



**Politecnico
di Torino**

**Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale
Tesi di Laurea Magistrale**

**ANALISI DELLA DIGITAL VOICE OF CUSTOMERS
TRAMITE TOPIC MODELLING E CARTE DI
CONTROLLO A MEDIA MOBILE**

Relatori:

Prof. Federico Barravecchia
Prof. Luca Mastrogiacomo

Candidato:

Giacomo Panzuti

Anno Accademico 2024-2025

Si è troppo inclini a credere che, se si ha un po' di talento,
il lavoro debba riuscire facile. Impegnati sempre, uomo,
se vuoi fare qualcosa di grande.

(Georg Christoph Lichtenberg)

Un ringraziamento speciale al Prof. Federico Barravecchia per la grande disponibilità e pazienza dimostratemi nel corso della stesura di questo lavoro di tesi.

Dedico questo lavoro alla mia famiglia, ai miei amici presenti sin dal giorno zero, a tutte le persone conosciute ed a me vicine nel corso degli anni ed alle nuove amicizie e legami createsi nella mia esperienza di vita torinese. Ci tengo a ricordare che il traguardo di laurea magistrale non sta ad indicare un punto di fine, bensì l'inizio di una nuova vita, sicuramente più difficile e problematica, ma al tempo stesso più eccitante e ricca di sogni da provare a realizzare a tutti i costi.

Sommario

CAPITOLO 1: INTRODUZIONE	5
CAPITOLO 2: REVISIONE DELLA LETTERATURA	6
2.1 DIGITAL VOICE OF CUSTOMERS	6
2.2 TECNICHE DI TOPIC MODELLING	7
2.2.1 <i>STM (Structural Topic Modelling)</i>	14
2.3 CARTE DI CONTROLLO NELLA GESTIONE DELLA QUALITA'	15
2.4 CARTE DI CONTROLLO A MEDIA MOBILE	17
2.4.1 <i>CARTA UWMA</i>	18
2.4.2 <i>CARTA EWMA</i>	19
CAPITOLO 3: METODOLOGIA DI ANALISI DELLA DIGITAL VOICE OF CUSTOMERS	22
3.1 CALCOLO DELL'IMTP (INTERVAL MEAN TOPICAL PREVALENCE)	24
3.1.1 <i>INTERPRETAZIONE DELL'IMTP</i>	24
3.2 APPLICAZIONE DELLE CARTE DI CONTROLLO A MEDIA MOBILE (EWMA – UWMA)	26
CAPITOLO 4: CASO STUDIO	28
4.1 CASO DI STUDIO: UBER	28
4.2 DESCRIZIONE DEL DATASET E PRE-PROCESSING DEI DATI	29
4.3 IDENTIFICAZIONE DEL NUMERO DI TOPICS IDEALE	30
4.4 APPLICAZIONE DI STM E LABELLING	31
4.5 CALCOLO DELL'IMTP PER I VARI TOPICS	35
4.5.1 <i>APPLICAZIONE DELLE CARTE DI CONTROLLO A MEDIA MOBILE SU IMTP</i>	59
CAPITOLO 5: DISCUSSIONE GENERALE	104
5.1 VALUTAZIONE DELL'EFFICACIA E DELLE CRITICITA' DELLE CARTE DI CONTROLLO A MEDIA MOBILE SU IMTP	104
5.2 RIFLESSIONI SU POSSIBILI MIGLIORAMENTI DELLA METODOLOGIA	104
CAPITOLO 6: CONCLUSIONI	106
BIBLIOGRAFIA	107

CAPITOLO 1: INTRODUZIONE

Nell'ambito delle strategie aziendali moderne, la capacità di ascoltare, comprendere e rielaborare i feedback dei clienti è diventata un fattore chiave per raggiungere il successo competitivo aziendale. In particolare, in quest'era di trasformazione digitale, le aziende hanno a disposizione una grande quantità di dati provenienti dalla clientela sotto forma di opinioni, preferenze, reviews, rating rilasciati su numerosi canali digitali. Tale mole di informazioni rintracciabile sul web, nota come *Digital Voice of Customers (VoC)*, rappresenta una risorsa inestimabile per migliorare prodotti, servizi e processi aziendali.

In questo contesto, la tesi in questione propone un'analisi avanzata della *Digital VoC* attraverso l'impiego dell'algoritmo di *topic modelling* STM al fine di identificare gli argomenti principali discussi dai consumatori, con l'obiettivo di valutare come la discussione di quest'ultimi vari nel tempo. Nel dettaglio, l'indicatore IMTP (Interval Mean Topic Proportion) sarà utilizzato per valutare l'evoluzione nel tempo dell'intensità della discussione di ciascun topic e, tale analisi, sarà accompagnata dall'applicazione delle carte di controllo a media mobile (UWMA e EWMA) sull'IMTP al fine di monitorare l'andamento dei trends nel tempo e di identificare fluttuazioni significative nelle percezioni dei clienti.

L'obiettivo della ricerca è quello di dimostrare come un'analisi combinata ben eseguita possa supportare le decisioni strategiche aziendali, fornendo una visione dettagliata della percezione dei clienti su prodotti e/o servizi; tale approccio consente di fornire insights sia qualitativi che quantitativi permettendo di migliorare l'efficacia delle azioni correttive e di ottimizzare i processi di *customer experience management*.

Il lavoro di tesi è articolato in sei capitoli:

- Capitolo 1: si fornisce una panoramica generale del lavoro di tesi in atto, soffermandosi sull'importanza dell'analisi della *Digital Voice of Customers*, sulle implicazioni pratiche della ricerca e sulla struttura della tesi.
- Capitolo 2: viene analizzata la *Digital VoC* nel dettaglio. Inoltre, vengono illustrate alcune delle tecniche di *topic modelling* che possono essere adoperate per analizzare la percezione della qualità; infine, il capitolo in questione si chiude con una panoramica sulle carte di controllo nella gestione della qualità con particolare attenzione per quelle a media mobile come le carte UWMA e EWMA.
- Capitolo 3: viene presentata dettagliatamente la metodologia utilizzata a partire dalla raccolta e dal pre-processing dei dati fino a giungere all'implementazione dello *Structural Topic Modelling (STM)* ed alla definizione dell'indicatore IMTP. Il capitolo si chiude con l'applicazione delle carte di controllo a media mobile EWMA e UWMA.
- Capitolo 4: viene presentata l'analisi effettuata inerente al caso di studio Uber con la descrizione del prodotto e del campione UGC fornito, con l'implementazione dell'algoritmo di *topic modelling* STM ed il conseguente calcolo dell'IMTP per i vari topics individuati.

Inoltre, sono presenti i grafici riguardanti l'applicazione delle carte di controllo a media mobile UWMA e EWMA sull'IMTP con una conseguente analisi dei risultati e dei trends.

- Capitolo 5: presenta una breve discussione generale sulla valutazione dell'efficacia e della criticità dell'utilizzo delle carte di controllo a media mobile sull'IMTP con alcune riflessioni su possibili miglioramenti della metodologia utilizzata.
- Capitolo 6: è il capitolo conclusivo del lavoro di tesi in cui è presente una sintesi dei risultati principali derivati dall'analisi del caso di studio Uber con l'inserimento di alcuni spunti di riflessione per lavori di tesi futuri.

CAPITOLO 2: REVISIONE DELLA LETTERATURA

2.1 DIGITAL VOICE OF CUSTOMERS

Il raggiungimento dei parametri di qualità e la conseguente comprensione degli elementi che possono influenzarla, rappresentano un lavoro costante per le aziende. Tali componenti, definiti determinanti della qualità, consentono alle organizzazioni di misurare, monitorare e migliorare la soddisfazione dei clienti rispetto a prodotti e servizi (Mukherjee, 2019). Una delle principali fonti di informazioni per le tecniche di monitoraggio della qualità è la cosiddetta "Voice of Customers" (VoC), ovvero i feedback rilasciati dai clienti sulle loro esperienze in seguito all'utilizzo di prodotti e/o servizi (Jach et al., 2021). In particolare, le aziende attuano diverse strategie per monitorare l'evoluzione della qualità dei propri prodotti e/o servizi al fine di garantire che: (A) la qualità sia costante nel tempo, (B) vengano individuate anomalie e criticità e (C) potenziali aree di miglioramento vengano scoperte. Esistono fondamentalmente tre approcci pratici che possono essere adottati per analizzare l'evoluzione della qualità nel tempo (Bandaru et al., 2015; Hallencreutz & Parmler, 2021):

1. *Post-purchase evaluation*: tale approccio viene eseguito chiedendo ad un cliente di valutare un prodotto o servizio acquistato dopo che è stato consegnato o utilizzato (sondaggio post acquisto) (Kumar & Anjaly, 2017);
2. *Periodic quality survey*: questo approccio, che generalmente si basa sulla somministrazione di questionari o interviste strutturate, fornisce istantanee delle percezioni dei clienti (Izogo & Ogba, 2015; Su & Hwang, 2020);
3. *Continuous monitoring of quality*: prevede un monitoraggio continuo della qualità del servizio nel tempo attraverso sondaggi o interviste ai clienti (Chen et al., 2015.; Gregorio & Cronemyr, 2011; McColl-Kennedy & Schneider, 2000).

I principali limiti di questi approcci sono che (A) sono costosi in termini di tempo e risorse necessarie, (B) possono raggiungere solo un numero limitato di clienti e (C) i clienti intervistati potrebbero trovarli alquanto invadenti.

Un modo alternativo e meno intrusivo per ottenere informazioni relative al monitoraggio della qualità, consiste nell'utilizzare contenuti gratuiti disponibili sul web, le cosiddette *Voice-of-*

Customers digitali (Digital VoC): recensioni, opinioni o feedback rilasciati dai clienti su blog web, social network o piattaforme aggregatori di recensioni relative a prodotti o servizi utilizzati (Amat-Lefort et al., 2022). La raccolta e l'analisi dei VoC digitali consentono di comprendere la reazione dei clienti in modo più affidabile rispetto alle tecniche tradizionali (Allen et al., 2018; Bi et al., 2019; Zhan et al., 2009). L'esamina delle informazioni rilasciate dai clienti sulla loro esperienza con prodotti e/o servizi può aiutare i produttori ed i fornitori di quest'ultimi a superare i limiti delle tecniche tradizionali di raccolta delle VoC; inoltre, i progressi nelle tecniche di data mining hanno reso possibile l'utilizzo di strumenti innovativi per raccogliere ed interpretare VoC digitali testuali (Mastrogiacomo et al., 2021).

La tabella 1 mostra un confronto schematico tra il monitoraggio della qualità basato sui metodi tradizionali e sull'analisi VoC digitale.

TABELLA 1 – Comparazione schematica dei metodi tradizionali di monitoraggio della qualità e di quelli basati sulla digital VoC (Barravecchia et al., 2023).

	Utilizzo VoC tradizionale	Utilizzo digital VoC
Fonte di informazione	Interviste – Sondaggi – Questionari – Focus Groups	Forums – Reviews dei Clienti – Post sui Social Media- Contenuti generati dall'utente
Cosa viene valutato?	Parametri e/o caratteristiche dei prodotti o servizi	Determinanti di qualità
Variabili considerate	Le principali variabili misurate sono considerate note	Le determinanti di qualità sono estratte dalla digital VoC
Focus	Identificazione delle caratteristiche critiche di prodotti e/o servizi per ottenere miglioramenti	Identificazione delle determinanti di qualità maggiormente percepite dai clienti per attuare attività di progettazione e miglioramento continuo
Aggiornamento delle informazioni	Periodica e guidata	Costante e non guidata
Strumenti di analisi	Analisi dati statistici	Estrazione di testo ed analisi dati statistici

2.2 TECNICHE DI TOPIC MODELLING

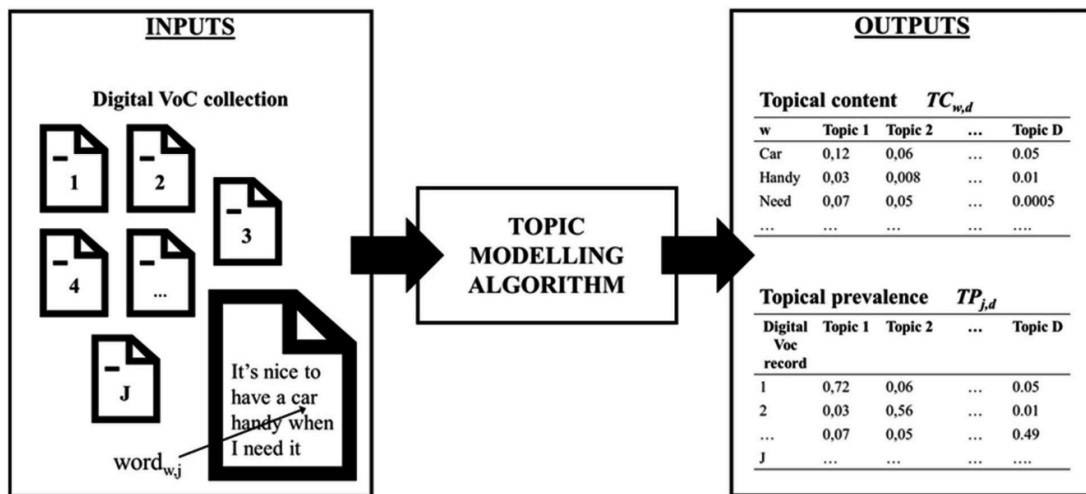
La difficoltà principale nell'utilizzo di una digital VoC è che, spesso, è composta da testi non strutturati (Joung et al., 2019) che non consentono di seguire alcuna procedura standard per la raccolta di dati presentando, dunque, alcune criticità. Per superare tale sfida, è possibile utilizzare algoritmi appartenenti ad una branca specifica del *data mining* denominata *text mining* ovvero tecniche volte all'analisi automatica di documenti testuali non strutturati (Berry & Kogan, 2010; Carnerud, 2020).

Una delle più utilizzate è il *topic modelling* che fa riferimento ad una famiglia di metodi statistici che consentono di estrarre gli argomenti (topics) più discussi all'interno di una raccolta di documenti (Blei, 2012): questi algoritmi non richiedono una codifica umana o una preliminare classificazione dei dati in quanto sono in grado di "leggere" una collezione di documenti ed estrarre automaticamente i topics più discussi (Blei, 2012).

La figura 2 rappresenta lo schema concettuale di un algoritmo di *topic modelling*.

FIGURA 2 - Rappresentazione grafica del funzionamento degli algoritmi di topic modelling. L'input è costituito da J record VoC digitali. L'output è costituito da: $TC_{w,d}$ (matrice del contenuto topico), ovvero i pesi associati a ciascuna w -esima parola chiave che caratterizza

l'argomento d -esimo; $TP_{j,d}$ (matrice di prevalenza topica), ovvero la distribuzione di probabilità multinomiale che indica la proporzione dell'argomento d -esimo discusso all'interno del documento j -esimo (Barravecchia et al., 2023).



Data un'ampia raccolta di VoC digitali, gli algoritmi di *topic modelling* affrontano i problemi di (Blei et al., 2003):

- Identificazione di un set di topics che descrivono un corpus di testo (ad esempio la raccolta di VoC digitali);
- Associazione di un set di *keywords* a ciascun topic (contenuto tematico: $TC_{w,d}$),

dove:

- a) $w \in \{1, \dots, W\}$ sono le *keywords* del vocabolario correlato alla raccolta di VoC digitali;
- b) W è il numero totale di parole contenute nel vocabolario di VoC digitali;
- c) $d \in \{1, \dots, D\}$ sono i topics identificati dall'algoritmo di *topic modelling*;
- d) D è il numero totale di topics identificati.

- Definizione di una specifica combinazione di questi topics per ciascun *digital record* (prevalenza tematica: $TP_{j,d}$),

dove:

- a) $j \in \{1, \dots, J\}$ sono i record VoC digitali analizzati;
- b) J è il numero totale di record VoC digitali analizzati;
- c) $\sum_{d=1}^D TP_{j,d} = 1 \quad \forall j$

L'applicazione di un algoritmo di *topic modelling* prevede i seguenti steps (Barravecchia et al., 2023):

- 1) Generazione del vocabolario di parole per la raccolta di documenti.
- 2) Rappresentazione di ciascun documento come un elenco di parole contenute nei documenti stessi.
- 3) Associazione di ogni documento ad una distribuzione di probabilità iniziale rispetto ai topics che devono essere estratti (ogni topic è associato ad una probabilità: più alta è quest'ultima, maggiore sarà la correlazione tra il topic in questione ed il documento considerato).

- 4) Stima del *topic model*, tramite l'algoritmo, sulla base delle probabilità assegnate, delle somiglianze dei documenti e della co-occorrenza delle parole; in particolare, esistono diversi algoritmi per effettuare il *topic modelling* ed i principali sono LSA (Latent Semantic Analysis), STM (Structural Topic Modelling), LDA (Latent Dirichlet Allocation), BTM (Biterm Topic Model), CTM (Correlated Topic Models), DTM (Dynamic Topic Models).
- 5) Correzione della distribuzione tramite una serie di iterazioni eseguite dall'algoritmo, fino a quando la distribuzione dei topics nei documenti converge alla distribuzione delle parole nei topics.

Gli algoritmi di *topic modelling*, quando applicati ai VoC digitali, estraggono le determinanti latenti di qualità di prodotti e/o servizi che possono influenzare positivamente o negativamente la qualità percepita (Barravecchia et al., 2020; Mastrogiacomo et al., 2021); si può presumere che, se un argomento viene discusso, allora è importante per il cliente ed è, dunque, fondamentale per la sua percezione della qualità. L'implementazione del *topic modelling* consiste nell'applicazione di cinque passaggi fondamentali (Barravecchia et al., 2020):

- 1) Estrazione dei dataset ovvero effettuare un'analisi preliminare del database iniziale.
- 2) Pre-processing dei dati tramite l'utilizzo di software ad hoc come RStudio.
- 3) Identificazione del numero ottimale di topics da considerare, mediante l'analisi effettuata su software specifici come nel passaggio 2.
- 4) Assegnazione dell'etichette a ciascun topic (*Labeling*).
- 5) Validazione dei risultati.

La validazione, in particolare, è un passaggio cruciale nello sviluppo di un modello poiché determina la bontà del risultato ottenuto, ma, nonostante l'importanza di questo step, non esistono procedure standardizzate per valutare gli output di un algoritmo di *topic modelling* (Chang et al., 2009; Kobayashi et al., 2018). Sono state suggerite diverse metriche automatiche per valutare le prestazioni degli algoritmi di *topic modelling*, tra le quali le più popolari sono le metriche predittive: esse vengono calcolate sviluppando il *topic model* utilizzando un set di documenti (set di addestramento) e testando l'affidabilità del modello applicandolo ad un set di documenti non visualizzati (set di test). Il 90% dei documenti disponibili fa parte, solitamente, del set di addestramento, mentre il restante 10% fa parte del set di test.

La metrica predittiva più comunemente utilizzata è il cosiddetto *held-out likelihood* che misura la probabilità che alcuni nuovi documenti di testo non visti siano forniti dal modello appreso in precedenza (Wang et al., 2012). L'intervallo dell'*held-out likelihood* è $(-\infty, 0]$; più alto è questo valore, più statisticamente è forte il *topic model* sviluppato.

Altre metriche automatiche per valutare le prestazioni degli algoritmi di *topic modelling* sono:

- 1) *Semantic coherence*, ovvero la correlazione semantica media tra le parole del topic (Newman et al., 2010). I topics semanticamente coerenti sono intesi come composti da parole che dovrebbero presentarsi all'interno di uno stesso documento e, più è maggiore il valore di *semantic coherence*, tanto più i topics latenti identificati sono semanticamente coerenti (Mimno et al., 2011; Roberts et al., 2014). L'intervallo di definizione della *semantic coherence* è $(-\infty, 0]$.
- 2) *Exclusivity*, ovvero una metrica che misura l'estensione in cui le parole principali per ogni topic non compaiono come parole principali in altri topics. Nel dettaglio, se le parole con alta probabilità in un determinato topic a , hanno basse probabilità in altri topics, si può affermare

che il topic a è esclusivo. L' *exclusivity* è definita nell'intervallo $[0, +\infty)$ e, maggiore è il valore di esclusività, più distinti saranno tra loro gli argomenti identificati. Un topic coerente ed esclusivo ha maggiori probabilità di essere semanticamente valido (Bischof and Airoidi, 2012; Roberts et al., 2014).

Il punto di forza principale di queste valutazioni è che possono essere calcolate automaticamente senza la necessità di input umano: ciò consente di utilizzare queste metriche per impostare i parametri di input dei *topic models* e misurare automaticamente la qualità dell'output per selezionare i loro valori ottimali. Le metriche automatiche consentono di testare le prestazioni di diversi *topic models* in tempo reale, ma presentano una grossa debolezza rappresentata dal fatto che tali criteri non considerano il significato semantico dei topics e, di conseguenza, non sono completamente applicabili per una valutazione del *topic model* sviluppato. Per tale motivo, sono state proposte soluzioni alternative basate su un giudizio supervisionato dei risultati degli algoritmi di *topic modelling* (Chang et al., 2009). I criteri supervisionati richiedono intrinsecamente valutazioni da parte di valutatori umani che introducono giudizi basati sulla comprensibilità, sulla coerenza degli argomenti e sulle classificazioni dei documenti. Tuttavia, il principale difetto di tali metodi è che richiedono una notevole quantità di tempo e risorse per essere impiegati. Inoltre, (Chang et al., 2009) hanno dimostrato che i criteri automatici non catturano adeguatamente la coerenza dei topics e che i *topic models*, che performano meglio sull'*held-out likelihood*, possono dedurre topics meno significativi a livello semantico. (Chang et al., 2009) hanno anche introdotto due metriche supervisionate: (1) *word intrusion*, ovvero quanto bene i topics inferiti corrispondono a concetti umani; (2) *topic intrusion*, ovvero quanto bene un *topic model* assegna argomenti ai documenti. (Costa et al., 2007) propongono una serie di metriche per valutare le prestazioni degli algoritmi di classificazione. Tale studio suggerisce di ricondurre la problematica ad un problema di classificazione binaria e di identificare quando il documento è stato valutato correttamente o in modo errato (vero positivo, vero negativo, falso positivo, falso negativo). A partire da tali valutazioni supervisionate, è possibile calcolare le metriche di performance: tasso di accuratezza (*accuracy rate*), tasso di errore (*error rate*), precisione, specificità, ecc.).

La tabella 3 confronta alcune caratteristiche dei criteri di convalida automatici e supervisionati evidenziando alcune importanti differenze:

- l'automazione del processo di convalida che è possibile con criteri automatici, ma non fattibile per approcci supervisionati;
- la qualità del risultato finale in quanto solo i criteri supervisionati tengono conto della semantica dei testi analizzati e dell'intelligibilità del topic individuato.

TABELLA 3 – Comparazione tra metriche automatiche di performance e criteri di validazione supervisionati (Barravecchia et al., 2021).

	Automatic criteria	Supervised criteria
Required time	Low	High
Fully automated evaluation process	Yes	No
Semantic evaluation	No	Yes
Need for human input	No	Yes
Topic intelligibility evaluation	No	Yes
Suitable for setting model parameters	Yes	No
Sample size	Complete database	Sample of documents

In sintesi, vengono proposti due principali approcci potenziali: il primo si basa su criteri di convalida automatici che può essere adottato quando è necessario ridurre i tempi di verifica (ad esempio, ottimizzazione dei parametri del modello); il secondo si basa sulla valutazione supervisionata che è preferibile quando è richiesta la prova della qualità del *topic model*. Tuttavia, una procedura formale per la convalida supervisionata dei risultati degli algoritmi di *topic modelling* è ancora assente (Barravecchia et al., 2021).

Una metodologia empirica utilizzata per la validazione dei risultati degli algoritmi di *topic modelling* basati sul giudizio di valutatori umani è organizzata in quattro steps (figura 4): (1) estrazione del campione ed assegnazione manuale del topic, (2) assegnazione automatica del topic, (3) confronto dei risultati e (4) calcolo delle metriche di performance.

Infine, la tabella 5 riassume i principali input ed output delle quattro fasi della validazione.

FIGURA 4 – Step principali della procedura di validazione (Barravecchia et al., 2021).

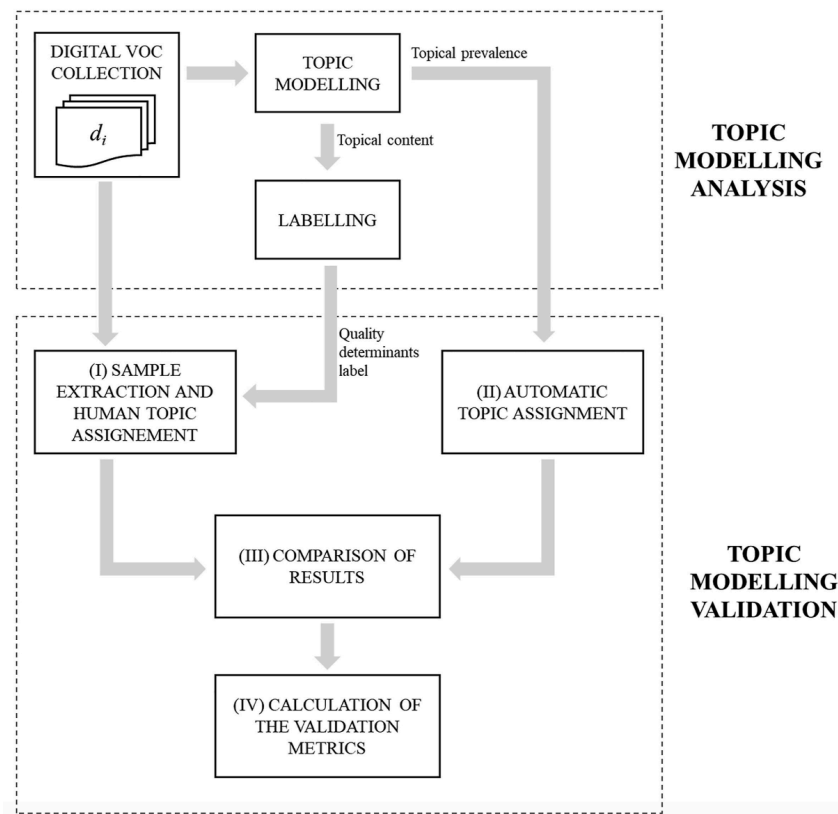


TABELLA 5 – Input ed output degli step principali della procedura di validazione (Barravecchia et al., 2021).

Step	Input	Output
(I) SAMPLE EXTRACTION AND HUMAN TOPIC ASSIGNMENT	Digital VoC collection + quality determinants labels	Human topic assignment (each item of the sample is associated with one or more quality determinants)
(II) AUTOMATIC TOPIC ASSIGNMENT	Topical prevalence distributions	Automatic topic assignment (each item of the sample is associated with one or more quality determinants)
(III) RESULT COMPARISON	Human topic assignment + automatic topic assignment	Confusion matrix
(IV) VALIDATION METRICS CALCULATION	Confusion matrix	Validation metrics

L'ultimo step previsto nella procedura di validazione è il calcolo delle metriche che viene effettuato a partire dal confronto dei risultati ottenuti dai due metodi di assegnazione dei topics (automatico e manuale).

L'accuratezza (*accuracy*) valuta l'efficacia dell'algoritmo in base alla sua percentuale di previsioni corrette e può essere calcolata come segue:

$$\text{Accuracy} = \frac{\sum_{i=1}^n tp_i + \sum_{i=1}^n tn_i}{\sum_{i=1}^n tp_i + \sum_{i=1}^n tn_i + \sum_{i=1}^n fp_i + \sum_{i=1}^n fn_i}$$

dove:

- a) $\sum_{i=1}^n tp_i$ è il numero totale di veri positivi osservati confrontando le assegnazioni automatiche e manuali dei topics;
- b) $\sum_{i=1}^n tn_i$ è il numero totale di veri negativi;
- c) $\sum_{i=1}^n fp_i$ è il numero totale di falsi positivi;
- d) $\sum_{i=1}^n fn_i$ è il numero totale di falsi negativi;
- e) n è la dimensione del campione analizzato.

La precisione (detta anche *positive predictive value*) è una stima della probabilità che una previsione positiva sia corretta; è il rapporto tra le osservazioni positive previste correttamente ed il totale delle osservazioni positive previste. Tale metrica può essere calcolata come segue:

$$\text{Precision} = \frac{\sum_{i=1}^n tp_i}{\sum_{i=1}^n tp_i + \sum_{i=1}^n fp_i}$$

La sensitività (*sensitivity o recall*) è la frazione della quantità totale di istanze rilevanti che sono state effettivamente recuperate; nell'analisi del *topic modelling*, il *recall* rappresenta il rapporto tra il topic previsto correttamente e la quantità totale di topics previsti:

$$\text{Recall} = \frac{\sum_{i=1}^n tp_i}{\sum_{i=1}^n tp_i + \sum_{i=1}^n fn_i}$$

Il punteggio F1 è una misura dell'accuratezza di un test ed è calcolato come media armonica di precisione e *recall*; tale metrica tiene conto sia dei falsi positivi che dei falsi negativi e può essere calcolata come segue:

$$F_1 \text{ score} = 2 \cdot \frac{\text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

Il *fall-out* o *false-positive rate* è la proporzione di tutti i risultati negativi che danno luogo a risultati di test positivi, ovvero la probabilità condizionata di rilevare un argomento che, in realtà, non è presente. Tale metrica è pari al livello di significatività α e può essere calcolata come segue:

$$\text{Fall - out} = \frac{\sum_{i=1}^n \text{fp}_i}{\sum_{i=1}^n \text{fp}_i + \sum_{i=1}^n \text{tn}_i}$$

Il *miss rate* o *false-negative rate* è la proporzione di positivi che danno risultati di test negativi, ovvero la probabilità condizionale di non identificare un argomento quando è presente. Il *miss rate* è uguale all'*error rate* di secondo tipo (β) e può essere calcolato come segue:

$$\text{Miss rate} = \frac{\sum_{i=1}^n \text{fn}_i}{\sum_{i=1}^n \text{tp}_i + \sum_{i=1}^n \text{fn}_i}$$

La specificità misura la proporzione di veri negativi; nel *topic modelling* essa può essere interpretata come la proporzione di topics che non sono identificati in quanto non effettivamente presenti. La *specificity* può essere calcolata come segue:

$$\text{Specificity} = \frac{\sum_{i=1}^n \text{tn}_i}{\sum_{i=1}^n \text{fp}_i + \sum_{i=1}^n \text{tn}_i}$$

Il *negative predictive value* è la probabilità che l'algoritmo di *topic modelling* non rilevi un topic quando in realtà non è presente; può essere calcolato come segue:

$$\text{Negative predictive value} = \frac{\sum_{i=1}^n \text{tn}_i}{\sum_{i=1}^n \text{fn}_i + \sum_{i=1}^n \text{tn}_i}$$

Il complemento all'unità del *negative predictive value* è il *false omission rate*, ovvero la proporzione di topics non rilevati quando il topic era, in realtà, presente. Il *false omission rate* può essere calcolato come segue:

$$\text{False omission rate} = \frac{\sum_{i=1}^n \text{fn}_i}{\sum_{i=1}^n \text{fn}_i + \sum_{i=1}^n \text{tn}_i}$$

Infine, il *false discovery rate* è la proporzione di topics erroneamente identificati rispetto a tutti gli altri topics identificati e può essere calcolato come segue:

$$\text{False discovery rate} = \frac{\sum_{i=1}^n \text{fp}_i}{\sum_{i=1}^n \text{tp}_i + \sum_{i=1}^n \text{fp}_i}$$

La bontà dei risultati di validazione può essere ottenuta confrontando i valori delle metriche di convalida con i valori target desiderati (tabella 6).

TABELLA 6 – Valori target della validazione *topic model* (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

Valori distanti da quelli target elencati nella tabella 6 indicano che il *topic model* generato non descrive adeguatamente il contenuto semantico del set di documenti analizzato e, dunque, è necessario adottare alcune misure correttive:

- revisione delle etichette assegnate alle determinanti di qualità individuate poiché non rappresentative del topic identificato;
- revisione dei parametri di input dell'algoritmo di *topic model* in quanto una loro scelta non ottimale può portare ad una cattiva categorizzazione del contenuto dei documenti;
- revisione delle covariate considerate che diventa fondamentale quando il *topic modelling* determina un'analisi congiunta di testo e metadati (ad esempio in STM);
- pertinenza ed adeguatezza del database analizzato: una raccolta di VoC digitali altamente eterogenea in termini di tipologia e contenuto può produrre risultati di bassa qualità.

2.2.1 STM (Structural Topic Modelling)

È un metodo probabilistico di *topic modelling* che consiste in un'estensione di *probabilistic topic models* consolidati (Roberts et al., 2014), come *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) o *Correlated Topic Models* (CTM). Un vantaggio significativo di STM è che consente di collegare informazioni arbitrarie, sotto forma di covariate (come valutazioni dei clienti, data e luogo di pubblicazione della recensione, fornitore di servizi, ecc.), con il grado di associazione di un documento con un topic (prevalenza del topic) e con il grado di associazione di una parola con un topic (prevalenza del contenuto) (Barravecchia et al., 2020).

In particolare, gli *Structural Topic Modelling* trattano ogni testo come una sequenza di segmenti, ognuno dei quali è un insieme di passaggi di testo (ad esempio un paragrafo o una frase) i quali, in un segmento, condividono la stessa distribuzione a priori sui loro topics (L Du et al., 2013). Le

distribuzioni dei topics dei segmenti in un singolo documento tendono ad essere simili fornendo un miglioramento sostanziale nell'accuratezza della modellazione. Tuttavia, invece di apprendere esplicitamente la segmentazione, gli STM sfruttano semplicemente la struttura esistente dei documenti dalla segmentazione data (L Du et al., 2013).

L'implementazione del modello STM consiste nell'applicazione di sei passaggi fondamentali che verranno trattati nel dettaglio nel capitolo 3 (Barravecchia et al., 2020):

- 1) Estrazione dei dataset.
- 2) Pre-processing dei dati effettuato su RStudio.
- 3) Identificazione del numero ottimale di topics da considerare, a partire dalla rappresentazione dell'indicatore *held-out likelihood* su RStudio.
- 4) Assegnazione dell'etichette a ciascun topic (*Labeling*).
- 5) Validazione dei risultati.
- 6) Categorizzazione delle determinanti di qualità.

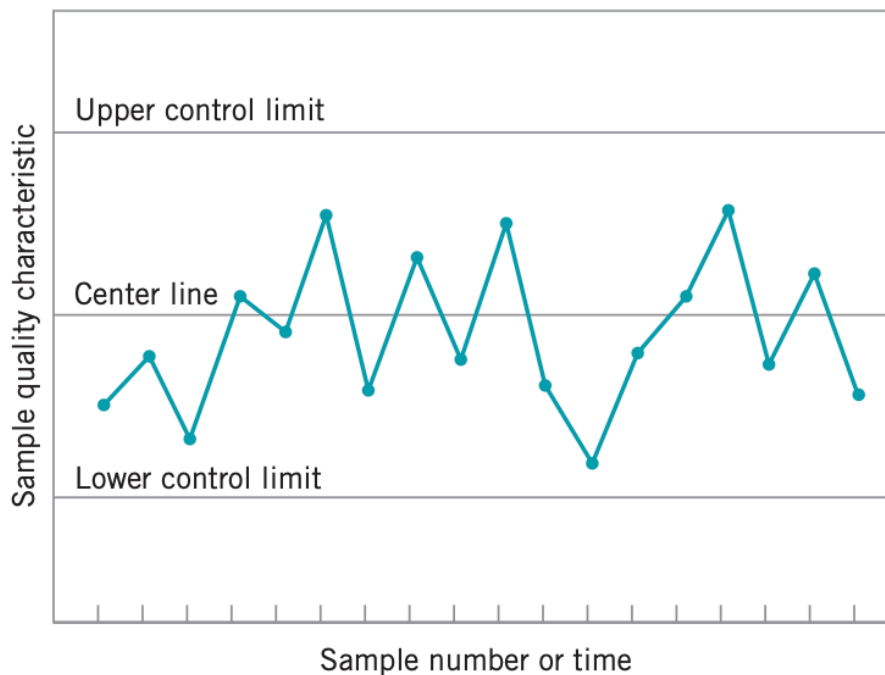
2.3 CARTE DI CONTROLLO NELLA GESTIONE DELLA QUALITA'

Al fine di soddisfare o superare le aspettative del cliente, un prodotto deve essere oggetto di un processo stabile o ripetibile, in grado di funzionare con poca variabilità attorno alle dimensioni nominali o target delle caratteristiche qualitative del prodotto stesso. Il controllo statistico di processo (SPC) è una potente raccolta di strumenti di risoluzione dei problemi utili per raggiungere la stabilità del processo e migliorare la capacità attraverso la riduzione della variabilità (Montgomery & Wiley, 2010) e si basa su sette tools principali:

1. Istogramma o diagramma stelo-e-foglia.
2. Foglio di controllo.
3. Diagramma di Pareto.
4. Diagramma causa-effetto.
5. Diagramma di concentrazione dei difetti.
6. Diagramma di dispersione.
7. Carta di controllo o *control chart*.

In questo paragrafo verranno approfondite le carte di controllo come strumento necessario per la gestione della qualità. Esse sono una visualizzazione grafica di una caratteristica di qualità che è stata misurata o calcolata da un campione rispetto al numero o al tempo del campione stesso. Il grafico presenta una linea centrale, che rappresenta il valore medio della caratteristica di qualità corrispondente allo stato sotto controllo, e due altre linee orizzontali chiamate *upper control limit* (UCL) e *lower control limit* (LCL) (Montgomery & Wiley, 2010).

FIGURA 7 – Rappresentazione di una generica carta di controllo (Montgomery & Wiley, 2010).



I limiti di controllo sono scelti in modo che se il processo è sotto controllo, quasi tutti i punti campione cadranno all'interno di essi; un punto che cade al di fuori dei limiti, invece, viene interpretato come prova che il processo è fuori controllo e, pertanto, sono necessarie indagini ed azioni correttive per eliminare le cause responsabili di tale comportamento. Inoltre, è consuetudine collegare i punti campione della carta di controllo con segmenti rettilinei, in modo da facilitare la visualizzazione dell'evoluzione della sequenza di punti nel tempo (Montgomery & Wiley, 2010). Se i punti all'interno del grafico si comportassero in modo sistematico o non casuale, potrebbe essere un'indicazione di processo fuori controllo: ad esempio, se 18 degli ultimi 20 punti sono tracciati tra limite di controllo superiore e linea centrale e solo due punti sono tracciati tra limite di controllo inferiore e linea centrale, è molto probabile che qualcosa all'interno del processo non vada in modo corretto poiché un processo sotto controllo necessita di un pattern essenzialmente casuale (Montgomery & Wiley, 2010). Inoltre, è presente una stretta correlazione tra carte di controllo e test di ipotesi: un grafico di punti entro i limiti di controllo equivale a non rifiutare l'ipotesi di controllo statistico.

Una parte molto importante del processo di azione correttiva associato all'utilizzo della carta di controllo è l'*out-of-control-action plan* (OCAP). Esso è un diagramma di flusso o una descrizione testuale della sequenza di attività che devono aver luogo in seguito al verificarsi di un evento di attivazione. L'OCAP è costituito da checkpoints, che sono potenziali cause assegnabili, e terminatori che sono azioni intraprese per risolvere la condizione di fuori controllo; è fondamentale che l'OCAP specifichi un set, il più completo possibile, di checkpoint e terminatori e che questi siano disposti in un ordine che faciliti le attività di diagnostica del processo (Montgomery & Wiley, 2010). Inoltre, il piano di azione fuori controllo è un documento che va modificato nel tempo, man mano che si acquisiscono maggiori conoscenze ed una maggiore comprensione del processo in questione; conseguentemente, quando viene introdotto un *control chart*, esso dovrebbe essere accompagnato da un OCAP iniziale.

La carta di controllo può anche essere utilizzata come strumento di stima: da un grafico che mostra un controllo statistico è possibile, infatti, stimare determinati parametri di processo come la media, la deviazione standard, la frazione non conforme o il fallout e così via. Tali stime vengono poi utilizzate per determinare la capacità del processo di produrre prodotti accettabili (Montgomery & Wiley, 2010).

In generale, i *control charts* possono essere classificati in due tipi: se la caratteristica di qualità può essere misurata ed espressa come un numero su una scala di misurazione continua, la carta di controllo prenderà il nome di carta di controllo per variabili (*variables control charts*) e, in tali casi, è conveniente descrivere la caratteristica di qualità con una misura di tendenza centrale ed una misura di variabilità; un esempio di *control chart* di questo tipo è la carta \bar{X} . Altre volte le caratteristiche di qualità non sono misurate su scala continua o quantitativa, ma ogni unità di prodotto viene giudicata come conforme o non conforme in base al fatto che possieda o meno determinati attributi, oppure si contano il numero di non conformità (difetti) che compaiono su un'unità di prodotto; le carte di controllo di questo tipo prendono il nome di carte di controllo per attributi (*attributes control charts*) (Montgomery & Wiley, 2010).

Le carte di controllo sono molto popolari nella gestione della qualità per almeno cinque ragioni.

1. Sono una tecnica comprovata per migliorare la produttività: un programma di carte di controllo di successo ridurrà scarti e rilavorazioni, aumentando produttività e capacità produttiva e facendo diminuire il costo di lavorazione.
2. Sono efficaci nella prevenzione dei difetti in quanto aiutano a tenere sotto controllo il processo permettendo di costruire unità "buone" sin dall'inizio dell'iter.
3. Impediscono inutili aggiustamenti di percorso in quanto una carta di controllo può distinguere tra rumore di fondo e variazione anomala; se gli operatori regolassero l'iter in base a test periodici non correlati ad un programma di *control charts*, essi reagiranno in modo eccessivo al rumore di fondo e apporteranno modifiche non necessarie che potrebbero causare un deterioramento delle prestazioni del processo stesso.
4. Forniscono informazioni diagnostiche che consentono l'implementazione di modifiche nel processo al fine di migliorarne le prestazioni.
5. Forniscono informazioni sulla capacità del processo, sul valore di parametri importanti e sulla loro stabilità nel tempo; ciò consente di effettuare stime precise e di enorme utilità per i progettisti di prodotti e processi.

I *control charts* sono, dunque, tra gli strumenti di controllo di gestione più importanti, alla pari dei controlli dei costi e dei materiali (Montgomery & Wiley, 2010).

2.4 CARTE DI CONTROLLO A MEDIA MOBILE

Tra le varie carte di controllo utili nella gestione della qualità troviamo le carte di controllo a media mobile o *moving average control chart*, basate sull'analisi di medie mobili dei dati raccolti in un intervallo di tempo ed utili a rilevare variazioni graduali e per analizzare la tendenza a lungo termine di un processo (Montgomery & Wiley, 2010). In particolare, in questo paragrafo, verranno presentati due tipi di carte di controllo a media mobile: la carta EWMA, ovvero a media mobile esponenziale, e la carta UWMA, ovvero a media mobile uniforme.

2.4.1 CARTA UWMA

La carta UWMA (*Uniformly Weighted Moving Average*) utilizza una media mobile uniformemente pesate, in cui tutte le osservazioni all'interno dell'intervallo di tempo considerato hanno lo stesso peso (Montgomery & Wiley, 2010). La logica di funzionamento alla base di tale carta di controllo è molto semplice: in primo luogo, si definisce una finestra temporale da considerare e si procede al calcolo della media mobile dei punti presenti all'interno dell'intervallo preso in esame. Successivamente, ogni volta che si aggiunge una nuova osservazione, si procede all'eliminazione di quella precedente, ricalcolando la media e, infine, tale media mobile viene tracciata su un grafico per monitorare il processo nel tempo.

La carta di controllo UWMA viene utilizzata, in particolare, per identificare cambiamenti graduali in un processo poiché, essendo una media semplice, risponde con moderazione a piccole variazioni e, infatti, risulta molto utile in contesti in cui i dati possono subire variazioni giornaliere o periodiche.

A livello matematico, la media mobile dell'intervallo w al tempo i , per una carta UWMA, è definita come:

$$M_i = \frac{x_i + x_{i-1} + \dots + x_{i-w+1}}{w}$$

Dunque, al periodo di tempo i , l'osservazione più vecchia nel set viene eliminata e quella più recente viene aggiunta al set stesso. Il valore atteso della media mobile M_i sarà:

$$E(M_i) = \frac{E(X_i) + E(X_{i-1}) + \dots + E(X_{i-w+1})}{w} = \frac{wE(X_i)}{w} = \mu$$

E la rispettiva varianza sarà:

$$\text{var}(M_i) = \frac{\text{var}(X_i) + \text{var}(X_{i-1}) + \dots + \text{var}(X_{i-w+1})}{w^2} = \frac{w\sigma^2}{w^2} = \frac{\sigma^2}{w}$$

Pertanto, se μ_0 denota il valore target della media utilizzata come linea centrale della carta di controllo, allora i limiti di controllo superiori ed inferiori per M_i saranno rispettivamente:

$$\text{UCL} = \mu_0 + \frac{3\sigma}{\sqrt{w}} \quad \text{LCL} = \mu_0 - \frac{3\sigma}{\sqrt{w}}$$

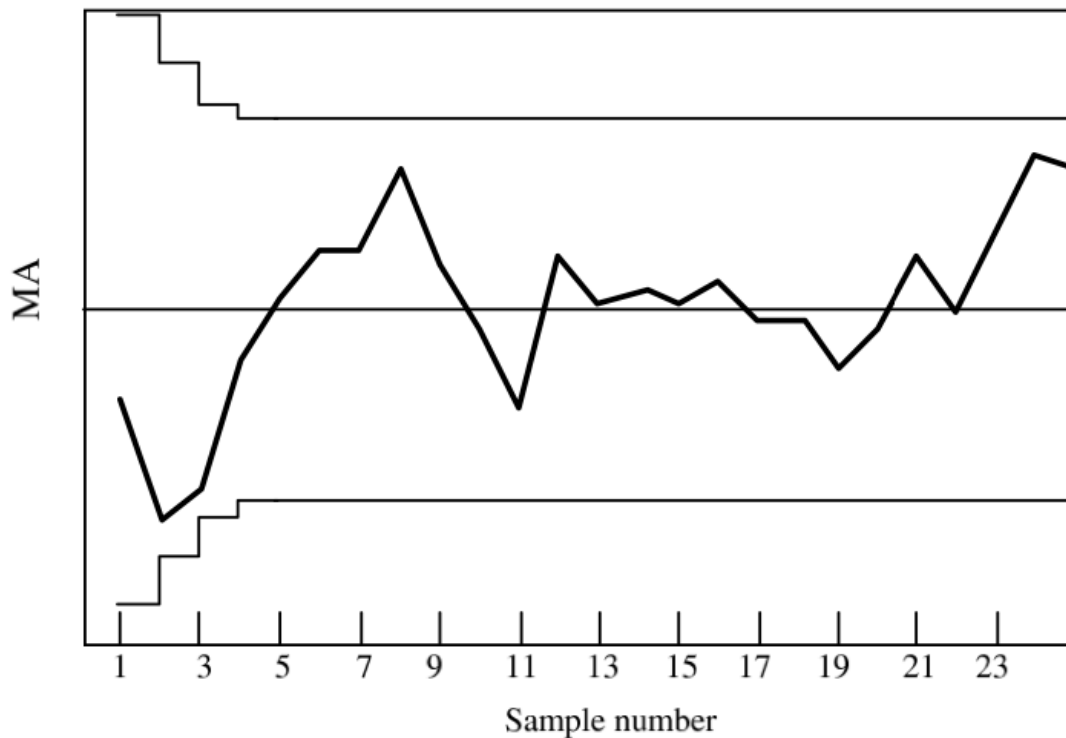
La procedura di controllo consisterebbe nel calcolare la nuova media mobile M_i man mano che ogni osservazione X_i diventa disponibile. Per $i < w$, i limiti di controllo sono più ampi del loro valore finale in stato stazionario e, le medie mobili che sono distanti meno di w periodi sono altamente correlate e, conseguentemente, di difficile interpretazione (Montgomery & Wiley, 2010). In questo caso, dunque, si considera:

$$\begin{aligned}
 M_1 &= X_1 & \text{var}(M_1) &= \sigma^2 \\
 M_2 &= \frac{X_1 + X_2}{2} & \text{var}(M_2) &= \frac{\sigma^2}{2} \\
 &\dots & & \\
 M_{w-1} &= \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_{w-1}}{w-1} & \text{var}(M_{w-1}) &= \frac{\sigma^2}{w-1} \\
 M_w &= \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_w}{w} & \text{var}(M_w) &= \frac{\sigma^2}{w}
 \end{aligned}$$

La $\text{var}(M_i)$ decresce fino a $\text{var}(M_w)$ e, pertanto, i limiti di controllo tendono via via a restringersi; più precisamente, essi saranno $\mu \pm \frac{3\sigma}{\sqrt{i}}$ per $i < w$ e $\mu \pm \frac{3\sigma}{\sqrt{w}}$ per $i \geq w$.

In alternativa, per $i < w$ si può utilizzare una carta X.

FIGURA 8 – Rappresentazione di una generica carta di controllo UWMA (Montgomery & Wiley, 2010).



2.4.2 CARTA EWMA

La carta EWMA (*Exponentially Weighted Moving Average*) utilizza una media mobile pesata esponenzialmente, in cui i dati più recenti hanno un peso maggiore rispetto a quelli meno recenti. Tale approccio consente di individuare con maggiore sensibilità i cambiamenti graduali e le piccole variazioni della media del processo (Montgomery & Wiley, 2010).

L' *exponentially weighted moving average* è definita come:

$$z_i = \lambda x_i + (1 - \lambda)z_{i-1}$$

Dove $0 < \lambda \leq 1$ è una costante; Z_i è il valore EWMA corrispondente al tempo i considerato; X_i è il dato al tempo i considerato; Z_{i-1} è il valore EWMA corrispondente al periodo precedente rispetto a quello considerato. Se $i = 1$, il valore iniziale sarà $z_0 = \eta_0$.

In alcuni casi, la media dei dati precedenti è utilizzata come valore iniziale della carta EWMA, ovvero $z_0 = \bar{x}$. Gli z_i sono definiti in maniera ricorsiva (Montgomery & Wiley, 2010):

$$\begin{aligned} Z_i &= \lambda X_i + (1 - \lambda)Z_{i-1} = \lambda X_i + (1 - \lambda) [\lambda X_{i-1} + (1 - \lambda)Z_{i-2}] \\ &= \lambda X_i + \lambda(1 - \lambda)X_{i-1} + (1 - \lambda)^2 [\lambda X_{i-2} + (1 - \lambda)Z_{i-3}] \\ &= \lambda X_i + \lambda(1 - \lambda)X_{i-1} + \lambda(1 - \lambda)^2 X_{i-2} + (1 - \lambda)^3 Z_{i-3} \\ &= \dots = \lambda \sum_{j=0}^{i-1} (1 - \lambda)^j X_{i-j} + (1 - \lambda)^i Z_0 \end{aligned}$$

Ottenendo

$$Z_i = w_0 X_i + w_1 X_{i-1} + w_2 X_{i-2} + \dots$$

Con pesi $w_j = \lambda (1 - \lambda)^j$ che decrescono geometricamente all'aumentare del campione; per tale motivo, alcune volte l'EWMA è chiamata *geometric moving average* (media mobile geometrica). Inoltre, la somma dei pesi è unitaria poiché (Montgomery & Wiley, 2010):

$$\lambda \sum_{j=0}^{i-1} (1 - \lambda)^j = \lambda \left[\frac{1 - (1 - \lambda)^i}{1 - (1 - \lambda)} \right] = 1 - (1 - \lambda)^i$$

Se le osservazioni x_i sono variabili casuali indipendenti con varianza σ^2 , allora la varianza di z_i è

$$\sigma_{z_i}^2 = \sigma^2 \left(\frac{\lambda}{2 - \lambda} \right) [1 - (1 - \lambda)^{2i}]$$

Pertanto, la carta di controllo EWMA verrebbe costruita plottando z_i rispetto al numero di campioni i (o tempo), ottenendo la seguente linea centrale ed i seguenti limiti di controllo.

$$UCL = \mu_0 + L\sigma \sqrt{\frac{\lambda}{(2-\lambda)} [1 - (1-\lambda)^{2i}]}$$

$$\text{Center line} = \mu_0$$

$$LCL = \mu_0 - L\sigma \sqrt{\frac{\lambda}{(2-\lambda)} [1 - (1-\lambda)^{2i}]}$$

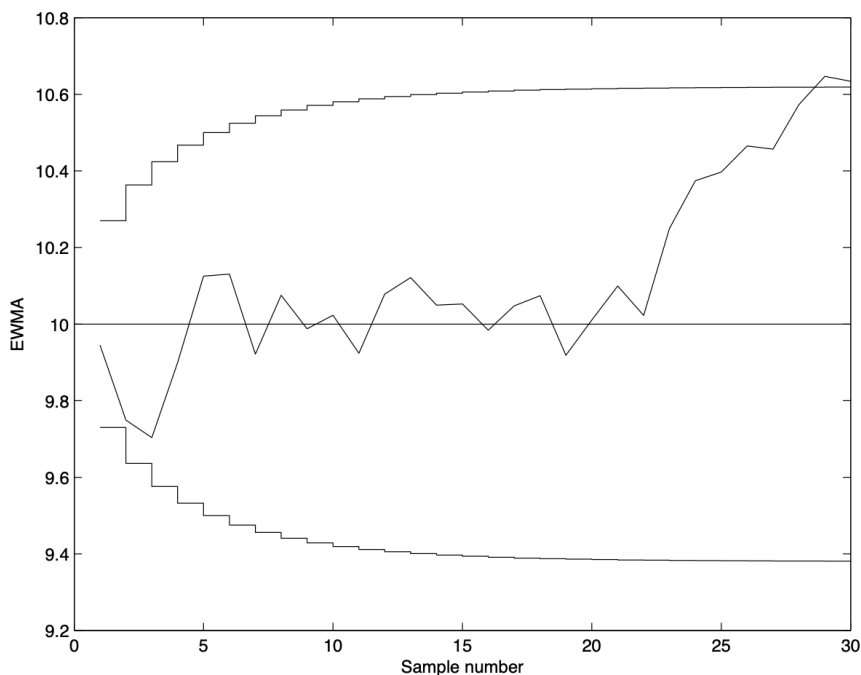
La carta di controllo EWMA è molto efficace in presenza di piccoli spostamenti di processo; i parametri di progettazione della carta sono il multiplo di σ , utilizzato nei limiti di controllo (L), ed il valore di λ . La procedura di progettazione ottimale consisterebbe nello specificare le lunghezze medie di esecuzione desiderate in controllo e fuori controllo, l'entità dello spostamento di processo previsto e selezionare la combinazione di L e λ che fornisce le prestazioni di ARL desiderate (Montgomery & Wiley, 2010). Tale parametro non è altro che la lunghezza media di esecuzione (*average run length*) della carta di controllo: ovvero, il numero medio di punti che devono essere tracciati prima che un punto indichi una condizione di fuori controllo. Se le osservazioni del processo non sono correlate, l'ARL può essere calcolato facilmente come

$$ARL = \frac{1}{p}$$

Dove p è la probabilità che un punto qualsiasi superi i limiti di controllo.

Nella procedura di progettazione, è stato determinato che i valori di λ nell'intervallo $0,05 \leq \lambda \leq 0,25$, nella pratica funzionano bene con $\lambda = 0,05$, $\lambda = 0,10$, $\lambda = 0,20$ come scelte popolari. Una buona regola pratica è quella di utilizzare valori di λ più piccoli per rilevare spostamenti più piccoli. Un'altra procedura standard è quella di considerare $L = 3$ (Montgomery & Wiley, 2010).

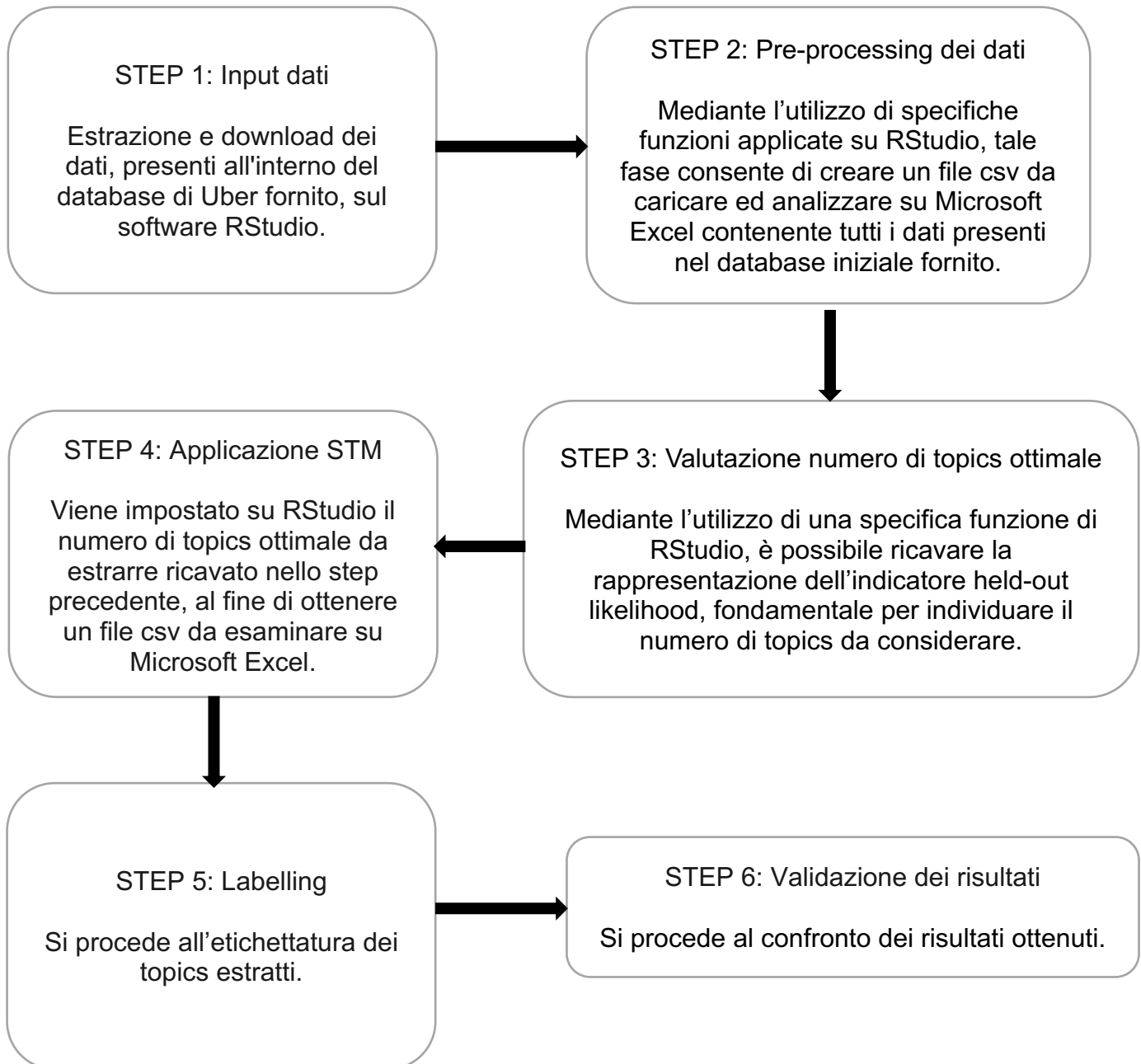
FIGURA 9 – Rappresentazione di una generica carta di controllo EWMA (Montgomery & Wiley, 2010).



CAPITOLO 3: METODOLOGIA DI ANALISI DELLA DIGITAL VOICE OF CUSTOMERS

La metodologia utilizzata per effettuare l'analisi del caso Uber presente nel capitolo 4 si basa sullo *Structural Topic Modelling* (STM); di seguito, verrà presentata una rappresentazione grafica dei vari steps necessari per una corretta implementazione dell'algoritmo STM sul software RStudio.

FIGURA 10 – Rappresentazione degli steps necessari per l'implementazione dell'algoritmo STM su RStudio (Draft on Microsoft Word).



L'analisi è portata avanti grazie all'utilizzo del pacchetto STM presente all'interno del software R che consente di estrarre ed analizzare i dati rilevanti presenti in un determinato database. In dettaglio, il corpus di testo viene pre-elaborato nel seguente modo (Barravecchia et al., 2020):

- in primo luogo, il testo è convertito in minuscolo per eliminare l'ambiguità con le parole maiuscole;
- punteggiatura e numeri vengono rimossi poiché aggiungono poco contenuto;
- stopwords inglesi quali, ad esempio, *and*, *when*, *is*, *on*, ecc., vengono rimosse;
- parole con meno di due caratteri o con più di quindici vengono rimosse;
- parole con una frequenza d'utilizzo molto bassa (minore di quindici ripetizioni nell'intero corpus di testo) vengono escluse dal corpus stesso poiché fuorvianti al fine dell'ottenimento di risultati validi;
- il testo è normalizzato utilizzando il *Porter stemming* per ridurre parole simili in un termine univoco. In dettaglio, lo *stemming* rimuove le desinenze morfologiche più comuni dalle parole in inglese: ad esempio, *likes*, *liked*, *likely* sono ridotte in *like*;
- parole generalmente non correlate a contenuti di attualità (come *another*, *problem*, *review*, ecc.) vengono rimosse;
- tutti gli n-grammi, ovvero sequenze contigue di n elementi dati da una sequenza di testo, sono sostituiti da un singolo termine.

Un parametro fondamentale per il metodo STM è il numero di topics ideale in grado di descrivere il corpus di testo analizzato (T); a tal fine, viene utilizzato l'*held-out likelihood* come misura di performance del *topic model*. Esso è un indicatore diagnostico ricavato tramite una particolare funzione presente su RStudio (funzione *searchK*) che applica iterativamente l'algoritmo STM variando il numero di topics secondo l'insieme c (vettore con numeri da 5 a 50). In dettaglio, l'*held-out likelihood* valuta quanto bene il modello spiega gli *held-out data*, ovvero una porzione di dati non utilizzata per sviluppare il *topic model* (Barravecchia et al., 2020). L'*held-out likelihood* (L) è, inoltre, definito come la probabilità logaritmica (p) dei dati trattenuti ($W_{held-out}$) dato il modello *trained* ($M_{trained}$):

$$L = \log p(W_{held-out} | M_{trained})$$

In seguito all'individuazione del numero ottimale di topics da estrarre e considerare, si può procedere all'applicazione dell'algoritmo STM che consiste nell'impostare il numero di topics ideale da estrarre, individuato grazie all'*held-out likelihood*, ed il cui risultato è un file csv da analizzare su Microsoft Excel. Inoltre, per ciascun topic, è necessario individuare le *keywords* più rilevanti al fine di procedere manualmente all'assegnazione delle etichette per ognuno di essi (labelling) (Barravecchia et al., 2020).

Infine, i risultati ottenuti vengono verificati confrontando il topic assegnato di un campione selezionato casualmente composto da 100 reviews, con un topic assegnato manualmente. Per ciascuna delle 100 reviews, si procede all'associazione di queste con i topics identificati ed etichettati mediante il modello STM, ottenendo, dunque, uno dei quattro casi seguenti (Barravecchia et al., 2020):

- I. *True positive* (t_p), ovvero accordo tra assegnazione manuale ed algoritmo nel correlare una review con il rispettivo topic.

- II. *True negative* (t_n), ovvero accordo tra assegnazione manuale ed algoritmo nel non correlare una review ad un topic.
- III. *False positive* (f_p), ovvero disallineamento tra l'assegnazione di una review ad un topic da parte del modello STM e la conseguente mancata assegnazione manuale della stessa review allo stesso topic (errore di tipo I).
- IV. *False negative* (f_n), ovvero disallineamento tra l'assegnazione manuale della review ad un topic e la conseguente non assegnazione della stessa review allo stesso topic da parte del modello STM (errore di tipo II).

3.1 CALCOLO DELL'IMTP (INTERVAL MEAN TOPICAL PREVALENCE)

Il calcolo dell'*Interval Mean Topical Prevalence* (IMTP) è necessario al fine di individuare l'andamento dei topics in specifici periodi di campionamento; tale parametro permette, inoltre, di classificare le determinanti di qualità in (1) stazionarie, (2) crescenti nel tempo (profilo IMTP crescente) e (3) decrescenti nel tempo (profilo IMTP decrescente) (Barravecchia et al., 2023). L'IMTP di un *d-esimo* determinante di qualità correlato ad un *t-esimo* periodo di campionamento risulterà essere pari a:

$$IMTP_{d,t} = \frac{\sum_j^{R_t} TP_{j,d}}{|R_t|}$$

dove R_t è l'insieme di record VoC digitali raccolti nel periodo di campionamento *t-esimo*; $TP_{j,d}$ fa riferimento alla topic prevalence del tema d nella recensione j e $|R_t|$ è la cardinalità dell'insieme R_t , ovvero la dimensione del campione dei record VoC (Barravecchia et al., 2023). Analogamente all'MTP ed all'MRP, per ogni periodo di campionamento *t-esimo*, la somma di $IMTP_{d,t}$, relativa a tutte le determinanti di qualità identificate, deve essere pari a 1 (Barravecchia et al., 2023):

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

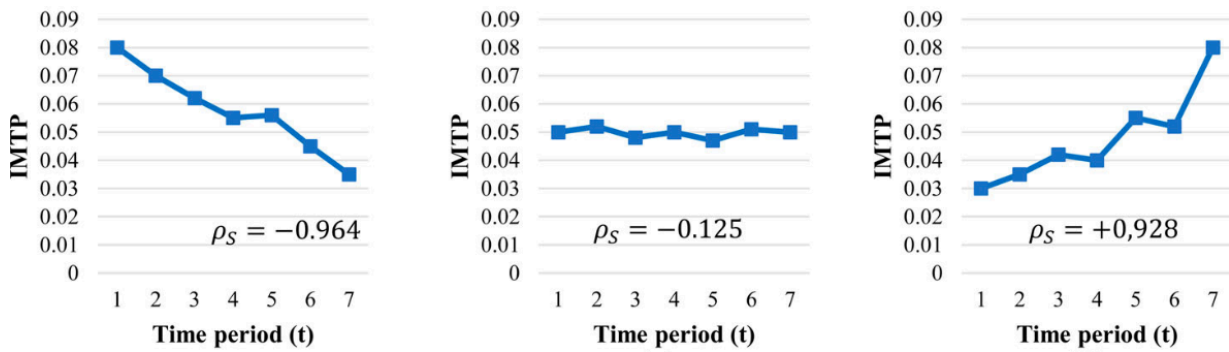
dove D è il numero di topics identificati e T è il numero totale di periodi di campionamento.

3.1.1 INTERPRETAZIONE DELL'IMTP

Sulla base della variazione dell'IMTP nel tempo, è possibile categorizzare le determinanti di qualità in tre categorie distinte (Barravecchia et al., 2023):

1. *Overall decreasing quality determinants*, ovvero quelle determinanti per le quali si osserva una diminuzione nel tempo dei valori IMTP.
2. *Overall constant quality determinants*, ovvero quelle determinanti per le quali i valori di IMTP sono pressoché stabili nel tempo.
3. *Overall increasing quality determinants*, ovvero quelle determinanti per le quali si verifica un aumento nel tempo dei valori IMTP.

FIGURA 11 – Esempi di andamento IMTP decrescente, stazionario e crescente (Barravecchia et al., 2023).



È possibile, anche, identificare in che misura la discussione sulle determinanti di qualità aumenta o diminuisce nel tempo; uno degli strumenti utilizzati per supportare tale analisi è la pendenza media IMTP, ovvero la pendenza della retta di regressione lineare degli IMTP calcolati. Essa, per un *d-esimo* determinante di qualità, può essere calcolata come segue (Barravecchia et al., 2023):

$$IMTP\ slope_d = \frac{\sum_{t=1}^T (t - \bar{t})(IMTP_{d,t} - \overline{IMTP_d})}{\sum_{t=1}^T (t - \bar{t})^2}$$

dove

- t è il periodo di campionamento con $t \in (1, \dots, T)$.
- T è il numero totale di periodi di campionamento considerati.
- \bar{t} è il periodo di campionamento medio con $(\bar{t} = \sum_{t=1}^T (t) / T)$.
- $\overline{IMTP_d}$ è il valore medio dell'IMTP per il *d-esimo* determinante di qualità con $(\overline{IMTP_d} = \sum_{t=1}^T IMTP_{d,t} / T)$.

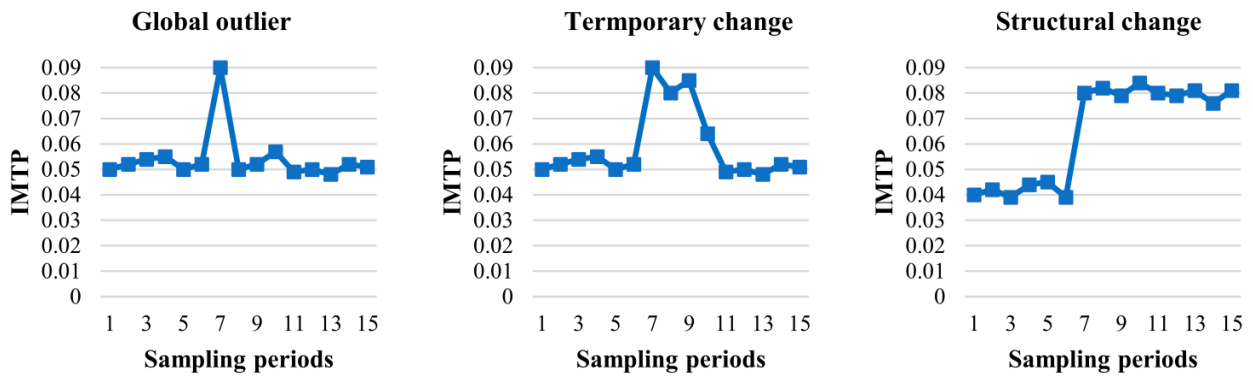
La pendenza media dell'IMTP è positiva quando un determinante di qualità può essere classificato come crescente, mentre è negativa quando il determinante di qualità diminuisce (Barravecchia et al., 2023).

Un'ulteriore interpretazione dei profili IMTP è legata alla presenza o meno di eventuali anomalie e cambiamenti nel comportamento delle determinanti di qualità; a tal proposito, secondo la teoria dell'identificazione degli outlier (Singh & Upadhyaya, 2012), è possibile individuare tre tipi di anomalie nei profili IMTP:

1. *global outlier*, in cui potrebbe verificarsi un cambiamento improvviso nel profilo IMTP in un dato periodo di campionamento, dopo il quale il profilo ritorna, però, immediatamente nel suo stato precedente;
2. *temporary change*, in cui potrebbe verificarsi un cambiamento improvviso nel profilo IMTP in un dato periodo di campionamento, dopo il quale il profilo torna gradualmente nel suo stato precedente;
3. *structural change*, in cui si verifica un cambiamento improvviso persistente nel tempo.

Tali cambiamenti improvvisi nel livello di discussione e nei modelli “fuori controllo” possono indicare problemi che hanno un impatto sull'esperienza complessiva del cliente (Barravecchia et al., 2023).

FIGURA 12 – Esempi di profili IMTP con anomalie (Barravecchia et al., 2023).



Gli andamenti dei profili IMTP delle determinanti di qualità possono essere utilizzati per guidare la progettazione o la riprogettazione di prodotti e servizi; quest’ultima fase può essere caratterizzata dai seguenti passaggi (Barravecchia et al., 2023):

- identificazione delle determinanti di qualità, ovvero degli elementi più frequentemente discussi dai clienti e che, quindi, hanno un maggiore impatto sulla qualità percepita.
- Analisi dei profili IMTP: tale passaggio si traduce nel riconoscimento delle determinanti il cui interesse è in aumento, in diminuzione o rimane stabile nel tempo.
- Il comportamento delle determinanti di qualità può essere sfruttato per dare priorità alle aree di intervento al fine di migliorare la qualità del prodotto/servizio in analisi: si dovrà dare maggiore priorità ai potenziali interventi volti a migliorare le determinanti di qualità con un livello crescente di discussione (IMTP) ed una minore priorità agli aspetti che diventano via via meno importanti per i clienti (IMTP decrescente).
- Riprogettazione del prodotto/servizio analizzato: esso può essere considerato un processo continuo ed ogni iterazione identifica come si stanno evolvendo le determinanti di qualità e quali sono le aree più critiche che devono essere migliorate.

3.2 APPLICAZIONE DELLE CARTE DI CONTROLLO A MEDIA MOBILE (EWMA – UWMA)

La carta di controllo EWMA è spesso utilizzata con misurazioni individuali e, per tale motivo, presenta numerose estensioni e varianti (Montgomery & Wiley, 2010).

MacGregor e Harris nel 1993 discussero l’utilizzo delle statistiche basate su EWMA per monitorare la deviazione standard del processo; sia x_i normalmente distribuito con media μ e deviazione standard σ , allora l’*exponentially weighted mean square error* (EWMS) sarà definito come:

$$S_i^2 = \lambda(x_i - \mu)^2 + (1 - \lambda)S_{i-1}^2$$

Si può dimostrare che $E(S_i^2) = \sigma^2$ (per i grande) e, se le osservazioni sono indipendenti e normalmente distribuite, allora S_i^2/σ^2 ha una distribuzione chi-quadratica approssimativa con $\nu = (2 - \lambda)/\lambda$ gradi di libertà. Pertanto, se σ_0 rappresenta il valore target della deviazione standard di

processo, si potrà tracciare $\sqrt{S_i^2}$ su una carta di controllo *exponentially weighted root mean square* (EWRMS) con i seguenti limiti di controllo (Montgomery & Wiley, 2010):

$$UCL = \sigma_0 \sqrt{\frac{\chi_{v,\alpha/2}^2}{v}} \quad LCL = \sigma_0 \sqrt{\frac{\chi_{v,1-(\alpha/2)}^2}{v}}$$

Inoltre, MacGregor e Harris (1993) evidenziarono che la statistica EWMS può essere sensibile agli spostamenti sia nella media del processo che nella deviazione standard. Essi, infatti, suggerirono di sostituire μ nell'equazione precedentemente mostrata, con una stima $\hat{\mu}_i$ in ogni punto del tempo; una stima logica di μ risulta essere l'EWMA z_i ordinario e la risultante *exponentially weighted moving variance* (EWMV) sarà:

$$S_i^2 = \lambda(x_i - z_i)^2 + (1 - \lambda)S_{i-1}^2$$

Un'altra applicazione della carta di controllo EWMA è con i dati di Poisson e Borrer, Champ e Rigdon nel 1998 ne descrissero la procedura, mostrando come progettare la carta di controllo. Se x_i è un conteggio, allora:

$$z_i = \lambda x_i + (1 - \lambda)z_{i-1}$$

con $z_0 = \mu_0$ il tasso di conteggio target. I parametri della carta EWMA in quest'applicazione saranno:

$$UCL = \mu_0 + A_U \sqrt{\frac{\lambda \mu_0}{2 - \lambda} [1 - (1 - \lambda)^{2i}]}$$

$$\text{Center line} = \mu_0$$

$$LCL = \mu_0 - A_L \sqrt{\frac{\lambda \mu_0}{2 - \lambda} [1 - (1 - \lambda)^{2i}]}$$

dove A_U e A_L sono i fattori rispettivamente del limite di controllo superiore ed inferiore; in molte applicazioni si pone $A_U = A_L = A$.

Inoltre, la carta di controllo EWMA può anche essere utilizzata come predittrice del livello di processo (Montgomery & Wiley, 2010) in quanto è in grado di fornire una previsione su dove sarà la media del processo nel periodo di tempo successivo: vale a dire che z_i è, in realtà, una previsione del valore della media del processo μ al tempo $i + 1$. La carta di controllo EWMA può, pertanto, essere utilizzata come base per un algoritmo di controllo dinamico del processo. I limiti di controllo, dunque, possono essere utilizzati per segnalare quando è necessaria una regolazione e la differenza tra l'obiettivo e la previsione della media μ_{i+1} può essere utilizzata per determinare la "quantità" di regolazione necessaria (Montgomery & Wiley, 2010). La carta di controllo EWMA usuale può essere scritta come:

$$\begin{aligned}
 z_i &= \lambda x_i + (1 - \lambda)z_{i-1} \\
 &= z_{i-1} + \lambda(x_i - z_{i-1})
 \end{aligned}$$

e se si considera z_{i-1} come una previsione della media del processo nel periodo i , si può pensare a $x_i - z_{i-1}$ come errore di previsione e_i per il periodo i (Montgomery & Wiley, 2010):

$$z_i = z_{i-1} + \lambda e_i$$

Dunque, la carta di controllo EWMA per il periodo i è uguale a quella del periodo $i - 1$ più una frazione λ dell'errore di previsione e_i nel periodo i .

Nelle applicazioni di controllo statico dei processi in cui la media può variare nel tempo, tale proprietà della statistica di EWMA di z_i che può essere vista come una previsione della media del processo al tempo $i + 1$, trova ampio utilizzo e, conseguentemente, si tende a tracciare la statistica EWMA un periodo di tempo in avanti consentendo all'analista di vedere visivamente la differenza tra l'osservazione corrente e la stima della media corrente del processo (Montgomery & Wiley, 2010).

CAPITOLO 4: CASO STUDIO

Nel seguente paragrafo verrà applicata la metodologia STM, presentata nel capitolo precedente, ad un caso di studio pratico (Uber), con lo scopo di calcolare l'IMTP per i vari topics e di graficare le carte di controllo a media mobile (UWMA e EWMA) sull'IMTP, per andare, successivamente, a valutarne i trends e le variazioni nel tempo

4.1 CASO DI STUDIO: UBER

Il caso di studio in cui trova applicazione lo *Structural Topic Modelling* (STM) riguarda il servizio di trasporti privato Uber che, con la sua piattaforma di *ride-hailing*, ha rivoluzionato l'intero settore dei trasporti consentendo ai clienti di prenotare viaggi tramite un app mobile, mettendoli in contatto con autisti partner indipendenti (Uber.com).

Nel dettaglio, l'utente, una volta aperta l'app di Uber, dovrà inserire la destinazione e verificare le opzioni di corsa disponibili ovvero dimensioni del veicolo, prezzo ed orario di arrivo stimato; una volta confermata l'offerta, un'autista partner nelle vicinanze potrà decidere se accettarla o meno. Infine, al termine di ogni corsa, l'app di Uber fornisce la possibilità sia al viaggiatore che all'autista di valutarsi a vicenda assegnando un punteggio variabile da 1 a 5 stelle e consentendo, inoltre, la possibilità da parte dell'utente di inviare un eventuale mancia all'autista direttamente tramite l'app (Uber.com). Le valutazioni rilasciate saranno, successivamente, visibili a tutta la community di Uber.

Nell'analisi presentata nei paragrafi successivi, si è deciso di prelevare i campioni UGC da diverse fonti e pubblicati in diversi anni al fine di comprendere l'evoluzione dei feedback degli utilizzatori dell'app di Uber.

4.2 DESCRIZIONE DEL DATASET E PRE-PROCESSING DEI DATI

Il campione UGC messo a disposizione è composto da un database di 10197 documenti contenenti sei campi; ogni singolo record contiene i dati inerenti alle recensioni effettuate dai clienti al termine dell'utilizzo del servizio offerto da Uber. I campi di ogni record sono:

- *Review date*: corrisponde alla data di pubblicazione della recensione.
- *ID*: stringa univoca di riconoscimento per ciascuna recensione.
- *Reviews*: campo testuale in cui il viaggiatore ha espresso il suo parere positivo/negativo in merito al servizio di cui ha usufruito.
- *Reviewer score*: rating rilasciato dal cliente subito dopo aver usufruito del servizio. Esso parte da 1 (servizio scarso) ed arriva a 5 (servizio eccellente).
- *Review source*: indica le fonti da cui è stato possibile prelevare il set di dati. Esse sono cinque e sono le seguenti: *Google PlayStore*, *Hello Peter*, *Product Review*, *Yelp* e *Consumer Affairs*.
- *Number of characters*: determina la lunghezza della recensione considerate.

In seguito ad un'analisi preliminare del dataset fornito, è emerso che il numero di recensioni fornito è di quasi 10200, rilasciate tra il 2014 ed il 2022 in lingua inglese. Esse presentano una lunghezza media di circa 400 caratteri e provengono quasi per il 60% da *Google PlayStore*, circa il 12% da *Consumer Affairs*, circa il 16% da *Hello Peter*, circa il 2% da *Product Review* e circa il 10% da *Yelp*. In linea generale, il rating correlato alle recensioni è molto basso: circa il 37% degli utenti ha rilasciato una valutazione pari a 1, il 24% pari a 2, circa il 19% pari a 3, circa il 9% pari 4 e circa l'11% pari a 5.

FIGURA 13 – Distribuzione del rating attribuito alle recensioni (Draft on Microsoft Excel).

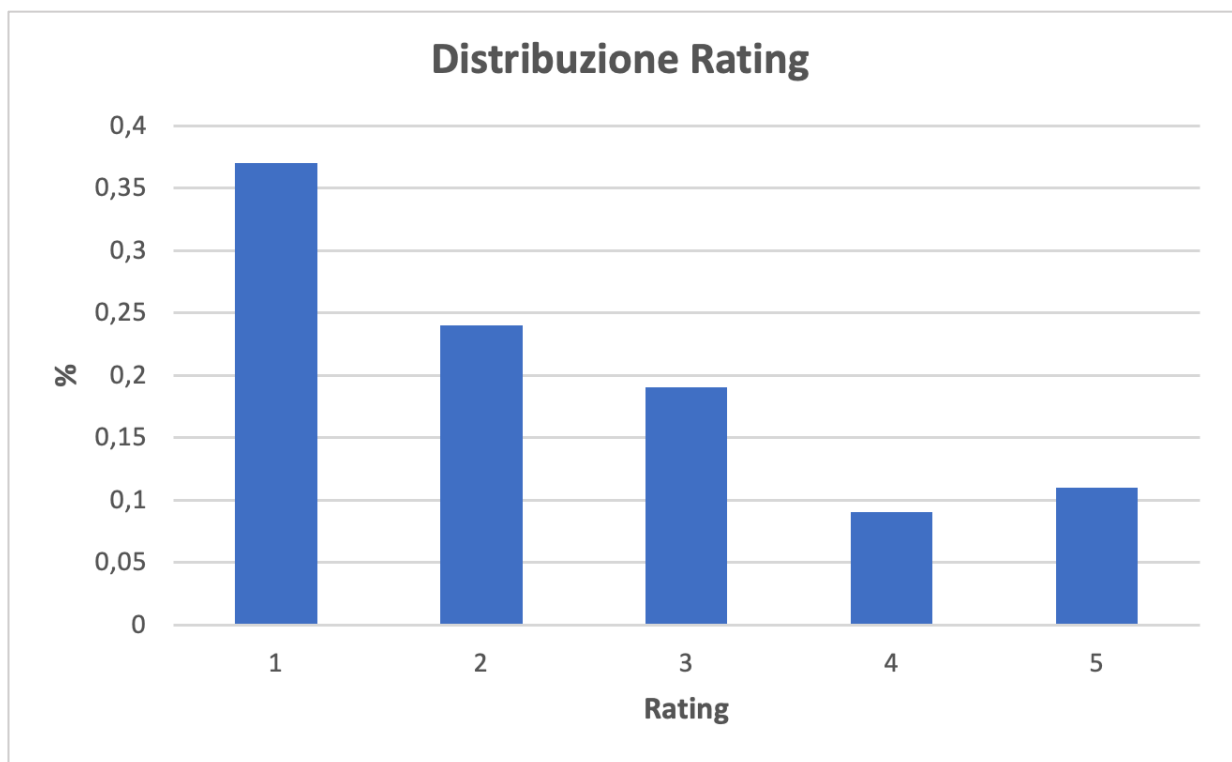
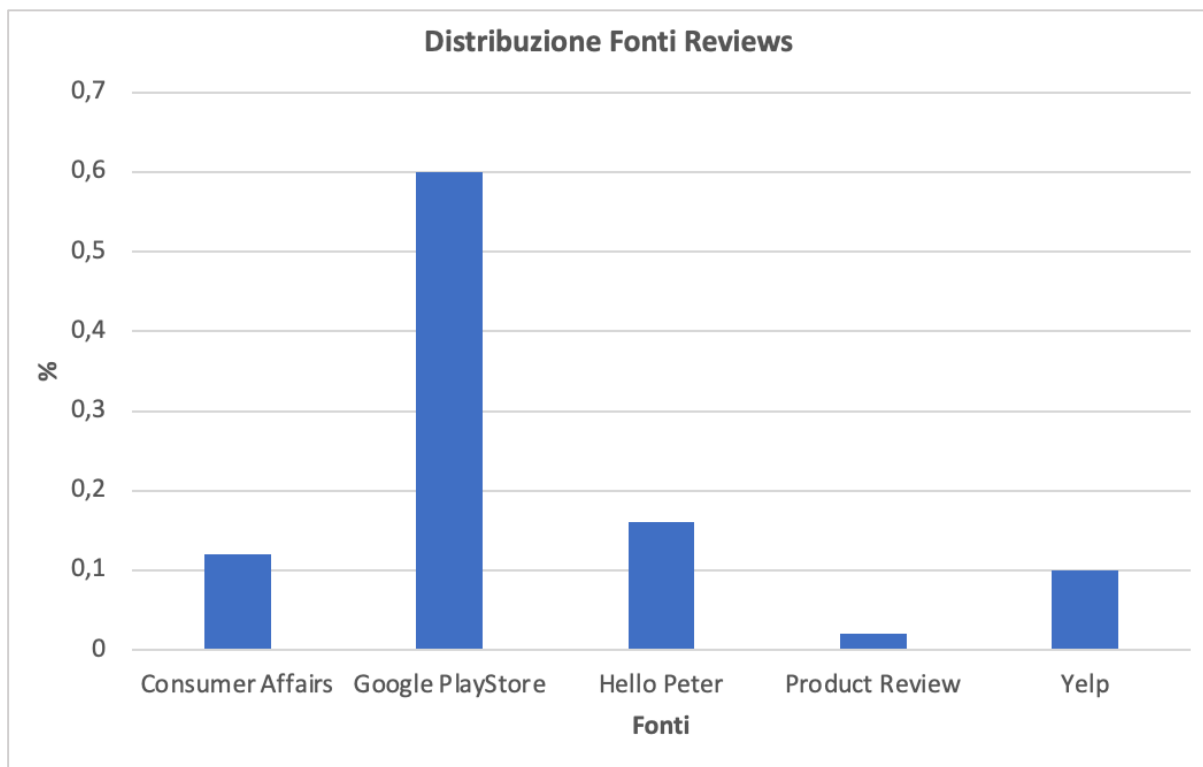


FIGURA 14 – Distribuzione fonti di provenienza delle reviews (Draft on Microsoft Excel).



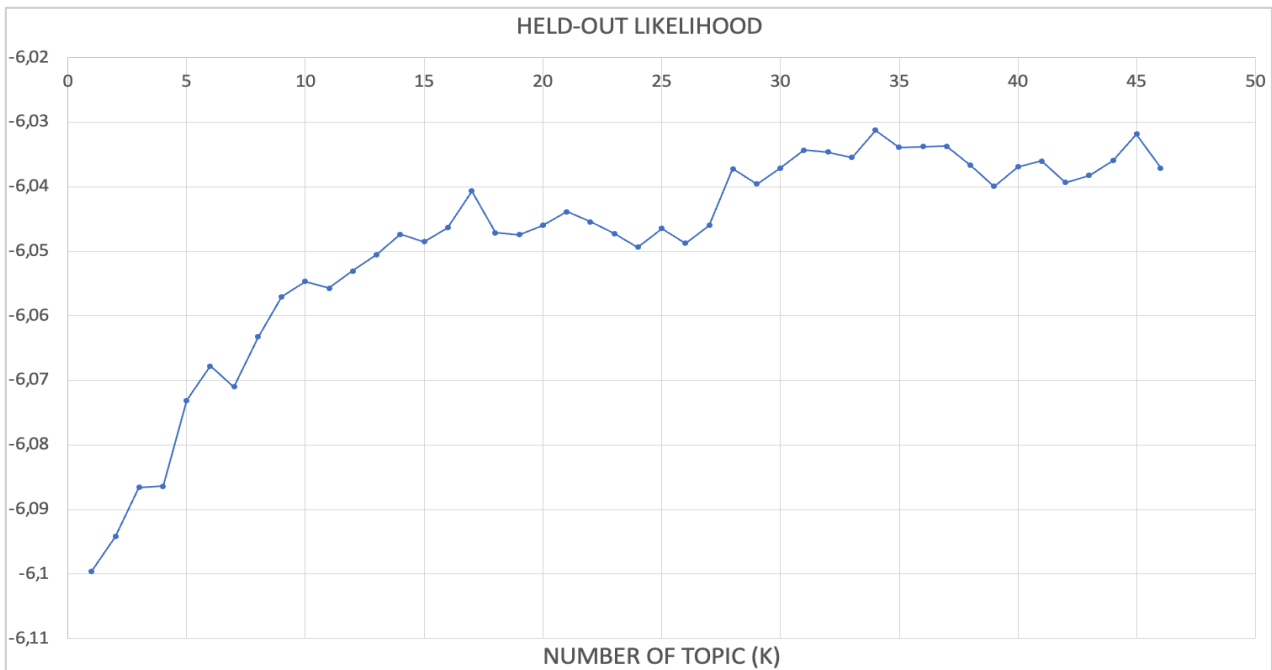
4.3 IDENTIFICAZIONE DEL NUMERO DI TOPICS IDEALE

Come descritto nel capitolo precedente inerente alla metodologia STM, in seguito alla fase di composizione e pre-processing dei dati, segue l'identificazione del numero ottimale di topics da considerare (parametro K).

In questa fase l'indice da tenere in considerazione è l'*held-out likelihood*: esso è presente nel file csv *optimization results* determinato dal software RStudio in seguito all'applicazione della funzione *searchK* che applica iterativamente l'algoritmo STM variando il numero di topics secondo l'insieme c (topic da valutare). Nel caso di studio in esame, sono state valutate numerosità di topics comprese tra 5 e 50. Al fine di individuare il numero K di topics da estrarre, è stato riportato il file *optimization results* su Microsoft Excel, si è proceduto a graficare l'*held-out likelihood*, ottenendo così una visualizzazione migliore dell'andamento della funzione; un valore elevato dell'*held-out likelihood* indica una performance migliore.

Al termine dell'analisi svolta su Microsoft Excel per il caso studio di Uber, è emerso un valore di K pari a 17 e, di seguito, è riportato il grafico utilizzato.

FIGURA 15 – Andamento held-out likelihood (Draft on Microsoft Excel).



4.4 APPLICAZIONE DI STM E LABELLING

Proseguendo nell’analisi, andando ad inserire su RStudio il K ottimale nel processo di applicazione STM, si è ottenuto un file csv *matrice review topics* in cui viene indicato il peso di ciascun topics per ciascuna recensione; in seguito, esaminando le *keywords* e stampando le reviews su R, si è proceduto ad effettuare il labelling. Esso è stato svolto manualmente, andando a leggere ed a valutare singolarmente ciascun topic individuato.

Di seguito, nella tabella 16, sono riportate le parole chiave associate ad ogni topic ed identificate secondo i criteri di *high probability* e *FREX*, con conseguente etichetta assegnata e descrizione del contenuto del topic stesso.

TABELLA 16 – Keywords e labelling dei 17 topics identificati (Draft on Wondershare EdrawMax).

TOPICS	KEYWORDS	LABELS	DESCRIZIONE TOPICS
1	<p>Highest Prob: request, discount, lax, lie, disabl, straight, forward, femal, reimburs, photo, incompet, eventu, opt, women, broken, took, los, angel, termin, januari</p> <p>FREX: discount, los, angel, lax, reimburs, femal, florida, vega, straight, lie, miami, las, women, forward, prepaid, disabl, request, broken, luxuri, suspend</p>	Problemi pagamento uber	Sono segnalati casi di doppio pagamento, richieste di pagamenti extra, oltre a problemi nell'utilizzo di carte prepagate.

2	<p>Highest Prob: uber, card, account, use, credit, never, charg, will, compani, bank, month, ever, money, day, debit, noth, busi, refus, week, order</p> <p>FREX: credit, card, fraud, account, fraudul, purchas, gift, bank, hack, debit, disput, appli, deactiv, month, transact, compani, investig, delet, forth, receipt</p>	Frode con conseguenti addebiti non autorizzati	Sono denunciate numerose transazioni fraudolente come addebiti non autorizzati per servizi extra come Uber Passe e per corse mai effettuate.
3	<p>Highest Prob: cancel, driver, book, time, wait, trip, ask, cab, accept, call, come, min, will, uber, anoth, destin, arriv, ride, show, auto</p> <p>FREX: cancel, accept, book, come, auto, min, cab, wait, ask, wast, arriv, penalti, destin, anoth, call, driver, trip, move, time, long</p>	Problemi di prenotazione	Assenza di chiarezza sul tempo di arrivo delle auto e cattiva gestione delle prenotazioni che costringe gli utenti ad annullare la corsa ed incorrere in penali.
4	<p>Highest Prob: use, uber, driver, time, great, alway, year, servic, friend, experi, first, love, ive, will, now, conveni, good, easi, recommend, realli</p> <p>FREX: love, recommend, conveni, friend, year, profession, great, easi, use, enjoy, polit, promo, definit, free, alway, fast, excel, courteous, pleasant, transport</p>	Affidabilità e convenienza	Opinioni positive su convenienza, affidabilità, cortesia dei conducenti e facilità d'uso del servizio di Uber.
5	<p>Highest Prob: ride, schedul, app, tip, driver, need, get, give, can, confirm, one, want, star, let, share, time, know, just, find, cant</p> <p>FREX: schedul, tip, ride, share, confirm, advanc, featur, let, star, futur, notif, ahead, set, leav, declin, somewher, give, rider, reward, need</p>	Problemi funzionalità app	Sono descritte alcune problematiche presenti nell'app: impossibilità di programmare le corse in anticipo, difficoltà nella gestione di corse già prenotate, mancanza di accesso alla cronologia delle corse e difficoltà con la funzione di mancia.
6	<p>Highest Prob: dont, charg, fee, pay, even, know, like, tell, uber, want, just, get, driver, money, take, extra, cant, guy, understand, make</p> <p>FREX: dont, fee, tell, toll, dollar, understand, fact, mile, guy, know, charg, pay, gonna, extra, scam, that, whatev, screw, right, buck</p>	Addebiti extra non specificati	Serie di reclami su addebiti non esplicitati per pedaggi, sovrattasse e spese aggiuntive da parte degli utenti di Uber.

7	<p>Highest Prob: custom, servic, driver, uber, worst, one, care, even, charg, provid, experi, trip, bad, complaint, extra, also, time, without, complain, pathet</p> <p>FREX: worst, pathet, care, provid, unprofession, ola, custom, action, complaint, india, polici, complain, extra, poor, moto, everytim, proper, simpli, servic, behaviour</p>	Problemi sul tariffario	Poca trasparenza sul tariffario.
8	<p>Highest Prob: phone, contact, tri, number, email, uber, help, get, call, messag, app, support, send, account, cant, say, repli, sign, now, way</p> <p>FREX: number, phone, contact, email, log, send, sign, messag, password, websit, repli, access, regist, help, link, reset, via, assist, unabl, verifi</p>	Difficoltà di accesso all'app	Problematiche ricorrenti legate all'accesso ed al ripristino delle credenziali sull'app di Uber.
9	<p>Highest Prob: trip, uber, money, amount, charg, refund, paid, still, request, back, twice, account, deduct, took, receiv, day, bill, got, happen, didnt</p> <p>FREX: amount, deduct, paid, refund, bill, twice, trip, money, full, revers, receiv, hold, still, overcharg, queri, rand, sort, later, decemb, week</p>	Problemi di rimborso	Problematiche relative ad addebiti ingiustificati o duplicati sul conto bancario con somme non rimborsate anche dopo molteplici richieste di assistenza.
10	<p>Highest Prob: car, driver, uber, drive, left, back, vehicl, told, said, name, got, get, park, drove, night, clean, took, return, will, one</p> <p>FREX: car, seat, left, plate, drove, vehicl, front, name, son, park, drive, licens, pull, accid, key, kid, toyota, man, insur, clean</p>	Problemi con i conducenti	Sono segnalate esperienze negative con autisti Uber: oggetti smarriti non restituiti, danni ai veicoli e comportamenti scorretti.
11	<p>Highest Prob: get, minut, work, time, wait, driver, app, late, just, away, ive, make, tri, order, now, need, uber, take, find, hour</p> <p>FREX: late, minut, work, away, theyr, wors, pool, constant, half, area, ive, wait, ill, unreli, your, least, order, get, job, stuck</p>	Lunghe attese per la corsa	Problematiche relative ai tempi di attesa troppo lunghi e cancellazioni frequenti da parte dei conducenti stessi.

12	<p>Highest Prob: price, fare, uber, cost, time, high, taxi, rate, less, charg, much, take, increas, estim, now, surg, doubl, normal, quot, higher</p> <p>FREX: price, fare, cost, surg, increas, high, higher, estim, normal, quot, less, distanc, expens, doubl, demand, fair, cheaper, regular, compar, usual</p>	Aumenti ingiustificati sulle tariffe	Le tariffe mostrate nell'app non corrispondono a quelle finali addebitate; vi è, spesso, un incremento significativo, specialmente durante i periodi di alta domanda o in situazioni di maltempo.
13	<p>Highest Prob: app, option, payment, cash, updat, issu, pleas, pay, fix, add, book, chang, doesnt, show, tri, say, method, problem, cant, card</p> <p>FREX: payment, option, updat, method, add, cash, fix, uninstal, select, paytm, previous, onlin, bug, app, pleas, reinstal, error, googl, user, doesnt</p>	Problema aggiunta metodo di pagamento	Impossibilità di aggiungere nuovi metodi di pagamento, trovandosi a dover scegliere solo tra contante, Paytm e carta di credito/debito.
14	<p>Highest Prob: driver, locat, pick, drop, point, map, destin, app, pickup, address, passeng, direct, wrong, rout, road, show, correct, also, gps, place</p> <p>FREX: map, locat, passeng, direct, gps, road, pickup, point, drop, address, spot, correct, navig, street, wrong, destin, pick, rout, exact, pin</p>	Problemi mappa e localizzazione app	Segnalazioni riguardanti l'inaccuratezza del GPS presente nell'app, assenza di indicazioni precise in aree affollate e difficoltà nel confermare la destinazione durante il viaggio.
15	<p>Highest Prob: uber, home, call, airport, way, got, taxi, driver, around, get, miss, took, one, kept, hour, didnt, morn, wasnt, travel, citi</p> <p>FREX: miss, home, airport, flight, kept, bus, around, wasnt, train, appoint, citi, catch, hospit, morn, station, taxi, earli, groceri, turn, travel</p>	Cancellazioni/ritardi corse	Problematiche riguardanti cancellazioni di corse last minute e ritardi nei tempi attesa.
16	<p>Highest Prob: servic, custom, issu, good, uber, can, compani, support, problem, like, rate, give, star, app, help, peopl, review, make, better, just</p> <p>FREX: question, review, star, team, lack, best, consid, issu, solv, general, improv, custom, compani, negat, deal, resolv, speak, support, treat, servic</p>	Critiche al servizio clienti	Lamentele riguardanti il servizio clienti: assenza di attenzione alle richieste specifiche, lunghe attese per risolvere i problemi e risposte, quasi sempre, generiche.

17	<p>Highest Prob: uber, driver, time, get, take, never, app, one, will, tri, got, even, way, uberx, now, just, find, last, show, sinc</p> <p>FREX: uberx, ignor, sinc, take, check, becam, suppos, absolut, end, never, uber, find, got, last, basic, expect, notic, three, driver, order</p>	<p>Problemi disponibilità drivers e tariffe elevate</p>	<p>Segnalazioni su scarsa disponibilità di conducenti, con attese prolungate e frequenti cancellazioni. Inoltre, molti utenti lamentano di costi eccessivi, con tariffe non giustificabili.</p>
----	--	---	---

4.5 CALCOLO DELL'IMTP PER I VARI TOPICS

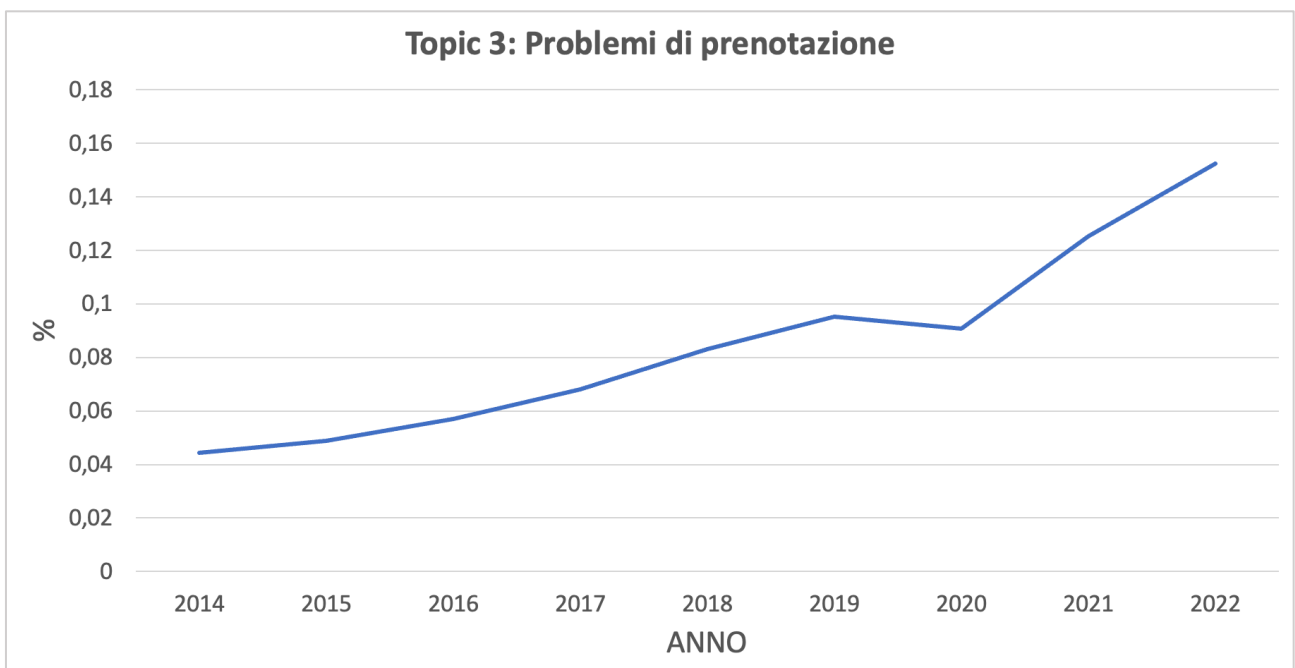
In questa sezione del capitolo 4, si è posta l'attenzione sull'analisi dell'andamento delle determinanti nel tempo: in particolare, il database fornito di Uber consente di esaminare le reviews negli anni compresi tra il 2014 ed il 2022. Le recensioni sono state filtrate, grazie all'utilizzo di Microsoft Excel, per anno, per semestre e per trimestre ottenendo i risultati presentati di seguito e, successivamente, i topics sono stati catalogati in quattro categorie: (A) stazionari nel tempo, (B) crescenti nel tempo, (C) decrescenti nel tempo, (D) irregolari nel tempo.

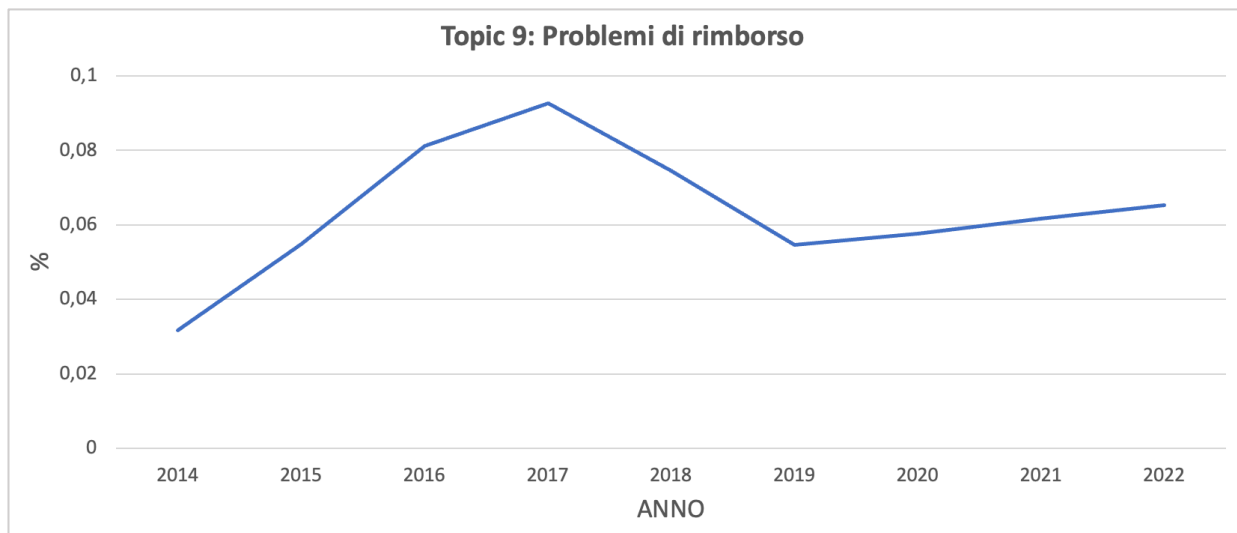
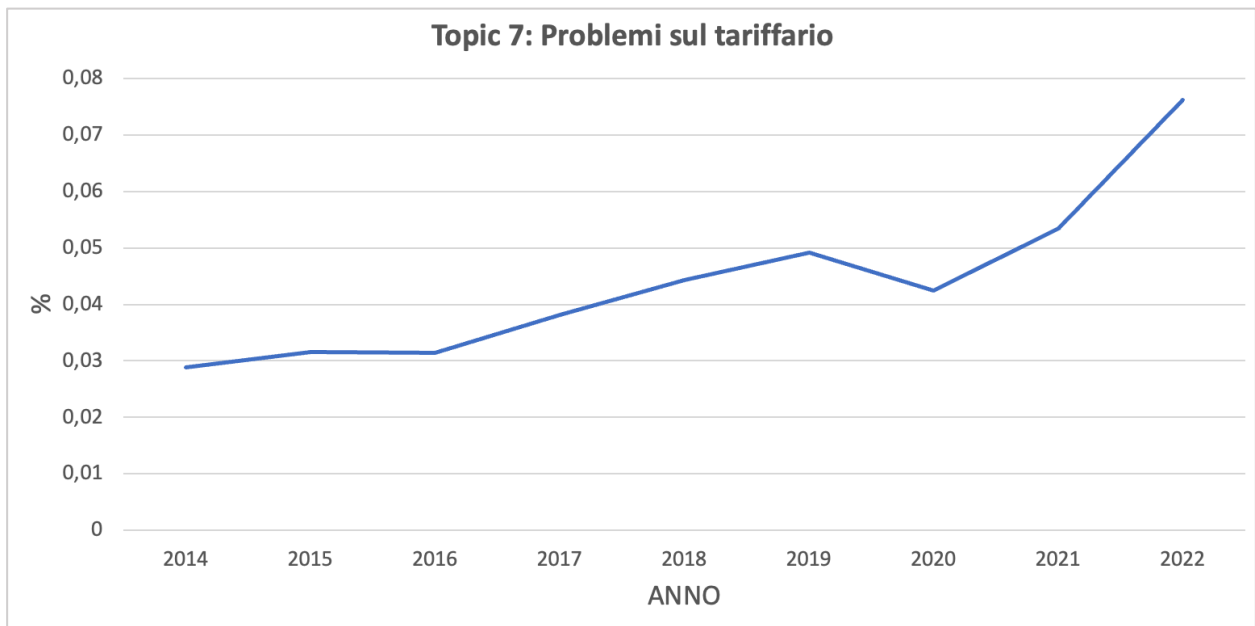
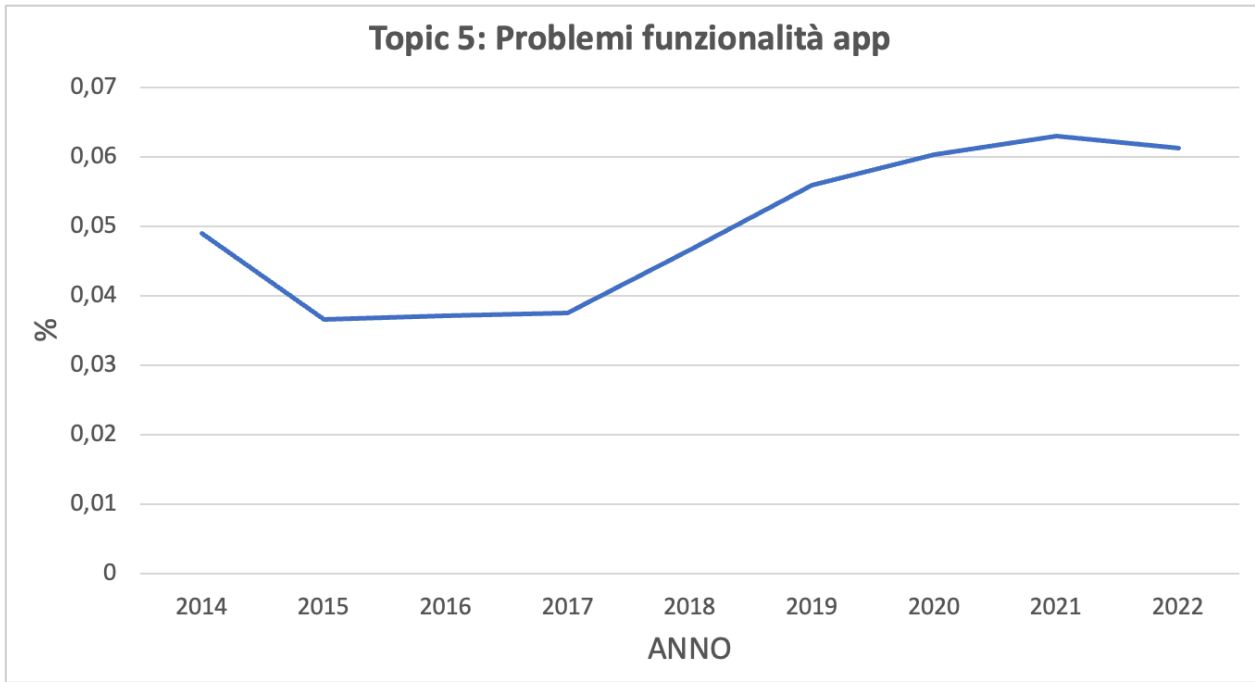
FIGURA 17 – Rappresentazione degli IMTP per anno dal 2014 al 2022 (Draft on Microsoft Excel).

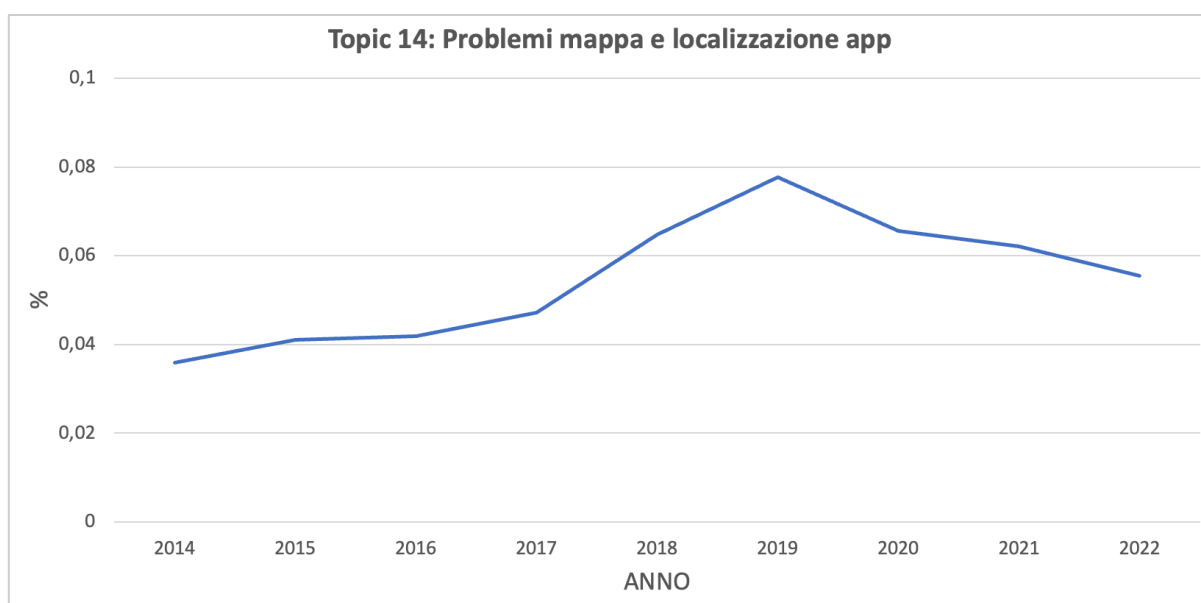
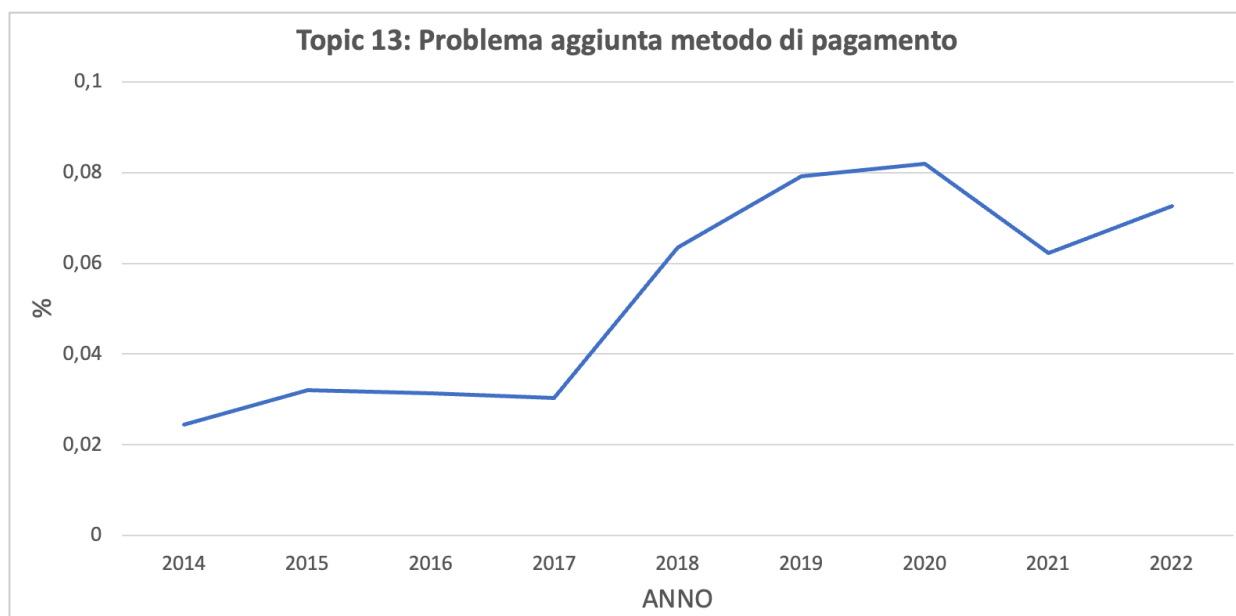
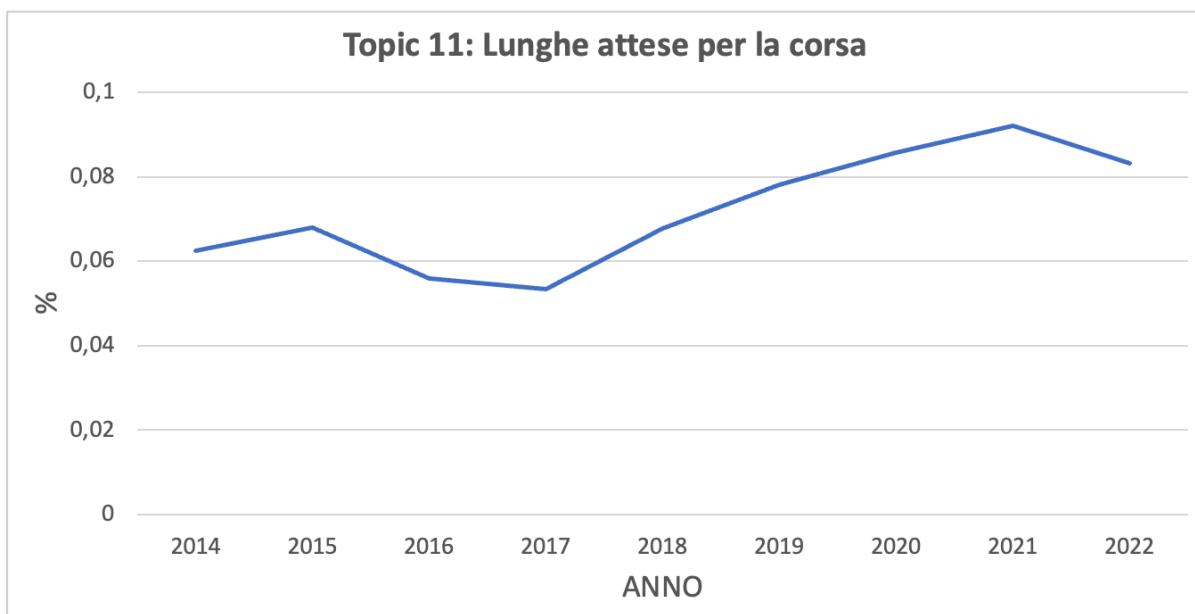
(A) IMTP STAZIONARI

Non risultano esserci topics stazionari nel database fornito, valutando l'IMTP su base annua.

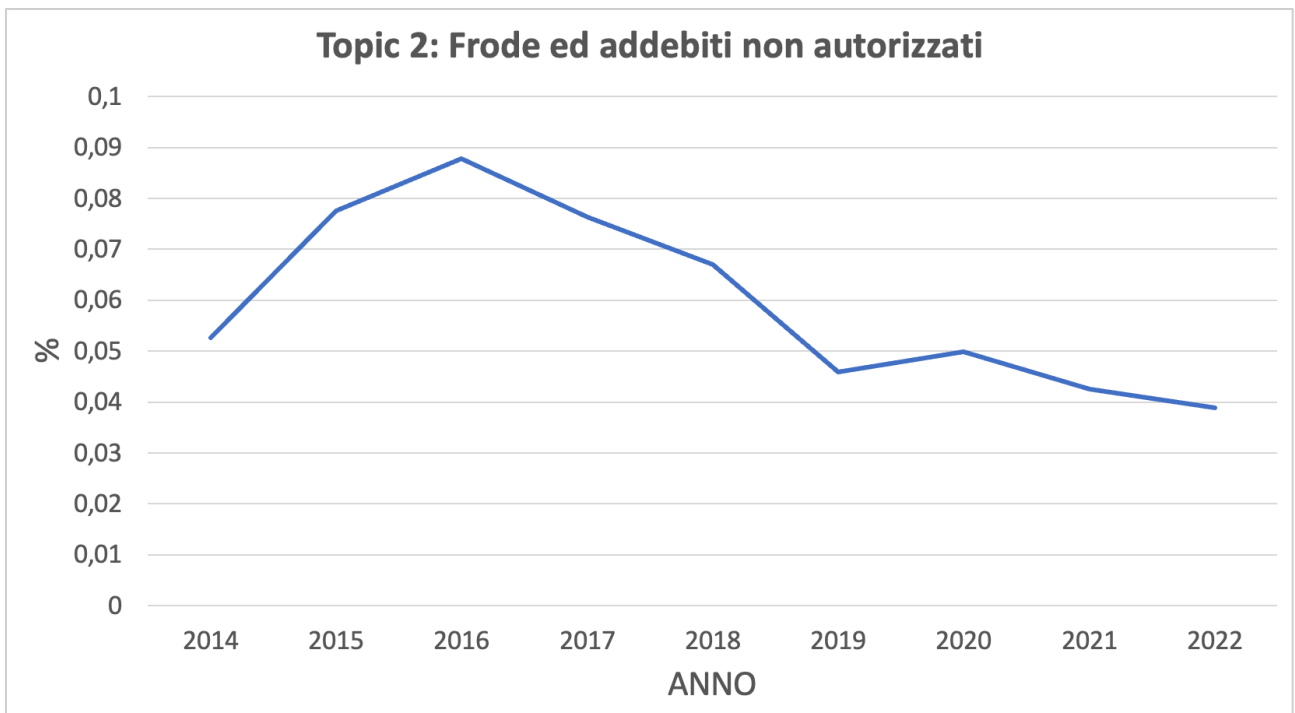
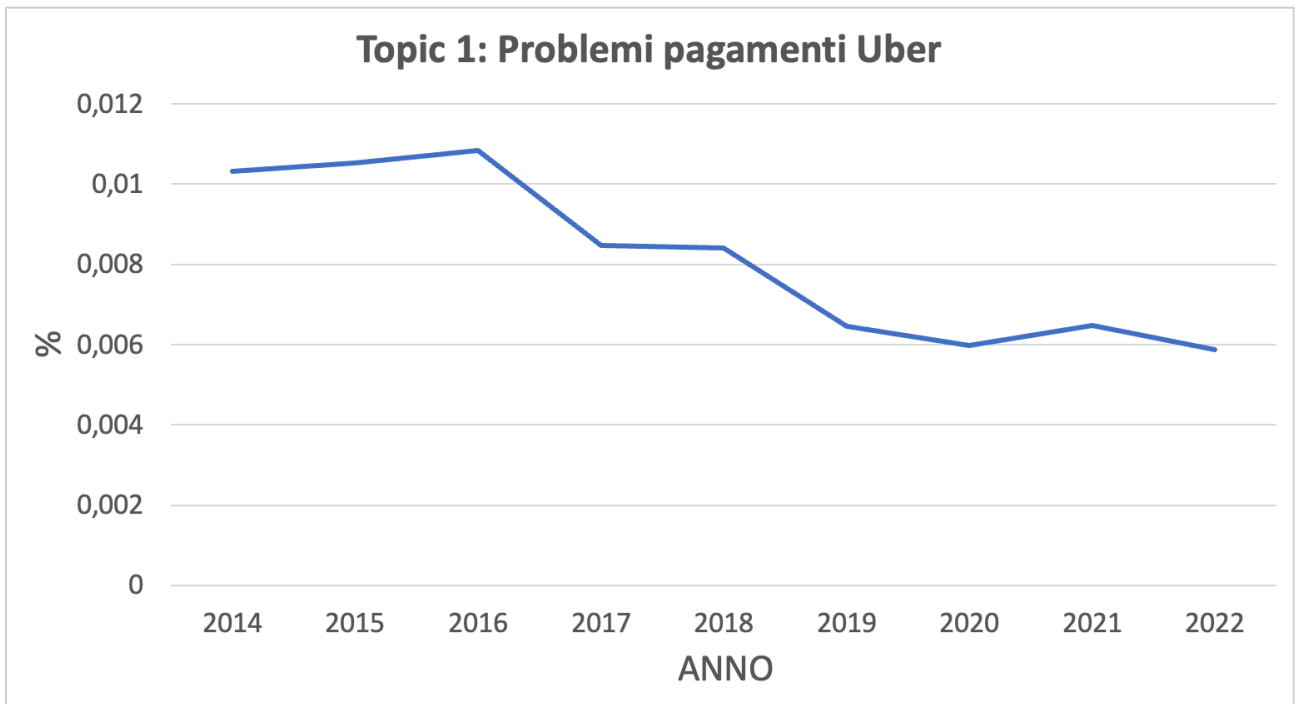
(B) IMTP CRESCENTI

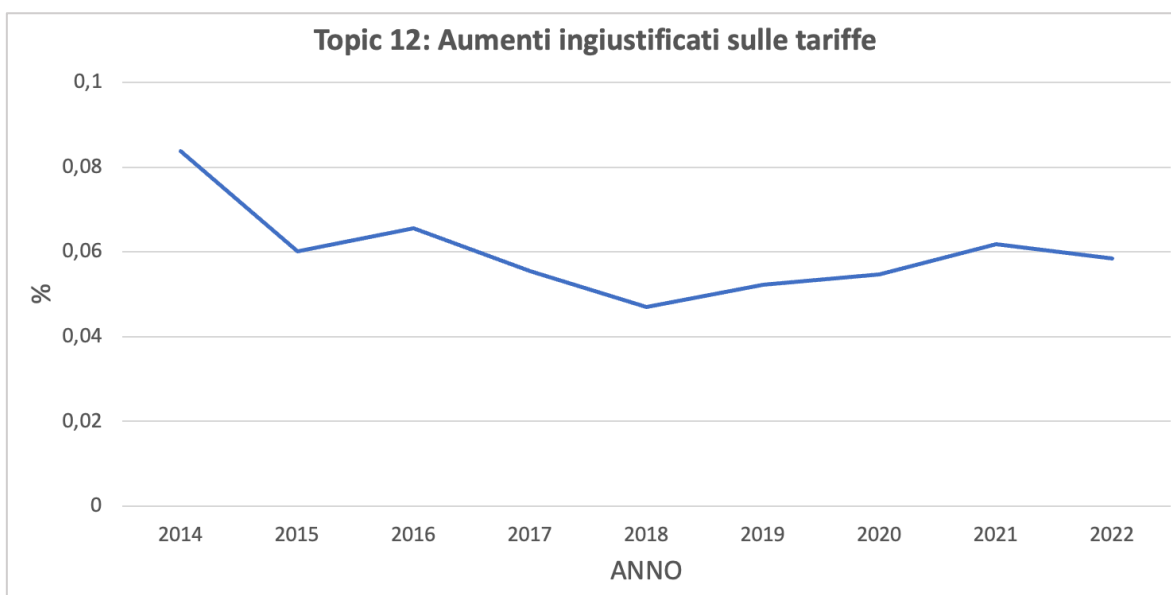
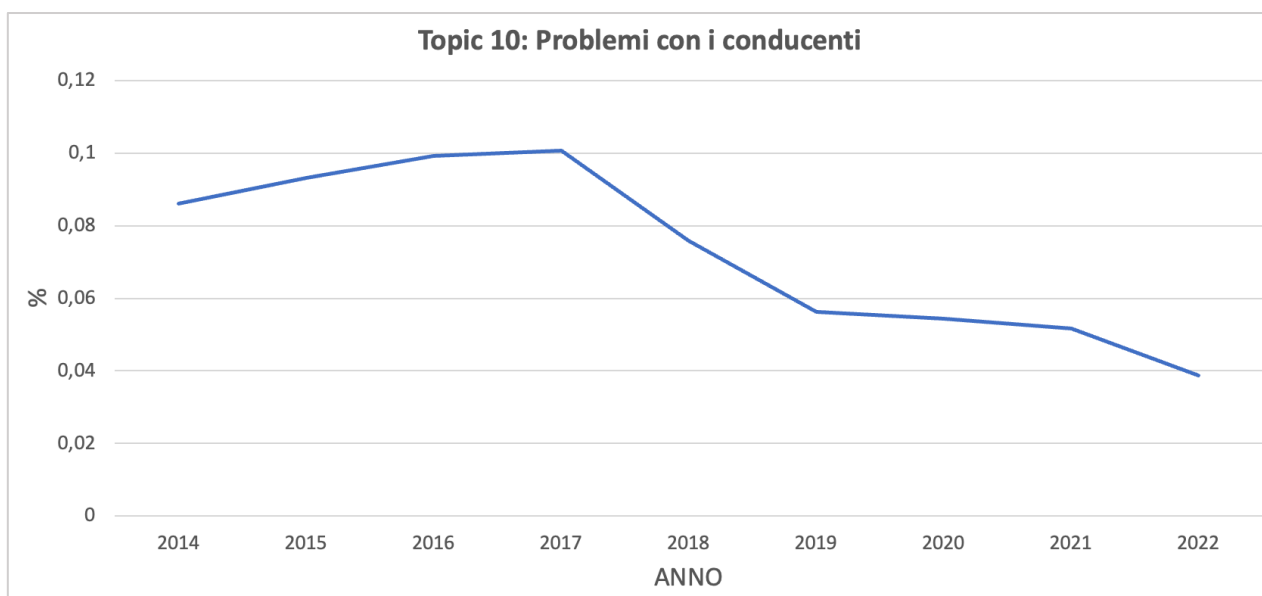
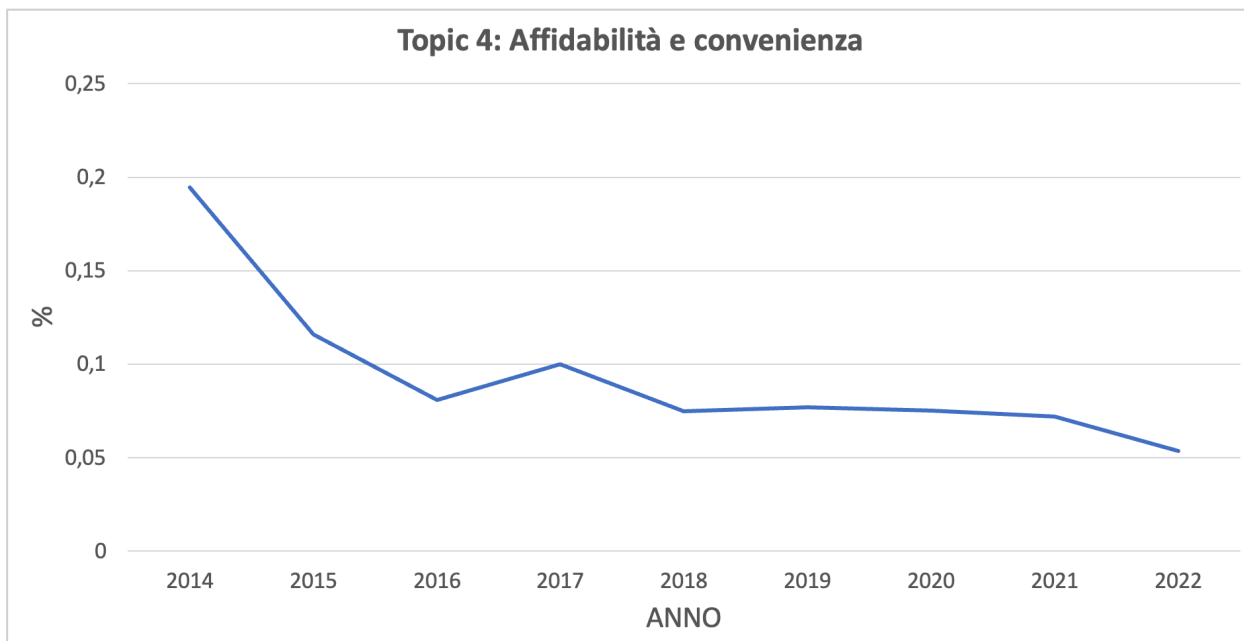


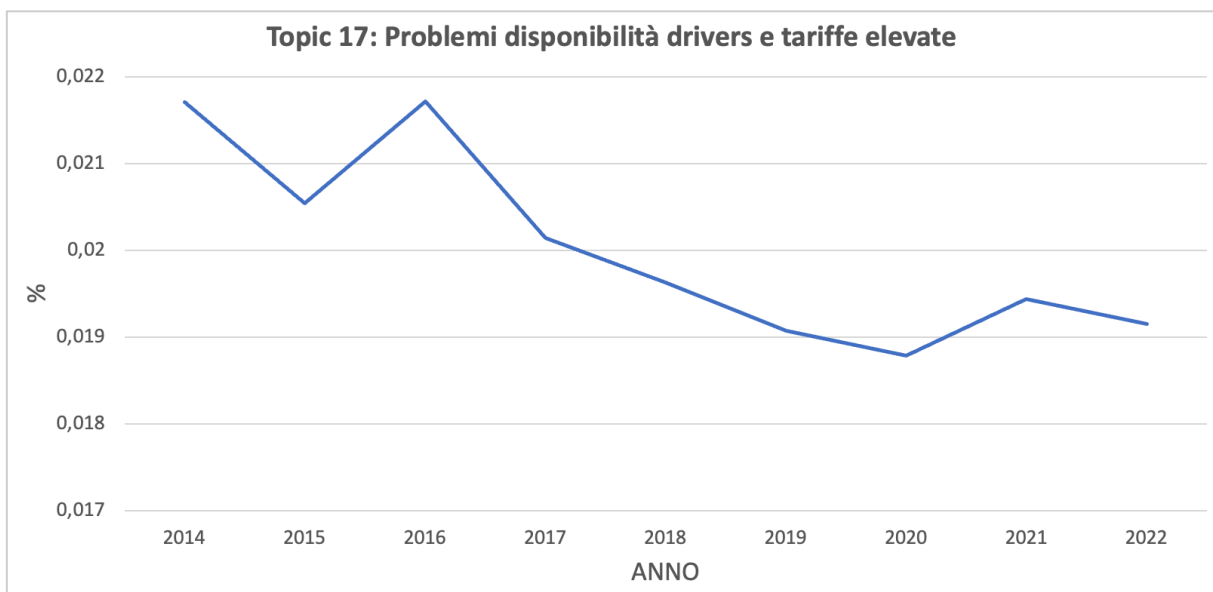
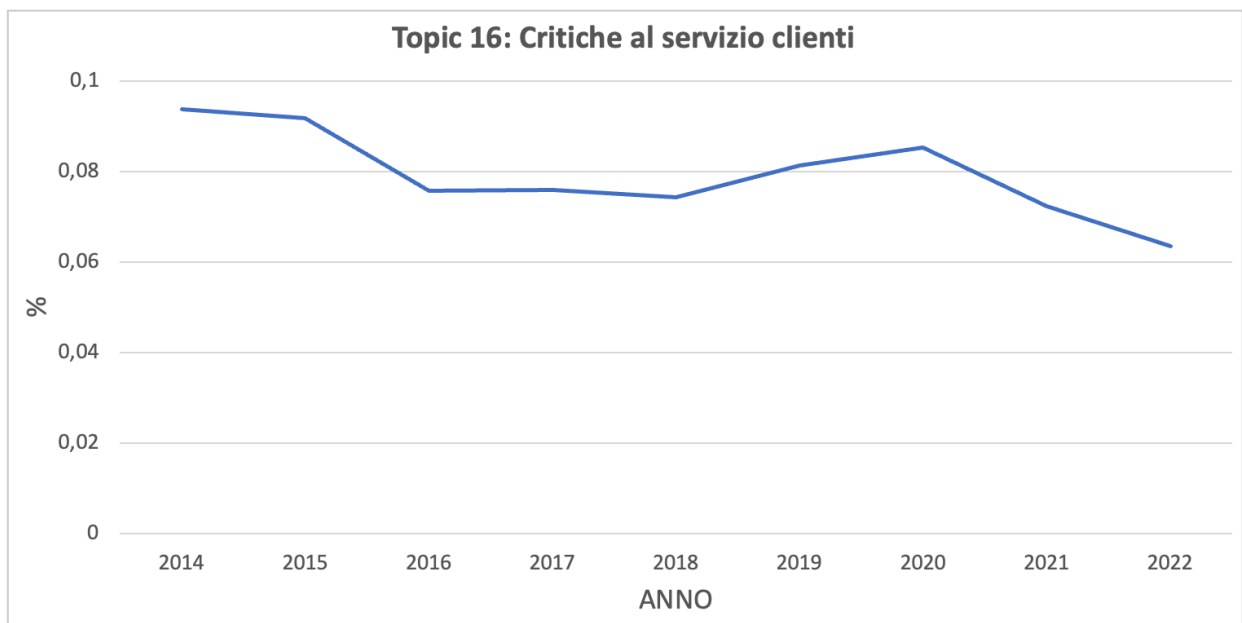
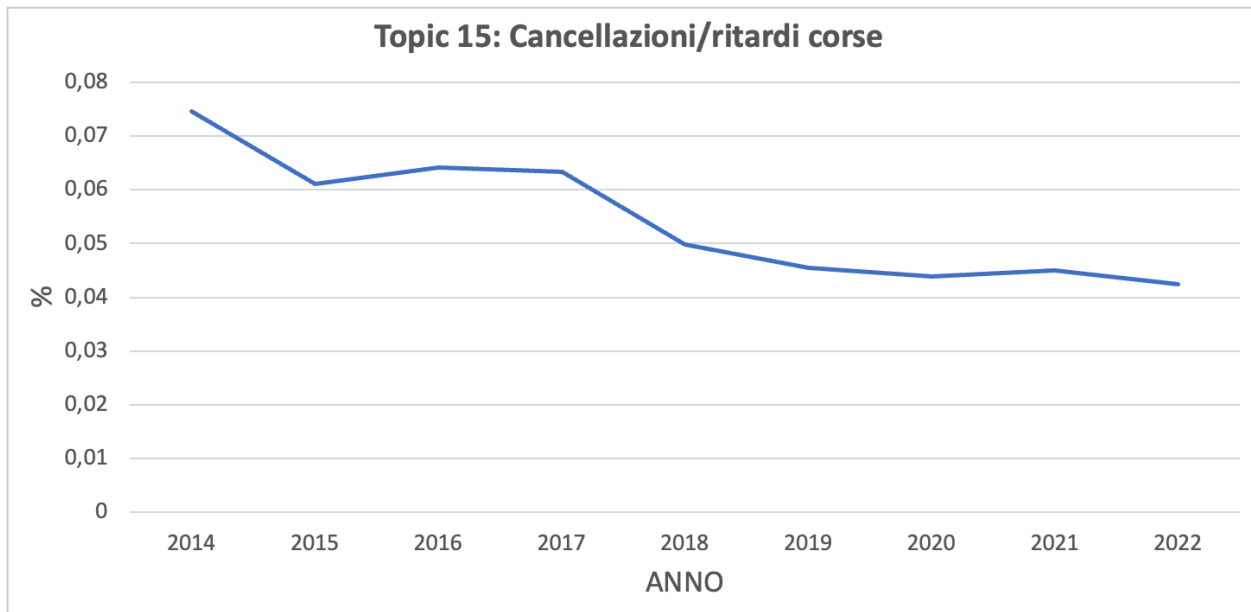




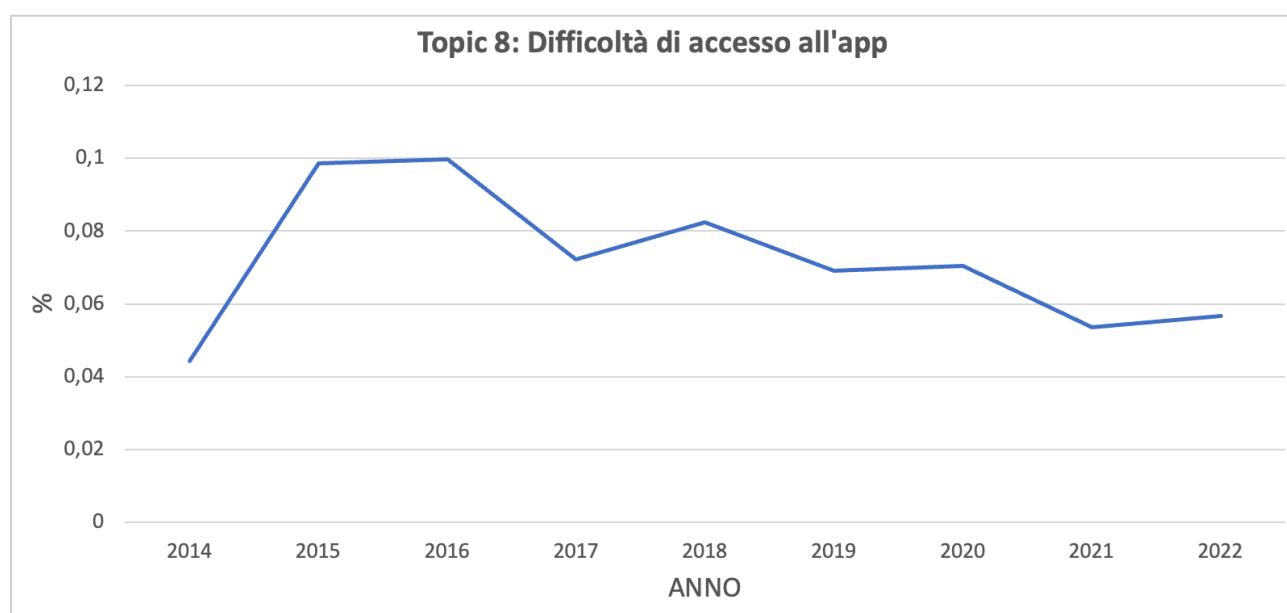
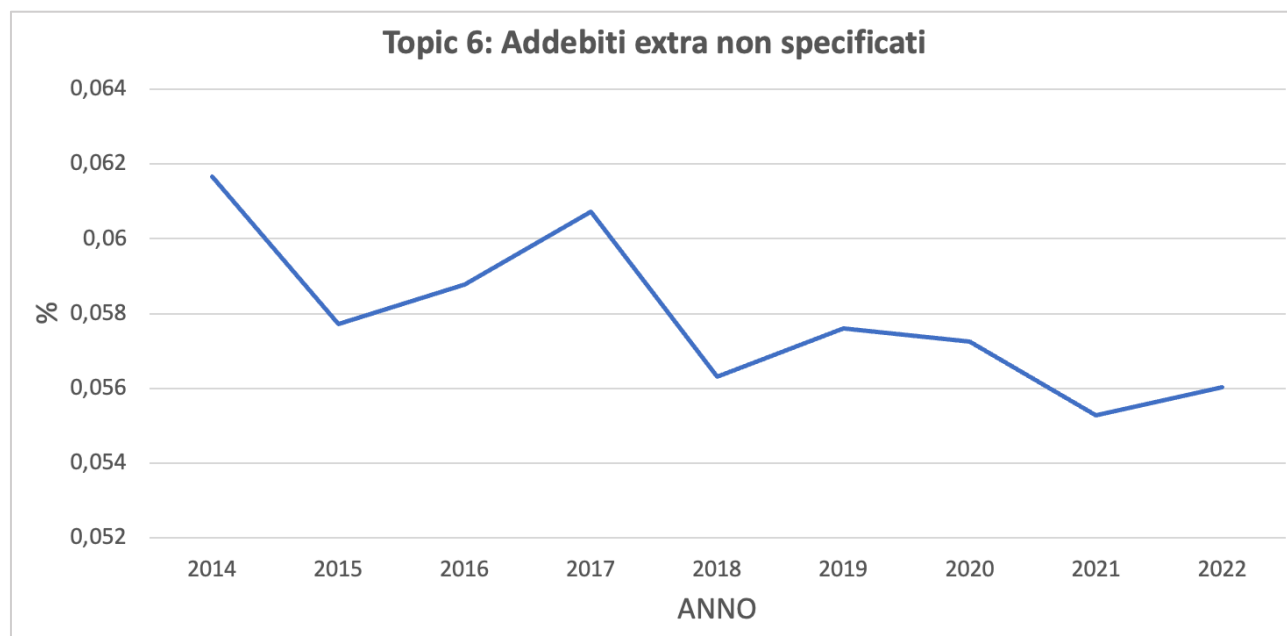
(C) IMTP DECRESCENTI







(D) IMTP IRREGOLARI



Le categorie individuate si compongono come segue:

- A. Topics stazionari: come già anticipato nel capitolo 3, l'andamento di tali topics rimane pressoché stabile nel tempo (figura 20A). In particolare, nell'analisi annua dal 2014 al 2022, non risultano esserci topics appartenenti a tale gruppo.
- B. Topics crescenti: sono quelli che presentano un andamento crescente nel tempo (figura 20B). Nel dettaglio, risultano far parte di tale categoria il topic 3 (problemi di prenotazione), il topic 5 (problemi funzionalità app), il topic 7 (problemi sul tariffario), il topic 9 (problemi di

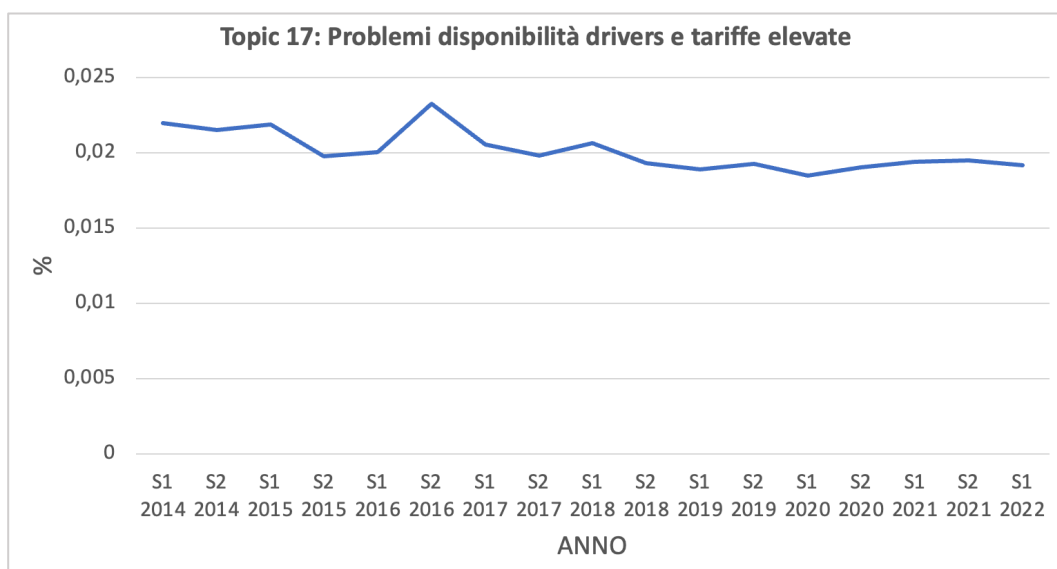
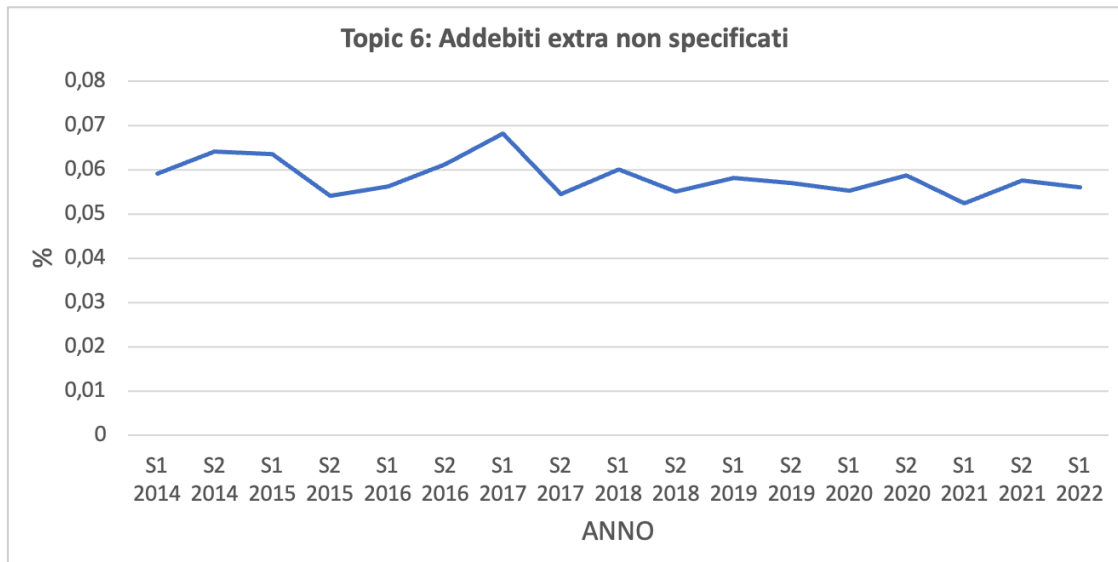
rimborso), il topic 11 (lunghe attese per la corsa), il topic 13 (problema aggiunta metodo di pagamento) ed il topic 14 (problemi mappa e localizzazione app).

- C. Topics decrescenti: sono quelli che presentano un andamento decrescente nel tempo (figura 20C). Rientrano in tale sottoinsieme il topic 1 (problemi pagamenti Uber), il topic 2 (frode ed addebiti non autorizzati), il topic 4 (affidabilità e convenienza), il topic 10 (problemi con i conducenti), il topic 12 (aumenti ingiustificati sulle tariffe), il topic 15 (cancellazioni/ritardi corse), il topic 16 (critiche al servizio clienti) ed il topic 17 (problemi disponibilità drivers e tariffe elevate)

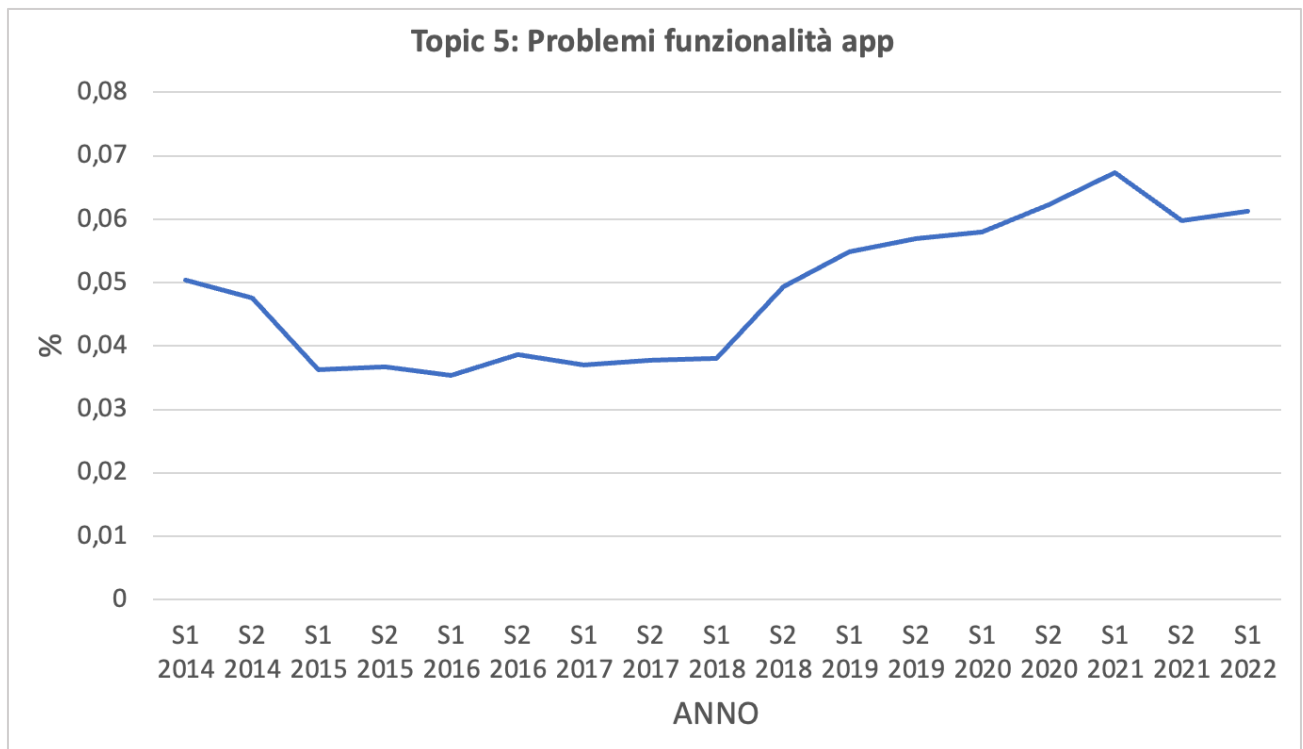
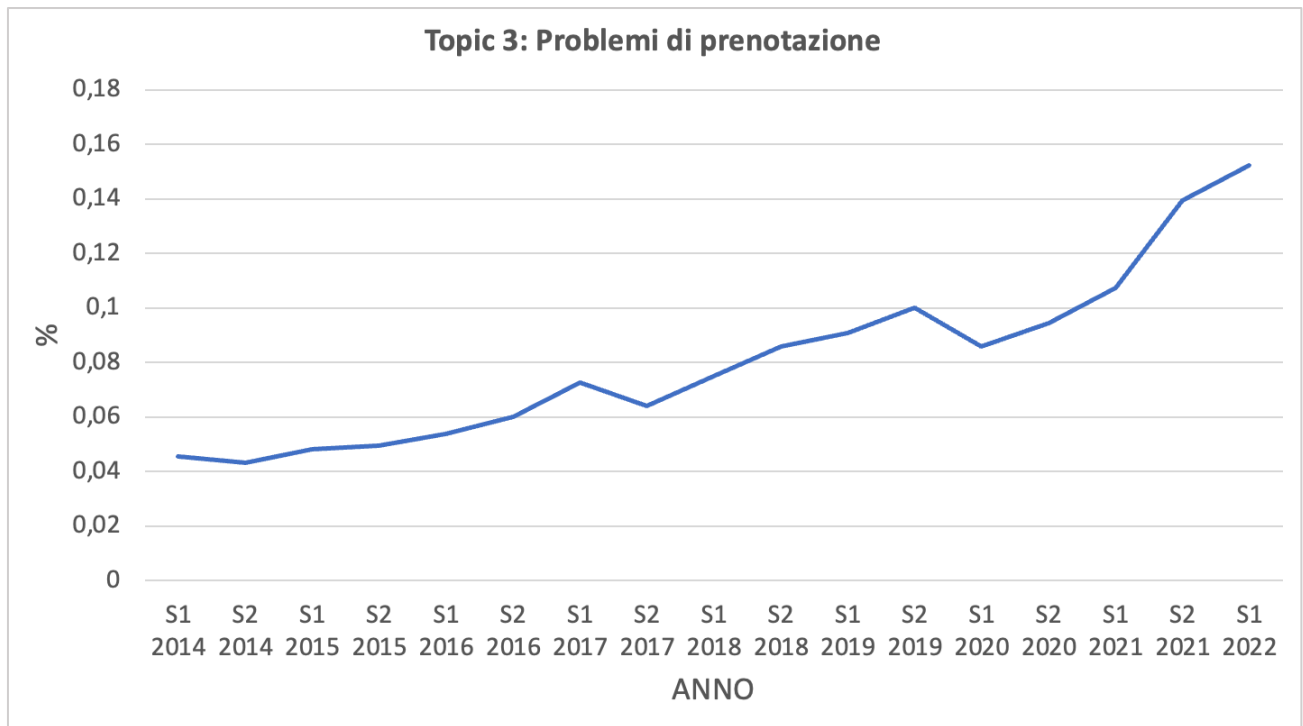
Infine, il topic 6 (addebiti extra non specificati) ed il topic 8 (difficoltà di accesso all'app) sono stati inseriti nella categoria dei topics irregolari (figura 20D) in quanto alternano annualmente fasi crescenti a fasi decrescenti; nel complessivo, però, il topic 6 risulta essere decrescente, mentre il topic 8 mostra un andamento crescente.

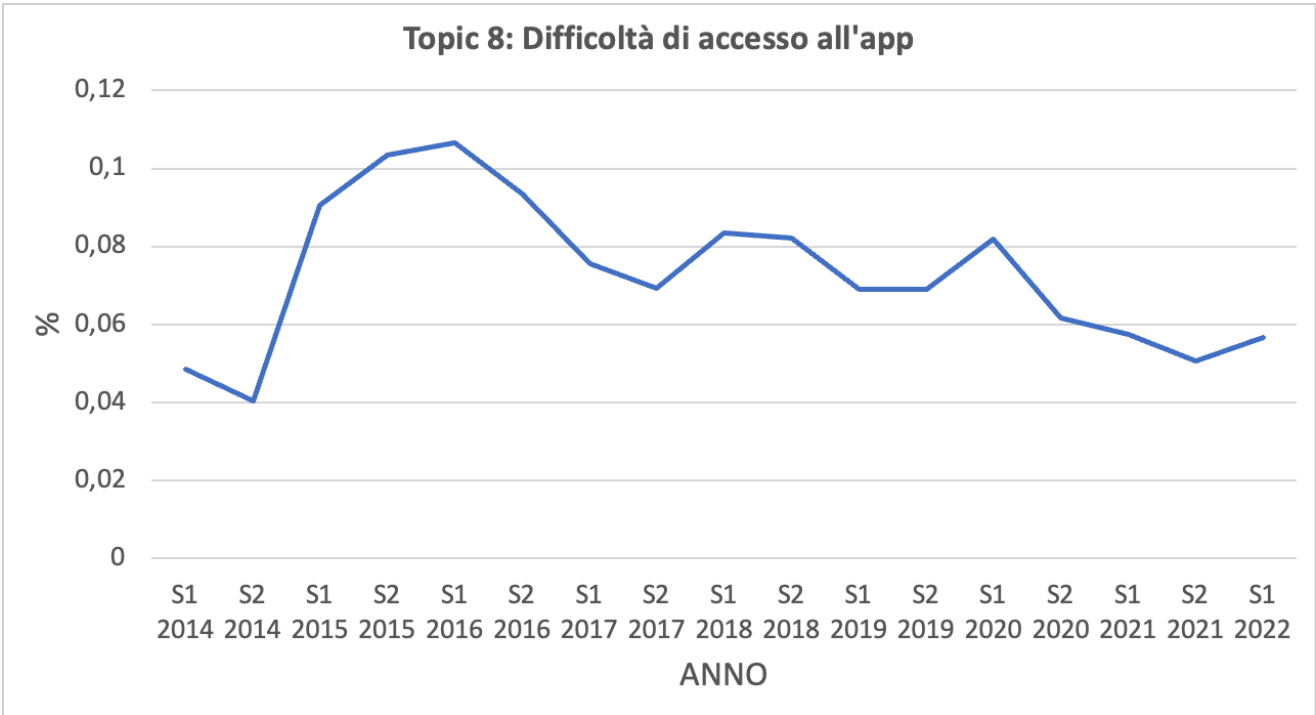
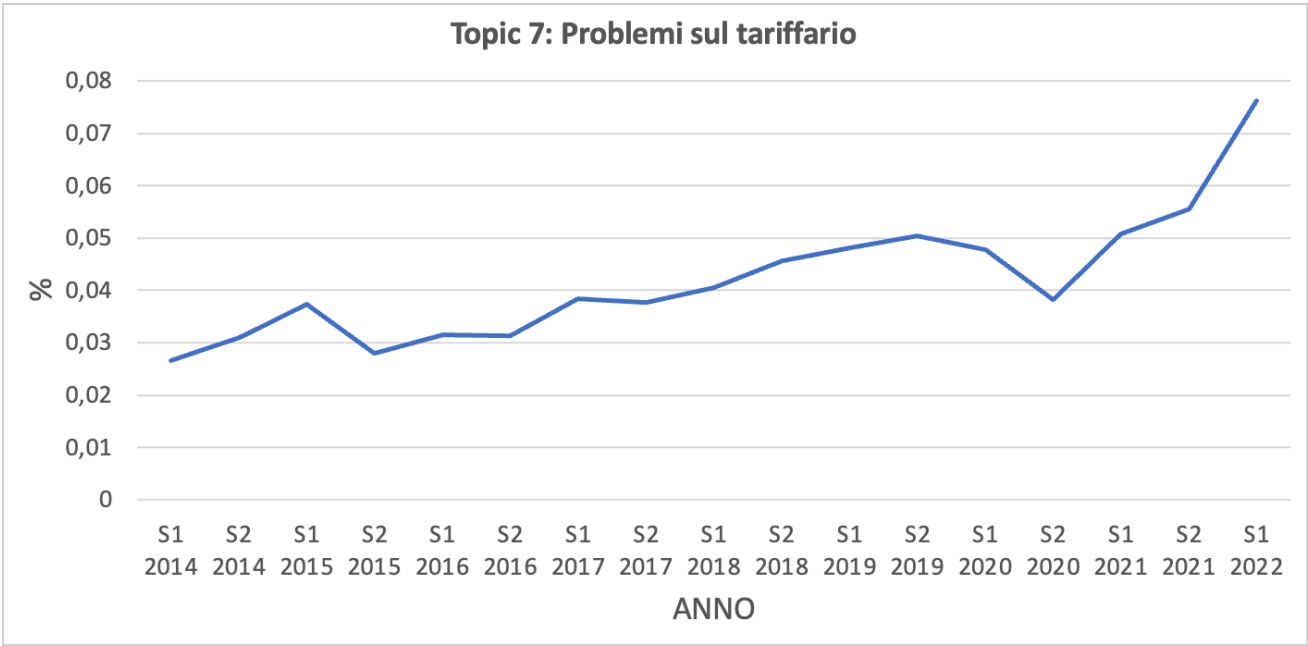
FIGURA 18 – Rappresentazione degli IMTP per semestre dal 2014 al 2022 (Draft on Microsoft Excel).

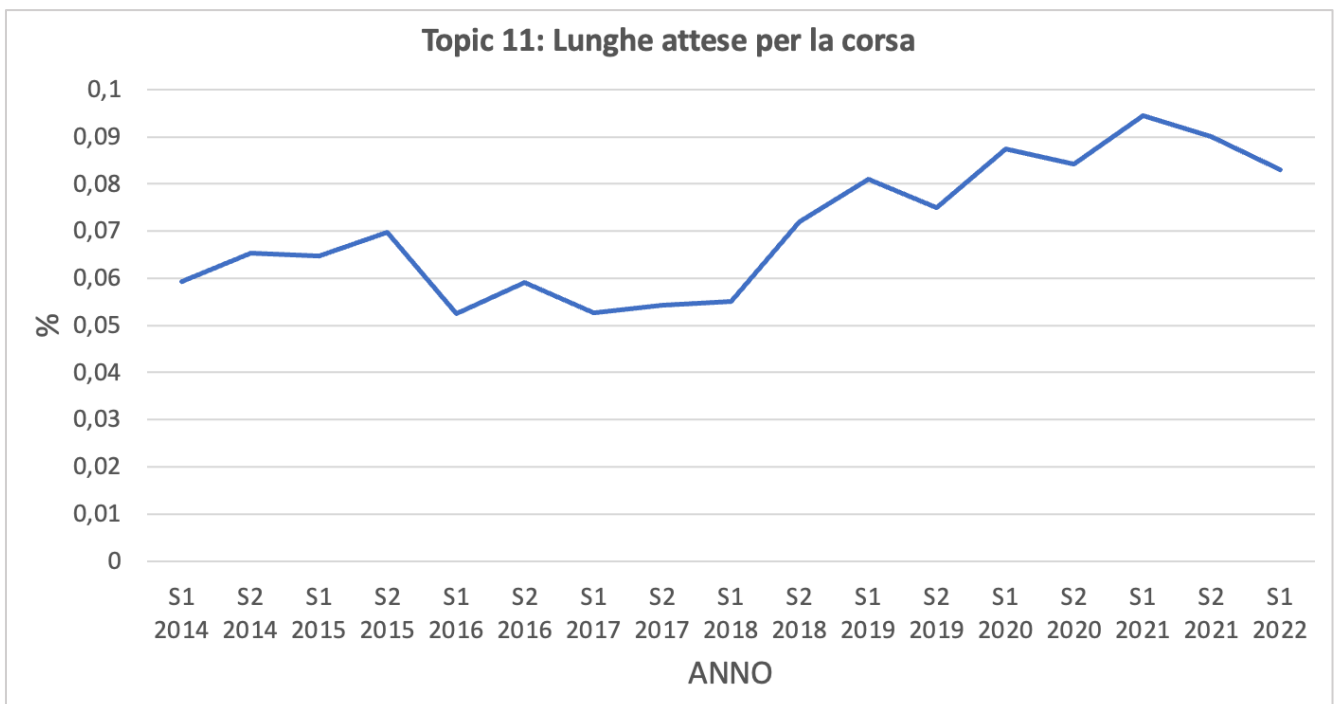
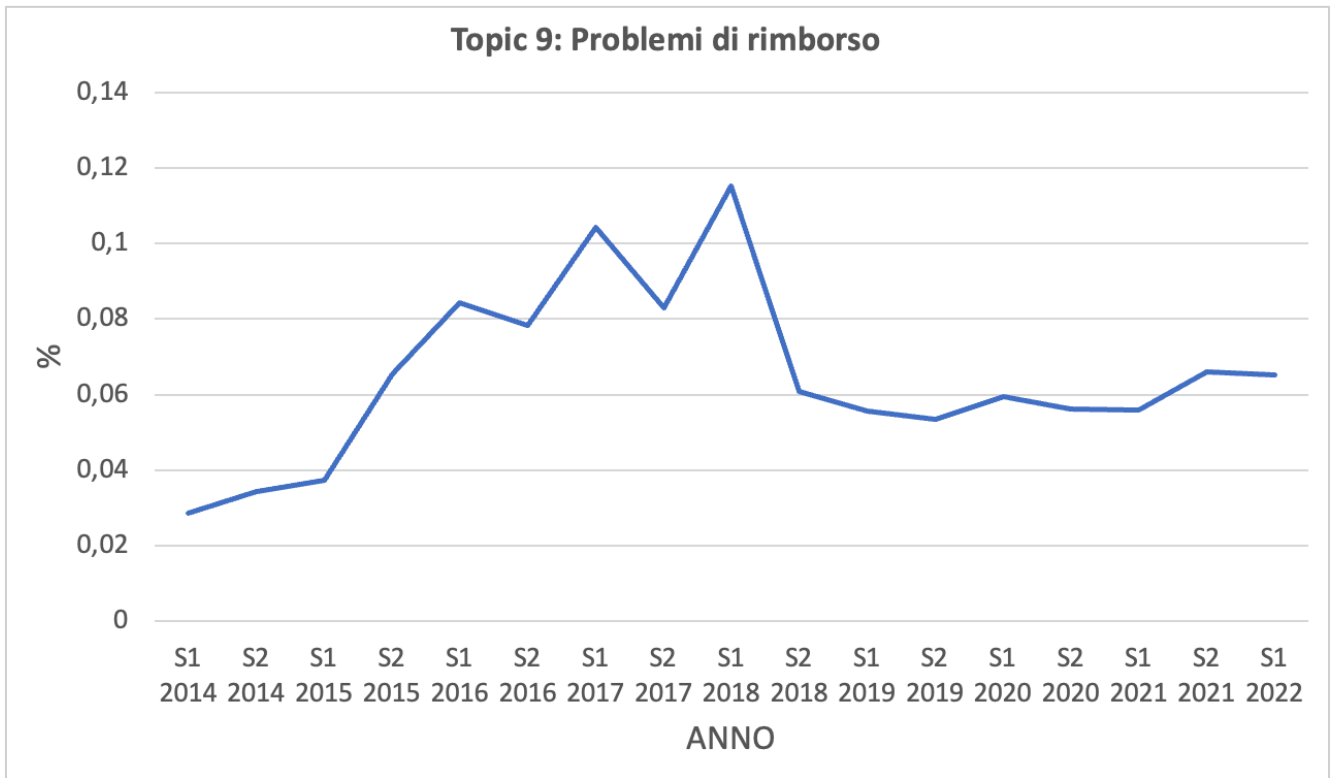
(A) IMTP STAZIONARI

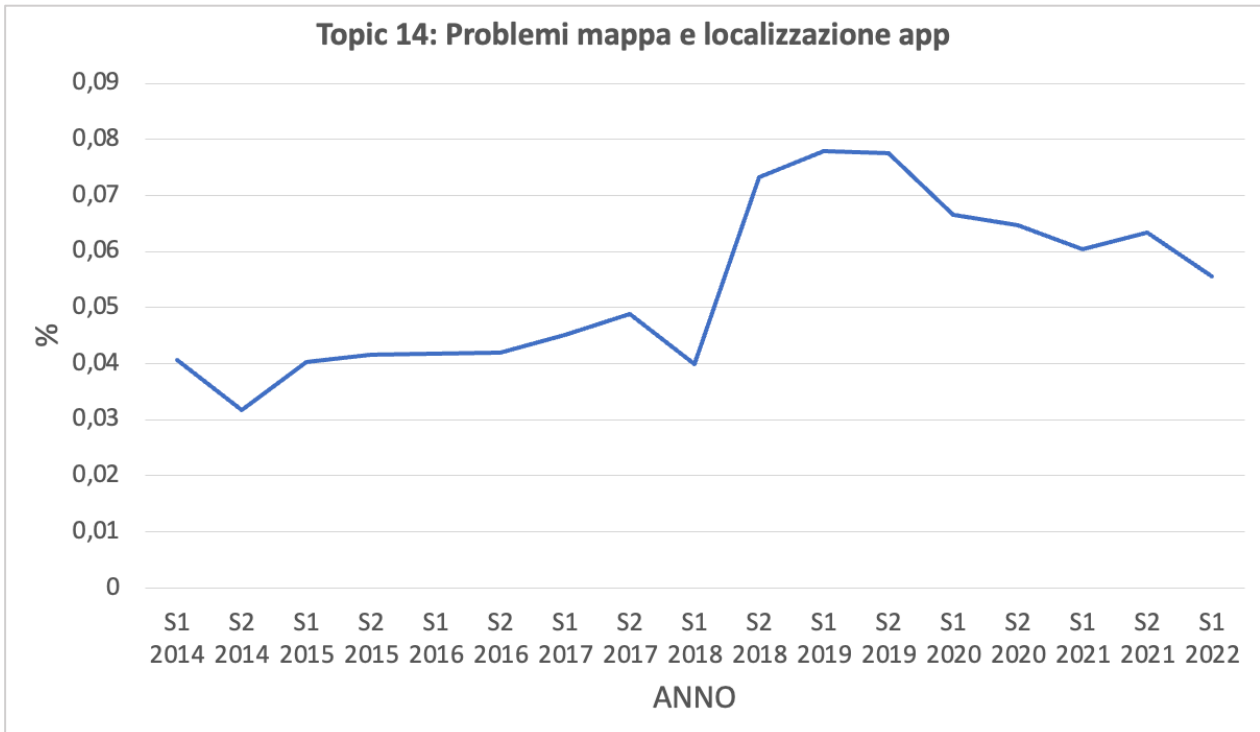
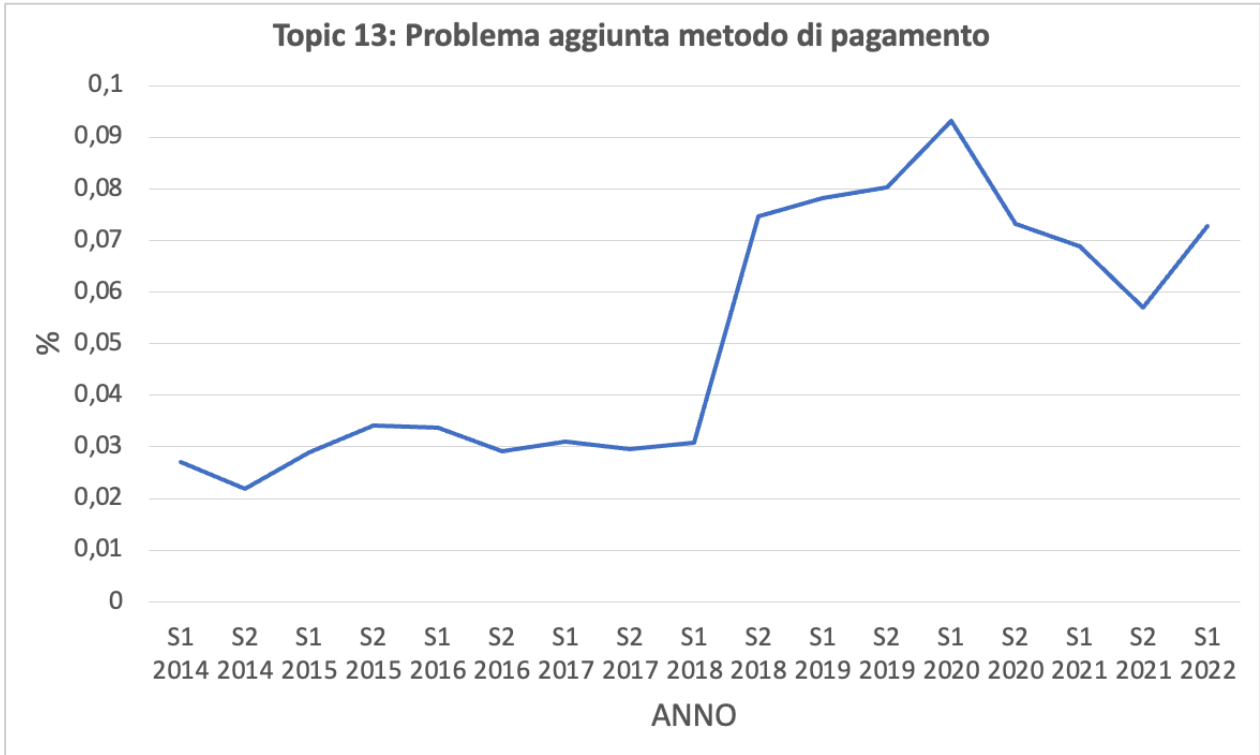


(B) IMTP CRESCENTI

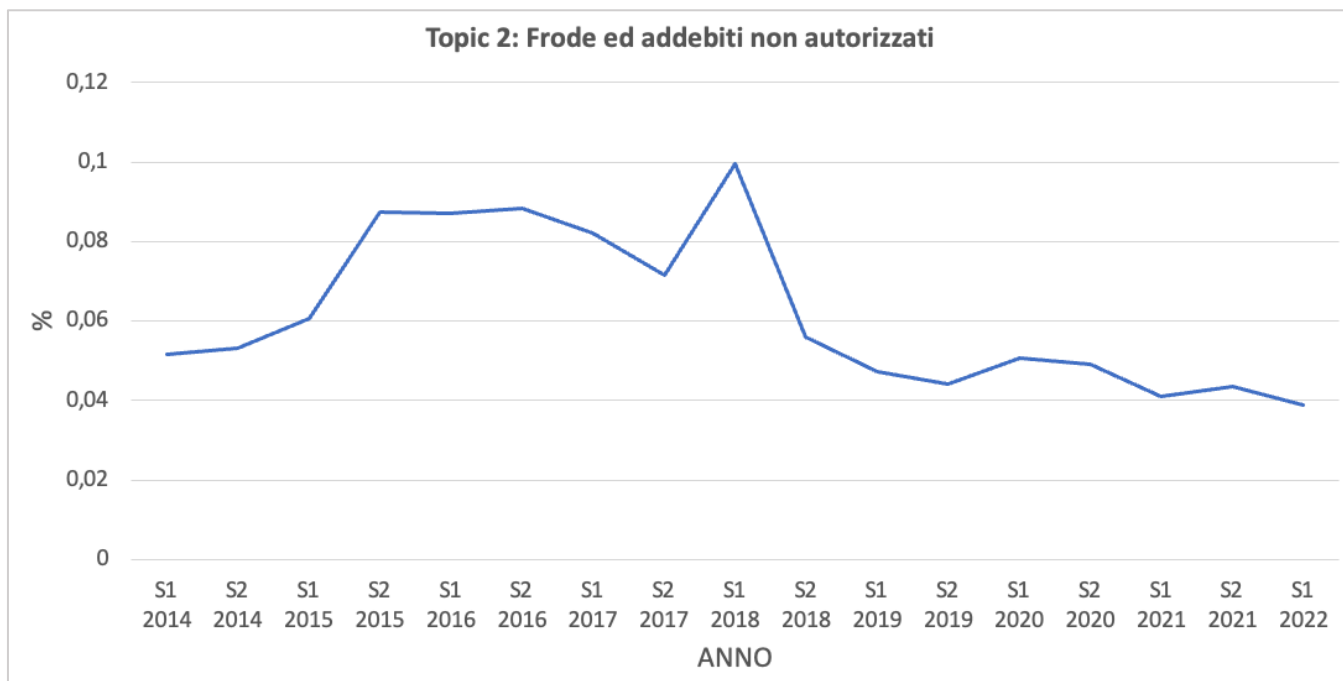
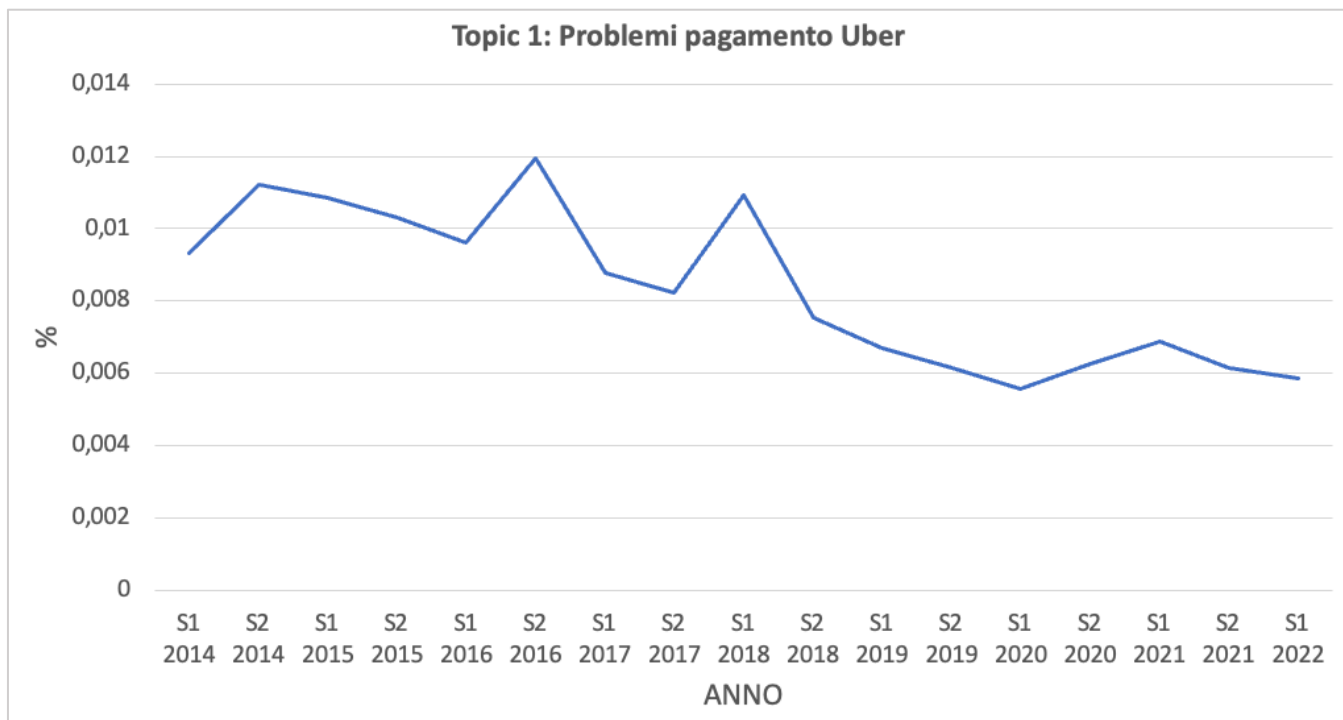


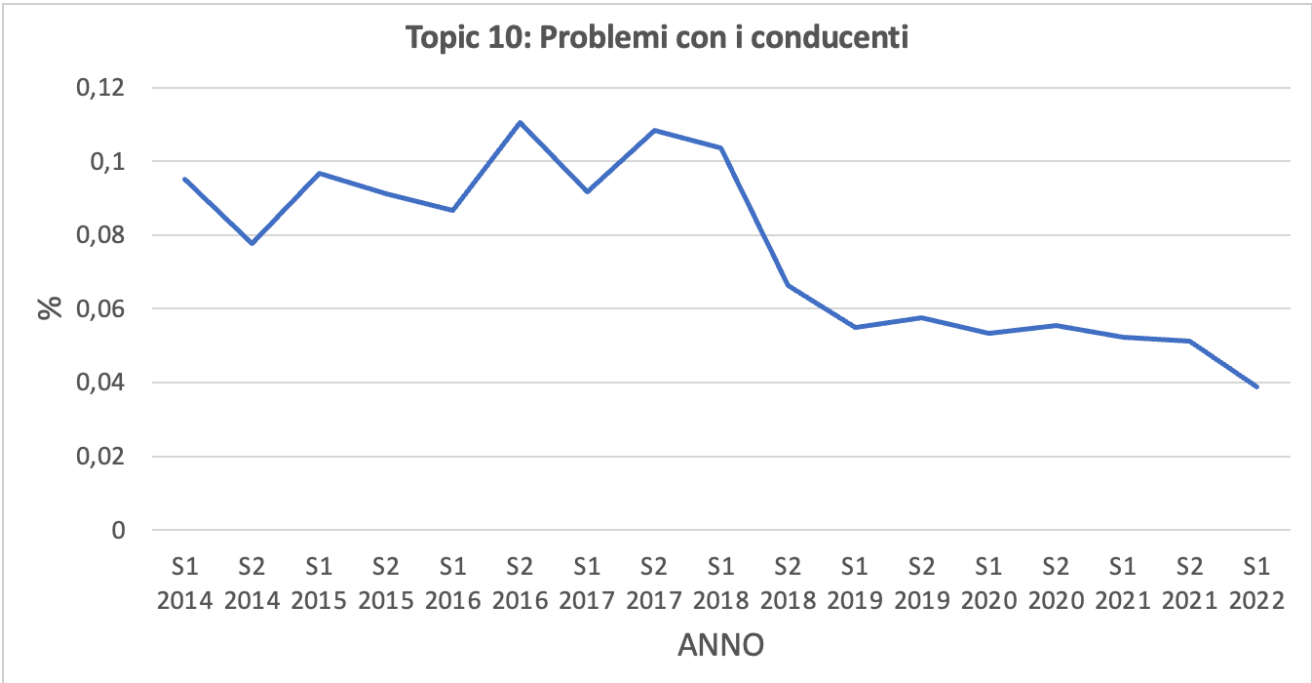
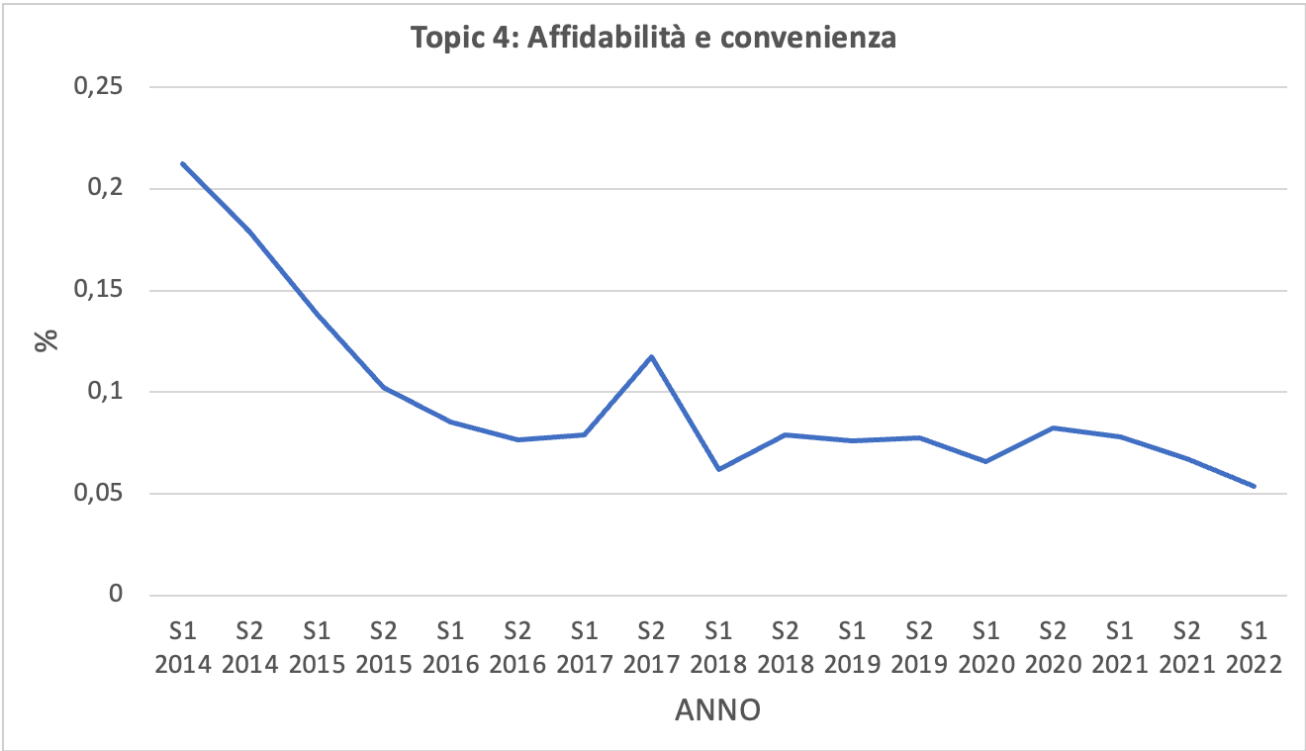


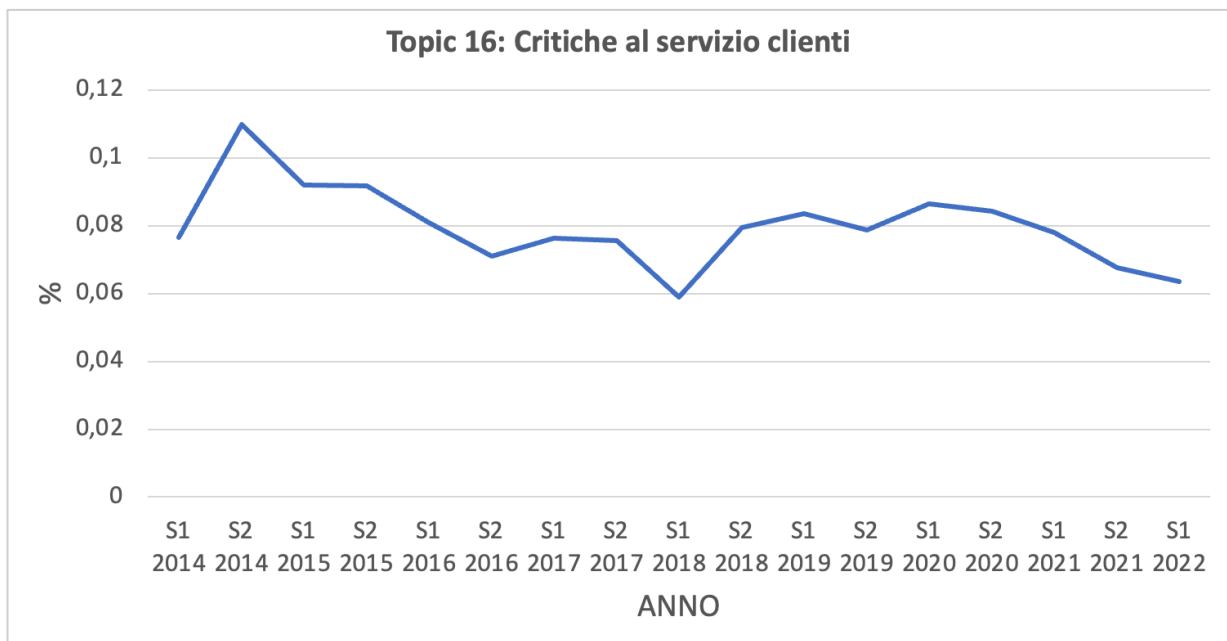
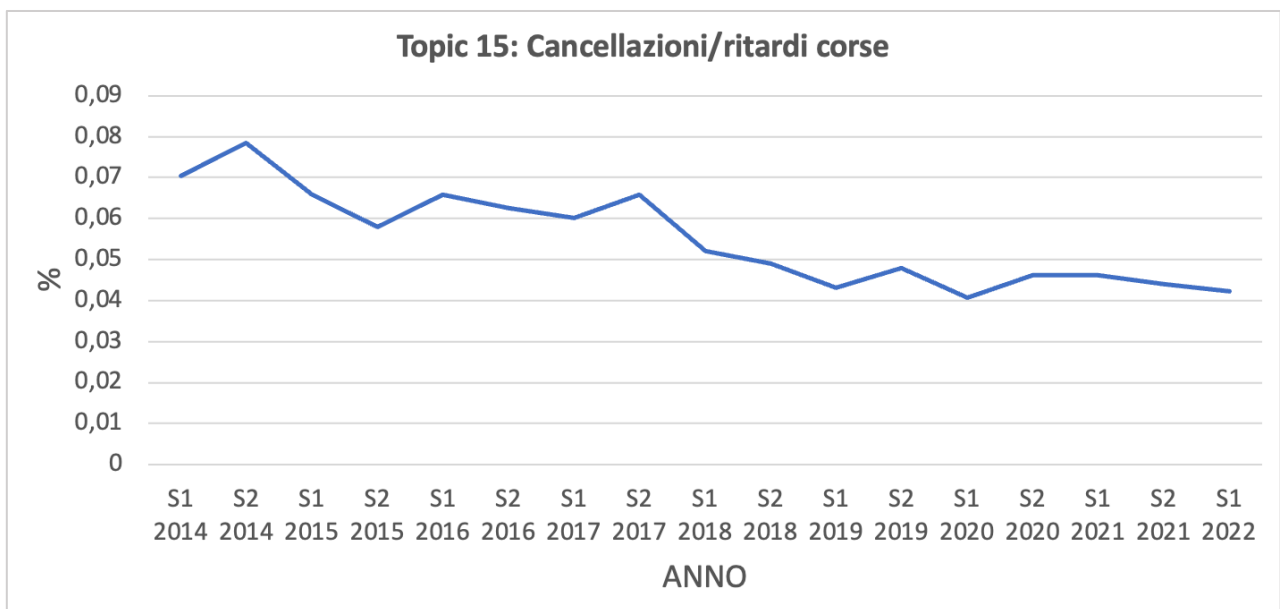
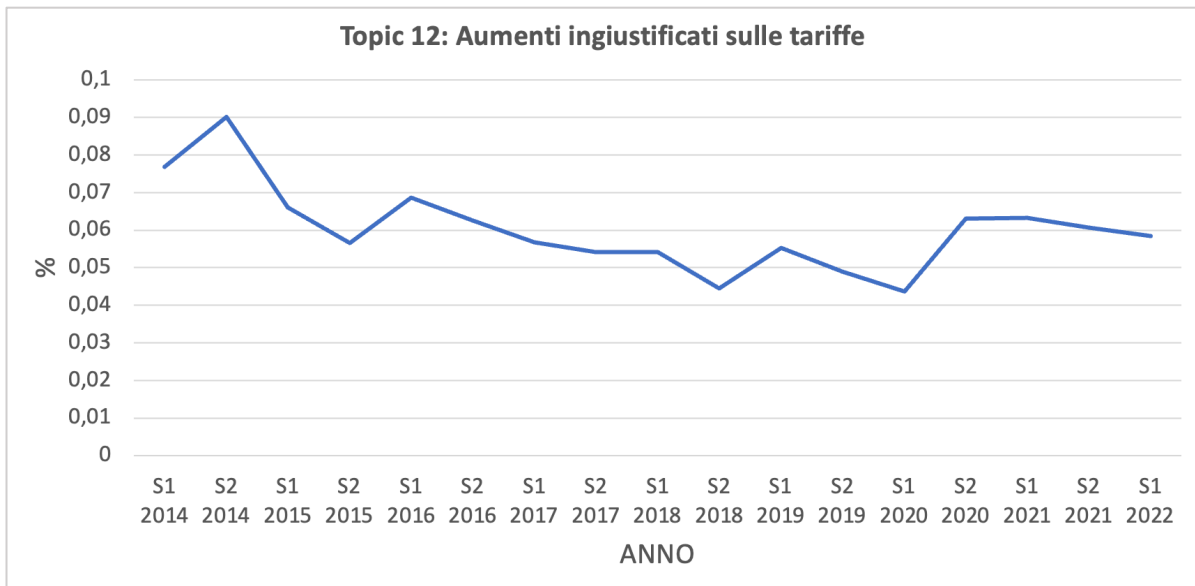




(C) IMTP DECRESCENTI





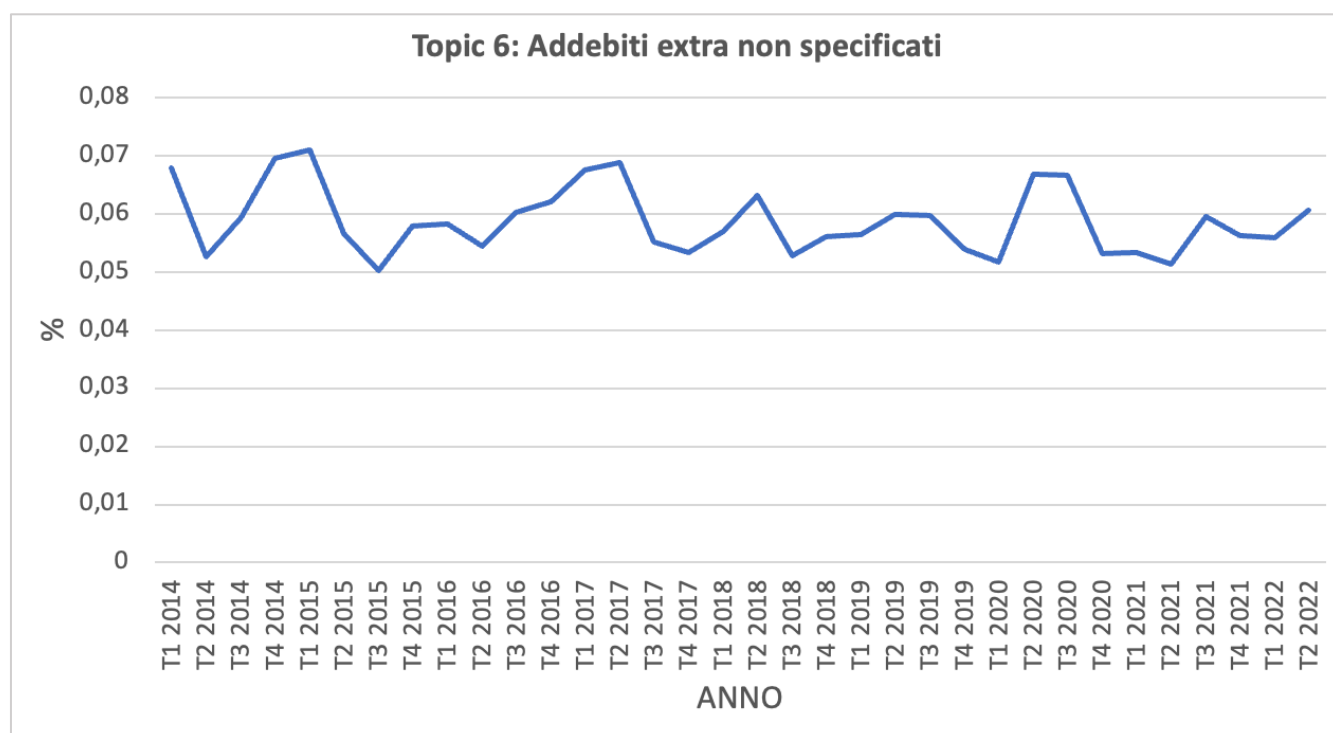


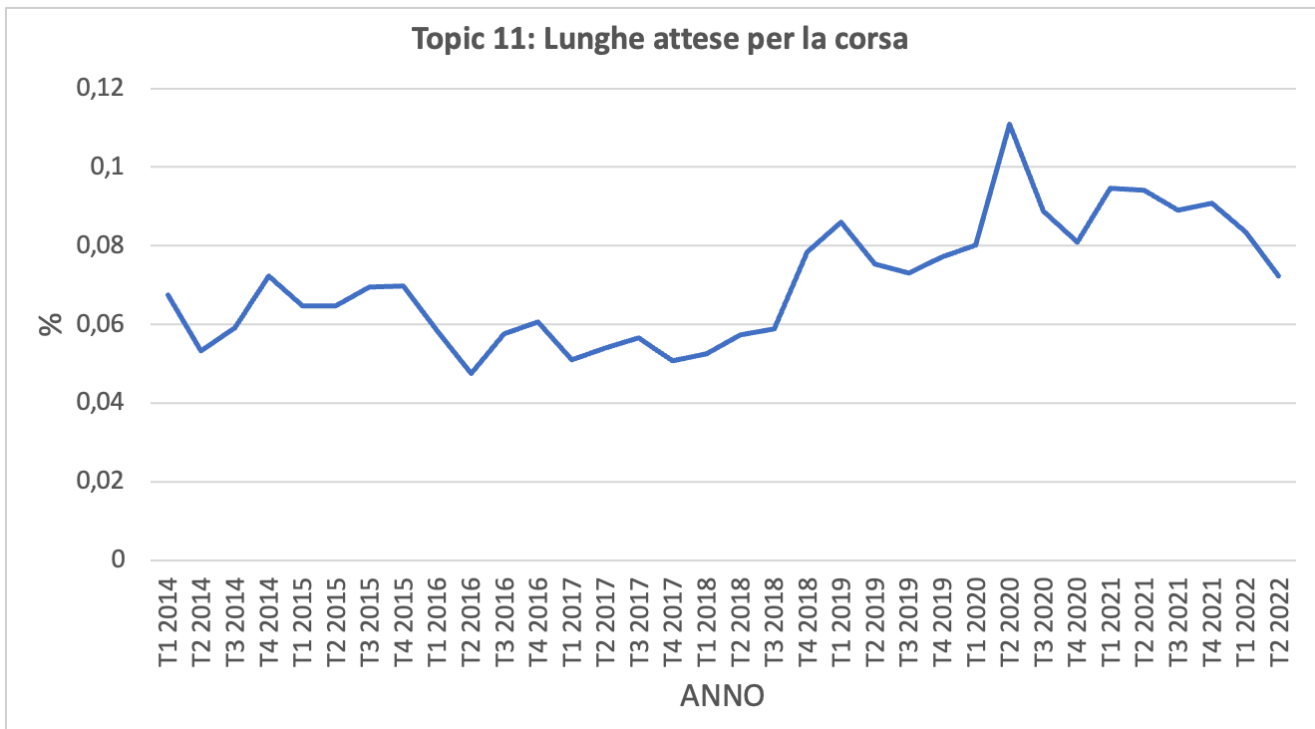
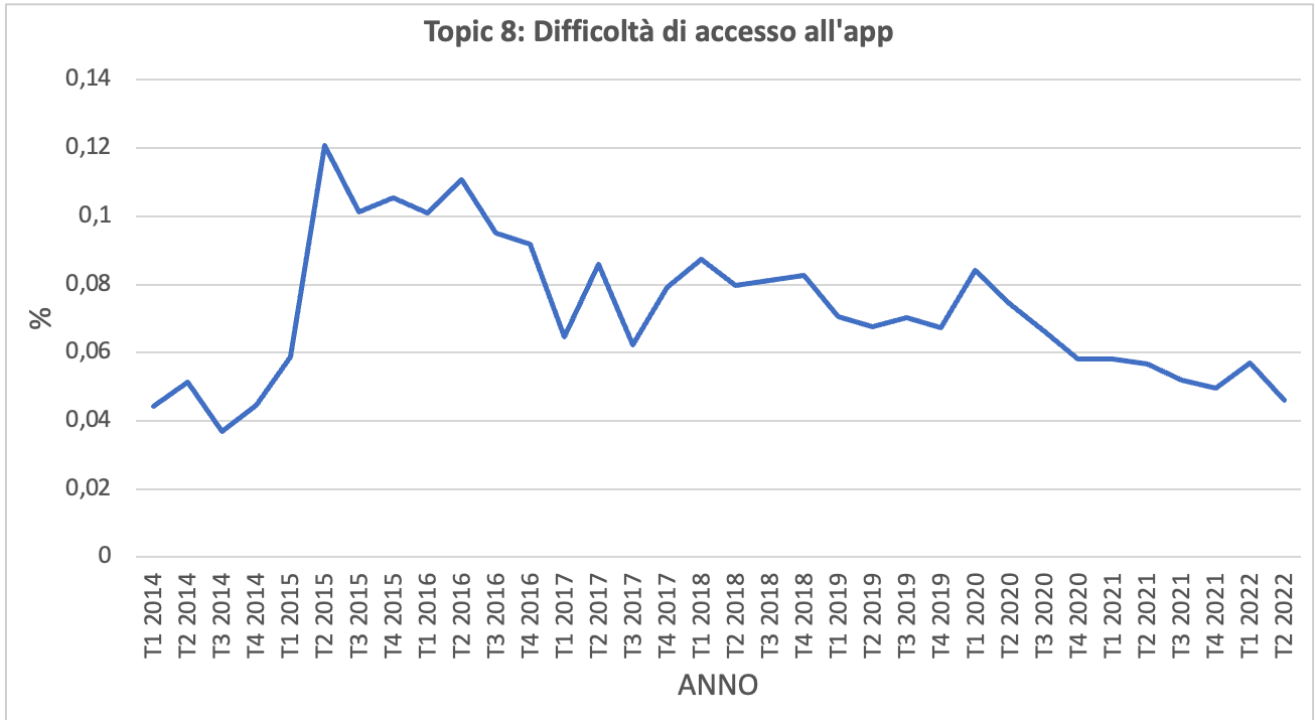
Per quanto riguarda l'andamento semestrale dei topics dal 2014 al 2022, la categorizzazione si compone come segue:

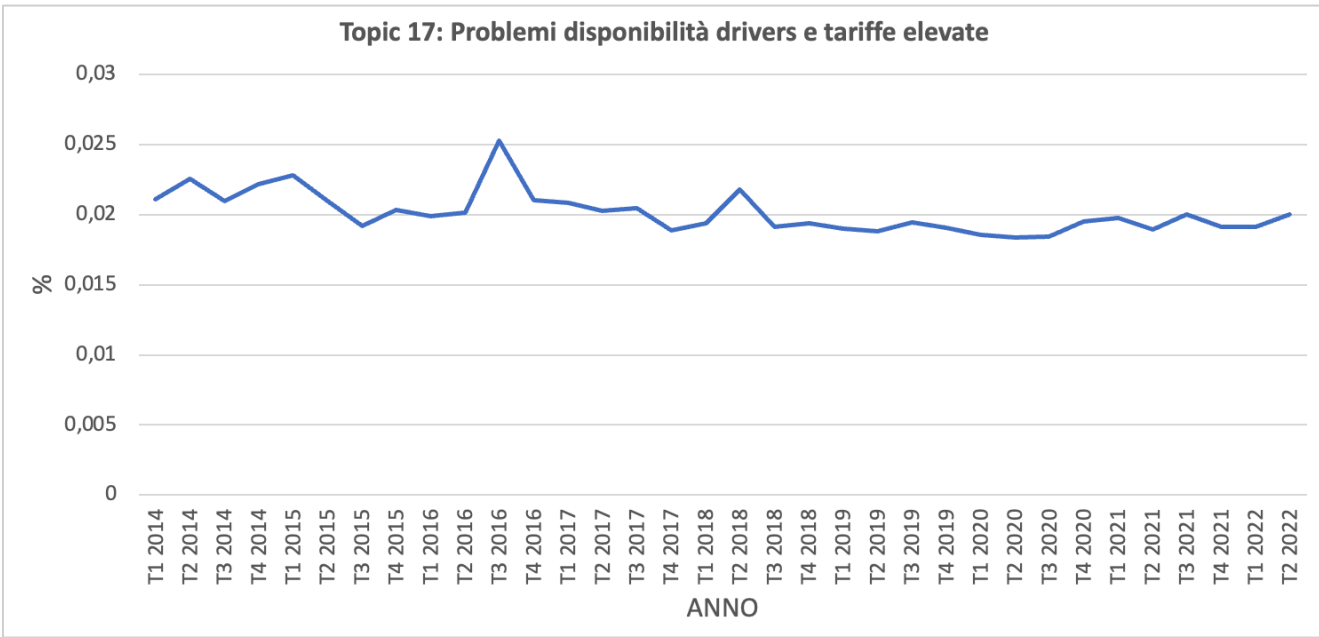
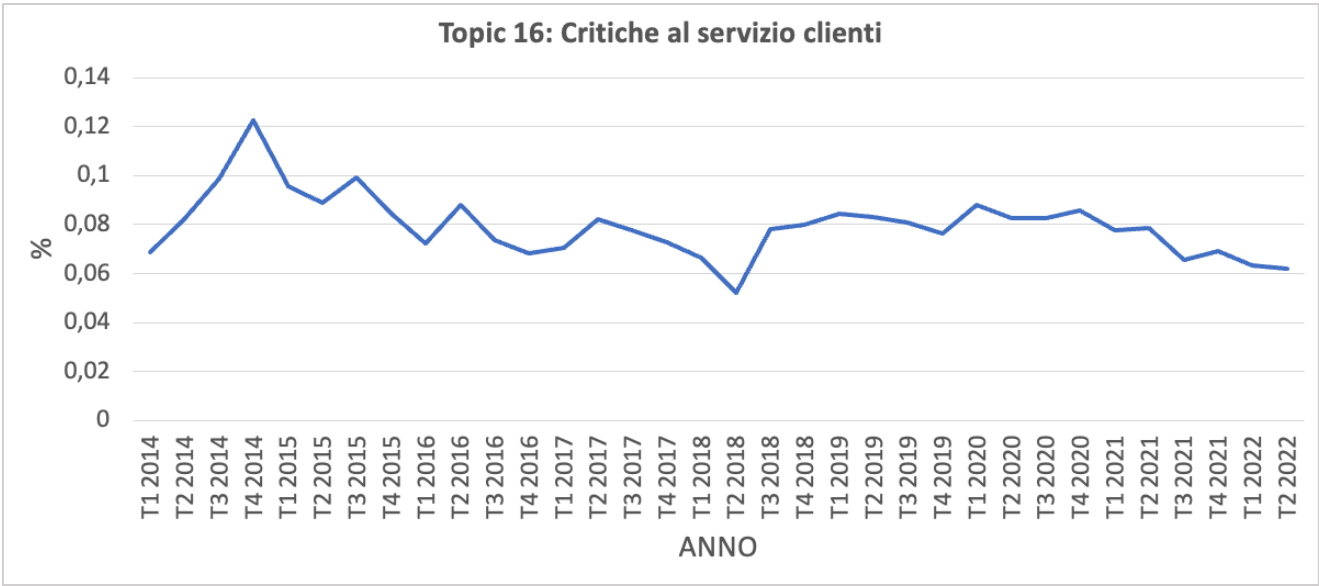
- A. Topics stazionari (figura 21A): rientrano in tale gruppo il topic 6 (addebiti extra non specificati) ed il topic 17 (problemi disponibilità drivers e tariffe elevate).
- B. Topics crescenti (figura 21B): il topic 3 (problemi di prenotazione), il topic 5 (problemi funzionalità app), il topic 7 (problemi sul tariffario), il topic 8 (difficoltà di accesso all'app), il topic 9 (problemi di rimborso), il topic 11 (lunghe attese per la corsa), il topic 13 (problema aggiunta metodo di pagamento), il topic 14 (problemi mappa e localizzazione app).
- C. Topics decrescenti (figura 21C): il topic 1 (problemi pagamento Uber), il topic 2 (frode ed addebiti non autorizzati), il topic 4 (affidabilità e convenienza), il topic 10 (problemi con i conducenti), il topic 12 (aumenti ingiustificati sulle tariffe), il topic 15 (cancellazioni/ritardi corse) ed il topic 16 (critiche al servizio clienti).

FIGURA 19 – Rappresentazione degli IMTP per trimestre dal 2014 al 2022 (Draft on Microsoft Excel).

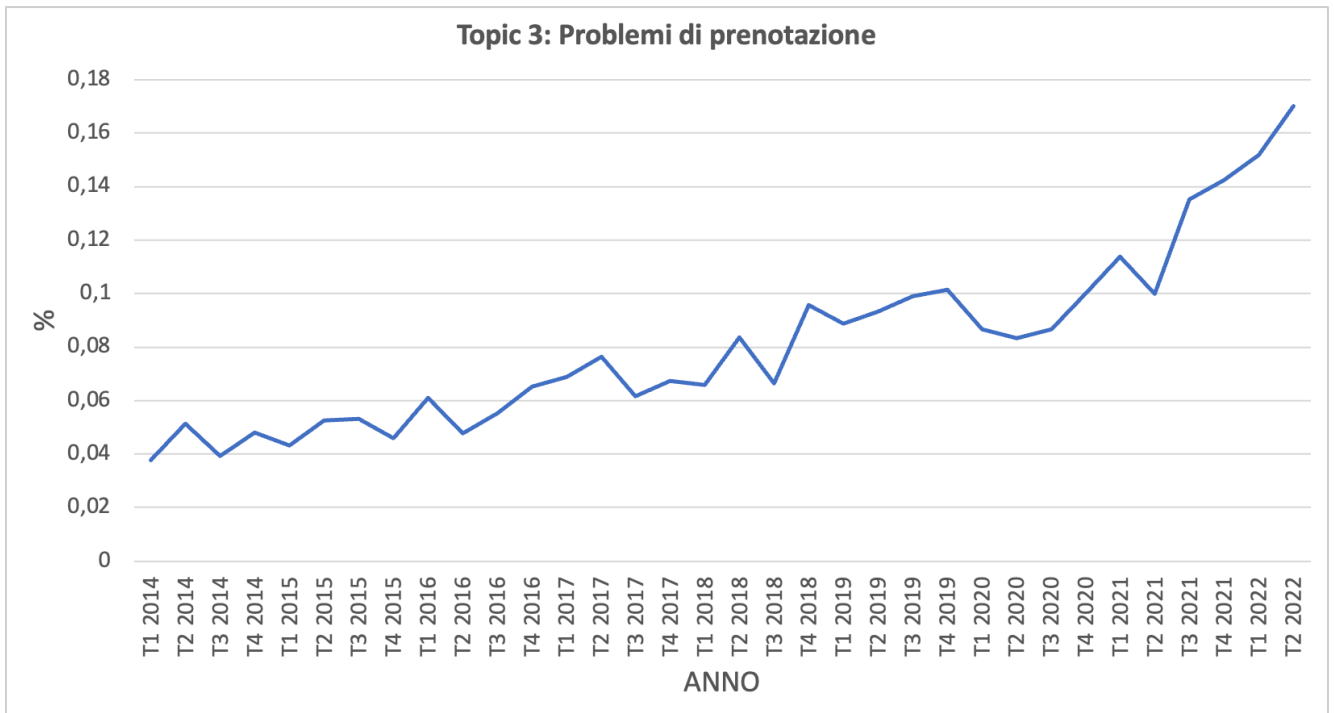
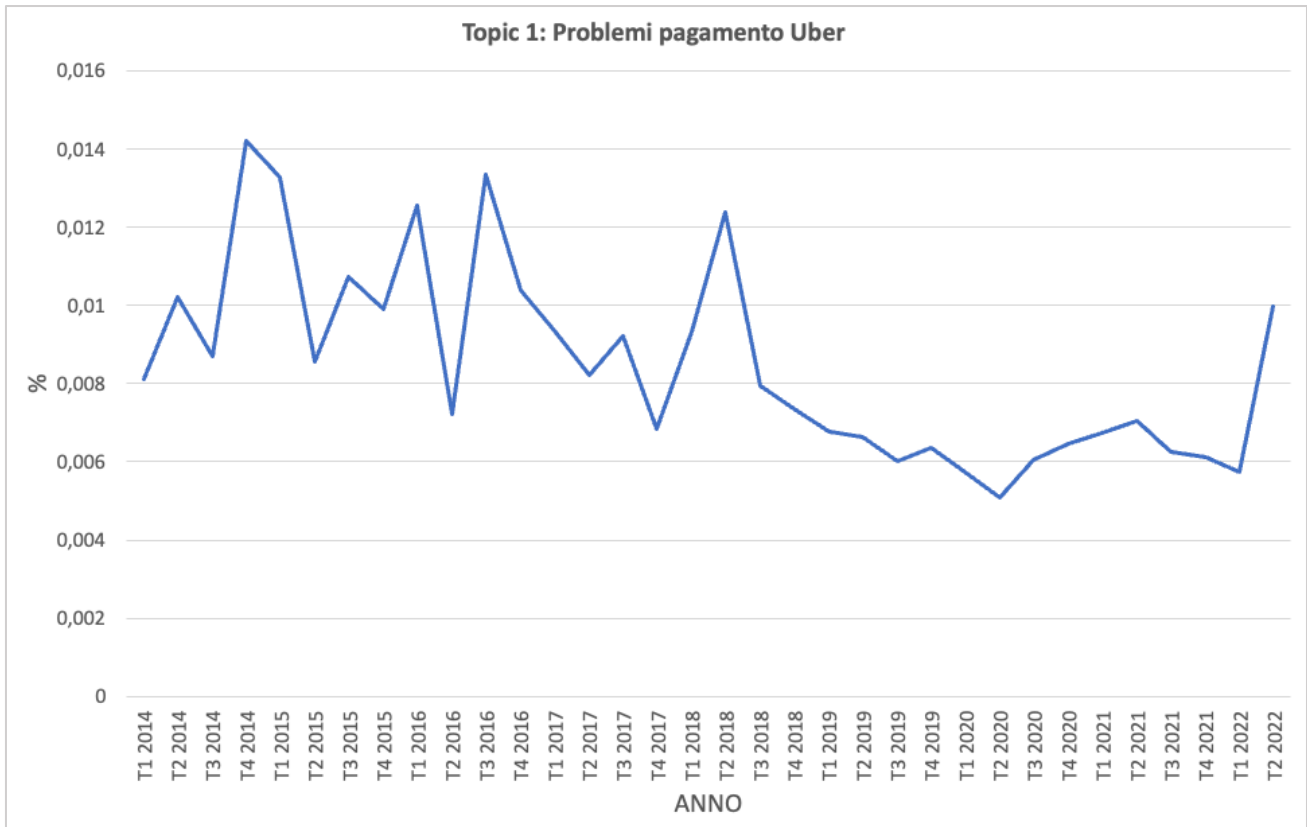
(A) IMTP STAZIONARI

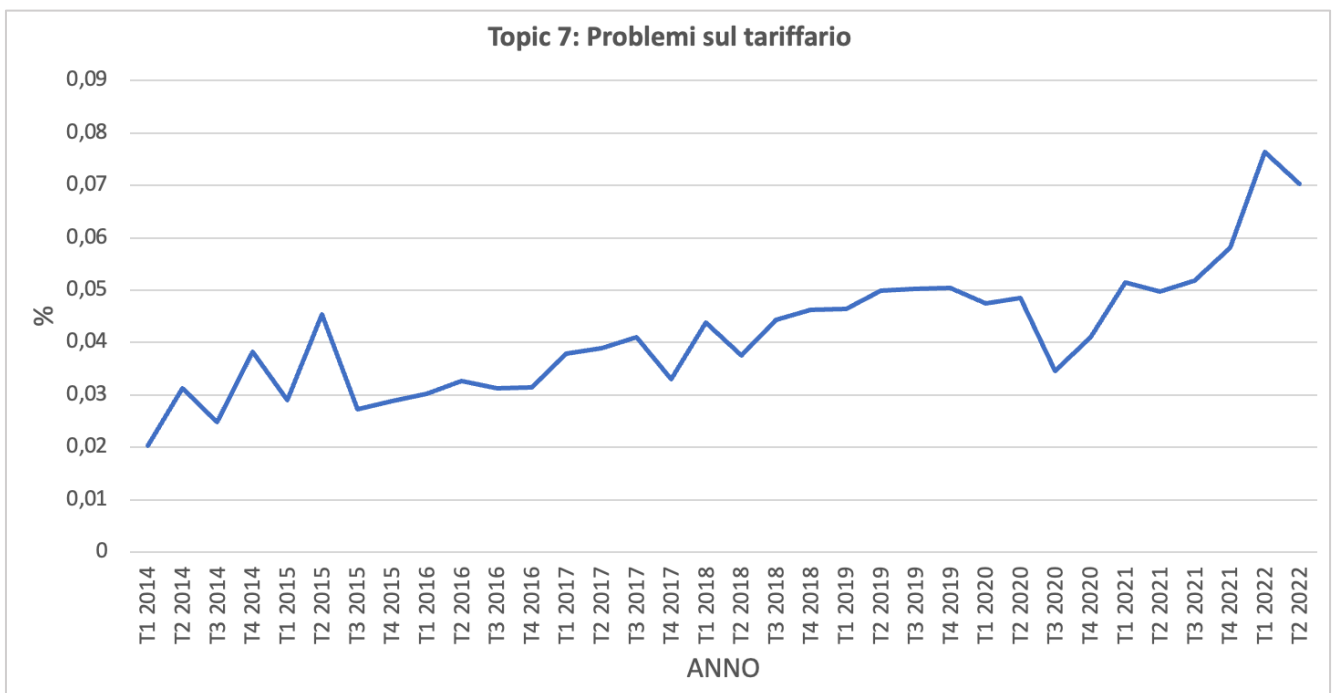
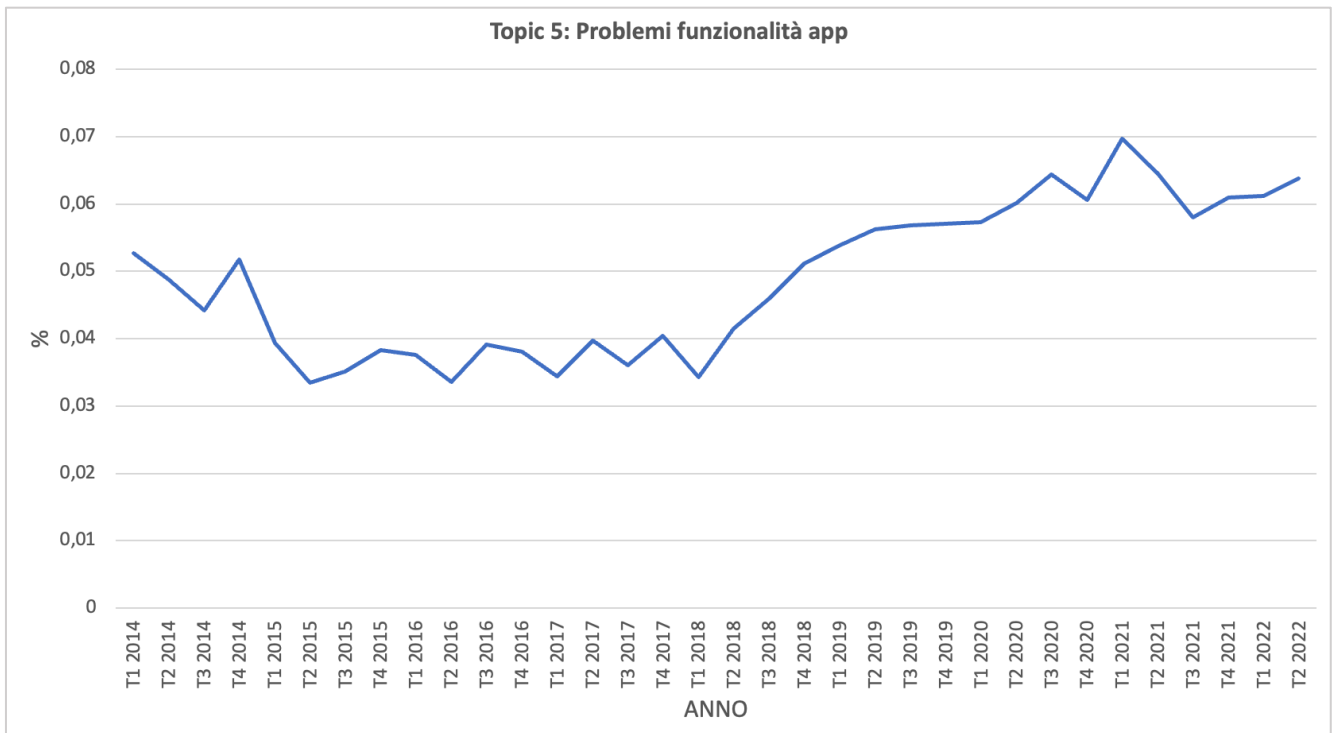


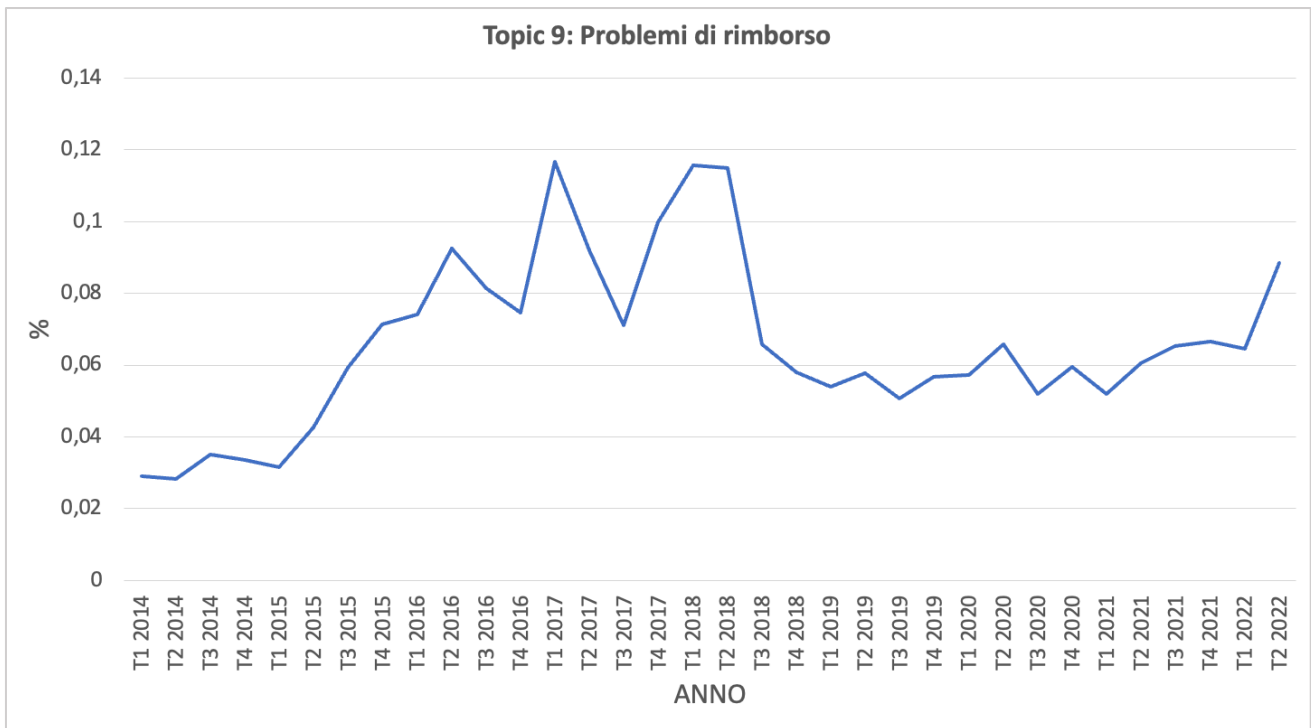


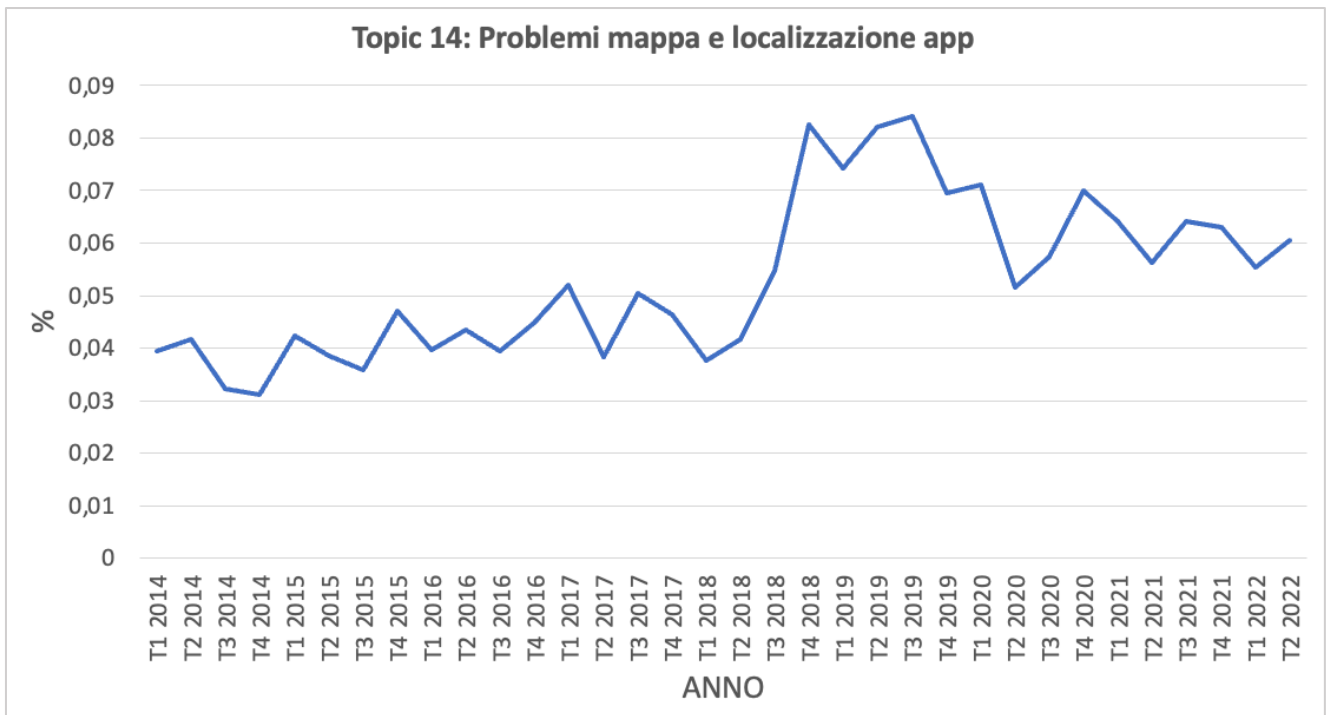


(B) IMTP CRESCENTI

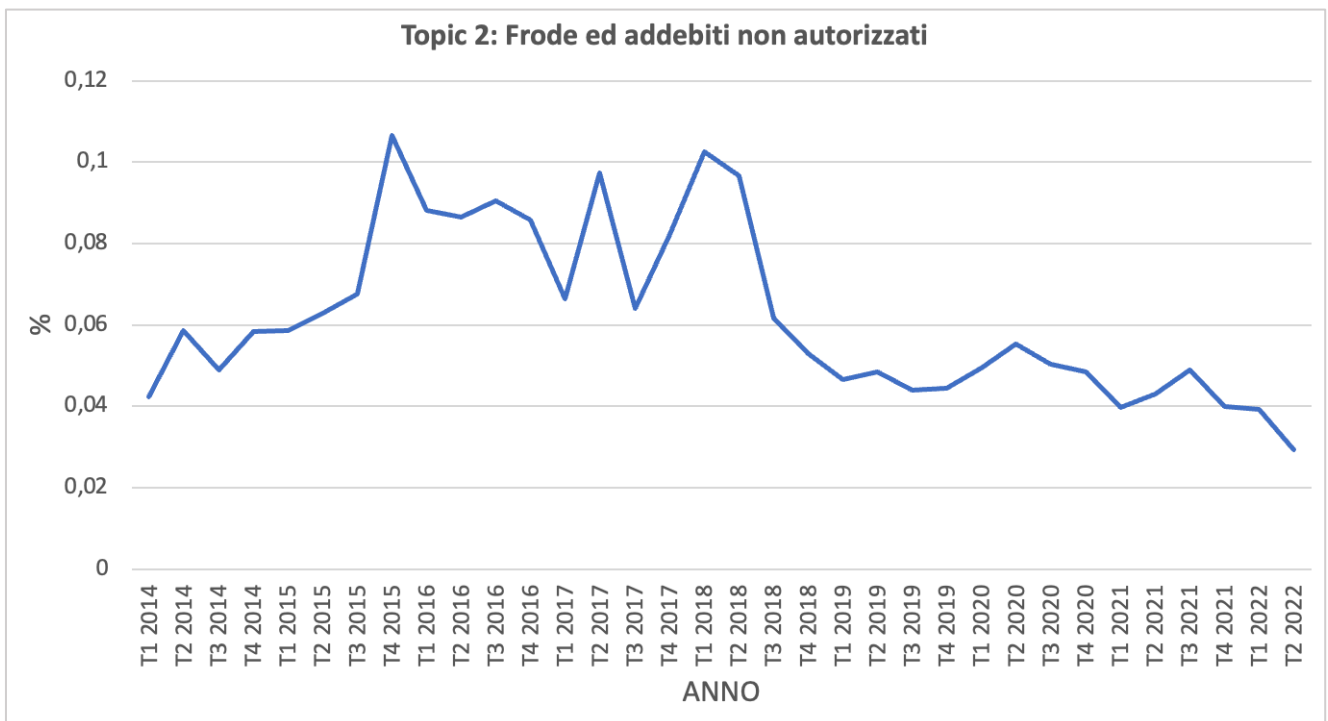


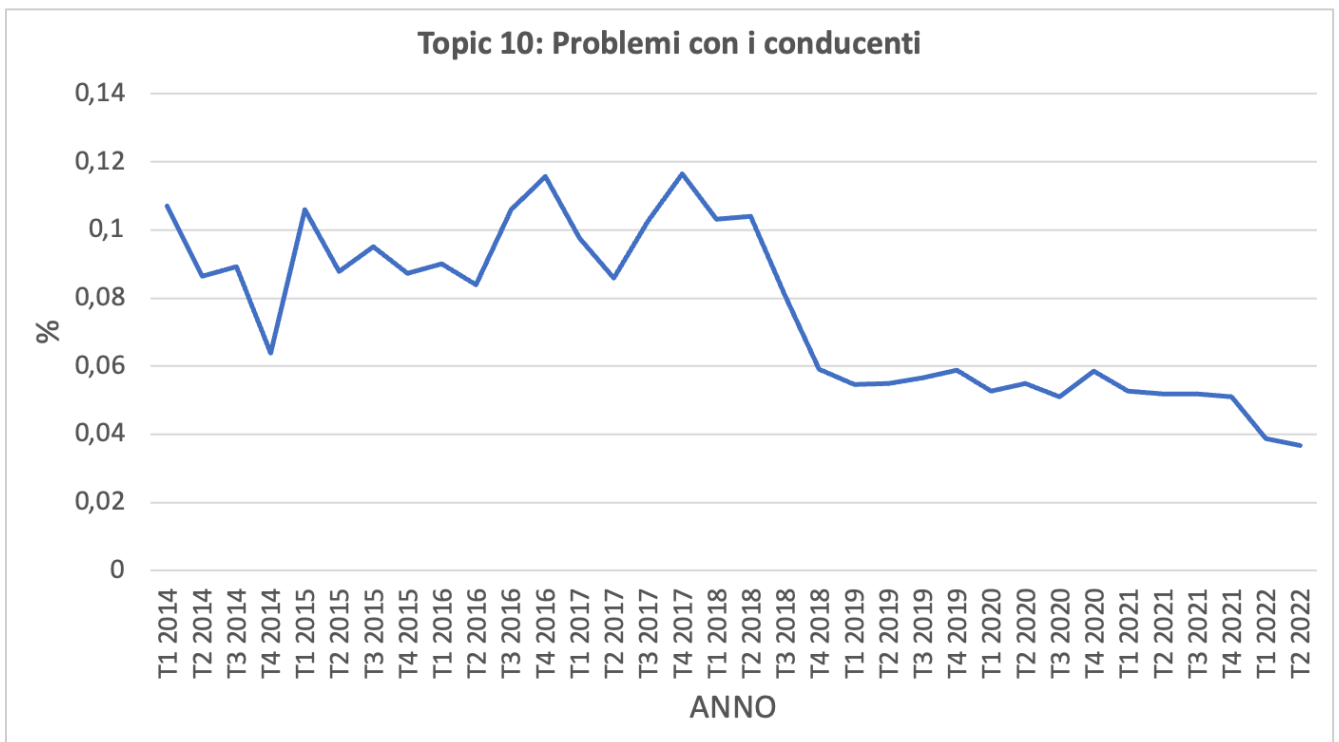
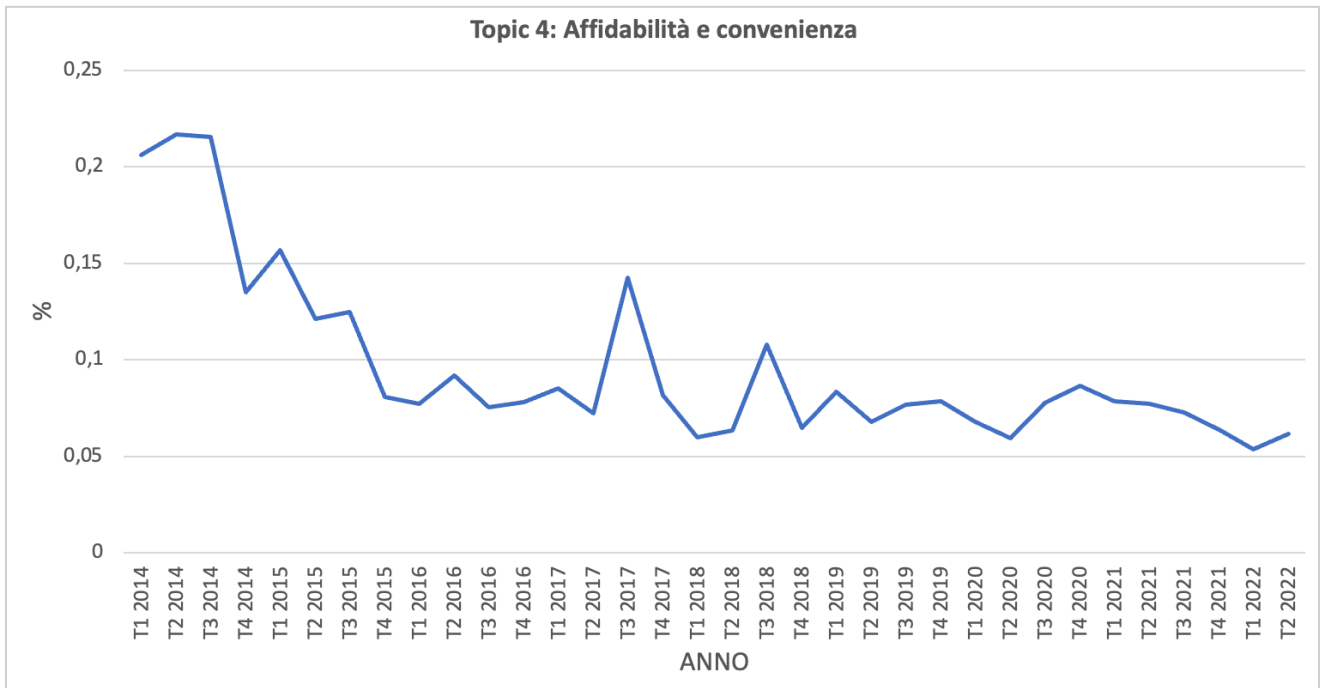


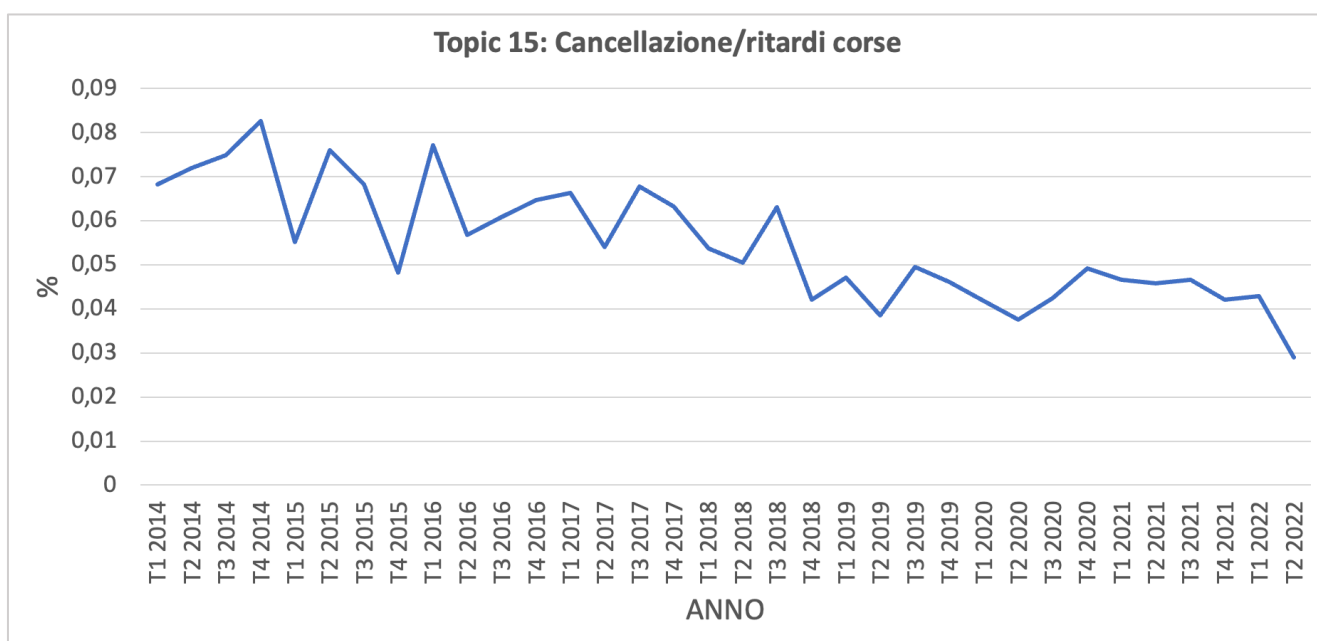
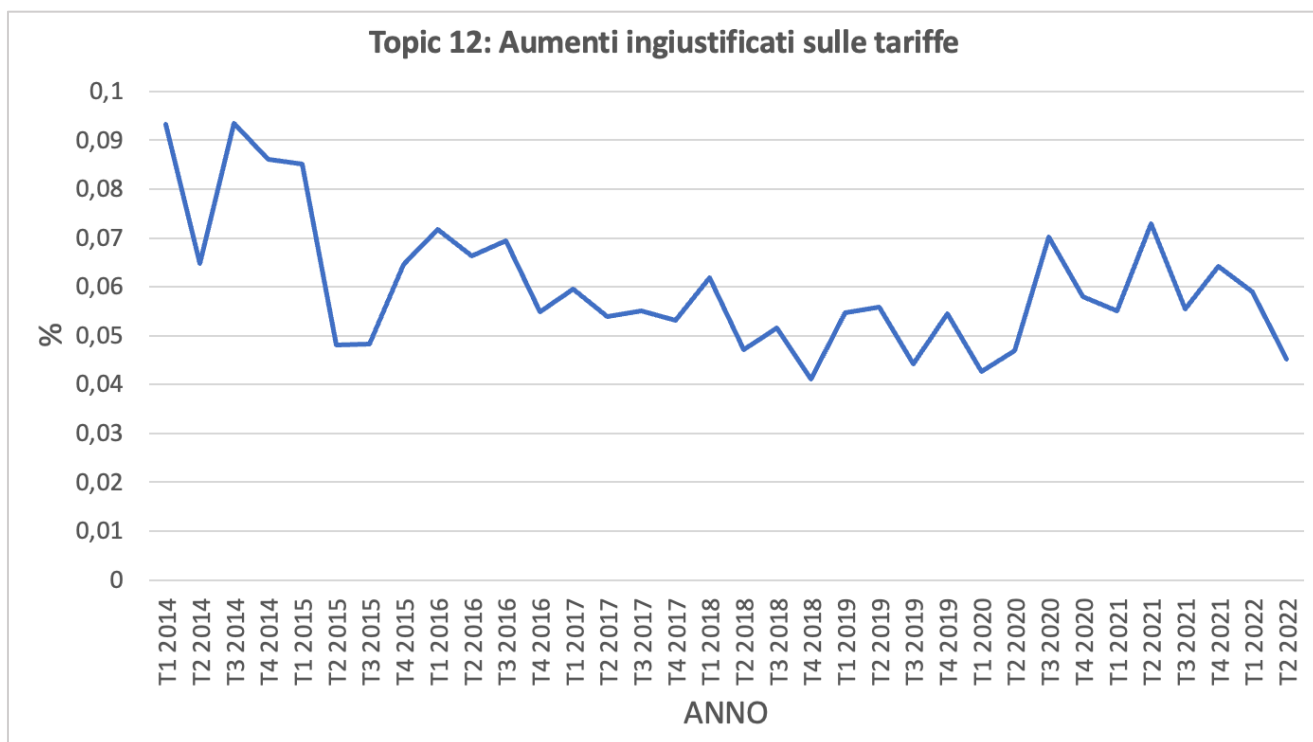




(C) IMTP DECRESCENTI







Per quanto riguarda l'andamento trimestrale dei topics dal 2014 al 2022, esso è, in linea generale, irregolare tra i trimestri, ma la categorizzazione complessiva, valutando esclusivamente il primo trimestre del 2014 ed il secondo del 2022, si compone come segue:

- A. Topics stazionari (figura 22A): rientrano in tale gruppo il topic 6 (addebiti extra non specificati), il topic 8 (difficoltà di accesso all'app), il topic 11 (lunghe attese per la corsa), il topic 16 (critiche al servizio clienti) ed il topic 17 (problemi disponibilità drivers e tariffe elevate).

- B. Topics crescenti (figura 22B): il topic 1 (problemi pagamento Uber), il topic 3 (problemi di prenotazione), il topic 5 (problemi funzionalità app), il topic 7 (problemi sul tariffario), il topic 9 (problemi di rimborso), il topic 13 (problema aggiunta metodo di pagamento) ed il topic 14 (problemi mappa e localizzazione app).
- C. Topics decrescenti (figura 22C): il topic 2 (frode ed addebiti non autorizzati), il topic 4 (affidabilità e convenienza), il topic 10 (problemi con i conducenti), il topic 12 (aumenti ingiustificati sulle tariffe) ed il topic 15 (cancellazioni/ritardi corse).

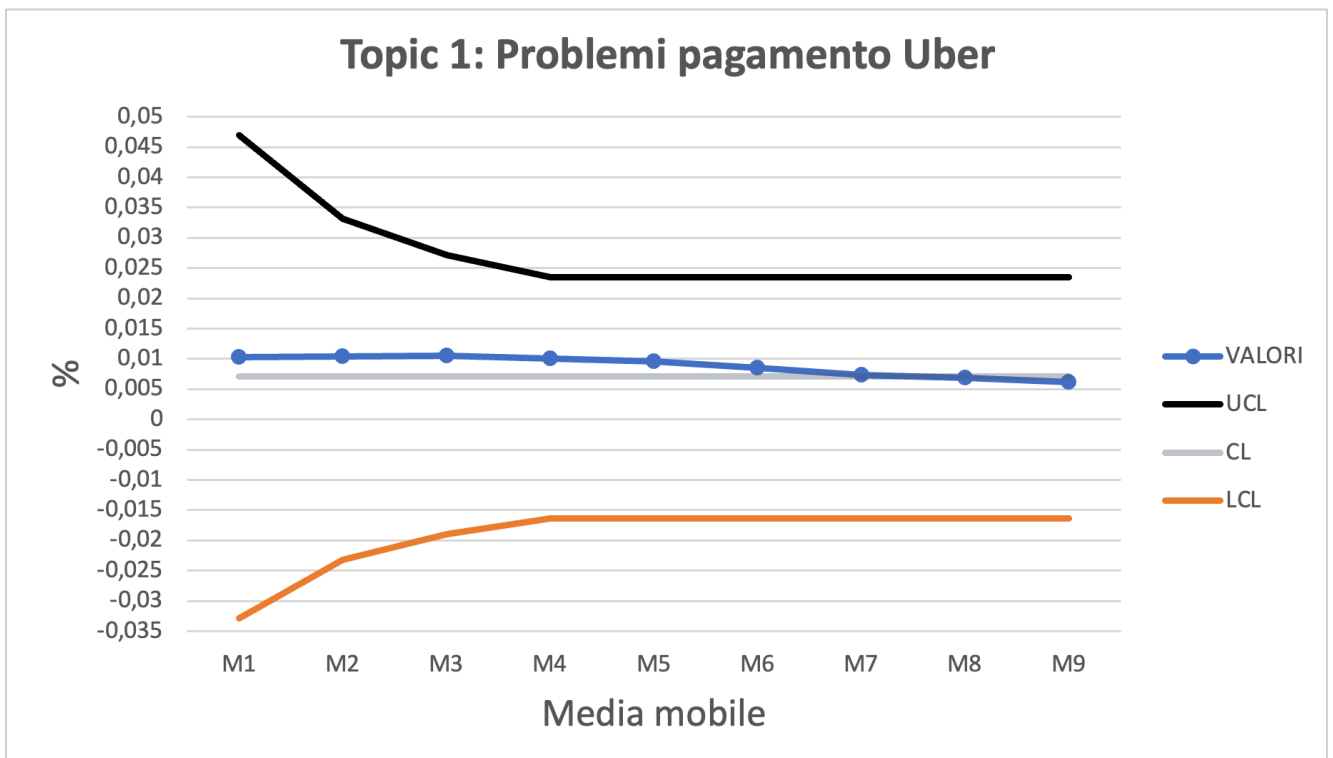
4.5.1 APPLICAZIONE DELLE CARTE DI CONTROLLO A MEDIA MOBILE SU IMTP

Nei paragrafi seguenti vi è l'applicazione delle formule presentate ai paragrafi 2.4.1 e 2.4.2 inerenti alle carte di controllo UWMA e EWMA; esse sono state calcolate a partire dagli IMTP annuali, semestrali e trimestrali graficati nel sottocapitolo 4.2.1.

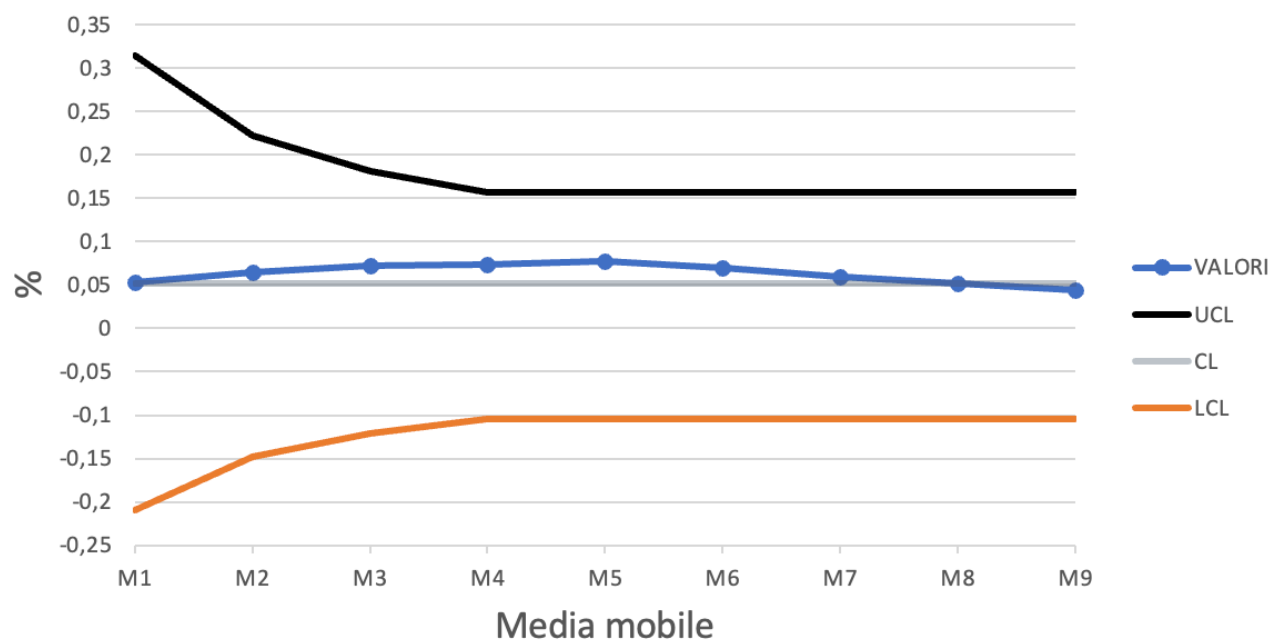
4.5.1.1 CARTE UWMA

La carta a media mobile uniforme UWMA è stata costruita utilizzando sottogruppi di numerosità pari a 4 ($W = 4$) ed applicando le formule precedentemente descritte. Di seguito, sono riportati i grafici scaturiti dalla costruzione delle carte di controllo UWMA su IMTP andando a considerare dapprima gli anni, poi i semestri e, infine, i trimestri.

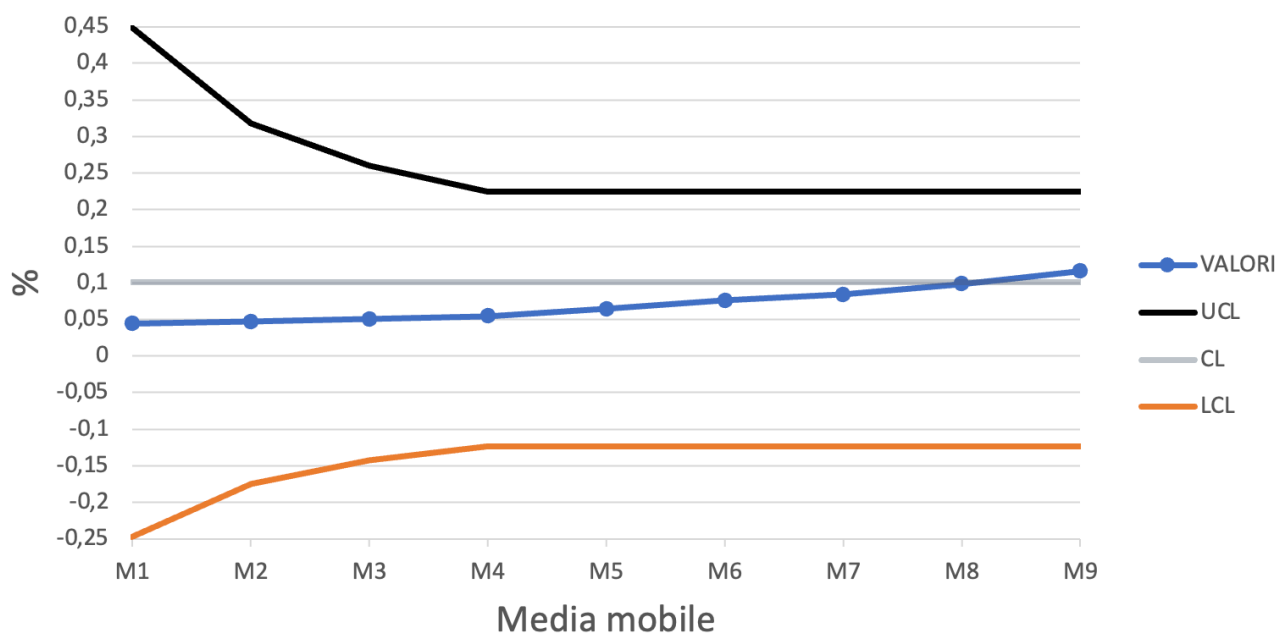
FIGURA 20 – Rappresentazione carte a media mobile UWMA su IMTP per anno dal 2014 al 2022; gli anni di riferimento sono indicati nel grafico da M1, M2, M3, M4, M5, M6, M7, M8, M9 (rispettivamente in ordine crescente dal 2014 al 2022) (Draft on Microsoft Excel). Dall'analisi dei grafici, si evince come i Topic 1, 10 e 15 risultino essere fuori controllo in quanto presentano sei punti consecutivi al di sopra del limite di controllo centrale; contrariamente i Topic 3, 5, 7, 11, 13, 14 risultano essere fuori controllo poiché presentano sei o più punti consecutivi al di sotto della linea centrale. Infine, i Topic 2, 4, 6, 8, 9, 12, 15, 16, 17 risultano essere in controllo.



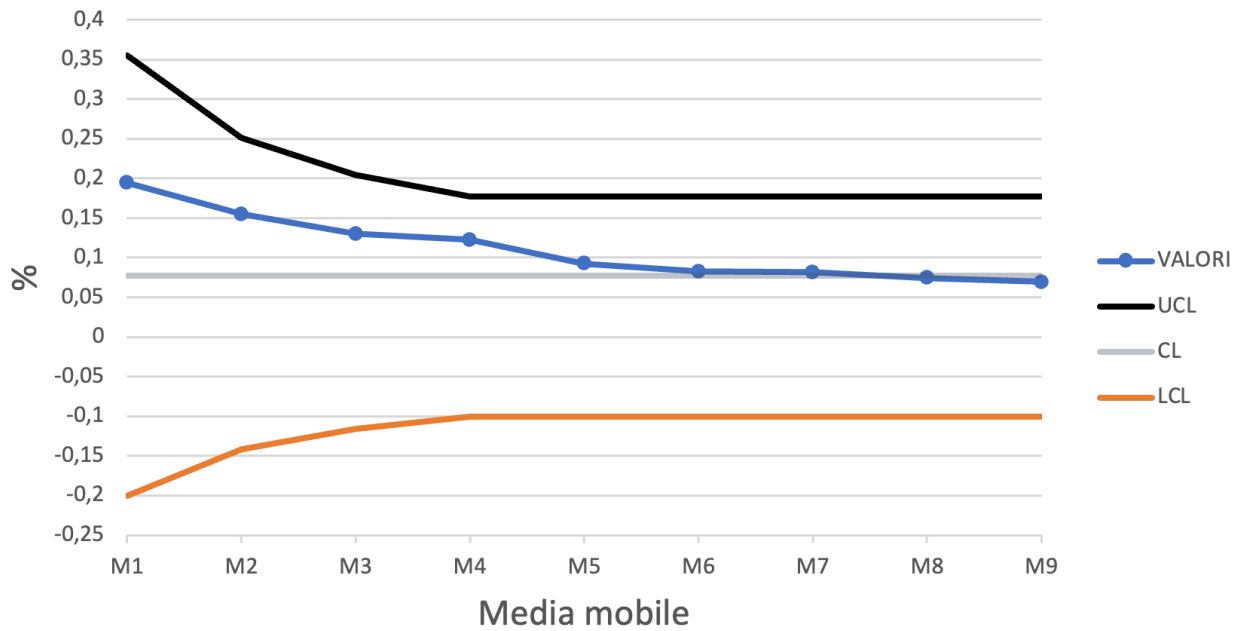
Topic 2: Frode ed addebiti non autorizzati



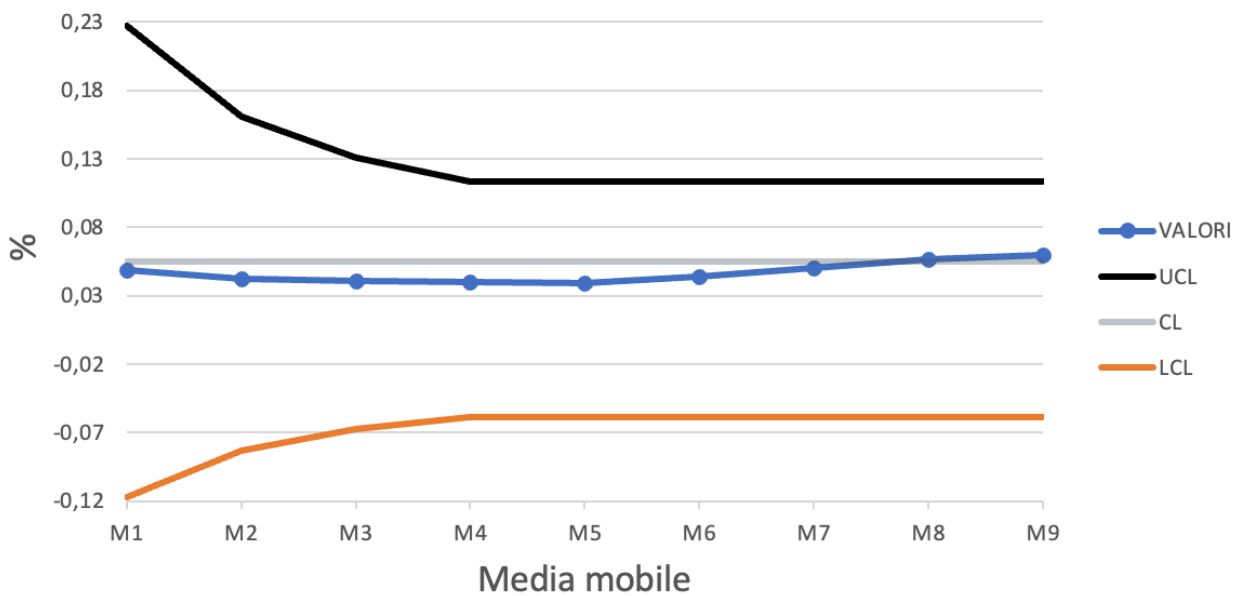
Topic 3: Problemi di prenotazione



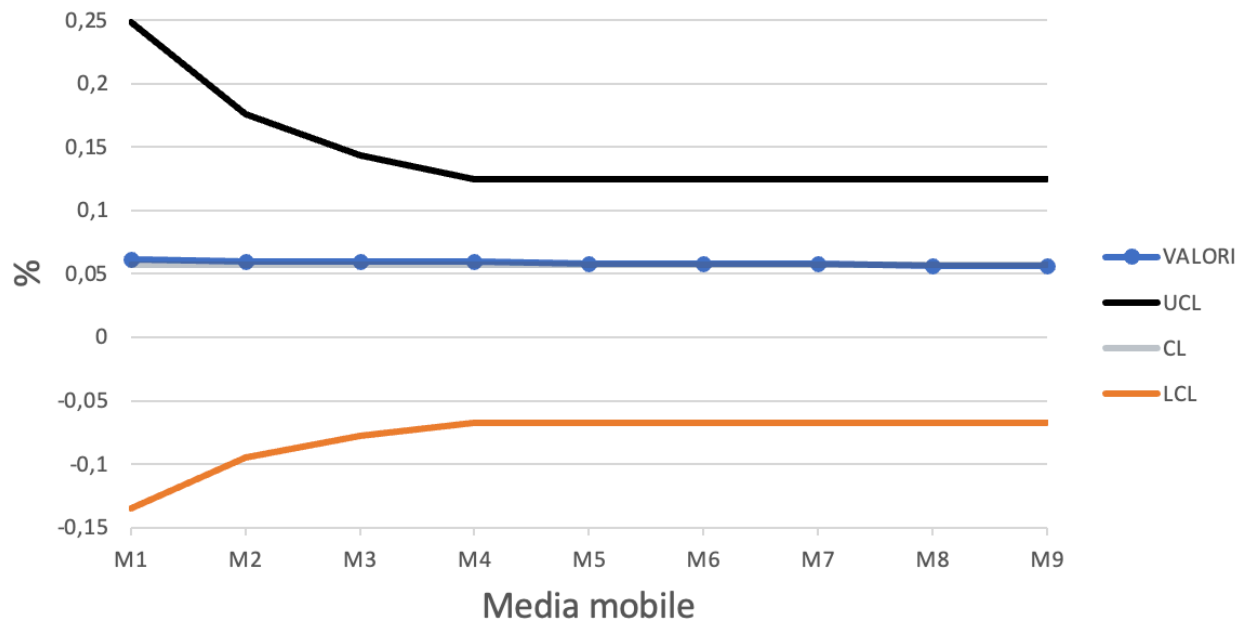
Topic 4: Affidabilità e convenienza



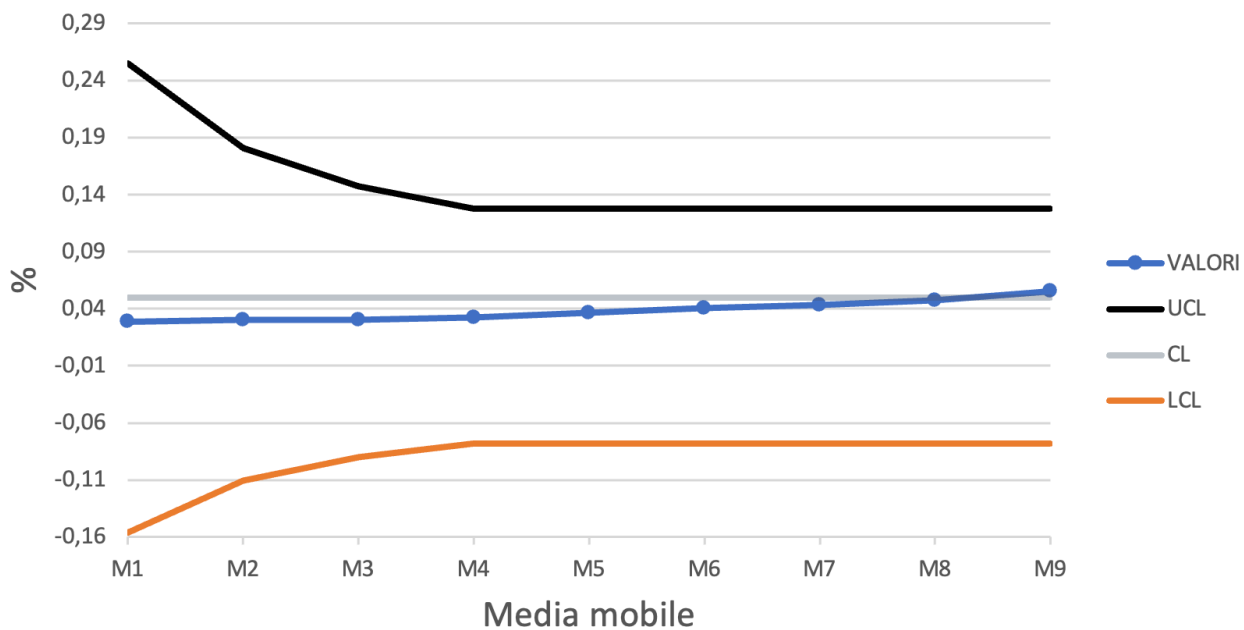
Topic 5: Problemi funzionalità app



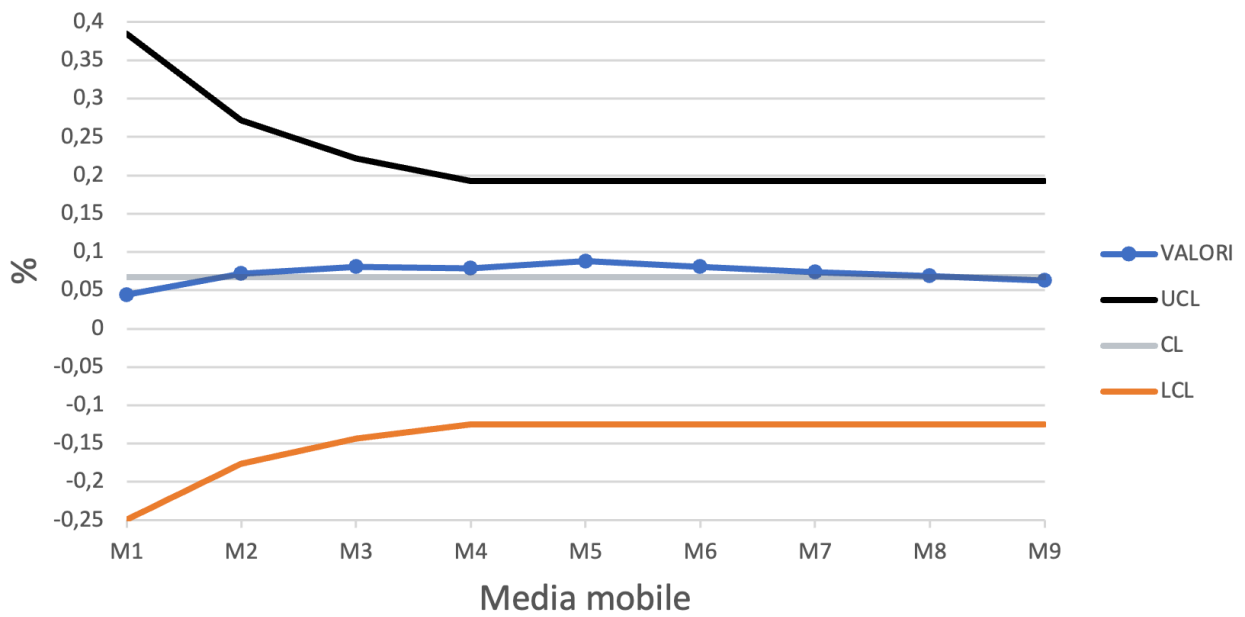
Topic 6: Addebiti extra non specificati



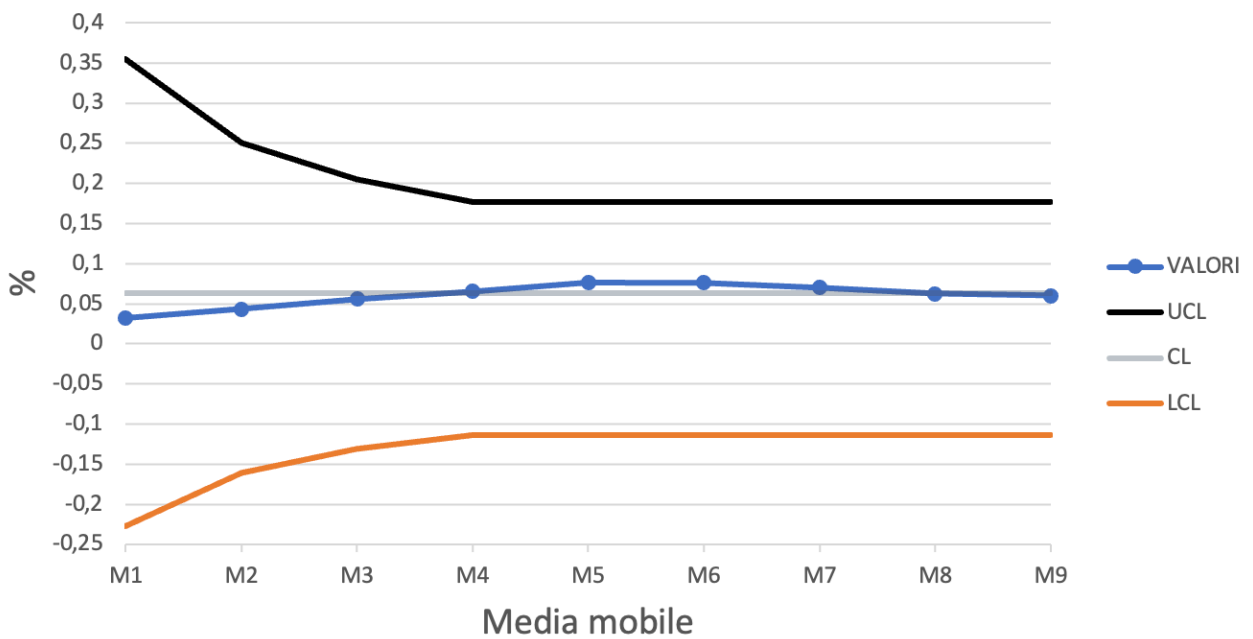
Topic 7: Problemi sul tariffario



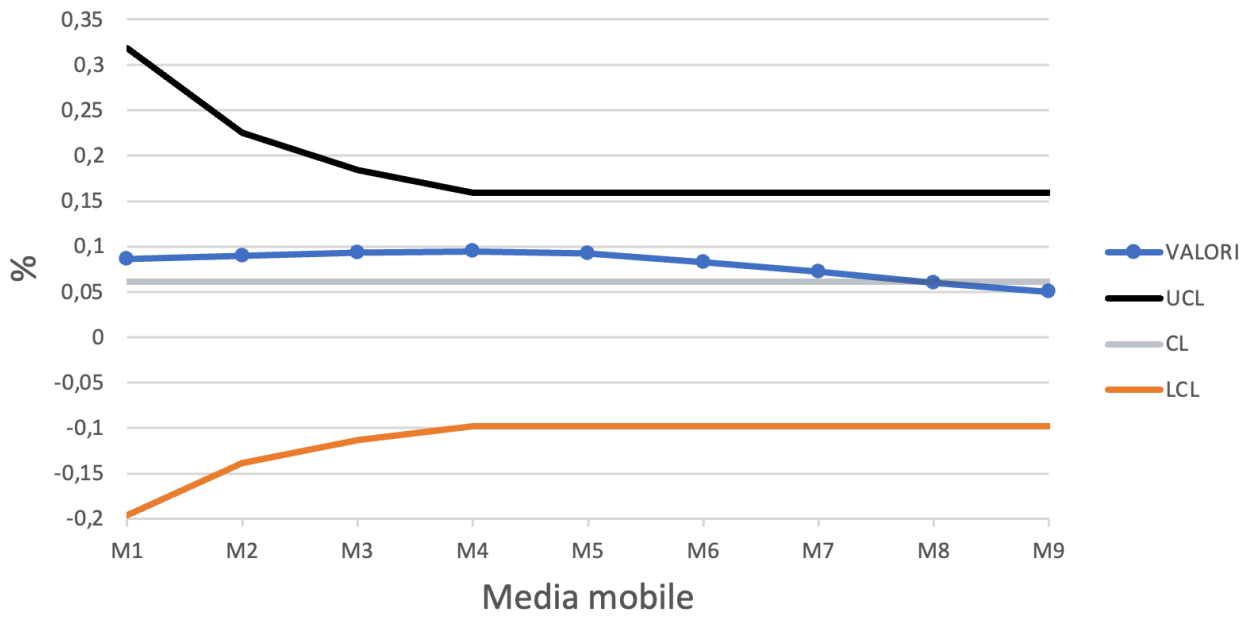
Topic 8: Difficoltà di accesso all'app



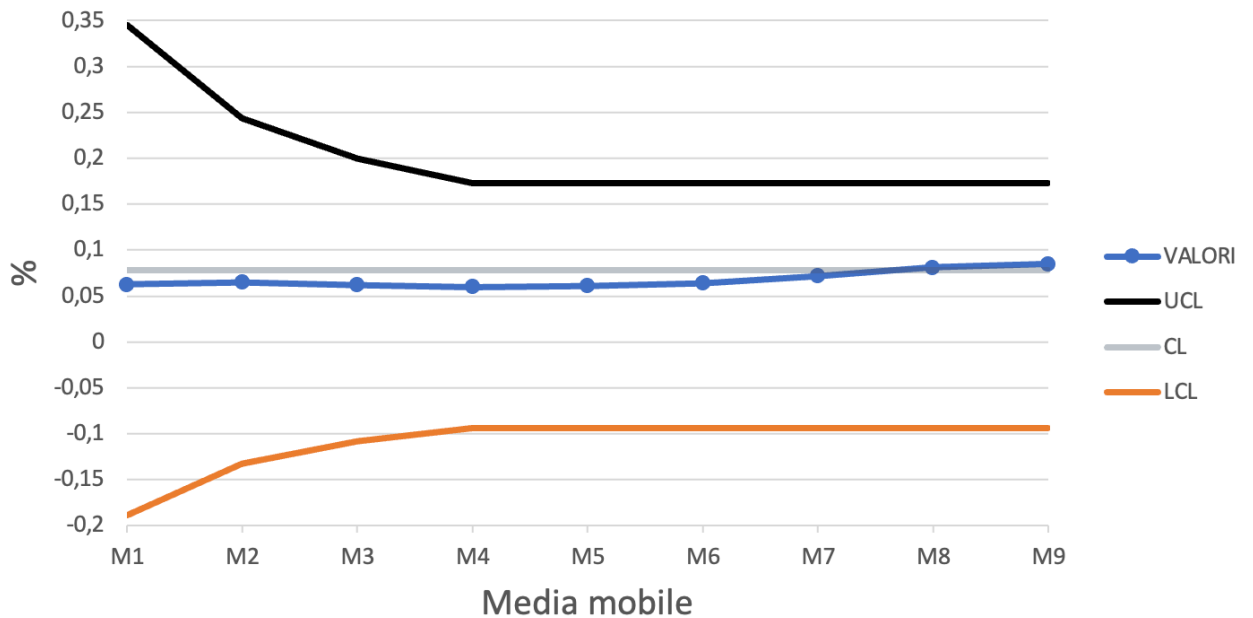
Topic 9: Problemi di rimborso



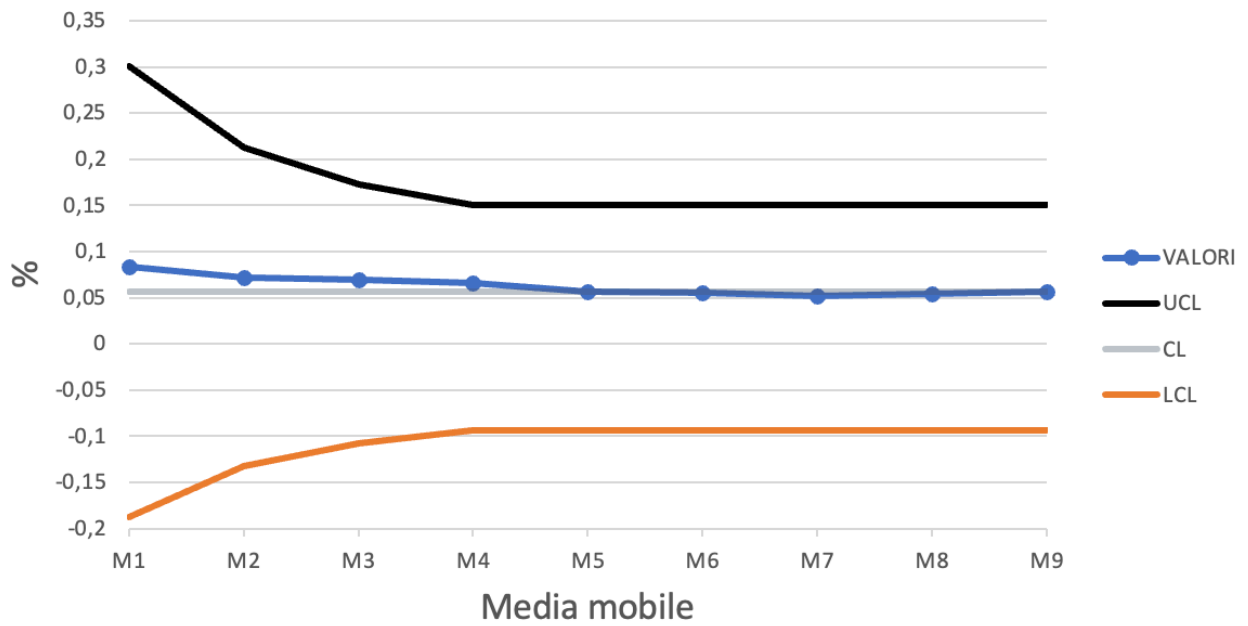
Topic 10: Problemi con i conducenti



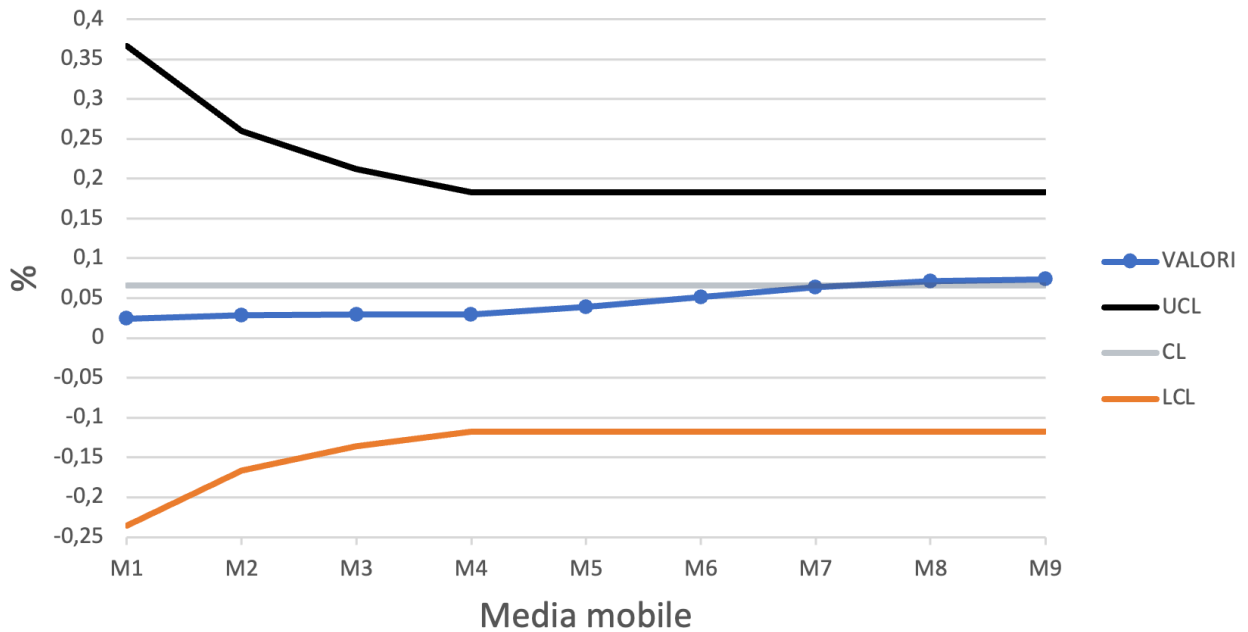
Topic 11: Lunghe attese per la corsa



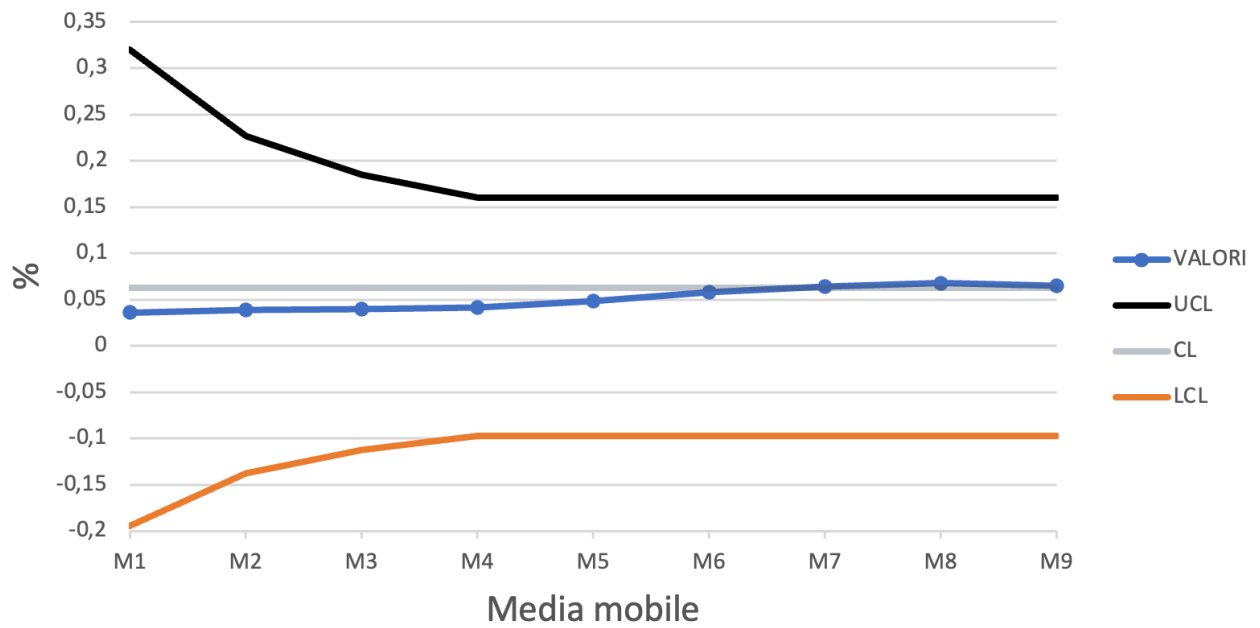
Topic 12: Aumenti ingiustificati sulle tariffe



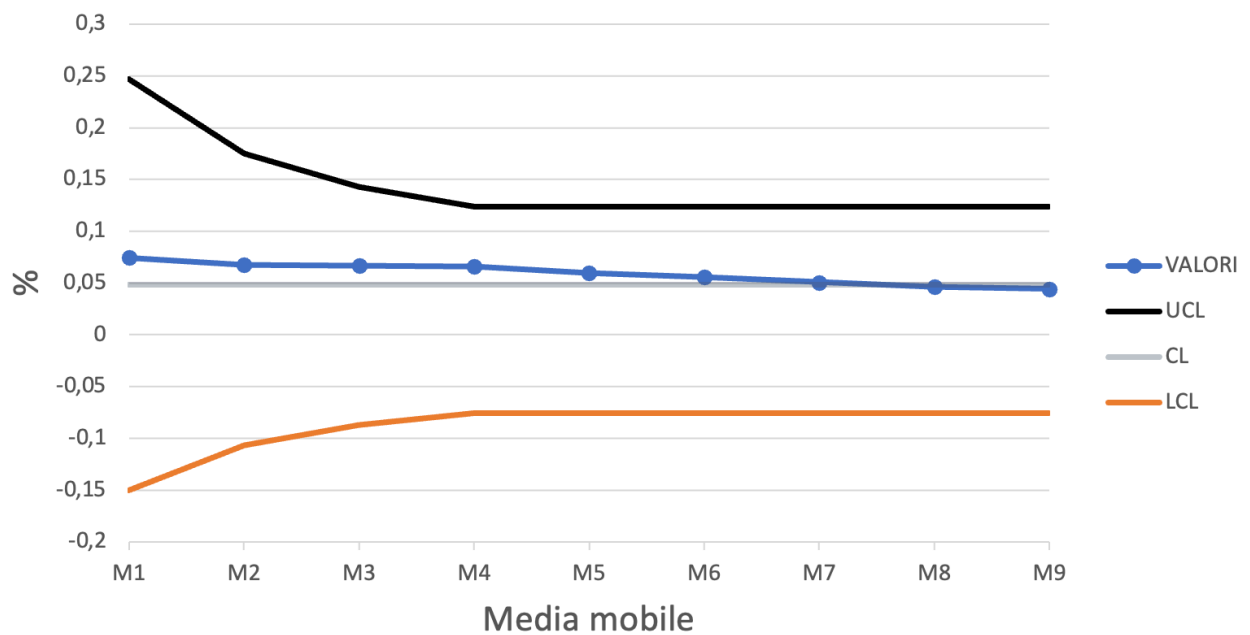
Topic 13: Problema aggiunta metodo di pagamento



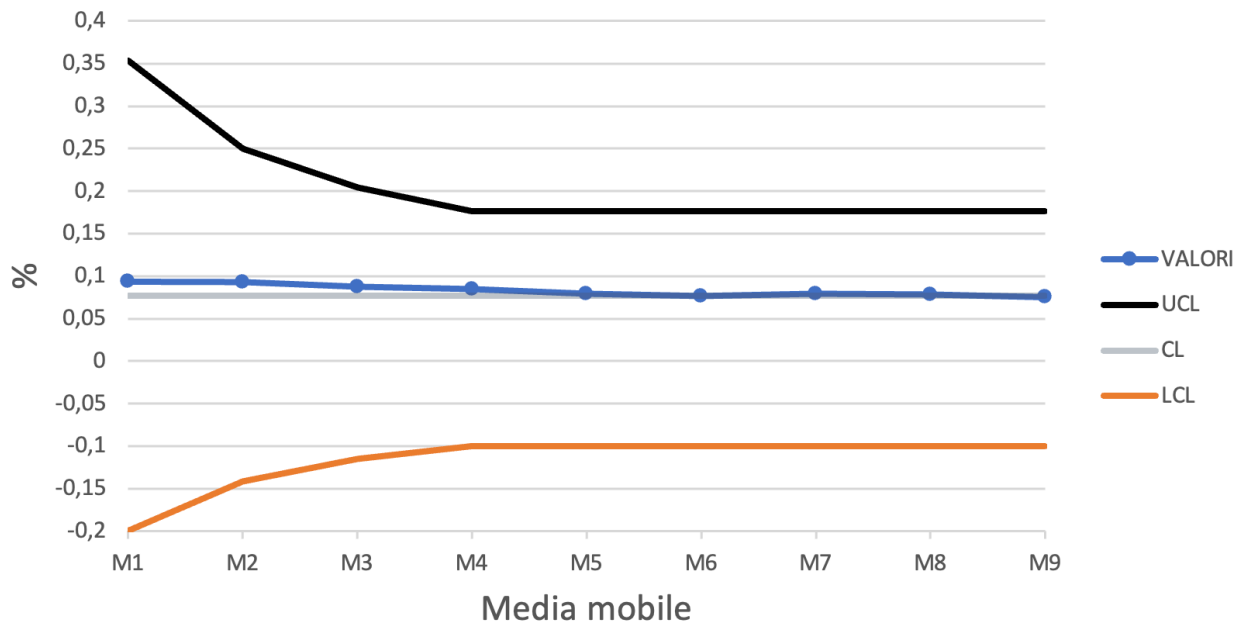
Topic 14: Problemi mappa e localizzazione app



Topic 15: Cancellazioni/ritardi corse



Topic 16: Critiche al servizio clienti



Topic 17: Problemi disponibilità drivers e tariffe elevate

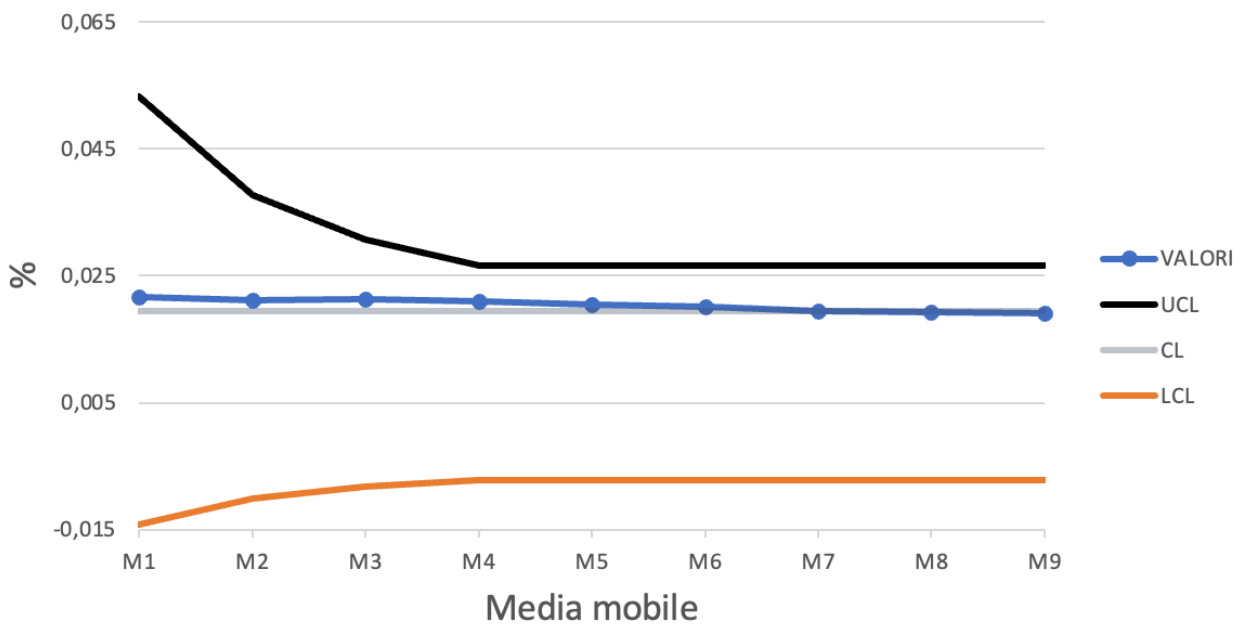
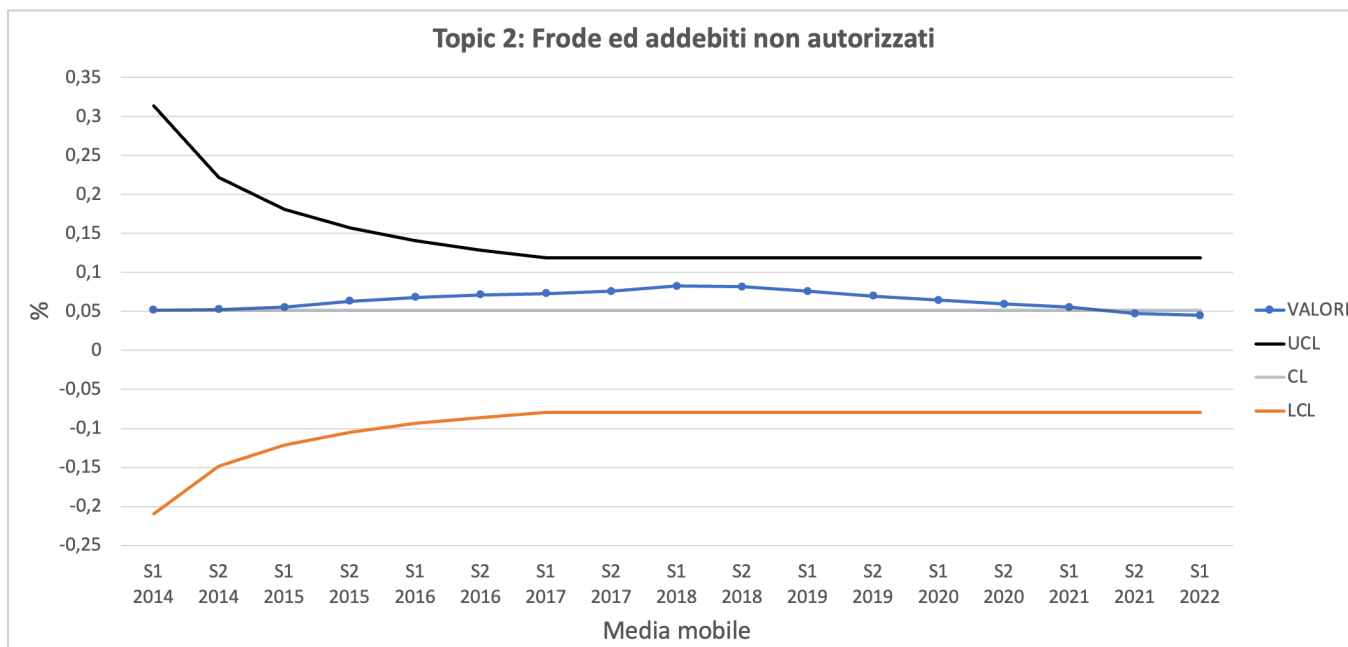
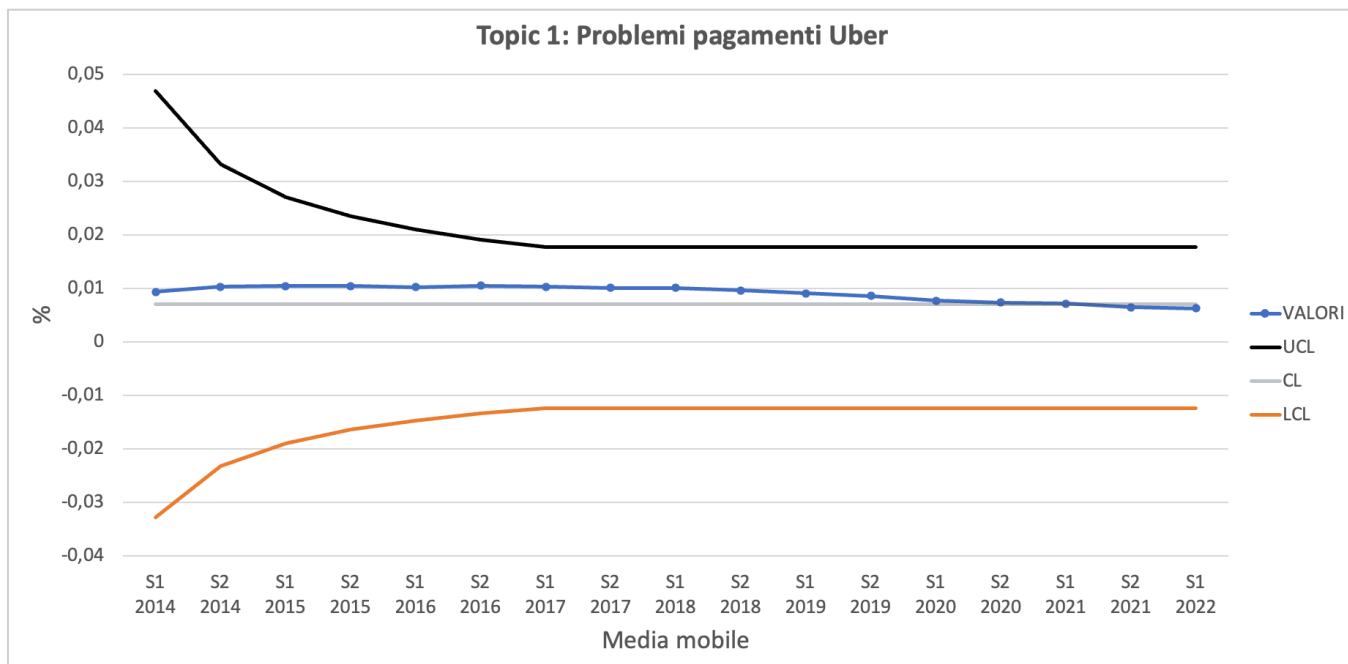
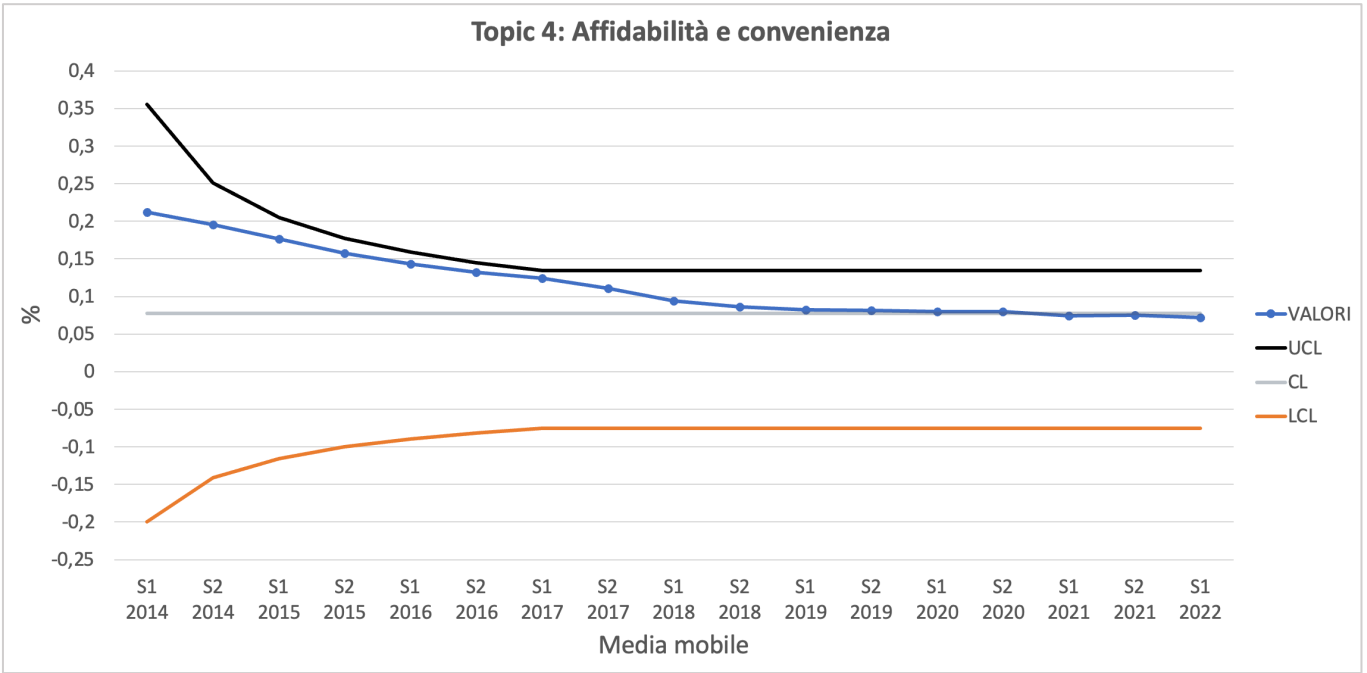
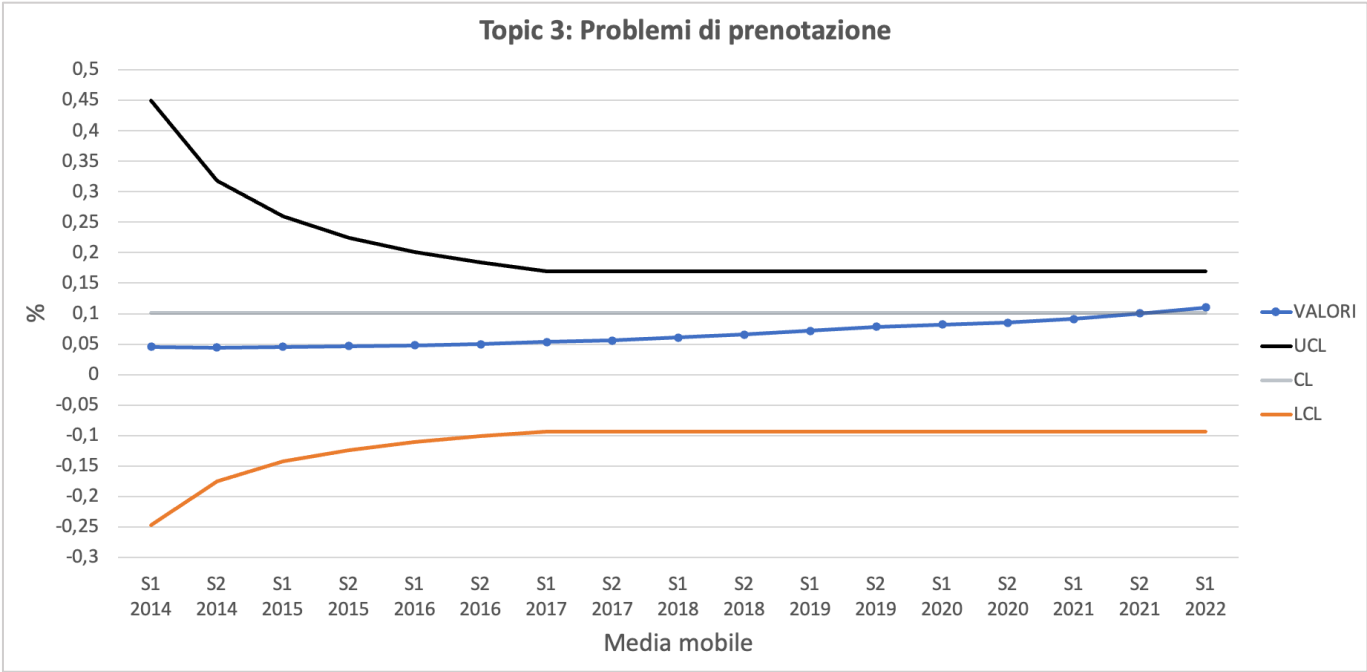
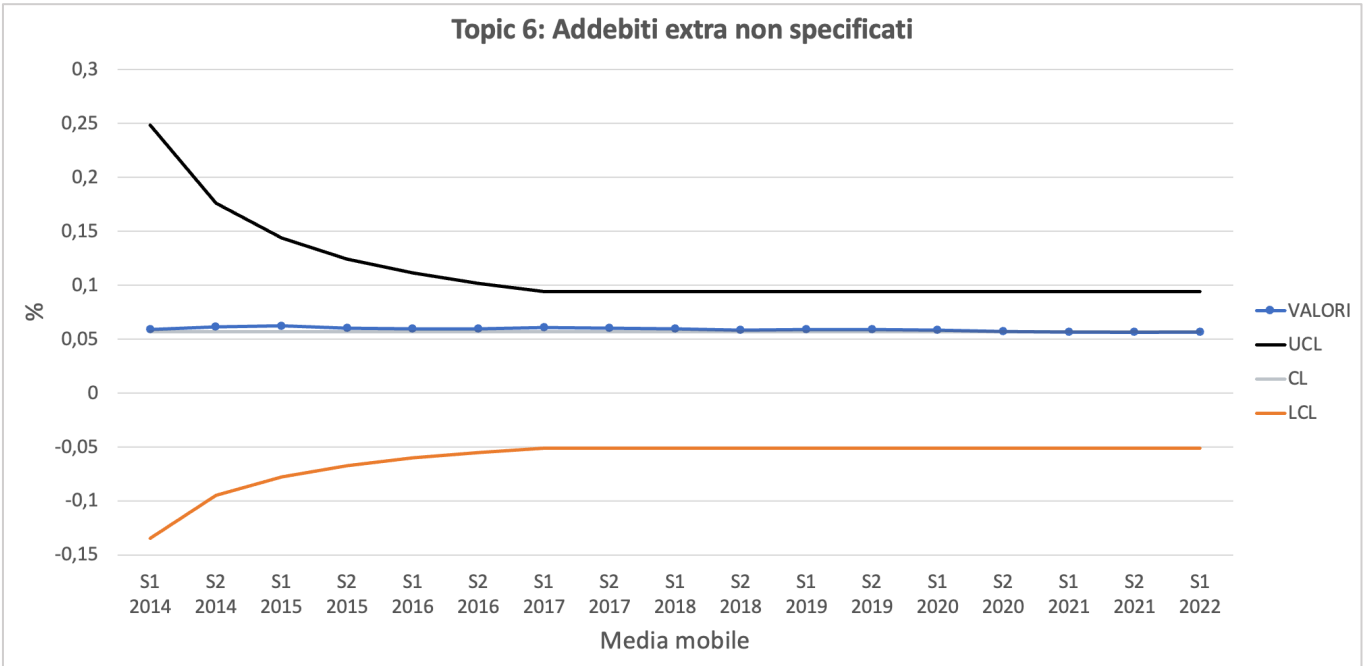
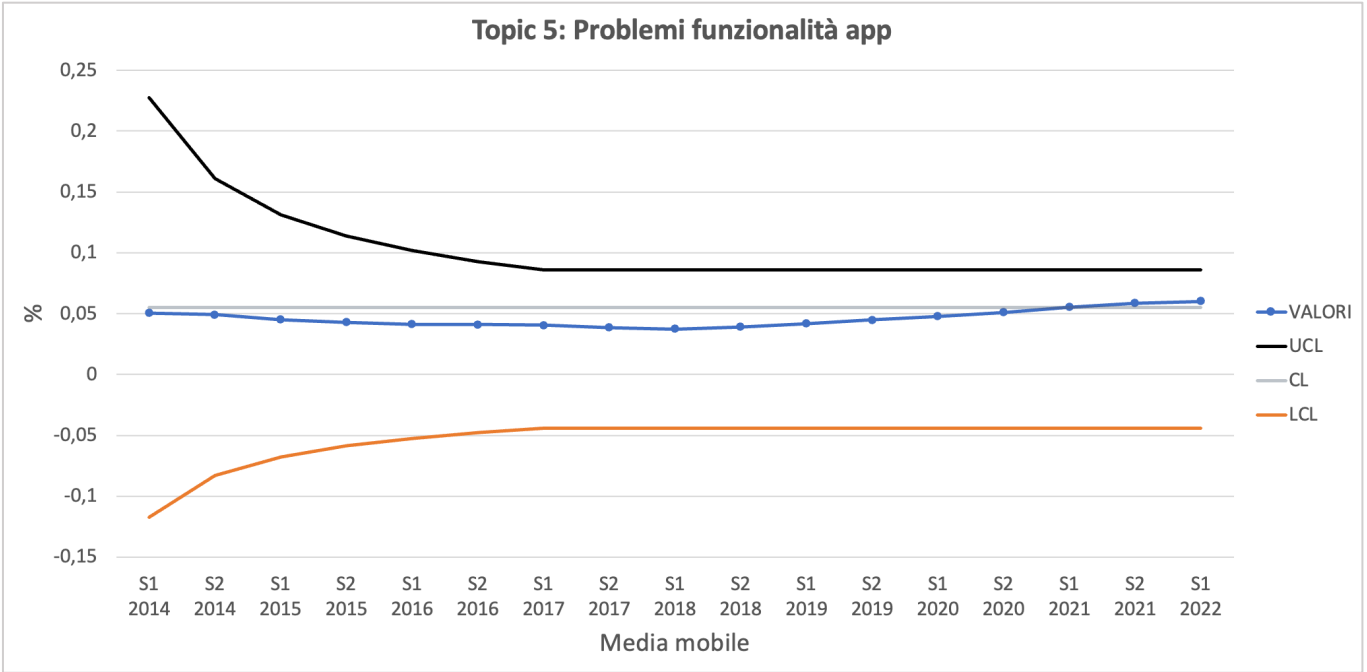
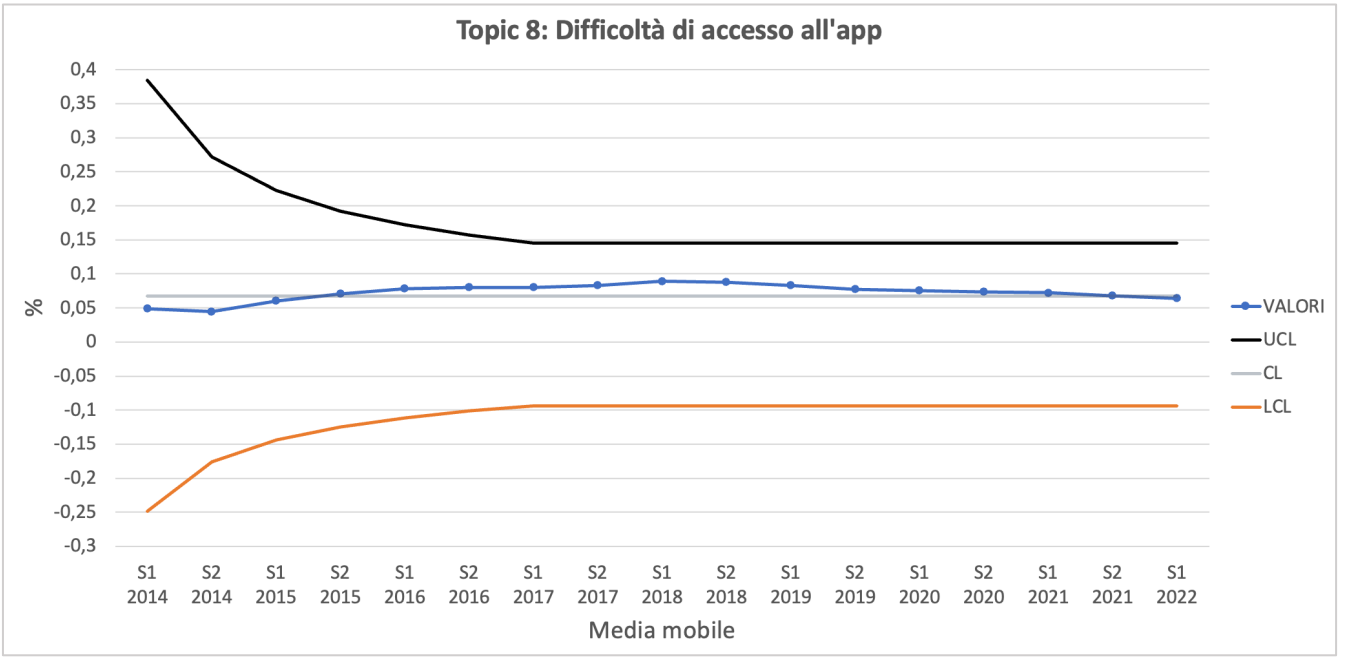
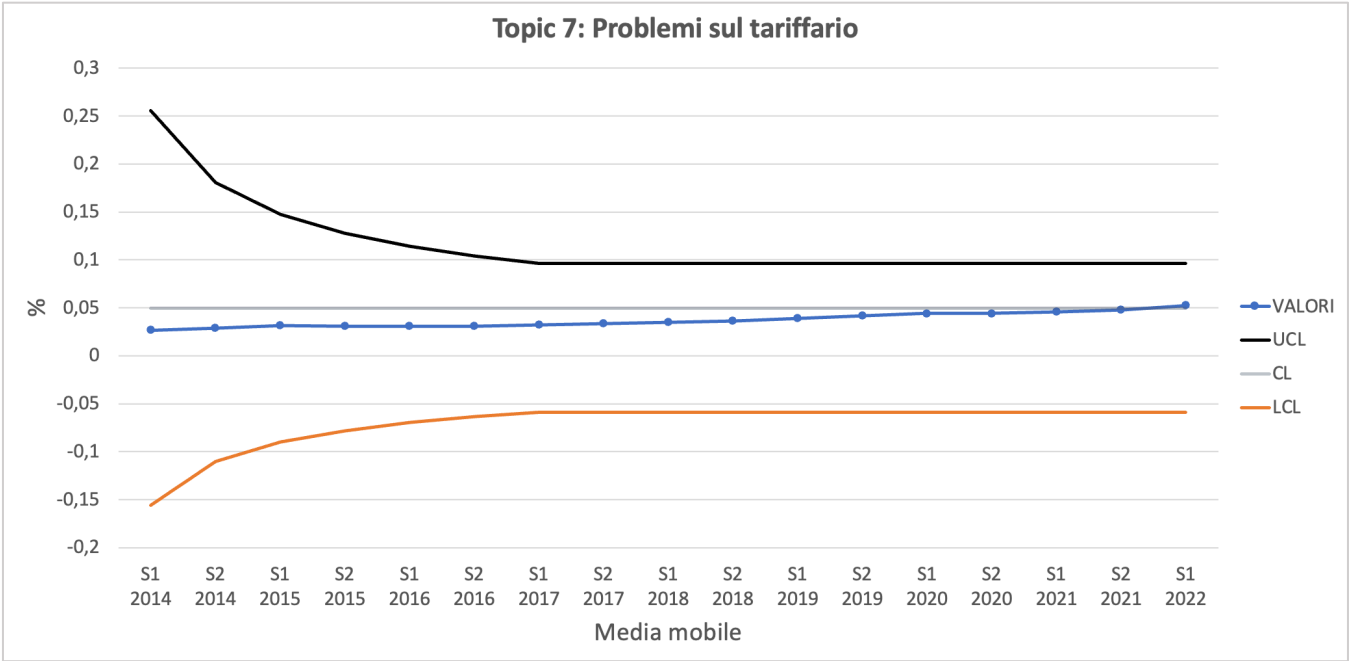


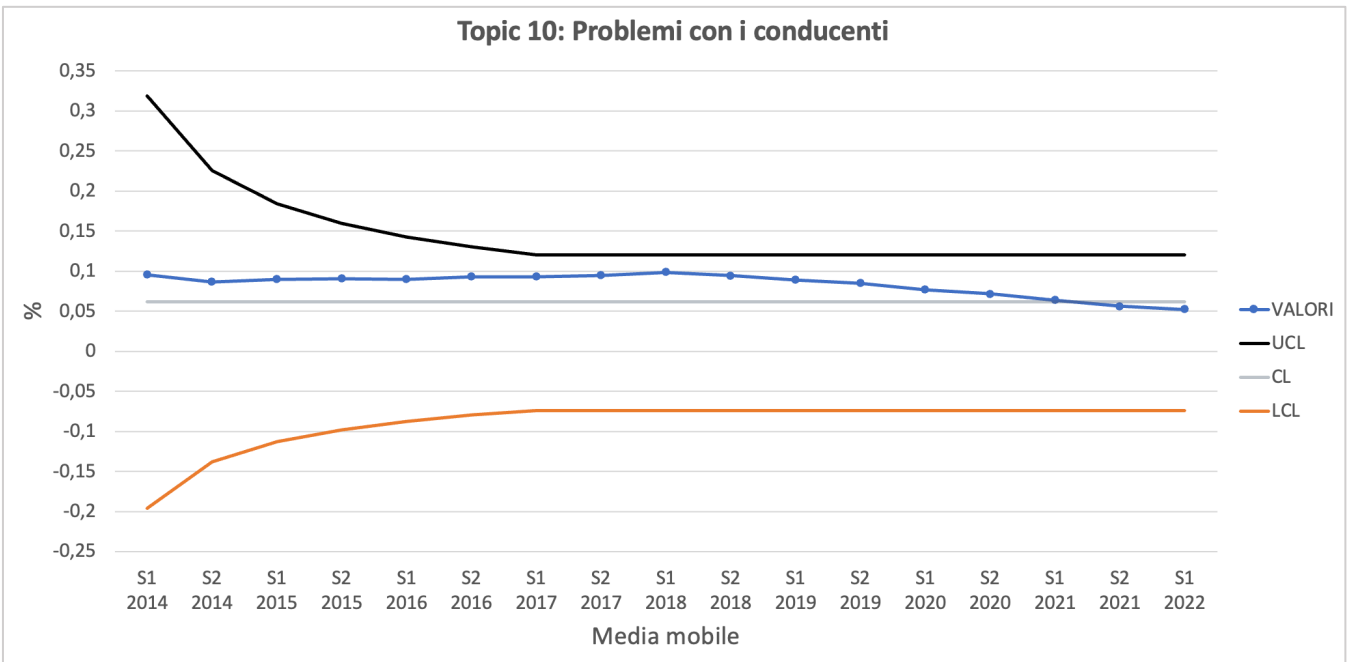
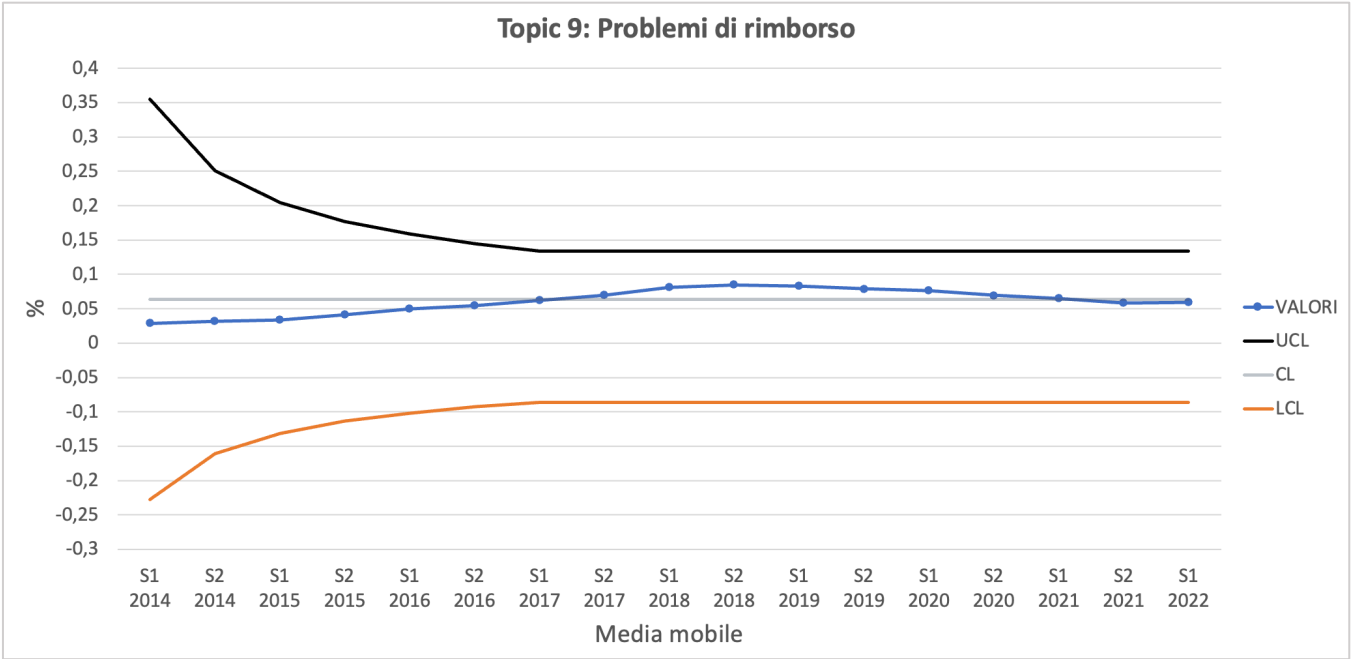
FIGURA 21 – Rappresentazione carte a media mobile UWMA su IMTP per semestre dal 2014 al 2022 (Draft on Microsoft Excel). Dall'esamina dei grafici, i Topic 1, 2, 4, 10, 12, 15, 16 risultano essere fuori controllo in quanto presentano sei o più punti consecutivi al di sopra il limite di controllo centrale, mentre i Topic 3, 5, 7, 11, 13, 14 risultano essere fuori controllo poiché caratterizzati da sei o più punti consecutivi al di sotto il limite di controllo centrale. Il Topic 17 è fuori controllo poiché tre punti del grafico si trovano al di fuori del limite di controllo superiore: esso, andando a considerare gli anni (figura 23), risultava essere in controllo e, tale discrepanza, deriva dal fatto che la carta di controllo UWMA utilizza una media mobile pesata la cui sensibilità al cambiamento dipende dalla finestra temporale scelta. Pertanto, una carta di controllo annuale, presenta un intervallo di tempo doppio rispetto a quello considerato nelle carte di controllo semestrali e, dunque, è meno probabile che un singolo punti superi i limiti controllo superiore ed inferiore. Infine, i Topic 6, 8, 9 risultano essere in controllo.

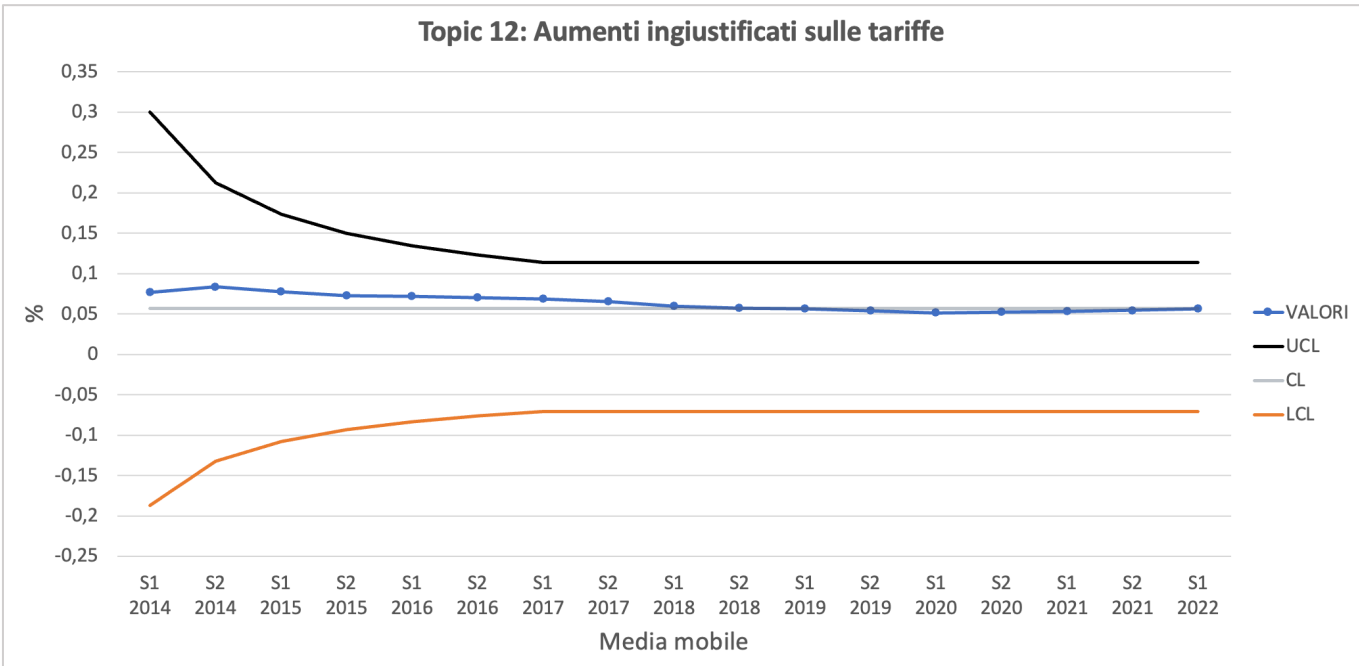
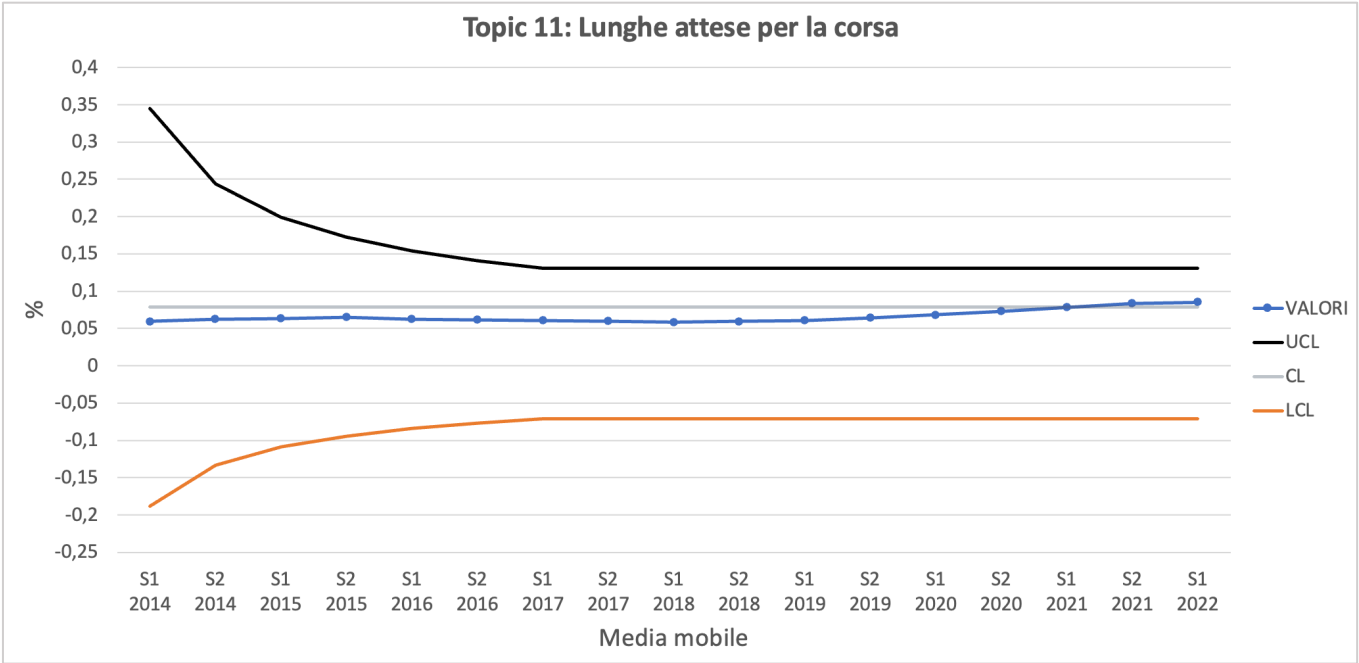


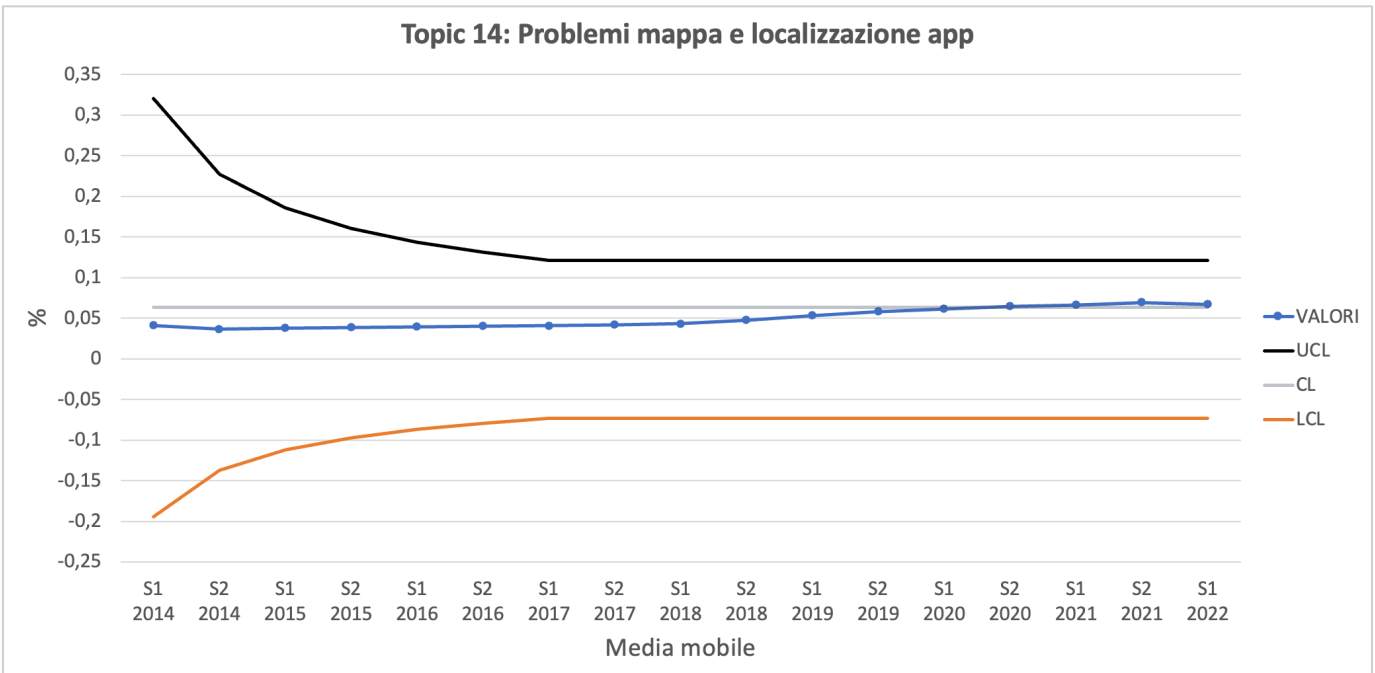
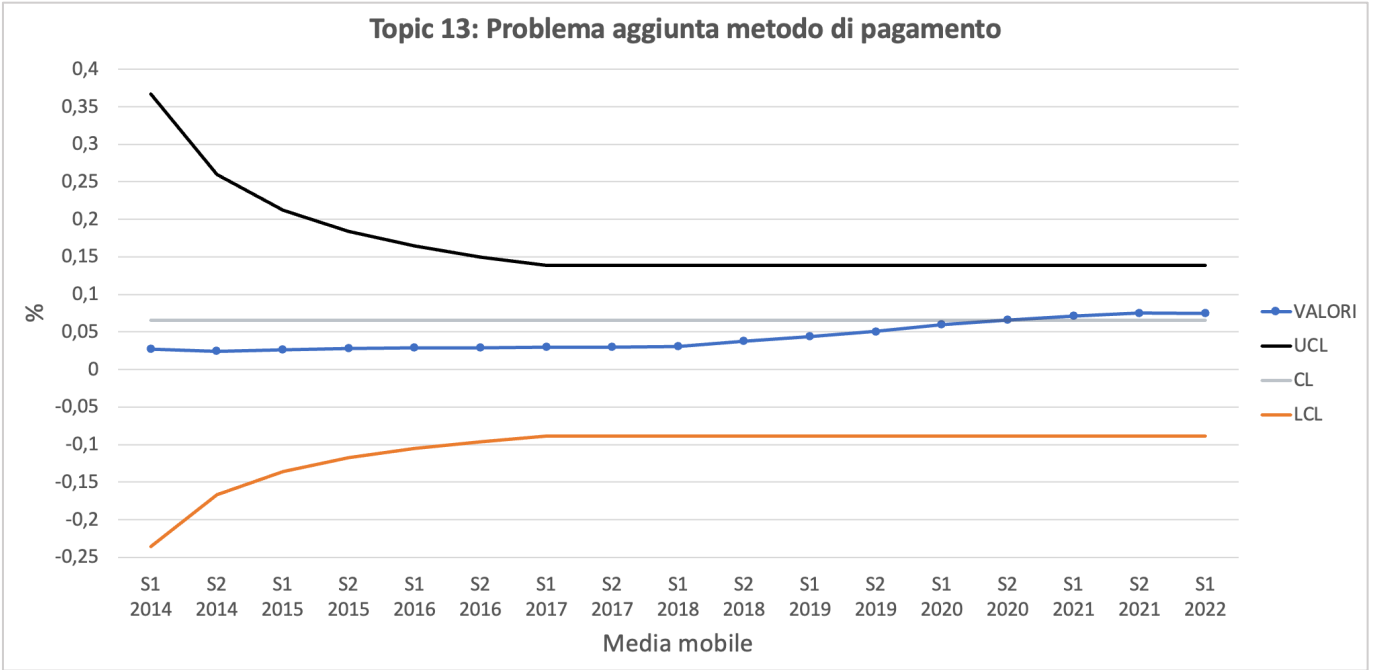




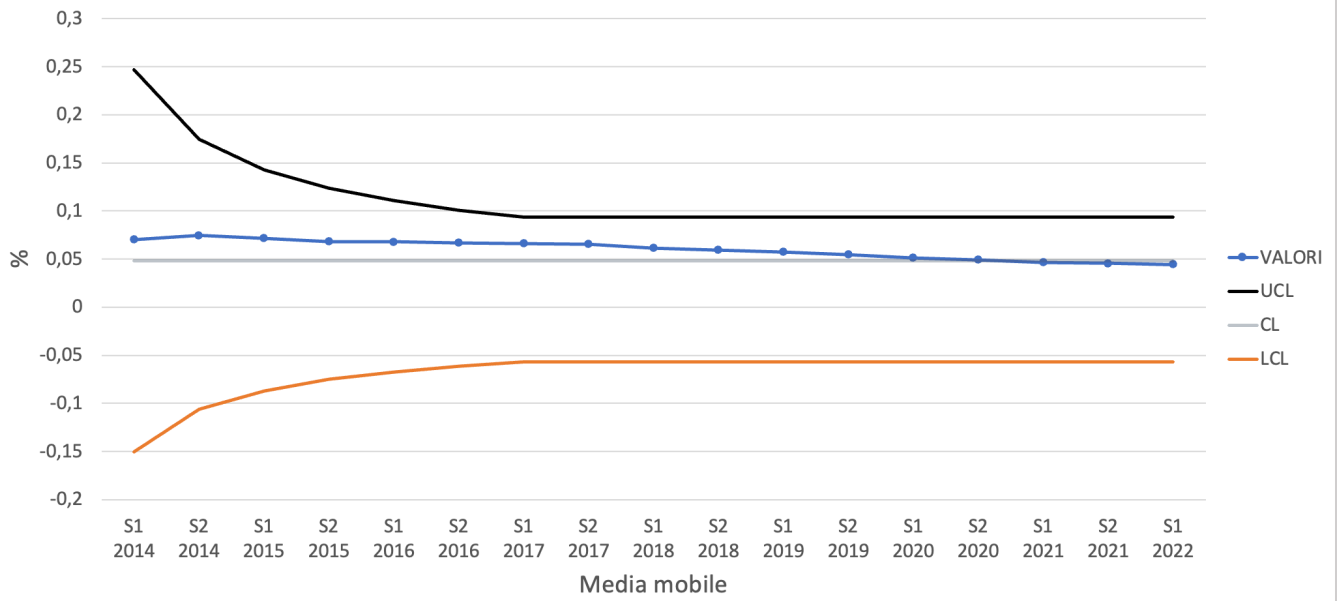




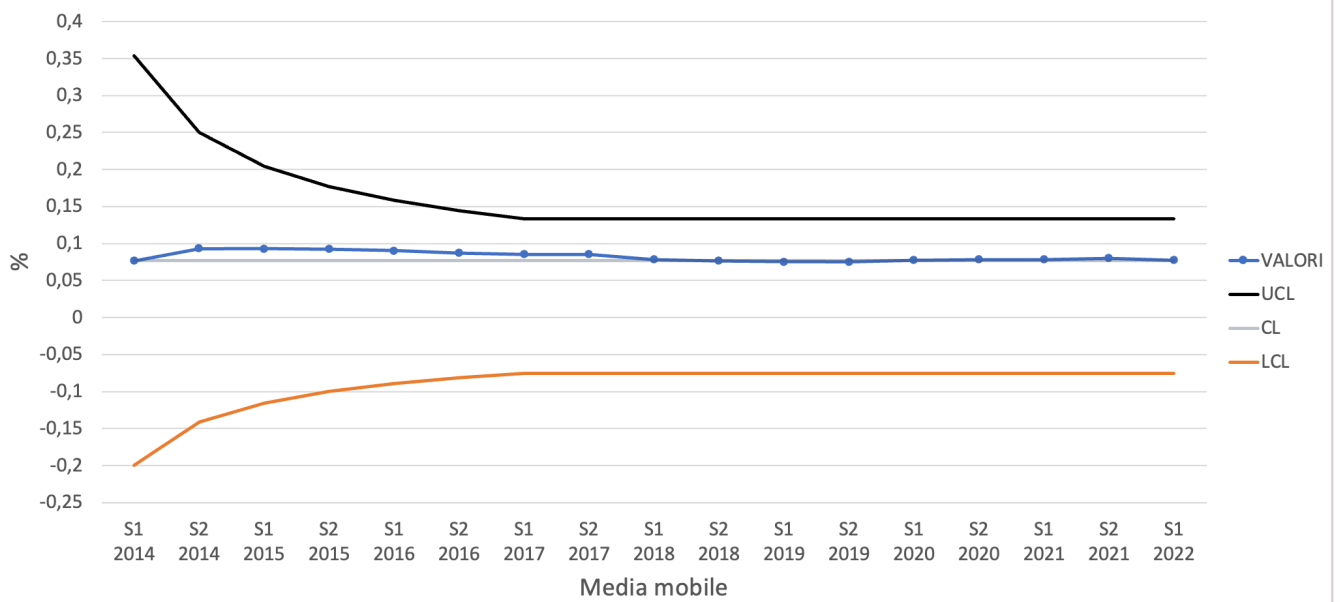




Topic 15: Cancellazioni/ritardi corse



Topic 16: Critiche al servizio clienti



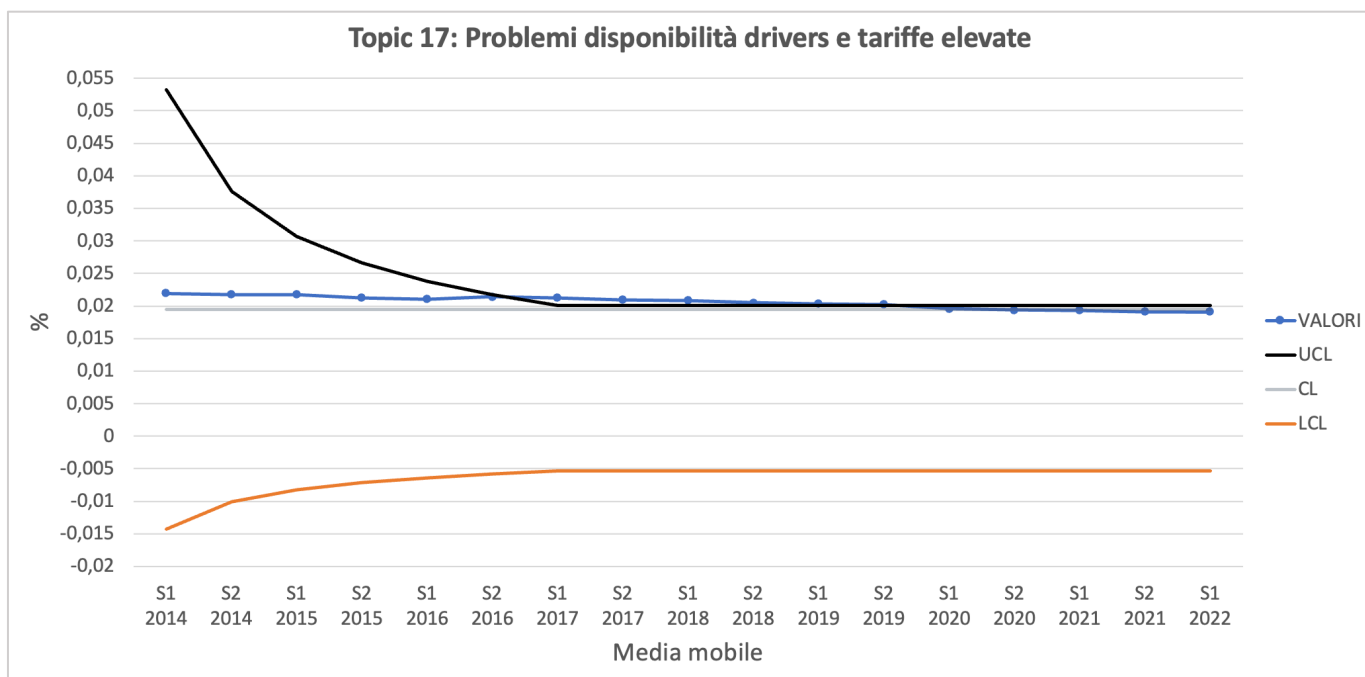
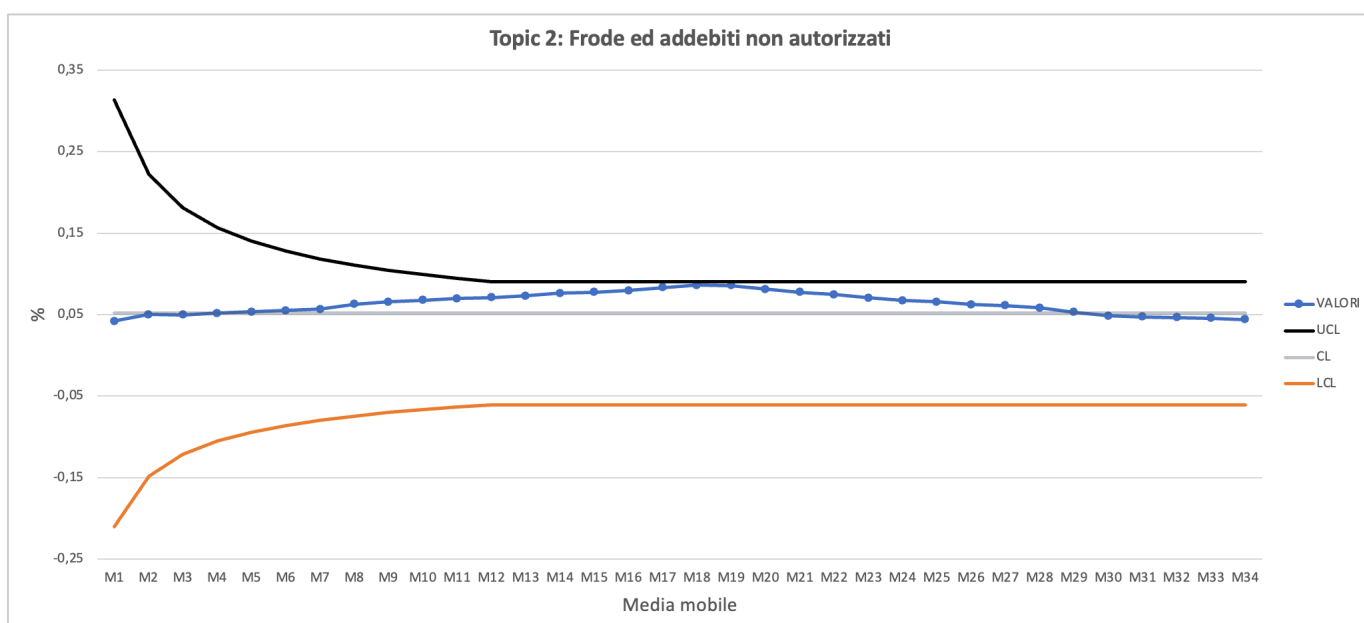
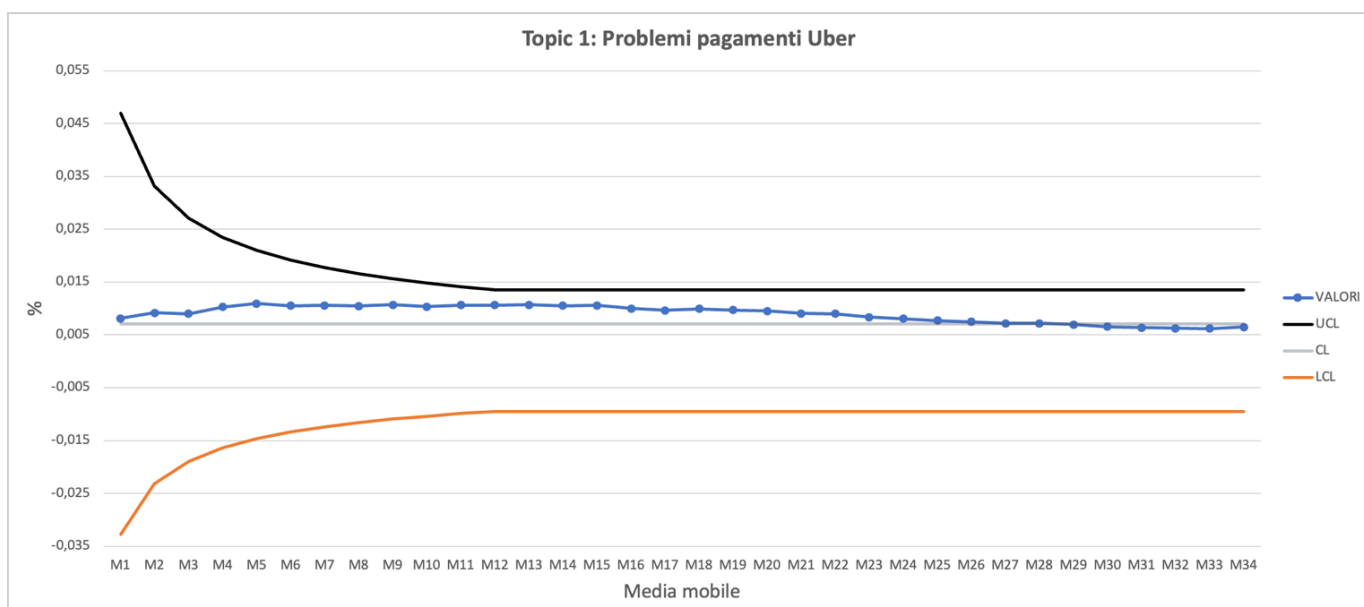


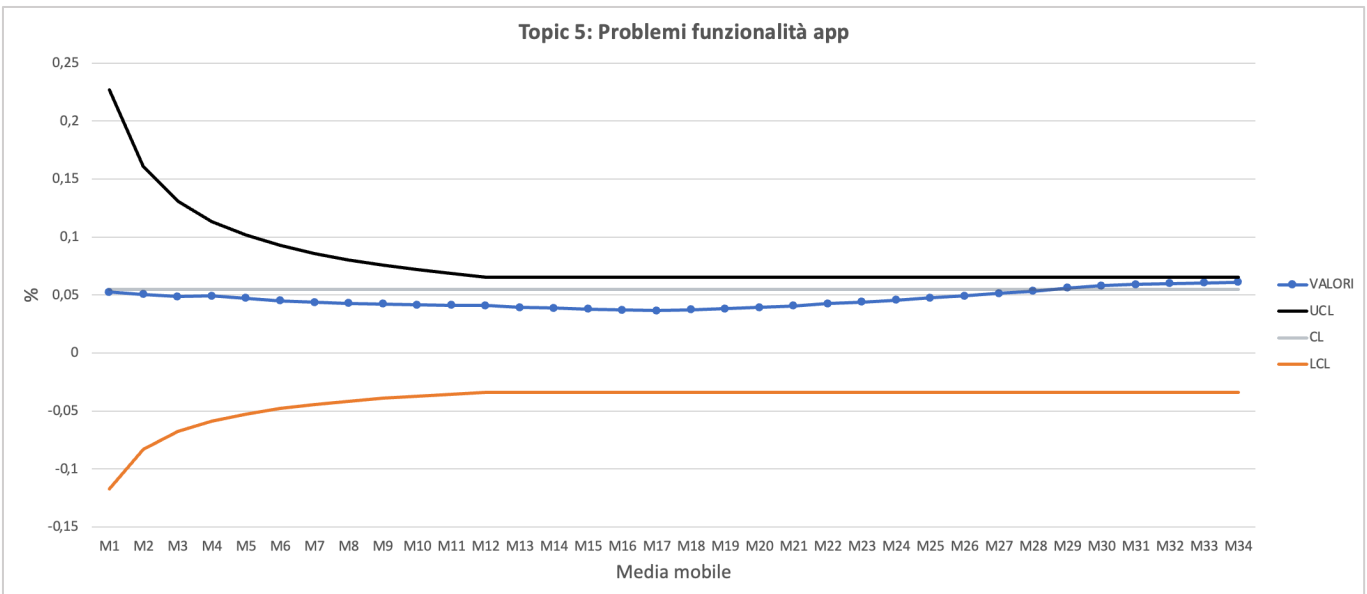
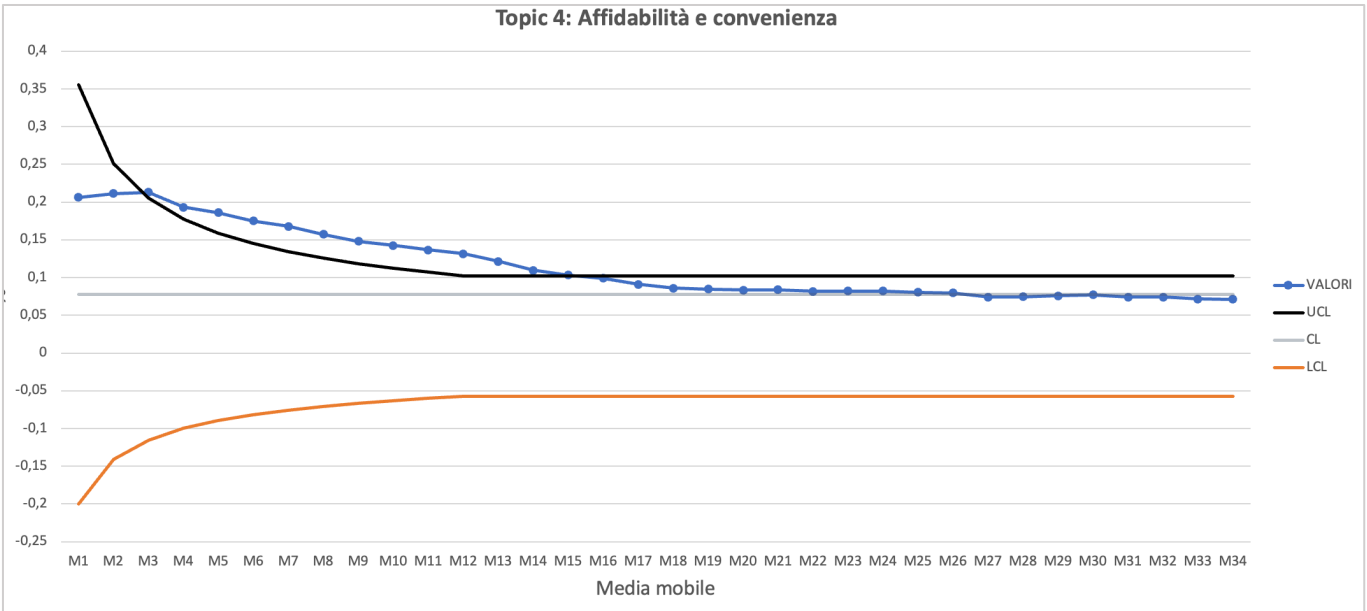
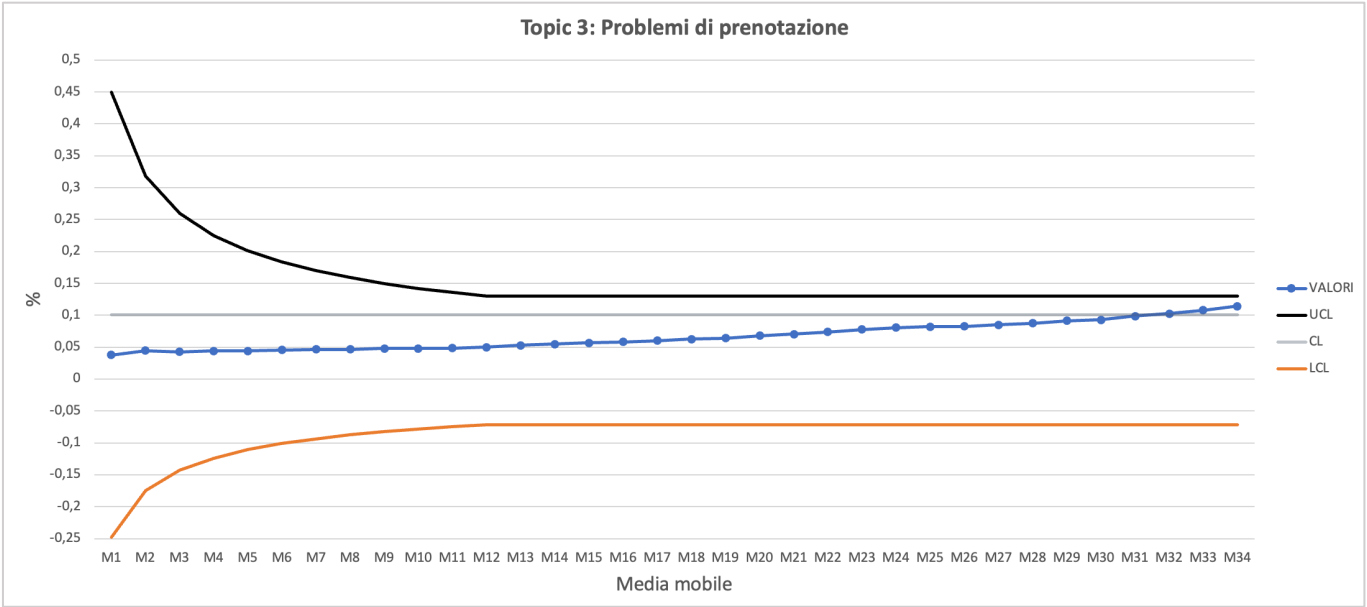
FIGURA 22 – Rappresentazione carte a media mobile UWMA su IMTP per trimestre dal 2014 al 2022; di seguito, è riportata una legenda per indicare la correlazione tra le M ed i trimestri considerati (Draft on Microsoft Excel). Dall'analisi dei grafici, tutti i Topics, eccetto il numero 6, risultano essere fuori controllo: in particolare, i Topic 1, 2, 8, 15, 16 presentano sei o più punti consecutivi al di sopra il limite di controllo centrale; i Topic 3, 5, 7, 9, 11, 13, 14 presentano sei o più punti consecutivi al di sotto il limite di controllo centrale; infine, i Topic 4, 10, 17 presentano alcuni punti che fuoriescono dal limite di controllo superiore. Quest'ultimo avvenimento deriva dal fatto che una carta di controllo trimestrale considera un intervallo di tempo più breve rispetto a quella semestrale ed annuale e, pertanto, è più sensibile alle variazioni di breve periodo.

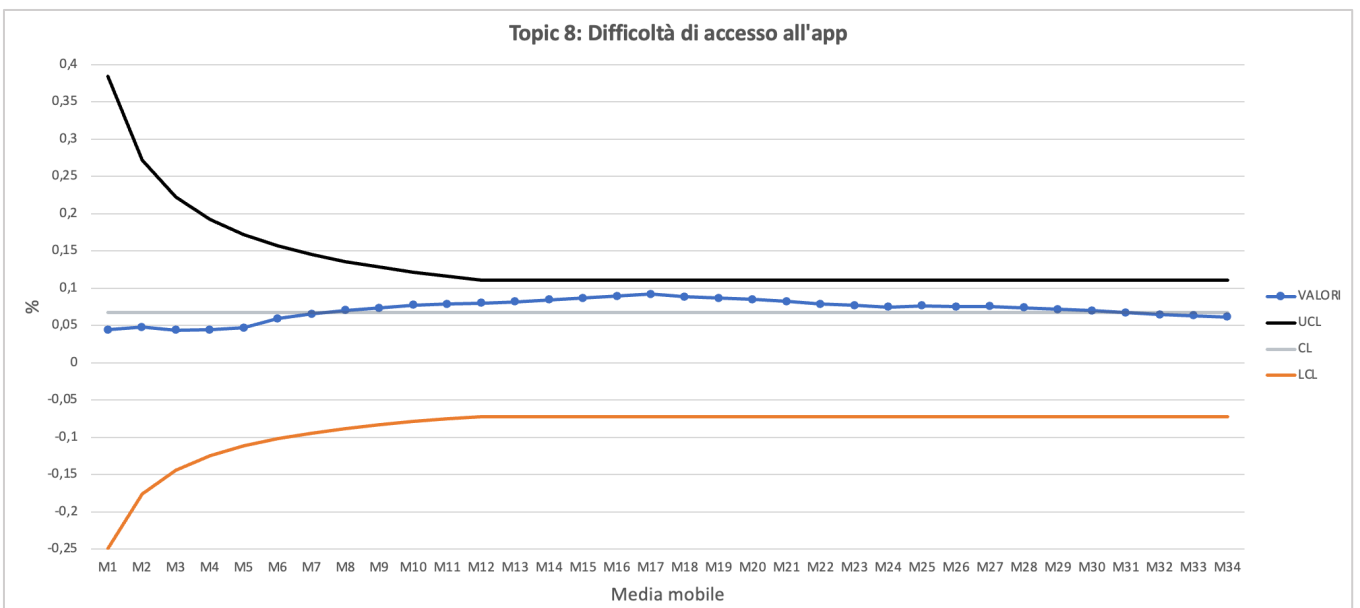
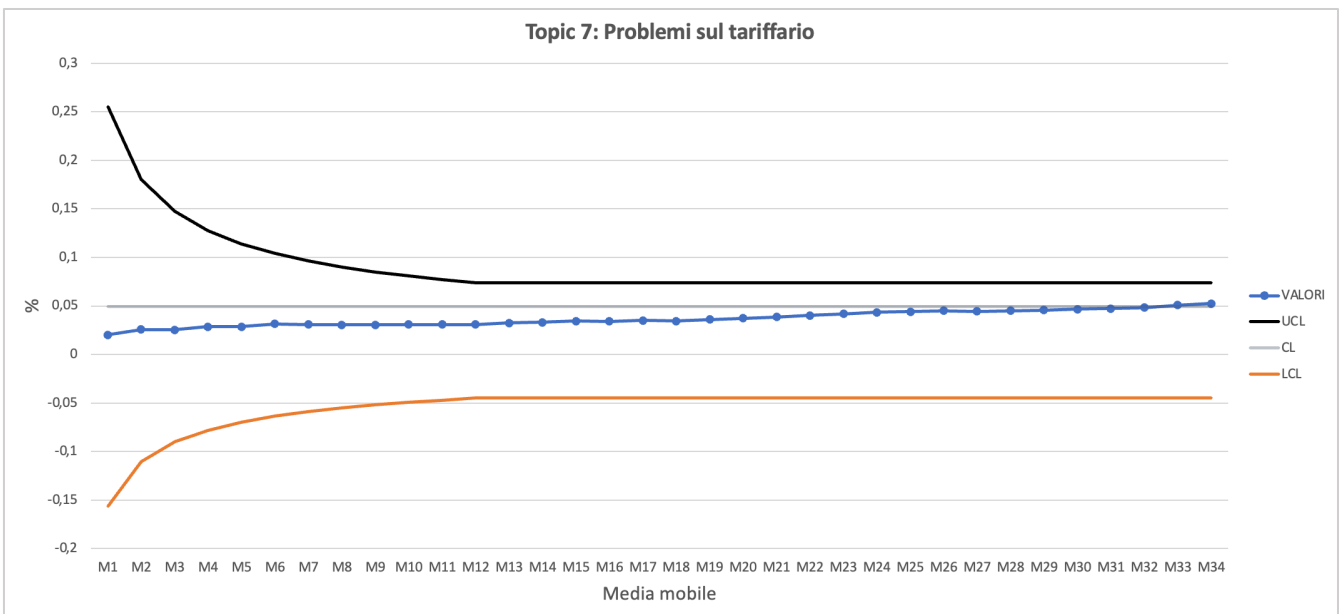
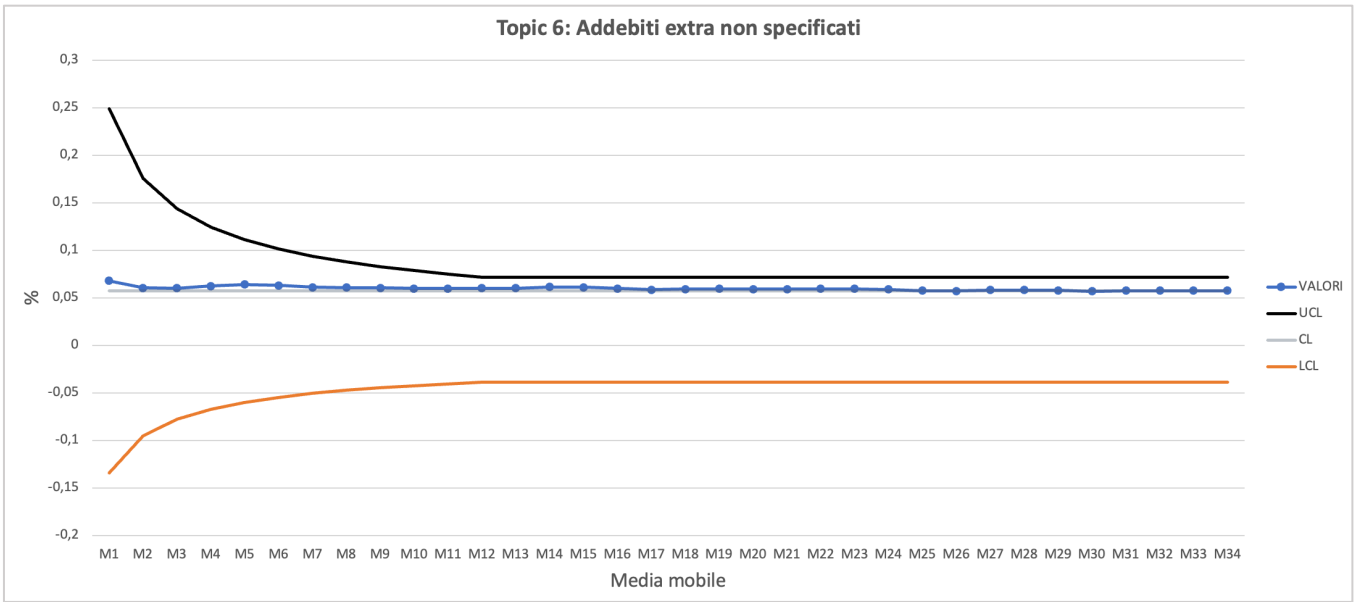
CORRELAZIONE M-TRIMESTRE

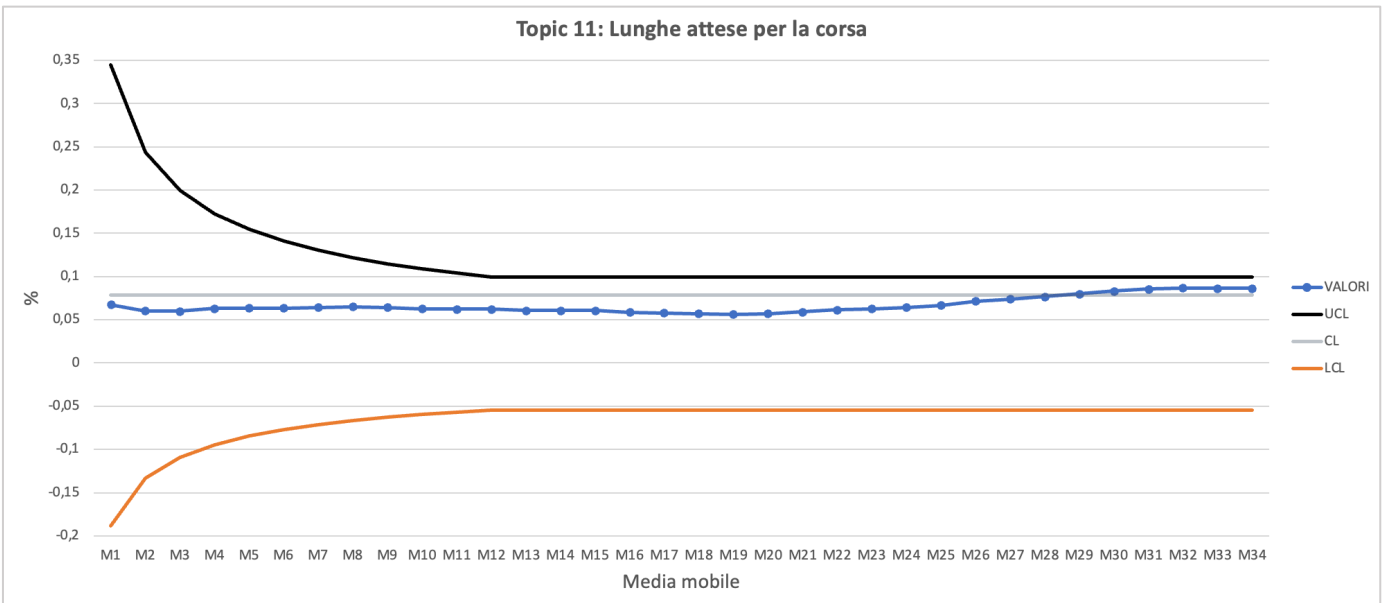
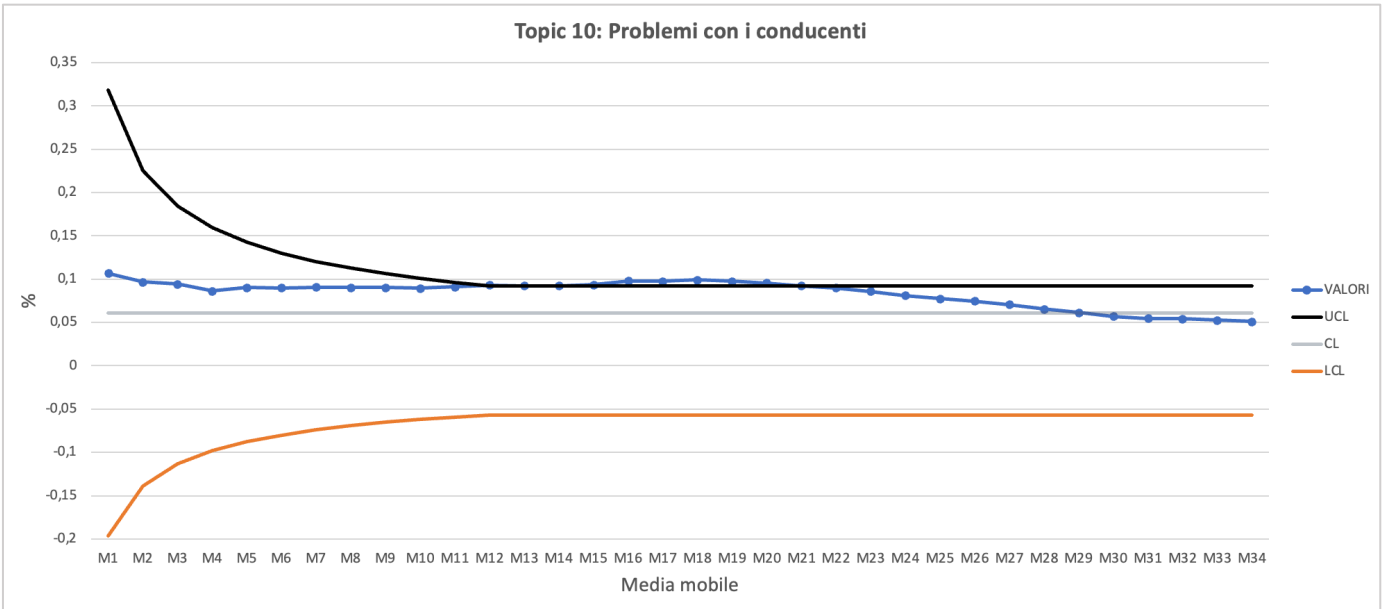
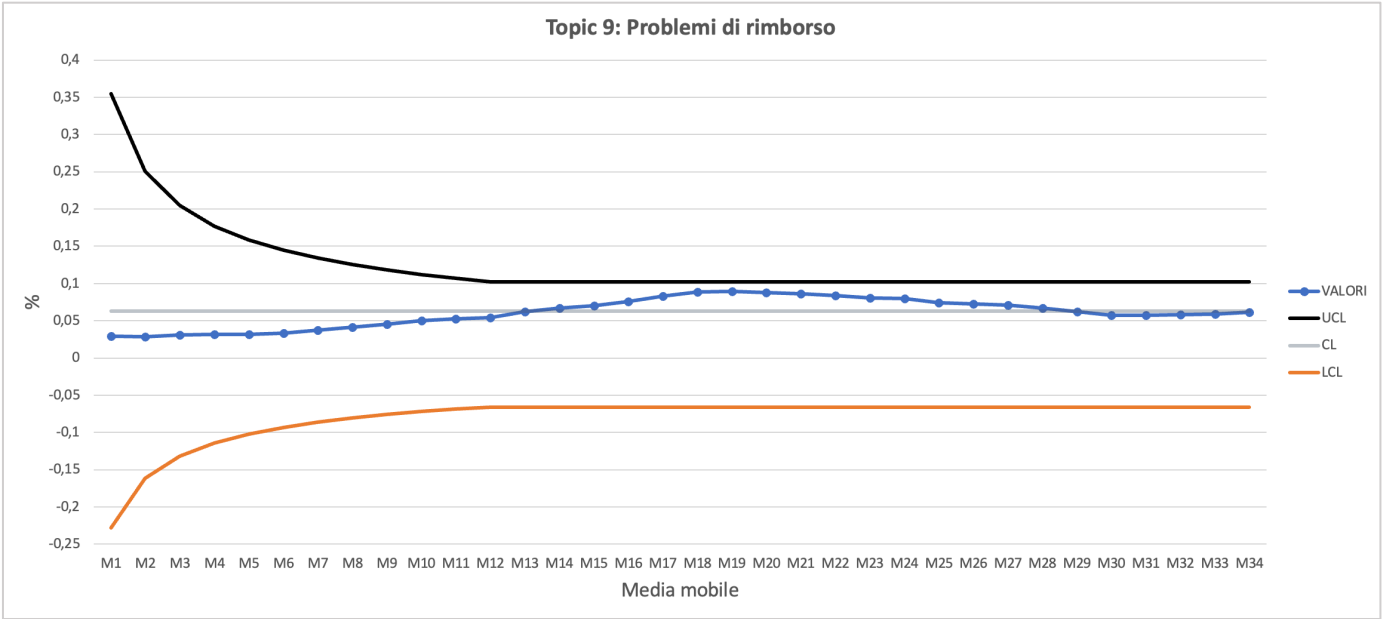
M1	T1 2014
M2	T2 2014
M3	T3 2014
M4	T4 2014
M5	T1 2015
M6	T2 2015
M7	T3 2015
M8	T4 2015
M9	T1 2016
M10	T2 2016
M11	T3 2016
M12	T4 2016
M13	T1 2017
M14	T2 2017
M15	T3 2017
M16	T4 2017
M17	T1 2018
M18	T2 2018
M19	T3 2018
M20	T4 2018
M21	T1 2019

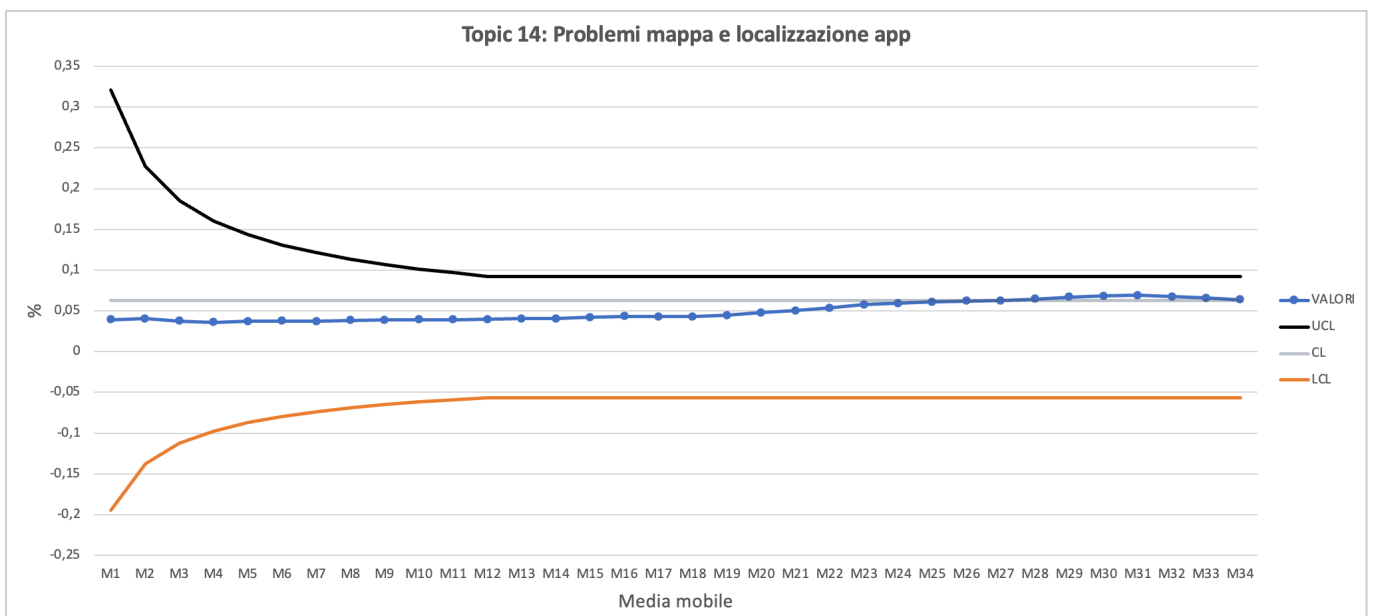
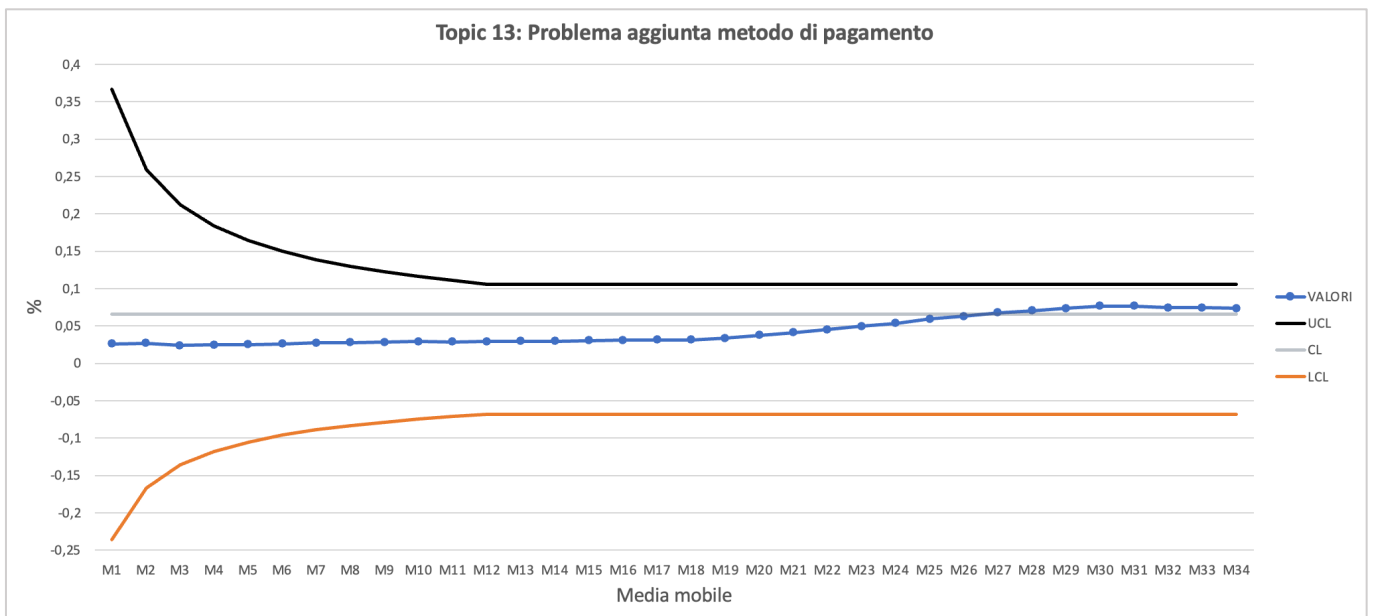
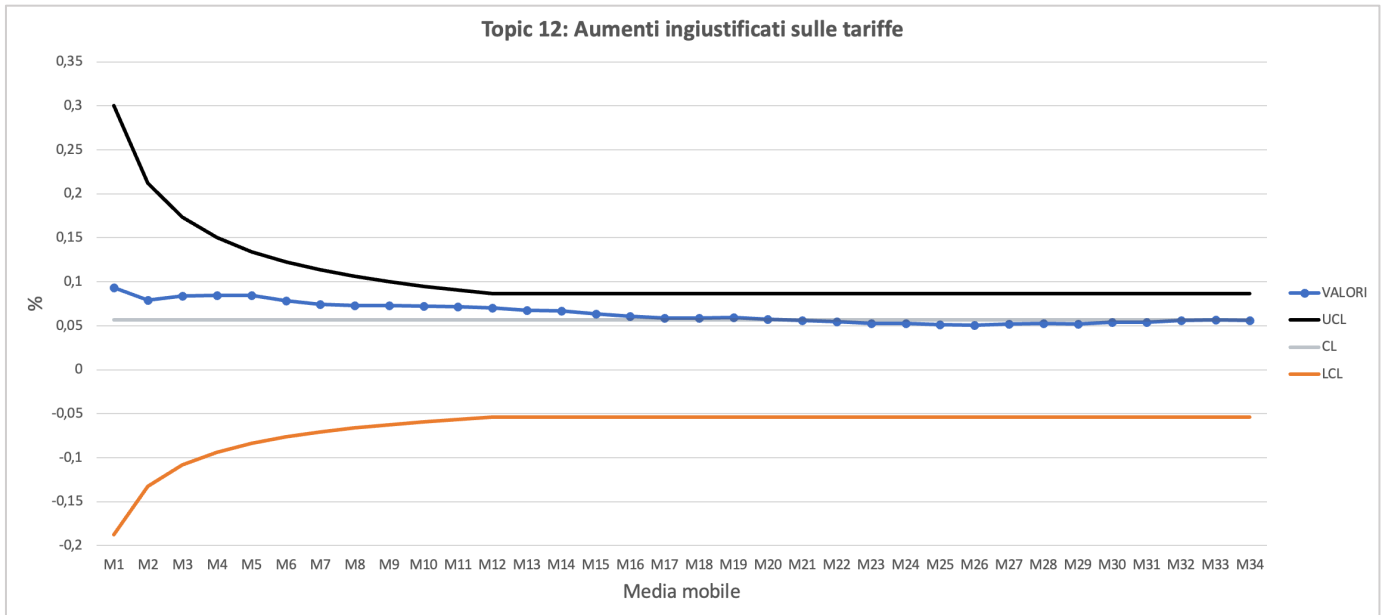
M22	T2 2019
M23	T3 2019
M24	T4 2019
M25	T1 2020
M26	T2 2020
M27	T3 2020
M28	T4 2020
M29	T1 2021
M30	T2 2021
M31	T3 2021
M32	T4 2021
M33	T1 2022
M34	T2 2022

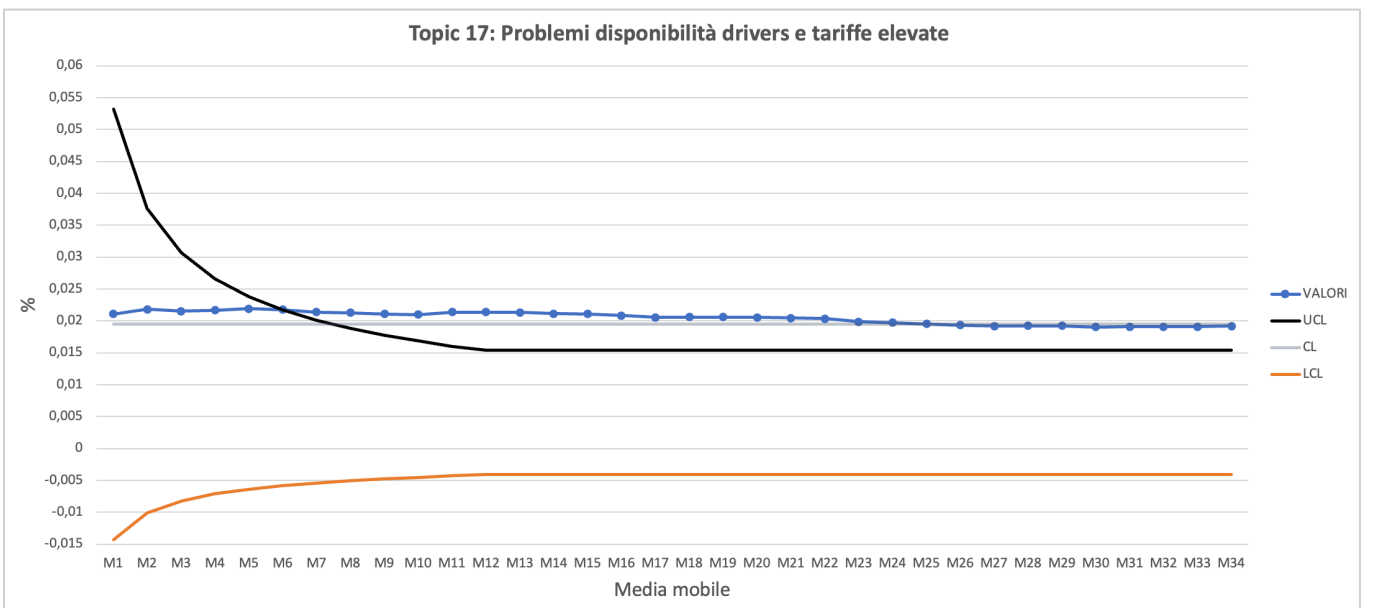
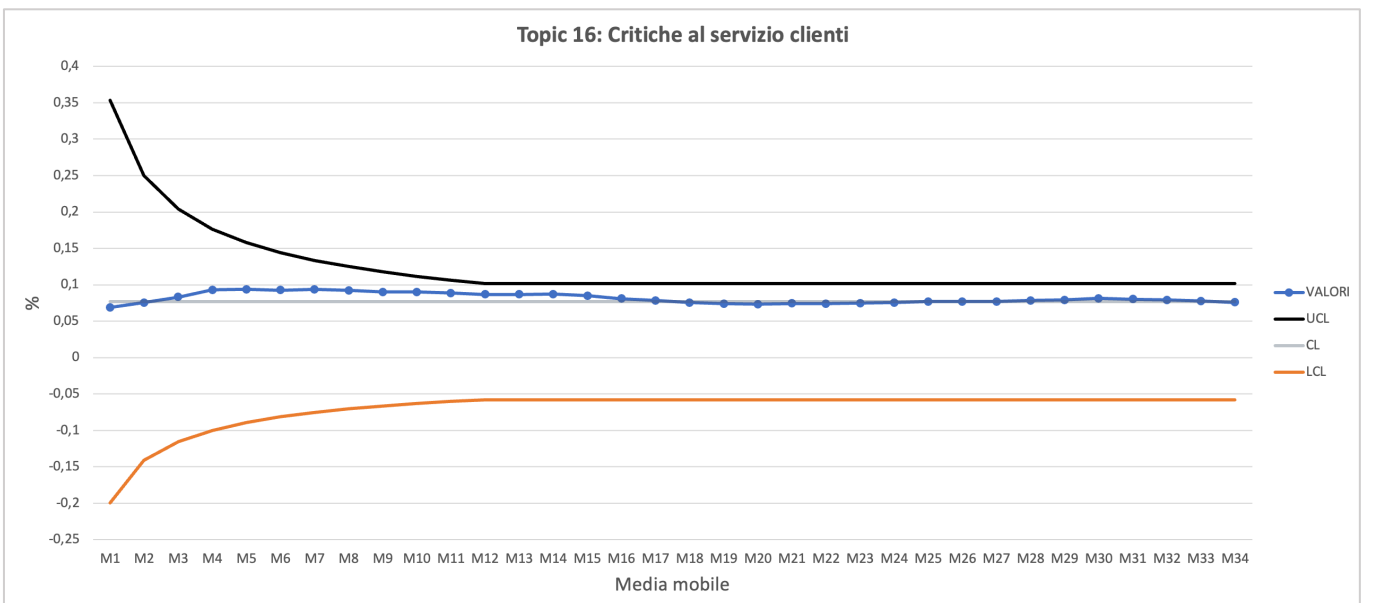
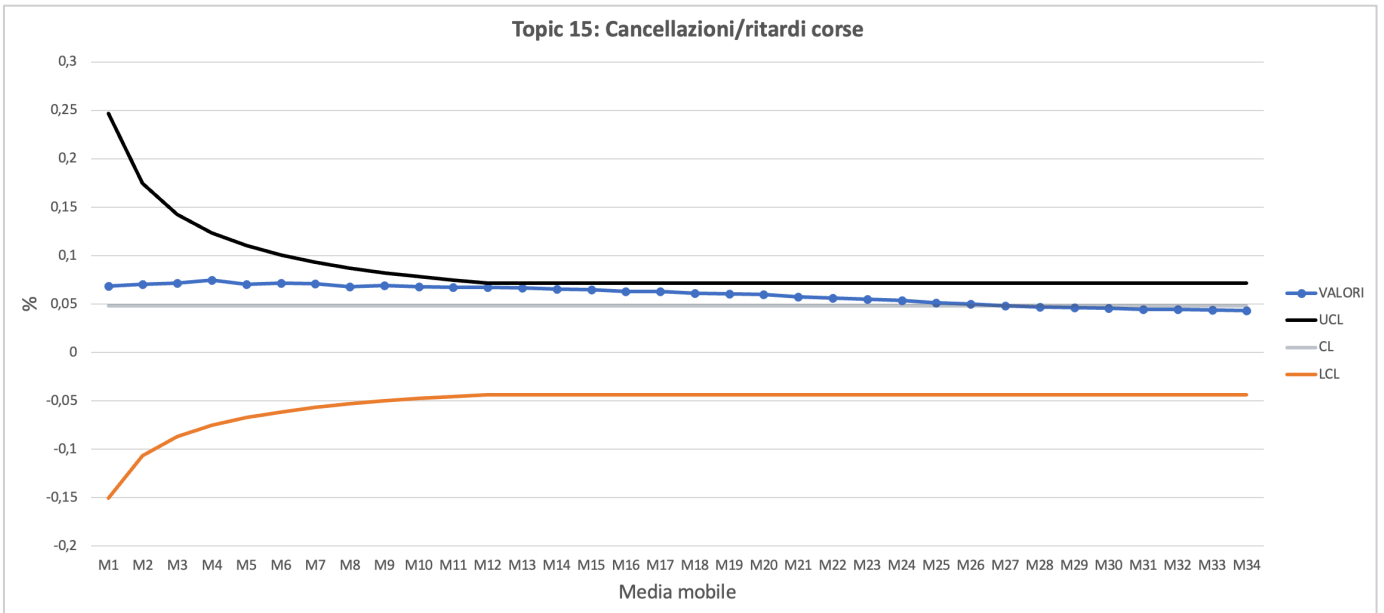








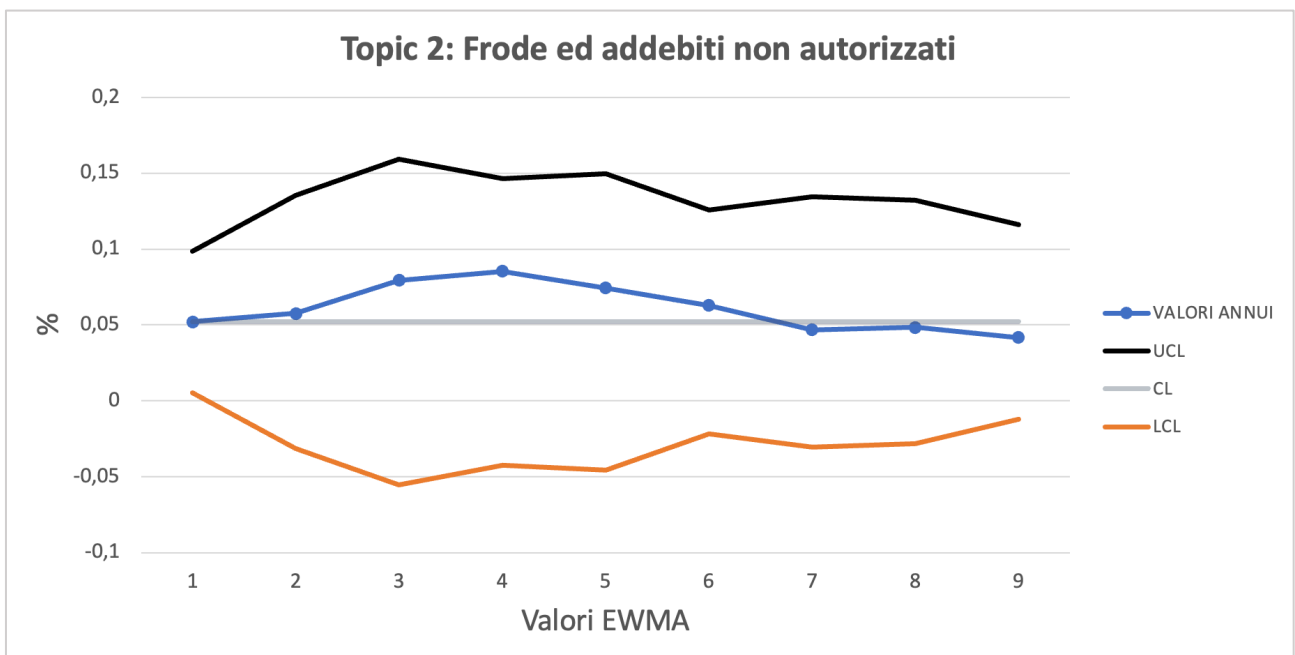
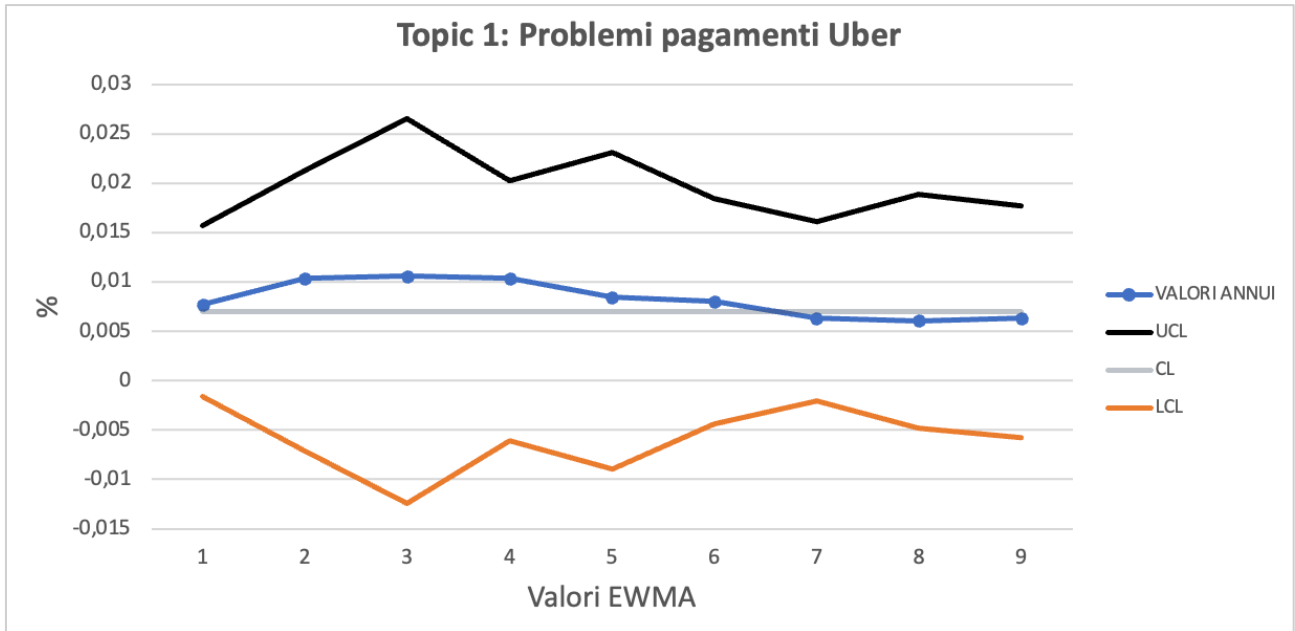


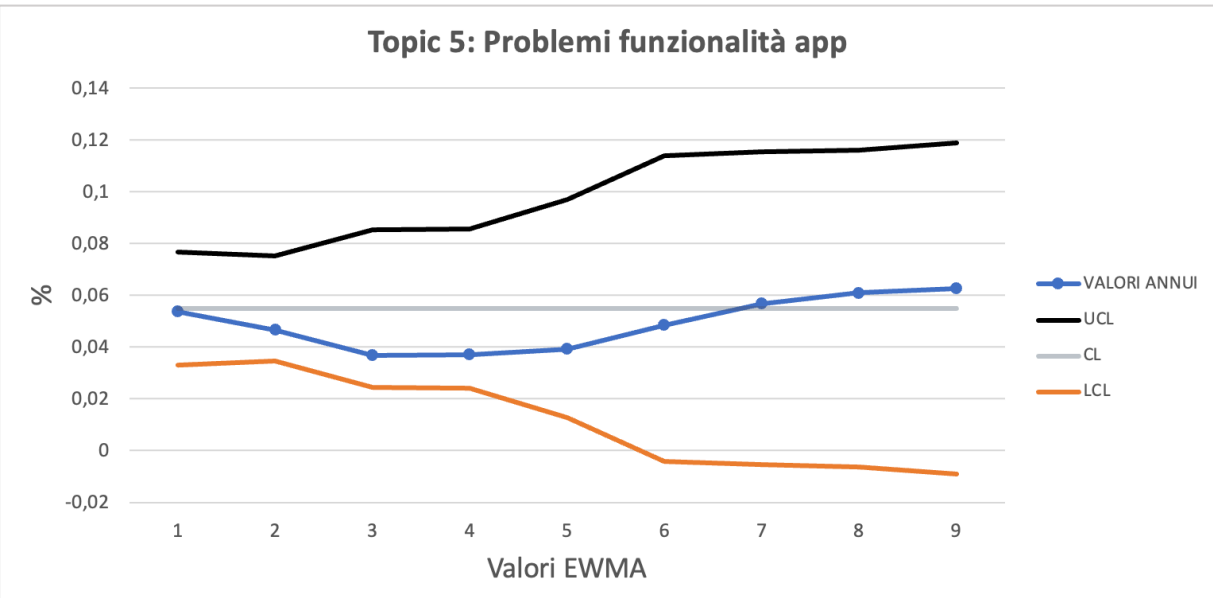
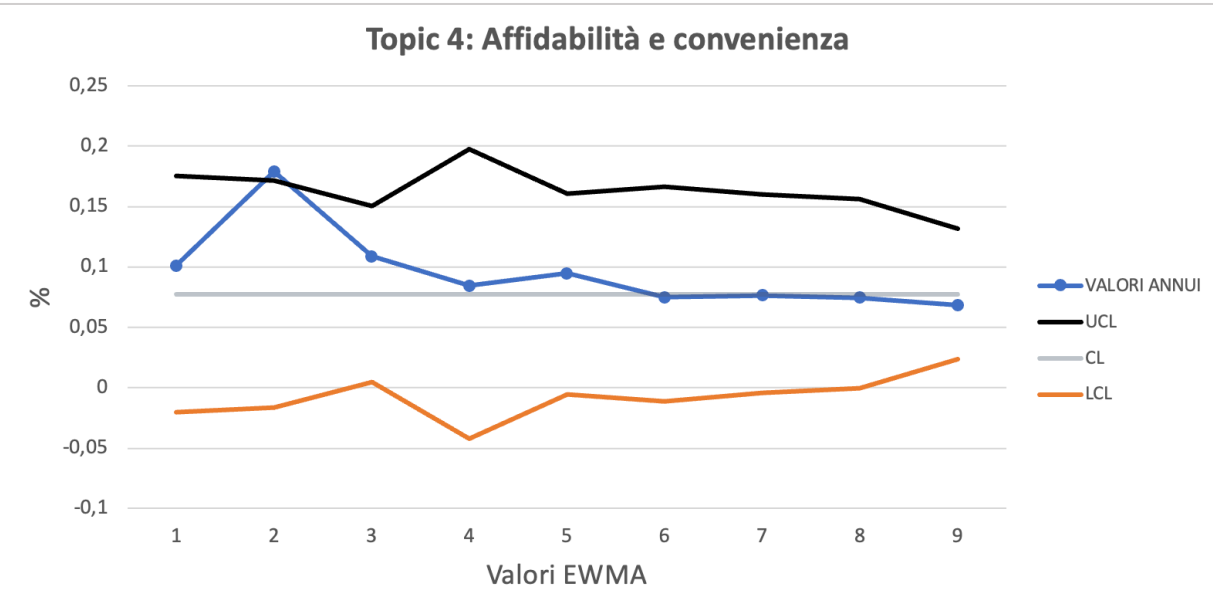
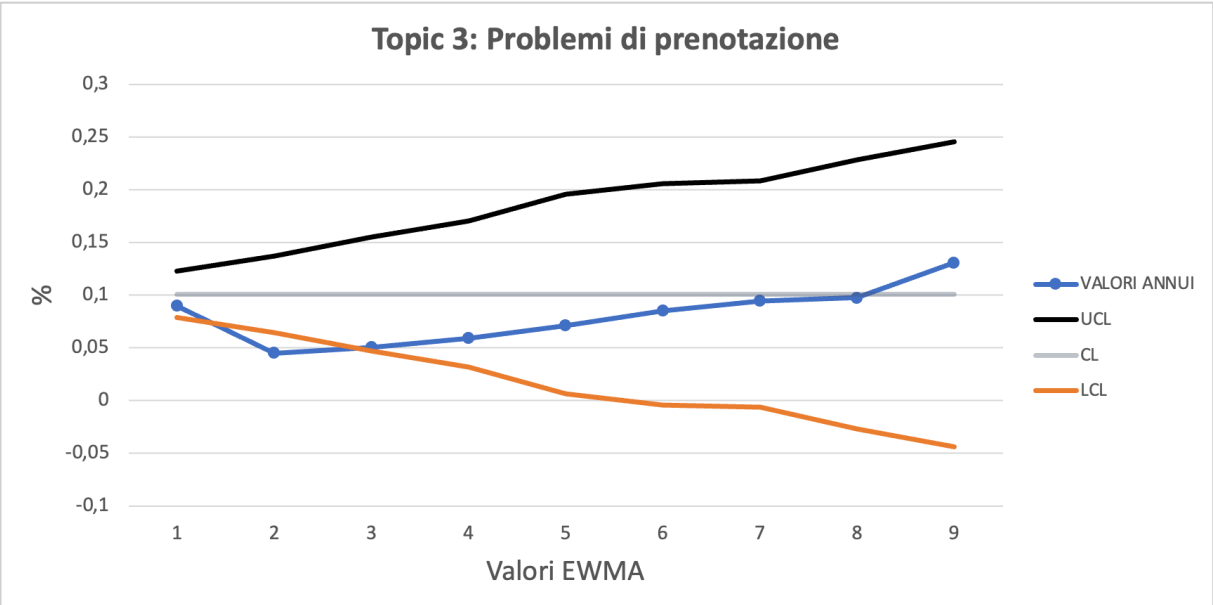


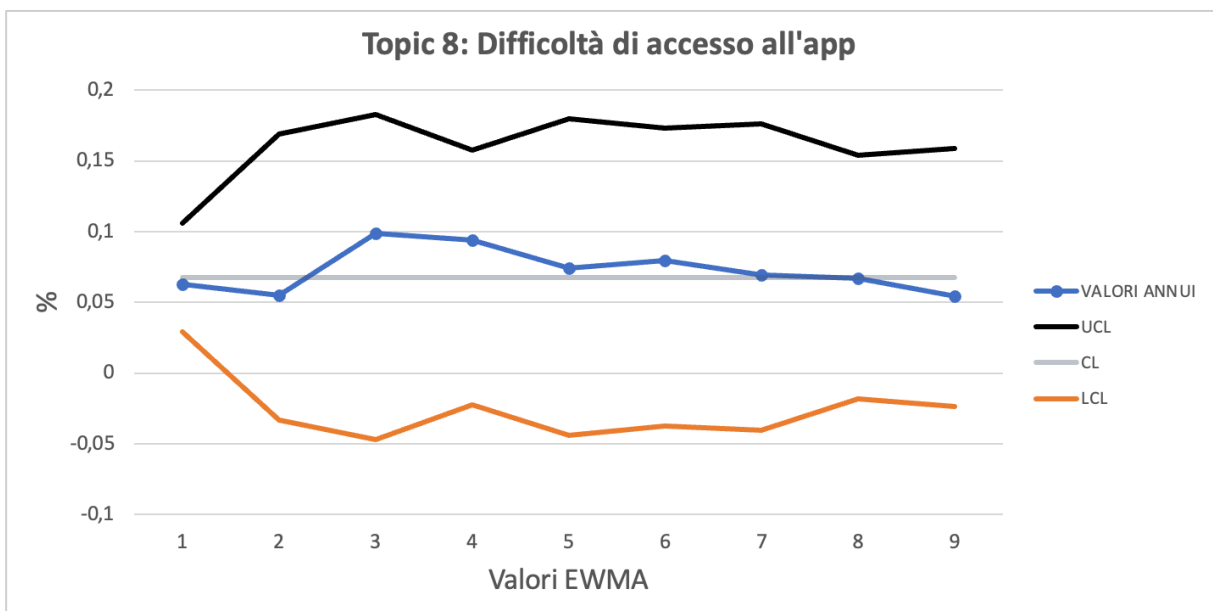
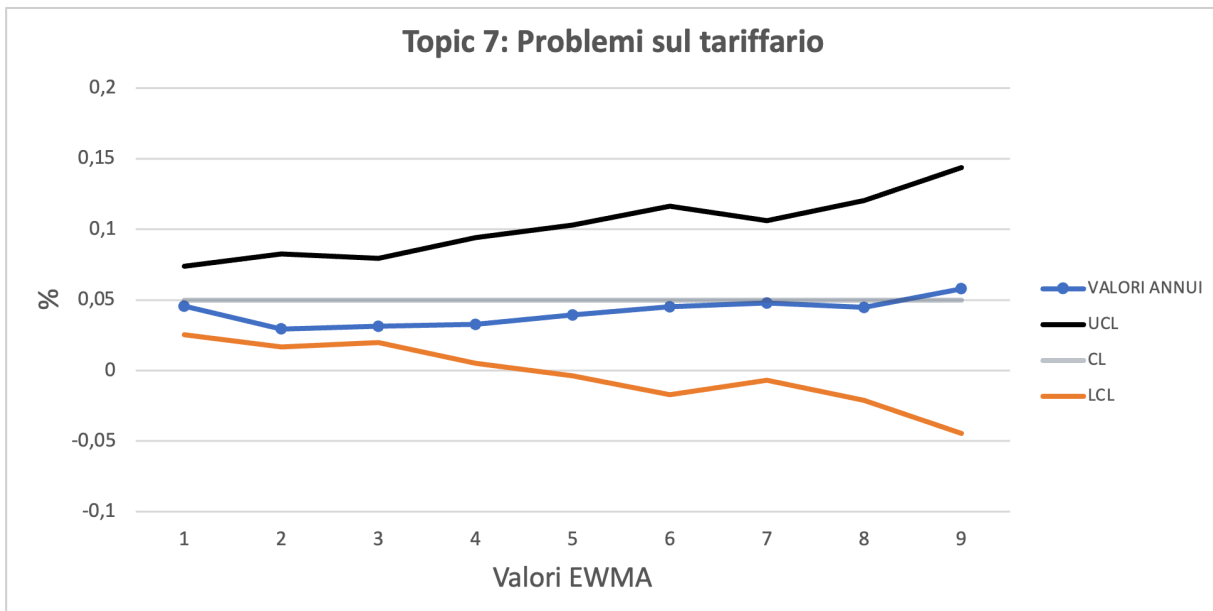
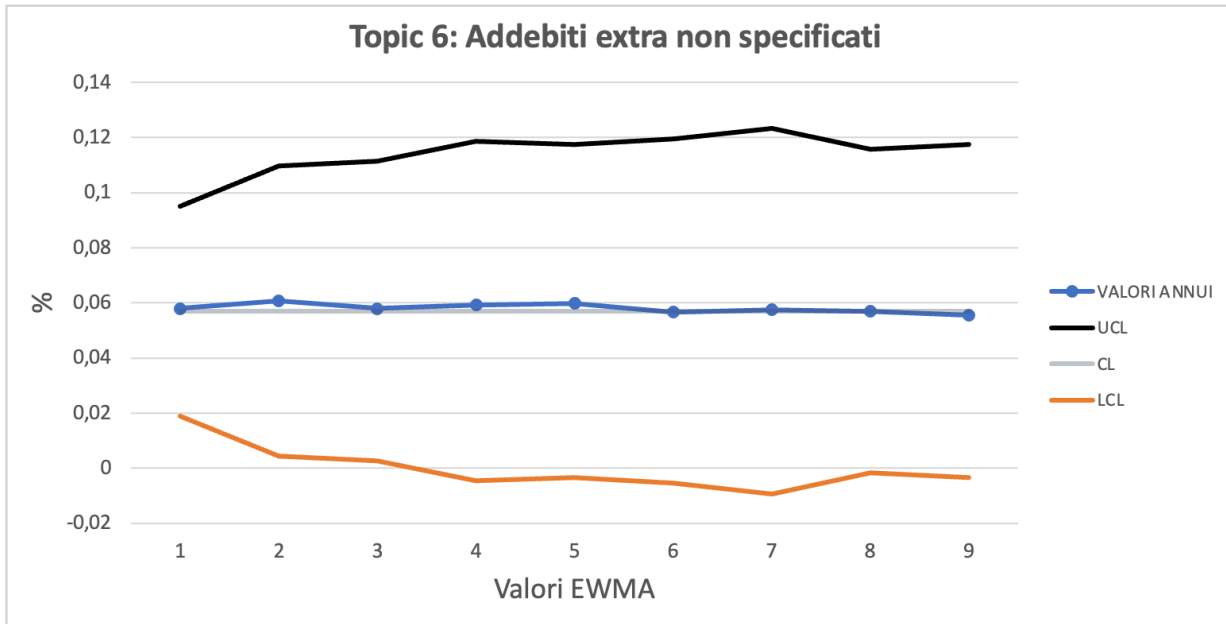
4.5.1.2 CARTE EWMA

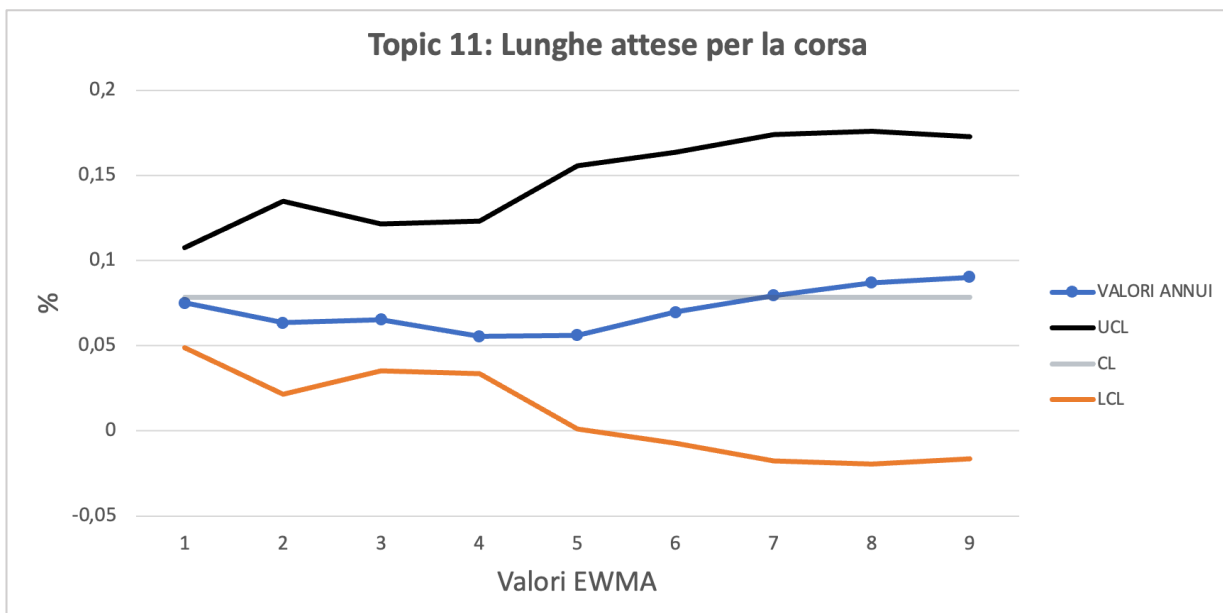
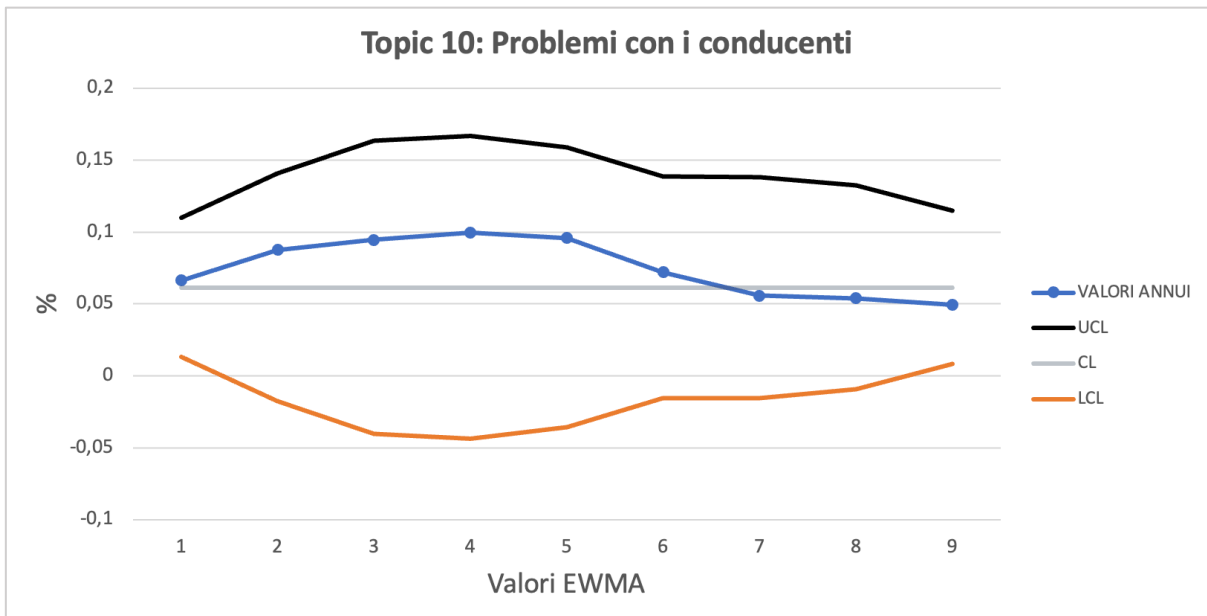
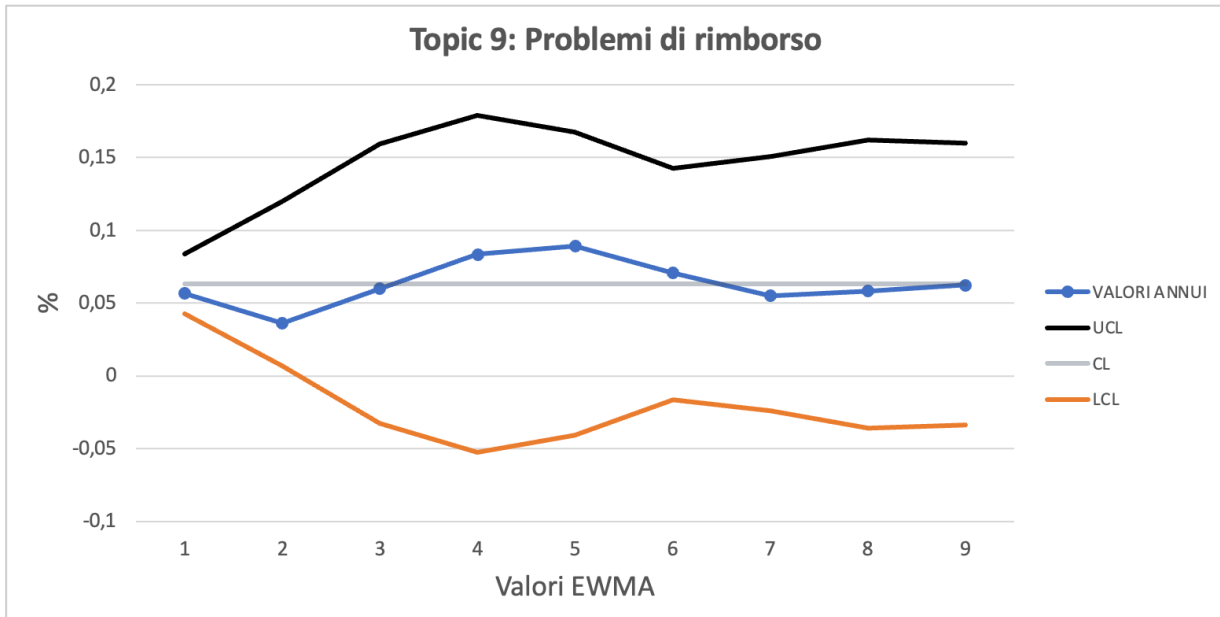
Nella costruzione delle carte di controllo EWMA si è deciso di utilizzare un valore della costante di smorzamento λ pari a 0,2 ed un valore di L pari a 3.

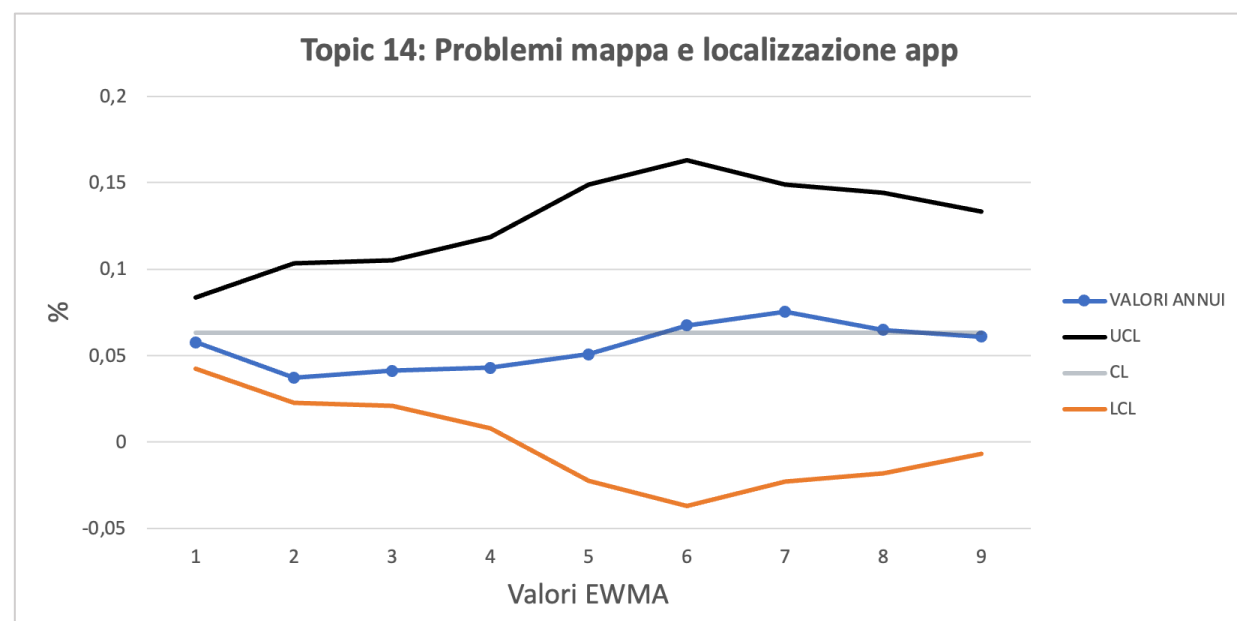
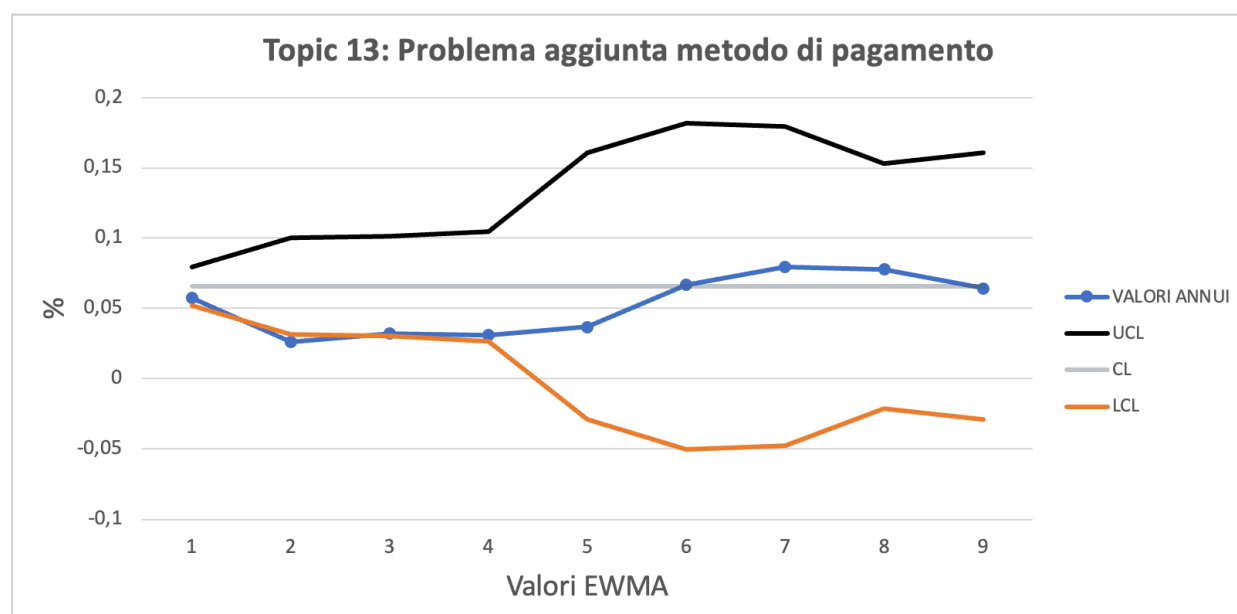
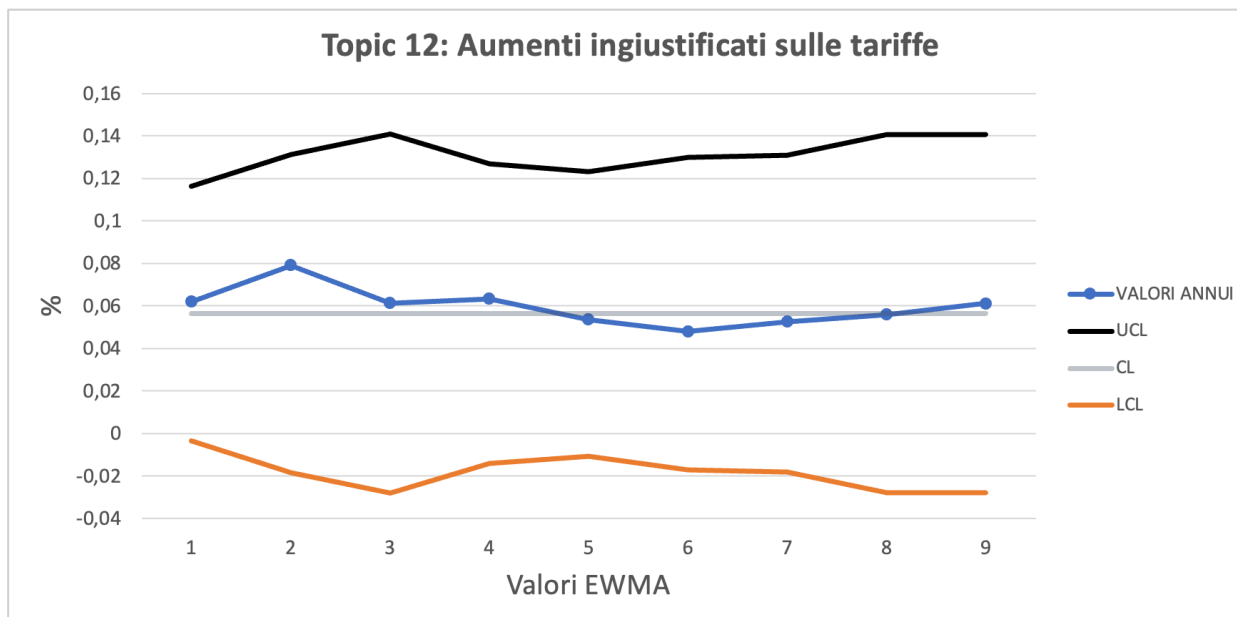
FIGURA 23 – Rappresentazione carte a media mobile EWMA su IMTP per anno dal 2014 al 2022; gli anni di riferimento sono indicati nel grafico da 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9 (rispettivamente in ordine crescente dal 2014 al 2022) (Draft on Microsoft Excel). Dall'esamina dei grafici, i Topic 1, 2, 6, 8, 9, 12, 14, 15, 16, 17 risultano essere in controllo; i Topic 3, 13 sono fuori controllo poiché presentano un punto che fuoriesce dal limite di controllo inferiore; il Topic 4 è, anch'esso, fuori controllo in quanto mostra un punto al di fuori del limite di controllo superiore; infine il Topic 10 è fuori controllo perché ha sei o più punti consecutivi al di sopra del limite di controllo centrale.











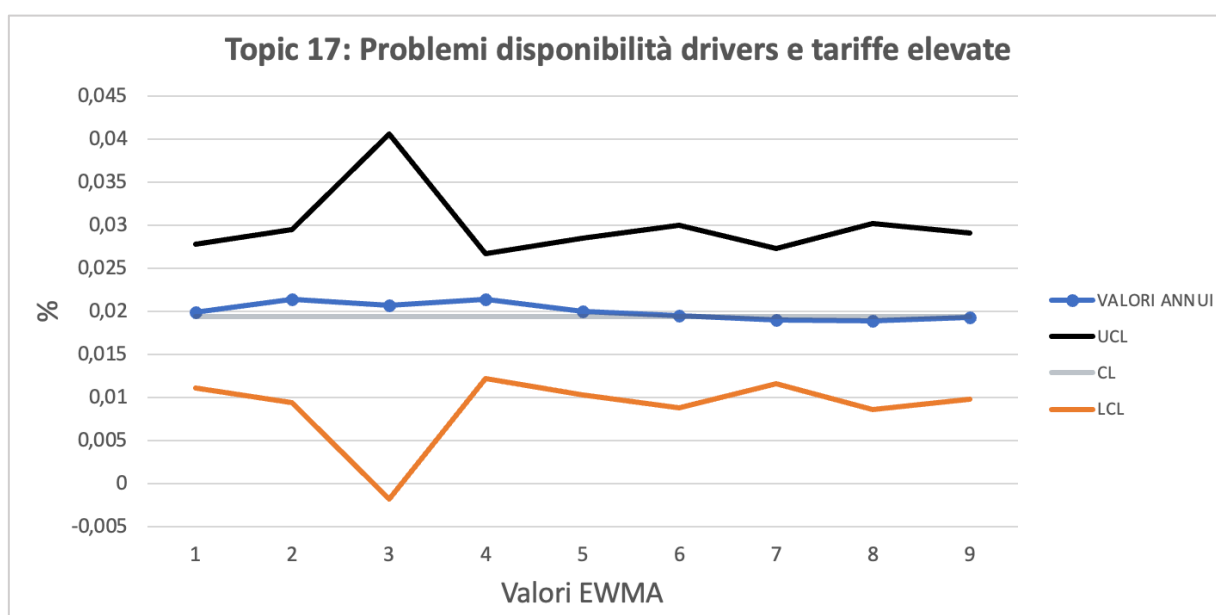
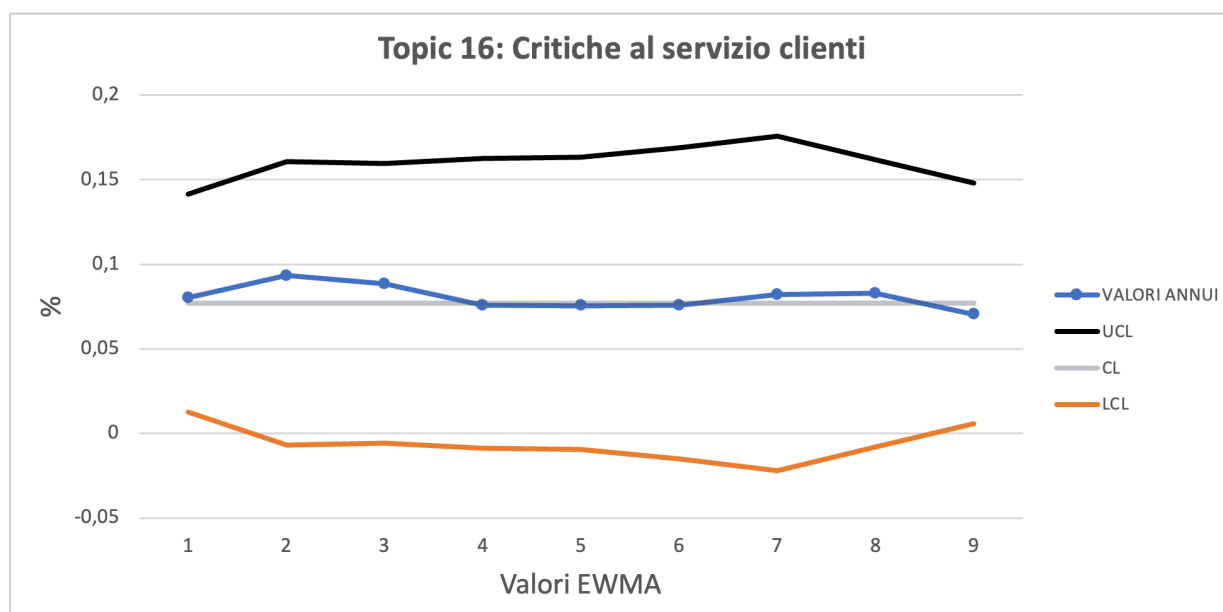
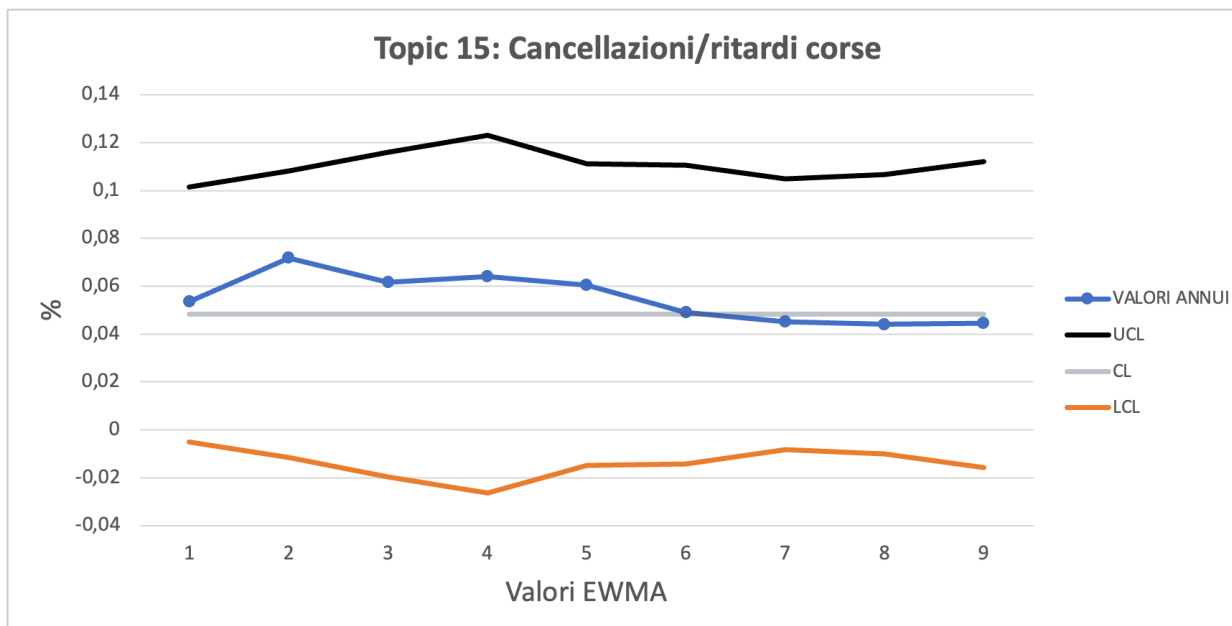
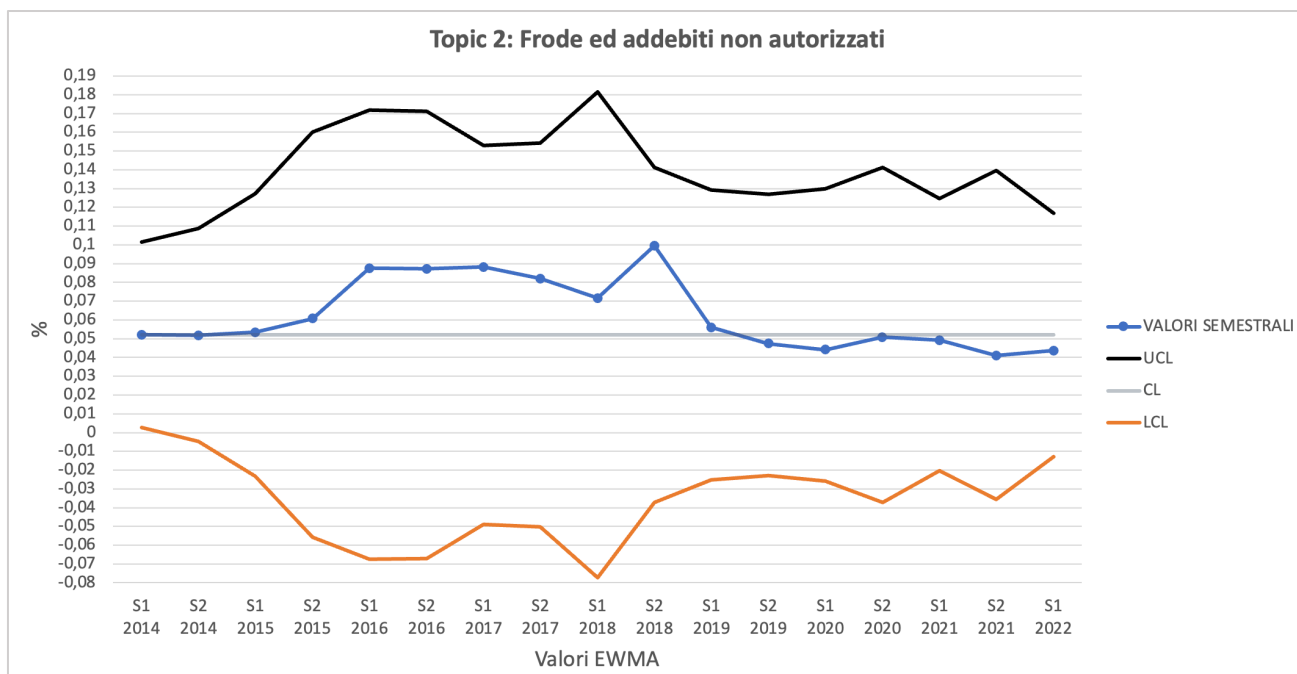
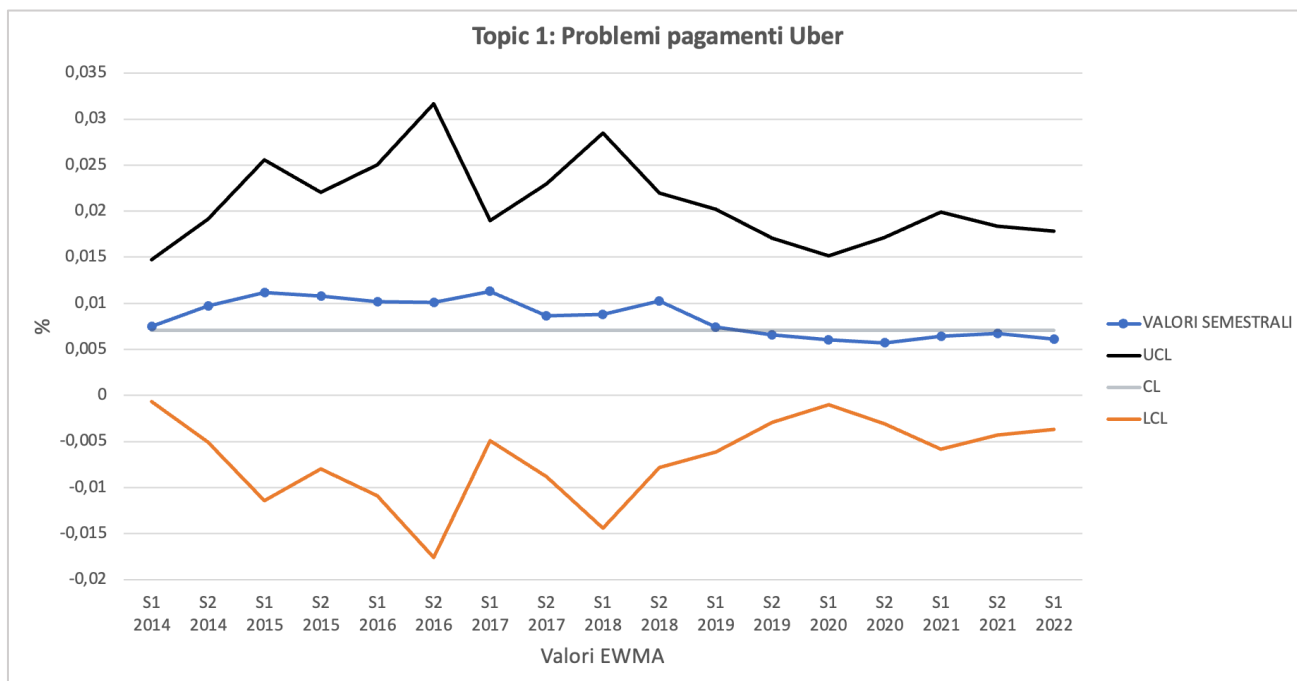
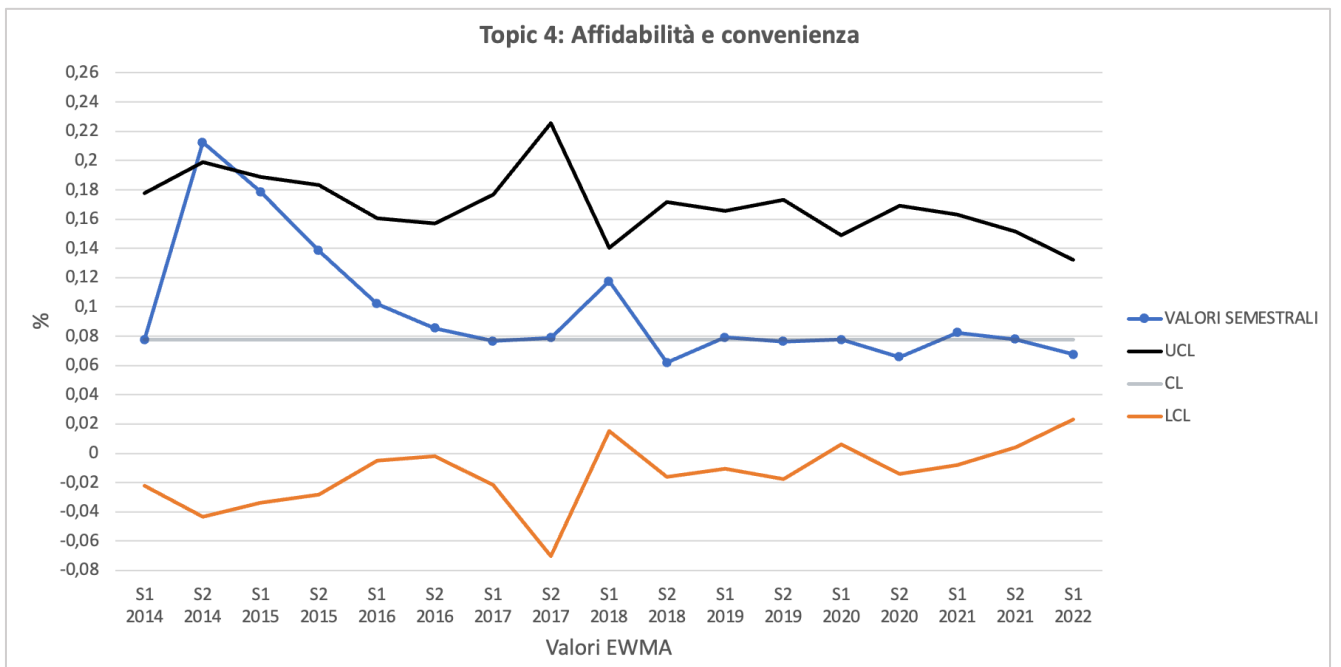
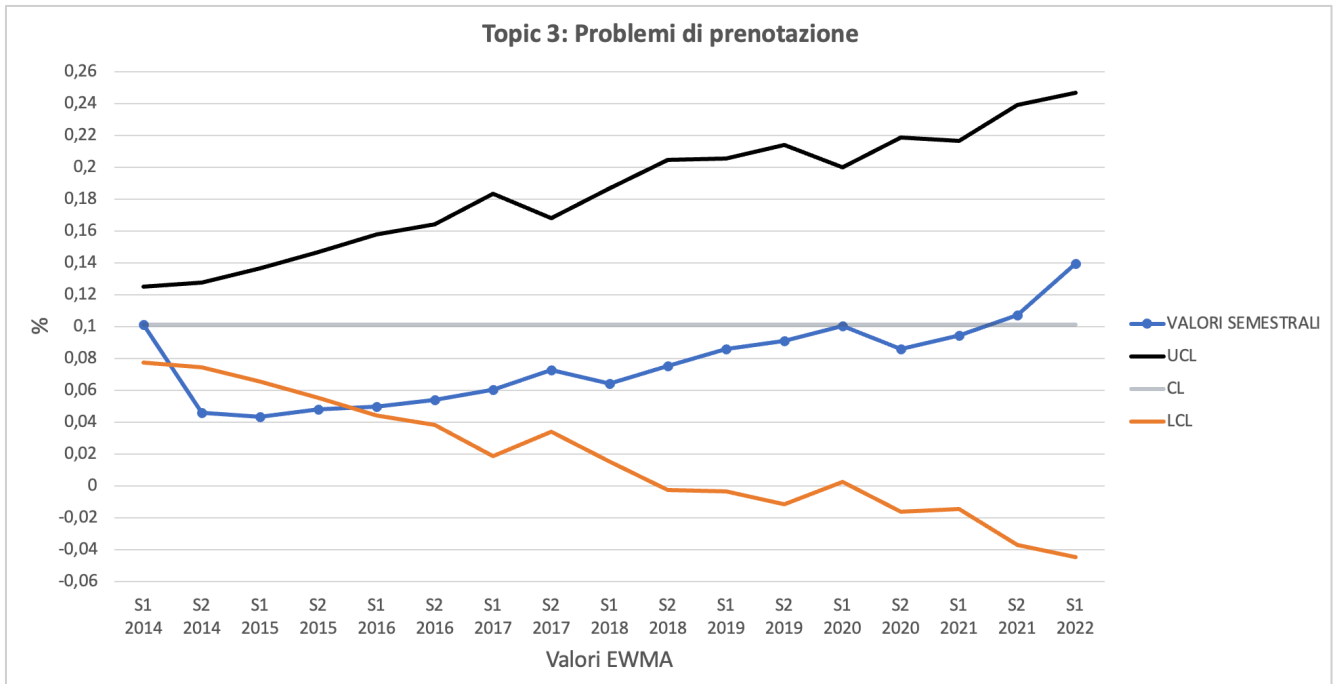
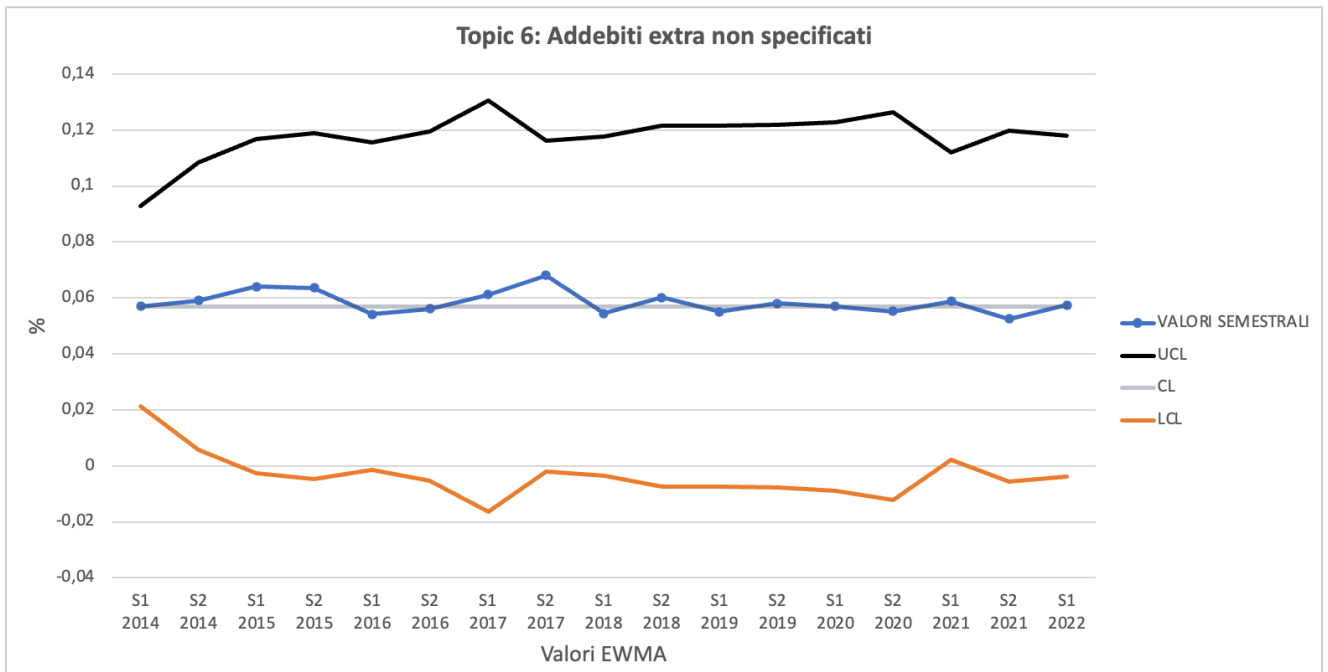
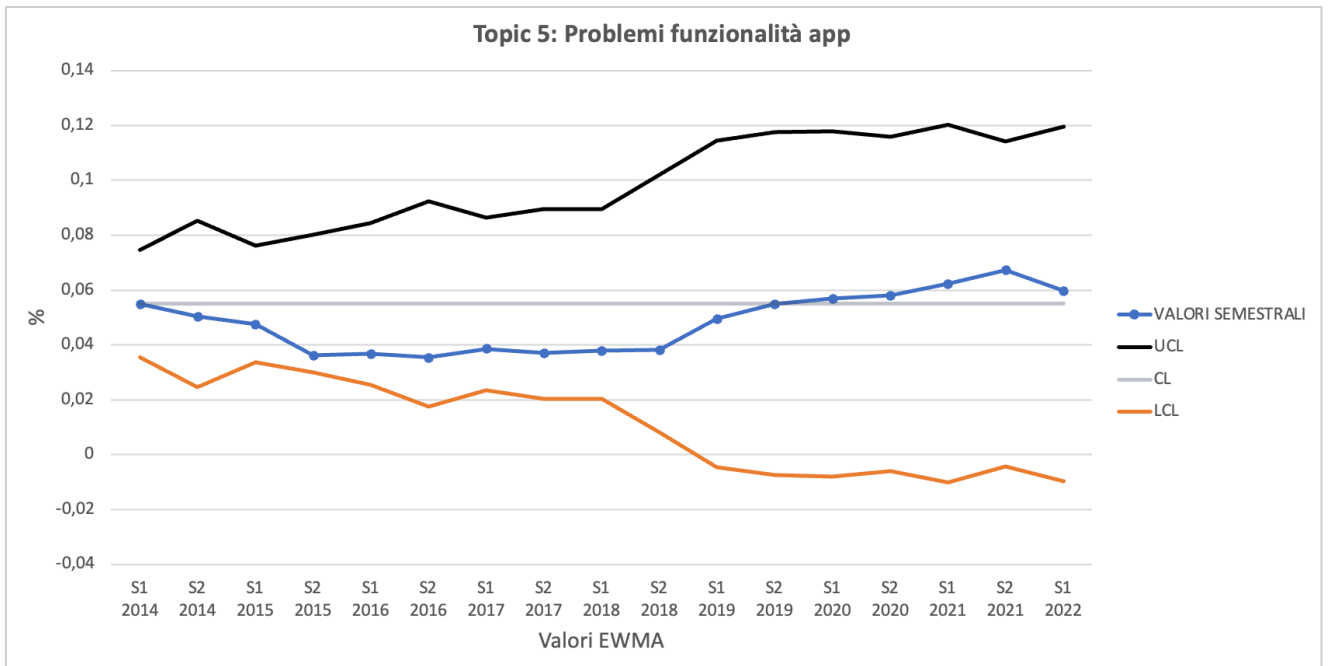
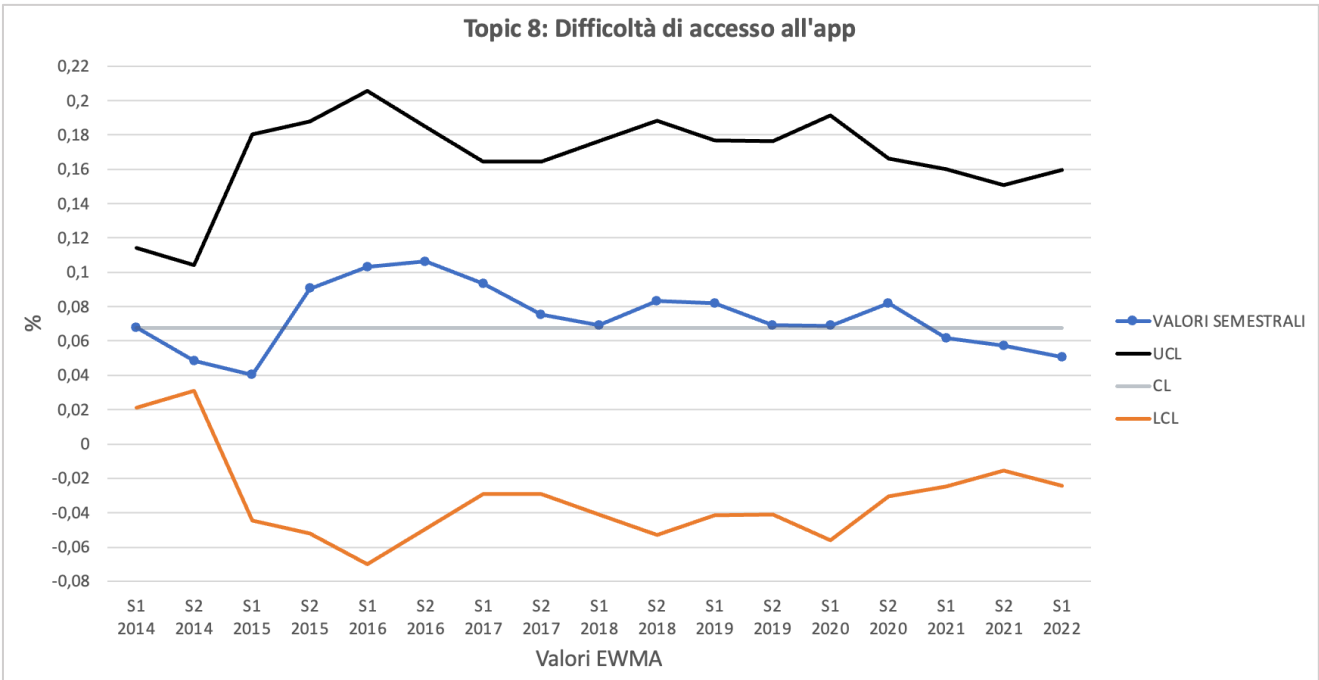
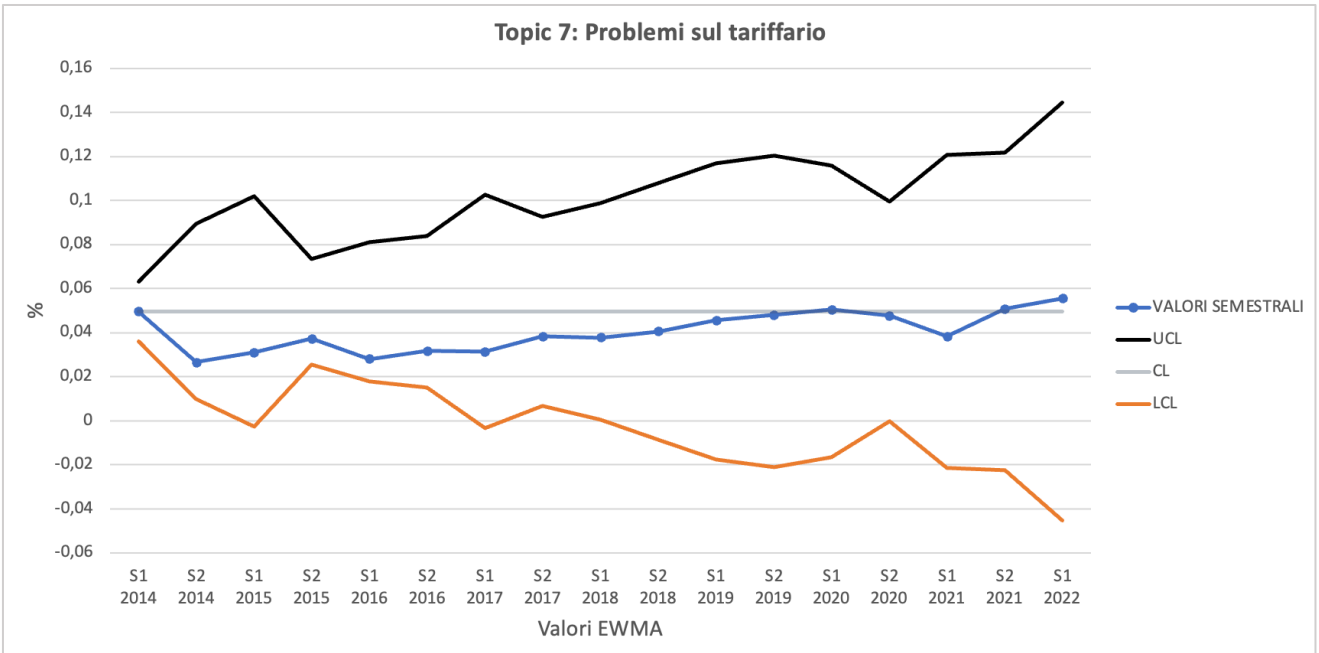


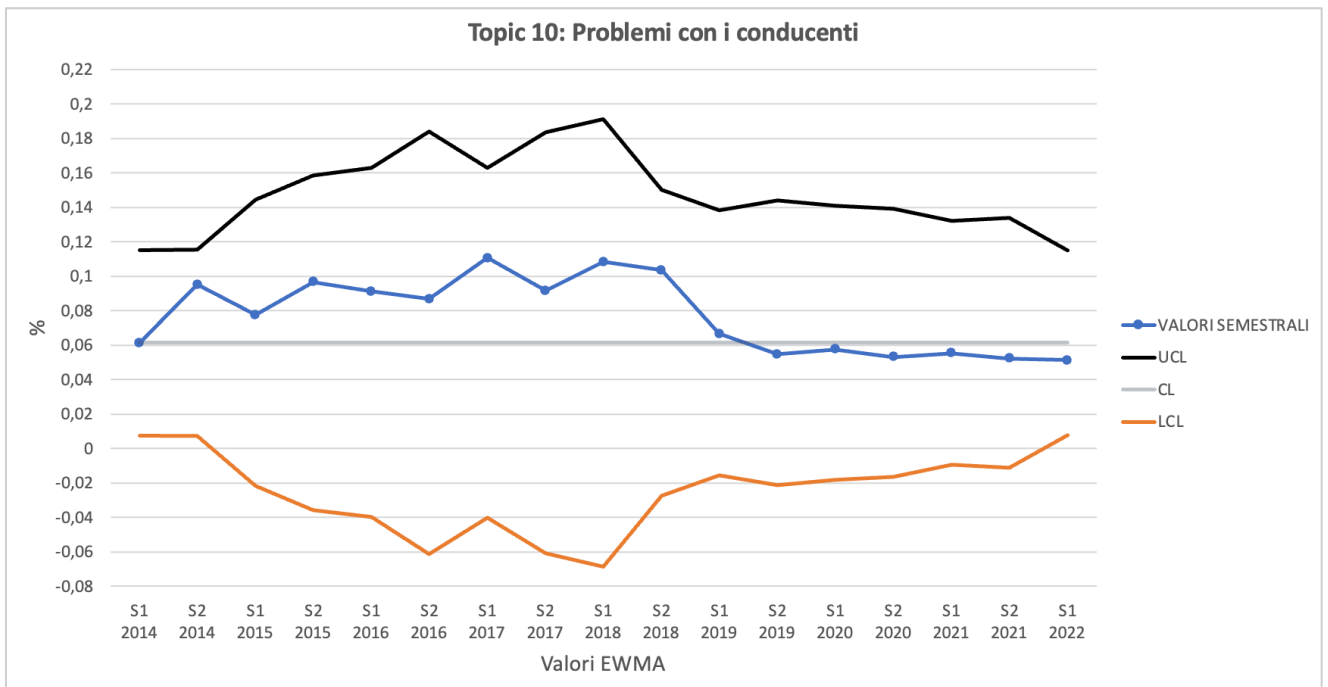
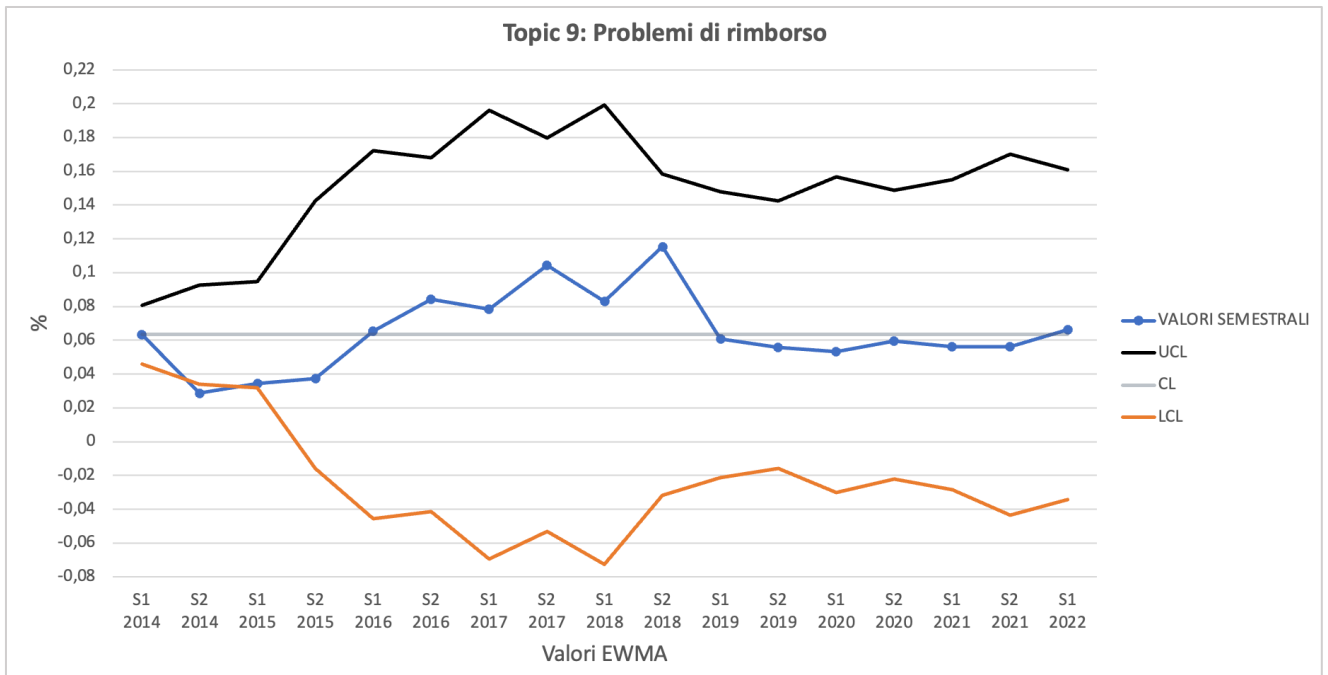
FIGURA 24 – Rappresentazione carte a media mobile EWMA su IMTP per semestre dal 2014 al 2022 (Draft on Microsoft Excel). Dai grafici risulta che i Topic 6, 12, 16, 17 sono in controllo; i Topic 1, 2, 8, 10, 15 sono fuori controllo poiché presentano sei o più punti consecutivi al di sopra la linea centrale di controllo; i Topic 5, 7, 11 sono, anch'essi, fuori controllo in quanto hanno sei o più punti consecutivi al di sotto il limite centrale di controllo e, infine, i Topic 3, 4, 9, 13, 14 presentano uno o più punti che fuoriescono dal limite di controllo superiore o inferiore risultando, pertanto, fuori controllo.

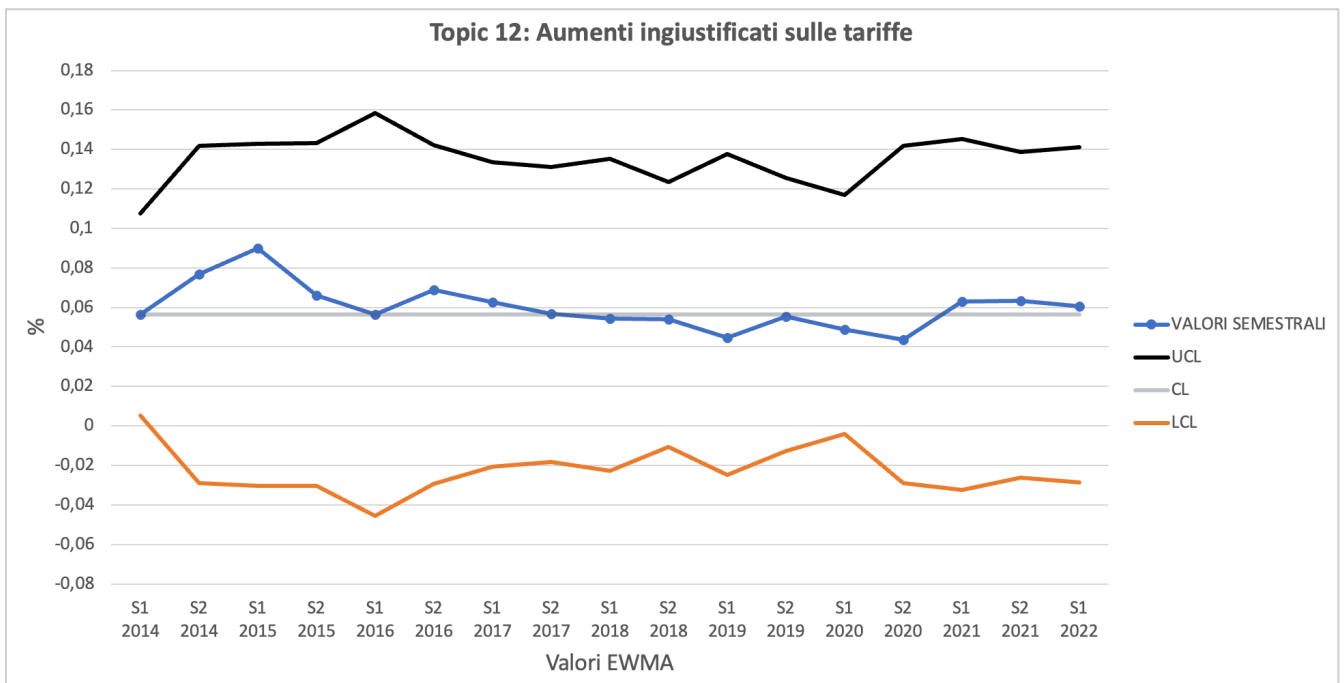
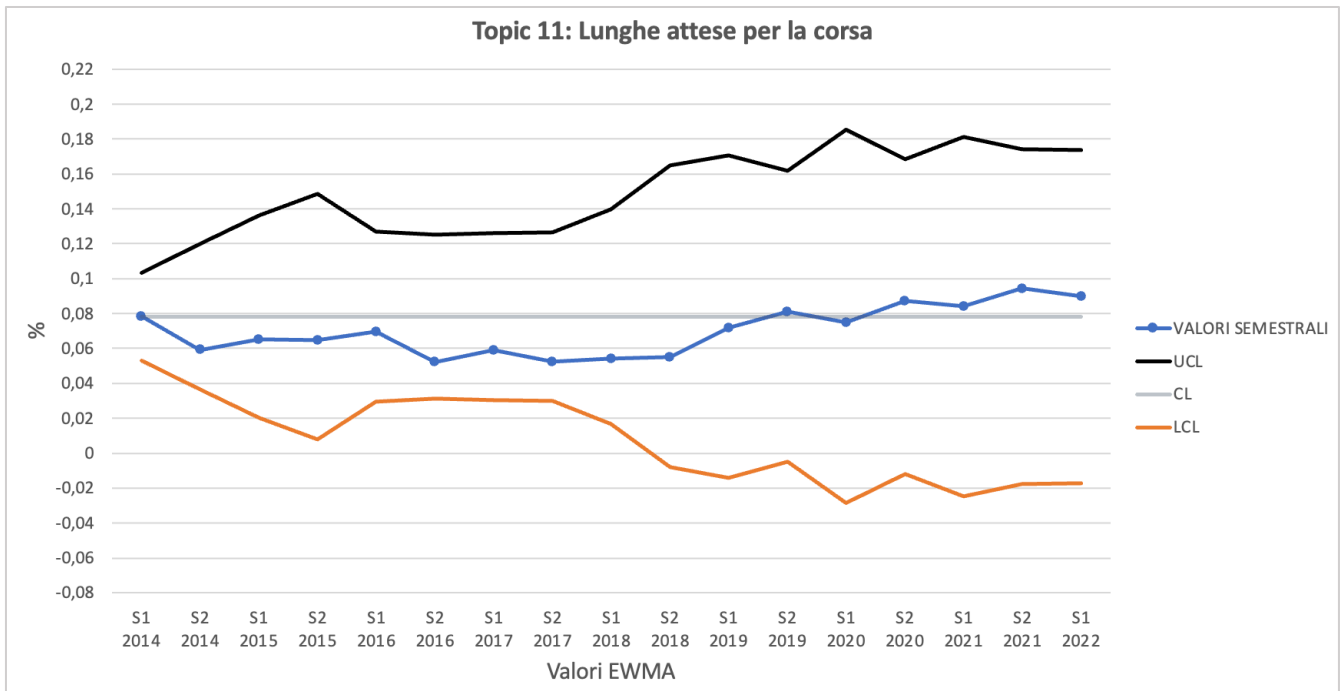


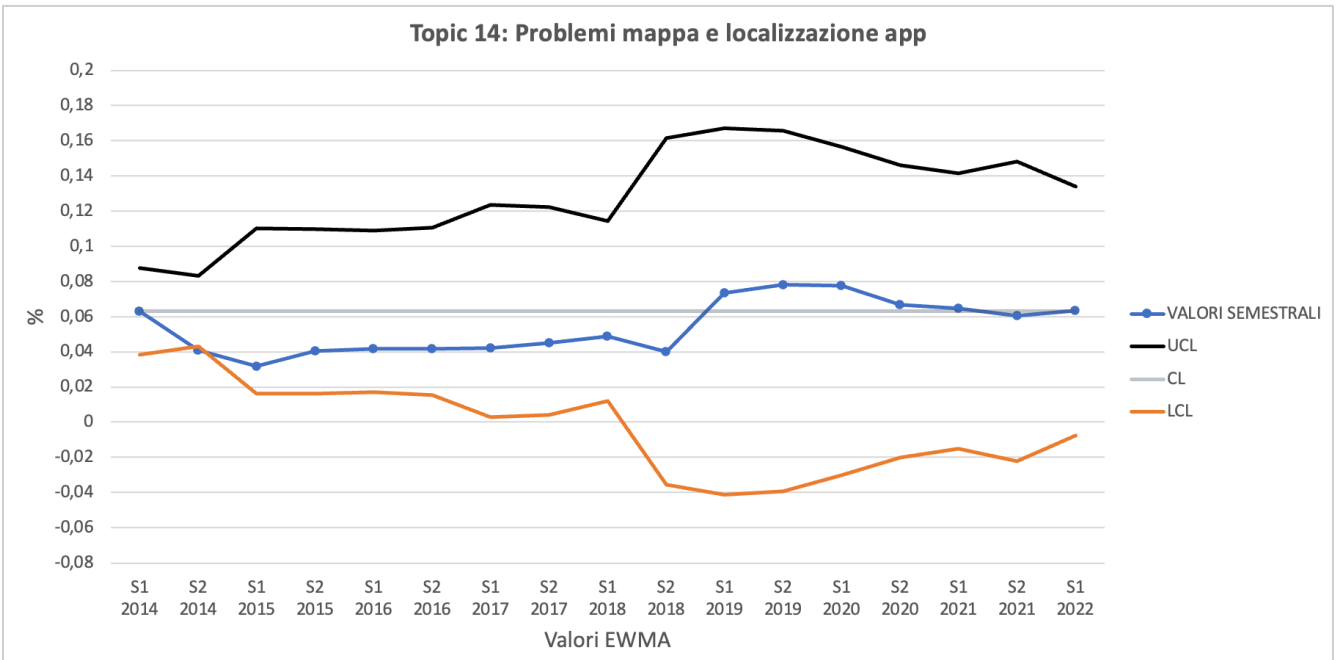
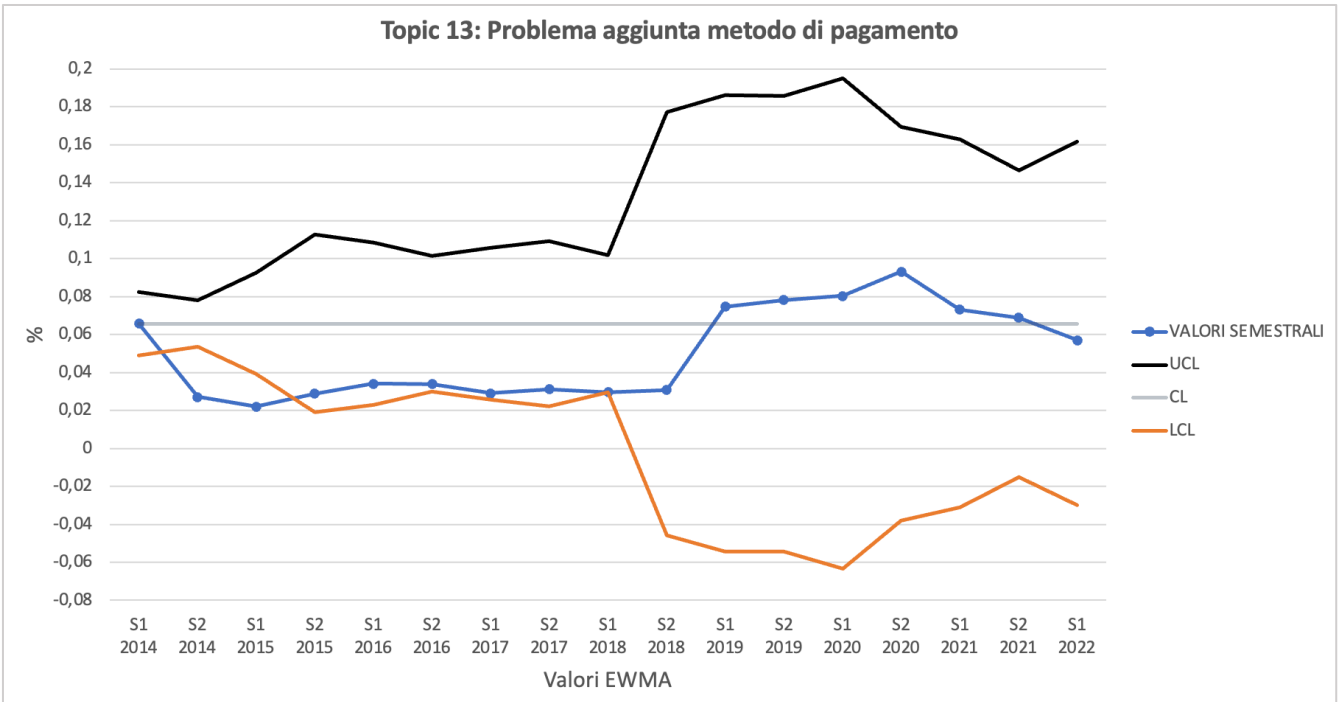


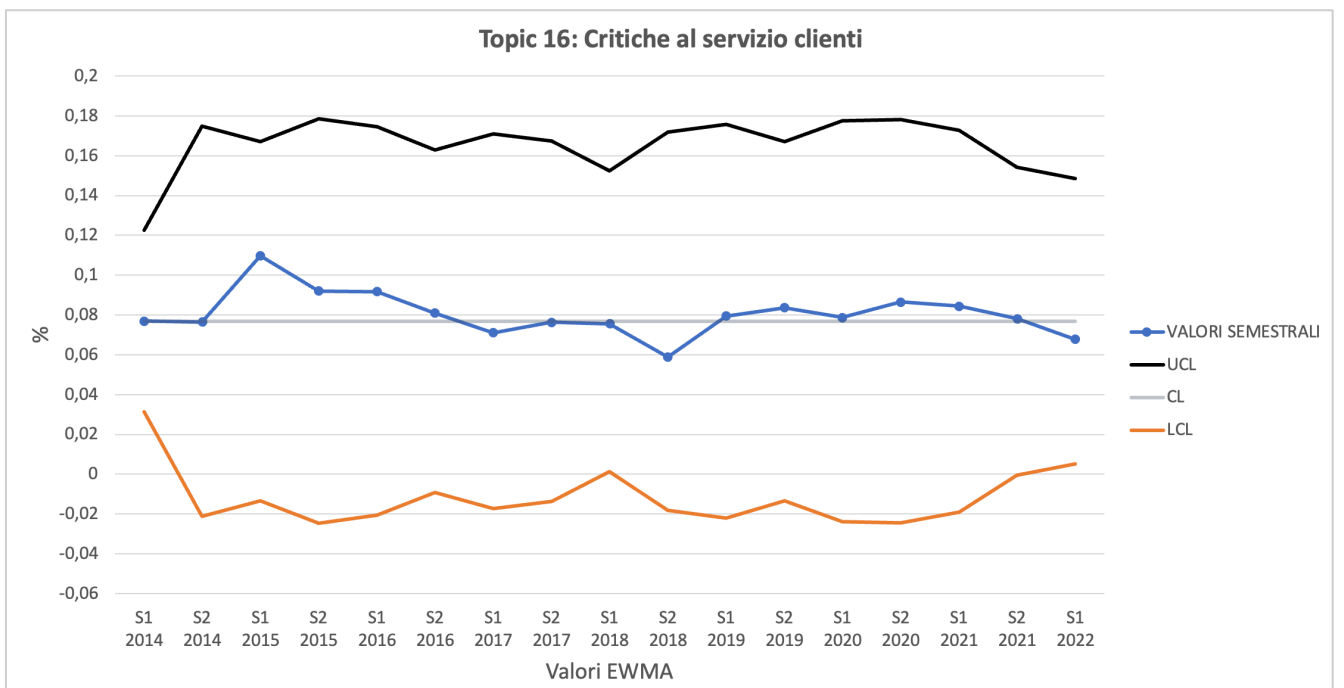
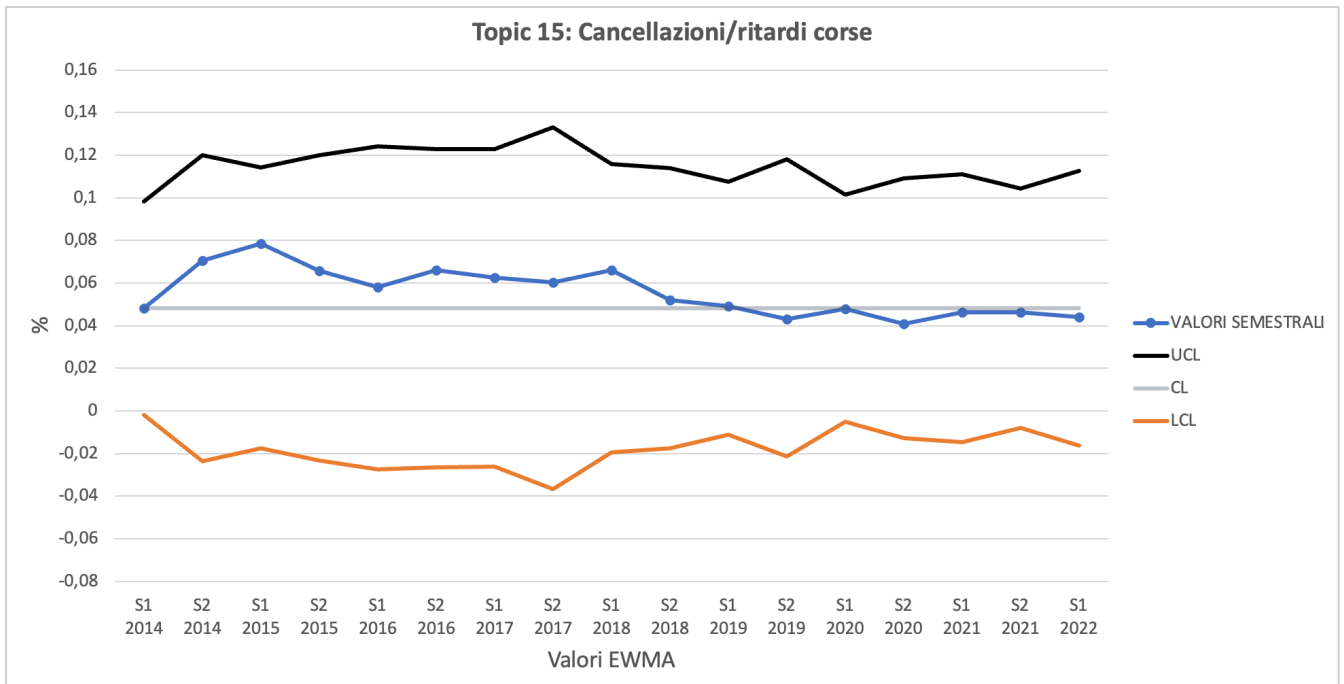












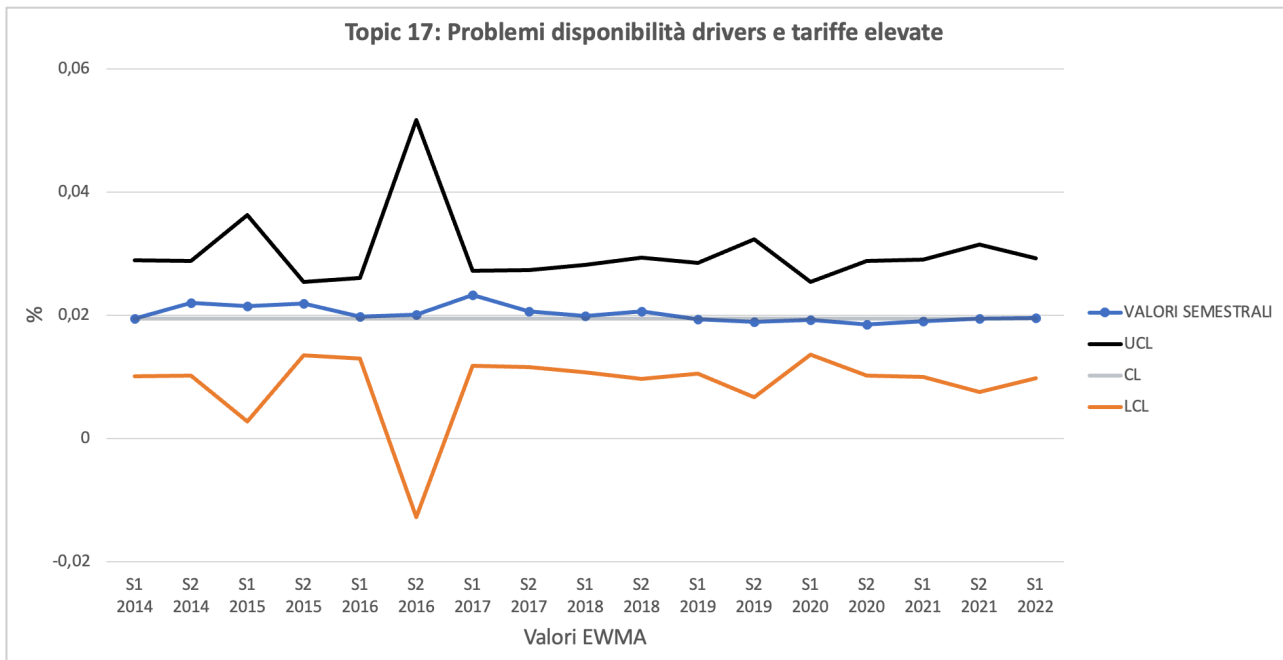
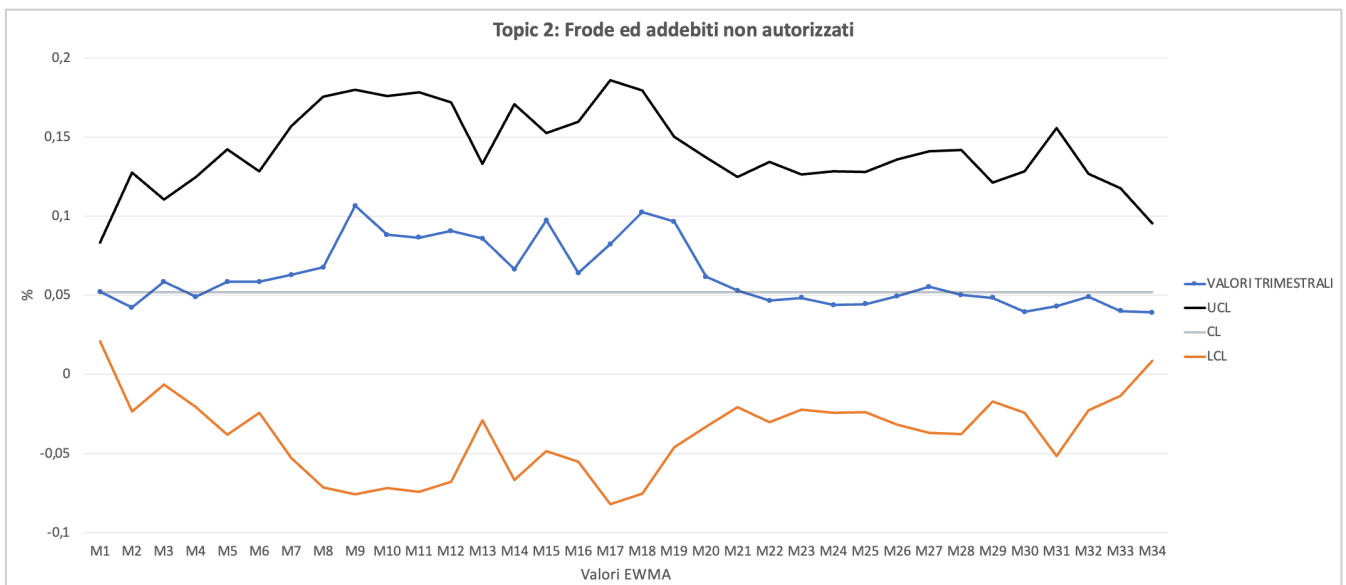
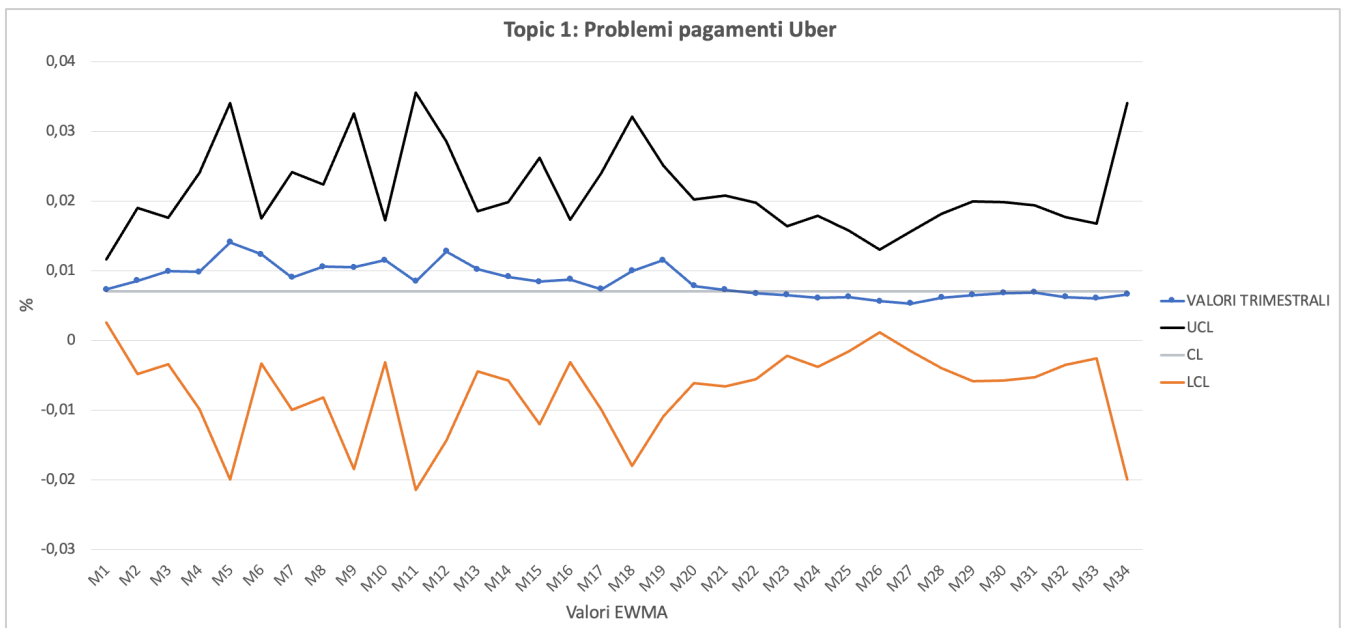


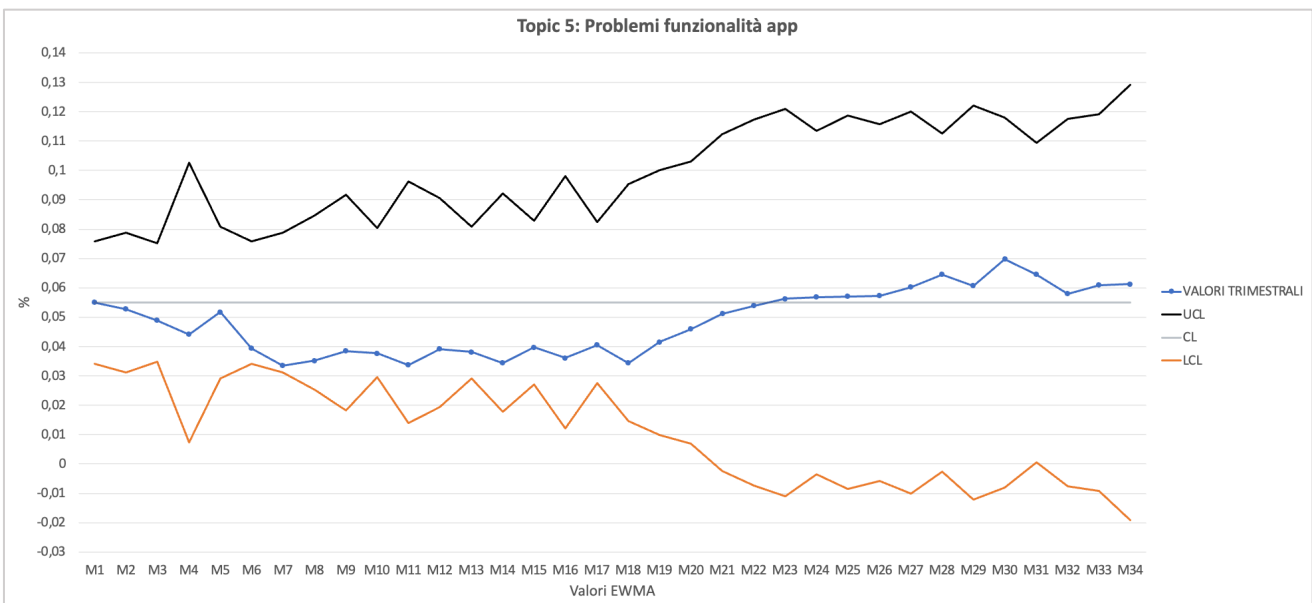
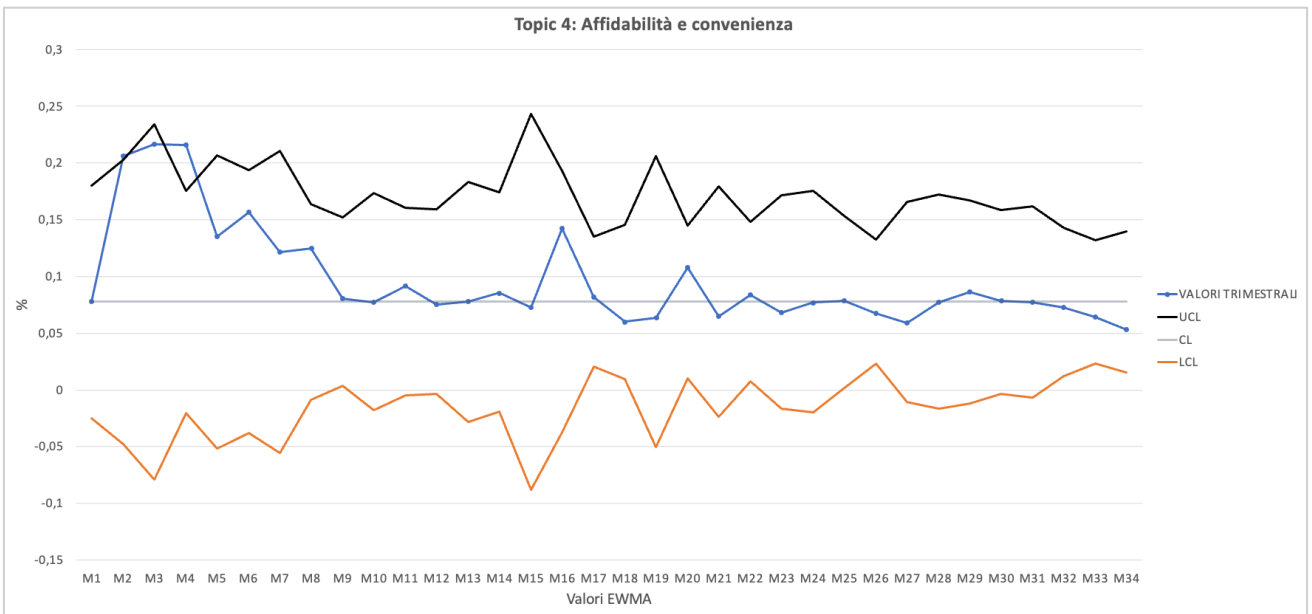
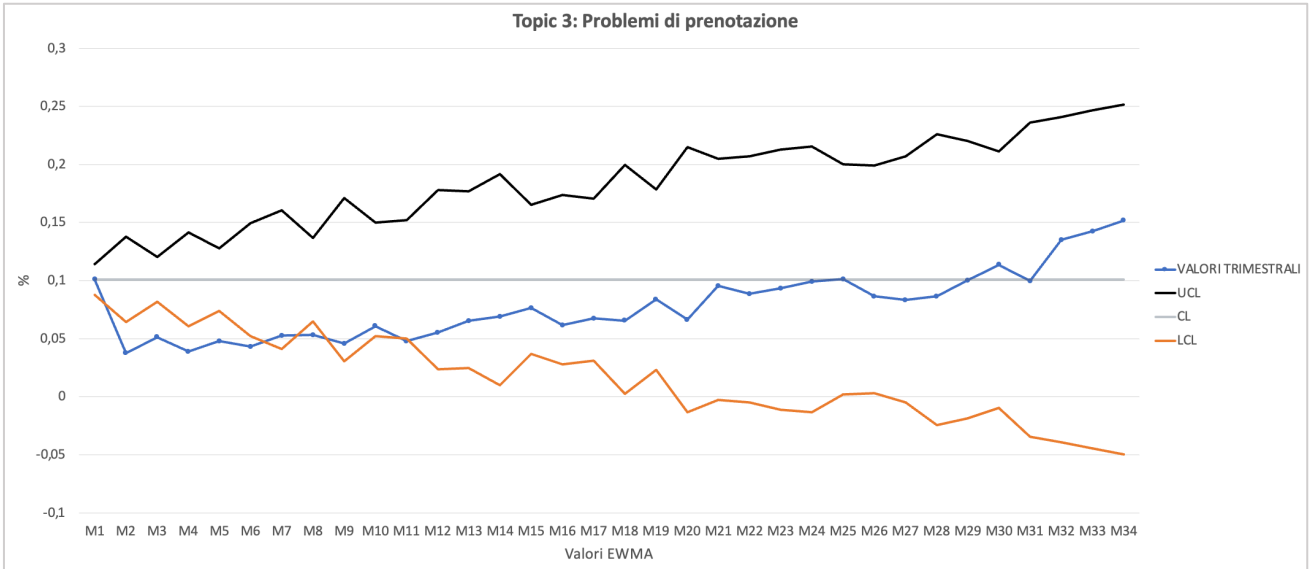
FIGURA 25 – Rappresentazione carte a media mobile EWMA su IMTP per trimestre dal 2014 al 2022; di seguito, è riportata una legenda per indicare la correlazione tra le M ed i trimestri considerati (Draft on Microsoft Excel). Dall'analisi dei grafici risulta che tutti i topics ad eccezione del 6 sono fuori controllo; questo accade perché la carta di controllo EWMA, con intervalli temporali più corti, rileva più velocemente cambiamenti nel processo. Nel dettaglio, i Topic 1, 2, 8, 10, 15, 16 e 17 presentano sei o più punti consecutivi al di sopra della linea centrale di controllo; i Topic 5, 11, 12 mostrano sei o più punti consecutivi al di sotto la linea centrale; i Topic 3, 7, 9, 13, 14 risultano fuori controllo in quanto uno o più punti oltrepassano il limite inferiore di controllo; infine, il Topic 4 risulta fuori controllo in quanto presenta due punti che fuoriescono dal limite superiore di controllo.

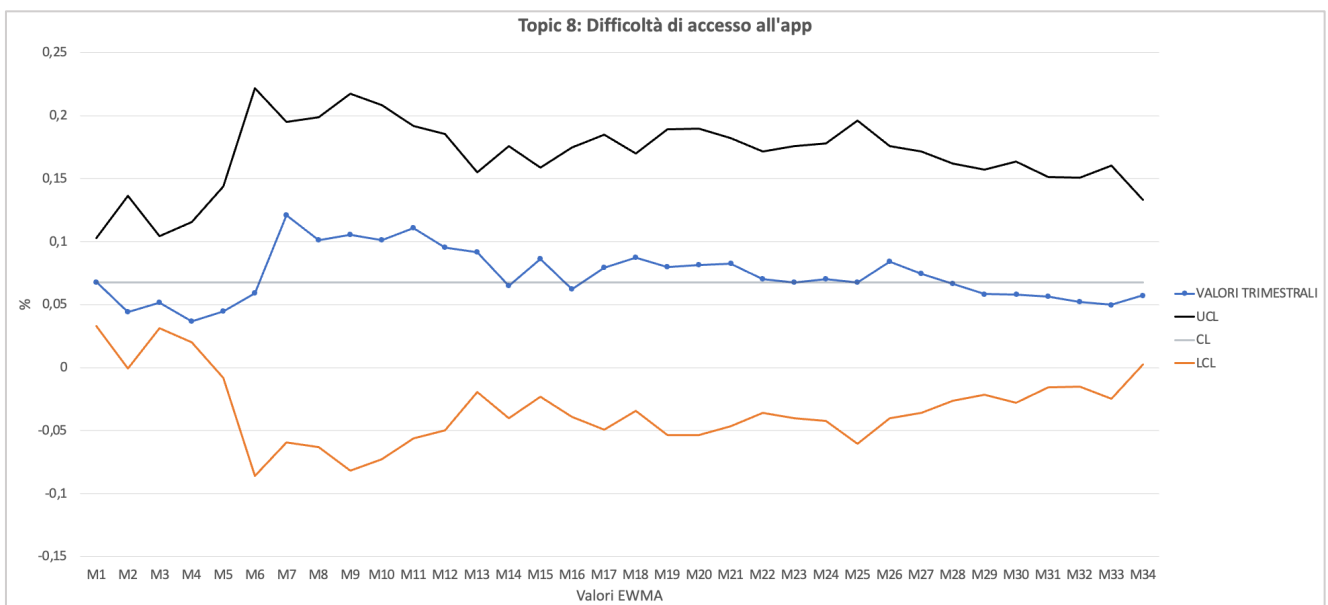
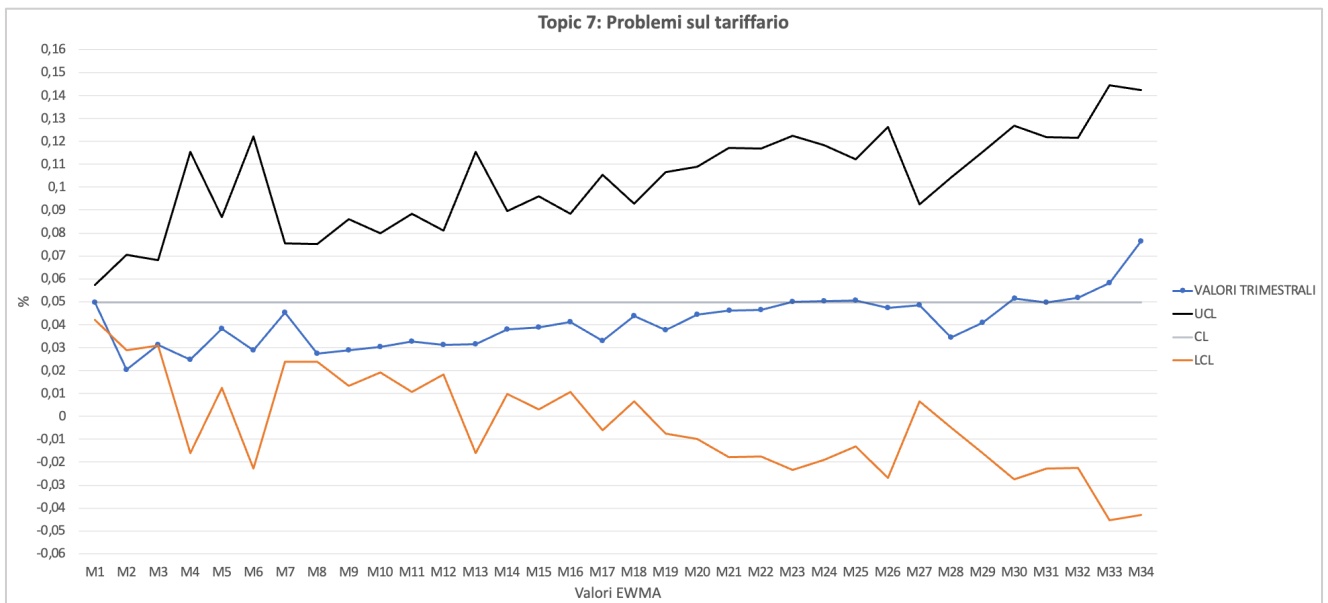
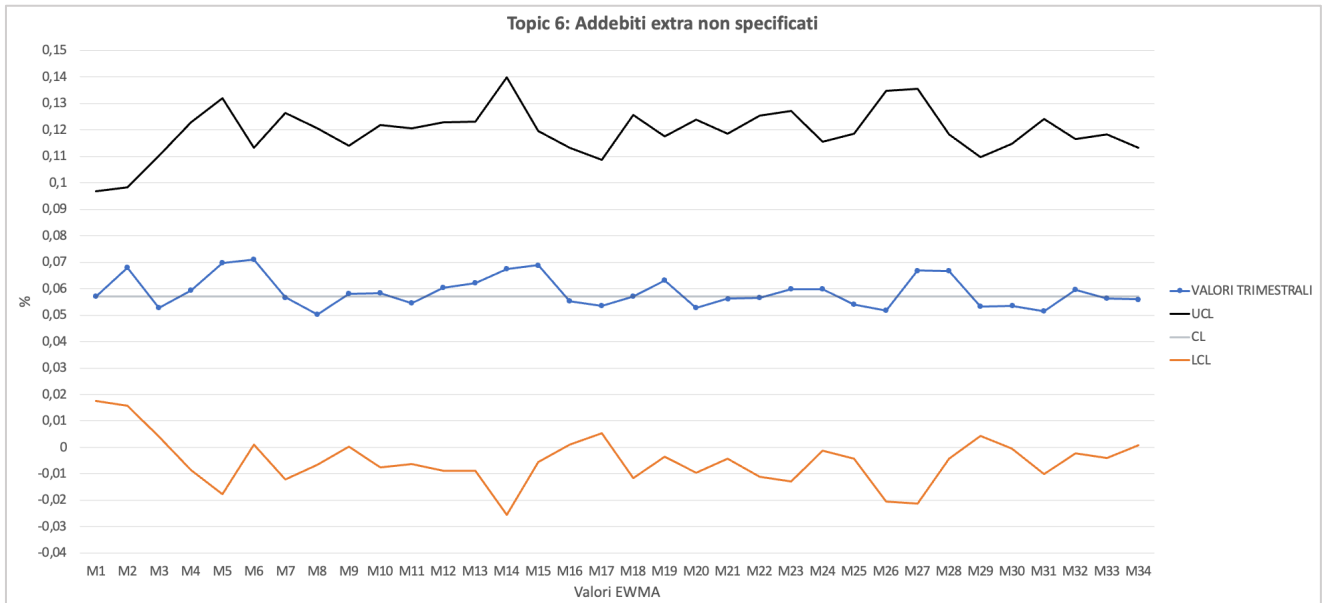
CORRELAZIONE M-TRIMESTRE

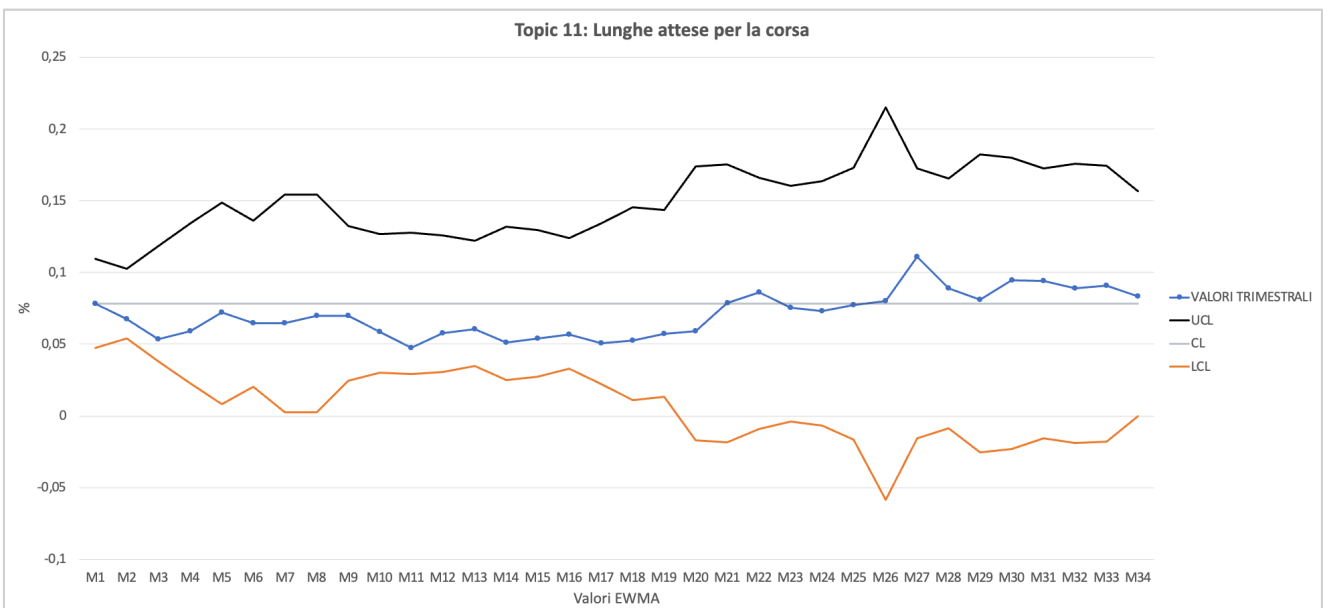
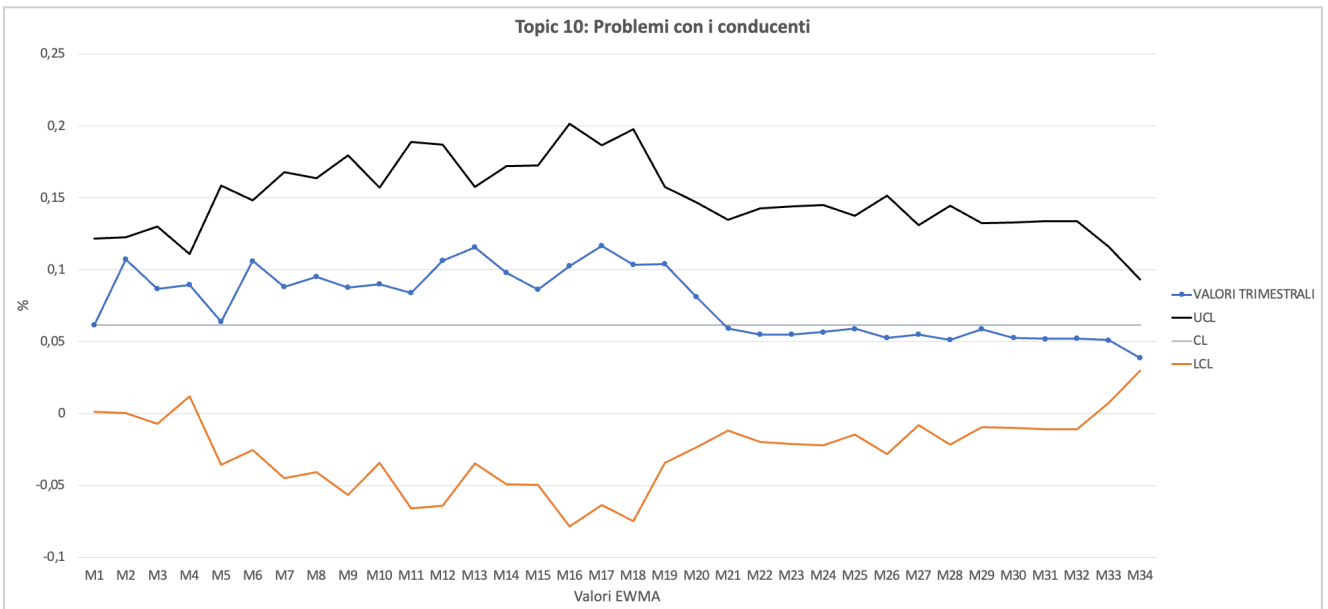
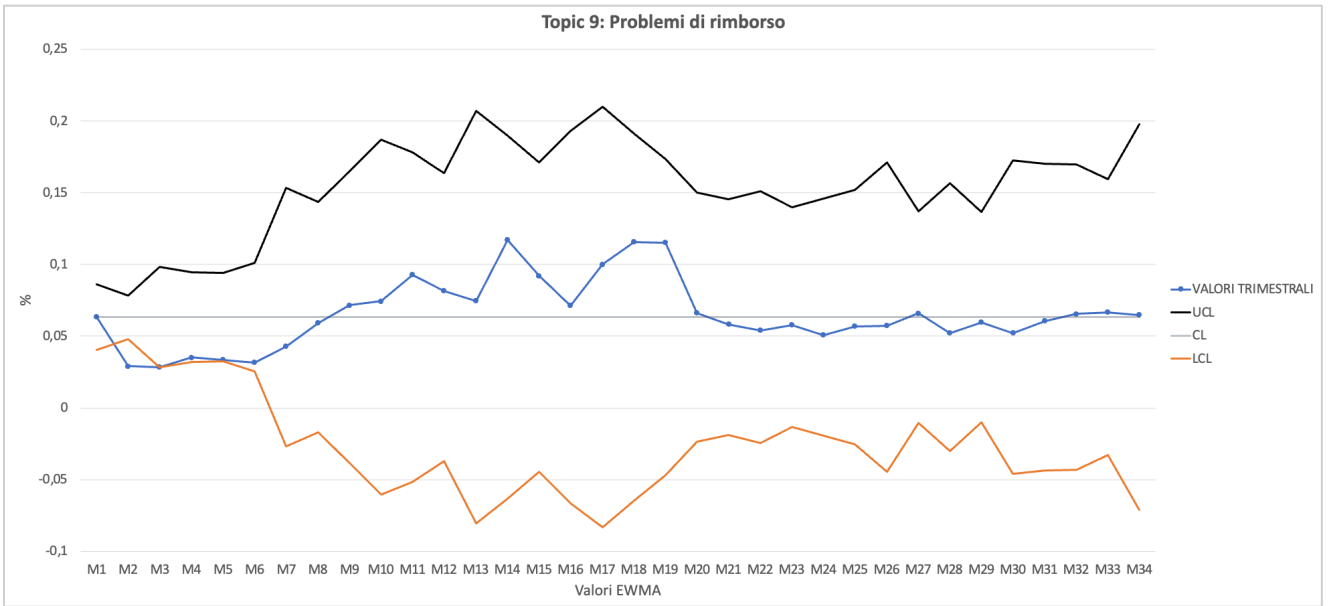
M1	T1 2014
M2	T2 2014
M3	T3 2014
M4	T4 2014
M5	T1 2015
M6	T2 2015
M7	T3 2015
M8	T4 2015
M9	T1 2016
M10	T2 2016
M11	T3 2016
M12	T4 2016
M13	T1 2017
M14	T2 2017
M15	T3 2017
M16	T4 2017
M17	T1 2018
M18	T2 2018
M19	T3 2018
M20	T4 2018
M21	T1 2019
M22	T2 2019
M23	T3 2019
M24	T4 2019

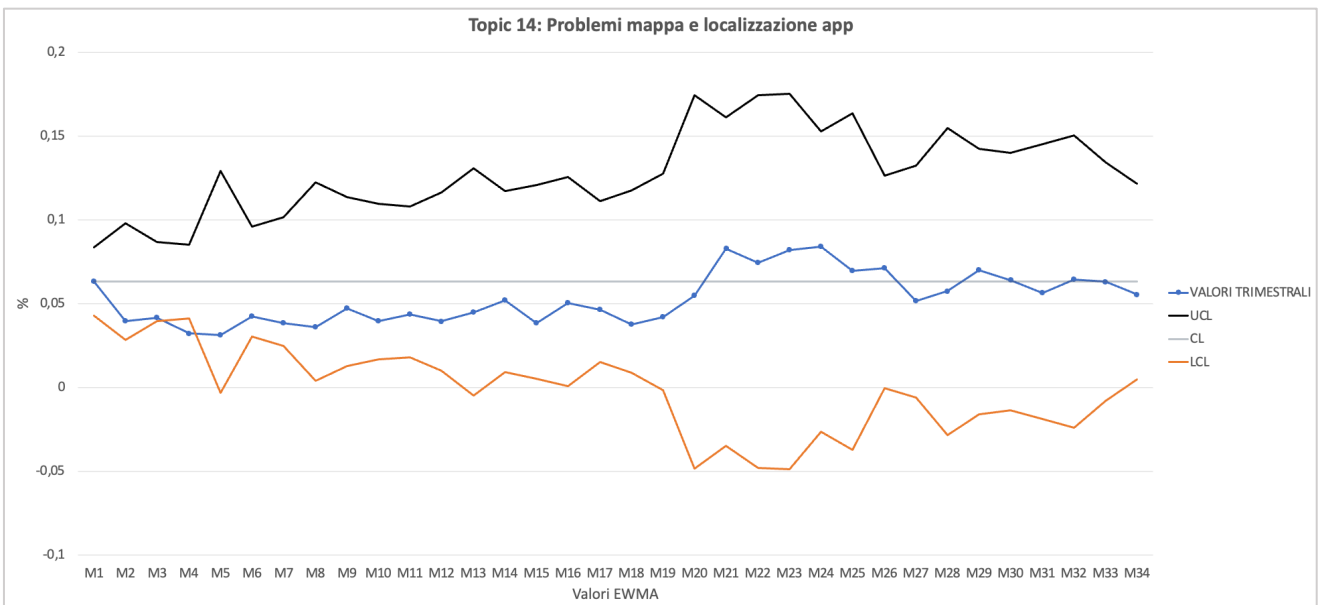
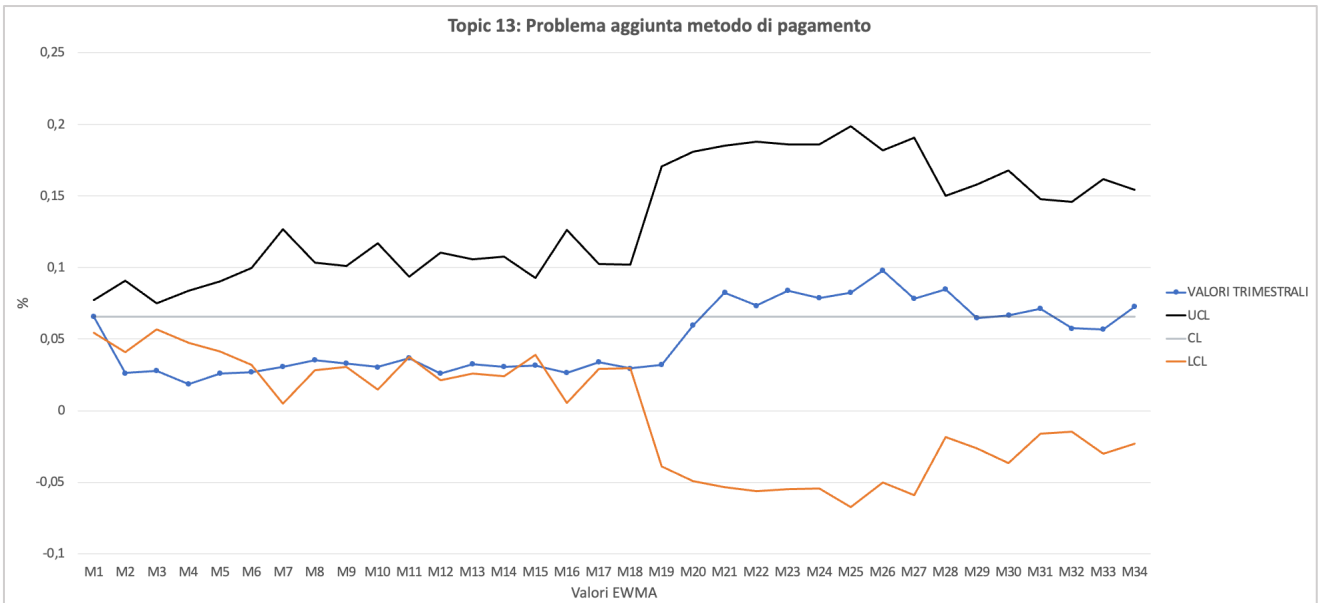
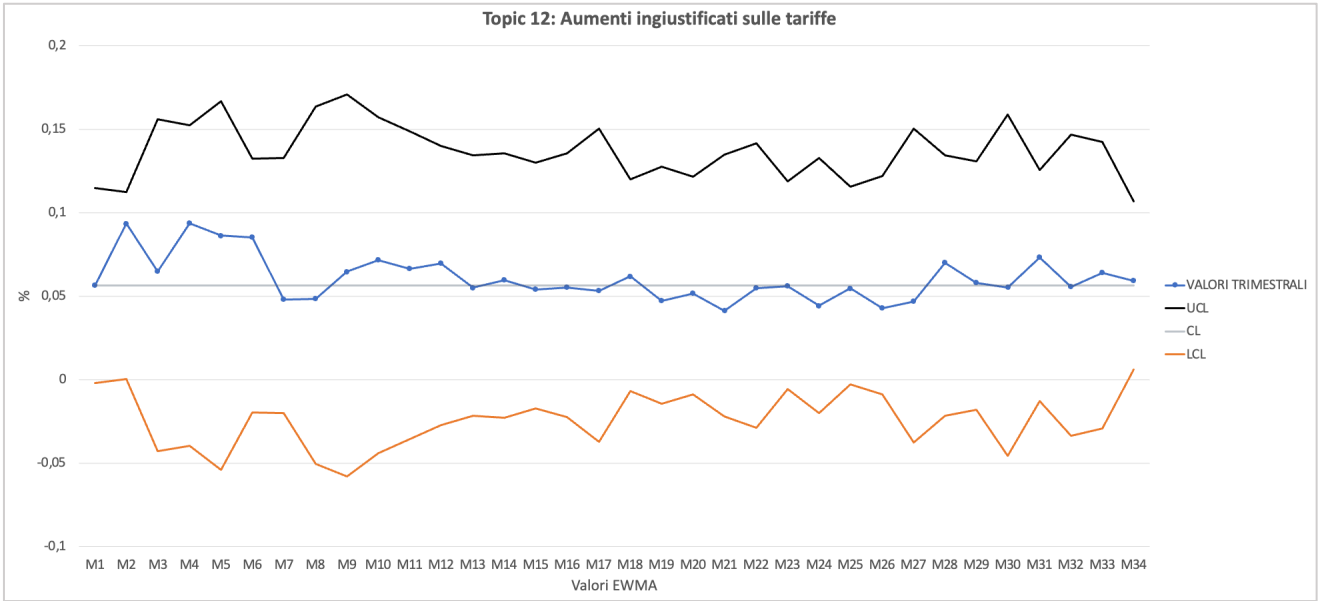
M25	T1 2020
M26	T2 2020
M27	T3 2020
M28	T4 2020
M29	T1 2021
M30	T2 2021
M31	T3 2021
M32	T4 2021
M33	T1 2022
M34	T2 2022

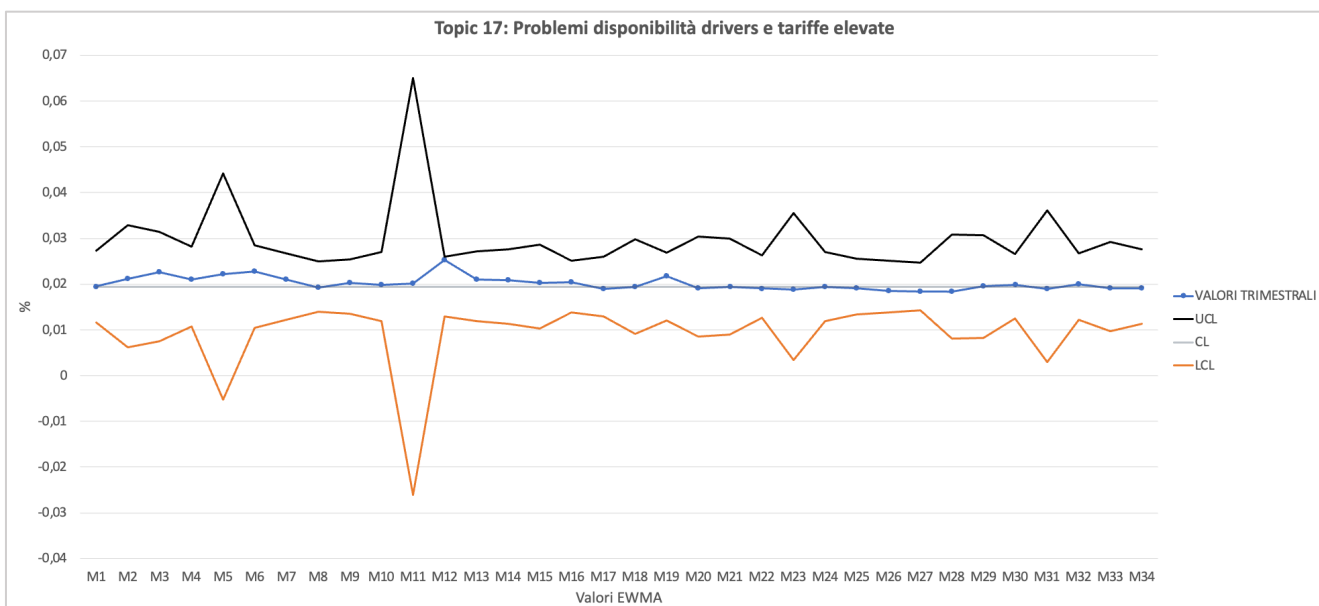
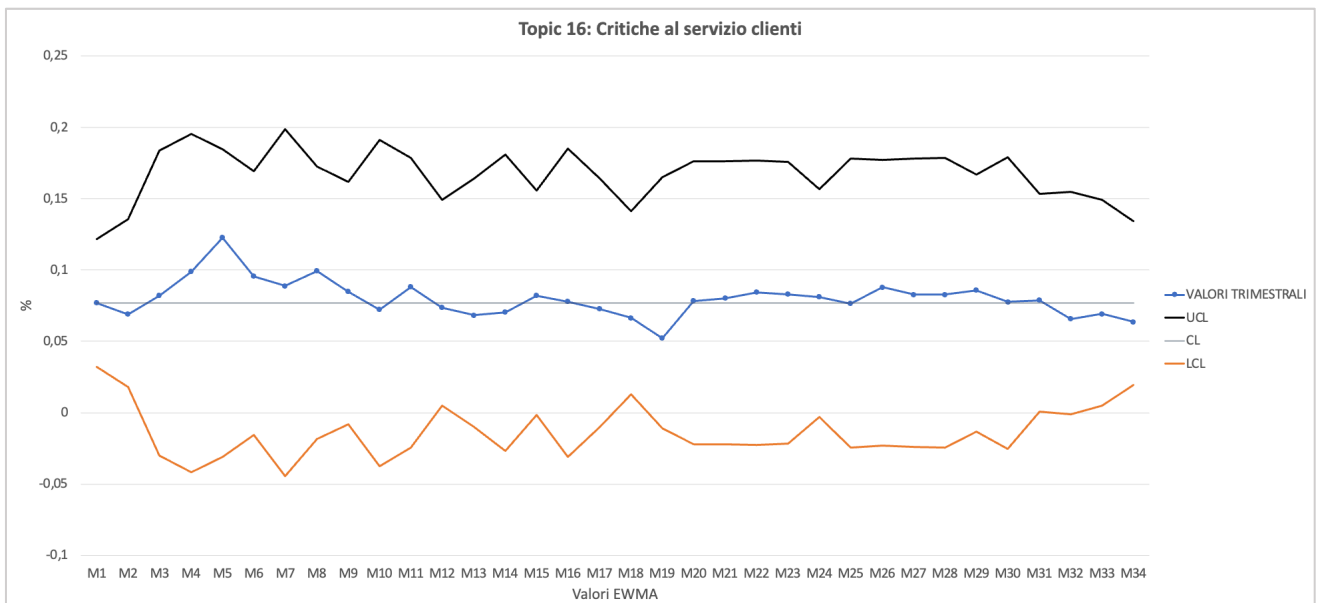
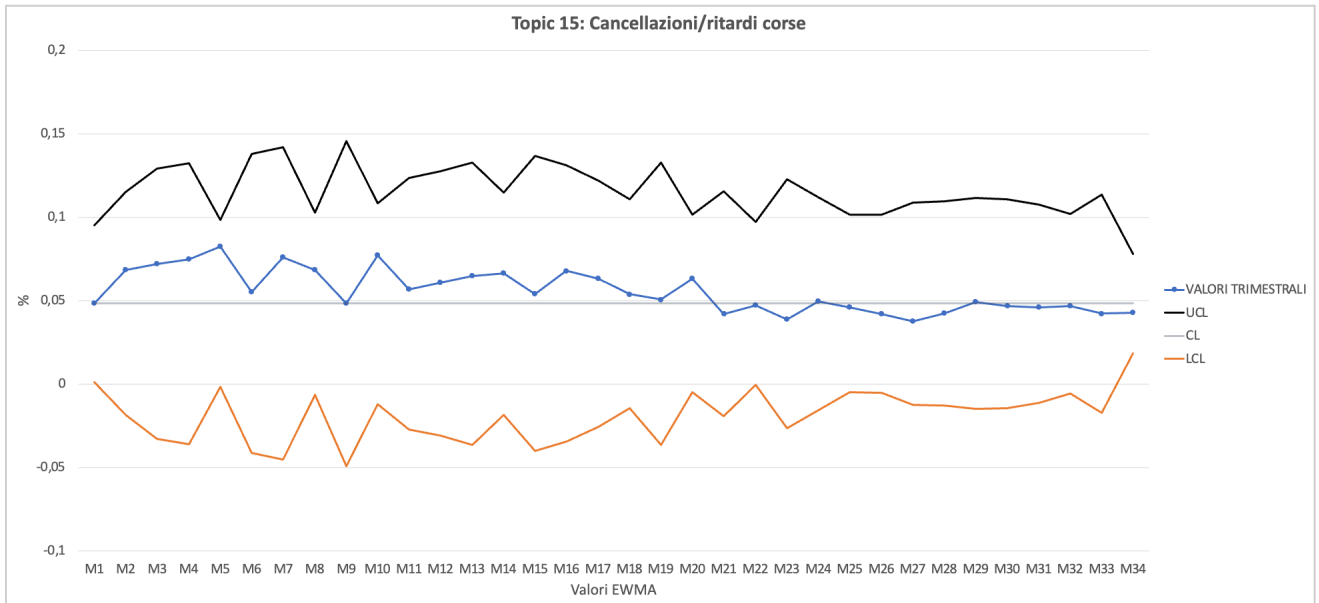












CAPITOLO 5: DISCUSSIONE GENERALE

5.1 VALUTAZIONE DELL'EFFICACIA E DELLE CRITICITA' DELLE CARTE DI CONTROLLO A MEDIA MOBILE SU IMTP

Le carte di controllo a media mobile (UWMA e EWMA) presentano alcuni vantaggi e svantaggi riguardo la loro applicazione. In particolare, le carte UWMA e EWMA risultano efficaci per individuare piccoli spostamenti e, inoltre, consentono un continuo aggiornamento in modo semplice non appena si ottiene una nuova osservazione; contrariamente, esse sono poco adatte se il processo in questione è caratterizzato da cicli e/o trends e non sono in grado di reagire tempestivamente a grandi spostamenti.

Proseguendo nell'esamina dell'utilità delle carte di controllo a media mobile, esse risultano essere particolarmente efficaci nel monitorare variazioni graduali nella distribuzione dei topics trattati nel tempo; questo è molto utile per gli IMTP al fine di rilevare un cambiamento progressivo nelle proporzioni medie dei topics in un determinato intervallo temporale. Inoltre, la natura dinamica della media mobile ponderata consente di mantenere una visione sempre aggiornata e puntuale degli IMTP, permettendo, anche, di distinguere i vari cambiamenti nelle proporzioni medie dei topics dalle fluttuazioni temporanee. Tale azione consente di prevenire i falsi allarmi, stabilizzando il monitoraggio.

Le principali criticità circa l'utilizzo delle carte UWMA e EWMA sono correlata alla loro reattività limitata ai cambiamenti rapidi nei topics: infatti, se le proporzioni di quest'ultimi cambiassero drasticamente in un breve intervallo di tempo, le carte a media mobile potrebbero non catturare immediatamente tali variazioni, risultando poco efficaci. Inoltre, il valore della costante di smorzamento λ , per le carte EWMA, può influenzare significativamente i risultati: il Montgomery, a tal proposito, suggerisce un valore di λ appartenente all'intervallo $[0,05; 0,25]$.

5.2 RIFLESSIONI SU POSSIBILI MIGLIORAMENTI DELLA METODOLOGIA

L'azione più adatta da intraprendere al fine di migliorare il monitoraggio sugli IMTP è quella di affiancare le carte di controllo a media mobile ad altre carte di controllo in grado di offrire prospettive complementari, consentendo di rilevare sia i trends lenti che le variazioni improvvise. Le carte di controllo che possono essere affiancate a quelle UWMA e EWMA risultano essere:

- A. Carte di controllo Shewhart (X-bar, R): possono essere utilizzate per monitorare picchi improvvisi nelle proporzioni di specifici topics poiché le carte di controllo a media mobile forniscono una visione più stabile e di lungo termine dei trends. In dettaglio, la carta X-bar viene utilizzata per monitorare la media, mentre la carta R per monitorare la variabilità.
- B. Carte di controllo CUSUM (Cumulative Sum Control Chart): sono carte di controllo che, come la EWMA, sono sensibili a piccoli cambiamenti progressivi con la differenza, però, che sono anche in grado di calcolare la somma cumulativa delle deviazioni della media target, rendendola ancora più reattiva ai cambiamenti lenti rispetto alle carte Shewhart. Inoltre,

combinando la CUSUM con le carte UWMA e EWMA è possibile migliorare la capacità di rilevare derivate graduali nel tempo, offrendo una doppia verifica sulle deviazioni nel lungo periodo.

- C. Carte di controllo per dati non conformi (p, np, c, u): sono utili per monitorare dati discreti e possono essere affiancate alle carte a media mobile per tracciare l'evoluzione dei topics che appaiono con bassa frequenza o che devono essere trattati come unità discrete.
- D. Carte di controllo multivariate (MEWMA, MCUSUM): sono progettate per monitorare contemporaneamente più variabili correlate. In un contesto come l'IMTP, queste carte consentono di catturare le relazioni tra i topics e di rilevare variazioni che potrebbero non essere evidenti osservandoli individualmente. Un approccio di questo tipo consentirebbe, dunque, di ottenere una visione globale dell'evoluzione dei topics e delle loro eventuali interdipendenze.
- E. Carte di controllo adattive: esse regolano i loro limiti di controllo in base alla variabilità del processo e, pertanto, risultano essere molto utili quando il processo di monitoraggio dei topics è altamente dinamico e richiede continui adattamenti. Un loro affiancamento a carte di controllo più statiche, come la EWMA, consentirebbe di migliorare la capacità di risposta ai cambiamenti in tempo reale.
- F. Carte di controllo per dati temporali (Time-Series Control Charts): tali carte sono progettate per monitorare dati che variano nel tempo in modo sistematico o ciclico. Esse possono essere affiancate alle carte di controllo a media mobile per migliorare il monitoraggio di dati IMTP e fornire informazioni aggiuntive sui pattern stagionali.

Altre possibili azioni da poter adottare per migliorare il monitoraggio sugli IMTP riguardano:

- Il calibro della lunghezza dell'intervallo temporale: è preferibile utilizzare un intervallo più breve per analisi a breve termine (per cambiamenti immediati) ed un intervallo più lungo per trends più stabili.
- Integrazione soglie dinamiche: le carte di controllo classiche adoperano limiti fissi per identificare le condizioni di fuori controllo. Un corretto monitoraggio degli IMTP può prevedere l'utilizzo di soglie dinamiche adattabili in base alla variazione della proporzione dei topics nel tempo, consentendo di evitare falsi allarmi quando ci sono fluttuazioni naturali nei topics.
- Monitoraggio in tempo reale: configurare un sistema di monitoring automatizzato con carte di controllo a media mobile aggiornate in tempo reale al fine di rilevare più velocemente i cambiamenti nelle proporzioni dei topics e di intervenire subito in caso di deviazioni significative.

CAPITOLO 6: CONCLUSIONI

In questo lavoro di tesi è stata svolta un'analisi della *Digital Voice of Customers*, a partire dalle reviews presenti nel campione UGC di Uber fornito, attraverso la tecnica di *topic modelling* STM implementata mediante l'utilizzo del software R, con lo scopo di graficare gli IMTP dei topics, di analizzarli e classificarli e di andare, infine, a rappresentare le carte di controllo a media mobile UWMA e EWMA sugli IMTP stessi.

L'analisi è partita considerando un database di quasi 10200 recensioni rilasciate online dai clienti di Uber, tra il 2014 ed il 2022, su cinque piattaforme diverse: *Google PlayStore*, *Consumer Affairs*, *Hello Peter*, *Product Review* e *Yelp*. A partire da tali reviews, è stato possibile individuare, mediante l'algoritmo *Structural Topic Modelling* (STM) e il grafico dell'*held-out likelihood* ricavato, i 17 topics più discussi all'interno del corpus delle recensioni: "Problemi pagamenti Uber", "Frode ed addebiti non autorizzati", "Problemi di prenotazione", "Affidabilità e convenienza", "Problemi funzionalità app", "Addebiti extra non specificati", "Problemi sul tariffario", "Difficoltà di accesso all'app", "Problemi di rimborso", "Problemi con i conducenti", "Lunghe attese per la corsa", "Aumenti ingiustificati sulle tariffe", "Problema aggiunta metodo di pagamento", "Problemi mappa e localizzazione app", "Cancellazioni/ritardi corse", "Critiche al servizio clienti", "Problemi disponibilità drivers e tariffe elevate".

In seguito, proseguendo nell'esamina, andando ad inserire il K ottimale nel processo di applicazione STM su RStudio, si è ottenuto un file csv *matrice review topics* in cui veniva indicato il peso di ciascun topic per ciascuna recensione. Successivamente, correlando tale matrice con il database iniziale fornito, contenente altri dati (data di pubblicazione della recensione, campo testuale della review, rating rilasciato dal cliente dopo aver usufruito del servizio, fonte in cui è stata rilasciata la recensione), è stato possibile graficare gli IMTP andando a valutare l'andamento annuale, semestrale e trimestrale. Tali rappresentazioni hanno mostrato il diverso trends avuto dai vari topics, consentendo di classificarli in quattro categorie in base al loro andamento: stazionari, crescenti, decrescenti ed irregolari. Infine, a partire dagli IMTP graficati, si è proceduto alla costruzione delle carte di controllo a media mobile UWMA e EWMA annuali, semestrali e trimestrali.

Il lavoro di tesi ha mostrato una serie di limiti riguardanti, in particolar modo, l'applicazione delle carte di controllo a media mobile sugli IMTP: esse, infatti, risultano efficaci nell'individuazione di piccoli spostamenti, ma sono molto limitate per la loro poca reattività nei confronti dei possibili cambiamenti rapidi che un topic può subire. Inoltre, osservando le rappresentazioni delle carte di controllo a media mobile nei diversi intervalli di tempo (annuale, semestrale e trimestrale), si può notare come vi siano discrepanze importanti poiché un topic che risulterebbe in controllo nelle carte annuali, potrebbe risultare fuori controllo in quelle semestrali e trimestrali poiché la sensibilità al cambiamento dei *control charts* dipende dalla finestra temporale utilizzata.

Conseguentemente alle criticità mostrate dalle carte di controllo a media mobile, una proposta per un futuro lavoro di tesi riguarda un loro affiancamento ad altre carte di controllo quali le carte Shewhart (X-bar e R) e le carte adattive al fine di migliorare il monitoraggio dei topics in presenza di cambiamenti di trends improvvisi e la capacità di risposta delle carte statiche (a media mobile) ai mutamenti in tempo reale.

BIBLIOGRAFIA

- Allen, T. T. , S. Z. , & A. K. (2018). (n.d.). Allen, T. T., Sui, Z., & Akbari, K. (2018). *Exploratory text data analysis for quality hypothesis generation*. *Quality Engineering*, 30(4), 701–712. <https://doi.org/10.1080/08982112.2018.1481216>.
- Amat-Lefort, N. , B. F. , & M. L. (2022). (n.d.). Amat-Lefort, N., Barravecchia, F., & Mastrogiacomo, L. (2022). *Quality 4.0: Big data analytics to explore service quality attributes and their relation to user sentiment in Airbnb reviews*. *Total Quality Management & Business Excellence 23 International Journal of Quality & Reliability Management*. Advance online publication. doi:10.1108/IJQRM-01-2022-0024.
- Articolo - Topic Modelling validation. (2021).
- Bandaru, S. , G. A. , D. K. , K. V. , C. R. , & B. P. (2015). (n.d.). 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, 265–278. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2015.01.014>.
- Barravecchia, F., Mastrogiacomo, L., & Fiorenzo, F. (2020). *Categorizing quality determinants in mining user-generated contents*. *Sustainability (Switzerland)*, 12(23), 1–12. <https://doi.org/10.3390/su12239944>
- Barravecchia, F., Mastrogiacomo, L., & Franceschini, F. (2023). *Product quality tracking based on digital Voice-of-Customers*. *Total Quality Management and Business Excellence*, 34(11–12), 1386–1409. <https://doi.org/10.1080/14783363.2023.2177147>
- Berry, M. W. , & K. J. (2010). (n.d.). Berry, M. W., & Kogan, J. (2010). *Text mining: Applications and theory*. John Wiley & Sons
- .
- Bi, J.-W. , L. Y. , F. Z.-P. , & C. E. (2019). (n.d.). 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. <https://doi.org/10.1080/00207543.2019.1574989>.
- Bischof, J. and A. E. M. (2012). (n.d.). Bischof, J. and Airoldi, E.M. (2012), “Summarizing topical content with word frequency and exclusivity”, in *Proceedings of the 29th International Conference on Machine Learning (ICML-12)*.
- Blei, D. M. , N. A. Y. , & J. M. I. (2003). (n.d.). Blei, D. M., Ng, A. Y., & Jordan, M. I. (2003). *Latent dirichlet allocation*. *Journal of Machine Learning Research*, 3.
- Blei, D. M. (2012). (n.d.). Blei, D. M. (2012). *Probabilistic topic models*. *Communications of the ACM*, 55(4), 77–84. <https://doi.org/10.1145/2133806.2133826>.

- Carnerud, D. (2020). (n.d.). *Carnerud, D. (2020). The quality movement's three operational paradigms: A text mining venture. The TQM Journal, 32(6), 1577–1598.*
<https://doi.org/10.1108/TQM-05-2019-0134>.
- Chang, J. , G. S. , W. C. , B.-G. J. L. and B. D. M. (2009). (n.d.). *Chang, J., Gerrish, S., Wang, C., Boyd-Graber, J.L. and Blei, D.M. (2009), "Reading tea leaves: how humans interpret topic models", Advances in Neural Information Processing Systems.*
- Chen, K.-S. , C. T.-C. , W. K.-J. , & H. C.-T. (2015). (n.d.). *Chen, K.-S., Chang, T.-C., Wang, K.-J., & Huang, C.-T. (2015). Developing control charts in monitoring service quality based on the number of customer complaints. Total Quality Management & Business Excellence, 26(5–6), 675–689. https://doi.org/10.1080/14783363.2013.874198.*
- Costa, E. , L. A. , C. A. and F. A. (2007). (n.d.). *Costa, E., Lorena, A., Carvalho, A. and Freitas, A. (2007), "A review of performance evaluation measures for hierarchical classifiers", in Evaluation Methods for Machine Learning II.*
- Gregorio, R. , & C. P. (2011). (n.d.). *Gregorio, R., & Cronemyr, P. (2011). From expectations and needs of service customers to control chart specification limits. The TQM Journal, 23(2), 164–178. https://doi.org/10.1108/17542731111110221.*
- Hallencreutz, J. , & P. J. (2021). (n.d.). *Hallencreutz, J., & Parmler, J. (2021). Important drivers for customer satisfaction – From product focus to image and service quality. Total Quality Management & Business Excellence, 32 (5–6), 501–510.*
<https://doi.org/10.1080/14783363.2019.1594756>.
- Izogo, E. E. , & O. I.-E. (2015). (n.d.). *Izogo, E. E., & Ogba, I.-E. (2015). Service quality, customer satisfaction and loyalty in automobile repair services sector. International Journal of Quality & Reliability Management, 32(3), 250–269. https://doi.org/10.1108/IJQRM-05-2013-0075.*
- Jach, P. , A. J. , T. S. P. , C. B. , & F. S. (2021). (n.d.). *Jach, P., Antony, J., Thomson, S. P., Cudney, B., & Furterer, S. (2021). Voice of the customer as a tool for service quality analysis in public transport. The TQM Journal, 34(3), 448–475. https://doi.org/10.1108/TQM-05-2021-0134.*
- Joung, J. , J. K. , K. S. , & K. K. (2019). (n.d.). *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. https://doi.org/10.3390/su11010040.*
- Kobayashi, V. B. , M. S. T. , B. H. A. , K. G. and D. H. D. N. (2018). (n.d.). *Kobayashi, V.B., Mol, S.T., Berkers, H.A., Kismihók, G. and Den Hartog, D.N. (2018), "Text mining in organizational research", Organizational Research Methods, Vol. 21 No. 3.*
- Kumar, A. , & B. Anjaly. (2017). (n.d.). *Kumar, A., & B. Anjaly. (2017). How to measure post-purchase customer experience in online retailing? A scale development study. International Journal of Retail & Distribution Management, 45(12), 1277–1297.*
- L Du, W. B. M. J. (n.d.). *L Du, W Buntine, M Johnson - ... of the 2013 conference of the North ..., 2013 .*

- Mastrogiacomo, L., Barravecchia, F., Franceschini, F., & Marimon, F. (2021). Mining quality determinants of product-service systems from user-generated contents. *Quality Engineering*, 33(3), 425–442. <https://doi.org/10.1080/08982112.2021.1877305>
- McColl-Kennedy, J. , & S. U. (2000). (n.d.). *McColl-Kennedy, J., & Schneider, U. (2000). Measuring customer satisfaction: Why, what and how. Total Quality Management*, 11(7), 883–896. <https://doi.org/10.1080/09544120050135434>.
- Mimno, D. , W. H. M. , T. E. , L. M. and M. A. (2011). (n.d.). *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*.
- Montgomery, D. C., & Wiley, J. (2010). *Sixth Edition I ntroduction to Statistical Quality Control*.
- Mukherjee, S. P. (2019). (n.d.). *Mukherjee, S. P. (2019). Quality, domains and dimensions. Springer*.
- Newman, D. , L. J. H. , G. K. and B. T. (2010). (n.d.). *Newman, D., Lau, J.H., Grieser, K. and Baldwin, T. (2010), "Automatic evaluation of topic coherence", in Human Language Technologies: The 2010 Annual Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics*.
- Roberts et al. (n.d.). *Roberts, Margaret E, Brandon M Stewart, Dustin Tingley et al. (2014). stm : R package for structural topic models $\text{\textcircled{R}}$. In: Journal of Statistical Software*.
- Roberts, M. E. , S. B. M. , T. D. , L. C. , L. J. , G. S. K. , A. B. and R. D. G. (2014). (n.d.). *Roberts, M.E., Stewart, B.M., Tingley, D., Lucas, C., Leder-Luis, J., Gadarian, S.K., Albertson, B. and Rand, D.G. (2014), "Structural topic models for open-ended survey responses", American Journal of Political Science, Vol. 58 No. 4*.
- Singh, K. , & U. S. (2012). (n.d.). *Singh, K., & Upadhyaya, S. (2012). Outlier detection: Applications and techniques. International Journal of Computer Science Issues (IJCSI)*, 9(1), 307.
- Su, Y. , & H. J.-S. (2020). (n.d.). *Su, Y., & Hwang, J.-S. (2020). Integration of customer satisfaction and sustained use of a product for value assessment. Total Quality Management & Business Excellence*, 31(15–16), 1760–1773. <https://doi.org/10.1080/14783363.2018.1509697>.
- Uber.com. (n.d.). https://www.uber.com/it/it/about/how-does-uber-work/?uclick_id=4f33f595-7d5c-495d-bba7-c1c29509d10e.
- Wang, Y. , A. E. and B. M. (2012). (n.d.). *Wang, Y., Agichtein, E. and Benzi, M. (2012), "TM-LDA: efficient online modeling of latent topic transitions in social media", in Proceedings of the 18th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*.
- Zhan, J. , L. H. T. , & L. Y. (2009). (n.d.). *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>.