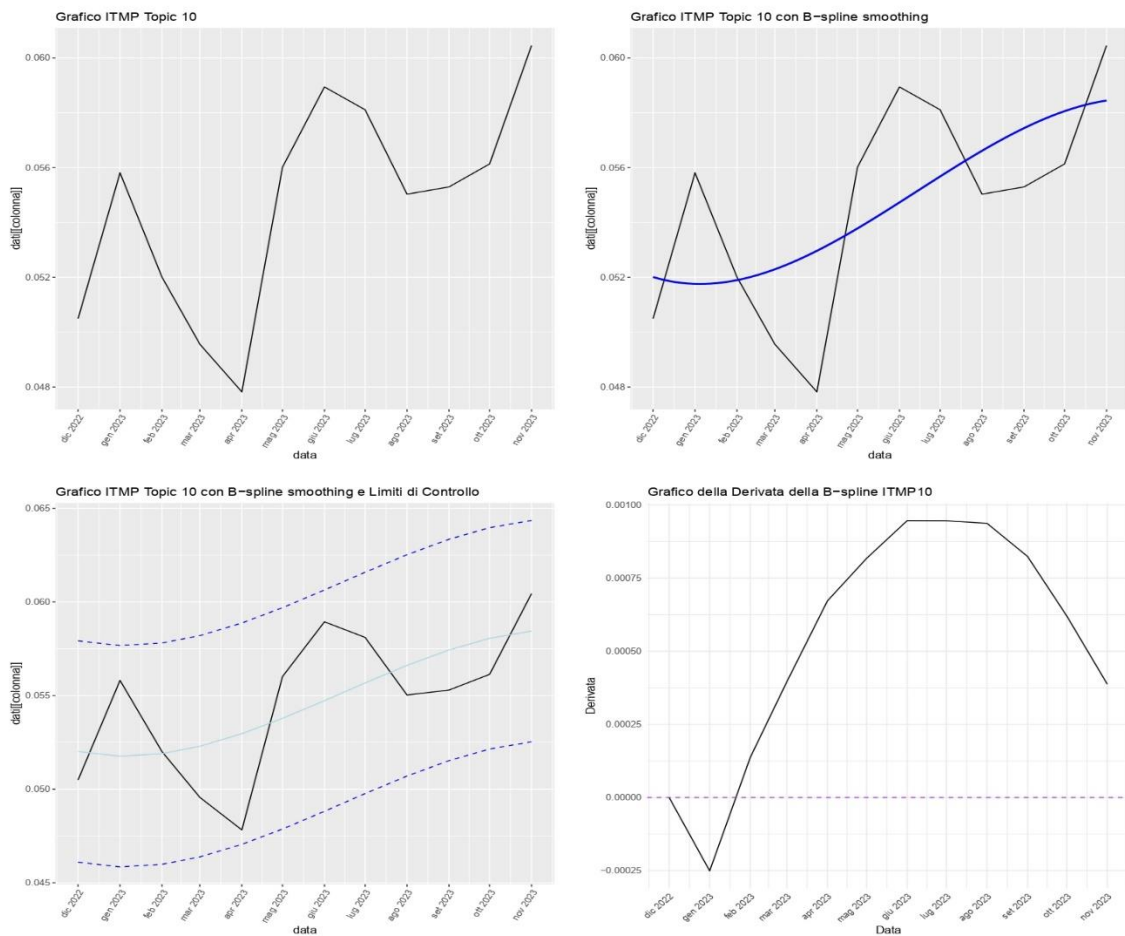


FIGURA 45 - GRAFICI DERIVANTI DALL'ANALISI DEL TOPIC 10

Nell'immagine 45 sono esposti i quattro grafici relativi al topic 10, i quali approfondiscono il servizio di consegna degli AirPods.

Come mostra il grafico della derivata della B-spline, questo argomento inizialmente evidenzia un breve calo della popolarità nella discussione fino a febbraio per poi invece essere considerato maggiormente dai clienti nei mesi successivi fino a novembre del 2023. In media l'andamento della funzione di smoothing si può definire crescente.

Il valore più alto del IMTP è stato registrato nel novembre del 2023, mentre quello più basso nel mese di aprile. Entrambi i punti si trovano all'interno dell'intervallo di confidenza dettato dai limiti di controllo, ciò significa che non sono presenti punti di fuori controllo per quanto riguarda il servizio di consegna.

Topic 11 - Cancellazione rumore

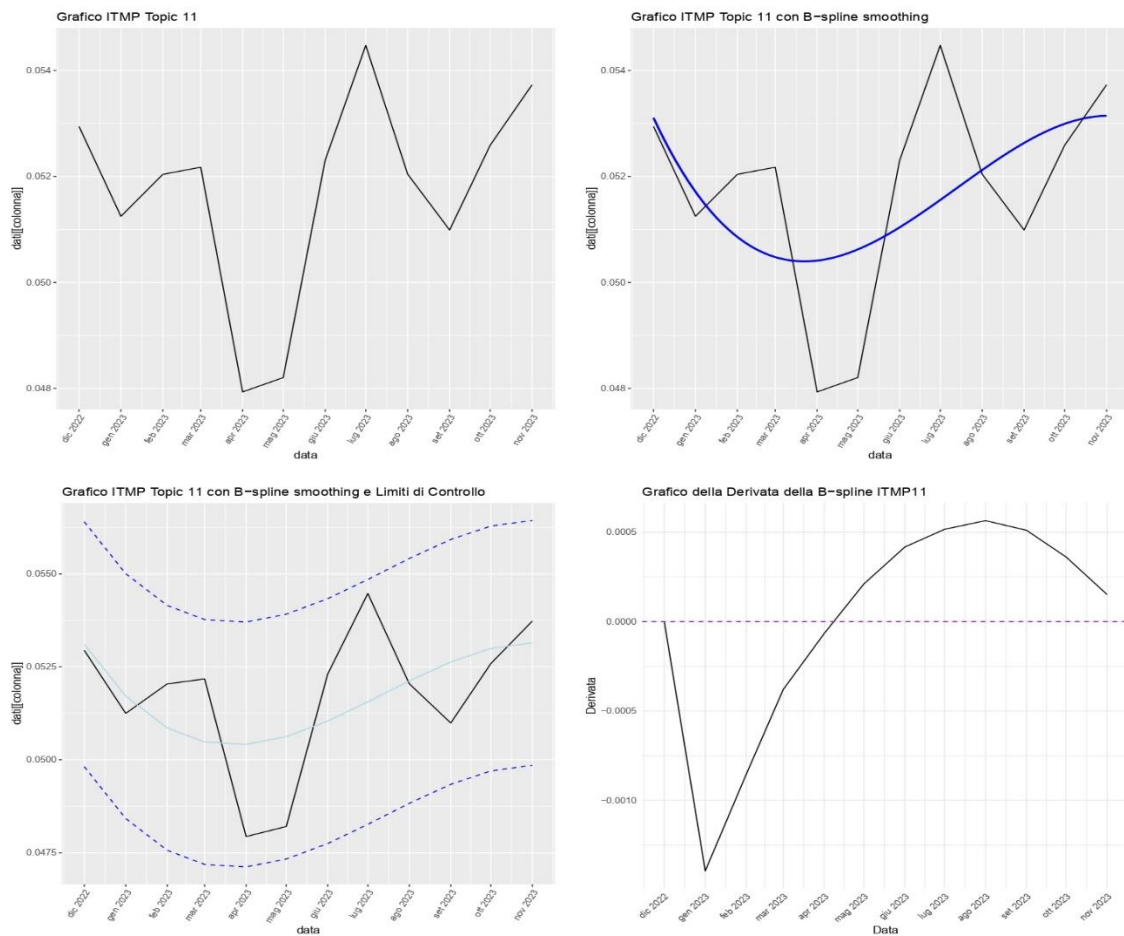


FIGURA 46 - GRAFICI DERIVANTI DALL'ANALISI DEL TOPIC 11

Nell'immagine 46 sono esposti i quattro grafici relativi al topic 11, i quali approfondiscono la caratteristica della cancellazione del rumore degli AirPods.

Come è visibile dal grafico della derivata della B-spline, questo argomento inizialmente evidenzia un calo della popolarità nella discussione fino al mese di aprile per poi invece essere discusso maggiormente dagli acquirenti nei mesi successivi, fino alla fine del periodo preso in considerazione dall'analisi. In media l'andamento della funzione di smoothing si può definire decrescente nella fase iniziale e decrescente nella fase finale.

Il valore più alto del IMTP è stato registrato nel mese di luglio, mentre quello più basso nel mese di aprile. Entrambi i punti si trovano all'interno dell'intervallo di confidenza dettato dai limiti di controllo, ciò significa che non sono presenti punti di fuori controllo per quanto riguarda il topic 11.

Topic 12 - Perdita del prodotto

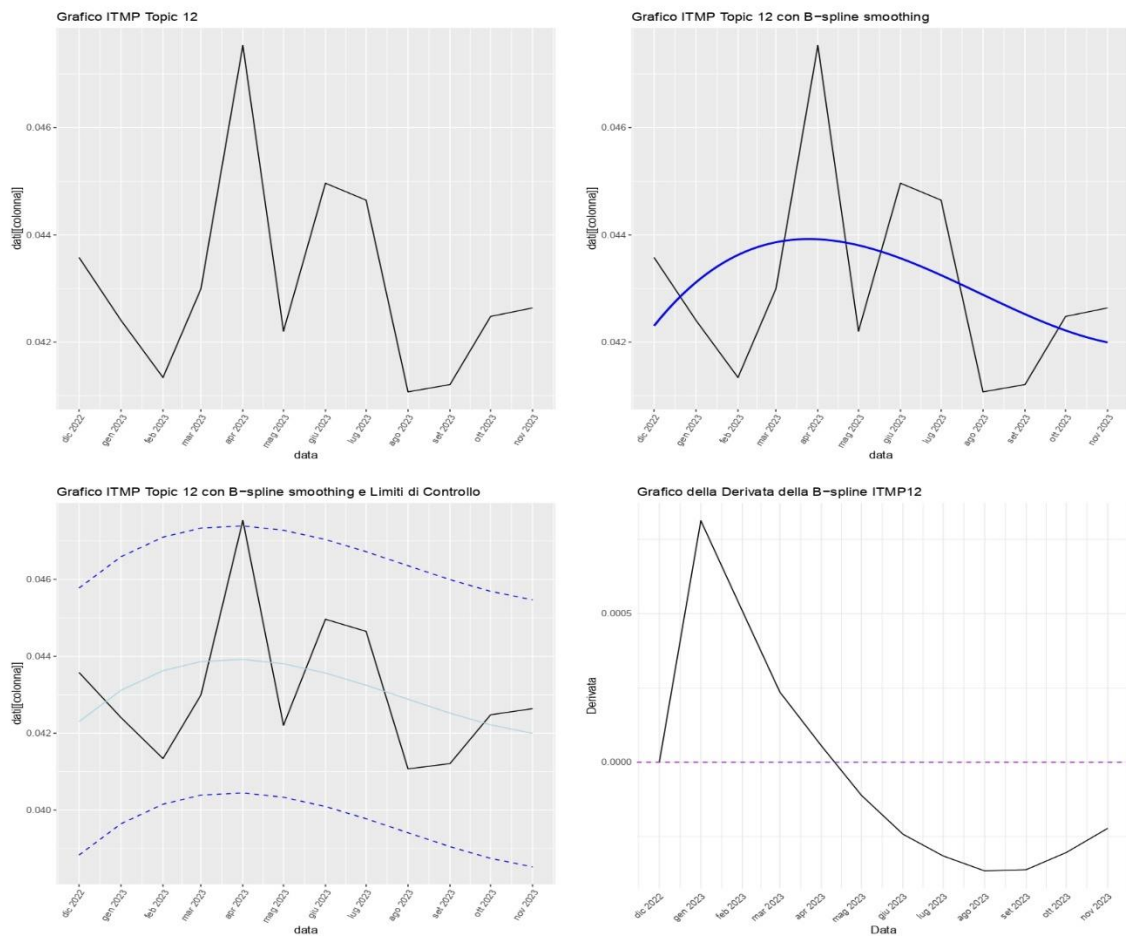


FIGURA 47 - GRAFICI DERIVANTI DALL'ANALISI DEL TOPIC 12

Nell'immagine 47 sono esposti i quattro grafici relativi al topic 12, i quali analizzano il problema legato alla perdita degli AirPods.

Come mostra il grafico della derivata della B-spline, questo argomento dall'inizio presenta un andamento crescente fino aprile. Da questo mese in poi inizia a decrescere fino alla fine del periodo analizzato. La funzione di smooth, quindi, evidenzia una possibile stagionalità rappresentata dal picco dei mesi primaverili e in media l'andamento della funzione di smoothing si può definire stabile.

Il valore più alto del IMTP è stato registrato ad aprile del 2023, mentre quello più basso il mese di agosto. Solo il valore registrato ad aprile si colloca al di sopra del limite superiore e rappresenta l'unico punto fuori controllo del topic 12.

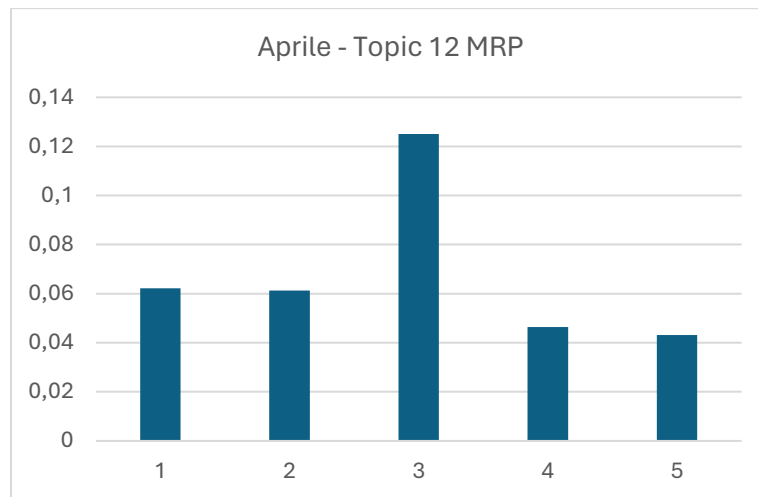


FIGURA 48 - PROFILO MRP DI APRILE DEL TOPIC 12

Attraverso il profilo MRP di aprile del topic 12, rappresentato nella figura 48, si nota un innalzamento dell'indice per le recensioni con tre stelle di rating. La posizione dei clienti rispetto all'eventualità o alla perdita vera e propria del prodotto è diventata più neutrale rispetto al solito, ma comunque più discussa.

Topic 13 - Uso del telefono senza mani tramite prodotto

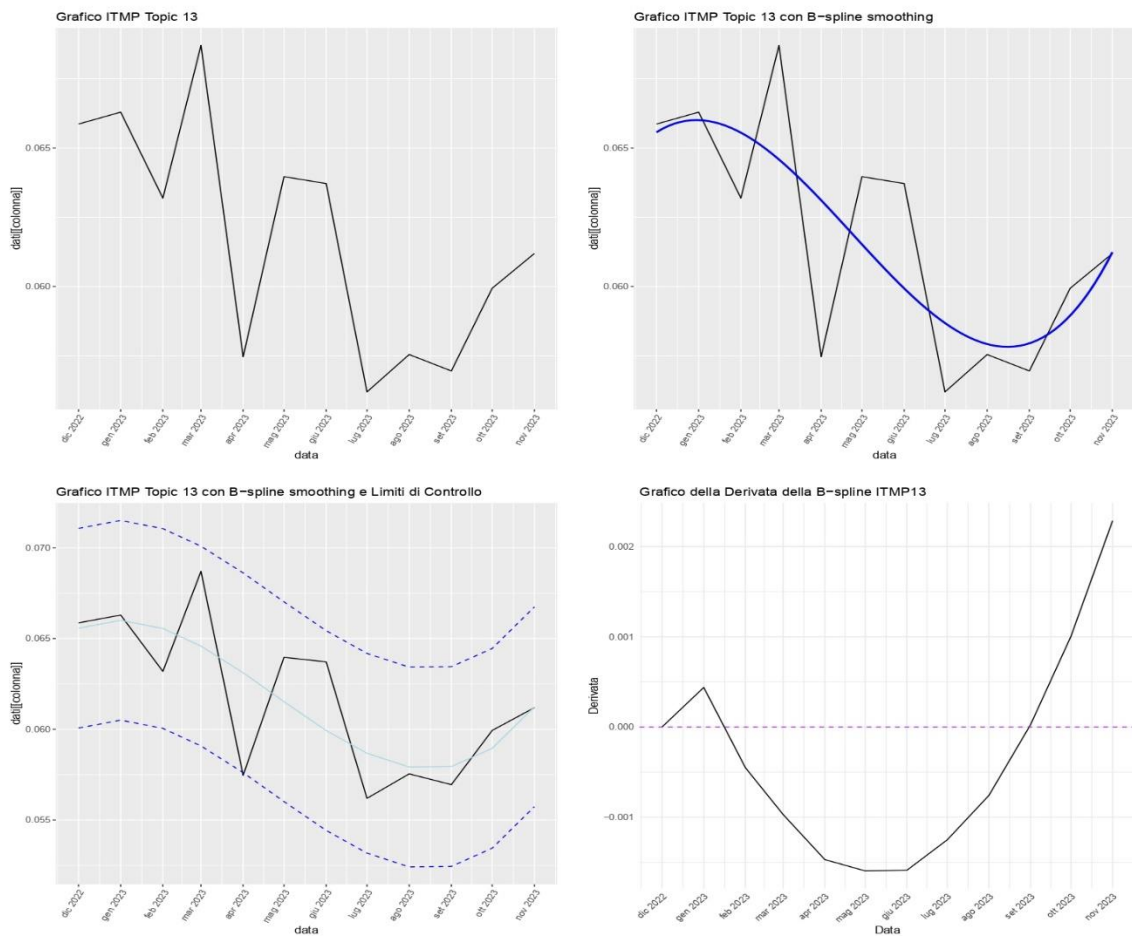


FIGURA 49 - GRAFICI DERIVANTI DALL'ANALISI DEL TOPIC 13

Nell'immagine 49 sono esposti i quattro grafici relativi al topic 13, i quali analizzano il rapporto dei clienti con l'uso del telefono senza l'utilizzo delle mani per mezzo degli AirPods.

Come è possibile vedere dal grafico della derivata della B-spline, questo argomento inizialmente evidenzia un aumento della popolarità nella discussione nei mesi di gennaio e febbraio. Da marzo a settembre il topic inizia ad essere meno presente nelle recensioni e negli ultimi due mesi sembra tornare ad avere una rilevanza maggiore per gli acquirenti. In media l'andamento della funzione di smoothing si può definire decrescente.

Il valore più alto del IMTP è stato registrato nel marzo del 2023 mentre quello più basso è stato registrato a luglio. Anche se non rappresenta un minimo, il valore registrato ad aprile è di poco al di sotto del limite inferiore ed è l'unico punto anomalo del topic 13.

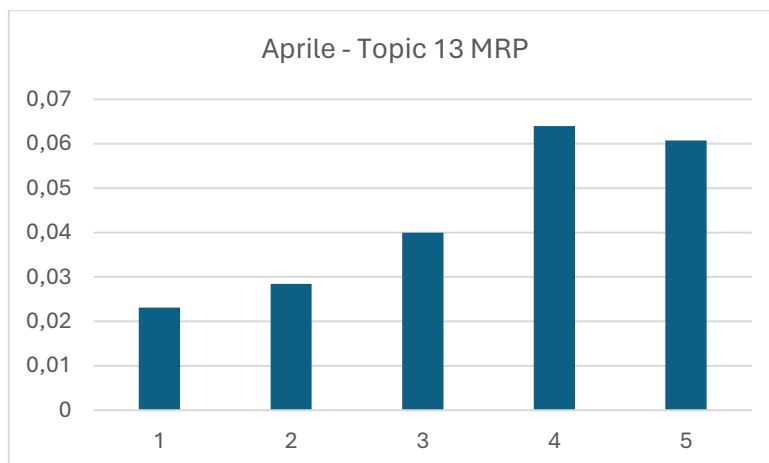


FIGURA 50 - PROFILO MRP DI APRILE DEL TOPIC 13

La figura 50 mostra l'andamento dell'indice MRP del topic 13 nel mese di aprile. I valori più alti sono registrati in corrispondenza delle recensioni da quattro a cinque stelle. Nel grafico contenente l'andamento totale annuale dell'indice, visto nella sezione 3.3.3. del documento, è presente un andamento simile, ma i valori MRP per le recensioni con un punteggio più alto hanno valori più bassi rispetto ad aprile. In questo mese si nota quindi incremento della soddisfazione dei clienti per quanto riguarda l'utilizzo del telefono senza mani tramite prodotto. Ciò potrebbe essere dovuto ad un aggiornamento software che potrebbe aver migliorato questa funzionalità.

Topic 14 - Batterie

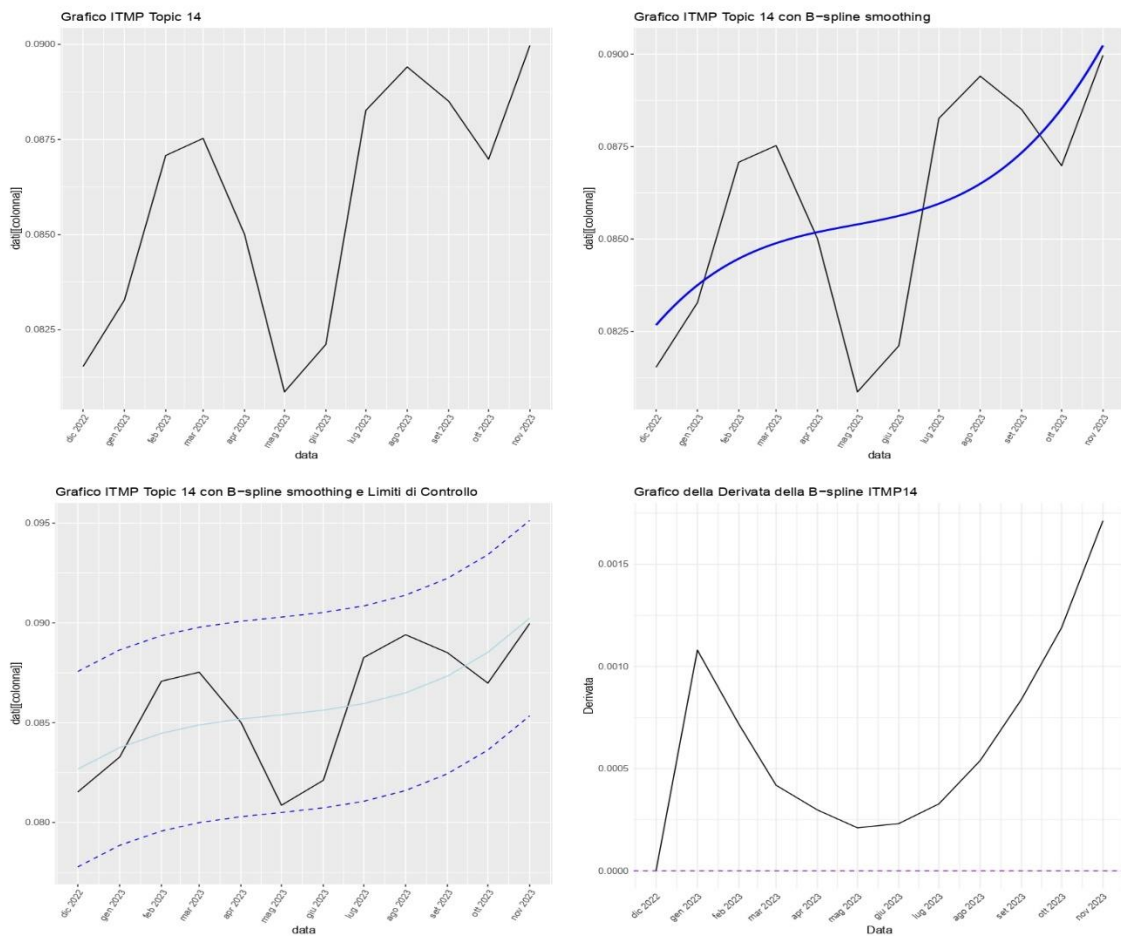


FIGURA 51 - GRAFICI DERIVANTI DALL'ANALISI DEL TOPIC 14

Nell'immagine 51 sono esposti i quattro grafici relativi al topic 14, i quali approfondiscono la situazione delle batterie degli AirPods.

Come mostra il grafico della derivata della B-spline, questo argomento evidenzia un aumento della popolarità nella discussione per l'intero intervallo preso in considerazione. In media l'andamento della funzione di smoothing è chiaramente crescente.

Essendo in crescita continua, il valore più alto del IMTP è stato registrato nell'ultimo mese, a novembre del 2023, mentre quello più basso a maggio che è poco più basso del valore iniziale registrato a gennaio. Dal grafico che contiene i limiti di controllo si nota che nessun punto è al di fuori dei limiti di controllo e che quindi non sono presenti dei valori anomali per quanto riguarda il topic 14.

Topic 15 - Aspettative utente

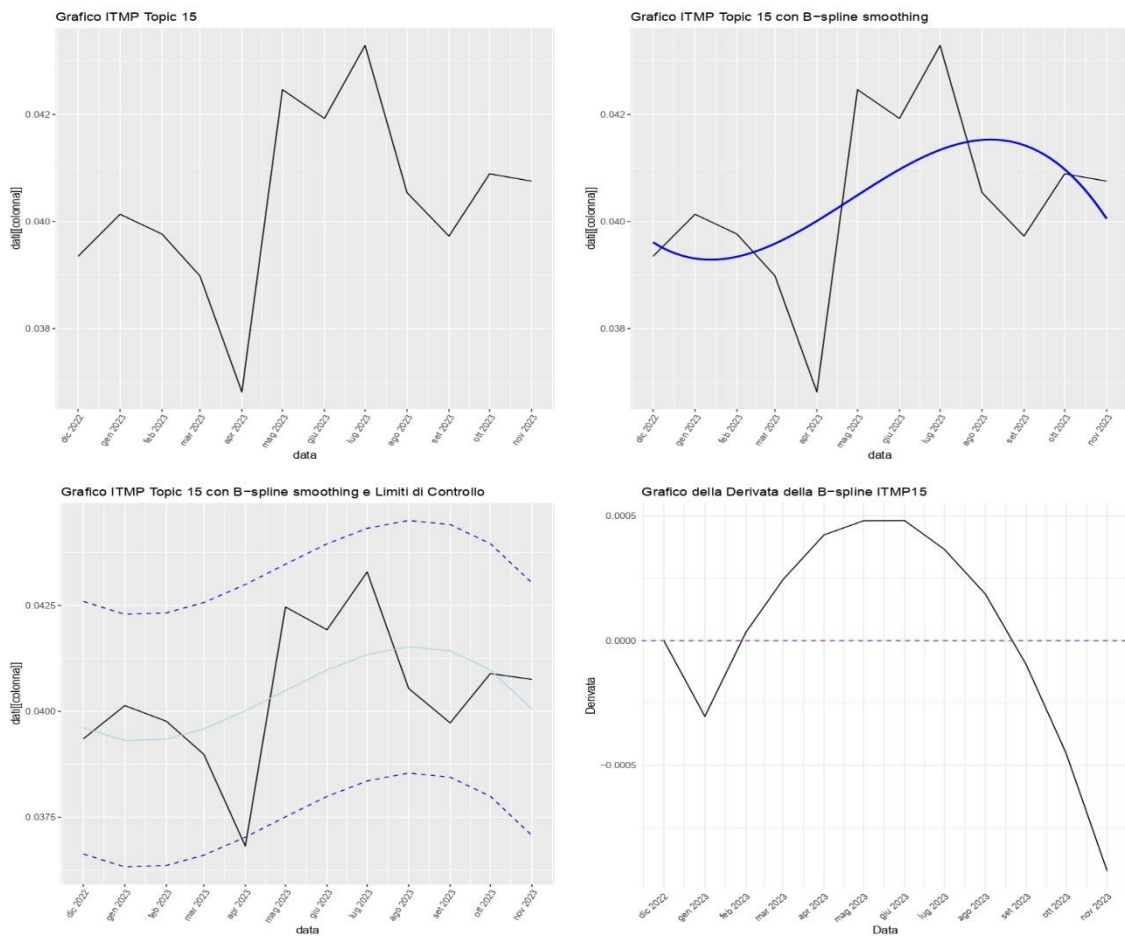


FIGURA 52 - GRAFICI DERIVANTI DALL'ANALISI DEL TOPIC 15

Nell'immagine 52 sono esposti i quattro grafici relativi al topic 15, i quali analizzano le aspettative dell'utente sul prodotto studiato.

Come mostra il grafico della derivata della B-spline, questo argomento inizialmente registra un breve calo dell'interesse nella discussione tra gennaio e febbraio per poi invece essere considerato maggiormente dai clienti nei mesi che vanno da aprile a settembre. In media l'andamento della funzione di smoothing si può definire stazionario ma con un picco d'interesse registrato nei mesi di maggio, giugno e luglio.

Il valore più alto del ITMP è stato registrato nel luglio del 2023, mentre quello più basso a ad aprile. Il valore registrato ad aprile si trova al di sotto del limite inferiore di controllo ed è l'unico punto fuori controllo registrato nel topic 15.

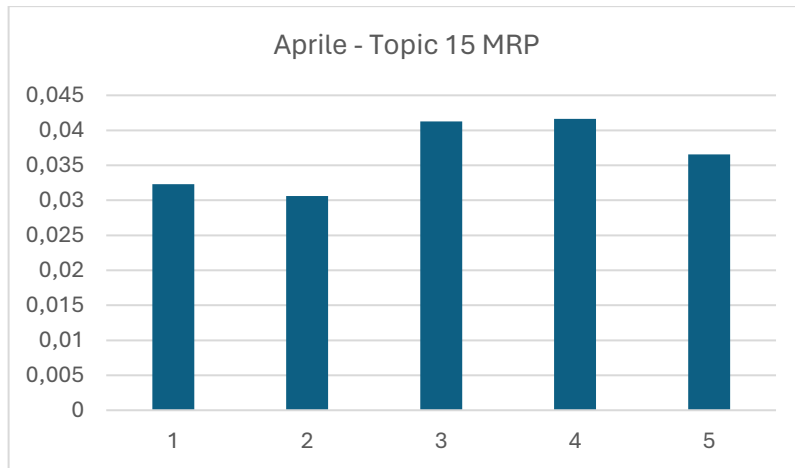


FIGURA 53 - PROFILO MRP DI APRILE DEL TOPIC 15

Il profilo MRP di aprile del topic 15, rappresentato nella figura 53, mostra valori dell'indice leggermente inferiori per le recensioni con una e due stelle rispetto al profilo MRP annuale totale (sezione 3.3.3.). Considerando anche l'abbassamento del valore IMTP dello stesso mese, questo potrebbe sottolineare una possibile diminuzione dell'interesse dei clienti di discutere il prodotto basandosi sulle loro aspettative, in maniera negativa.

Topic 16 - Chiarezza del suono

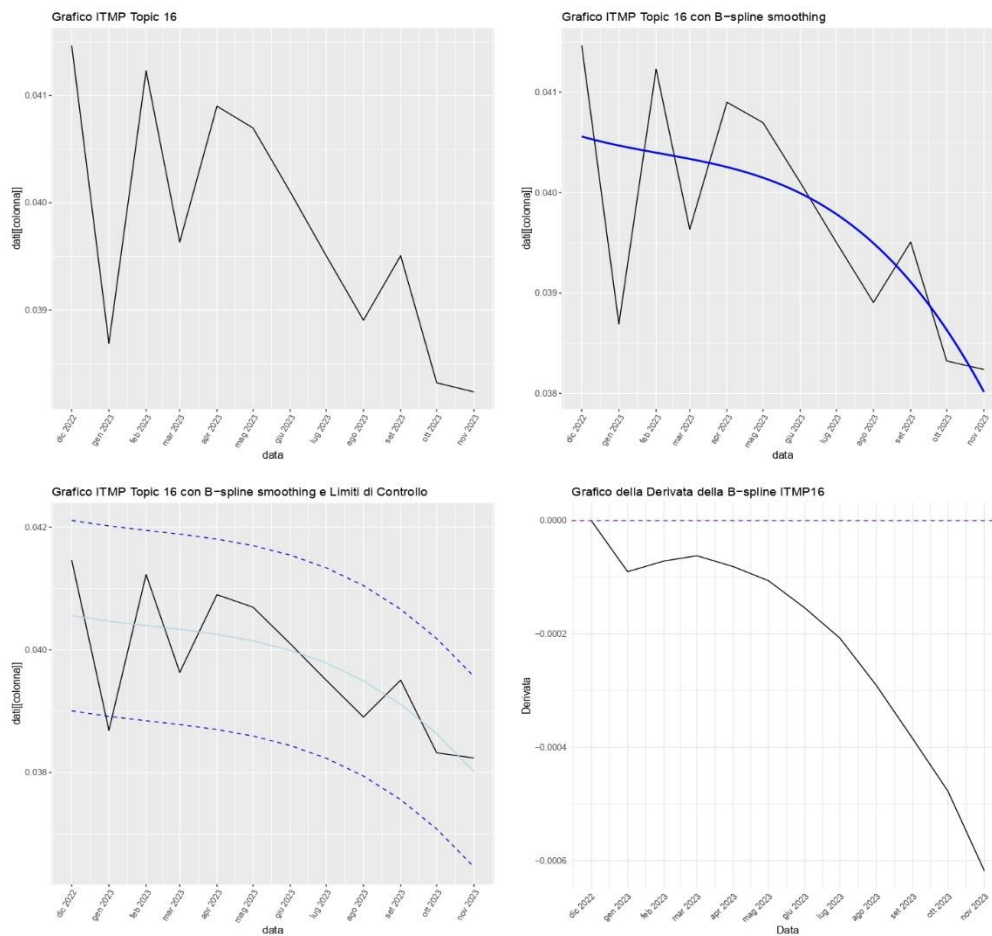


FIGURA 54 - GRAFICI DERIVANTI DALL'ANALISI DEL TOPIC 16

Nell'immagine 54 sono esposti i quattro grafici relativi al topic 16, i quali approfondiscono la caratteristica di qualità degli AirPods legata alla chiarezza del suono.

Dal grafico della derivata della B-spline, si nota che questo argomento è in decrescita per tutta la durata dell'intervallo. Inizialmente la decrescita è più accentuata, infatti il valore di IMTP registrato a gennaio è il secondo più basso del grafico. In media l'andamento della funzione di smoothing è chiaramente decrescente.

Il valore più alto del IMTP è quello iniziale registrato a dicembre del 2022, mentre quello più basso è quello finale di novembre 2023. L'unico valore a presentare un comportamento anomalo è quello di gennaio, che si trova al di sotto del limite di controllo inferiore.

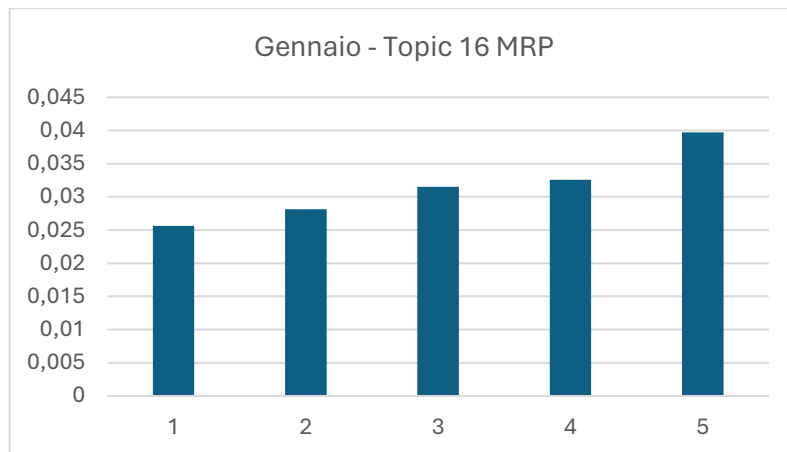


FIGURA 55 - PROFILO MRP DI GENNAIO DEL TOPIC 16

Attraverso il profilo MRP del mese di gennaio del topic 16, relativo alla chiarezza del suono, rappresentato in figura 55, non si notano particolari differenze rispetto al grafico annuale della sezione 3.3.3. È presente solo un lieve abbassamento del valore corrispondente alle recensioni con quattro stelle di rating. Potrebbe segnalare un lieve calo della chiarezza del suono percepito da parte dei clienti.

Topic 17 - Regali

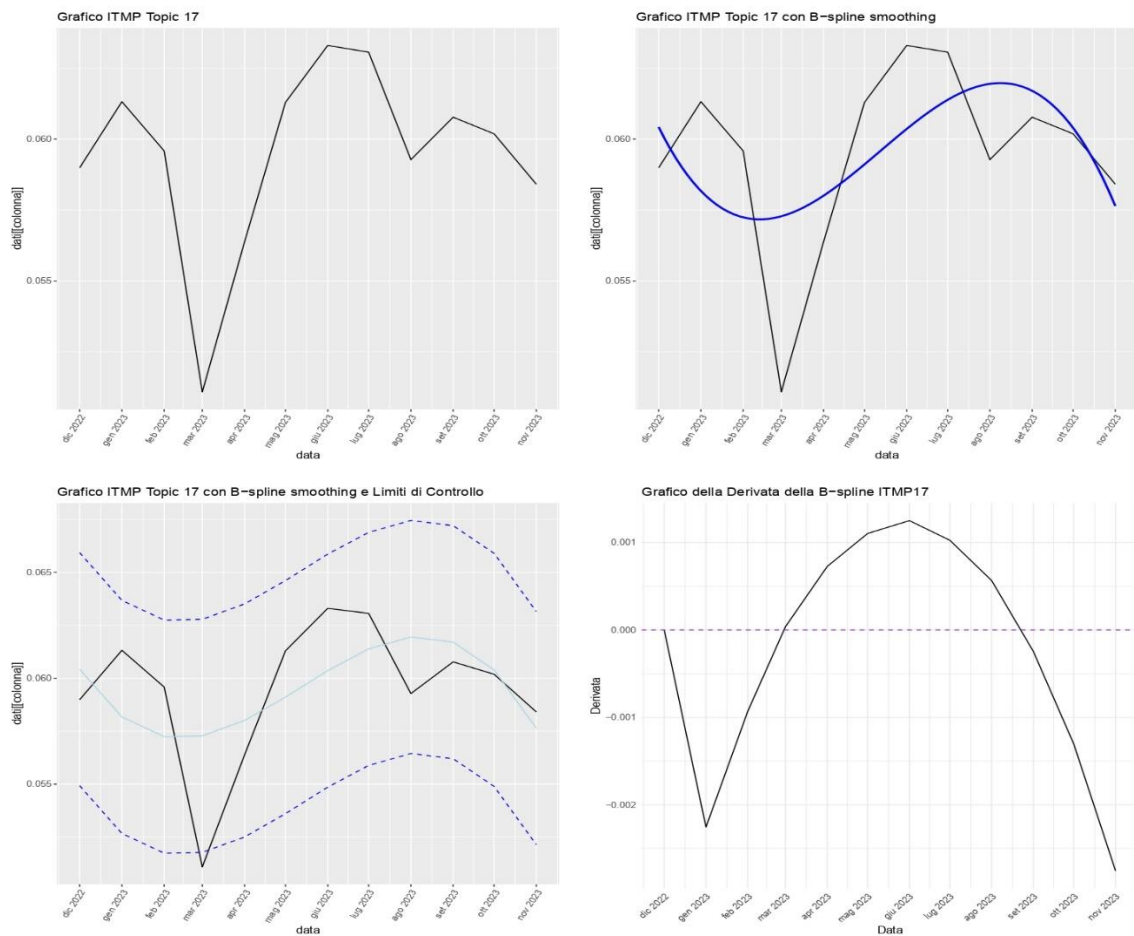


FIGURA 56 - GRAFICI DERIVANTI DALL'ANALISI DEL TOPIC 17

Nell'immagine 56 sono esposti i quattro grafici relativi al topic 17, i quali analizzano la funzione degli AirPods da parte degli acquirenti come regalo.

Come mostra il grafico della derivata della B-spline, questo argomento inizialmente evidenzia un calo dell'interesse nella discussione fino a marzo per poi invece essere considerato maggiormente dai clienti nei mesi successivi fino a settembre. Da settembre in poi la funzione torna a decrescere. In media l'andamento della funzione di smoothing si può definire stazionario.

Il valore più alto del ITMP è stato registrato nel mese di giugno del 2023, mentre quello più basso a marzo. Il valore di marzo si trova al di sotto del limite di controllo inferiore ed è l'unico punto fuori controllo del grafico.

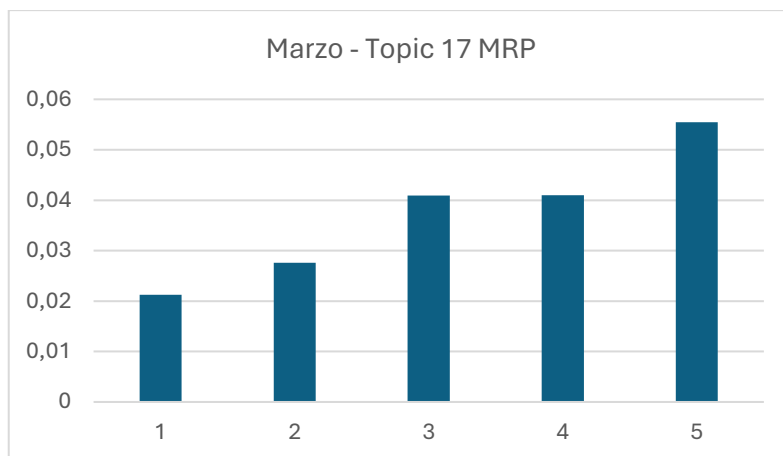


FIGURA 57 - PROFILO MRP DEL TOPIC 17

Il grafico della figura 57 mostra l'andamento dell'indice MRP nel mese di marzo per il topic 17, relativo ai regali. Si registra un valore maggiore rispetto a quello del MRP annuale per le recensioni con tre stelle e minore per le recensioni con quattro stelle e cinque stelle. Ciò potrebbe indicare un calo nell'apprezzamento da parte dei clienti di acquistare il prodotto con il fine ultimo di regalarlo ad altri o di riceverlo come regalo.

Topic 18 - Qualità globale audio

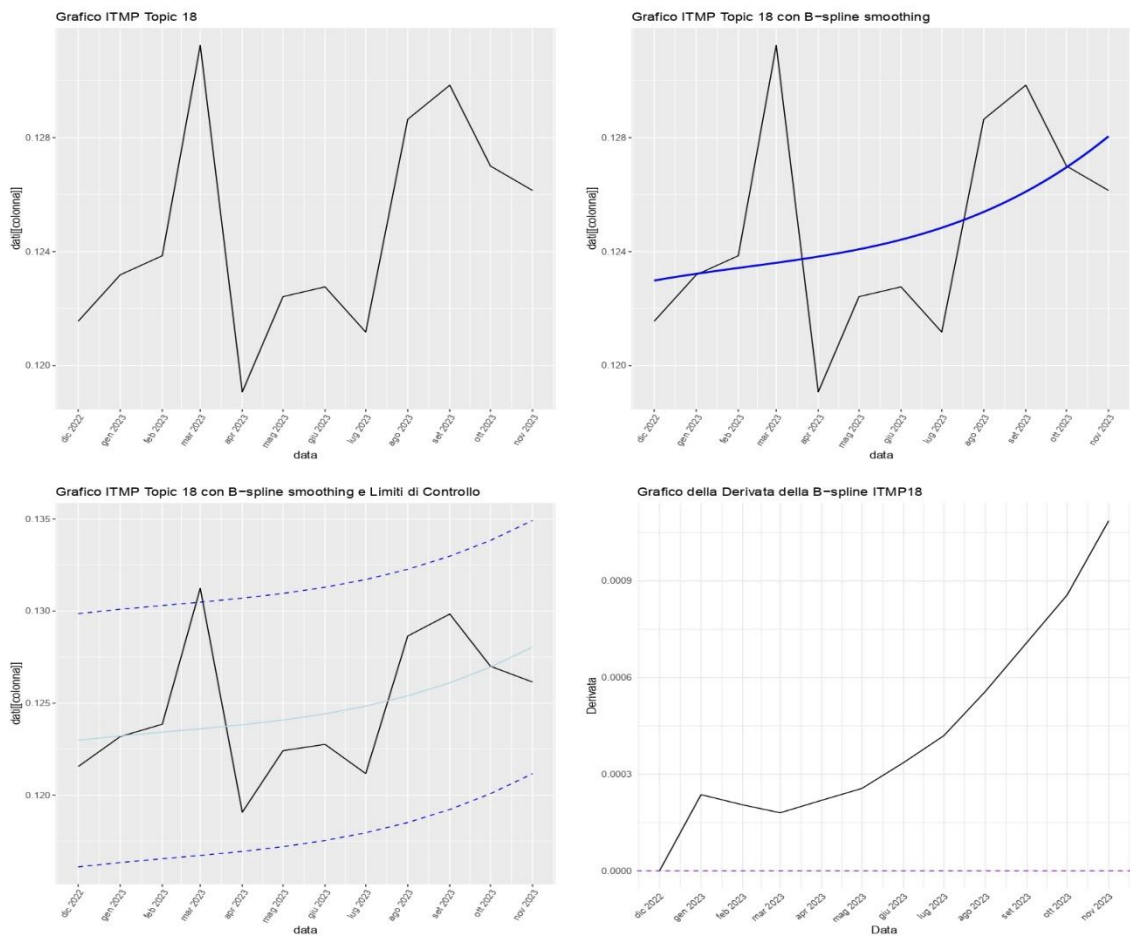


FIGURA 58 - GRAFICI DERIVANTI DALL'ANALISI DEL TOPIC 18

Nell'immagine 58 sono esposti i quattro grafici relativi al topic 18, i quali approfondiscono il rapporto degli acquirenti con la qualità globale audio degli AirPods.

Dal grafico della derivata della B-spline, si nota che questo argomento è in crescita per tutta la durata dell'intervallo. Inizialmente la decrescita è più accentuata, infatti il valore di IMTP registrato a marzo è il più elevato del grafico. In media l'andamento della funzione di smoothing è chiaramente decrescente.

Il valore più alto del IMTP, come scritto precedentemente, è quello iniziale registrato a marzo, mentre quello più basso è registrato ad aprile. L'unico valore a presentare un comportamento anomalo è quello di marzo che si trova al di sopra del limite di controllo superiore.

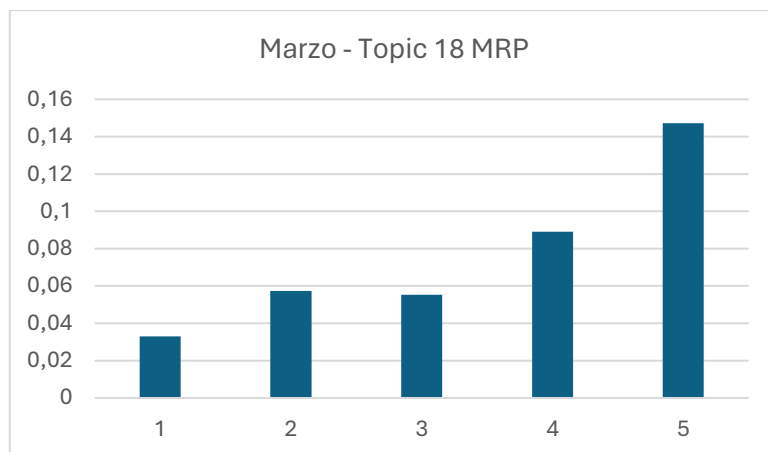


FIGURA 59 - PROFILO MRP DI MARZO DEL TOPIC 18

Attraverso il profilo MRP di marzo del topic 18 in figura 59, si nota un valore molto elevato dell'indice per le recensioni con cinque stelle di rating. Di pari passo con l'aumento dell'IMTP di marzo, questo potrebbe significare una maggiore percezione di qualità globale dell'audio da parte dei clienti. Ciò potrebbe essere dovuto ad un rilascio di un aggiornamento da parte di Apple Inc. che ha scaturito un miglioramento della caratteristica in questione.

Topic 19 - Punti forti del prodotto

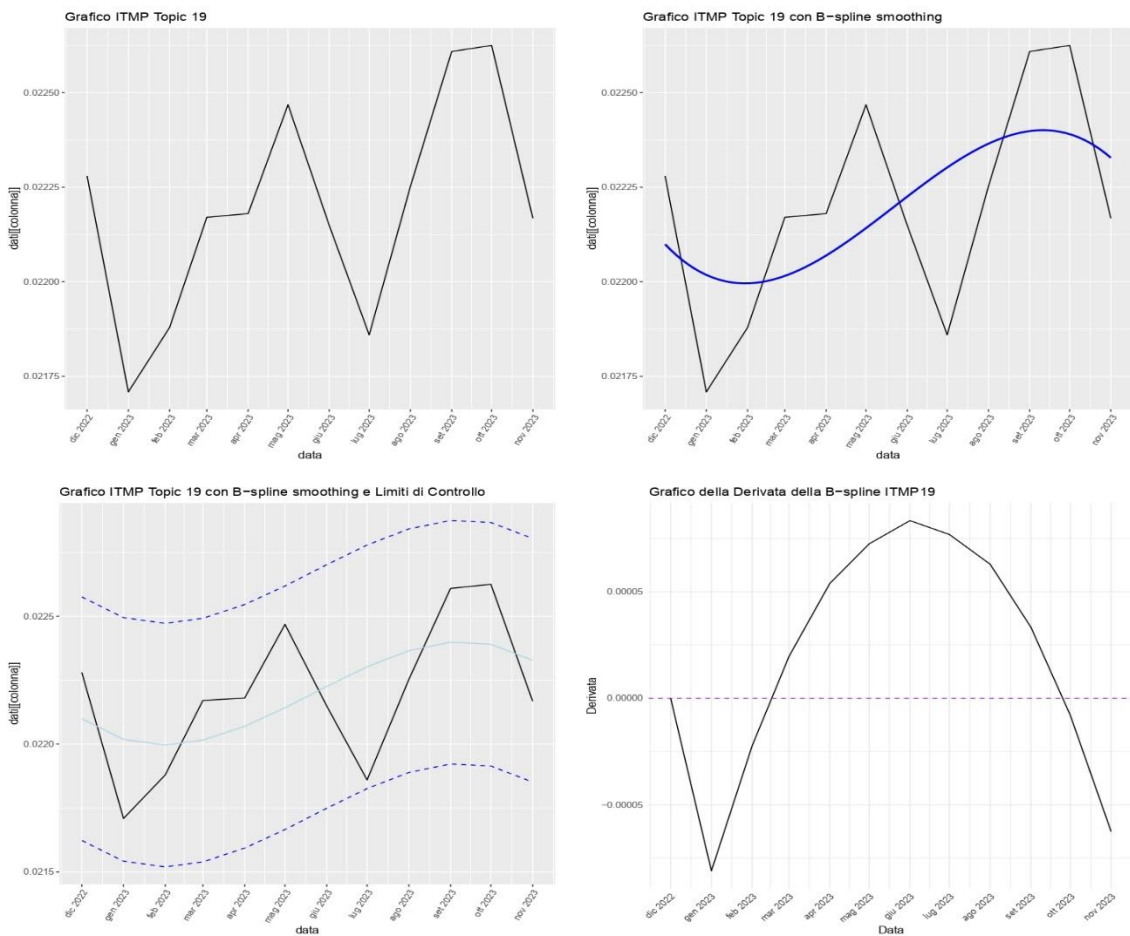


FIGURA 60 - GRAFICI DERIVANTI DALL'ANALISI DEL TOPIC 19

Nell'immagine 60 sono esposti i quattro grafici relativi al topic 19, i quali analizzano i punti di forza degli AirPods.

Come mostra il grafico della derivata della B-spline, questo argomento inizialmente evidenzia un breve calo della popolarità nella discussione a gennaio e febbraio per poi invece essere considerato maggiormente dai clienti nei mesi che vanno da marzo a ottobre. In media l'andamento della funzione di smoothing si può definire crescente.

Il valore più alto del IMTP è stato registrato nel mese di ottobre, mentre quello più basso a gennaio. Entrambi i punti si trovano all'interno dell'intervallo di confidenza dettato dai limiti di controllo, ciò significa che non sono presenti punti di fuori controllo per quanto riguarda il topic 19.

Capitolo 4. Conclusioni

In questa tesi è stata fornita un'analisi dettagliata sull'applicazione della Functional Data Analysis come strumento di Quality Tracking per la digital Voice of the Customer. Per un corretto sviluppo dell'analisi, è stata necessaria una raccolta rigorosa delle recensioni che ha tenuto in considerazione l'affidabilità delle fonti, affiancata ad una rigorosa pulizia dei dati. Partendo da un database di 67.687 recensioni degli AirPods 2nd Gen. provenienti da BestBuy US, Amazon AU, Amazon US e Amazon UK, è stato condotto un topic modelling, tramite l'algoritmo denominato Structural Topic Model, che ha identificato i seguenti argomenti più discussi: rapporto qualità-prezzo, funzionalità wireless, connettività, confronto con altri prodotti, versatilità, esperienza di ascolto, comfort e stile, inconvenienti tecnici, design, servizio di consegna, cancellazione del rumore, perdita del prodotto, utilizzo del telefono senza mani tramite il prodotto, batterie, aspettative dell'utente, chiarezza del suono, regali e qualità globale dell'audio.

Dopo aver validato i dati, il database utilizzato per la Functional Data Analysis è stato ridotto a 5.765 recensioni provenienti da BestBuy US, coprendo il periodo da dicembre 2022 a novembre 2023. Grazie al livello di topical prevalence associato ad ogni recensione per ogni topic, calcolato con l'algoritmo STM, è stato possibile calcolare l'Interval Mean Topical Prevalence (IMTP) e la Mean Rating Proportion (MRP). L'IMTP, ovvero come cambia nel tempo il livello di discussione dei topic della Voice of Customer, ha fornito una valutazione della rilevanza tematica, indicando gli argomenti maggiormente significativi per i clienti. L'utilizzo di questo indice nel tempo ha aiutato a identificare i cambiamenti delle necessità dei clienti e ha permesso di analizzare la percezione generale del prodotto. Questo perché la Functional Data Analysis è stata eseguita basandosi sui dati calcolati dall'indice in questione, utilizzando come funzione di smoothing la B-spline. In seguito, sono stati costruiti i limiti di controllo, che hanno come base la stessa funzione di smooth, tramite i quali è stato possibile individuare i punti di fuori controllo. Successivamente, i punti fuori controllo sono stati analizzati utilizzando l'indice "Mean Rating Proportion" (MRP), che indica la prevalenza tematica nella discussione dei vari argomenti per ogni livello di valutazione del prodotto, nel periodo analizzato. L'MRP si è rivelato un ottimo indice per comprendere più a fondo eventuali collegamenti tra l'andamento dei rating e il livello di discussione delle determinanti di qualità nei periodi in cui l'indice IMTP risultava essere fuori controllo.

Dai grafici analizzati è emerso che i livelli di discussione del topic nel tempo presentano andamenti differenti tra loro, alcuni riconducibili ad andamenti crescenti, altri decrescenti e

altri ancora stazionari. Tra gli argomenti con andamento decrescente sono presenti topic collegati alle funzionalità più innovative che questo prodotto portava sul mercato al momento del lancio: l'andamento, quindi, potrebbe essere giustificato dal fatto che i clienti e i concorrenti si siano rispettivamente abituati e omologati a queste novità, ciò potrebbe aver portato ad un calo nella discussione. Invece tra gli argomenti che presentano un andamento crescente sono presenti la versatilità, la qualità globale dell'audio e la batteria. Tale andamento potrebbe quindi indicare i bisogni più ricercati dai clienti e quindi gli ambiti in cui investire poter apportare delle migliorie al prodotto. Per quanto riguarda i livelli di MRP è emerso che le determinanti associate a un livello di soddisfazione negativo sono ragionevolmente quelle legate ad eventualità spiacevoli che potrebbero intercorrere tra il prodotto e il cliente, come gli inconvenienti tecnici e la perdita del prodotto. Anche in questo caso l'andamento dei grafici potrebbe rappresentare un campanello d'allarme su cui intervenire.

Senza tener conto del caso studio, è importante valutare i punti di forza e di debolezza della metodologia utilizzata. Tra i vantaggi che si possono citare, per la Functional Data Analysis, utilizzata come mezzo per tener traccia della qualità partendo da degli User Generated Contents, vi è la capacità di analizzare grandi quantità di dati testuali, come quelli provenienti dalle recensioni online, consentendo una visione dettagliata delle opinioni dei clienti nel tempo e una individuazione intuitiva di pattern nascosti. Tuttavia, alcuni limiti di tale metodologia potrebbero essere collegati alla difficoltà nel reperire e gestire i dati, all'interpretazione dei risultati e alla necessità di competenze nell'analisi. Un limite ulteriore potrebbe essere collegato alla scelta del periodo che si decide di analizzare: nel caso esaminato, per esempio, la finestra temporale scelta raggruppa le recensioni del database rilasciate da dicembre 2022 a novembre 2023, quindi una finestra annuale, che, essendo ristretta, permette di identificare rapidamente problemi emergenti, ma comporta una minore quantità di dati a disposizione e un rischio maggiore di non cogliere tendenze a lungo termine rispetto a finestre temporali più estese.

Analizzare e monitorare la digital Voice of the Customer è fondamentale per le aziende, il metodo esaminato permette di ottenere una visione accurata delle necessità e aspettative dei propri clienti. Ciò consente di adattare i prodotti o servizi offerti in base alle esigenze di mercato, migliorando così la soddisfazione e la fidelizzazione dei clienti. Per le aziende è importante identificare in modo rapido gli eventuali problemi nei loro prodotti o servizi e intervenire per mantenere alta la qualità. Per questo motivo tutti i fornitori, che hanno a propria disposizione un'elevata quantità di recensioni della clientela, dovrebbero beneficiare di questa metodologia per il controllo della qualità.

Le recensioni, se analizzate nel modo corretto, rappresentano quindi una risorsa di valore per le aziende e incentivare i clienti a rilasciare riscontri sul proprio prodotto risulta un metodo ottimale per avere una visione generale del livello di soddisfazione del cliente. D'altro canto, bisogna tener conto che le recensioni vengono spesso rilasciate per manifestare il proprio disappunto o in seguito ad un elevato livello di soddisfazione, ciò comporta una mancata comprensione completa delle valutazioni intermedie.

L'analisi della digital Voice of Customer può risultare quindi cruciale per il raggiungimento di un vantaggio competitivo nel mercato. Comprendere quali sono le necessità dei propri clienti e come cambiano nel corso del tempo è fondamentale per sapere dove, quando e se intervenire per apportare modifiche al prodotto/servizio. Tali modifiche non sono esclusivamente collegate alle qualità intrinseche del prodotto ma anche ai processi che lo riguardano, come le scelte strategiche, di marketing e tutto ciò che può portare al miglioramento della percezione del prodotto.

I topic models si sono rivelati essere strumenti utili e potenti per la lettura di grandi quantità di testo, per analizzare più di quanto un essere umano potrebbe mai fare manualmente, ma affidarsi ciecamente senza avere idea del contenuto del corpus potrebbe portare a risultati erronei e fuorvianti. Infine, i topic models presuppongono che l'ordine delle parole non abbia rilevanza: le parole sono rappresentate all'interno di una matrice dove si tiene conto della loro importanza esclusivamente tramite la loro distribuzione nei documenti. Ciò significa che tutte le parole vengono considerate allo stesso modo e non viene considerata la loro posizione all'interno del documento.

Si prospetta che l'analisi dei dati della digital VoC diventerà sempre più sofisticata e avanzata, con l'utilizzo crescente di tecniche di intelligenza artificiale e di apprendimento automatico, in modo tale da poter eliminare tutte le scelte arbitrarie e non automatizzate che la metodologia richiede. Per eventuali sviluppi futuri si potrebbe pensare di effettuare l'analisi implementando le connessioni semantiche delle parole nel testo, che possano tenere conto della posizione nel testo e dare loro diversi gradi di importanza in base a questa, in modo tale da ottenere risultati più dettagliati.

Allegati

Codice R: STM

```
library(pkgbuild)
library(stm)
library(tm)

setwd("C:/Users/ASUS/Desktop/def")

# Imposta il tuo percorso del file CSV
percorso_del_file <- "C:/Users/ASUS/Desktop/def/ufficiale.csv"
stopwords <- "C:/Users/ASUS/Desktop/rstudio/stopwords.csv"

#INPUT DATI
data <- read.csv2(percorso_del_file)
rimuovere <- read.csv(stopwords)

#PREPROCESSING
processed <- textProcessor(data$Review, metadata = data, customstopwords = rimuovere$stopwords,
verbose=TRUE)
out <- prepDocuments(processed$documents, processed$vocab, processed$meta, lower.thresh=15,
verbose=TRUE ) #ELIMINA PAROLE CHE APPAIONO MENO DI 15 VOLTE
docs <- out$Review
vocab <- out$vocab
meta <-out$meta

#CREAZIONE FILE CON LE REVIEWS RIMANENTI
write.csv (meta$Fonte, file='Fonte_Rimanenti.csv')
write.csv (meta$Country, file='Country_Rimanenti.csv')
write.csv (meta$Provider, file='Provider_Rimanenti.csv')
write.csv (meta$Type, file='Type_Rimanenti.csv')
write.csv (meta$Data, file='Data_Rimanenti.csv')
write.csv (meta$Rating, file='Rating_Rimanenti.csv')
write.csv (meta$Review, file='Review_Rimanenti.csv')

## VALUTAZIONE NUMERO DI TOPIC IDEALE
## 4 DIAGNOSTIC DIMENSIONS (held-out likelihood, Residuals, Semantic Coherence, Lower Bound)
## la funzione serchK applica iterativamente STM variando il numero di topic secondo l'insieme c

C=(5:50) #c vettore con numeri da 5 a 100
K<-c
storage <- searchK(out$documents, out$vocab, K, prevalence=~out$met$Rating, data = meta)
plot(storage)
write.csv(unlist(storage$results), file='optimizationresults.csv')

png("output.png", width = 10, height = 8, units = 'in', res = 300)
```

```

plot(storage)

k=19
poliblogPrevFit <- stm(documents=out$documents, vocab=out$vocab,K=k,prevalence=~out$met$Rating
,max.em.its=75, data=out$meta, init.type="Spectral")
write.csv (poliblogPrevFit$theta,file='review_topics.csv')
poliblogPrevFit <- stm(documents=out$documents, vocab=out$vocab,K=k,max.em.its=75,
data=out$meta, init.type="Spectral")

#PLOT RISLTATI TOP TOPICS/PERCENTUALE TOPICS NEL TEXT CORPUS
plot(poliblogPrevFit,type="summary")

#STAMPA TOP 7 KEYWORDS PER I 20 TOPICS UTILIZZANDO 4 RANKINGS (Highest probability, FREX, Score,
Lift)
labelTopics(poliblogPrevFit, c(1:19), n=15)

```

Codice R: Grafici per la FDA

```

library(stm)
library(pkgbuild)
library(readxl)
library(ggplot2)
library(fda)
library(scales)

setwd("C:/Users/ASUS/Desktop/ITMP")

# INPUT DATI
dati <- read_excel("ITMP.xlsx")
dati$data <- as.Date(dati$data)

# CREA PDF
pdf("grafici_ITMP_totali.pdf")

# CICLO PER I DIVERSI TOPIC
for (i in 1:19) {
  # Seleziona la colonna e il titolo appropriati per il topic corrente
  colonna <- paste0("ITMP", i)
  titolo <- paste0("Grafico ITMP Topic ", i)

  # CREAZIONE GRAFICI
  gg1 <- ggplot(data = dati, aes(x = data, y = dati[[colonna]])) +
    geom_line() +
    labs(title = titolo) +
    theme(axis.text.x = element_text(angle = 60, hjust = 1)) +
    scale_x_date(date_labels = "%b %Y", date_breaks = "1 month")
}

```

```

gg2 <- gg1 + geom_smooth(method = "lm", formula = y ~ splines::bs(x, df = 3), se = FALSE,
color = "blue") +
  labs(title = paste0(titolo, " con B-spline smoothing"))

# LIMITI DI CONTROLLO
diff_values <- dati[[colonna]] - predict(lm(dati[[colonna]] ~ splines::bs(dati$data, df = 3),
data = dati))
sd_diff <- sd(diff_values)
upper_limit <- predict(lm(dati[[colonna]] ~ splines::bs(dati$data, df = 3), data = dati)) + 2
* sd_diff
lower_limit <- predict(lm(dati[[colonna]] ~ splines::bs(dati$data, df = 3), data = dati)) - 2
* sd_diff

gg3 <- ggplot(data = dati, aes(x = data, y = dati[[colonna]])) +
  geom_line() +
  geom_line(data = NULL, aes(y = predict(lm(dati[[colonna]] ~ splines::bs(dati$data, df = 3),
data = dati))), color = "light blue") +
  geom_line(data = NULL, aes(y = upper_limit), linetype = "dashed", color = "blue") +
  geom_line(data = NULL, aes(y = lower_limit), linetype = "dashed", color = "blue") +
  labs(title = paste0(titolo, " con B-spline smoothing e Limiti di Controllo")) +
  theme(axis.text.x = element_text(angle = 60, hjust = 1)) +
  scale_x_date(date_labels = "%b %Y", date_breaks = "1 month")

# SALVA GRAFICI
print(gg1)
print(gg2)
print(gg3)
}

# CHIUSURA FILE PDF
dev.off()

```

Bibliografia

Ahire, S. L., & Dreyfus, P. (2000). The impact of design management and process management on quality: An empirical investigation. *Journal of Operations Management*, 18(5), 549–575.

Allen, T. T., Sui, Z., & Akbari, K. (2018). Exploratory text data analysis for quality hypothesis generation. *Quality Engineering*, 30(4), 701–712.

Bachau, H., Cormier, E., Decleva, P., Hansen, J. E., & Martín, F. (2001). Applications of B-splines in atomic and molecular physics. *Reports on Progress in Physics*, 64, 1815-1853.

Bandaru S., Gaur A., Deb K., Khare V., Chougule R., & Bandyopadhyay, P. (2015). Development, analysis and applications of a quantitative methodology for assessing customer satisfaction using evolutionary optimization. *Applied Soft Computing*, 30, pp. 265-278.

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*.

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., Tavani, L., & Franceschini, F. (2022): Statistical Process Control techniques to monitor quality determinants in digital Voice-of-Customer. *Proceedings of the 5th ICQEM Conference*.

Barravecchia, F., Mastrogiacomo, L., & Franceschini, F. (2023): Product quality tracking based on digital Voice-of-Customers, *Total Quality Management & Business Excellence*.

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. *Conference Paper: Communications of the ACM*, 55, Issue 4, April 2012, pp. 77-84.

Blei, D.M.; Ng, A.Y.; Jordan, M.I. (2003). Latent dirichlet allocation. *J. Mach. Learn. Res.* 2003, 3, 993–1022

Bolton, R. N. (1998). A dynamic model of the duration of the customer's relationship with a continuous service provider: the role of satisfaction. *Marketing Science*, 17(1), 45 – 65.

Costa E., Lorena A., Carvalho A., Freitas A. (2007). A review of performance evaluation measures for hierarchical classifiers. *Evaluation Methods for Machine Learning II: Papers from the AAAI-2007 Workshop*, 1-6.

De Boor C (2001). *A practical guide to splines*. New York: Springer-Verlag.

Durrani, N., H. Schmid, A. Fraser, P. Koehn, and H. Schutze (2015). The operation sequence model-combining N-gram-based and phrase-based statistical machine translation. *Computational Linguistics* 41 (2):185–214. doi: 10.1162/COLI_a_00218. Jivani, A. G. 2011. A comparative study of stemming algorithms. *International Journal of Computer Applications in Technology* 2 (6):1930–8.

Freeman G., Radziwill N. (2018). Voice of the Customer (VoC): A Review of Techniques to Reveal and Prioritize Requirements for Quality. *JOQAT – JOURNAL OF QUALITY MANAGEMENT SYSTEMS, APPLIED ENGINEERING, AND TECHNOLOGY MANAGEMENT*, 2018(3), pp. 1-29.

Griffin A., Hauser J. (1991). The Voice of the Customer. *Marketing Science*, 12(1), pp. 1-6.

Jiang, X., B. Song, L. Li, M. Dai, and H. Zhang (2019). The customer satisfaction-oriented planning method for redesign parameters of used machine tools. *International Journal of Production Research* 57 (4):1146–60.

Joung, J., Jung, K., Ko, S., & Kim, K. (2019). Customer complaints analysis using text mining and outcome-driven innovation method for market-oriented product development. *Sustainability*, 11(1), 40.

Kherwa, P., and P. Bansal (2020). Topic modelling: A comprehensive review. *EAI Endorsed Transactions on Scalable Information Systems* 7 (24):1–16.

Franceschini, F., Galetto, M. and Maisano, D. (2019). *designing Performance Measurement Systems*. management for Professionals, Springer Nature, Cham.

Franceschini, F. (2002). *Advanced quality function deployment*. St. Lucie Press / CRC Press.

Guo, Y., S. J. Barnes, and Q. Jia (2017). Mining meaning from online ratings and reviews: Tourist satisfaction analysis using latent dirichlet allocation. *Tourism Management* 59:467–83. doi: 10.1016/j.tourman.2016.09.009.

International Organization for Standardization (2015). *Quality management systems-fundamentals and vocabulary (ISO 9000: 2015)*.

Lee, J., D.-H. Park, and I. Han (2008). The effect of negative online consumer reviews on product attitude: An information processing view. *Electronic Commerce Research and Applications* 7 (3):341–52. doi: 10.1016/j.elerap.2007.05.004.

Maria Navin, J.R. and Pankaja, R. (2016). Performance analysis of text classification algorithms using confusion matrix, *International Journal of Engineering and Technical Research (IJETR)*, pp. 869-2321.

Mastrogiacomo, L., Barravecchia, F., Franceschini, F., & Marimon, F. (2021): Mining quality determinants of product-service systems from user-generated contents, *Quality Engineering*.

Meyer, D., K. Hornik, and I. Feinerer (2008). Text mining infrastructure in R. *Journal of Statistical Software* 25 (5): 1–54.

Mimno, D., Wallach, H.M., Talley, E., Leenders, M. and McCallum, A. (2011). Optimizing semantic coherence in topic models in *Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pp. 262-272.

Muller, O., I. Junglas, J. Vom Brocke, and S. Debortoli (2016). Utilizing big data analytics for information systems research: Challenges, promises and guidelines. *European Journal of Information Systems* 25 (4):289–302.

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

Park, D.-H., J. Lee, and I. Han (2007). The effect of on-line consumer reviews on consumer purchasing intention: The moderating role of involvement. *International Journal of Electronic Commerce* 11 (4):125–48. doi: 10.2753/JEC1086-4415110405.

Perperoglou, A., Sauerbrei, W., Abrahamowicz, M., Schmid, M. (2019). A review of spline function procedures in R. *BMC Medical Research Methodology*.

Ramsay, J; Silverman, BW. (2005). *Functional Data Analysis*. Springer.

Reinsel, D., J. Gantz, and J. Rydning (2018). ‘The Digitization of the World from Edge to Core’, IDC White Paper.

Roberts M., Stewart B., Tingle D. (2019). stm: An R Package for Structural Topic Models. *Journal of Statistical Software*, 91(2), pp. 1-40.

Roberts, M.E., Brandon M. Stewart & Edoardo M. Airoldi (2016). A Model of Text for Experimentation in the Social Sciences, *Journal of the American Statistical Association*, 111:515, 988-1003.

Roberts, M. E., B. M. Stewart, D. Tingley, C. Lucas, J. Leder-Luis, S. K. Gadarian, B. Albertson, and D. G. Rand (2014). Structural topic models for open-ended survey responses. *American Journal of Political Science* 58 (4):1064–82. doi: 10.1111/ajps.12103.

Roberts M., Stewart B., Tingle D., Airoidi E. (2013). The Structural Topic Model and Applied Social Science. *ICONIP*, 2013, pp. 1-4.

Sarkar, S., & Rajagopalan, B. (2018). Consumer safety complaints and organizational learning: Evidence from the automotive industry. *International Journal of Quality & Reliability Management*, 35(10), 2094–2118.

Shankar V., Smith A., Rangaswamy A. (2003). Customer Satisfaction and Loyalty in Online and Offline Environment. *International Journal of Research in Marketing*, 20, pp. 153-175.

Sheng, B., Tao, J., Duan, C., & Li, Z. (2023). Detecting latent topics and trends of digital twin in healthcare. *Digital Health*, 9(1-27). DOI: 10.1177/20552076231203672

Sito web AirPods: <https://www.apple.com/it/airpods-2nd-generation/specs/>

Sito web Amazon AU: https://www.amazon.com.au/Apple-Airpods-Gen-Charging-Case/product-reviews/B07NWBVQWK/ref=cm_cr_dp_d_show_all_btm?ie=UTF8&reviewerType=all_reviews

Sito web Amazon UK: https://www.amazon.co.uk/Apple-Airpods-Charging-latest-Model/dp/B07PZR3PVB/ref=cm_cr_arp_d_product_top?ie=UTF8

Sito web Amazon US: https://www.amazon.com/Apple-AirPods-Charging-Latest-Model/dp/B07PXGQC1Q/ref=cm_cr_arp_d_product_top?ie=UTF8

Sito web BestBuy US: <https://www.bestbuy.com/site/reviews/apple-airpods-with-charging-case-2nd-generation-white/6084400?variant=A>

Tirunillai, S., and G. J. Tellis (2014). Mining marketing meaning from online chatter: Strategic brand analysis of big data using latent dirichlet allocation. *Journal of Marketing Research* 51 (4):463–79. doi: 10.1509/jmr.12. 0106

Tirunillai, S., and G. J. Tellis (2012). Does chatter really matter? Dynamics of user-generated content and stock performance. *Marketing Science* 31 (2):198–215. doi: 10.1287/mksc.1110.0682

Ullah and Finch (2003). Applications of functional data analysis: A systematic review. *BMC Medical Research Methodology* 13:43.

Wallach, H. M., D. M. Mimno, and A. McCallum (2009). Rethinking LDA: Why priors matter. *Advances in Neural Information Processing Systems* 23:1973–81.

Wang Y., Tseng M. (2011). Integrating comprehensive customer requirements into product design. *CIRP Annals – Manufacturing Technology* 60(1), 175-178.

Wang, J.-L., Chiou, J.-M., & Müller, H.-G. (2016). Functional Data Analysis. *Annual Review of Statistics and Its Application*, 3, 257-295. doi: 10.1146/annurev-statistics-041715-033624

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):6651–62.

Zhao, J., Li, J., Chen, M., & Jadhav, S. (2023). Enhancing Functional Data Analysis with Sequential Neural Networks: Advantages and Comparative Study. *Intelligent Information Processing Laboratory, Hangzhou Dianzi University, Department of Mathematics and Statistics, Wake Forest University.*

Zaki, M., and J. R. McColl-Kennedy (2020). Text Mining Analysis Roadmap (TMAR) for Service. *Journal of Services Marketing* 34 (1):30–47. doi: 10.1108/JSM-02- 2019-0074

Zhan, J., Loh, H. T., & Liu, Y. (2009). Gather customer concerns from online product reviews – A text summarization approach. *Expert Systems with Applications*, 36(2, Part 1), 2107–2115. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2007.12.039>

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* 67:78–89. doi: 10.1016/j. dss.2014.08.005.

Zhou, Q., and L. He (2019). Research on customer satisfaction evaluation method for individualised customised products. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 104 (9):3229–38.