

POLITECNICO DI TORINO

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale



Tesi di Laurea Magistrale

Sviluppo di un modello previsionale per la
domanda di ricambi di macchine per caffè.
Il caso Luigi Lavazza S.p.A.

Relatori:

Prof.ssa Anna Corinna Cagliano
Sig. Marco Senorre

Candidato:

Leonardo Nino Marigiò

Anno Accademico 2021/2022

Sommario

Introduzione	5
Capitolo 1: Introduzione al Demand Planning	7
1.1 Demand Planning	7
1.1.1 Introduzione.....	7
1.1.2 Sales Forecast, Sales Budget, Sales Target, Demand Plan	8
1.2 Time Series Analysis	10
1.2.1 Definizione di serie storica.....	10
1.2.2 Obiettivi Time Series Analysis.....	10
1.2.3 Componenti Serie Storiche	11
1.2.4 Tipologie Serie Storiche	13
1.2.5 Prevedibilità.....	14
1.2.6 Classificazione serie storiche	15
1.3 Valutazione modelli Sales Forecasting	16
1.3.1 Accuratezza previsionale	16
1.3.2 Intervalli di analisi e previsione	16
1.3.3 Le misure di forecast error e loro classificazione	17
1.4 Time Series Forecasting.....	20
1.4.1 Generazione Sales Forecast.....	20
1.4.2 Processo di Sales Forecasting	21
1.5 Modelli matematici di Forecasting	22
1.5.1 Medie	22
1.5.2 Metodi di Smorzamento Esponenziale.....	23
1.5.3 Modello di Croston.....	26
1.5.4 Modello di Poisson.....	27
1.6 Ricerca bibliografica	29
Capitolo 2: Luigi Lavazza S.p.A.....	31
2.1 Storia e identità	31
2.2 Strategia e business	36
2.3 Struttura organizzativa.....	38
Capitolo 3: Caso aziendale – Situazione AS-IS.....	40
3.1 Metodo Previsionale	40
3.2 Composizione Parco Ricambi	41

3.3	Raccolta dati e analisi serie storiche	42
3.3.1	Individuazione codici da esaminare	42
3.3.2	Analisi serie storiche	45
Capitolo 4: Applicazione metodi previsionali		47
4.1	Individuazione famiglie di metodi.....	47
4.2	Modelli per serie storiche continue	47
4.3	Modelli per serie storiche sporadiche.....	51
Capitolo 5: Conclusioni		56
5.1	Descrizione Benefici.....	56
5.2	Limitazioni tesi.....	56
5.3	Passi futuri.....	57
Bibliografia		59
Sitografia		60
Ringraziamenti.....		63
Appendice A.....		64
	Grafici per tendenze serie storiche continue.....	64
Appendice B		72
	Grafici per tendenza serie storiche sporadiche	72
Appendice C		86
	Grafici per stagionalità serie storiche continue.....	86
Appendice D.....		94
	Grafici per stagionalità serie storiche sporadiche.....	94

Introduzione

Il presente elaborato di tesi verte sui temi del Demand Forecasting e del Demand Planning, due argomenti che ricoprono un ruolo di fondamentale rilevanza all'interno della disciplina del Supply Chain Management.

Ciò è ancora più significativo nell'attuale contesto storico, dato il considerevole impatto assunto dagli sconvolgimenti sociali, economici e politici, a cui il mondo intero ha assistito negli ultimi due anni.

L'obiettivo che si pone l'elaborato è quello di proporre un modello di previsione della domanda, attraverso l'osservazione e l'analisi delle serie storiche di domanda commerciale, per l'intera gamma dei ricambi delle macchine a cialde commercializzate da Luigi Lavazza S.p.A., azienda leader in Italia ed in Europa e tra i maggiori produttori mondiali di caffè tostato.

Nel primo capitolo è esposta un'introduzione, dal valore di fondamento teorico, dedicata agli argomenti del Supply Chain Management approfonditi dal presente progetto, come le definizioni di Demand Planning e Forecasting, la descrizione di modelli previsionali e le misure di errore previsionale e loro classificazione.

Nel secondo capitolo dell'elaborato è riportato un breve excursus della storia dell'azienda torinese, focalizzato sui punti di forza e di maggior successo e prestigio che hanno permesso alla famiglia Lavazza di condurre una piccola drogheria nel centro di Torino a competere, in poco più di 100 anni di storia, in un mercato globale tra i più grandi produttori di caffè. È riportata anche una sintetica descrizione della struttura di business e dell'attuale organizzazione aziendale, con particolare riferimento agli organi di Ricerca & Sviluppo, presso cui è stato svolto il progetto di tesi.

Nel terzo capitolo sono descritti i metodi previsionali già presenti e consolidati in azienda precedentemente all'avvio del lavoro di tesi ed è altresì condotta un'attenta analisi delle caratteristiche del parco ricambi attualmente gestito dall'impresa, ponendo sotto osservazione, soprattutto, le particolarità delle serie storiche di domanda commerciale prese in esame.

Nel quarto capitolo, si discute il processo di applicazione delle diverse famiglie di modelli previsionali scelti, comprensivo delle assunzioni e dei vincoli che hanno condotto verso la selezione dei suddetti modelli. Inoltre, sono esposte le analisi e i confronti tra i diversi modelli con il fine di valutarne la bontà previsionale e comprendere quale tra i modelli selezionati possa rispondere meglio ai requisiti aziendali.

Infine, nel quinto capitolo, a valle dello studio e delle analisi precedentemente esposte, sono riportate le principali conclusioni e i maggiori risultati ottenuti durante il progetto di tesi.

In particolare, si può senz'altro affermare che il presente elaborato di tesi è ad oggi un *unicum*, in quanto l'argomento esposto, ovvero lo sviluppo di modelli previsionali per la domanda di ricambi di macchine per caffè, non è ancora stato oggetto di precisi studi da parte della comunità scientifica, inoltre è il primo progetto condotto all'interno dell'azienda caso di studio con lo scopo di analizzare le procedure aziendali per il planning dei prodotti in questione.

Alla luce di quanto premesso, il progetto porta con sé alcune criticità e può vantarsi di aver risposto solo parzialmente a questioni molto più ampie che andrebbero maggiormente approfondite, come ad esempio lo sviluppo di un piano multifunzionale che, si prevede, potrebbe migliorare l'accuratezza previsionale alla luce di una maggiore visibilità sui clienti e i loro fabbisogni.

Nonostante ciò, sicuramente il maggior risultato e valore di questo progetto risiede nell'aver inaugurato una strada per studi futuri, essendo di fatto la prima analisi statistica e quantitativa delle serie storiche degli oltre 4000 codici presenti nel dataset.

In questo modo si è potuto porre sotto analisi le dinamiche di processo aziendali, da cui si è evidenziata la grande opportunità di sviluppo di cooperazione multifunzionale già sottolineata: fattore che ha influenzato anche i risultati ottenuti dai diversi modelli selezionati e applicati, da cui infatti non si svincola neanche il modello di Brown.

Tale modello, infatti, designato dal progetto di tesi come possibile nuovo modello previsionale, poiché in parte più efficace ed efficiente degli altri modelli analizzati, necessita di ulteriori e rinnovate conferme attraverso analisi future.

Capitolo 1: Introduzione al Demand Planning

L'obiettivo di questo primo capitolo consiste nel fornire un'introduzione ed un fondamento teorico ai diversi argomenti che saranno toccati da questo elaborato di tesi. In particolare, verranno trattati il demand planning, le misure di errore e i modelli di previsione.

1.1 Demand Planning

Bisogna immediatamente evidenziare, per i motivi che si esporranno in seguito nel paragrafo 1.1.1, che la pianificazione della domanda è un processo industriale essenziale al fine di garantire la profittabilità e la corretta gestione di un'azienda, nonché la soddisfazione dei clienti [1].

L'obiettivo primario per ciascuna impresa è trovare un equilibrio tra l'inventario sufficiente per soddisfare le esigenze dei clienti senza soffrire di un grande ammontare di capitale immobilizzato in scorte. Infine, il processo di previsione della domanda è assai complicato e risente dell'influenza un'ampia varietà di fattori, tra cui cambiamenti della forza lavoro, cambiamenti economici, condizioni meteorologiche avverse, disastri naturali o eventi di crisi globale.

1.1.1 Introduzione

Attualmente, le imprese industriali progettano, producono e/o distribuiscono prodotti finiti e servizi da immettere nel mercato finale destinato alla vendita, dove gli utenti finali (B2C) possono manifestare, presso i portali preposti alla vendita diretta (siano essi fisici o virtuali), la volontà di acquisto per i suddetti beni/servizi divenendo clienti dell'azienda oppure si verifica che utenti intermedi, ovvero altre imprese (B2B), stipulino accordi per la fornitura regolamentata del bene/servizio.

Le suddette imprese operano perciò all'interno di una rete definita *Supply Chain* (catena di fornitura) [2], formata da diversi attori con ruoli distinti e, generalmente, ben differenziati: produttori, distributori e utilizzatori/clienti finali interagiscono all'interno della rete cooperando e scambiando tra loro prodotti, servizi ed informazioni, nonché denaro derivante dalle transazioni commerciali.

Appare immediatamente chiaro che ciascun attore industriale necessita quotidianamente di stime relative all'entità della futura domanda commerciale che probabilmente verrà espressa dai suoi clienti/fruitori: il processo aziendale di definizione del piano temporale della domanda, relativo a ciascun prodotto commercializzato per ciascun canale distributivo e per ciascun mercato di destinazione, svolge quindi un ruolo fondamentale e basilare nel supportare e fornire input agli altri processi aziendali.

Con il termine *Demand Planning* si intende definire il vasto e variegato insieme di processi aziendali, metodologie gestionali e tecniche quantitative preposte a contribuire alla definizione del piano di domanda (Milanato, 2008).

La disciplina del Demand Planning ha per oggetto la definizione e conseguente studio di diversi processi di business focalizzati su:

- Previsioni di vendita prodotti (*sales forecasting*);
- Budget aziendali di vendita ad opportuni livelli aggregativi per prodotti, mercati e periodi (*sales budgeting*);
- Piano finale di domanda (*demand plan*), documento da condividere e diffondere alle diverse funzioni aziendali interessate.

1.1.2 Sales Forecast, Sales Budget, Sales Target, Demand Plan

L'obiettivo ultimo dei processi, delle metodologie e dei modelli matematici di Demand Planning risiede nella gestione più efficace possibile della domanda commerciale attraverso tutte le fasi del ciclo di vita di un prodotto.

È bene, perciò, distinguere da un punto di vista terminologico i quattro concetti chiave di previsione vendite, budget delle vendite, target di vendita e piano generale vincolato di domanda.

Sales Forecast

La previsione delle vendite consiste nella proiezione futura della domanda commerciale attesa; si utilizzano analisi di mercato e dati di vendita consuntivi per estrarre delle stime probabilistiche da cui dedurre una previsione quantitativa (Milanato, 2008). Si sfruttano, quindi, sia metodi quantitativi, come i valori storici di domanda, sostenendo l'ipotesi che i comportamenti dei clienti e le regolarità matematiche verificatesi continuino a riproporsi, sia metodi qualitativi, prevedendo interazioni collaborative tra le funzioni aziendali così da approvare un'unica e condivisa previsione di domanda espressa generalmente in unità fisiche di prodotto.

La previsione può essere aggregata e/o diluita su tre orizzonti in particolare: per ciascun prodotto, cliente e bucket temporale nell'orizzonte di previsione selezionato; l'obiettivo principale è l'accuratezza del modello previsionale misurabile a posteriori tramite confronto con le vendite realmente verificatesi.

È bene ricordare che a questo punto del processo il piano previsionale è svincolato sia dai possibili benefit delle azioni promozionali di marketing, così come dalle risorse disponibili per produzione e distribuzione.

Sales Budget

Il budget delle vendite, o piano di fatturato, definisce l'ammontare di venduto, distribuito in ciascun periodo e per ogni mercato, che l'impresa punta a realizzare nel successivo esercizio contabile (Milanato, 2008). Il documento è redatto, generalmente, dalle funzioni di Vendite e Marketing, dato che maggiormente conoscono il *demand side*. Il documento risulta critico in quanto propedeutico a diversi altri budget operativi utili per la pianificazione della gestione operativa.

Poiché il piano discende degli obiettivi strategici definiti dal top management su competitività e profittabilità nel medio-lungo periodo, esso incorpora il sales forecast ed i piani di marketing relativi, ad esempio, all'introduzione di prodotti nuovi o sostitutivi, ampliamenti di mercato ed eventi promozionali.

Differentemente dalla previsione statistica della domanda, il budget è espresso in termini monetari ed agisce di conseguenza su due leve del fatturato: le quantità e i prezzi unitari; inoltre, il budget indica una stima di ciò che l'impresa vuole attivamente che accada al fine di garantirsi la sopravvivenza o una certa redditività.

Sales Target

Il target delle vendite è il livello obiettivo, solitamente definito dalla funzione Vendite, da raggiungere all'interno di uno specifico *bucket* temporale da parte della forza vendita operativa nel mercato locale (Milanato, 2008).

La definizione del target persegue lo scopo di fissare un livello realmente e concretamente raggiungibile ed anche superabile, stimato in modo oggettivo, razionale e rigoroso ad opera del management a seguito della definizione del demand plan ed il suo raggiungimento è misurato dal confronto con i valori effettivi di domanda (*actual sales*).

Demand Plan

Il piano di domanda è unico e condiviso fra tutte le funzioni aziendali interessate sia da chi si occupa di creare e mantenere la domanda (Marketing, Vendite) sia da quelle che si adoperano per il suo soddisfacimento (Produzione, Logistica, Acquisti), esso individua il volume di domanda che si intende realisticamente soddisfare all'interno dell'orizzonte previsionale, tenuto conto di (Milanato, 2008):

- *Supply Plan*: limitato e prestabilito insieme di risorse produttive e logistiche disponibili nel breve-medio termine;
- *Sales Budget*: piano di azioni commerciali precedentemente approvate da Vendite e Marketing.

Il piano, quindi, risulta essere un prodotto del *Sales & Operations Planning*, ed ha l'utilità di fornire input per la definizione dei piani di produzione, distribuzione e approvvigionamento nel breve-medio termine.

Conviene ricordare che esso è ricavato dall'analisi incrociata dei due lati del mercato:

- *Demand*: l'insieme delle opportunità di vendita presenti nel mercato selezionato, espresse nella previsione della domanda e nelle azioni di marketing;
- *Supply*: limiti della capacità produttiva e distributiva messa a disposizione dalle strutture impiantistiche.

1.2 Time Series Analysis

Qualsiasi attività di previsione trova il suo fondamento nella giusta osservazione ed analisi dei dati originali della domanda prima che vengano in alcun modo riorganizzati e/o modificati.

1.2.1 Definizione di serie storica

Una serie storica è una sequenza temporale di valori quantitativi di domanda commerciale realizzatisi in passato, precisamente ad intervalli di tempo equidistanti e cadenzati (secondo un'opportuna logica aggregativa), espressi in misure di tipo fisico (unità di vendita, unità di magazzino, ecc.) o di tipo monetario [3].

La serie storica è perciò funzione di tre variabili principali: il prodotto, il mercato e l'intervallo temporale.

Ciò è condensato nella notazione $D(p,c,t)$. Il prodotto può essere una singola *Stock Keeping Unit (SKU)*, una famiglia di prodotti, una linea commerciale o un raggruppamento arbitrario determinato da un attributo; il mercato si può scomporre per cliente, per zona geografica, per punto vendita, per rappresentante di vendita o ancora per altre tipologie di raggruppamento; infine, il tempo, come già espresso, si può discretizzare nel modo più conveniente per le caratteristiche aziendali.

A questa tripletta di variabili possono essere aggiunte ulteriori dimensioni di analisi, dettate da attributi logistici, produttivi o commerciali, in base alle esigenze e agli obiettivi dell'impresa.

1.2.2 Obiettivi Time Series Analysis

L'analisi delle serie storiche (*time series analysis*) consiste in un mix di metodologie statistiche e modelli matematici con lo scopo di analizzare le caratteristiche quantitative delle serie storiche per inseguire un duplice obiettivo (Stevenson 2015).

In primis per identificare gli *outlier* [4], ovvero dei valori anomali della serie storica causati da eventi non ricorrenti e/o di intensità molto discostante dai valori medi della serie, e rimuoverli attraverso opportuni metodi di filtraggio.

Successivamente, rimossi gli *outlier*, l'analisi mira all'identificazione ed isolamento delle componenti regolari insite nella serie, come la stagionalità, la tendenza, la ciclicità ed il valor medio.

1.2.3 Componenti Serie Storiche

All'interno di una serie storica, dopo aver rimosso gli *outlier*, si possono individuare, se presenti, quattro componenti: stagionalità, trend, ciclicità e rumore.

Stagionalità

Si registra quando una serie è caratterizzata da fluttuazioni con periodicità regolare di lunghezza pari all'orizzonte commerciale di vendita e consumo prodotti (Figura 1); tali fluttuazioni periodiche sono causate dalle naturali stagioni di vendita o dal ciclo di consumo del cliente (Brandimarte e Zotteri, 2007).

Si riscontrano particolari esempi nel settore alimentare e dell'abbigliamento (per la natura insita dei prodotti freschi nel primo caso e per le collezioni stagionali nel secondo) o in altri settori dove vi sono promozioni e campagne di marketing ad hoc (festività natalizie, *Black Friday*, avvio anno scolastico, ecc.)

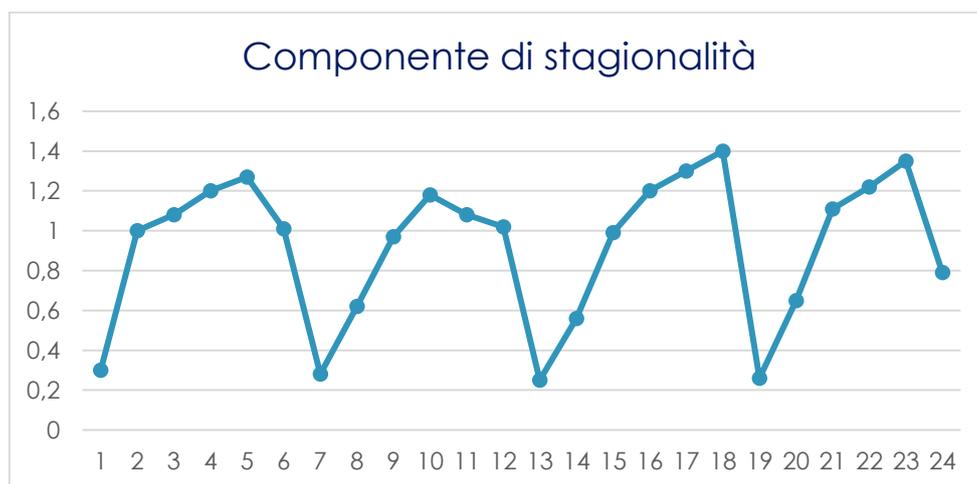


Figura 1 Componente di stagionalità di serie storica (Milanato, 2008)

Trend

Una tendenza (Brandimarte e Zotteri, 2007) nel medio-lungo termine, crescente o decrescente, che è descritta da una funzione di tipo lineare, esponenziale o polinomiale (Figura 2).

Eliminando la componente stagionale, si possono evidenziare delle tendenze puntuali (tra intervalli di tempo consecutivi) o trend stagionali (fra stessi periodi, distanziati da un ciclo stagionale).

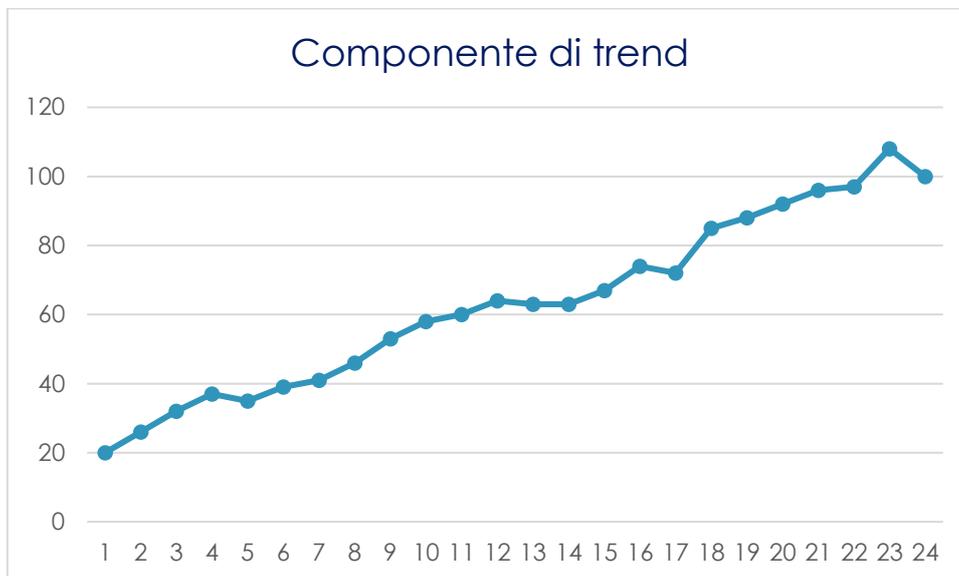


Figura 2 Componente di tendenza di serie storica (Milanato, 2008)

Ciclicità

Si intende una periodicità di lungo periodo determinata da fenomeni macroeconomici il cui impatto si estende su diversi anni (periodi di crescita e/o recessione economica, calo nei consumi, ecc.) e tale orizzonte temporale molto più lungo la distingue dalla stagionalità (quest'ultima, al più, ha un passo di un anno) (Milanato, 2008).

Rumore

Rappresenta la componente casuale della serie (Brandimarte e Zotteri, 2007), ovvero la parte di domanda non prevedibile, poiché causata dalla fluttuazione casuale delle realizzazioni attorno al valor medio.

Questa fluttuazione *random* può essere intercettata solo dopo aver isolato la domanda media, ovvero avendo identificato e rimosso i fenomeni di tendenza e ciclicità (Figura 3).

Esaminando il punto di vista dimensionale delle componenti, nell'ipotesi di una scomposizione moltiplicativa, si ottiene che:

- Il trend è espresso in unità di vendita (al pari della serie storica);
- La curva di stagionalità è adimensionale ed oscilla attorno a valori prossimi all'unità;
- Il rumore si aggira attorno al valor medio, posto a zero, perciò valori negativi rappresentano scostamenti inferiori alla media.

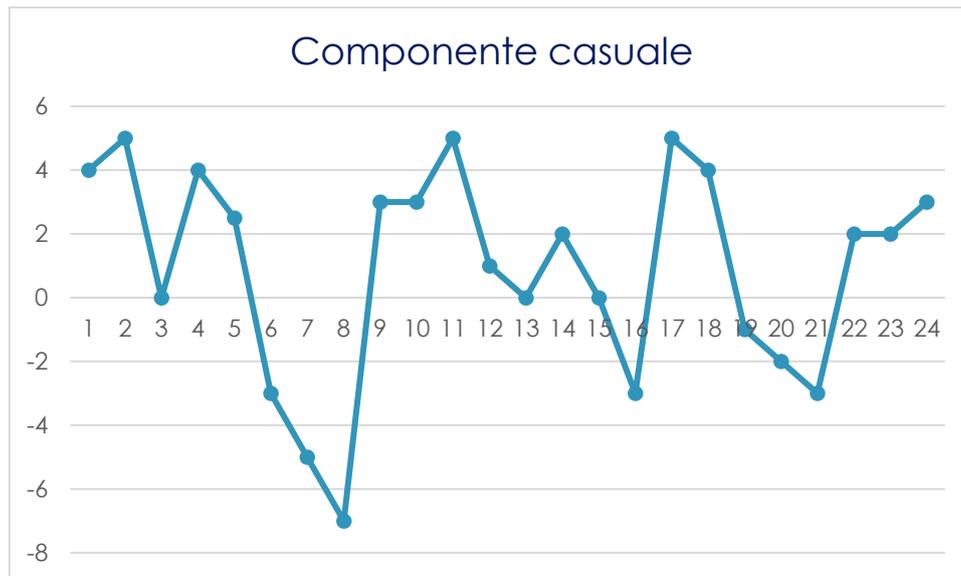


Figura 3 Rumore di una serie storica (Milanato, 2008)

1.2.4 Tipologie Serie Storiche

Una prima generica distinzione applicabile alle serie storiche è la divisione in due distinte categorie, in base alla presenza di valori di vendita nulli (Milanato, 2008):

- Serie continue: presenza di valori nulli tendente allo zero;
- Serie sporadiche: si contano almeno il 20% di valori nulli all'interno dell'orizzonte storico.

Le serie continue possono contare su un numero maggiore di analisi, studi e modelli ad hoc, d'altro canto una serie sporadica per sua natura è più difficilmente trattabile da parte degli algoritmi estrapolativi; tali serie intermittenti, d'altronde, sono tipiche di prodotti ordinati dai clienti in modo meno frequente in quantità e ad intervalli molto variabili e fluttuanti e ciò rende lo studio di tali serie maggiormente interessante per le sue applicazioni e risvolti impattanti positivamente sull'impresa.

Serie storiche sporadiche

Tale tipologia di serie si contraddistingue per una significativa presenza di valori nulli intervallati in modo regolare o casuale da valori positivi. Difatti, si identificano due diverse classi (Milanato, 2008):

- Serie sporadiche periodiche: intervalli regolari di valori nulli e non (Figura 4);
- Serie sporadiche casuali: l'alternanza di valori nulli e positivi non presenta nessuna particolare regolarità (Figura 5).

La prima tipologia si caratterizza è tipica dei prodotti altamente stagionali ed è caratterizzata da un'evidente regolarità nelle vendite all'interno della stagione di vendita, viceversa per le altre stagioni si registra (quasi o

del tutto) assenza di vendita. Si possono inoltre registrare stagionalità interne alla stagione di vendita e tendenze tra stagioni di vendita consecutive.

La seconda tipologia, invece, è tipica dei prodotti basso vendenti (ad esempio gli articoli di ricambio per la distribuzione di componentistica, farmaci per patologie molto rare, ecc.) ed è molto improbabile imbattersi in un qualsiasi tipo di regolarità nella distribuzione dei valori di domanda positivi, assai più rari in tal caso. Da ciò si evidenziano le due maggiori criticità legate a tale tipologia di serie: “quando” e “quanto”, ovvero quando si ripresenterà domanda non nulla in futuro e l'intensità con cui si manifesterà.



Figura 4 Serie sporadica regolare (Milanato, 2008)

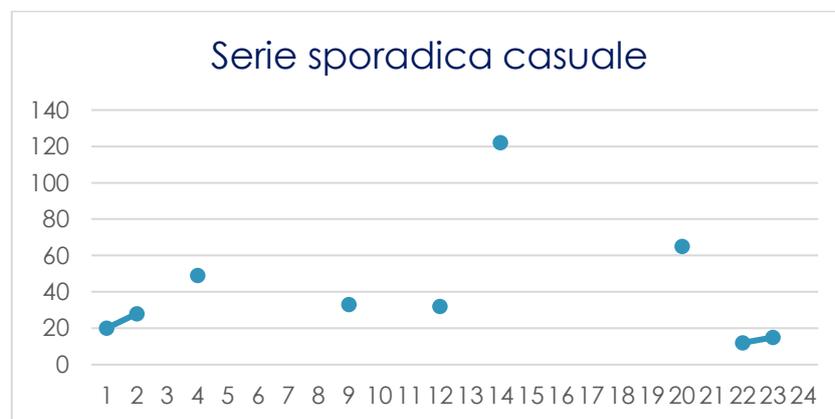


Figura 5 Serie sporadica casuale (Milanato, 2008)

1.2.5 Prevedibilità

Ogni serie di domanda è caratterizzato da un intrinseco livello di prevedibilità (*forecastability*), indice del grado di complessità nel ricavare previsioni statistiche accurate. Due parametri principali possono essere adottati per identificare il livello di prevedibilità e di conseguenza adottare i modelli di forecasting più adeguati: densità di valori nulli e variabilità (Milanato, 2008).

Densità di valori nulli

Un algoritmo di conteggio degli “zeri” presenti nella serie rapportato al numero totale di valori di domanda presenti nell’orizzonte storico ($t=1,2,\dots,T$) pari a T .

L’indice, perciò è così definito:

$$\delta_z = \frac{n_z}{n_z + n_v}$$

dove n_z è il numero di valori nulli e n_v il numero di valori positivi di domanda e vale la relazione $n_z + n_v = T$. Per densità almeno pari al 20% si certifica la presenza di una serie sporadica.

Variabilità

Il coefficiente di variazione è definito come rapporto tra la deviazione standard σ_D ed il valor medio μ_D della serie di valori di domanda D_t :

$$CV_D = \frac{\sigma_D}{\mu_D} = \frac{\sqrt{T * \sum_{t=1}^T (D_t - \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T D_t)^2}}{\sum_{t=1}^T D_t}$$

Tale metrica esprime la percentuale di variazione della serie rispetto al valor medio ed aumenta linearmente all’incremento della dispersione dei valori σ_D . Tale valore, prescindendo dalla dimensione relativa della serie, può essere un mezzo di confronto con altre serie. Un valore di CV_D superiore all’unità identifica certamente una serie sporadica.

1.2.6 Classificazione serie storiche

Dopo aver definite le quattro componenti principali rintracciabili in una serie storica e aver distinto queste in due macro-classi in base al numero di valori non nulli presenti è possibile allora classificare le serie storiche per tipologia, come è riportato in Tabella 1, ad ogni incrocio della matrice si trova una tipologia base di serie storica, infatti, le serie non stazionarie possono presentare un trend, sia esso lineare o non lineare, di tipo crescente o decrescente.

		No trend	Trend lineare	Trend non lineare
Sporadica	Intermittente	stazionaria	crescente/ decrescente	crescente/ decrescente
	Stagionale	stazionaria	crescente/ decrescente	crescente/ decrescente
Continua	Non stagionale	stazionaria	crescente/ decrescente	crescente/ decrescente
	Stagionale	stazionaria	crescente/ decrescente	crescente/ decrescente

Tabella 1 Classificazione serie storiche (Milanato, 2008)

1.3 Valutazione modelli Sales Forecasting

Si propongono ora le metodologie corrette per accertarsi della bontà predittiva dei modelli e come selezionare l'algoritmo migliore in base alle caratteristiche della serie storica e all'obiettivo preposto osservando le misure dei parametri più adatti.

1.3.1 Accuratezza previsionale

Esiste un insieme molto ampio di modelli per il *time series forecasting*, siano essi stati sviluppati dalla ricerca accademica o in ambito industriale, perciò risulta determinante conoscere lo specifico valore di accuratezza previsionale (*forecast accuracy*) determinato dalla coppia modello-serie così da correggere l'algoritmo oppure selezionarne un altro dal valore migliore.

1.3.2 Intervalli di analisi e previsione

Per misurare l'accuratezza previsionale (Brandimarte e Zotteri, 2007) si misura lo scostamento tra valori della domanda previsti e ciò che si è realizzato; avendo a disposizione la serie storica è possibile stimare per ciascun bucket dell'orizzonte storico la distanza algebrica tra le *actual sales* D_t e le *sales forecast* F_t .

Da ciò si ottiene il *forecast error*:

$$E_t = D_t - F_t.$$

La quantità è positiva in caso di *underforecasting*, negativa in caso di sovrastima ovvero *overforecasting*.

Gli algoritmi valutano l'errore previsionale e l'inaccuratezza all'interno di uno specifico intervallo temporale della serie storica, detto *test*.

L'orizzonte di analisi e poi previsione della domanda è suddiviso in tre intervalli: *training*, *test* e *previsione*.

Intervallo di training

Il primo intervallo (definito di estensione T_A) è utilizzato per l'inizializzazione dell'algoritmo così che possa cogliere le caratteristiche della serie (Brandimarte e Zotteri, 2007).

Esso è composto dal set minimo di dati necessario per la definizione dei parametri e perciò la sua estensione è variabile, in base a quale modello si sia adottato; in ogni caso, aumentando l'orizzonte temporale si affina il processo di apprendimento consentendo di settare i parametri in modo ottimale su un numero maggiore di dati, cogliendo maggiormente le regolarità.

Intervallo di test

Detto anche intervallo di *fitting* (definito di estensione $T-T_A$), è impiegato per la valutazione dell'accuratezza predittiva (Brandimarte e Zotteri, 2007). I valori del test set sono talvolta utilizzati anche per il riaddestramento dinamico degli algoritmi, poiché con il procedere del tempo vi sono nuovi dati storici di domanda.

Intervallo di previsione

In questo intervallo si ha l'effettiva stima futura della domanda; la lunghezza dell'orizzonte e la sua granularità non sono determinate a priori ma sono fissate a seconda dei contenuti industriali di riferimento (Milanato, 2008).

All'interno dell'intervallo di previsione spesso si ritrova un insieme di primi t periodi "bloccati" (detti *bucket frozen*), non modificabili in quanto troppo prossimi ad oggi e perciò sono già in fasi successive al demand plan (Brandimarte e Zotteri, 2007).

1.3.3 Le misure di forecast error e loro classificazione

Le misure di valutazione dell'errore previsionale si distinguono in misure puntuali o globali, a seconda che siano calcolate in corrispondenza del singolo bucket temporale o sinteticamente sull'intero orizzonte. Una qualsiasi misura di errore, inoltre, può essere rappresentata in modo assoluto (distanza tra previsione e realtà in unità) o relativo (ricorrendo a termini percentuali).

Infine, le misure globali si possono ancora distinguere in misure di distorsione, determinanti l'entità e il segno dell'errore, o di dispersione, focalizzati sul valore assoluto dell'errore evitando fenomeni di compensazione.

Determinato un set di algoritmi di previsione e selezionata una o più misure sintetiche di errore, l'obiettivo è ricercare l'algoritmo che minimizzi tali errori. Ciò può essere applicato in più ambiti come, ad esempio per ricercare il *best-fit* parametrico, ovvero la miglior combinazione di parametri, utili al funzionamento dell'algoritmo, che meglio si adattano alla serie storica, o per il *best-fit* algoritmico, in cui, dopo aver ottimizzato internamente il set di algoritmi selezionati, si procede alla selezione dell'algoritmo che minimizza la prescelta metrica di errore (Milanato, 2008).

Infine, continuativamente nel tempo, alla chiusura di un nuovo bucket temporale, si procede con l'analisi puntuale dell'errore e qualora vi sia un discostamento molto ampio è bene controllare i parametri fissati internamente affinché siano ritirati oppure cambiare tipologia di modello predittivo se le caratteristiche di regolarità fossero mutate nel tempo e non giustificassero più l'adozione di quel determinato algoritmo.

Misure puntuali

Tali misure osservano e valutano la distanza tra actual sales e forecast per ciascun periodo dell'intervallo di test; dal forecast error, precedentemente illustrato, discendono diverse altre misure.

Absolute Error

Il valore assoluto (Brandimarte e Zotteri, 2007) del forecast error (differenza tra D_t e F_t), pone l'attenzione sull'entità numerica:

$$AE_t = |E_t| = |D_t - F_t|$$

Squared Error

Il quadrato del forecast error (Brandimarte e Zotteri, 2007) è l'errore quadratico locale; risulta penalizzante per errori rilevanti:

$$SE_t = E_t^2 = (D_t - F_t)^2$$

Percentage Error

Consiste nel rapporto tra il forecast errore e la domanda stessa (Brandimarte e Zotteri, 2007) e data la sua adimensionalità, come per ogni metrica di rapporto quantità/domanda, è facilmente confrontabile con errori di altri mercati e/o prodotti.

$$PE_t = 100 * \frac{E_t}{D_t}$$

Misure di distorsione

Questo secondo set di misure misura in termini medi l'entità della sovrastima o sottostima all'interno di tutto il periodo di test; gli errori di segno differente si compensano e ciò può incautamente indurre a ritenere accurato un algoritmo con errore medio nullo.

Cumulative Forecast Error

Esso consiste nella somma di tutti gli errori puntuali nell'intervallo di test fino al periodo corrente t ; la misura (Milanato, 2008), in base al segno, evidenzia la presenza di un *bias* di direzione della previsione:

$$CFE_t = \sum_{\vartheta=T_A+1}^t E_{\vartheta}$$

Mean Error

L'errore medio di previsione (Brandimarte e Zotteri, 2007) è la media aritmetica degli errori di previsione locali su tutto l'intervallo di test. Da sottolineare che tale metrica può non cogliere il *perfect forecast*, in quanto anche algoritmi non perfetti possono tendere ad un errore medio nullo per difetto di compensazione:

$$ME = \frac{1}{T - T_A} * \sum_{t=T_A+1}^T E_t$$

Mean Percentage Error

Esso è la media aritmetica dei percentage error su tutti l'orizzonte di test (Brandimarte e Zotteri, 2007); anche nel MPE permane il difetto di compensazione del Mean Error:

$$MPE = \frac{100}{T - T_A} * \sum_{t=T_A+1}^T PE_t$$

Misure di dispersione

Quest'ultimo gruppo di metriche si differenzia dalle precedenti in quanto ha come focus tutto l'intervallo di test, ma i valori sono considerati assoluti e perciò si evitano effetti di compensazione.

A parità di valori distorsione, infatti, si prediligono i modelli con valori minimi della preselezionata metrica di dispersione, in quanto indice di minor variabilità ed instabilità dell'errore.

Mean Absolute Deviation

Tale deviazione è la media aritmetica degli errori assoluti, calcolata sull'intero periodo di test (Brandimarte e Zotteri, 2007); conserva, però, la stessa dimensione metrologica della domanda, rendendo difficile il confronto con serie su unità di misura differenti:

$$MAD = \frac{100}{T - T_A} * \sum_{t=T_A+1}^T AE_t$$

Mean Absolute Percentage Error

L'errore medio percentuale assoluto è semplicemente la media dei singoli errori percentuali in valore assoluto (Milanato, 2008), ciò lo diversifica dal MPE in quanto non compensa errori di segno opposto e similmente è indipendente dalle unità di misura ed è di facile comprensione:

$$MAPE = \frac{100}{T - T_A} * \sum_{t=T_A+1}^T |PE_t|$$

Sum of Squared Errors

La somma degli errori quadratici (Brandimarte e Zotteri, 2007), ovvero la somma dei forecast error elevati al quadrato di tutto il periodo di test:

$$SSE = \sum_{t=T_A+1}^T SE_t$$

Mean Squared Error

Tale media è data dal semplice rapporto tra la SSE ed il numero di periodi osservabili nell'intervallo di test (Brandimarte e Zotteri, 2007):

$$MSE = \frac{SSE}{T - T_A}$$

Standard Deviation Error

La deviazione standard dell'errore (anche detta *Root Mean Squared Error* – *RMSE*) è ricavata estraendo la radice quadrata del MSE (Brandimarte e Zotteri, 2007):

$$SDE = \sqrt{MSE}$$

Tracking Signal

Tale metrica (Milanato, 2008) è definita, per ciascun periodo t dell'orizzonte di test, come il rapporto fra l'errore cumulato (CFE_t) al tempo attuale e la somma degli errori assoluti fino al periodo corrente; l'indicatore evidenzia la propensione a generare previsioni con bias ed assume valori nell'intervallo $[-1;1]$:

1. $TS=0$: l'algoritmo risulta completamente non distorto, ovvero gli errori si compensano dato che il modello formula previsioni sia sopra che sotto il reale livello della domanda;
2. $TS \rightarrow -1$: il modello risulta distorto per difetto, in quanto le previsioni sono sistematicamente al di sotto dei reali valori di domanda, rendendo il numeratore (la somma degli errori cumulati) negativo;
3. $TS \rightarrow 1$: viceversa, il modello è distorto per eccesso.

$$TS = \frac{CFE_t}{\sum_{\vartheta=T_A+1}^t AE_t}$$

1.4 Time Series Forecasting

Valutati i parametri e le misure di errore per controllare la bontà predittiva dei modelli, è delineato ora il procedimento corretto per la generazione dalla previsione, dall'analisi della serie storica originale fino alla revisione periodica del modello.

1.4.1 Generazione Sales Forecast

La previsione della domanda commerciale è ottenuta tramite l'utilizzo di modelli di *Sales Forecasting* (Cachon e Terwiesch, 2013), i quali, ricevendo in input i valori disponibili della serie storica di vendite realizzate nel passato, analizzano la domanda alla ricerca di fenomeni di regolarità, stagionalità e tendenze, in modo poi da proiettare nel futuro le componenti e realizzare in tal modo il piano previsionale della domanda.

Tale piano, poi, è oggetto di ulteriore analisi e di possibili integrazioni con piani di marketing o ulteriori collaborazioni al fine di ottenere un sales budget consensuale.

La serie storica comprensiva di tutti i valori disponibili è suddivisa in due diversi periodi: training e test; nel primo periodo l'algoritmo è nella fase di inizializzazione, invece la fase di test è usata per la simulazione e valutazione. Grazie ai valori delle serie storiche di domanda D_t in entrambi i suddetti periodi si ricavano le proiezioni future delle vendite F_t .

In prima analisi, si può affermare che la qualità del modello predittivo è misurata attraverso il calcolo di parametri ad hoc per stimare e quantificare gli errori di previsione occorsi durante il periodo di testing (Cachon e Terwiesch, 2013), cioè dopo che il modello è stato inizializzato nella fase di training.

Dopo aver fatto ricorso ad un *panel* di modelli è perciò consueto ed opportuno analizzare la bontà predittiva di ciascun modello così da poter scegliere ciò che si è rivelato maggiormente accurato nel prevedere la domanda.

D'altronde, con il procedere del tempo si susseguono e si aggiungono nuovi valori alla domanda storica, perciò è opportuno che i modelli di sales forecasting selezionati subiscano una revisione periodica atta alla verifica della validità: attraverso una revisione costante della qualità del modello è possibile intercettare tempestivamente una diminuzione della *forecast accuracy* ed a quel punto è necessario che il modello sia ritarato (Stevenson, 2015).

1.4.2 Processo di Sales Forecasting

Si espone ora in ordine cronologico le fasi necessarie allo sviluppo della formulazione della previsione futura; il flusso è una sequenza ciclica di operazioni (Stevenson, 2015) che devono ripetersi quando vi sono nuovi valori di domanda a disposizione o il modello ha bisogno di essere corretto o cambiato.

Il processo consiste di sette fasi:

1. Analisi caratteristiche quantitative della serie storica;
2. Selezione famiglie di algoritmi candidate;
3. Best-fit parametrico per gli algoritmi selezionati;
4. Best-fit algoritmico per la selezione del modello ottimale;
5. Generazione sales forecast;
6. Valutazione forecast errore in presenza dei nuovi valori;
7. Aggiornamento (ritorno ai punti 1 o 5).

Come già ampiamente illustrato è opportuno approcciarsi inizialmente alla serie storica con l'obiettivo di pulirla dai valori outlier, così da rintracciare le caratteristiche come la tipologia e le componenti così da identificare anche quali siano le famiglie di modelli maggiormente adattabili alla serie.

A tal punto si procede all'inizializzazione e conseguente addestramento di ciascun algoritmo, selezionando per ognuno la combinazione di parametri che minimizzino le metriche di errore; dopodiché si può procedere con la scelta degli algoritmi, ora ottimizzati e quindi confrontabili e solo a tal punto si può applicare l'algoritmo "vincitore" per la generazione del sales forecast nel periodo di previsione.

Trascorso il periodo di previsione e raccolti i nuovi dati di actual sales si misurano gli scostamenti e gli indici di performance così da correggere/cambiare il modello se l'errore è oltre determinate misure prestabilite (in tal caso si riprocesa tutta la serie) oppure se l'errore è accettabile si procede con il nuovo forecast.

1.5 Modelli matematici di Forecasting

Occorre ricordare che un modello matematico è una descrizione in termini matematici di un fenomeno reale al fine di ottenere una rappresentazione quantitativa il più possibile accurata ed incisiva di un fenomeno reale o di un insieme di questi [5].

Appare evidente che un modello di previsione ha lo scopo di intessere relazioni matematiche tra le grandezze certe e disponibili (tempo e quantità in primis) consentendo di operare delle prognosi future (con un certo grado di affidabilità) su un sistema, anche complesso.

1.5.1 Medie

I modelli che si avvalgono del solo e semplice strumento della media sono, decisamente, i più imprecisi ed inaffidabili tra tutti i modelli di forecasting, essi, tuttavia, risultano molto semplici ed immediati da applicare e talvolta anche convenienti, se la modellizzazione è troppo complessa ed apparentemente non vi è nessuna regolarità nelle serie storiche (Milanato, 2008).

Media aritmetica

La previsione F_{t+1} per il prossimo periodo futuro è ottenuta tramite la media aritmetica di tutti i valori di domanda presenti nella serie storica; non si possono formulare ipotesi per periodi successivi al primo e qualsiasi elemento di stagionalità o tendenza è semplicemente ignorato dal modello (Brandimarte e Zotteri, 2007).

$$F_{t+1} = \frac{1}{T} * \sum_{\vartheta=1}^T D_{\vartheta}$$

Media mobile semplice

In tal caso non si considera l'intera serie storica, ma solo una porzione di essa, in particolare gli ultimi τ periodi storici, in quanto considerate più attendibili rispetto ai dati meno recenti estromessi dal calcolo; si dice "mobile" (o *simple moving average*) in quanto il numero di periodi considerati rimane costante perciò vi è un costante aggiornamento dei dati al consolidamento dei nuovi dati di actual sales.

Un'ulteriore complicazione rispetto alla semplice media aritmetica è la determinazione del parametro τ : all'aumentare del numero di periodi aumenta l'effetto di smorzamento, in quanto valori "anomali" o molto intensi si diluiscono su più periodi, viceversa riducendo il numero di periodi la previsione sarà più reattiva (o "nervosa") rispetto a valori anomali nei bucket considerati: difatti, il peso di ciascun valore è costante e pari a $1/\tau$.

L'espressione della previsione della domanda è così definita:

$$F_{t+1} = \frac{1}{\tau} * \sum_{\vartheta=t-\tau+1}^t D_{\vartheta}$$

1.5.2 Metodi di Smorzamento Esponenziale

I modelli di smorzamento esponenziale (*exponential smoothing*) a differenza dei modelli a media mobile non considerano solo un circoscritto set di valori, quanto piuttosto tutti i valori disponibili nell'intervallo di test e training. Generalmente, procedendo indietro nel tempo, a ciascuna realizzazione della serie è assegnato un peso minore con una tendenza esponenziale, sottintendendo l'ipotesi per cui i valori più recenti sono più rappresentativi dell'attuale situazione sui mercati (Brandimarte e Zotteri, 2007).

Tutte le formule di calcolo delle componenti e di previsione della domanda si applicano in senso cronologico, partendo dal primo bucket storico disponibile fino all'ultimo periodo trascorso.

Smorzamento Esponenziale Semplice

Il metodo più generalmente diffuso ed utilizzato è il modello di Brown (1956), anche noto come smorzamento esponenziale semplice (Brandimarte e Zotteri, 2007). Esso si avvale di due componenti:

- La domanda registrata nell'ultimo periodo storico D_t ;
- L'ultima previsione F_t generata nel time bucket precedente per il periodo attuale.

Si ottiene perciò la previsione F_{t+1} in modo ricorsivo, in tal modo:

$$F_{t+1} = \alpha * D_t + (1 - \alpha) * F_t$$

Dove α è un parametro con l'obiettivo di ponderare e smorzare le due componenti della previsione: aumentandone il valore di attribuisce maggiore importanza all'ultimo valore registrato e quindi si assiste ad un'elevata reattività ai cambiamenti repentini della domanda.

Da ciò si può considerare che il best fit parametrico per il modello consiste nel determinare α nell'intervallo $[0;1]$ in modo da minimizzare la metrica di errore preselezionata.

Smorzamento Esponenziale Doppio

In questo modello, anche identificato come modello di Holt (1957), si introduce anche la componente di tendenza; le due componenti sono stimate separatamente attraverso formule ricorsive (Brandimarte e Zotteri, 2007), come già visto per Brown:

- Componente media: $M_t = \alpha * D_t + (1 - \alpha) * (M_{t-1} + T_{t+1})$;
- Componente di tendenza lineare: $T_t = \beta * (M_t - M_{t-1}) + (1 - \beta) * T_{t-1}$.

La componente media, ricalcando la previsione di Brown, è linearmente proporzionale alla domanda realizzata nel periodo attuale, tramite il parametro α , ed anche alla componente media "precedente" incrementata additivamente della componente tendenziale rilevata nel periodo $t-1$.

La componente tendenziale, invece, si avvale del parametro adimensionale β che, similmente ad α , la correla alla differenza tra i due valori medi rilevati nel periodo corrente e precedente ed alla componente di trend calcolata nel time bucket precedente.

In tal modello, il best fit parametrico coinvolge sia α che β , a cui deve essere assegnato ciascuno un valore nell'intervallo $[0;1]$. Per valori tendenti all'unità la componente risulta più reattiva e viceversa.

La previsione di domanda F_{t+k} si può ottenere per tutti i bucket futuri ($k=1,2,3\dots$) e si ottiene tramite la relazione delle due componenti:

$$F_{t+k} = M_t + k * T_t$$

Si precisa inoltre che le due componenti hanno la stessa unità di misura della domanda.

Smorzamento Esponenziale Triplo

Questo modello (Brandimarte e Zotteri, 2007), noto anche come modello di Winters (1960), introduce la componente regolare di ciclicità causata dalle stagioni di vendita e sono così stimate:

- Componente media: $M_t = \alpha * \frac{D_t}{S_{t-L}} + (1 - \alpha) * (M_{t-1} + T_{t+1});$
- Componente di tendenza lineare: $T_t = \beta * (M_t - M_{t-1}) + (1 - \beta) * T_{t-1};$
- Componente stagionale: $S_t = \gamma * \frac{D_t}{M_t} + (1 - \gamma) * S_{t-L}.$

La componente di tendenza lineare non ha subito modifiche rispetto a quanto già introdotto con il modello di Holt; nella componente media, invece, la domanda storica è destagionalizzata mediante la componente adimensionale della stagionalità rilevata nello stesso periodo appartenente al ciclo di vendita precedente di lunghezza L . Infine, la componente stagionale nel periodo attuale è linearmente proporzionale, tramite il nuovo coefficiente adimensionale γ , al rapporto tra la domanda storica e la componente media ed alla componente di stagionalità riferente allo stesso periodo della stagione ma calcolata nel ciclo stagionale precedente.

Per ipotesi la lunghezza del ciclo stagionale è un parametro noto del modello, derivante dall'osservazione e analisi della serie storica. In questo terzo modello, invece, il best fit parametrico coinvolge α , β e γ , a cui deve essere assegnato ciascuno un valore nell'intervallo $[0;1]$. Come già espresso per i modelli precedenti, valori prossimi all'unità rendono le componenti più reattive alle variazioni e riservano meno peso alle componenti calcolate iterativamente.

Si osserva che:

- La quantità D_t/S_{t-L} è la domanda depurata della componente stagionale che ne altera il valore rispetto alla componente media privata di trend e stagionalità;
- La quantità D_t/M_t è la componente corrente senza alcun smorzamento del coefficiente di stagionalità per l'attuale periodo.

La previsione di domanda F_{t+k} si può ottenere per tutti i bucket futuri ($k=1,2,3\dots$) e si ottiene tramite la relazione delle tre componenti:

$$F_{t+k} = (M_t + k * T_t) * S_{t+k-L}$$

Da un punto di vista metrologico, le componenti di media e tendenza rimangono della stessa unità di misura della domanda, mentre il coefficiente stagionale è adimensionale.

Inoltre, è bene ricordare che affinché il modello (comunemente noto come modello di Holt-Winters) sia correttamente applicabile a serie storiche continue e regolari, in cui son presenti sia fenomeni di tendenza lineare che di stagionalità, si disponga di valori storici di domanda almeno

pari a due volte la lunghezza del ciclo stagionale, poiché in caso opposto non sarebbe possibile generare i coefficienti stagionali (calcolati dal confronto a coppie di valori appaiati nei due cicli riferenti allo stesso periodo) ed in tal modo si può utilizzare il modello anche senza ulteriori periodi per il test, purché siano già stati assegnati i valori ottimali ai tre parametri.

Di seguito si riportano le formule per l'inizializzazione del modello (Milanato, 2008), avendo appunto a disposizione almeno $2L$ valori di domanda:

$$T_0 = \frac{1}{L} * \left(\frac{1}{L} * \sum_{t=L+1}^{2L} D_t - \frac{1}{L} * \sum_{t=1}^L D_t \right)$$

Il valore iniziale della componente di tendenza lineare si ottiene tramite la differenza tra i valori medi della domanda nei due cicli stagionali e la si divide per la lunghezza del ciclo.

$$M_0 = \frac{1}{L} * \sum_{t=L+1}^{2L} D_t + \frac{1}{L} * T_0$$

Il valore iniziale della componente media si ricava come la somma fra le domande della seconda stagione e la componente di trend iniziale moltiplicata per un semi-ciclo stagionale.

$$S_{0,t} = \frac{1}{2} * \left(\frac{D_t(c=1)}{\frac{1}{L} * \sum_{t=1}^L D_t} + \frac{D_t(c=2)}{\frac{1}{L} * \sum_{t=L+1}^{2L} D_t} \right)$$

I valori iniziali di stagionalità di ciascuno dei periodi del ciclo si ottiene tramite la media tra i rapporti delle domande realizzate nel periodo di riferimento per ciascun ciclo e le rispettive medie.

1.5.3 Modello di Croston

Tale modello, messo a punto nel 1972, è stato un importante punto di partenza e contributo sia per la modellazione della domanda commerciale di tipo sporadico casuale (ovvero una serie intermittente e senza regolarità) ed anche poiché ha posto le basi per ulteriori modellazioni decisamente più complicate ed elaborate. La serie storica di partenza viene rielaborata ed analizzata dal modello sotto due diversi punti di vista (Milanato, 2008), di seguito proposti.

Analisi quantitativa della domanda

Anzitutto, si effettua una scrematura dei valori disponibili (sia nell'intervallo di test che in quello di training), eliminando i valori nulli e creando una nuova serie storica compatta di valori non nulli consecutivi $\{D_1, D_2, \dots, D_n\}$, in cui il coefficiente di variazione CV_D assume un valore presumibilmente piuttosto elevato.

La nuova serie è perciò sottoposta ad uno dei modelli di forecasting precedentemente analizzati (media mobile, smorzamento esponenziale semplice o doppio) in modo da determinare il primo valore futuro non nullo di domanda F_0 . Ad esempio, utilizzando un modello di Brown si genera la previsione:

$$F_0 = \alpha * \sum_{k=0}^{T-1} (1 - \alpha)^k * D_{t-k}$$

Analisi profilo temporale della domanda

A questo punto si calcola la lunghezza di tutti gli intervalli consecutivi di interarrivo della domanda sporadica (ovvero i valori non nulli registrati), espressa come numeri interi di periodi. Anche in questo caso, si utilizzano i modelli di media mobile o Brown per la determinazione del prossimo intervallo di interarrivo Δt_0 .

Calcolate le quantità F_0 e Δt_0 , si può procedere in svariati modi per generare il sales forecast: ci si può limitare a prevedere la prima quantità per il primo periodo non nullo (ovvero il periodo collocato a distanza Δt_0 dall'ultima occorrenza della domanda) oppure, considerando che il rapporto $F_0/\Delta t_0$ definisce la domanda media interna a due periodi non nulli di domanda si può predisporre il valore costante F_0 ad intervalli periodici di ampiezza Δt_0 .

1.5.4 Modello di Poisson

Tale modello è un algoritmo di natura probabilistica indirizzato a serie storiche sporadiche irregolari (Milanato, 2008), in cui è riscontrabile un'elevata frequenza di valori di domanda nulla; si esprime perciò una probabilità di occorrenza per la variabile casuale con andamento temporale ricalcante la distribuzione discreta di Poisson.

In particolare, esso calcola l'entità della prossima occorrenza non nulla di domanda, così da garantire con probabilità p_0 l'assenza di stockout nel prossimo periodo futuro t . L'ipotesi sottostante il modello è quella di una giacenza nulla e di disporre di un tempo di soddisfacimento nullo.

Caratteristiche distribuzione

Rifacendosi alla distribuzione discreta di Poisson (Vicario e Levi, 2008), la probabilità che la domanda futura sia pari ad un assegnato valore F_0 è pari alla quantità:

$$prob(F_0) = \frac{e^{-\mu_D} * \mu_D^{F_0}}{F_0!}$$

Dove μ_D è il valor medio della domanda nell'intervallo storico (ampiezza T , ovvero intervalli di training e test), comprensivo di tutti i valori, nulli o meno:

$$\mu_D = \frac{1}{T} * \sum_{t=1}^T D_t$$

Inoltre, fra le probabilità di due valori consecutivi di domanda vige la seguente relazione:

$$prob(F_0 + 1) = \frac{prob(F_0) * \mu_D}{F_0 + 1}$$

Algoritmo previsionale

L'entità incognita della domanda futura, tale da garantire un livello di servizio pari al $p_0\%$ è stimato tramite un algoritmo in tre step (Milanato, 2008) di seguito riportati.

Calcolo intervallo interarrivo

L'intervallo previsionale Δt_0 di interarrivo tra i primi due valori di domanda non nulla nel futuro è calcolato seguendo le indicazioni già prescritte nel modello di Croston, attraverso, cioè, la creazione di una serie storica fittizia e generando una previsione per tale serie compatta continua con un metodo di forecasting per domande stazionarie.

Calcolo domanda media

La domanda previsionale media μ_F che si paleserà in un futuro intervallo di interarrivo tra due ordini consecutivi è data dal prodotto tra la lunghezza temporale di Δt_0 ed il valor medio della domanda su tutto l'orizzonte dei bucket storici:

$$\mu_F = \Delta t_0 * \mu_D$$

Calcolo domanda puntuale

Infine, il valore della domanda previsionale puntuale F_0 per il primo periodo futuro a domanda non nulla è stimato come il minimo valore di domanda tale da soddisfare la seguente disequazione:

$$\sum_{k=0}^D \frac{e^{-\mu_F} * \mu_F^k}{k!} \geq p_0$$

Si può subito intuitivamente dedurre che il valore D richiesto aumenta all'aumentare del livello di servizio richiesto p_0 e può essere interpretato come la quantità minima necessaria da tenere a scorta nel periodo futuro $t+\Delta t_0$ quando si realizzerà effettivamente la domanda (di sua natura altamente variabile) F_0 per evitare lo stock out con probabilità p_0 .

Infine, affinché sia accettabile il valore D stimato deve soddisfare le due seguenti disequazioni:

$$\text{prob}(D = 0) + \text{prob}(D = 1) + \dots + \text{prob}(D = F_0) \geq p_0$$

$$\text{prob}(D = 0) + \text{prob}(D = 1) + \dots + \text{prob}(D = F_0) + \text{prob}(D = F_0 + 1) < p_0$$

1.6 Ricerca bibliografica

Infine, è stata condotta una ricerca bibliografica con lo scopo di analizzare lo stato dell'arte sulla tematica del demand planning e time series forecasting per le macchine di caffè e i loro pezzi di ricambio, argomento del presente elaborato di tesi.

La ricerca dei testi ha usufruito del portale Scopus [6][7], un database di articoli scientifici creato nel 2004 dalla casa editrice Elsevier.

Ciò che ne è emerso è che tale argomento non è stato preso in considerazione da un particolare studio, bensì ad oggi le ricerche si concentrano sulla domanda del prodotto caffè, in particolare dal lato produttori, in quanto, per questi ultimi, dovendosi confrontare con le imprese di lavorazione e trasformazione del prodotto, è importante comprendere e conoscere anticipatamente le possibili richieste dei clienti così da non correre il rischio di trovarsi senza scorte o, viceversa, accumulando prodotto fresco che necessita di particolare cura per la sua conservazione.

L'attenzione della ricerca si è posta su quattro studi in particolare:

- Suhardi, A.R., Amalia, S., Oktafien, S., Adiyanti, S.A., Komariah, S., Rohendra, T., (2019), "**Time series analysis to predicting demand of roasted coffee production**", *International Journal of Financial Research*, Volume 10, Issue 5, Pages 26-31: a partire da un problema di domanda per il caffè tostato eccessivamente fluttuante e da un'inefficace programmazione della produzione, lo studio si propone di prevedere di determinare la quantità necessaria di caffè tostato per il primo periodo lavorativo successivo e individuare il metodo di forecasting maggiormente adatto, adottando come metriche MAD ed MSE. Il metodo più indicato è risultato essere la media mobile pesata di periodo trimestrale.
- Wang, C.-N., Yu, M.-C., Ho, N.-N.-Y., Le, T.-N., (2021), "**An integrated forecasting model for the coffee bean supply chain**", *Applied Economic*, Volume 53, Issue 28, Pages 3321-3333: il team di ricercatori proveniente da Taiwan e Vietnam ha preso come riferimento l'industria del caffè vietnamita alle prese con problemi di incertezza del prezzo e della quantità del prodotto. È stato sviluppato un nuovo modello grazie all'integrazione tra il modello predittivo di

regressione non lineare di Bernoulli e il modello di gestione dei residui di Fourier per gestire le variazioni di prezzo. L'equazione differenziale in sistema incerto congiuntamente ai dati dei sei anni precedenti hanno permesso di ottenere un sistema di previsione efficace per la gestione e riduzione del rischio causato da prezzo incerto e da una filiera produttiva non reattiva.

- Bacci, L.A., Mello, L.G., Incerti, T., Paulo, de Paiva A., Balestrassi, P.P, (2019), "**Optimization of combined time series methods to forecast the demand for coffee in Brazil: A new approach using Normal Boundary Intersection coupled with mixture designs of experiments and rotated factor scores**", *International Journal of Production Economics*, Volume 212, Pages 186-211: la ricerca propone un approccio multi-obiettivo per rintracciare il miglior metodo predittivo, combinando metodi di time series forecasting all'analisi fattoriale dei componenti principali (PCFA), da cui sono stati estratti punteggi relativi a ciascun obiettivo, poi modellizzati tramite il Design of Experiments.

Successivamente, l'uso del metodo di Normal Boundary Intersection (NBI) ha permesso di ottenere diversi punteggi ottimali ottenuti con differenti set, infine analizzati con Pareto. I risultati dimostrano che l'approccio proposto (rinominato FA-NBI) può essere efficacemente impiegato per rintracciare i giusti pesi per una combinazione di modelli previsionali.

- Ayyanathan, N.a, Kannammal, A.b, (2015), "**Combined forecasting and cognitive Decision Support System for Indian green coffee supply chain predictive analytics**", in *Proceedings - 2015 International Conference on Cognitive Computing and Information Processing (CCIP 2015)*, Article number 7100735: lo studio propone un modello predittivo combinato dato dai modelli estrapolativi tradizionali, il modello ARIMA ed il *Least square Support vector machine*, usando come input i dati di esportazione di caffè dall'India e come metrica di supporto il tracking signal.

Ciò che quindi si evince da tale ricerca è l'assenza di un focus specifico per lo studio e l'analisi della domanda delle macchine per il caffè e per i loro ricambi, obiettivo questo, invece, del presente elaborato di tesi, il cui scopo prefisso è quello di contribuire a colmare una parte di questo "research gap" a partire dal caso di studio.

Capitolo 2: Luigi Lavazza S.p.A.

L'obiettivo di questo secondo capitolo consiste nel fornire una panoramica della realtà aziendale presso cui si è svolto il progetto di tesi.

2.1 Storia e identità

Luigi Lavazza S.p.A. è un'impresa italiana produttrice di caffè tostato fondata nel 1895 a Torino da Luigi Lavazza. La storia imprenditoriale ha inizio nel momento in cui Luigi Lavazza (Figura 6), trasferendosi da Murisengo, in provincia di Alessandria, a Torino, rilevò la "Paissa & Olivero", una drogheria sita all'angolo tra le vie San Tommaso e Barbaroux.

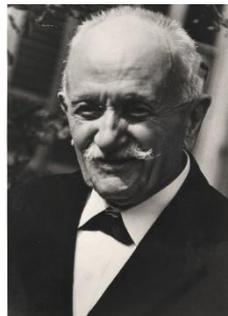


Figura 6 Luigi Lavazza nel 1939 [8]

L'attività prende ufficialmente avvio il 24 Marzo 1894, anche se la nascita dell'impresa si fa comunemente risalire al '95 [9].

Già nel 1900, Lavazza poteva contare su un discreto giro d'affari, oltre che su una buona popolarità e reputazione tra gli abitanti di Torino. La crescita fu repentina tanto che nel 1910 si estesero le vendite oltre il confine comunale e la sede si trasferì in locali più ampi siti sempre in via San Tommaso (Figura 7).



Figura 7 Il locale in via San Tommaso 10, oggi ristorante di proprietà dell'impresa [10]

Sempre nel 1910, Luigi Lavazza ebbe un'intuizione che gli permise di sbaragliare la concorrenza: l'imprenditore monferrino iniziò ad impiegare per la torrefazione non più singole qualità di caffè come era d'abitudine,

bensì miscele da lui stesso ideate e realizzate: era nata la prima miscela Lavazza [11].

Dopo le difficoltà incontrate negli anni della Grande Guerra [12], l'impresa ricominciò un cammino di costante crescita che porta prima a trasferire l'azienda e i macchinari in Corso Ponte Mosca (ora Corso Giulio Cesare 65) nel 1923 e poi solo quattro anni dopo a costituire la società per azioni Luigi Lavazza costituita da Luigi Lavazza, la moglie Emilia, i figli Maria, Mario e Giuseppe con capitale iniziale di 1.500.000 lire (si sottolinea la presenza di ben due quote femminili).

La gestione dell'impresa nel 1933 passa ai figli di Luigi: Mario, Giuseppe e Pericle; la seconda generazione Lavazza si trovò a dover fronteggiare il lascito disastroso del secondo conflitto mondiale.



Figura 8 Uno dei primi barattoli sigillati [13]

Nel 1947 avviene un ulteriore punto di svolta: il caffè inizia ad essere fornito ai rivenditori non più sfuso, ma in confezioni sigillate riportanti l'iconico marchio (Figura 8). Nell'estate del 1949, alla morte del fondatore, mentre si inaugurava la filiera milanese, i due fratelli minori Giuseppe e Pericle [14], convinti delle potenzialità del mercato nazionale, assunsero il totale controllo delle quote sottoscrivendo un patto decretante il carattere strettamente familiare della società [15].

Nel 1957 [16], si ebbe l'inaugurazione dello stabilimento in Corso Novara, un impianto verticale dislocato su sei piani, dove era svolto l'intero innovativo ciclo di lavorazione "a caduta" con una produttività di oltre 40.000 kg di caffè al giorno, confezionati, già dal 1950, in lattine sottovuoto, permettendo così di prolungare la durata del prodotto e di estendere i confini della distribuzione.

Inoltre, nel 1958, l'impresa avviò la collaborazione con l'agenzia pubblicitaria torinese di Armando Testa, un sodalizio che segnerà profondamente la comunicazione pubblicitaria in Italia con la nascita di personaggi e spot cult: primi tra tutti, i personaggi di Caballero e Carmencita (Figura 9).



Figura 9 Riproduzione di Caballero e Carmencita nel Museo Lavazza [17]

Con l'apertura, nel 1965, dello stabilimento di Settimo Torinese, la produzione giornaliera raggiunse il milione di kg di caffè al giorno, rendendo l'impresa il maggior produttore italiano e tra i primi a livello europeo.

Gli anni '70 [18] segnano un periodo nuovamente difficile per l'economia italiana, ma la società, ora guidata dalla terza generazione (Emilio, figlio di Giuseppe, come presidente ed Alberto, figlio di Pericle, come amministratore delegato), mantiene la sua posizione continuando sulla linea strategica già tracciata.

Così, nel 1979 nasce il Centro Luigi Lavazza per gli Studi e le Ricerche sul caffè con lo scopo di educare al consumo della bevanda oltre che allo studio delle materie prime e alla promozione del marchio.

Nel 1977 la televisione passa al colore e Nino Manfredi (Figura 10) diviene il "volto" Lavazza: ne nasce un binomio celebre e duraturo fino al 1993.



Figura 10 Pubblicità per Qualità Rossa [19]

Durante questo periodo si espandono i confini [20]: nel 1982 apre la prima sede all'estero, a Vincennes, vicino Parigi; a Londra nel 1990 viene costituita Lavazza Coffees Ltd; Emilio Lavazza presiede la Federazione Europea

delle Associazioni di Caffè Tostato (EUCA). Le campagne su stampa e tv straniere lanciano un messaggio che unisce sin da subito il caffè espresso e l'italianità con un concetto semplice: Lavazza è il caffè preferito dagli italiani.

A fine anni '80 irrompe nel settore della distribuzione automatica con il sistema Espresso Point Lavazza, funzionante con cialde monodose pre-confezionate; inoltre, acquisisce i marchi Bourbon e Suerte.

Nei primi anni Novanta [21] la quarta generazione Lavazza inizia a dirigere l'azienda ed aumenta l'attenzione verso nuove forme di marketing e pubblicità: nel 1992 arriva sul mercato la miscela Gualtiero Marchesi, intanto Claudio Caramel disegna la linea bar Segno Lavazza e brevetta la tazzina dalla forma celebre utilizzata ancora trent'anni dopo.

Solo un anno dopo, dall'incontro tra Giuseppe Lavazza ed Helmut Newton, nasce la tradizione del Calendario Lavazza (Figure 11-12) a cui parteciperanno con il susseguirsi delle edizioni fotografi del calibro di Elliott Erwitt, Albert Watson, Annie Liebovitz, David LaChapelle e Steve McCurry.



Figura 11 Scatto di E. Erwitt per il calendario del 2000 [22]



Figura 12 Scatto di Newton per il calendario del '93. [23]

Nel 2004, nasce la Fondazione Giuseppe e Pericle Lavazza [24], una Onlus con lo scopo di migliorare le condizioni di vita della popolazione nei Paesi produttori di caffè e nello stesso anno viene presentata la nuova miscela ¡Tierra!, fulcro dei progetti aziendali di sostenibilità.

Dal 2012, inoltre, viene realizzato il report annuale di sostenibilità [25], attraverso cui l'azienda ha intrapreso un percorso per la valutazione delle prestazioni ambientali di alcuni prodotti chiave con un approccio metodologico di Life Cycle Assessment.

Nel 2015, per celebrare i suoi 120 anni di storia [26], Lavazza compie un balzo verso il futuro: attraverso la collaborazione tra Lavazza, Argotec e l'Agenzia Spaziale Italiana (ASI) viene sviluppato ISSpresso (Figura 13), la prima macchina per il caffè nello spazio.



Figura 13 Samantha Cristoforetti a bordo della ISS con la macchina ISSpresso [27]

Nel 2018, infine, avviene l'ultimo cambio di sede con l'apertura del nuovo grande centro direzionale rinominato Nuvola Lavazza (Figure 14-15-16) con annesso museo.

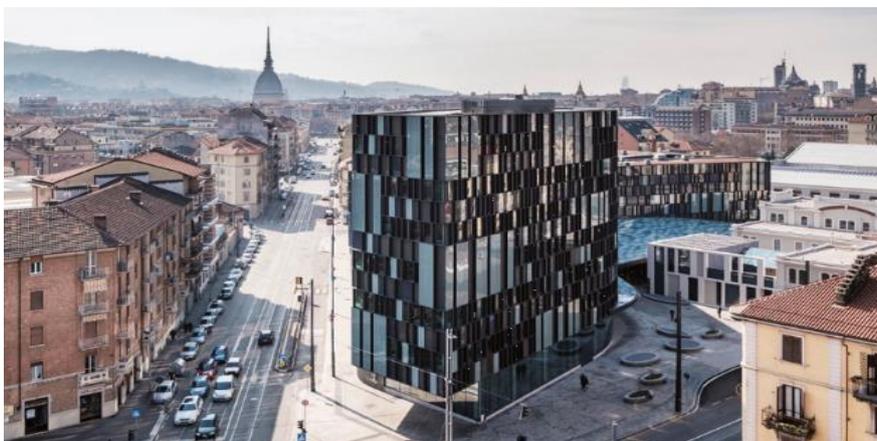


Figura 14 La Nuvola Lavazza [28]

2.2 Strategia e business

Dal racconto della sua storia si evince quindi che la Luigi Lavazza S.p.A. è un'impresa italiana a conduzione familiare tra le più longeve e di successo nel panorama nazionale, avendo alle spalle più di 120 anni di storia [29].

Ha una visione integrata del prodotto, gestendo ogni momento del ciclo produttivo dalla coltivazione delle piante alla lavorazione dei chicchi, fino alla distribuzione del caffè (sia esso in grani, macinato o capsule) e delle macchine per caffè.

L'impresa è da sempre impegnata nel "*costruire un mondo migliore, un caffè alla volta*", offrendo un caffè di qualità superiore, ottenuto attraverso un modello sostenibile basato su innovazione, esperienza e passione.

Il gruppo opera in più di 140 paesi attraverso 16 consociate ed una fitta rete distributiva; nel 2021 si contano più di 4000 dipendenti, di cui il 45% solo in Italia.

Oltre alla già citata Nuvola [30], il gruppo può contare sull'Innovation Center a Settimo Torinese, sede di tutte le attività di ricerca e sviluppo del gruppo, 54 training center nel mondo (di cui 7 in Italia) aventi l'obiettivo di ampliare la cultura del caffè e far provare l'esperienza del caffè Lavazza e tale obiettivo è stato il principio alla nascita di Factory 1895, un altro sito in Settimo Torinese con l'unico intento di promuovere il brand attraverso esperienze uniche e di altissima qualità grazie a produzioni artigianali di finissima qualità.

Infine, vi sono 9 impianti produttivi (a Settimo Torinese, Gattinara e Pozzilli in Italia, a Lavérune in Francia, 2 impianti a Basingstoke in Inghilterra, ad Invermere in Canada, a West Chester in Pennsylvania ed a Sri city in India).

Il gruppo presidia diversi canali [31], impegnandosi in ciascuno per garantire una forte presenza e cercando di offrire le soluzioni più consone e adatte ai consumatori ed ai clienti per ogni occasione e per ogni momento della giornata, sia in casa che fuori. I canali vengono così distinti:

- Home: i prodotti offerti, segmentati per ciascuna nazione, includono caffè in grani e macinato (per espresso o moka), cialde, caffè istantaneo e capsule per le macchine del caffè più usate;
- Foodservice: sono offerti prodotti selezionati e soluzioni dedicate per hotel, ristoranti e bar per qualunque tipo di servizio e preparazione del caffè;
- Office Coffee Service (OCS) e Vending: è stata pensata e selezionata una vasta gamma di macchine a capsule per gli uffici, così come vi è una grande attenzione per il settore della distribuzione automatica a largo consumo in luoghi pubblici e affollati;

- Retailing: infine, vi sono gli store di proprietà in località di spicco (come Milano e Londra), utili anche per consolidare la popolarità del brand all'estero.

Lavazza vuole offrire un prodotto di fine qualità e innovativo, non dimenticando la tradizione del caffè italiano e la storia del suo marchio, perciò, volendo intraprendere un sentiero di espansione nel mercato globale, negli ultimi anni ha adottato una politica espansiva aggressiva, acquisendo diverse realtà famose e consolidate, continuando a presidiare la fascia più alta del mercato attraverso marchi di altissima qualità.

I principali brand (Figure 15-16-17-18) all'interno del gruppo sono:

- Lavazza, marchio di bandiera. Un brand premium di fama globale con una grande eredità e tradizione. Compete in tutti i canali e categorie di prodotto; fuori dai confini nazionali si presenta come "*the real italian coffee*".



LAVAZZA

TORINO, ITALIA, 1895

Figura 15 Il logo di Lavazza [32]

- Carte Noire [33], #1 in Francia per reputazione, fama, preferenza e penetrazione del mercato; famoso per aver introdotto la miscela premium arabica in Francia oltre che per il suo stile "chic" ed il suo gusto ricco.



Figura 16 Il logo di Carte Noire [34]

- Merrild [35], #1 in Danimarca per fama, penetrazione del mercato e numero di consumatori abituali; rinomato per la sua aderenza alla tradizione ed alla cultura del caffè nazionale come "tempo di qualità".



Figura 17 Il logo di Merrild [36]

- Kicking Horse [37], #1 in Canada per produzione 100% organica e sostenibile. Si contraddistingue per il tono provocatorio e deciso del prodotto e della sua pubblicizzazione.



Figura 18 Il logo di Kicking Horse [38]

- Lavazza Professional, tramite i due sub-brand Flavia per il settore OCS e KLIX per il Vending, si dedica al rifornimento per il settore business e professionale.

2.3 Struttura organizzativa

Ad oggi la carica di presidente è ricoperta da Alberto Lavazza, che svolge tale funzione dal 2008, ovvero da quando la presidenza è stata lasciata vacante dal cugino Emilio, coadiuvato dal figlio Marco, vicepresidente, e da Giuseppe, figlio di Emilio, anch'egli vicepresidente. Dal 2011 il ruolo di amministratore delegato è ricoperto da Antonio Baravalle, primo esterno alla famiglia a ricoprire una carica dirigenziale esecutiva di così alto livello.

Tra le varie funzioni aziendali, come già citato, la Ricerca e Sviluppo ha sede nell'Innovation Center sito in Settimo Torinese (Figura 19), al suo interno vi è la divisione *Machines Manufacturing & Technical Service* avente come fulcro del proprio operato tutto ciò che concerne le macchine per il caffè (per i canali Home, OCS, Foodservice e Vending), tra cui quindi si registra anche il team di *Spare Parts Planning*. Il sales forecasting ed il demand planning sono rivestiti di una particolare rilevanza, in quanto Lavazza fida ad aziende esterne la produzione delle macchine e dei relativi ricambi, per questi ultimi, perciò, risulta critica l'attività di previsione in modo da poter soddisfare le esigenze dei clienti dovuti a guasti-macchina e manutenzione ordinaria. Dato l'elevato numero di modelli di macchine e la discreta complessità

del prodotto, risulta una moderata varietà di fornitori con i quali l'azienda ha intessuto stretti rapporti di collaborazione per il design e lo sviluppo delle macchine in commercio; si annoverano 14 fornitori principali, di cui 3 forniscono solo singoli componenti come sistemi filtraggio, sistemi estrazione caffè e componenti elettromeccanici; i restanti, invece, sono produttori di macchine che forniscono anche i relativi componenti (singoli o pre-assemblati e collaudati). Questi fornitori sono sia comunitari, sia extracomunitari.



Figura 19 Veduta dell'Innovation Center in Settimo Torinese [39]

Capitolo 3: Caso aziendale – Situazione AS-IS

Lo scopo di questo capitolo è illustrare la situazione aziendale prima dell'avvio del progetto, in primis, definendo le metodologie previsionali e le relative criticità ed anche evidenziando i criteri usati per la scelta delle serie storiche prese in esame e le loro caratteristiche.

3.1 Metodo Previsionale

All'avvio del presente progetto, il planning per i ricambi delle macchine è sempre stato gestito e attuato totalmente dal team aziendale di Spare Parts Planning, il quale ha usufruito di strumenti informatici e calcolatori (SAP, MS Excel) come supporto alla pianificazione, ma riservandosi totale autonomia sulle scelte finali.

Attualmente, in condizioni stabili e di pianificazione ordinaria, il sistema ERP propone settimanalmente un elenco di codici di ricambi di cui sarebbe opportuno approvvigionarsi: alla base della proposta del sistema c'è una logica a punto di riordino o *Reorder Point* (ROP) [40].

Per fare ciò, il software tiene conto di una serie di variabili: ovviamente, il livello di stock a magazzino di quel codice (SA), il suo lead time (LT), inteso come il tempo impiegato dal fornitore a consegnare la merce dal momento in cui l'ordine è stato emesso, un altro intervallo di tempo necessario per la presa in carico e l'elaborazione dell'entrata merce (EEM).

Viene preso in considerazione anche il consumo di quel codice nell'ultimo anno mobile (VM) ed infine uno stock di sicurezza (SS), il cui calcolo tiene in considerazione una certa variabilità insita nei tempi di consegna ed entrata in magazzino e pondera ciò con il rischio di incorrere in domanda inevasa, perciò il sistema richiede venga espresso un determinato livello di servizio, ovvero la probabilità per cui non si vuole incorrere in stock-out, al cui aumentare risulterà più elevata anche la scorta di sicurezza [41]. Tale parametro, indicante il livello di servizio, è attualmente imposto ad un grado del 90%.

Una volta che sono stati definiti ed inseriti a sistema i parametri, il programma ricorre a delle semplici equazioni:

$$ROP = (LT + EEM) * \frac{VM}{365} + SS$$

$$SA \leq ROP$$

Per prima cosa definisce dei punti di riordino per ciascun materiale ed in secondo luogo confronta tali punti con i livelli di scorte presenti al momento in magazzino.

Se le scorte presenti sono pari o inferiori alla somma di ciò che potrebbe essere il consumo futuro, ipotizzato costante sulla base dell'ultimo anno, nel tempo necessario al suo riapprovvigionamento e al suo stock di sicurezza, allora il sistema segnala tale codice come critico e lo sottopone ai planner evidenziando il rischio di incappare in stock-out.

È evidente che tale procedura porti con sé determinati limiti: anzitutto, il vincolo più stringente è l'ipotesi che il consumo sia costante e sia tratto da una media dell'ultimo periodo mobile, non rintracciando così particolari cambiamenti nel livello di domanda né il sistema è in grado in tal modo di capire se il consumo è stato dettato da particolari operazioni di "spinta commerciale" o anche dovuto a situazioni o ordini anomali gestiti puntualmente.

D'altronde, bisogna sottolineare che tali criticità sono, appunto, monitorate singolarmente e "manualmente" dai planner i quali hanno visibilità sullo storico di vendita e perciò hanno anche modo di verificare che un eventuale segnale di rischio per un particolare codice sia stato già appianato attraverso precedenti schedulazioni.

Un'altra criticità insita è la natura stessa del parco ricambi molto vario di per sé come tipologia di materiali e funzioni, oltre che dipendente da un numero non esiguo di fornitori, indipendenti tra loro e situati geograficamente distanti: tutto ciò comporta una differenziazione non banale da gestire ed anche la necessità di poter prevedere con una discreta precisione e affidabilità una domanda commerciale in un futuro periodo di riapprovvigionamento che può estendersi anche fino a 6 mesi.

3.2 Composizione Parco Ricambi

Come espresso nel paragrafo 3.1, il parco ricambi è molto vasto: a fine dicembre 2021 si contano 103 modelli di macchine attivi, composti da più di 3.100 ricambi forniti da 14 diversi produttori. Riproponendo quanto già discusso nel capitolo precedente, una macchina per il caffè a cialde è un sistema complesso composto da accessori e pezzi di diversa natura (componenti idrauliche, elettroniche, meccaniche, ecc.), varietà che si propaga maggiormente considerando i diversi utilizzi e funzioni dei dispositivi nelle diverse linee commerciali (uso domestico, distributori in aree pubbliche, ecc.).

Tuttavia, è adesso utile, ai fini del presente elaborato, ricorrere ad una nuova classificazione in tre sottogruppi, tenendo conto del motivo per il quale tali ricambi vengono consumati e ordinati:

- Parti sottoposte ad usura e degradamento;
- Parti sottoposte a rottura o perdita;

- Parti sottoposte ad operazioni straordinarie.

Il primo cluster di ricambi comprende tutti quei componenti, tra cui si annoverano principalmente filtri e guarnizioni, i quali sono intrinsecamente destinati a corrompersi con il trascorrere del tempo unitamente ad un normale utilizzo e corretto funzionamento del dispositivo: tali ricambi hanno un profilo di vendita generalmente molto lineare, costante e perciò vi è un continuo approvvigionamento.

Il secondo cluster di ricambi raccoglie quei componenti, come parti elettroniche o accessori mobili tipo cassette e coperchi, che non dovrebbero perdersi o guastarsi al solo trascorrere del tempo se si adotta un utilizzo corretto della macchina: è già più difficile disegnare un profilo medio di questo secondo cluster, in quanto l'andamento della domanda è primariamente causato dalla difettosità dei componenti, variabile in base ai modelli, e dall'interazione non corretta del cliente con il dispositivo.

Infine, nell'ultima categoria sono compresi tutti quei ricambi che sono stati interessati da operazioni straordinarie come, ad esempio, campagne di rifacimento di distributori pubblici, opere di revisione e aggiornamento, campagne di richiamo o altro tipo di situazioni solitamente concordate per l'occasione specifica.

3.3 Raccolta dati e analisi serie storiche

Si entrerà ora nel dettaglio del procedimento di ricerca dei dati, delle operazioni di pulizia e raffinamento dei dati grezzi fino all'individuazione delle serie storiche prese in analisi con gli annessi studi sulle caratteristiche.

3.3.1 Individuazione codici da esaminare

Innanzitutto, sono stati estratti e raccolti i dati anagrafici e i flussi di movimentazione per ciascuno dei 3.100 codici attivi, procedendo a ritroso, per i codici più datati, fino agli inizi del 2018.

Si è deciso di condurre un'analisi che avesse due punti di interesse: da un lato analizzare le serie storiche aventi una domanda commerciale sempre presente (considerando un time bucket mensile) da gennaio 2018 fino a luglio 2021, mirando in tal modo a focalizzare l'attenzione sul primo cluster di codici prima evidenziato, ovvero i ricambi sottoposti ad usura; contemporaneamente, volendo anche avere un occhio particolare rivolto ai ricambi del secondo cluster, per loro natura più variabili, perciò più difficili da gestire e quindi anche più "interessanti", sono stati individuati un insieme di codici aventi almeno un'occorrenza di domanda realizzata in un anno, da ciò poi si è proceduto con un'analisi ABC [42] estrapolando solo quei codici che, tenendo come base l'ammontare totale di unità

vendute nel periodo 2018-2021, avessero cubato l'80% della domanda commerciale espressa.

Queste due operazioni di ricerca hanno condotto all'individuazione di 2 cluster di ricambi, composti precisamente da 24 codici per le serie continue e 40 codici per le serie sporadiche; sono riportati in Tabella 2 i codici di riferimento e la descrizione del materiale per le serie continue e similmente è riportato in Tabella 3 per le serie sporadiche.

Codice	Descrizione
CC-01	Guarnizione sottocoppa
CC-02	Guarnizione sottocoppa magg.
CC-03	Guarnizione a labbro
CC-04	Kit manutenzione gruppo caffè
CC-05	Pistone interno
CC-06	Cilindro superiore teflonato
CC-07	Camera infusione
CC-08	Filtro acqua (A)
CC-09	Guarnizione ad anello in silicone
CC-10	Filtro acqua (B)
CC-11	Pistone esterno
CC-12	Anello in silicone
CC-13	Perforatore superiore
CC-14	Supporto foratore superiore capsula
CC-15	Cassetto capsule usate
CC-16	Molla inox
CC-17	Tubo scarico sgancio capsule
CC-18	Campana caffè macinadosatori
CC-19	Gruppo piletta serbatoio
CC-20	Cartuccia filtro c300
CC-21	Gruppo erogazione
CC-22	Cartuccia filtro c500
CC-23	Assieme elettrovalvole 2vie+3vie
CC-24	Cartuccia filtro c150

Tabella 2 Elenco codici con serie continua

Codice	Descrizione
CS-01	Anello in silicone teflonato
CS-02	Anello per camera infusione
CS-03	Assieme cappuccinatore
CS-04	Cassetto raccogli gocce

CS-05	Fascette
CS-06	Guarnizione in silicone
CS-07	Guarnizione tubo acqua caldaia-valvola
CS-08	Anello di tenuta caldaia
CS-09	Foratore inferiore capsula
CS-10	Elemento in silicone per caldaia
CS-11	Espulsore dx
CS-12	Assieme serbatoio acqua
CS-13	Filtro inferiore gruppo caffè
CS-14	Filtro acqua (C)
CS-15	Griglia
CS-16	Guarnizione
CS-17	Anello per tubo ad alta pressione
CS-18	Coperchio serbatoio acqua
CS-19	Valvola di sicurezza
CS-20	Guarnizione pistone in silicone
CS-21	Guarnizione a labbro per pistone espulsore
CS-22	Espulsore sx
CS-23	Foratore capsula
CS-24	Stelo pistone
CS-25	Guarnizione anello in silicone
CS-26	Guarnizione anello
CS-27	Guarnizione in silicone
CS-28	Perforatore bicchiere
CS-29	Anello guarnizione basetta
CS-30	Guarnizione a labbro per tenuta capsula
CS-31	Telaio capsula dx
CS-32	Supporto camera infusione
CS-33	Set piattello-manovella-blocco
CS-34	Filtro superiore
CS-35	Gruppo valvole
CS-36	Perno espulsione capsule
CS-37	Molla ottagonale blocco perforatore
CS-38	Guarnizione capsula in silicone
CS-39	Pernetto
CS-40	Telaio capsula sx

Tabella 3 Elenco codici con serie sporadica

3.3.2 Analisi serie storiche

Dopo aver individuato ai codici da prendere in analisi, si è proceduto ad una pulizia della serie storiche che ha coinvolto un numero molto limitato di osservazioni "sporcate" da una situazione eccezionale causata dal fenomeno sociopolitico delle riaperture delle attività commerciali nel mese di Maggio 2020. Al netto di ciò, è stato possibile avviare delle analisi quantitative e qualitative alla ricerca delle eventuali componenti caratteristiche delle serie: tendenza e stagionalità.

Analisi tendenza

Sono state disegnate le curve delle domande commerciali dei 64 codici, visibili in appendice A e B, e si sono osservati valori del coefficiente di determinazione R^2 molto contenuti e generalmente prossimi allo zero; fanno eccezione pochi codici: il CS-29 di poco superiore allo 0,5 e il CS-27 leggermente inferiore a tale soglia.

Data, quindi, una bassa significatività generale si è voluto escludere dagli studi successivi quei modelli che tenessero conto di una componente tendenziale, in più valori bassi sono presagio di una difficoltà predittiva solo tramite serie storica.

Di seguito si riportano in Tabella 4 e 5, i coefficienti R^2 [43] per ciascun codice e in Tabella 6 un prospetto riepilogativo in cui si possono leggere i dati su mediana e percentili che ben evidenziano come la quasi totalità dei codici abbia un coefficiente ben al di sotto delle soglie di significatività.

Codice	R²	Codice	R²
CC-01	0.00530	CC-13	0.06490
CC-02	0.01240	CC-14	0.08420
CC-03	0.22140	CC-15	0.02090
CC-04	0.22540	CC-16	0.21730
CC-05	0.00080	CC-17	0.00100
CC-06	0.17730	CC-18	0.02730
CC-07	0.00310	CC-19	0.06210
CC-08	0.00001	CC-20	0.14870
CC-09	0.19040	CC-21	0.16790
CC-10	0.00400	CC-22	0.00870
CC-11	0.01350	CC-23	0.01070
CC-12	0.03450	CC-24	0.19360

Tabella 4 Coefficienti R^2 dei codici continui

Cod.	R ²						
CS-01	0.1439	CS-11	0.0012	CS-21	0.1389	CS-31	0.0129
CS-02	0.0666	CS-12	0.1658	CS-22	0.0044	CS-32	0.0117
CS-03	0.2931	CS-13	0.0206	CS-23	0.0095	CS-33	0.0155
CS-04	0.0935	CS-14	0.2504	CS-24	0.0444	CS-34	0.0345
CS-05	0.0040	CS-15	0.2044	CS-25	0.0805	CS-35	0.2231
CS-06	0.2148	CS-16	0.0076	CS-26	0.0464	CS-36	0.0159
CS-07	0.2605	CS-17	0.0003	CS-27	0.4741	CS-37	0.1162
CS-08	0.0136	CS-18	0.1140	CS-28	0.0243	CS-38	0.0107
CS-09	0.0475	CS-19	0.0003	CS-29	0.6130	CS-39	0.0024
CS-10	0.0495	CS-20	0.0084	CS-30	0.2737	CS-40	0.0015

Tabella 5 Coefficienti R² dei codici sporadici

Minimo	0.00001	Massimo	0.61300
Media	0.09389	Mediana	0.03945
Q3	0.16738	P0.95	0.28825

Tabella 6 Prospetto riepilogativo su valori R²

Analisi stagionalità

Successivamente, si è proceduto nel condurre un'analisi qualitativa sulla stagionalità della domanda commerciale per i codici indicati: attraverso l'osservazione di grafici (in appendice C e D) con serie annuali, per quanto concerne le serie continue, si è notato un certo schema abituale, per quanto non rigido.

Si possono osservare, per ciascun codice, tra i 2 e i 3 picchi di domanda massima per ciascun anno e ciascuno di questi picchi avviene in un momento dell'anno diverso: un primo periodo dell'anno corrispondente ai primi 4 mesi, un secondo periodo corrispondente al periodo compreso tra Maggio e Luglio ed infine si nota generalmente un ultimo picco di domanda tra Ottobre o Novembre.

Allo stesso modo si può notare una generale ed importante flessione delle vendite nel mese di Agosto, flessione visibile, seppure meno importante, anche nei mesi di Settembre e Dicembre.

Di anno in anno non vi è una ripetizione esatta dell'andamento della domanda negli stessi periodi di vendita e talvolta schemi ripetuti per un paio d'anni sono del tutto assenti nel biennio 20-21, probabilmente anche a causa delle mutate situazioni sociali che hanno influito sulle modalità di riapprovvigionamento dei clienti.

Da quanto espresso finora si è deciso di non prendere in considerazione modelli predittivi che ricorrono ad una stagionalità periodica.

Capitolo 4: Applicazione metodi previsionali

Lo scopo di questo capitolo è riportare ed illustrare le fasi di applicazione e valutazione dei modelli previsionali alle serie storiche già rintracciate ed analizzate nel Capitolo 3, traendo anche alcune prime considerazioni sulla bontà delle previsioni registrate.

4.1 Individuazione famiglie di metodi

A valle delle analisi quantitative e qualitative effettuate sulle serie storiche e riportate nel capitolo precedente, è stato possibile ricorrere ad una cerchia tra tutti i metodi disponibili in letteratura al fine di individuare gli algoritmi più appropriati alla risoluzione del caso in analisi.

Si riportano, in particolare, i vincoli e le assunzioni iniziali, valevoli per entrambe le classi di serie storiche:

- Si richiede un'implementazione agevole caratterizzata da una computazione veloce e poco complessa, dato che si opera manualmente senza l'ausilio di particolari software;
- Le serie storiche non sono caratterizzate da componenti di stagionalità fisse;
- Le serie storiche non sono caratterizzate da componenti di tendenza.

Alla luce dei punti evidenziati, è stato deciso di accostarsi a due famiglie di metodi previsionali, tra le più semplici e di immediata implementazione: le medie mobili e gli smorzamenti esponenziali.

4.2 Modelli per serie storiche continue

Le serie storiche continue sono state il primo cluster a cui si è deciso di applicare i modelli previsionali, dato anche il numero più contenuto di codici individuati.

Nello specifico, avendo deciso di attingere dalla letteratura per i modelli a media mobile semplice, si è optato per considerare tre diversi periodi di riferimento: utilizzando i 6, 12 o gli ultimi 24 periodi di domanda commerciale.

D'altro canto, data l'assenza di evidenti componenti stagionali o tendenziali, tra i modelli di smorzamento esponenziale si è fatto uso dello smorzamento esponenziale semplice, anche detto di Brown.

Ricordando che si avevano a disposizione le realizzazioni di domanda commerciale da Gennaio 2018, i modelli, tutti, sono stati inizializzati e hanno avuto come periodo di training gli anni 2018-2020 ed hanno invece avuto come periodo di test i 12 mesi del 2021.

Dato che il primo obiettivo dell'applicazione di questi algoritmi predittivi è di migliorare l'efficienza del calcolatore previsionale per dare maggior supporto ai planner e considerando che nel primo cluster si registrano serie storiche costanti per cui è limitato il rischio di domanda inevasa, si è ritenuto di valutare e confrontare i metodi tra loro attraverso due indicatori principali: il Mean Percentage Error ed il Mean Absolute Percentage Error.

I due indicatori, appartenenti il primo alle misure di distorsione ed il secondo alle misure di dispersione, consentono, infatti, attraverso una valutazione congiunta, di definire le entità medie di sovrastima o sottostima, ovvero la tendenza del modello a prevedere sempre di meno o di più del necessario, ed anche l'effettiva distanza delle previsioni dai valori reali in quantità assolute, evitando effetti di compensazione.

Perciò, per ciascuno dei modelli individuati, sono stati calcolati il MPE ed il MAPE per ogni singolo codice, come riportato nelle Tabelle 7-8-9-10.

Inoltre, come richiesto dall'inizializzazione del modello, è stato cercato il best-fit per il parametro α nell'intervallo [0;1] per ciascun codice, come espresso in Tabella 11.

Codice	MPE	MAPE	Codice	MPE	MAPE
CC-01	-415%	460%	CC-13	-156%	201%
CC-02	-612%	653%	CC-14	-40%	78%
CC-03	-120%	148%	CC-15	-623%	650%
CC-04	-85%	114%	CC-16	-24%	67%
CC-05	-36%	67%	CC-17	-13%	50%
CC-06	-142%	178%	CC-18	-152%	173%
CC-07	-29%	57%	CC-19	-21%	44%
CC-08	-32%	71%	CC-20	-1%	36%
CC-09	-15%	56%	CC-21	-66%	93%
CC-10	-163%	197%	CC-22	4%	26%
CC-11	-42%	78%	CC-23	-48%	82%
CC-12	-86%	134%	CC-24	-34%	75%

Tabella 7 Indicatori MPE e MAPE per media mobile a 6 periodi

Codice	MPE	MAPE	Codice	MPE	MAPE
CC-01	-312%	357%	CC-13	-145%	179%
CC-02	-452%	490%	CC-14	-25%	65%
CC-03	-106%	139%	CC-15	-483%	498%
CC-04	-81%	110%	CC-16	-40%	78%
CC-05	-31%	63%	CC-17	4%	41%
CC-06	-125%	162%	CC-18	-161%	181%
CC-07	-21%	50%	CC-19	-22%	42%
CC-08	-19%	58%	CC-20	5%	29%
CC-09	-12%	52%	CC-21	-58%	90%
CC-10	-171%	199%	CC-22	12%	20%
CC-11	-31%	74%	CC-23	-39%	76%
CC-12	-142%	187%	CC-24	-21%	59%

Tabella 8 Indicatori MPE e MAPE per media mobile a 12 periodi

Codice	MPE	MAPE	Codice	MPE	MAPE
CC-01	-317%	367%	CC-13	-208%	227%
CC-02	-452%	490%	CC-14	-26%	66%
CC-03	-117%	137%	CC-15	-384%	404%
CC-04	-108%	130%	CC-16	-112%	124%
CC-05	-32%	60%	CC-17	8%	32%
CC-06	-149%	171%	CC-18	-203%	216%
CC-07	-21%	49%	CC-19	-32%	51%
CC-08	-34%	61%	CC-20	-2%	35%
CC-09	-52%	76%	CC-21	-43%	80%
CC-10	-166%	196%	CC-22	0%	20%
CC-11	-26%	64%	CC-23	-33%	67%
CC-12	-203%	227%	CC-24	-33%	69%

Tabella 9 Indicatori MPE e MAPE per media mobile a 24 periodi

Codice	MPE	MAPE	Codice	MPE	MAPE
CC-01	-286%	336%	CC-13	-102%	142%
CC-02	-490%	531%	CC-14	-49%	87%
CC-03	-87%	110%	CC-15	-439%	468%
CC-04	-59%	88%	CC-16	-38%	69%
CC-05	-11%	48%	CC-17	-3%	27%
CC-06	-103%	135%	CC-18	-279%	325%
CC-07	-14%	39%	CC-19	-4%	46%
CC-08	-16%	42%	CC-20	2%	23%
CC-09	-13%	45%	CC-21	-25%	71%
CC-10	-126%	162%	CC-22	10%	19%
CC-11	-8%	43%	CC-23	-50%	88%
CC-12	-78%	122%	CC-24	4%	46%

Tabella 10 Indicatori MPE e MAPE per modello di Brown

Codice	α	Codice	α	Codice	α
CC-01	0,05	CC-09	0,20	CC-17	0,05
CC-02	0,05	CC-10	0,05	CC-18	0,95
CC-03	0,15	CC-11	0,05	CC-19	0,05
CC-04	0,15	CC-12	0,50	CC-20	0,50
CC-05	0,05	CC-13	0,20	CC-21	0,05
CC-06	0,15	CC-14	0,05	CC-22	0,10
CC-07	0,10	CC-15	0,05	CC-23	0,05
CC-08	0,05	CC-16	0,80	CC-24	0,05

Tabella 11 Parametro α per modello di Brown

A questo punto, al fine di confrontare i diversi modelli in maniera più immediata e agevole si sono aggregate le diverse misure di MPE e MAPE per ciascun modello, evidenziando i valori minimi-massimi e calcolando media, mediana, primo e terzo quartile, come riportato nelle Tabelle 12-13-14-15.

	MPE	MAPE
Minimo	-623%	26%
Massimo	4%	653%
Media	-123%	158%
Mediana	-45%	80%
Q1	-150%	60%
Q3	-25%	177%

Tabella 12 Indicatori MPE e MAPE aggregati per media mobile a 6 periodi

	MPE	MAPE
Minimo	-483%	20%
Massimo	12%	498%
Media	-103%	137%
Mediana	-40%	77%
Q1	-145%	54%
Q3	-21%	180%

Tabella 13 Indicatori MPE e MAPE aggregati per media mobile a 12 periodi

	MPE	MAPE
Minimo	-452%	20%
Massimo	8%	490%
Media	-114%	142%
Mediana	-47%	78%
Q1	-194%	60%
Q3	-28%	211%

Tabella 14 Indicatori MPE e MAPE aggregati per media mobile a 24 periodi

	MPE	MAPE
Minimo	-490%	19%
Massimo	10%	531%
Media	-94%	130%
Mediana	-43%	79%
Q1	-103%	44%
Q3	-9%	140%

Tabella 15 Indicatori MPE e MAPE aggregati per modello di Brown

Alla luce delle statistiche e degli indicatori raccolti, si può affermare che non vi sia una netta preferenza di un modello rispetto agli altri e che generalmente tutti i modelli tendono a sovrastimare la domanda commerciale, tuttavia risulta chiaro che il modello di Brown, potendo adattarsi a ciascuna serie storica attraverso un grado di libertà maggiore che è il parametro α , riesce ad ottenere risultati leggermente migliori, soprattutto in termini medi, difatti non migliora i casi estremi, ma controllando lo stato dei quartili, si può osservare come i dati siano più concentrati verso indicatori migliori.

Bisogna anche aggiungere che, da un punto di vista puramente statistico, i risultati non sono ottimali, gli indicatori di errore restano molto alti, ma assodata una situazione di partenza piuttosto vincolata, non potendo quindi ricorrere a modelli più complessi, i risultati conseguiti con il modello di Brown possono essere apprezzati e considerati come i migliori tra le alternative possibili.

4.3 Modelli per serie storiche sporadiche

A seguito delle analisi sulle serie storiche continue, si è proceduto con l'implementazione dei modelli sulle serie storiche sporadiche; questa volta, si è limitato il confronto tra 2 diversi modelli: la media mobile con gli ultimi 12 periodi di domanda commerciale e il modello di Brown modificato tramite modello di Croston.

Data la diversa natura di questo secondo cluster di serie ed anche a causa della maggior difficoltà computazionale che porta con sé l'applicazione del modello di Croston si è reso necessario determinare a priori un parametro α unico per tutti i 40 codici.

Tale valore è stato impostato ad una soglia media pari a 0.5, con l'ipotesi di dare al modello un'impostazione abbastanza conservativa che non sovra-reagisca a repentini cambi del livello della domanda, ma possa prima attestarsi su livelli medi, continuando ad attribuire un peso considerevole alla serie storica precedente.

I periodi di inizializzazione e test sono stati gli stessi del cluster precedente, tuttavia si è pensato ad un riallineamento degli obiettivi, data sempre la diversa natura delle serie storiche in analisi: in primis, si vuole ottenere un modello che sia il più corretto possibile per il maggior numero delle volte; in secondo luogo, si ricerca un modello che permetta di avere i risultati migliori in ottica di domanda inevasa.

Per completezza di informazione si riportano i dati su MPE e MAPE per ciascun codice e a livello aggregato, come in precedenza, nelle Tabelle 16-17-18-19.

Codice	MPE	MAPE	Codice	MPE	MAPE
CS-01	34%	92%	CS-21	548%	588%
CS-02	122%	154%	CS-22	74%	110%
CS-03	96%	141%	CS-23	457%	469%
CS-04	2831%	2865%	CS-24	45%	80%
CS-05	66%	109%	CS-25	36%	68%
CS-06	45%	51%	CS-26	141%	169%
CS-07	16%	62%	CS-27	-11%	30%
CS-08	34%	51%	CS-28	678%	687%
CS-09	1333%	1352%	CS-29	-15%	30%
CS-10	128%	160%	CS-30	111%	148%
CS-11	68%	113%	CS-31	34%	72%
CS-12	1133%	1167%	CS-32	41%	75%
CS-13	286%	320%	CS-33	35%	63%
CS-14	54%	84%	CS-34	18%	64%
CS-15	144%	201%	CS-35	4%	37%
CS-16	200%	243%	CS-36	55%	67%
CS-17	172%	190%	CS-37	259%	295%
CS-18	1190%	1220%	CS-38	135%	169%
CS-19	32%	57%	CS-39	32%	53%
CS-20	40%	74%	CS-40	56%	89%

Tabella 16 Indicatori MPE e MAPE per media mobile a 12 periodi

Codice	MPE	MAPE	Codice	MPE	MAPE
CS-01	82%	115%	CS-21	506%	540%
CS-02	85%	145%	CS-22	89%	127%
CS-03	165%	198%	CS-23	669%	683%
CS-04	6274%	6327%	CS-24	89%	119%
CS-05	65%	119%	CS-25	41%	74%
CS-06	26%	42%	CS-26	175%	213%
CS-07	42%	76%	CS-27	-8%	32%
CS-08	25%	57%	CS-28	561%	582%
CS-09	3395%	1352%	CS-29	-10%	35%
CS-10	153%	191%	CS-30	122%	162%
CS-11	80%	126%	CS-31	47%	82%

CS-12	2026%	2054%	CS-32	-3%	81%
CS-13	286%	334%	CS-33	72%	98%
CS-14	96%	126%	CS-34	45%	77%
CS-15	342%	371%	CS-35	33%	68%
CS-16	148%	187%	CS-36	57%	77%
CS-17	78%	127%	CS-37	30%	74%
CS-18	2127%	2156%	CS-38	117%	170%
CS-19	26%	62%	CS-39	28%	48%
CS-20	40%	71%	CS-40	60%	96%

Tabella 17 Indicatori MPE e MAPE per modello di Brown

	MPE	MAPE
Minimo	-15%	30%
Massimo	2831%	2865%
Media	269%	302%
Mediana	67%	110%
Q1	35%	66%
Q3	179%	212%

Tabella 18 Indicatori MPE e MAPE aggregati per media mobile a 12 periodi

	MPE	MAPE
Minimo	-10%	32%
Massimo	6274%	6327%
Media	457%	442%
Mediana	81%	123%
Q1	41%	76%
Q3	168%	202%

Tabella 19 Indicatori MPE e MAPE aggregati per modello di Brown

Come si riportava poc'anzi, questi indicatori non sono molto chiari, se non per quanto dimostrino che i risultati non sono favoriti dalla statistica come era apparso chiaro sin dalle prime analisi sulle componenti tendenziali delle serie, presagio, appunto, di una certa difficoltà nel poter estrapolare un modello previsionale molto preciso solo grazie allo studio della serie stessa.

Ad ogni modo, nelle tabelle 20 e 21, sono riportati gli indicatori usati per il confronto tra i due diversi modelli:

- la percentuale di time bucket in cui il modello di Brown ha registrato un discostamento minore rispetto al modello a media mobile;
- lo scarto tra l'errore assoluto medio ottenuto con il modello di Brown rispetto alla media mobile in quantità e in percentuale.

Codice	%	Codice	%	Codice	%	Codice	%
CS-01	50%	CS-11	58%	CS-21	58%	CS-31	50%
CS-02	58%	CS-12	17%	CS-22	58%	CS-32	33%
CS-03	42%	CS-13	58%	CS-23	42%	CS-33	33%
CS-04	42%	CS-14	33%	CS-24	42%	CS-34	50%
CS-05	50%	CS-15	42%	CS-25	42%	CS-35	8%
CS-06	67%	CS-16	67%	CS-26	42%	CS-36	42%
CS-07	25%	CS-17	50%	CS-27	58%	CS-37	58%
CS-08	25%	CS-18	25%	CS-28	75%	CS-38	42%
CS-09	42%	CS-19	42%	CS-29	33%	CS-39	58%
CS-10	25%	CS-20	67%	CS-30	67%	CS-40	17%

Tabella 20 Percentuale maggior accuratezza modello di Brown

Codice	%	#	Codice	%	#
CS-01	19%	54	CS-21	13%	31
CS-02	16%	36	CS-22	2%	3
CS-03	8%	111	CS-23	27%	171
CS-04	31%	152	CS-24	10%	8
CS-05	1%	11	CS-25	3%	6
CS-06	-17%	-117	CS-26	1%	1
CS-07	15%	34	CS-27	4%	7
CS-08	26%	67	CS-28	-34%	-62
CS-09	93%	133	CS-29	13%	20
CS-10	18%	104	CS-30	-1%	-1
CS-11	1%	2	CS-31	4%	5
CS-12	33%	384	CS-32	20%	47
CS-13	-6%	-74	CS-33	40%	30
CS-14	27%	46	CS-34	2%	6
CS-15	17%	54	CS-35	46%	139
CS-16	-12%	-37	CS-36	29%	70
CS-17	-8%	-37	CS-37	-31%	-24
CS-18	40%	422	CS-38	4%	11
CS-19	19%	16	CS-39	-8%	-6
CS-20	-5%	-11	CS-40	27%	38

Tabella 21 Scarto errore assoluto medio tra i due modelli in quantità e percentuale

Dall'analisi della Tabella 20 si evince che il modello di Brown ha risultati più precisi in più time bucket per 13 codici, viceversa il modello a media mobile risulta più accurato per 22 codici ed infine per i restanti codici la situazione è indifferente. Considerando l'aggregato di tutti i 40 codici, il modello di Brown sarebbe più accurato per un 45% di tutti i time bucket.

Tali valori non esprimono una preferenza netta né per l'uno né per l'altro modello, dato anche che in 24 su 40, pari al 60% dei codici, non vi è una preferenza o vi è uno scarto di un solo time bucket a determinare

una leggera preferenza; il confronto può essere meglio interpretato dal secondo indicatore riportato in Tabella 21; difatti, andando a sommare tutti gli errori, in valore assoluto, compiuti da entrambi i modelli su tutto l'arco temporale e facendone una media su codice, si può osservare che in 31 casi su 40, lo smorzamento esponenziale semplice ottiene risultati peggiori, registrando, in media, un errore medio assoluto più alto del 12%.

Osservando soltanto i 9 codici in cui è preferibile il modello di Brown, si può constatare un miglioramento medio del 13%, invece si può notare che, dove ha ottenuto risultati negativi, lo smorzamento esponenziale semplice conduce ad un incremento medio del 20% rispetto al modello opposto.

Alla luce di queste osservazioni, ricordando che l'obiettivo è quello di conseguire un modello il più accurato possibile, onde diminuire il rischio e poi anche il quantitativo di domanda insoddisfatta, risulta preferibile applicare il modello a media mobile, tuttavia risulterebbe opportuno approfondire successivamente l'analisi, allargando il bacino di codici in esame, data la somiglianza di risultati ottenuti attraverso i due differenti metodi.

Capitolo 5: Conclusioni

Lo scopo del capitolo è tracciare un riepilogo di quanto presentato in questo elaborato, traendo, a valle dei risultati conseguiti, delle conclusioni e delineando possibili nuove applicazioni o ulteriori ambiti e opportunità verso cui orientarsi in futuro.

5.1 Descrizione Benefici

Il presente lavoro di tesi ha consentito di operare una prima analisi del processo aziendale di demand planning concernente i ricambi per le macchine a capsule. Si è rivelata perciò un'occasione per valutare l'affidabilità del sistema gestionale utilizzato a sostegno del processo previsionale.

I risultati che il progetto ha conseguito sono diversi:

- La messa in evidenza di alcune carenze nell'attuale modello previsionale relativamente alla gestione di dati sul parco macchine e sui nuovi lanci
- La proposta di una nuova affidabile modalità di previsione a sostegno all'attività di planning.
- Un'analisi, mai condotta prima, sulle caratteristiche storiche dei codici, ovvero l'analisi di trend e stagionalità.
- L'introduzione, all'interno del team del demand planning, di nuove modalità e strumenti statistici di previsione, come il modello di Brown.
- Un'approfondita raccolta di dati con conseguente creazione di un ampio dataset sulle serie storiche della domanda per tutti i codici attualmente attivi ed anche per quelli dismessi negli ultimi 4 anni.

5.2 Limitazioni tesi

Il modello proposto, ovvero il modello di Brown, non consente di avere una finestra previsionale di lungo periodo, in quanto fornisce una previsione solamente per il time bucket successivo, ovvero il mese successivo nel caso del progetto di tesi condotto. Questa maggiore visibilità era obiettivo auspicato soprattutto per i codici prodotti da fornitori extra-europei poiché hanno tempi di consegna molto più lunghi rispetto invece ai fornitori italiani ed europei (nei casi più rapidi anche 2 settimane dall'emissione ordine).

Sebbene i 64 codici selezionati, come descritto nel capitolo 3, possano dirsi rappresentativi del parco ricambi, sarebbe stato più auspicabile analizzare un gruppo più ampio di ricambi, tuttavia è mancato un sostegno informatico da parte di un software gestionale che permettesse una

maggior rapidità e sostenesse il peso computazionale che è stato invece operato manualmente, tramite il solo sostegno del pacchetto MS Office.

Infine, sempre come evidenziato nel capitolo 3, la variabilità insita della quasi totalità delle serie storiche di ricambi non era dovuta al semplice progredire temporale. Difatti, la radice della variabilità si ritrova nel comportamento “statisticamente incomprensibile” dei clienti: ciò imponeva che vi fosse una maggiore collaborazione da parte delle altre funzioni aziendali (Marketing, Vendite, Customer Service, ecc.), per comprendere e altresì risolvere quelle criticità legate a variabili impossibili da spiegare e comprendere tramite il solo studio statistico.

5.3 Passi futuri

Alla luce di quelli che sono stati i maggiori risultati conseguiti e i vincoli più stretti, vi sono importanti possibilità di sviluppo.

Anzitutto, le considerazioni tratte dalle analisi sul modello di Brown, ovvero la sua maggiore o pari bontà previsionale rispetto agli altri modelli presi in analisi, devono essere messe alla prova tramite l'applicazione del modello in futuro sia per le serie continue sia per quelle sporadiche. Difatti, lo sviluppo e l'applicazione di un tale modello necessitano di un continuo processo di verifica e validazione atto a valutarne l'affidabilità e, se confermato, per procedere poi con operazioni di aggiornamento dei parametri oppure, se messa in discussione la bontà previsionale, intraprendere un percorso di ricerca di un nuovo modello alla luce delle analisi condotte.

D'altronde per migliorare il processo di individuazione della domanda, sarebbe opportuno ampliare e rinforzare la collaborazione con le funzioni di Marketing, Trade Marketing, Vendite e Customer Service in modo da affinare la collaborazione con i clienti.

Spesso, infatti, durante il periodo analizzato dal progetto di tesi ovvero nei 4 anni tra il 2018 e il 2021, si è assistito a drastici sbalzi della domanda per alcuni codici o richiesta consistente di altri ricambi più datati e basso rotanti: tali fenomeni sono imprevedibili attraverso i soli metodi statistici, poiché infatti frutto di decisioni e politiche aziendali di importanti clienti e questi sono fenomeni che converrebbe pianificare coerentemente con i lead times dei ricambi coinvolti, sfruttando gli agenti di *touch-point* con i clienti. Tutto ciò ovviamente conduce a stralci sugli ordini, situazioni di stockout in magazzino e diminuzione del livello di servizio al cliente.

Infine, attraverso l'uso di più raffinati software statistici e di gestione rispetto a MS Excel, come anche l'utilizzo di APO DP per SAP, si potrebbe ampliare lo studio ad un insieme molto più ampio di codici e, soprattutto, ricorrere

a modelli previsionali più complessi che meglio possano interpretare le particolarità delle serie storiche.

Bibliografia

- Ayyanathan, N.a, Kannammal, A.b, (2015), "Combined forecasting and cognitive Decision Support System for Indian green coffee supply chain predictive analytics", in Proceedings - 2015 International Conference on Cognitive Computing and Information Processing (CCIP 2015), article number 7100735.
- Bacci, L.A., Mello, L.G., Incerti, T., Paulo, de Paiva A., Balestrassi, P.P, (2019), "Optimization of combined time series methods to forecast the demand for coffee in Brazil: A new approach using Normal Boundary Intersection coupled with mixture designs of experiments and rotated factor scores", International Journal of Production Economics, Volume 212, Pages 186-211.
- Brandimarte, P., Zotteri, G., (2007), "Introduction to distribution logistics", Wiley, Hoboken - New Jersey (USA).
- Cachon, G., Terwiesch, C., (2013), "Matching supply with Demand: An Introduction to Operations Management", McGraw-Hill, Milano.
- Milanato, D., (2008), "Processi, metodologie e modelli matematici per la gestione della domanda commerciale", Springer, Milano.
- Slater, P., (2017), "Spare Parts Inventory Management – A Complete Guide to Sparesology", Industrial Press, South Norwalk - Connecticut (USA).
- Stevenson, W., (2015), "Operations Management", McGraw-Hill, Milano.
- Suhardi, A.R., Amalia, S., Oktafien, S., Adiyanti, S.A., Komariah, S., Rohendra, T., (2019), "Time series analysis to predicting demand of roasted coffee production", International Journal of Financial Research, Volume 10, Issue 5, Pages 26-31.
- Vicario, G., Levi, R., (2008), "Metodi statistici per la sperimentazione", Esculapio, Bologna.
- Wang, C.-N., Yu, M.-C., Ho, N.-N.-Y., Le, T.-N., (2021), "An integrated forecasting model for the coffee bean supply chain", Applied Economic, Volume 53, Issue 28, Pages 3321-3333.

Sitografia

- [1] [What is Demand Planning and Why Is It Important? \(michiganstateuniversityonline.com\)](http://michiganstateuniversityonline.com) consultato in data 29/11/21
- [2] [Supply chain: cos'è, definizione e gestione - Mecalux.it](http://Mecalux.it) consultato in data 10/01/22
- [3] [Microsoft PowerPoint - GP1_Previsione2009.ppt \(liuc.it\)](http://liuc.it) consultato in data 29/11/21
- [4] [Gli Outlier nella previsione della domanda commerciale - Logistica Efficiente](#) consultato in data 29/11/21
- [5] [Modello matematico: cos'è e a cosa serve? - Mathone](#) consultato in data 10/01/22
- [6] <https://www.scopus.com/search> consultato in data 29/11/21
- [7] <https://library.isti.cnr.it/index.php/it/risorse/banche-dati/scopus-it> consultato in data 10/01/22
- [8] [Come Luigi Lavazza ha unito l'Italia con il caffè \(thevision.com\)](http://thevision.com) consultato in data 30/11/21
- [9] [Caffè Lavazza: Le Origini del Mito \(eurocali.it\)](http://eurocali.it) consultato in data 10/01/22
- [10] [Turin Epicurean Capital: Lavazza: Turin coffee out of this world](#) consultato in data 30/11/21
- [11] [Lavazza - Le origini | Storia di Lavazza](#) consultato in data 30/11/21
- [12] [Lavazza 1927 - da bottega a piccola impresa | Storia di Lavazza](#) consultato in data 30/11/21
- [13] [Lavazza 1947 - fine del blocco delle importazioni | Storia di Lavazza](#) consultato in data 30/11/21
- [14] [Lavazza 1950 - prime confezioni di caffè | Storia di Lavazza](#) consultato in data 30/11/21
- [15] [Lavazza: dal fondatore Luigi, le 4 generazioni del successo \(comunicaffe.it\)](http://comunicaffe.it) consultato in data 30/11/21
- [16] [Lavazza 1957 - passaggio su scala industriale | Storia di Lavazza](#) consultato in data 30/11/21
- [17] [#SUPERBRANDS nella magica #NuvolaLavazza per anteprima cover di # \(brandforum.it\)](#) consultato in data 30/11/21
- [18] [Lavazza 1971 - nuove idee e studi | Storia di Lavazza](#) consultato in data 30/11/21
- [19] [Imago Recensio: TV Sorrisi e Canzoni n° 42 21-27 ottobre 1979 "Arriva Remi"](#) consultato in data 30/11/21
- [20] [Lavazza 1989 - prima macchina da caffè a capsule | Storia di Lavazza](#) consultato in data 30/11/21

- [21] [Lavazza 1993 - arte, fotografia e design | Storia di Lavazza](#) consultato in data 30/11/21
- [22] [Elliott Erwitt, "Lavazza", 2000. | Elliott erwitt, Elliott erwitt photography, Photography \(pinterest.it\)](#) consultato in data 30/11/21
- [23] [Pinterest | Helmut newton, Fashion photographer, Helmut](#) consultato in data 30/11/21
- [24] [Lavazza 2004 - progetti di responsabilità sociale | Storia di Lavazza](#) consultato in data 30/11/21
- [25] [Lavazza 2012 - riduzione impatto ambientale | Storia di Lavazza](#) consultato in data 30/11/21
- [26] [Lavazza 2015 - primo espresso nello spazio | Storia di Lavazza](#) consultato in data 30/11/21
- [27] [ESA astronaut Samantha Cristoforetti enjoys the first espresso on the ISS \(ISS043-E-160082\) - Luigi Lavazza \(azienda\) - Wikipedia](#) consultato in data 30/11/21
- [28] [NUVOLA LAVAZZA - LA CENTRALE E MUSEO | Turismo Torino e Provincia](#) consultato in data 30/11/21
- [29] [Lavazza, risultato storico: ricavi per la prima volta a due miliardi di euro \(comunicaffe.it\)](#) consultato in data 30/11/21
- [30] [Chi siamo: Company, Nuvola, Training e Innovation Center | Lavazza](#) consultato in data 30/11/21
- [31] [Lavazza per il business: caffè per bar, ristoranti, hotel e uffici](#) consultato in data 30/11/21
- [32] [Lavazza Caffè Espresso Italiano dal 1895 | Visita il Sito Ufficiale](#) consultato in data 30/11/21
- [33] [Carte Noire](#) consultato in data 30/11/21
- [34] [Colgate Palmolive Logo PNG Transparent & SVG Vector - Freebie Supply](#) consultato in data 30/11/21
- [35] [Den originale Merrild - danskernes foretrukne kaffe](#) consultato in data 30/11/21
- [36] [Hele kaffebønner | Køb af gode hele bønner på tilbud → Kaffe hele bønner \(kapselkongen.dk\)](#) consultato in data 30/11/21
- [37] [Kicking Horse Coffee | Wake Up & Kick Ass](#) consultato in data 30/11/21
- [38] [Kicking Horse Coffee Review: The Freshness is Real \(bybloscoffee.com\)](#) consultato in data 30/11/21
- [39] [Lavazza - Torino - S.A.L.F. \(serramentifey.it\)](#) consultato in data 30/11/21
- [40] [Punto di riordino: cos'è e come si calcola - Mecalux.it](#) consultato in data 10/01/22

- [41] Riordina punto come calcolarlo in scorte ed esempi | Thpanorama - Diventa meglio oggi consultato in data 10/01/22
- [42] Analisi ABC: cos'è, a cosa serve e come usarla in azienda (danea.it) consultato in data 10/01/22
- [43] Coefficiente di determinazione R quadro - Paola Pozzolo consultato in data 11/01/22

Ringraziamenti

Mi sento in dovere di dedicare uno spazio all'interno del presente elaborato alle persone che mi hanno supportato nella redazione dello stesso.

Innanzitutto, ringrazio la prof.ssa Anna Corinna Cagliano, sempre disponibile a darmi le giuste indicazioni in ogni fase della realizzazione del progetto. Un ringraziamento che estendo a tutti i docenti del Politecnico di Torino, incontrati durante questi cinque anni: grazie a voi ho accresciuto le mie conoscenze e le mie competenze.

Un ringraziamento speciale va al mio tutor e co-relatore Marco Senorre che mi ha aiutato a condurre le ricerche, oggetto dell'elaborato, presso l'azienda Luigi Lavazza S.p.A. e per tutti gli utili consigli ricevuti durante i mesi di tirocinio.

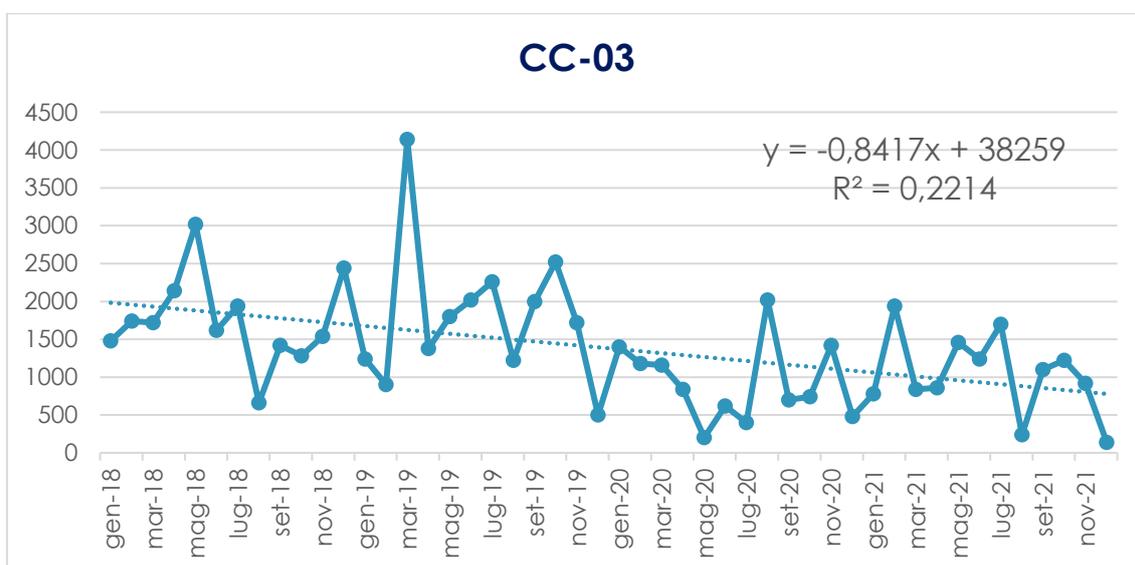
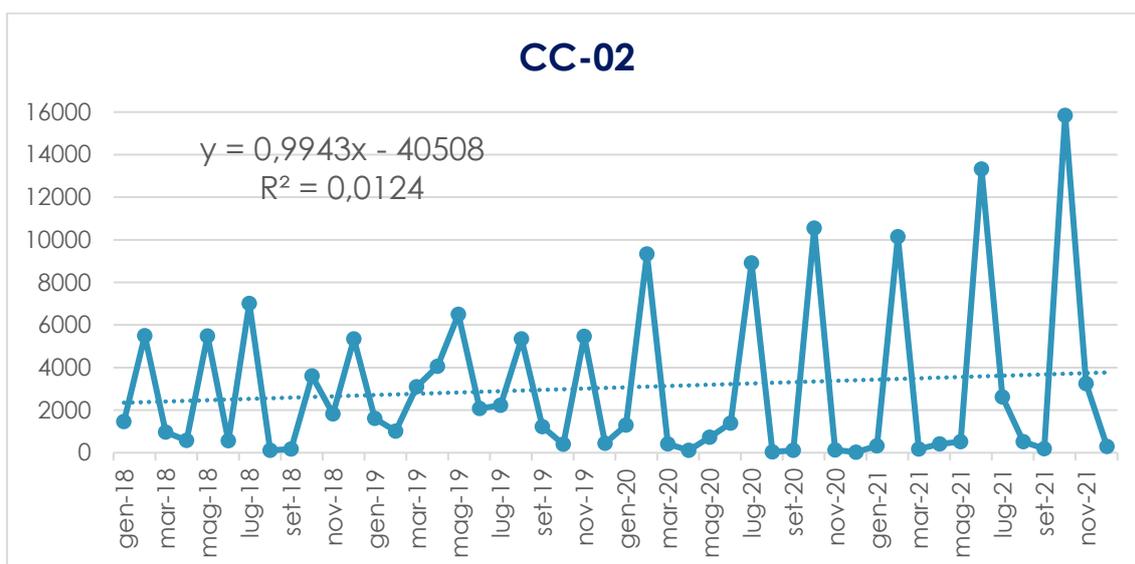
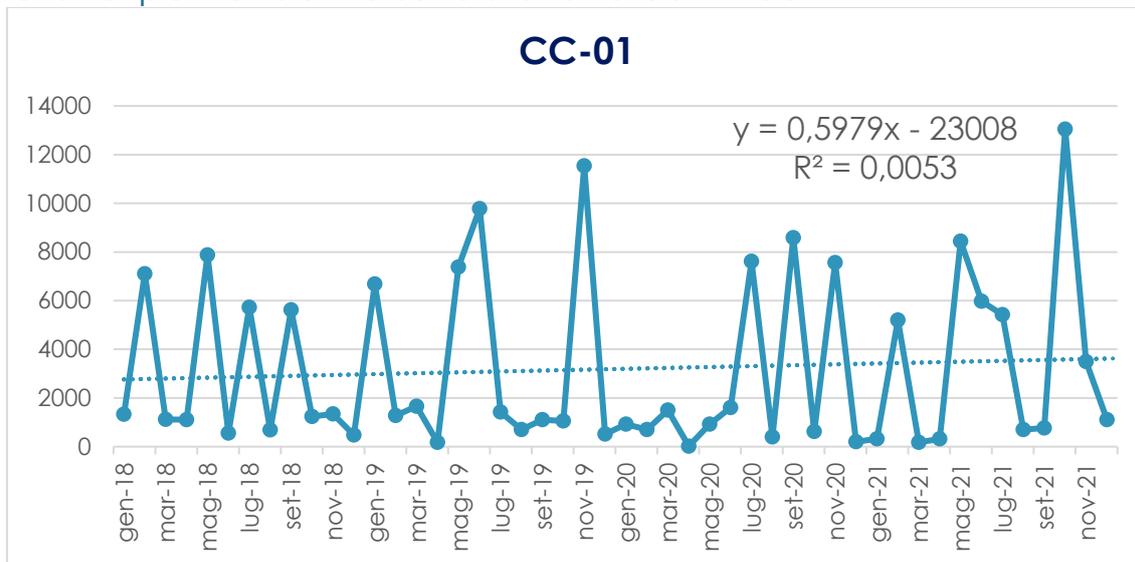
Ringrazio tutto lo staff del Technical Service, in cui ho svolto il tirocinio formativo della durata di sei mesi e complementare alla redazione della tesi, per l'ospitalità e per le competenze trasmesse durante il lavoro sul campo.

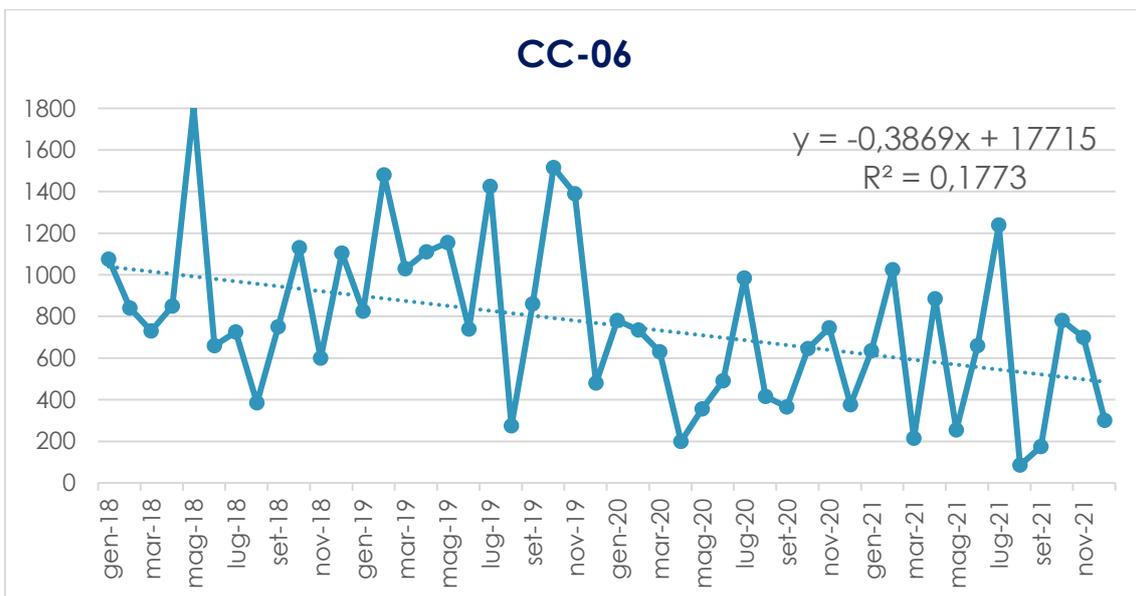
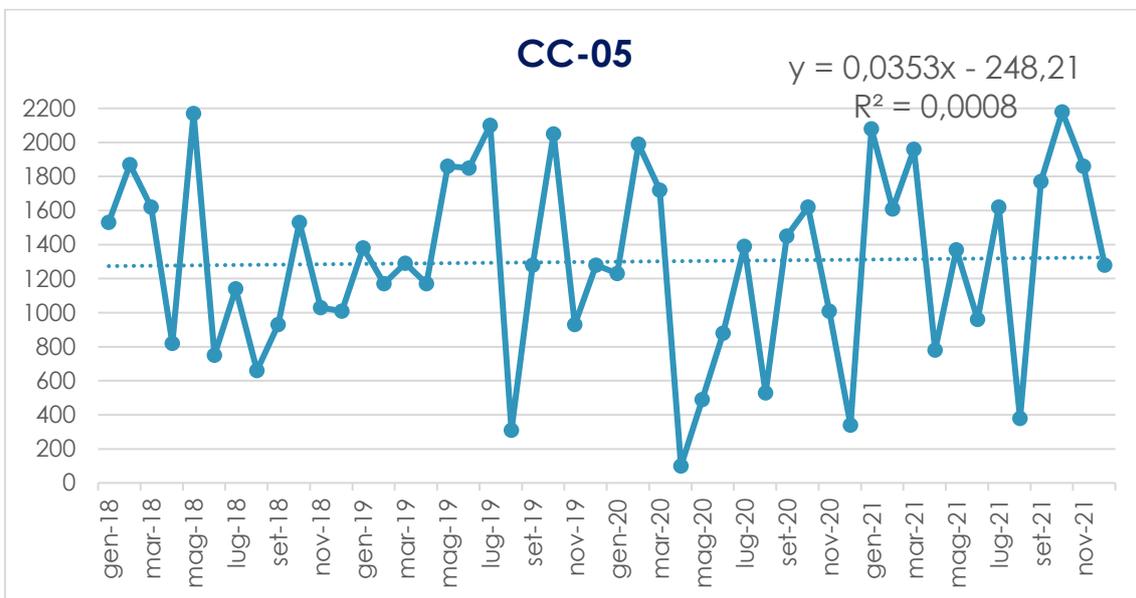
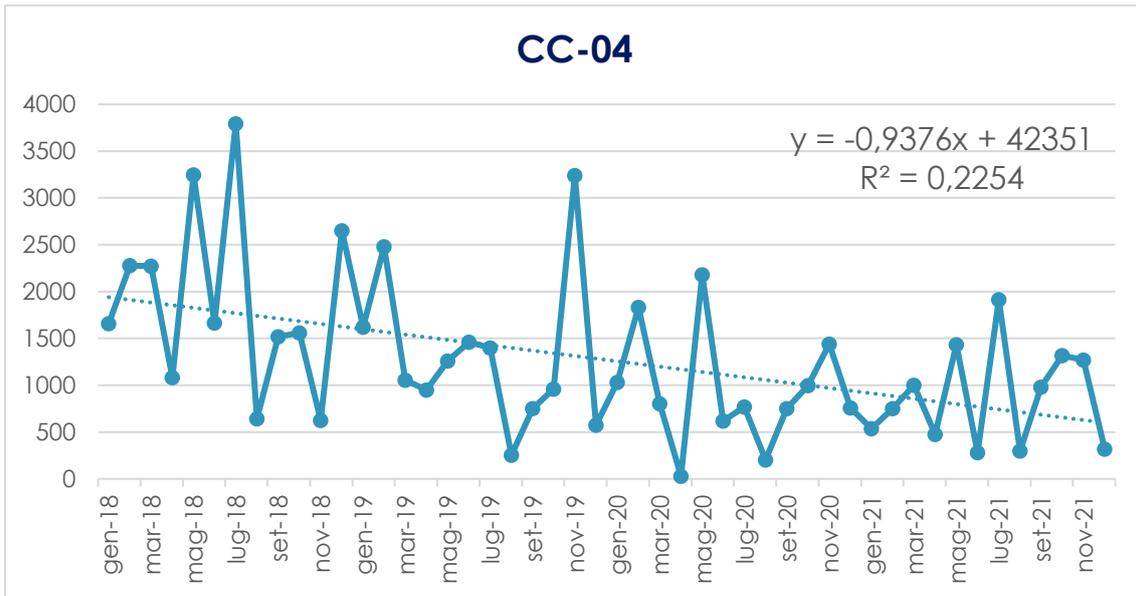
Ringrazio la mia famiglia per il continuo supporto ed incoraggiamento di cui non sono mai stato sprovvisto durante tutto il percorso accademico.

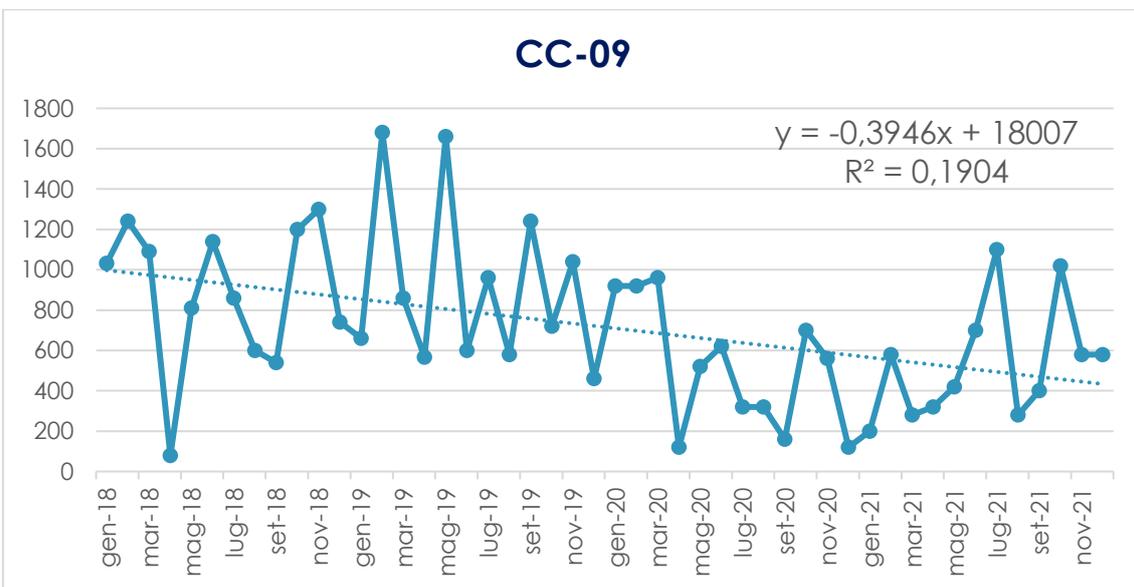
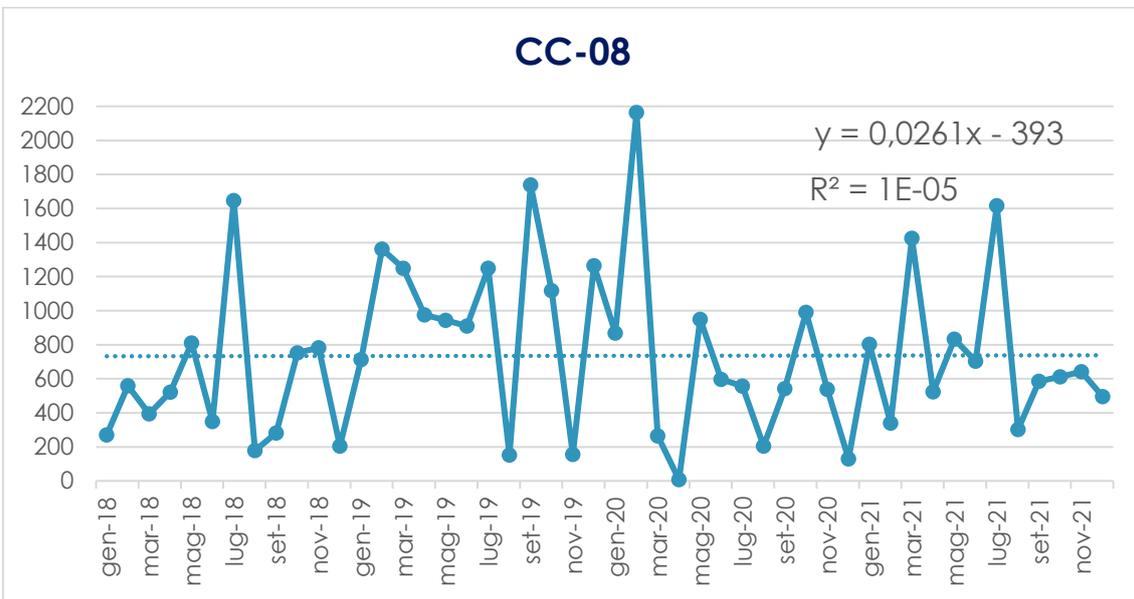
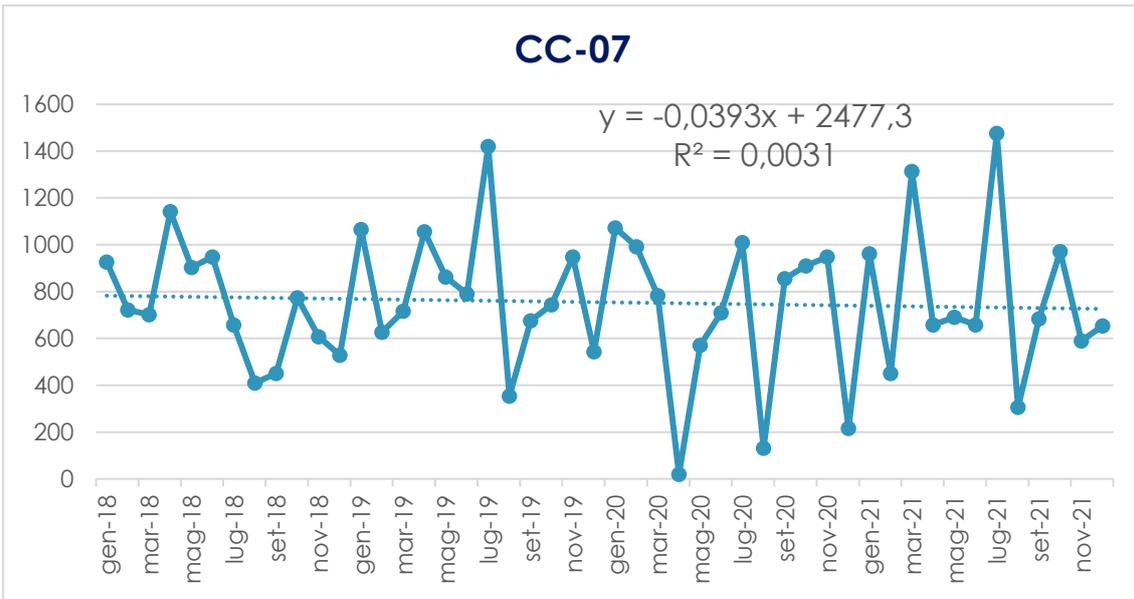
Infine, un grande grazie a tutti i miei amici per essere stati sempre presenti anche durante questa ultima fase del mio percorso di studi e per tutti i momenti condivisi, da quelli più spensierati ai più difficili.

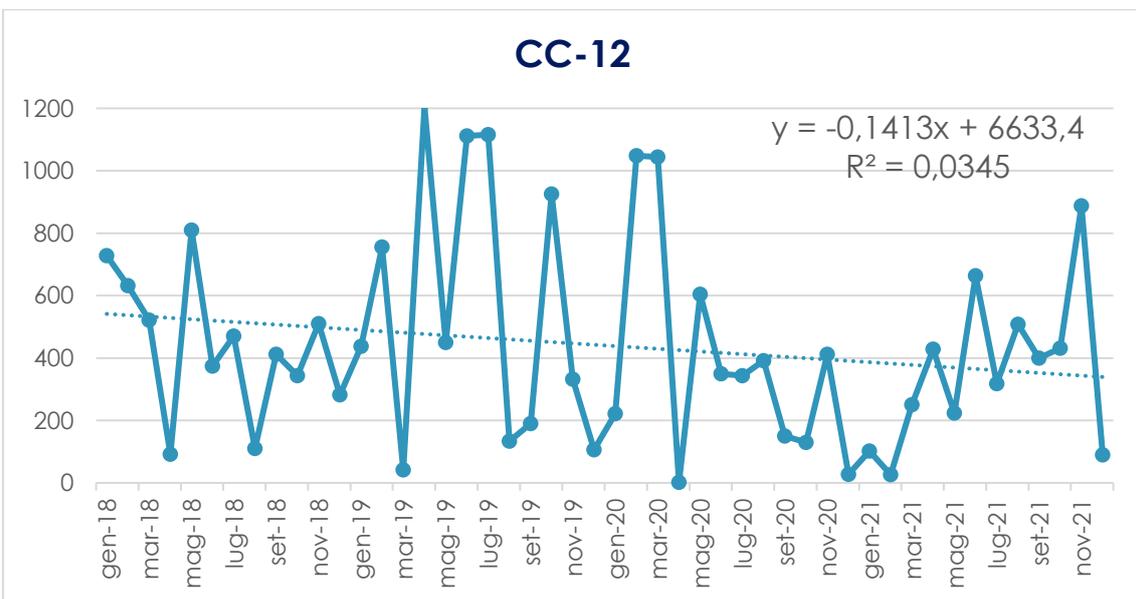
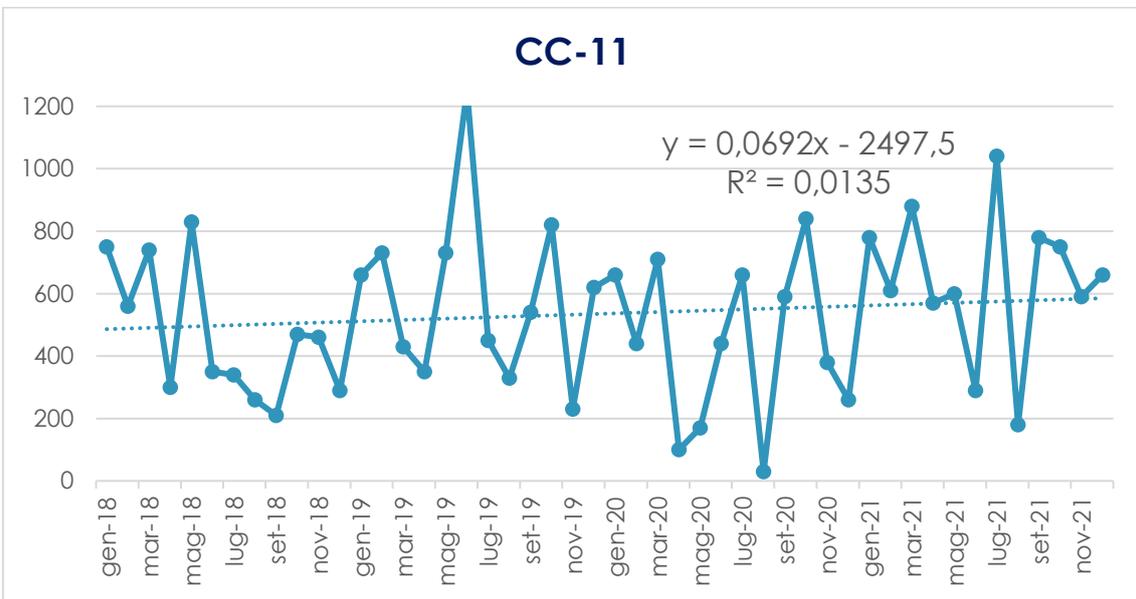
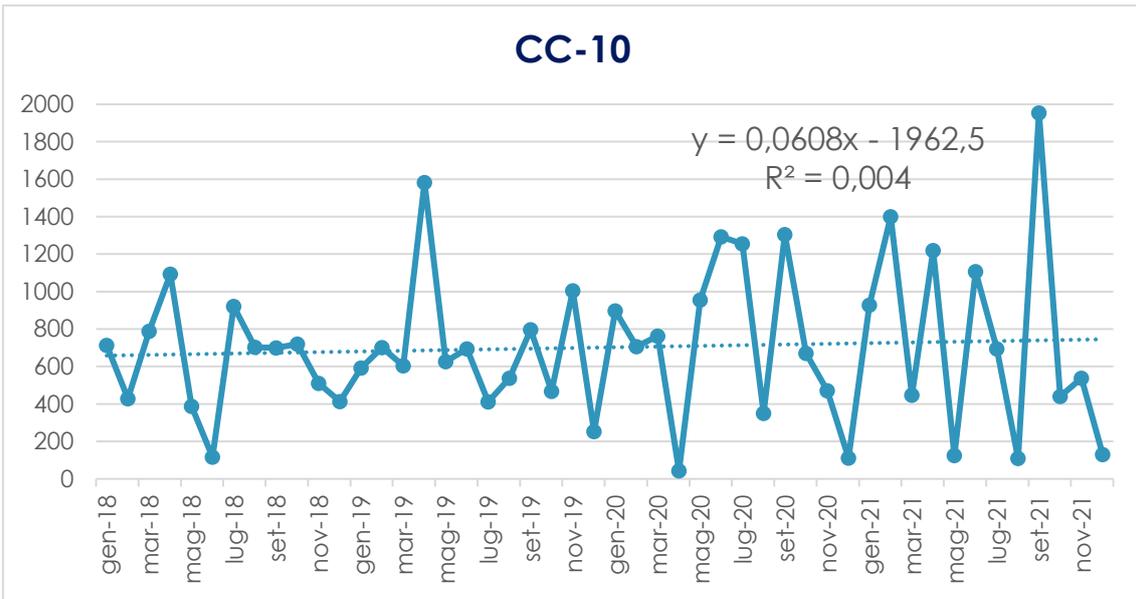
Appendice A

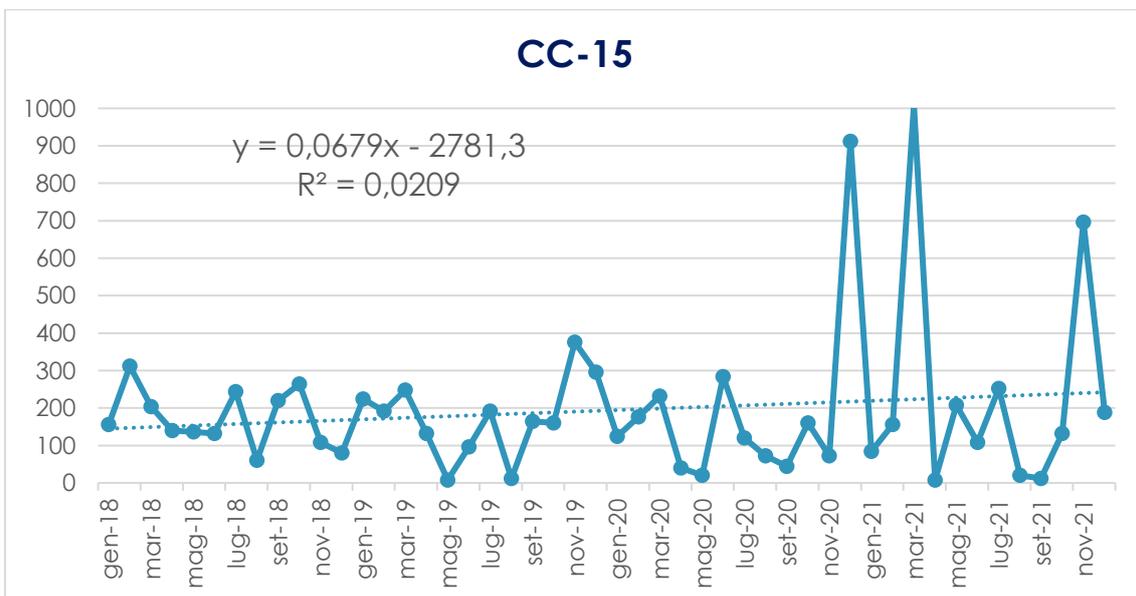
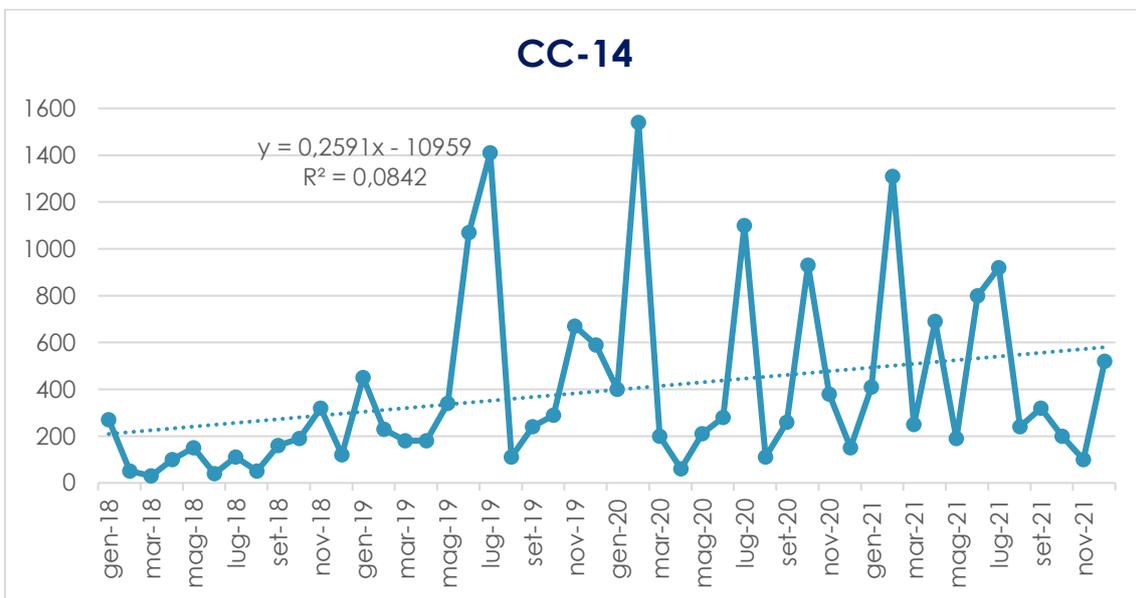
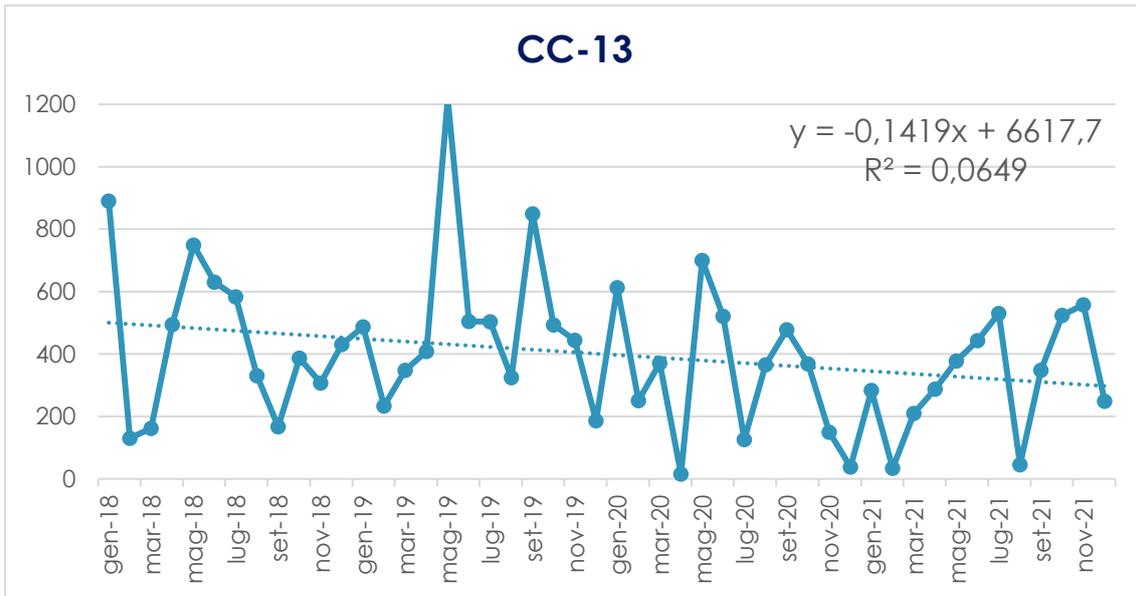
Grafici per tendenze serie storiche continue

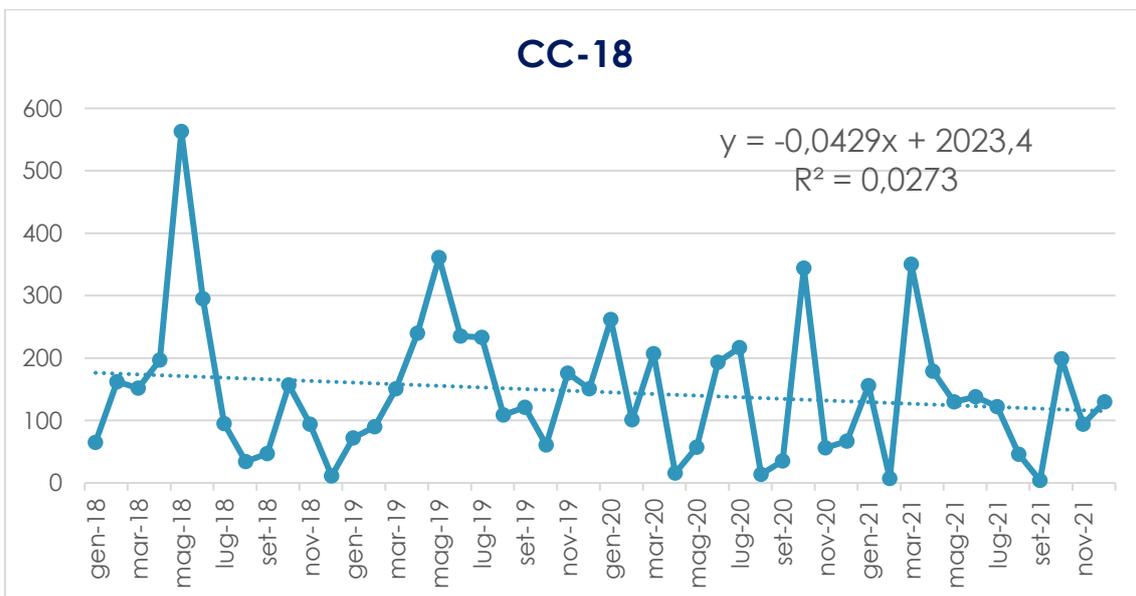
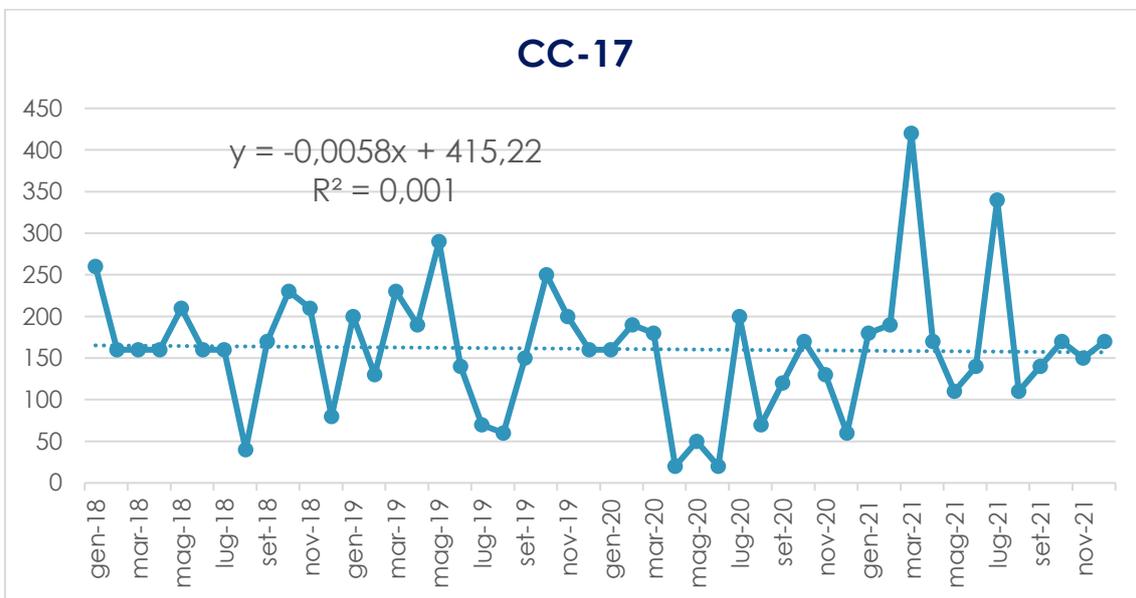
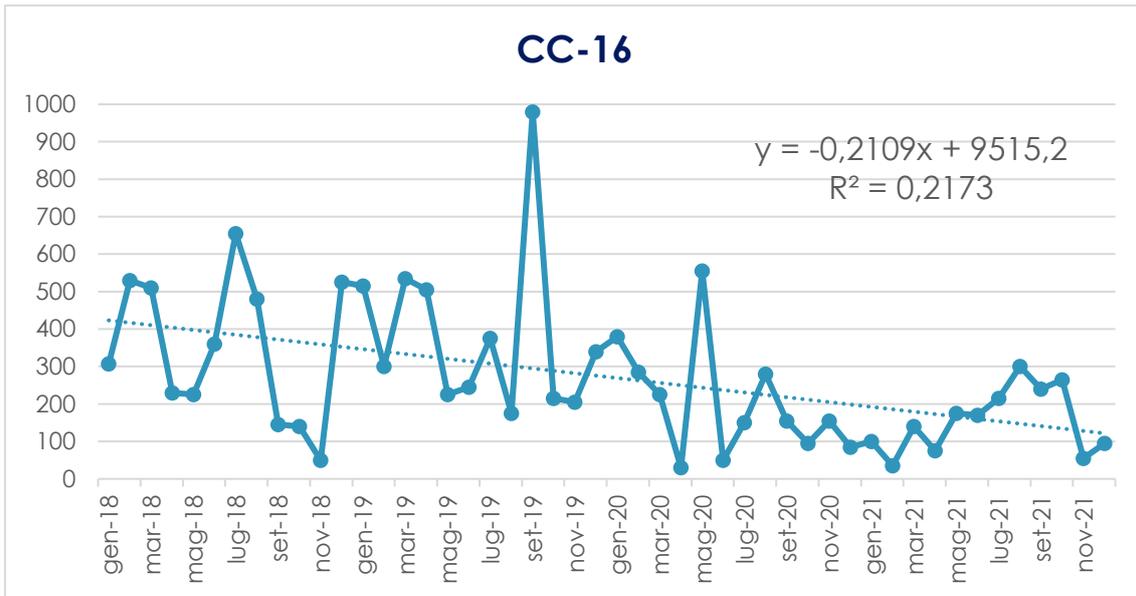


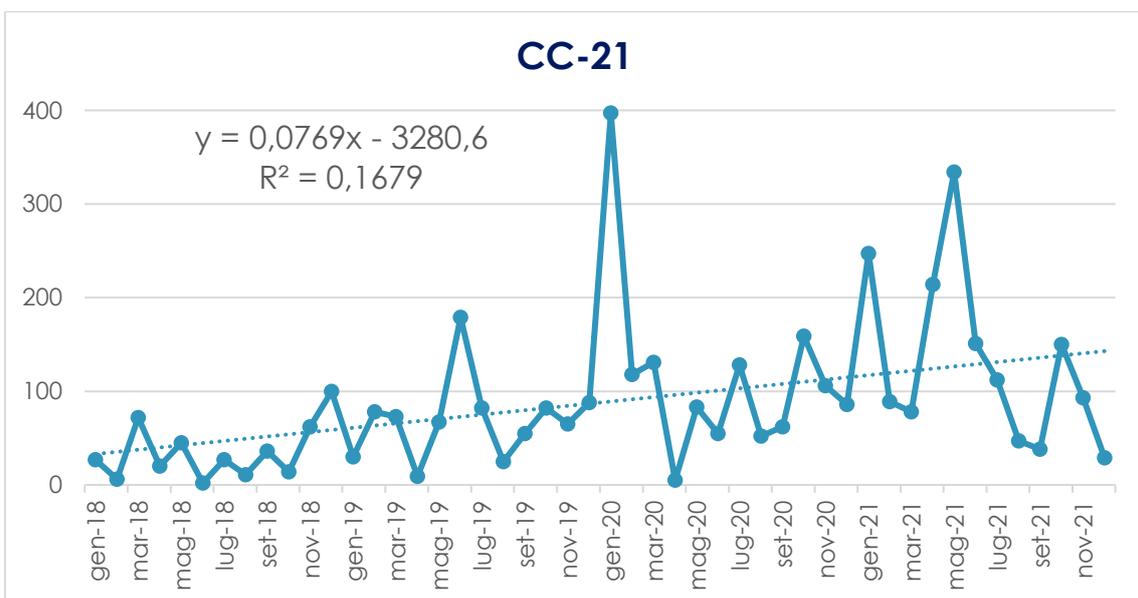
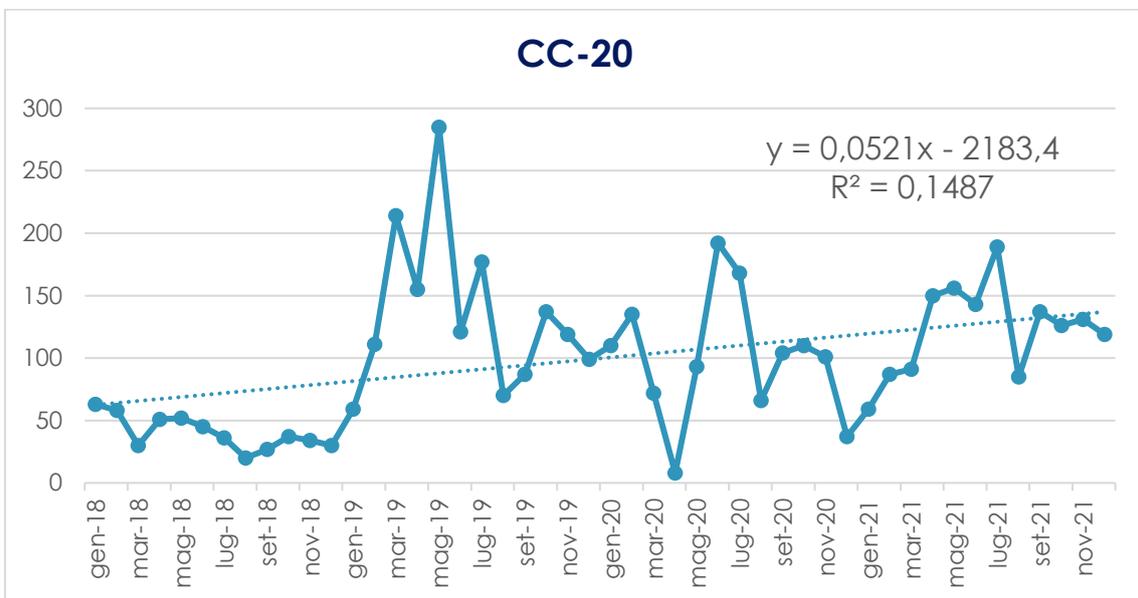
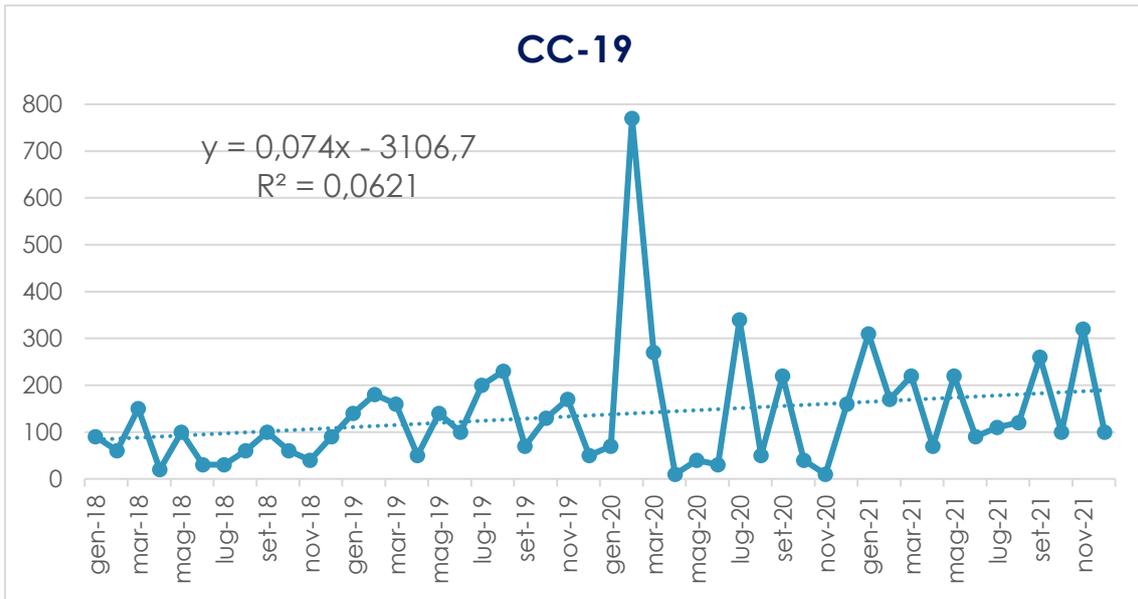


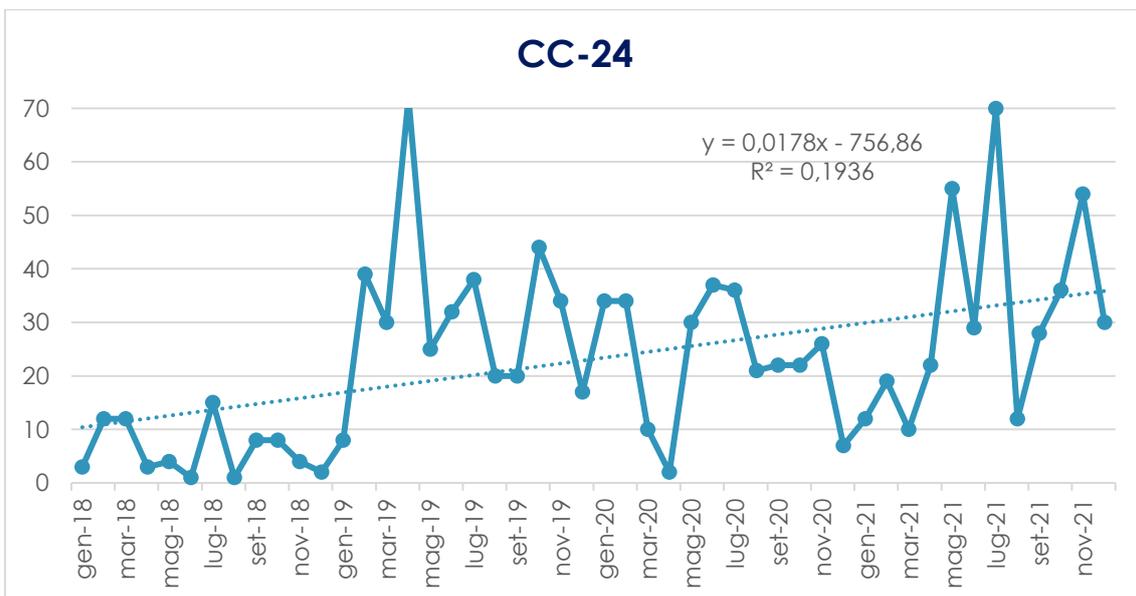
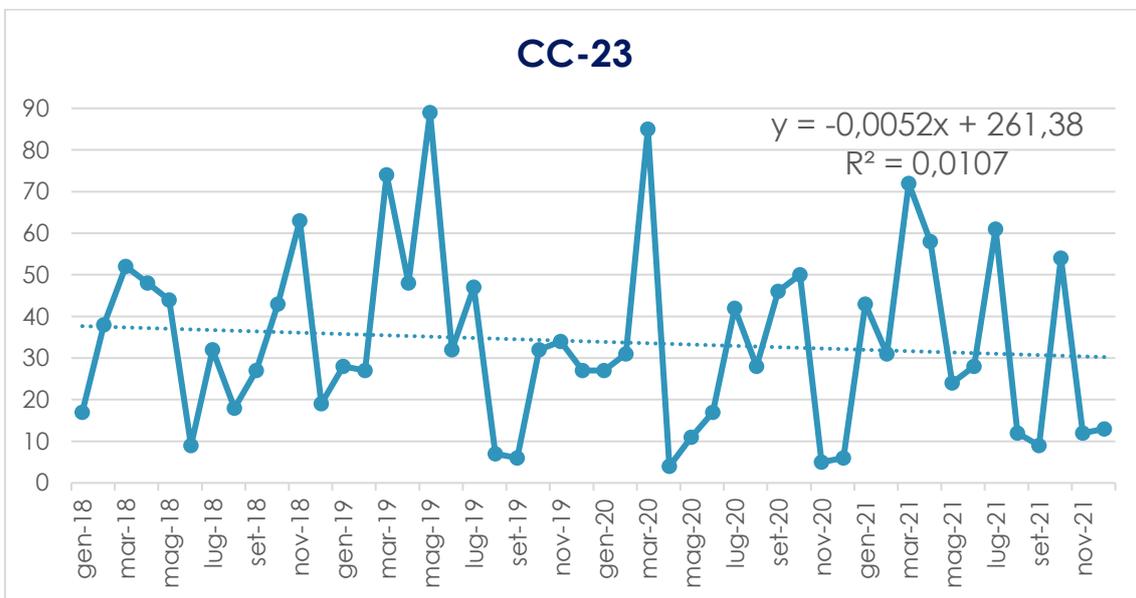
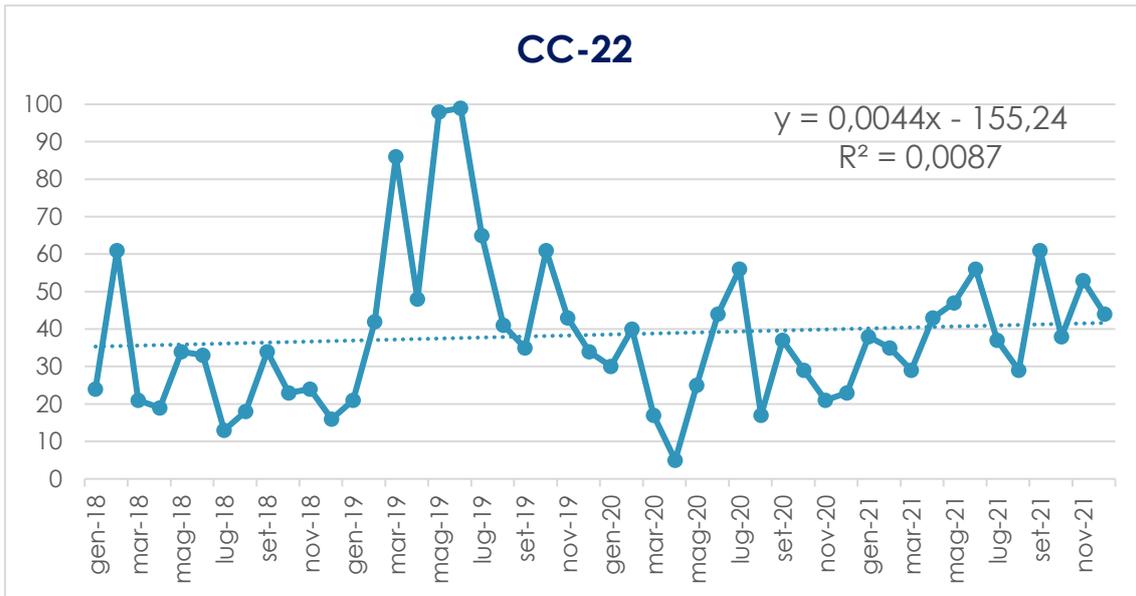






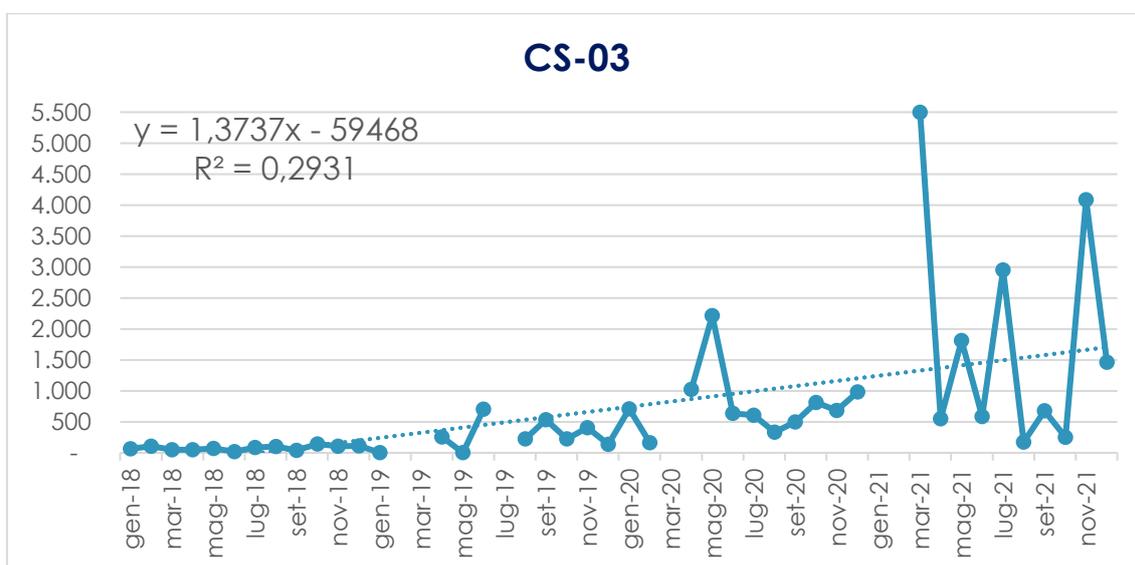
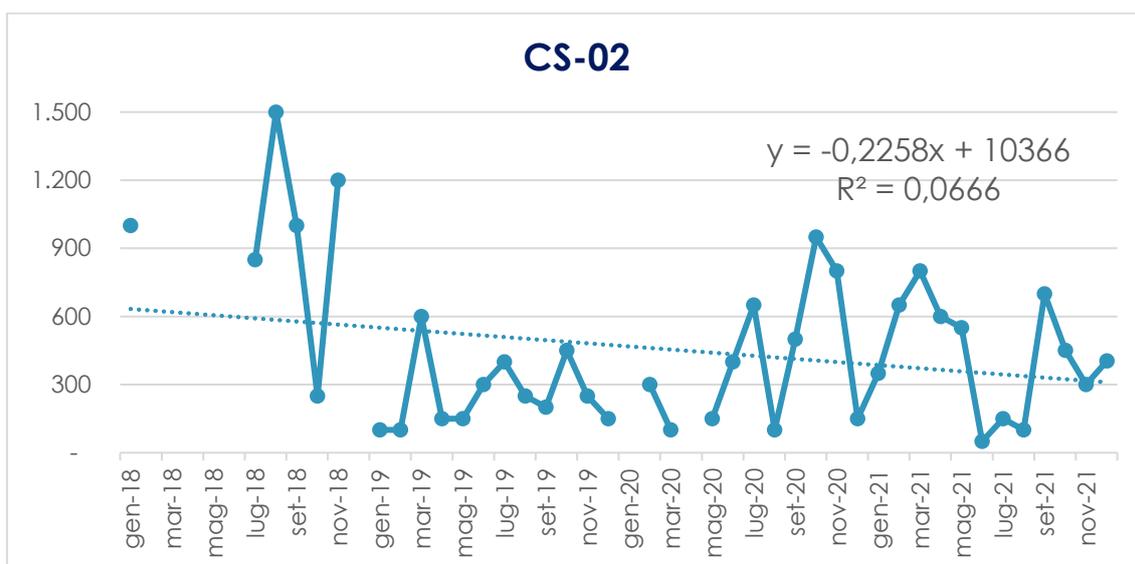
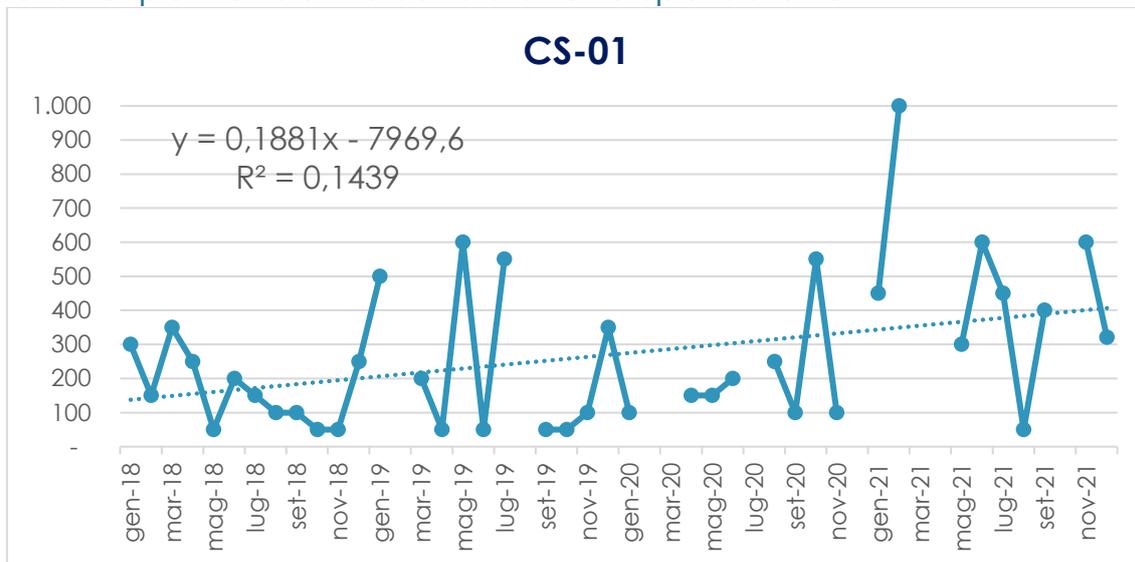


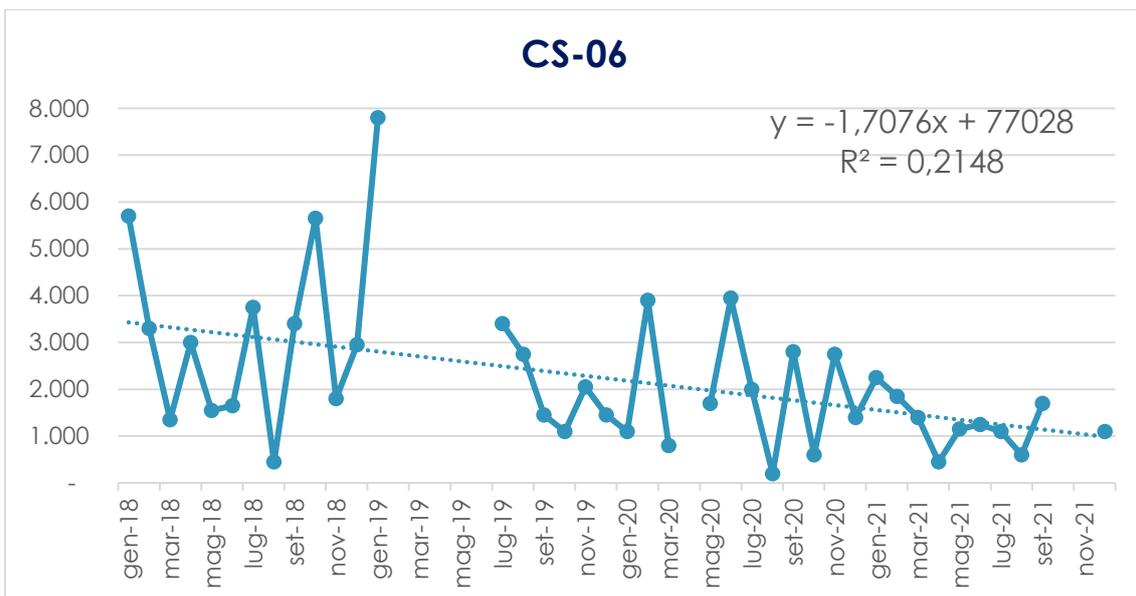
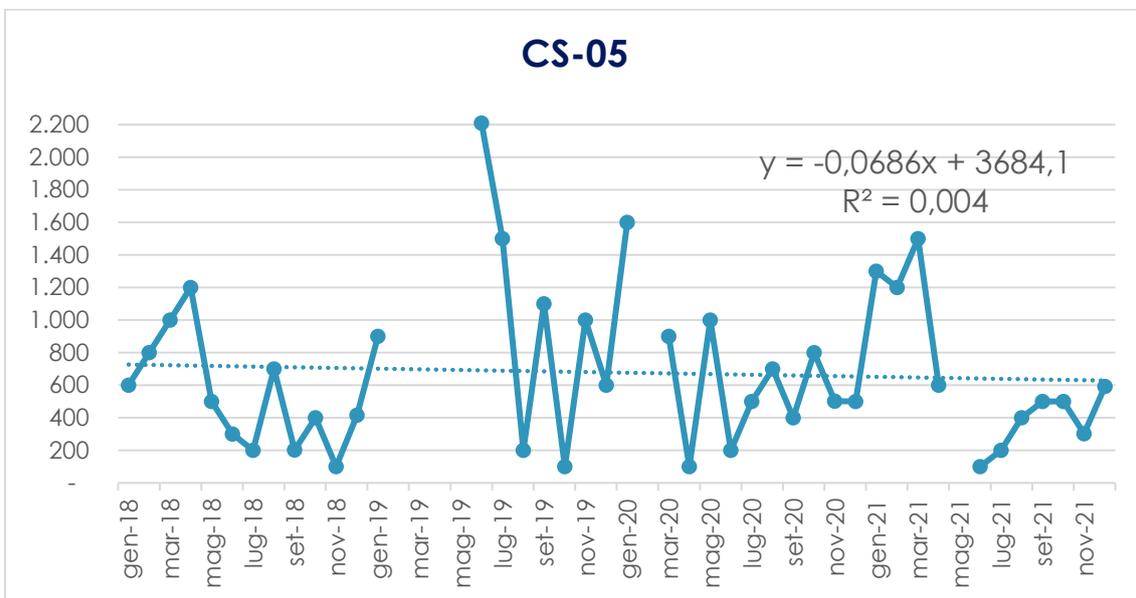
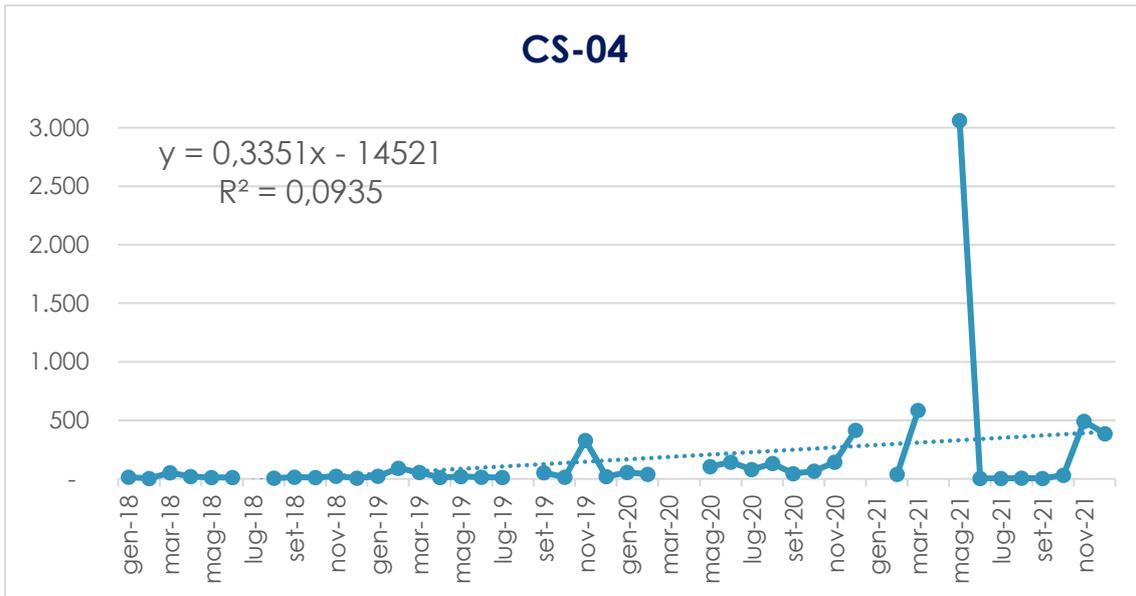


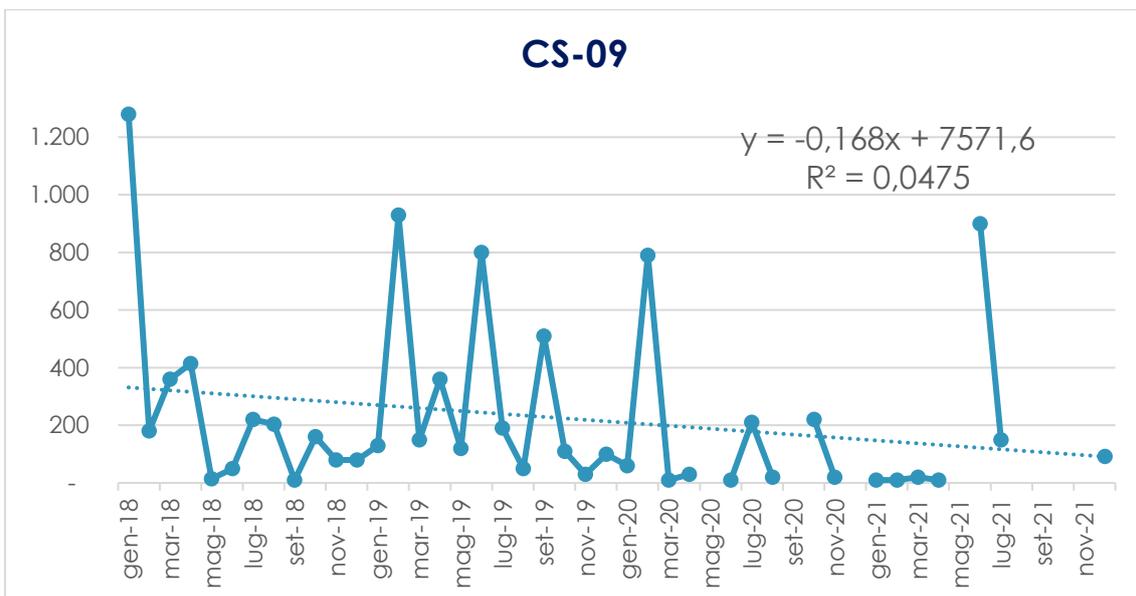
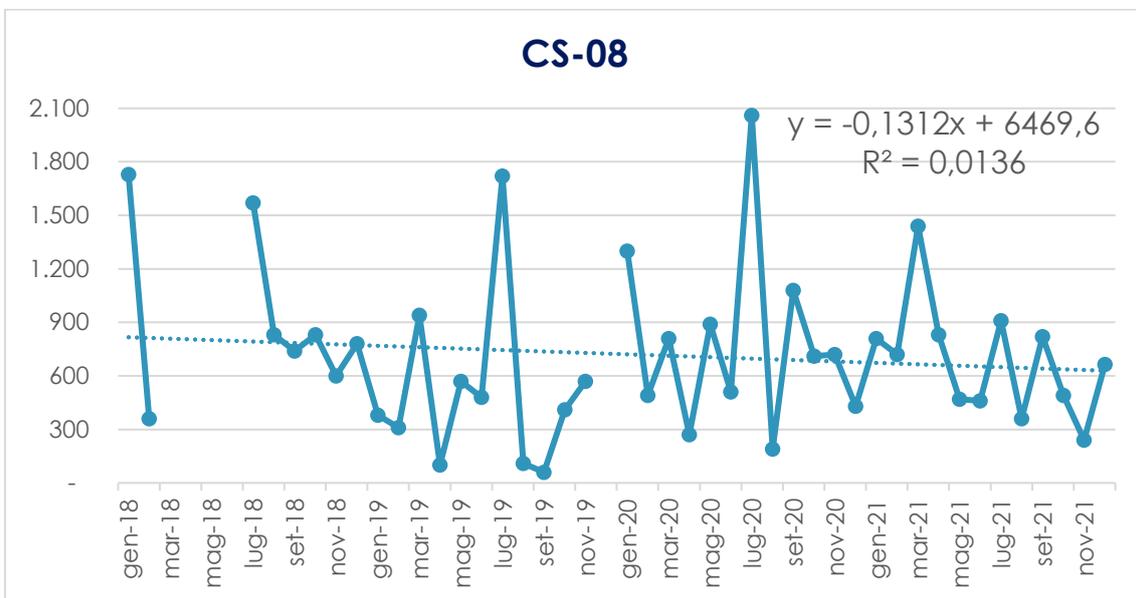
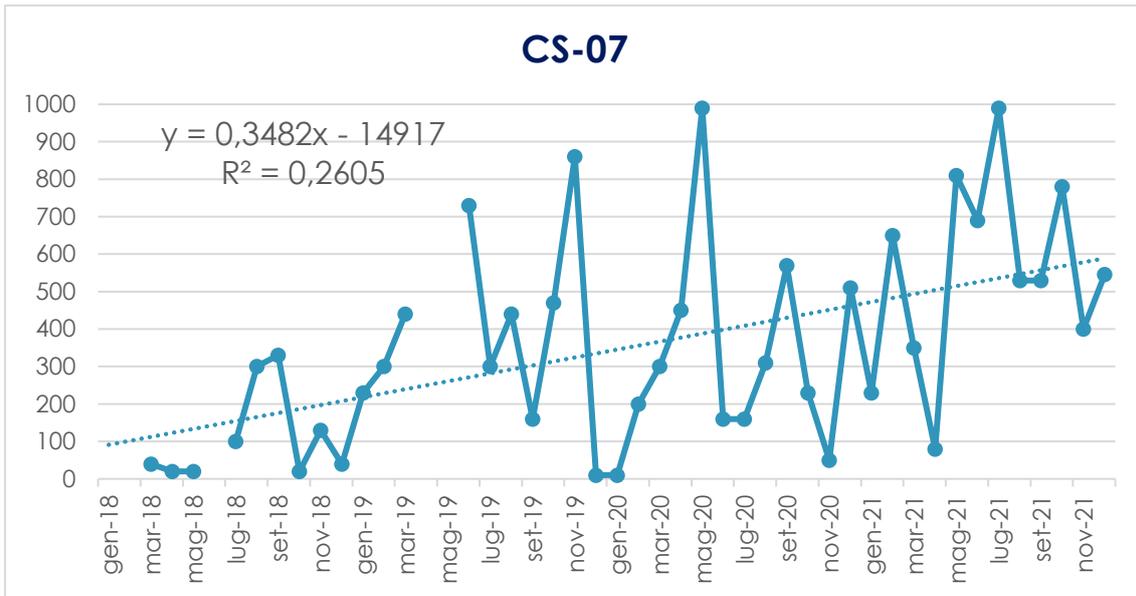


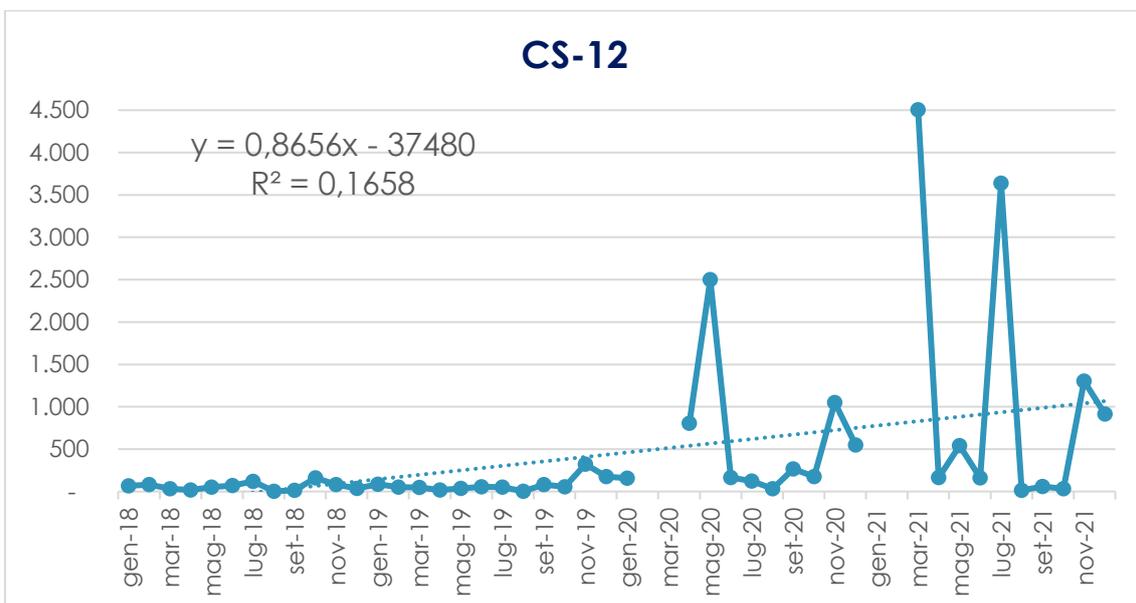
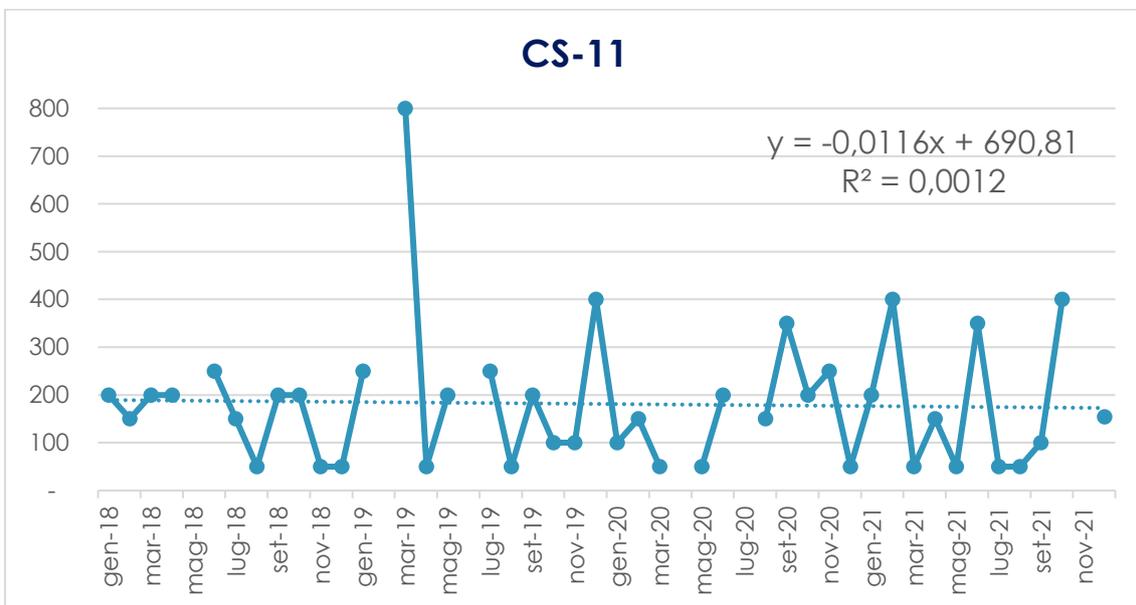
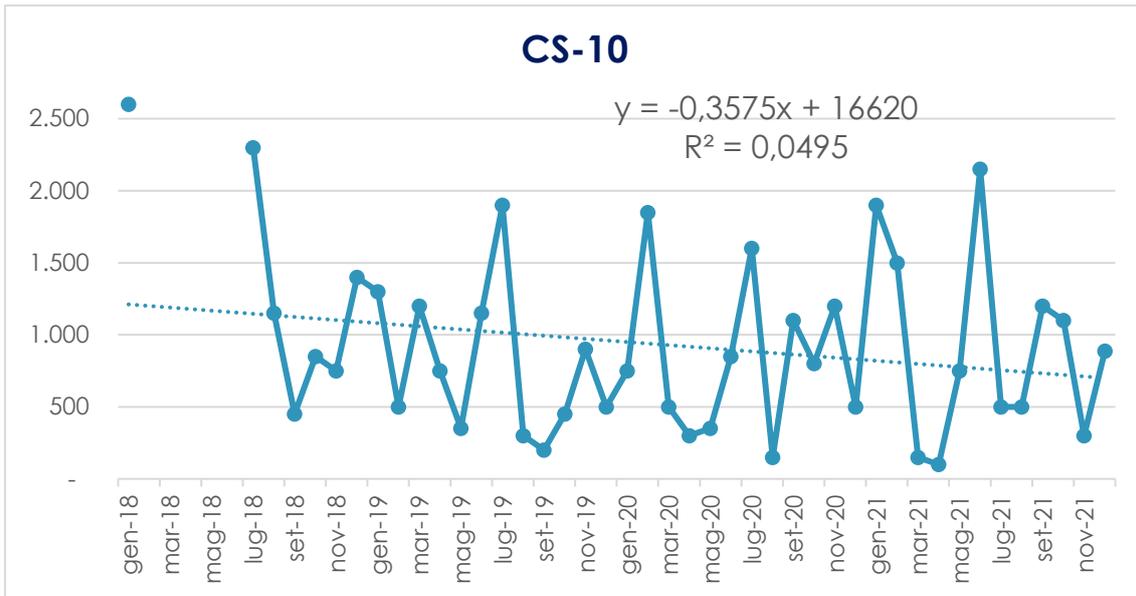
Appendice B

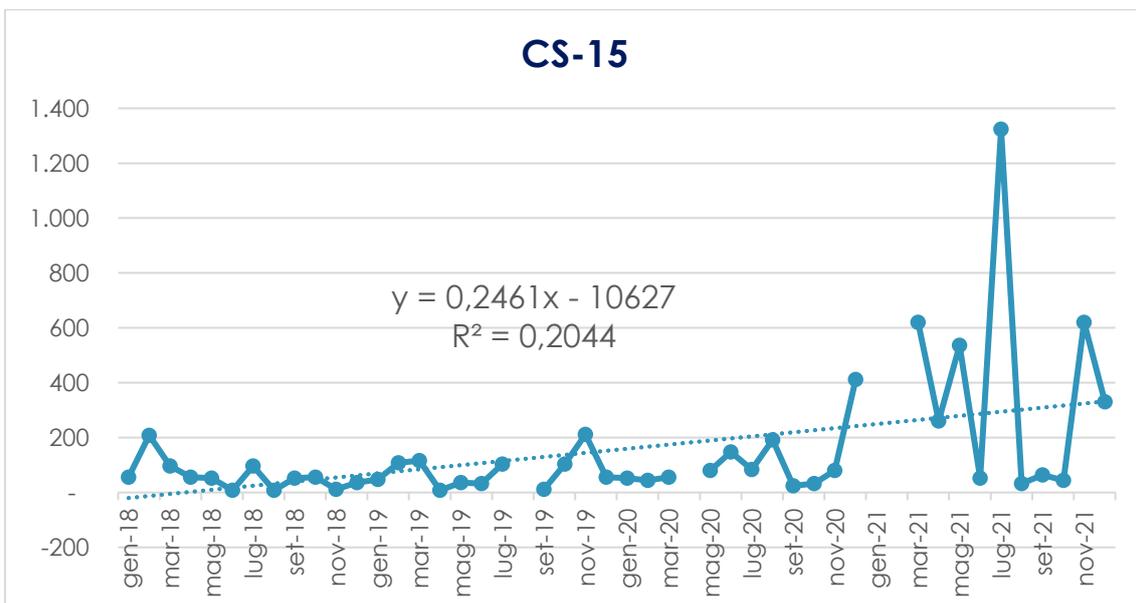
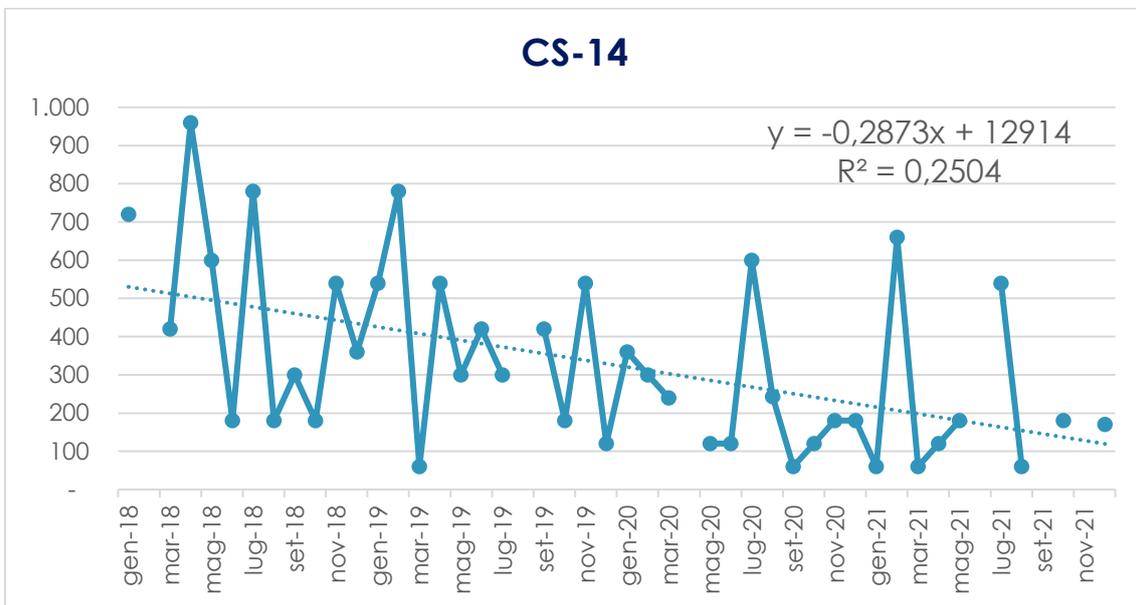
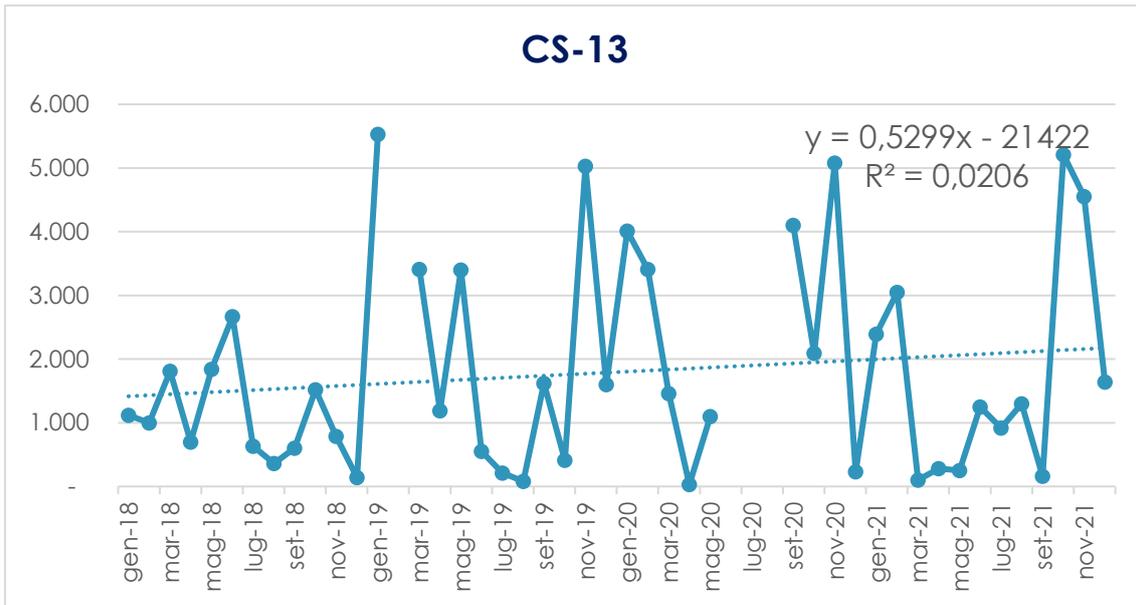
Grafici per tendenza serie storiche sporadiche

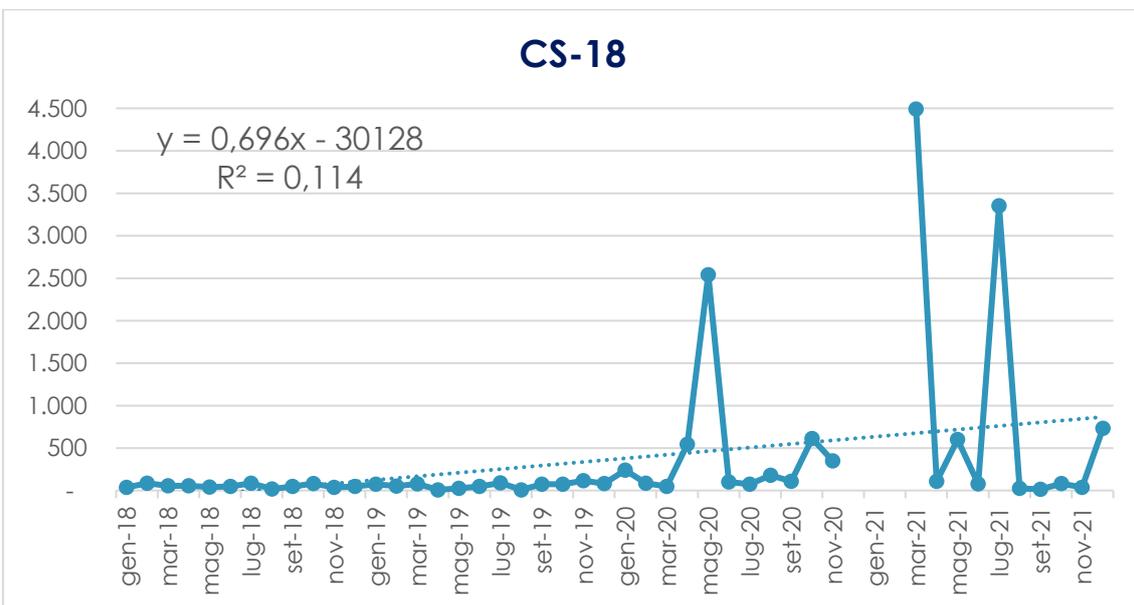
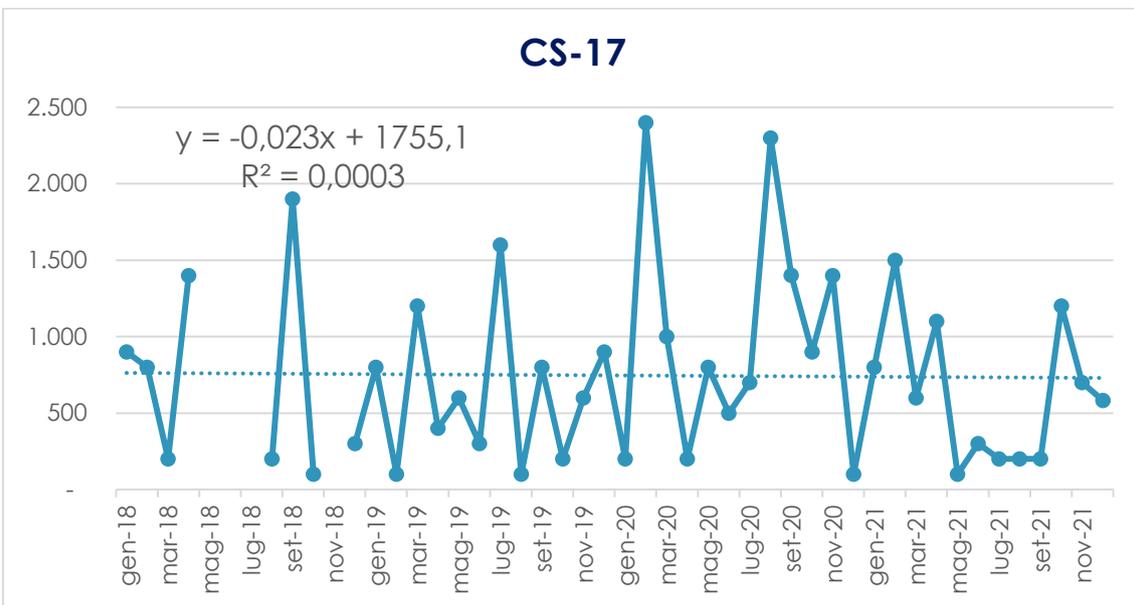
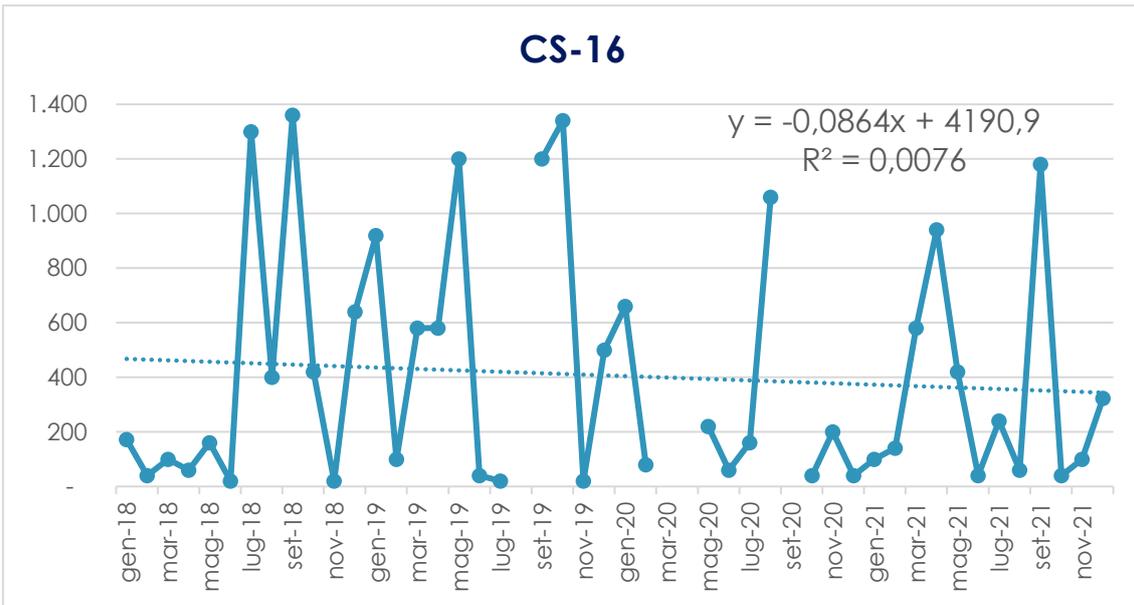


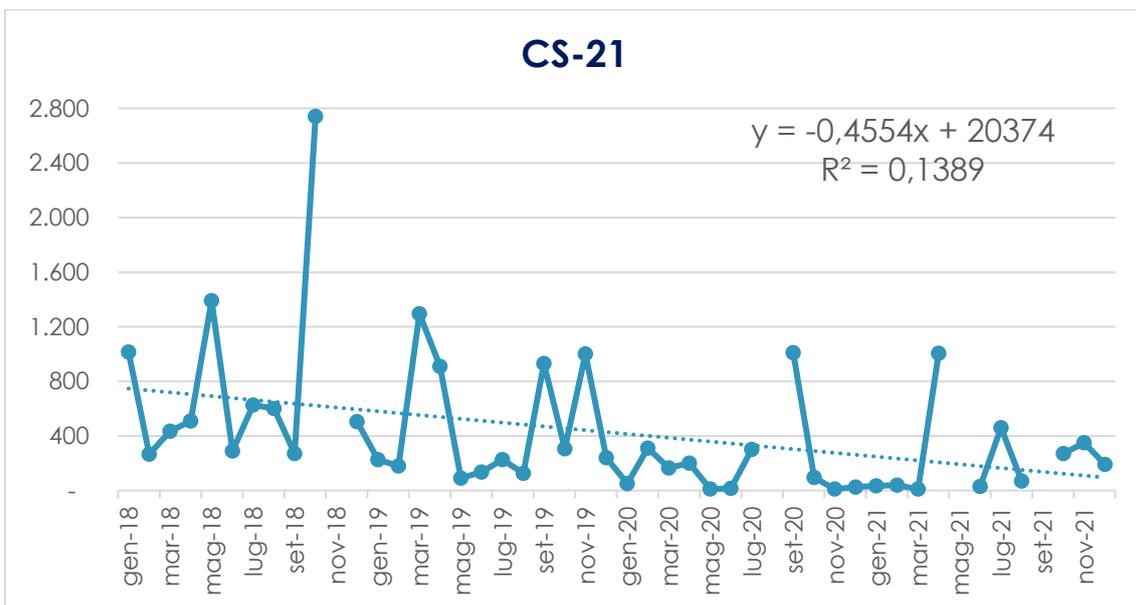
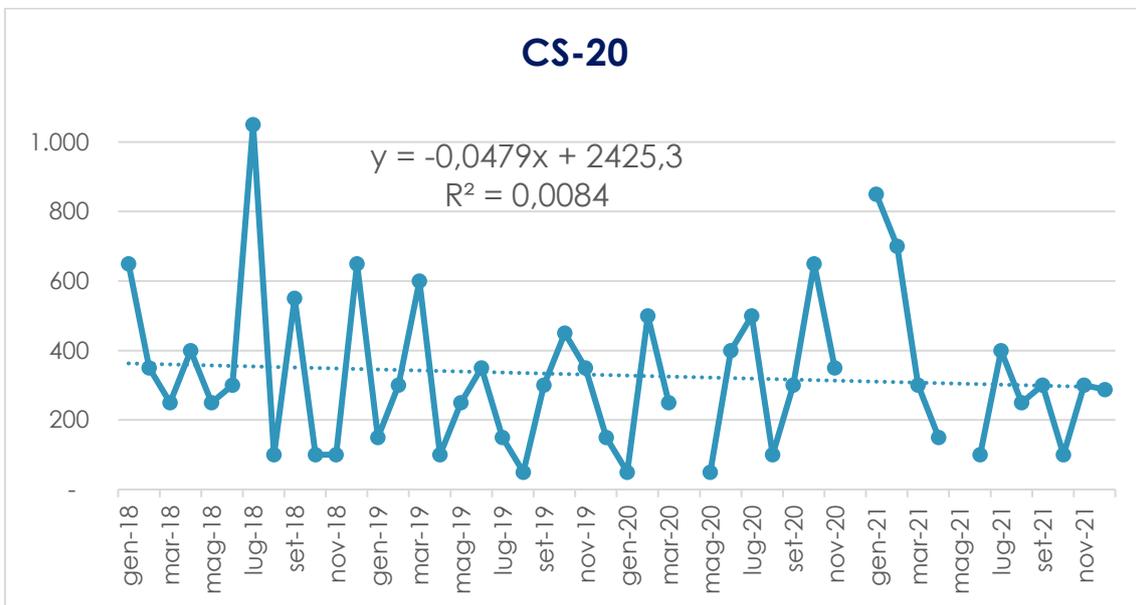
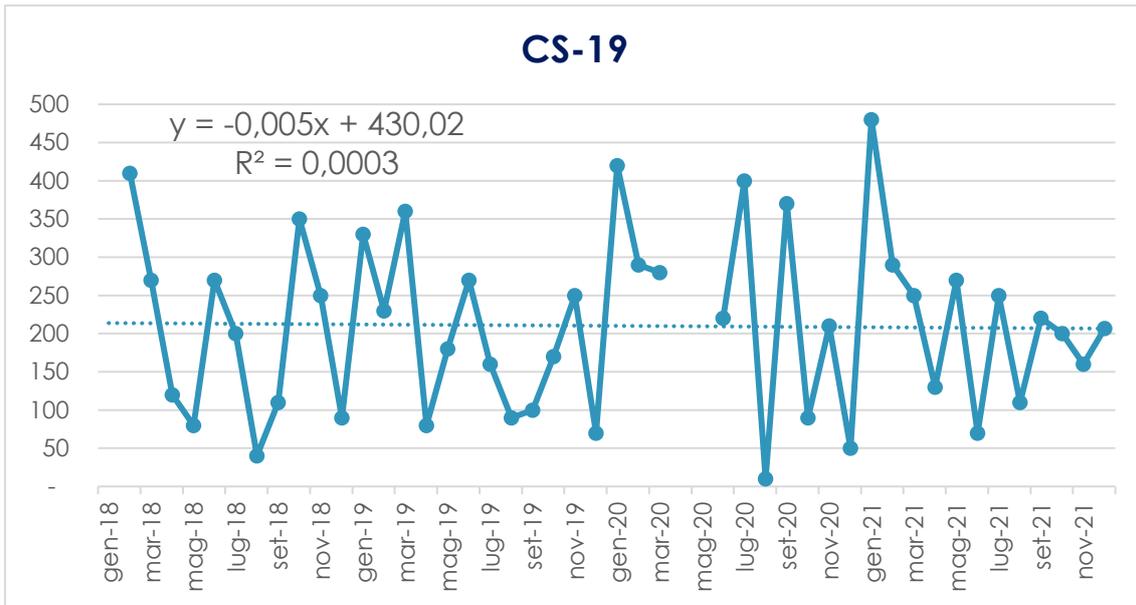


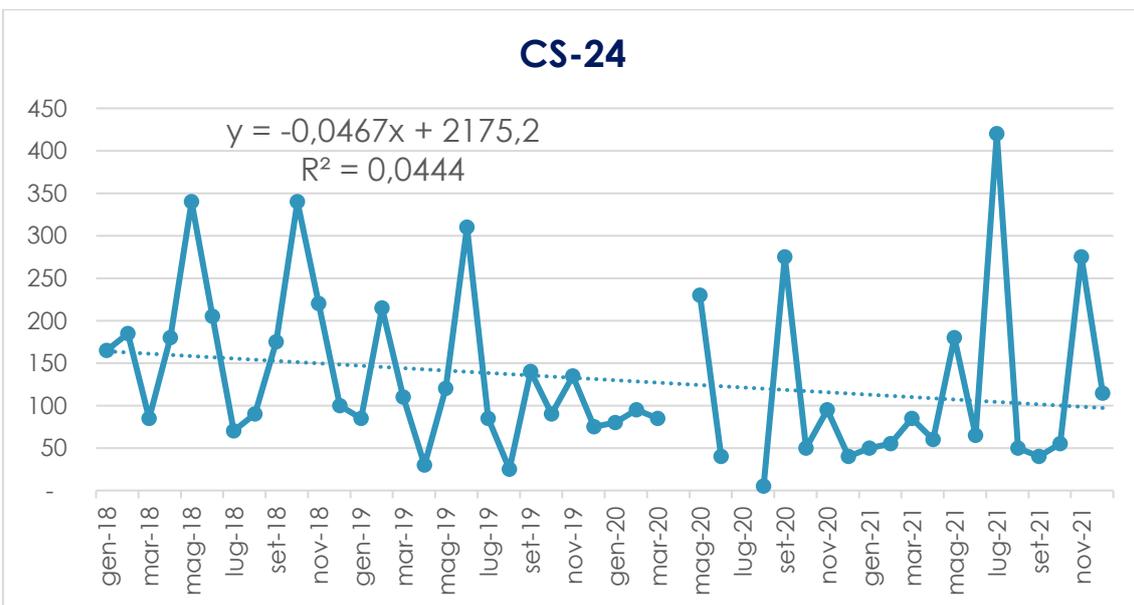
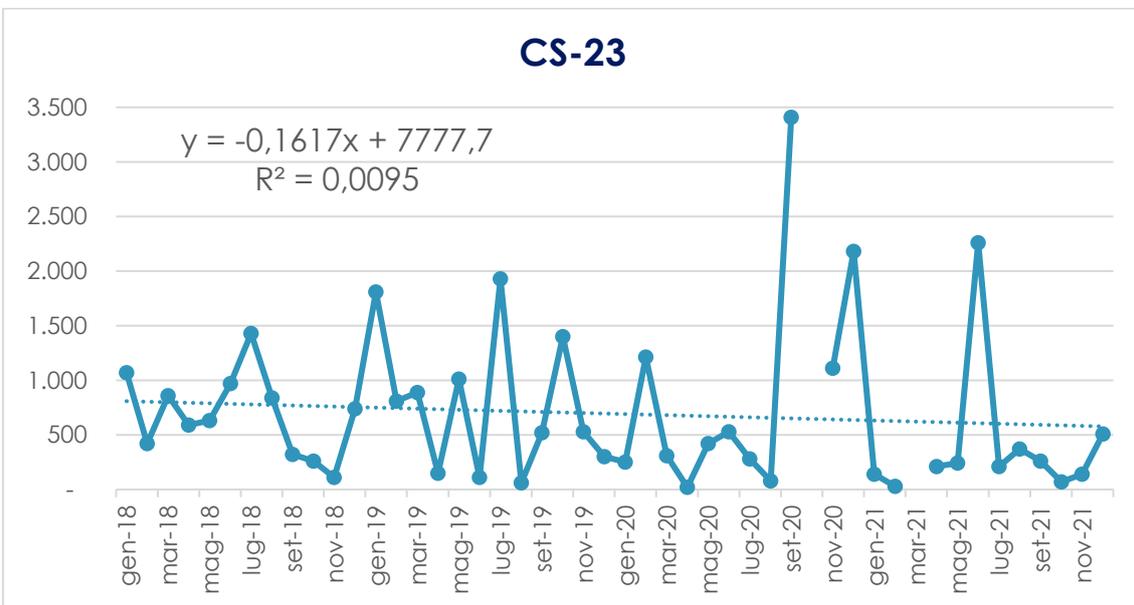
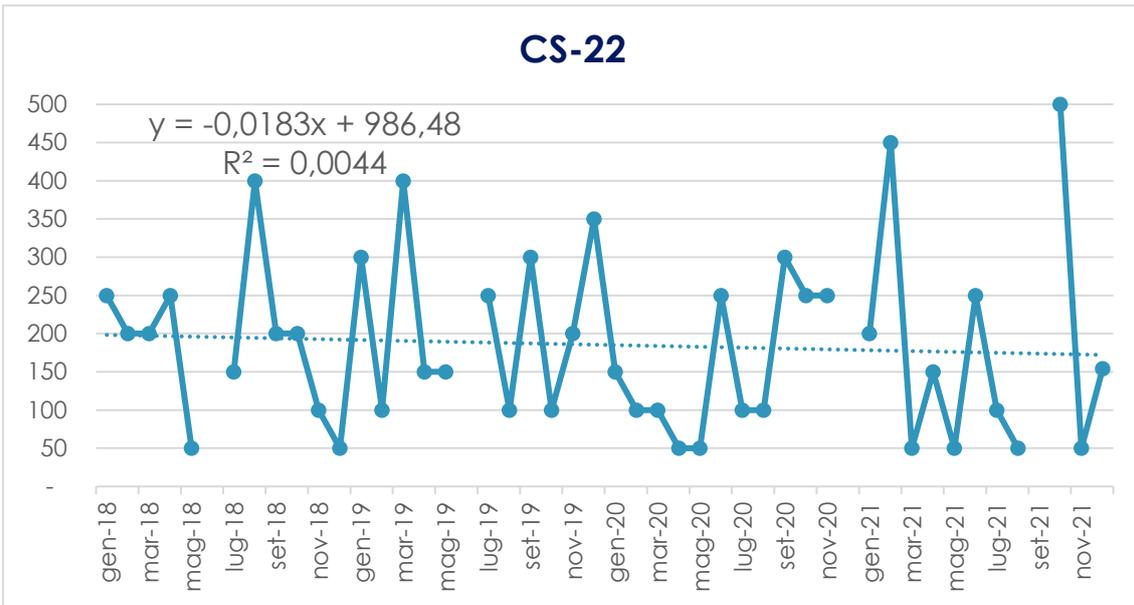


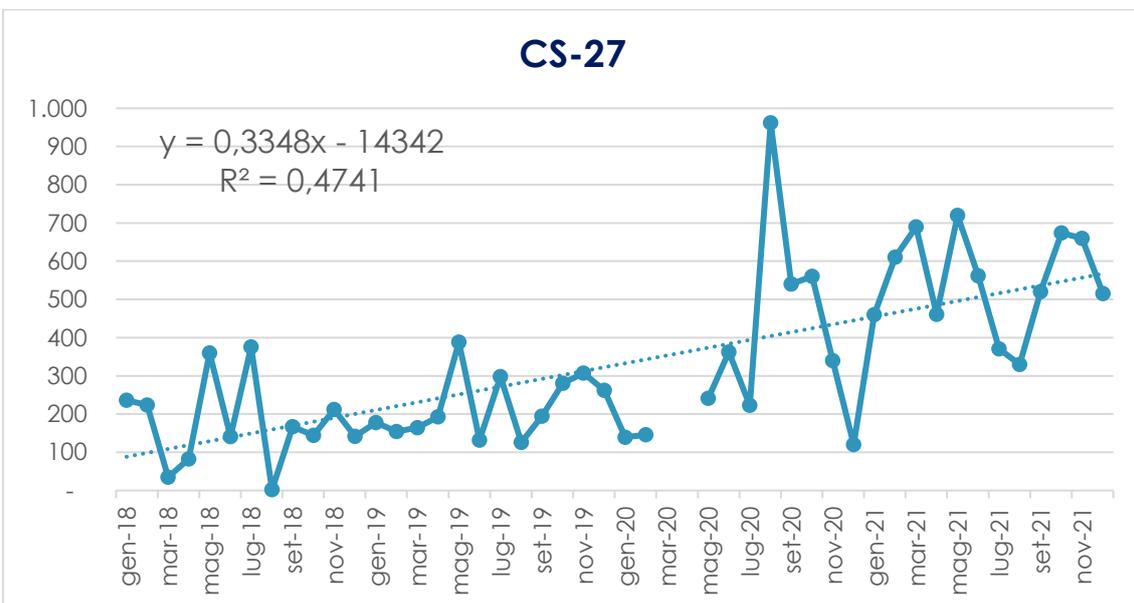
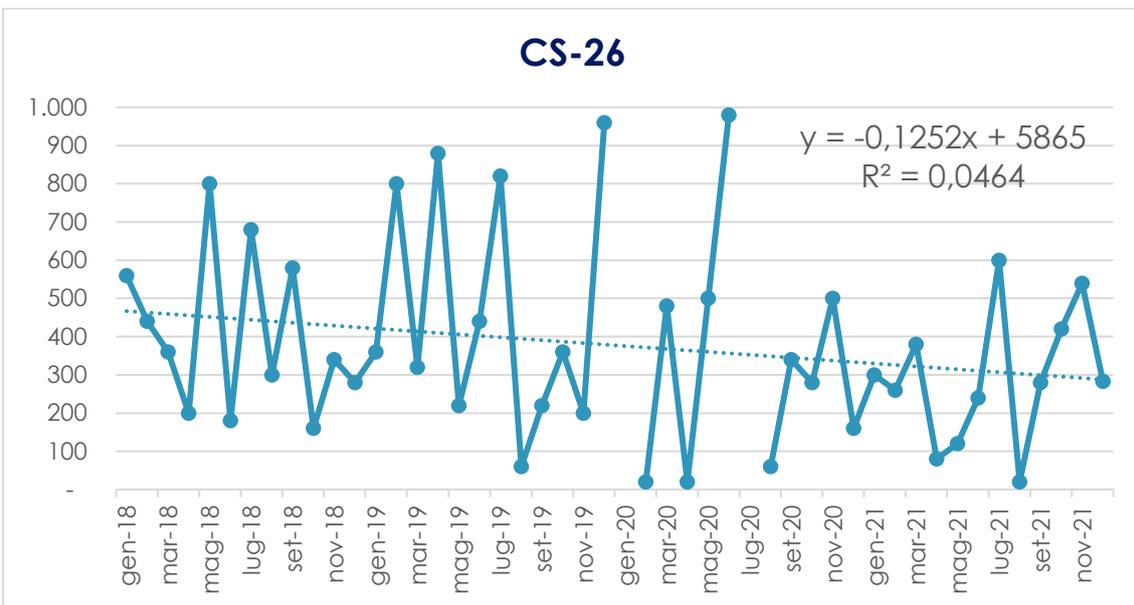
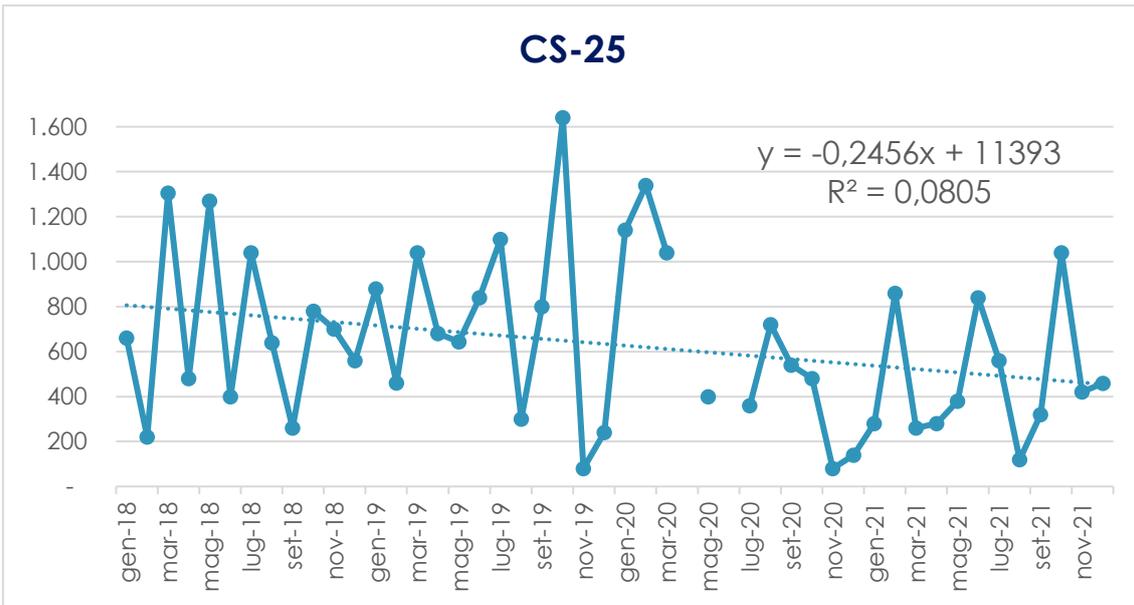


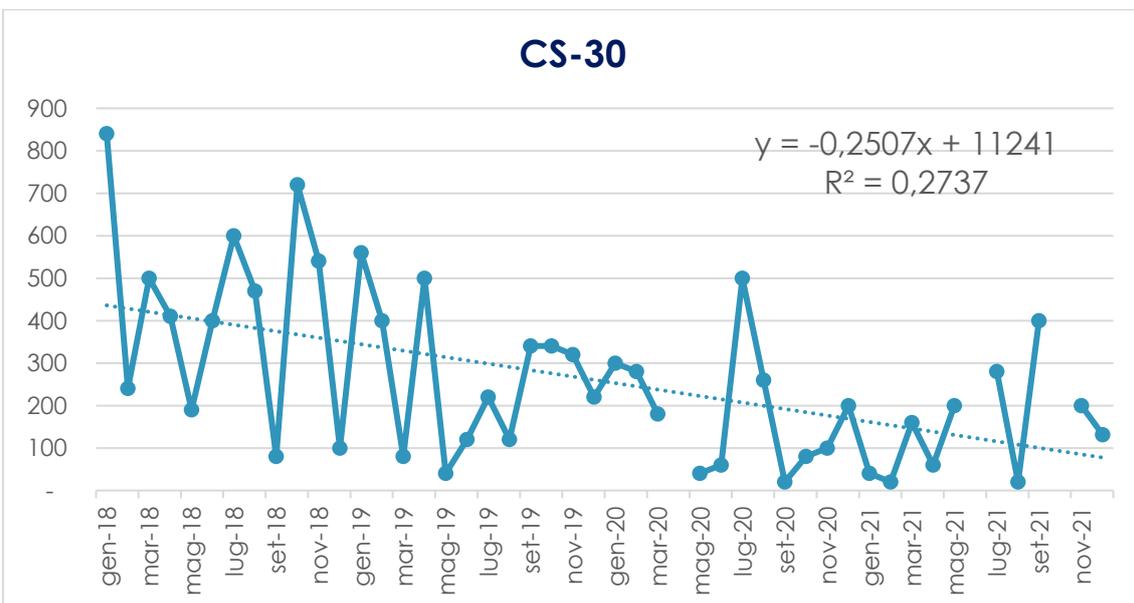
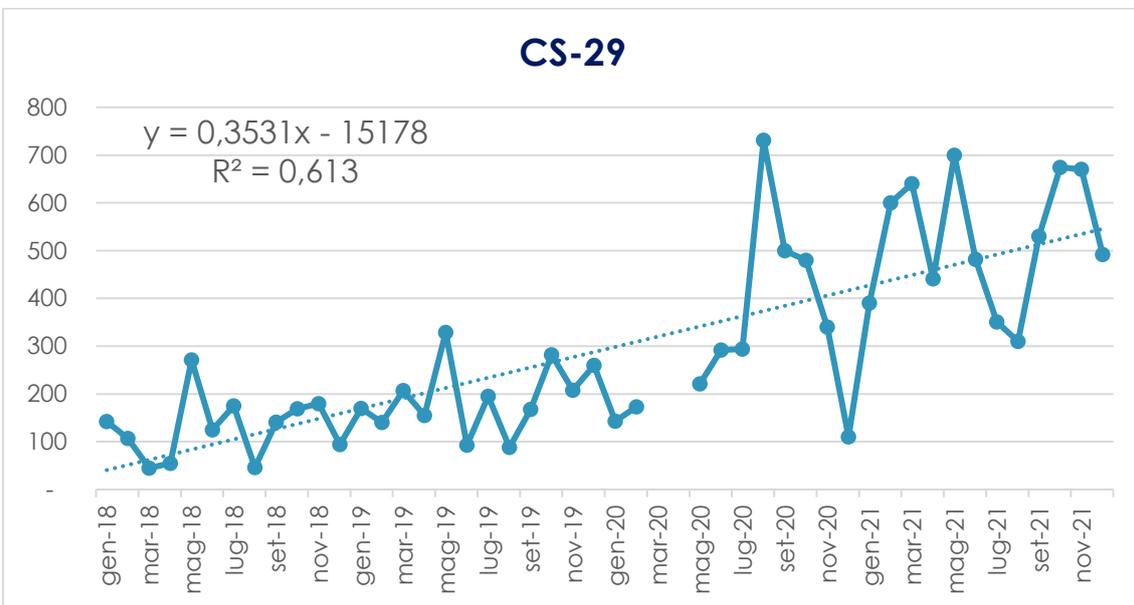
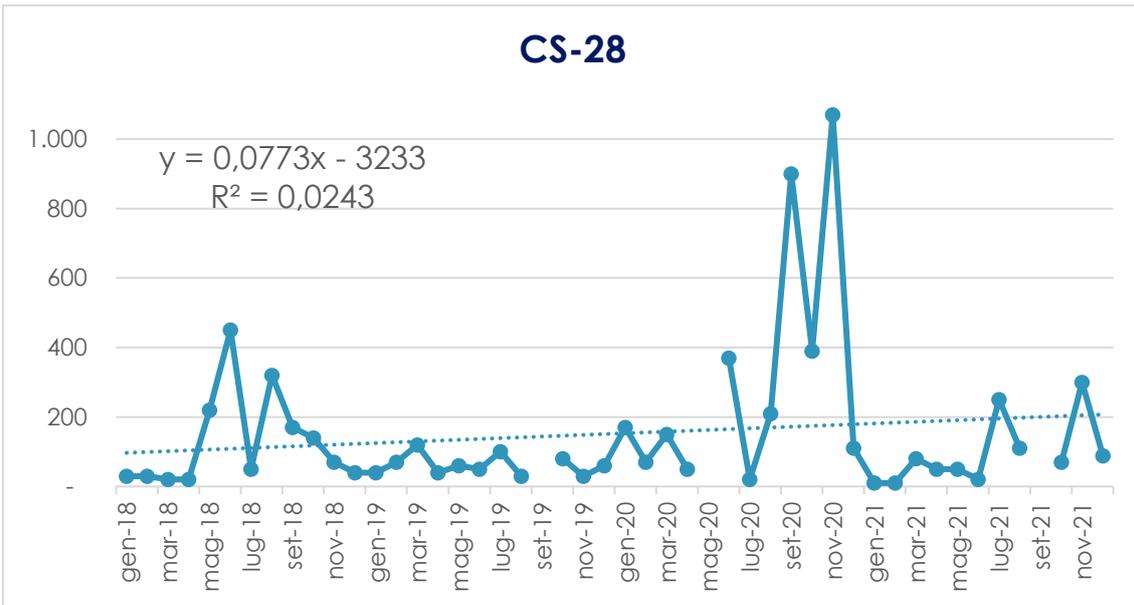


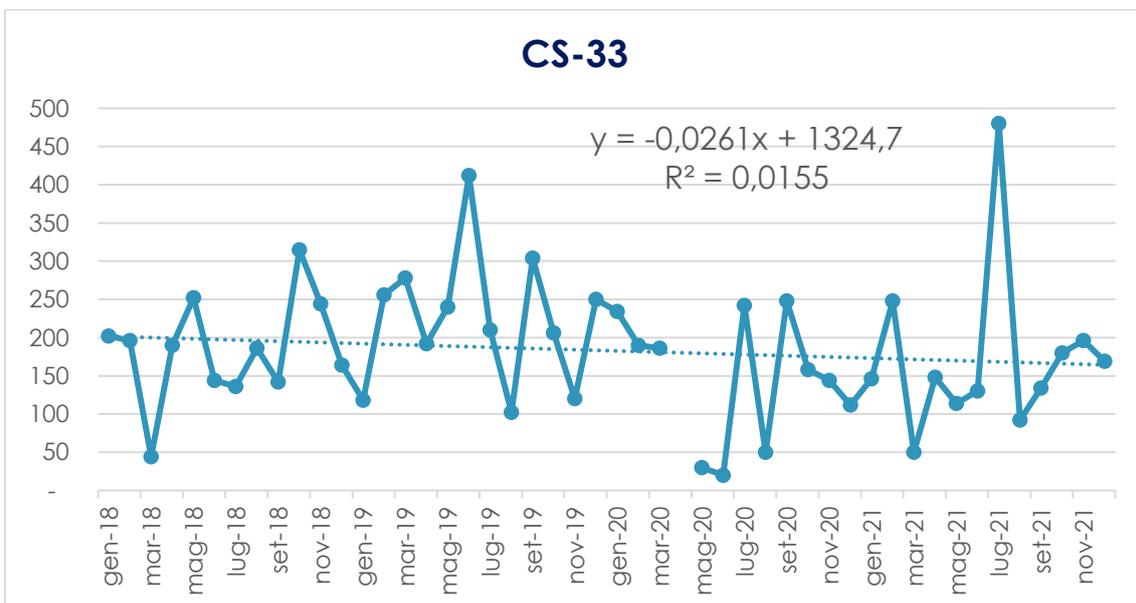
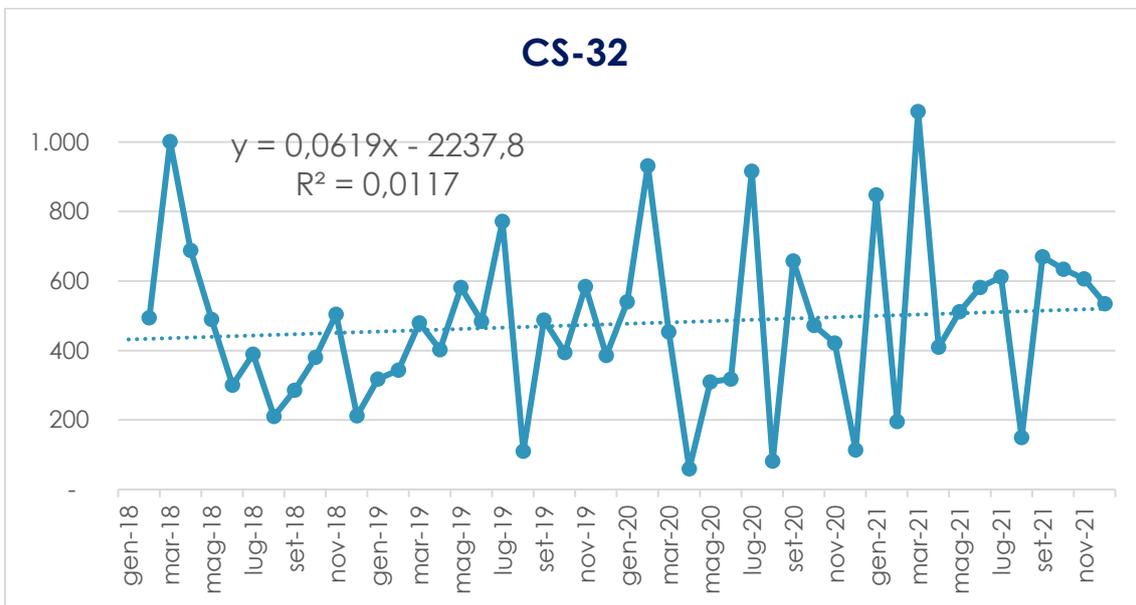
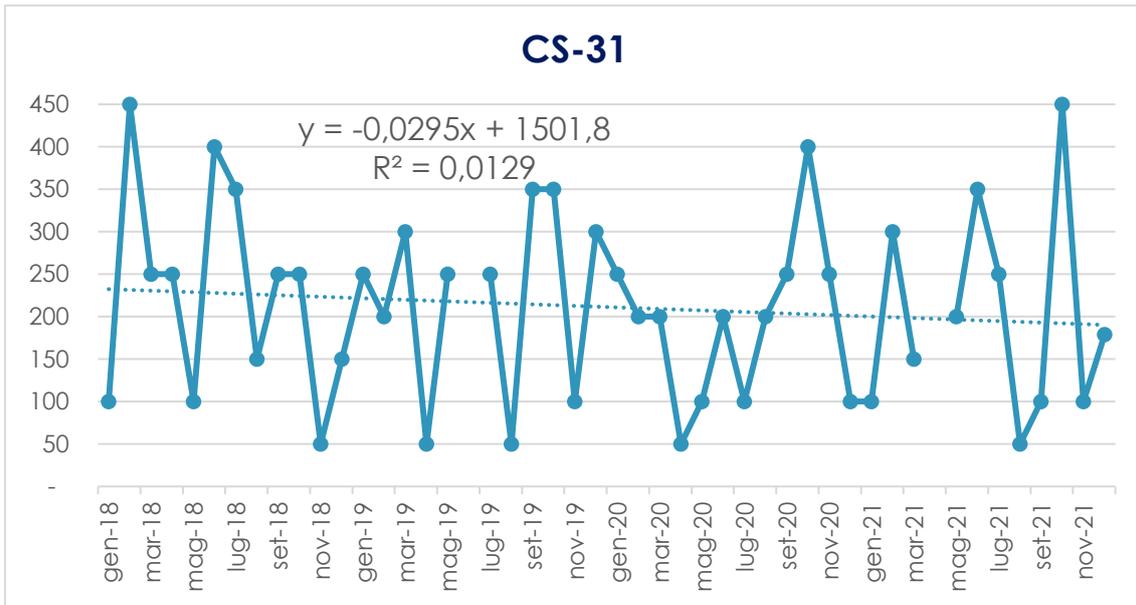


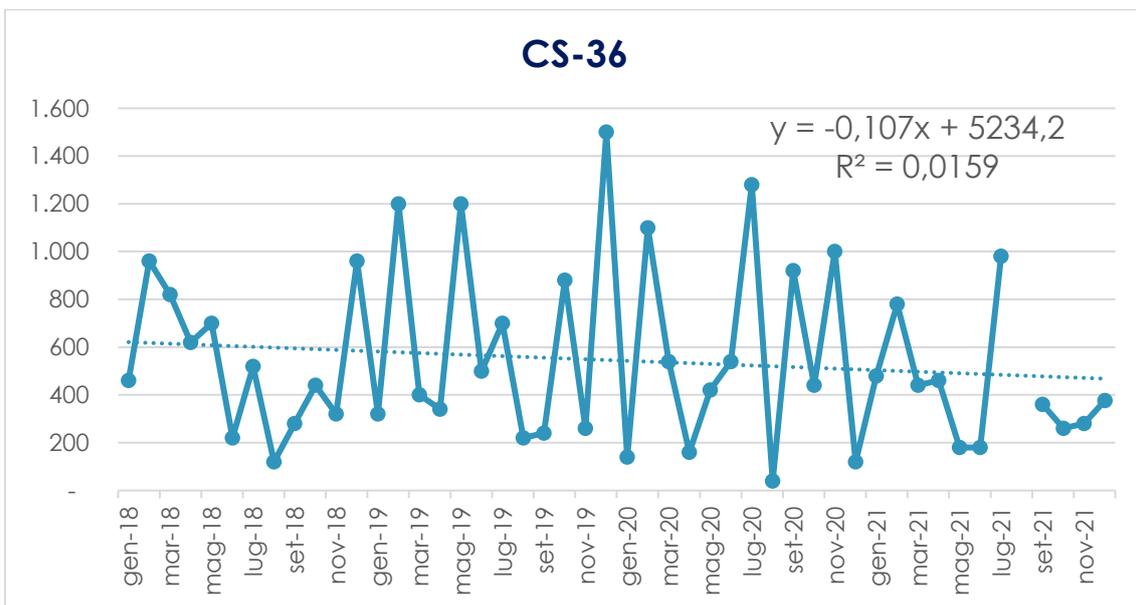
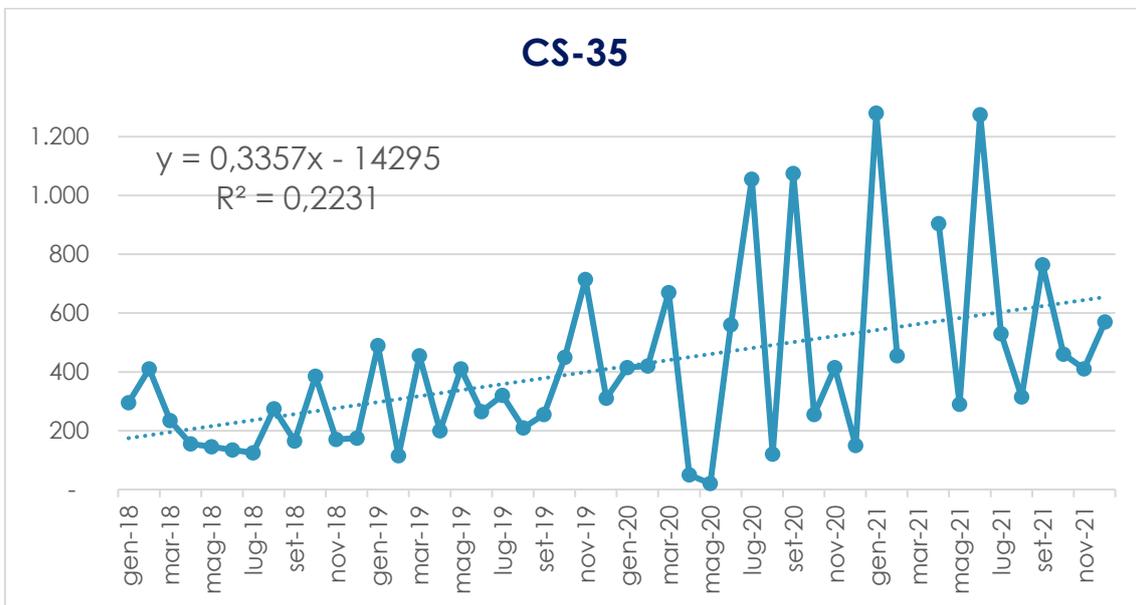
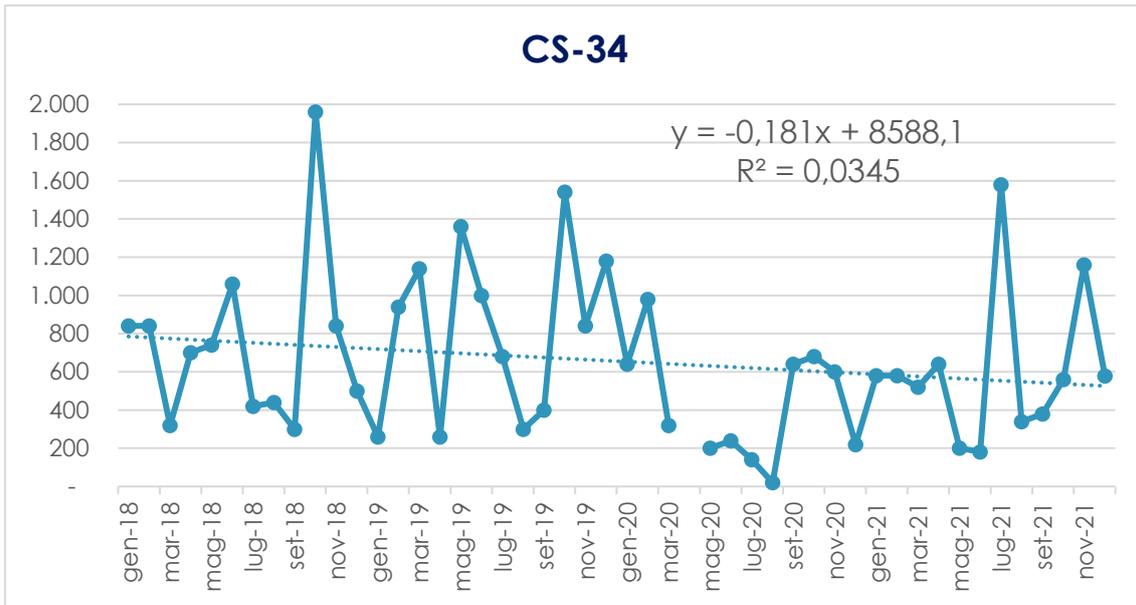


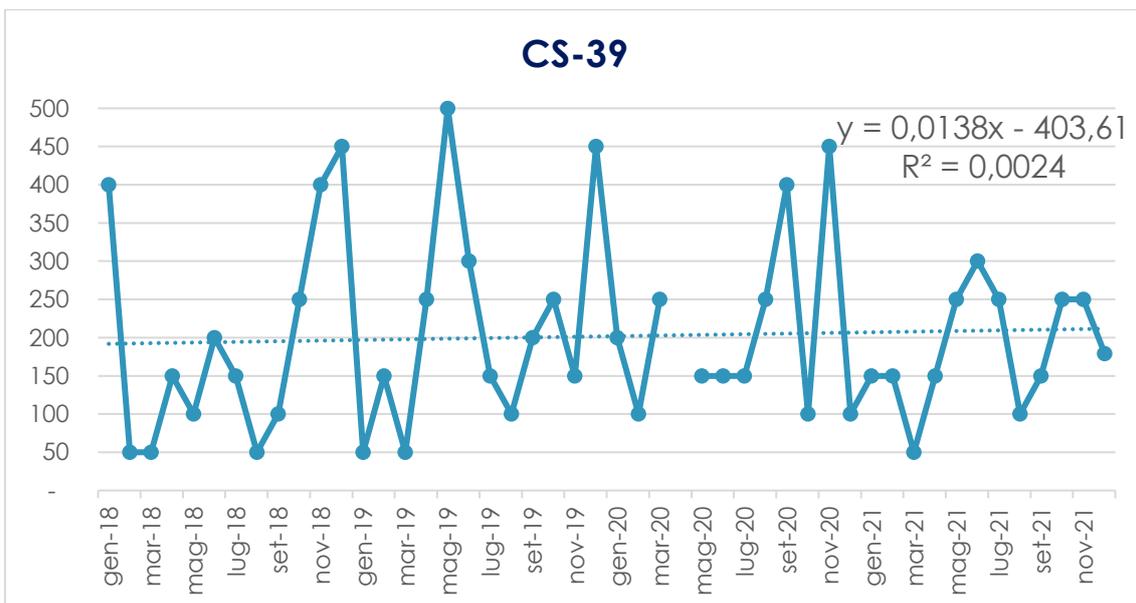
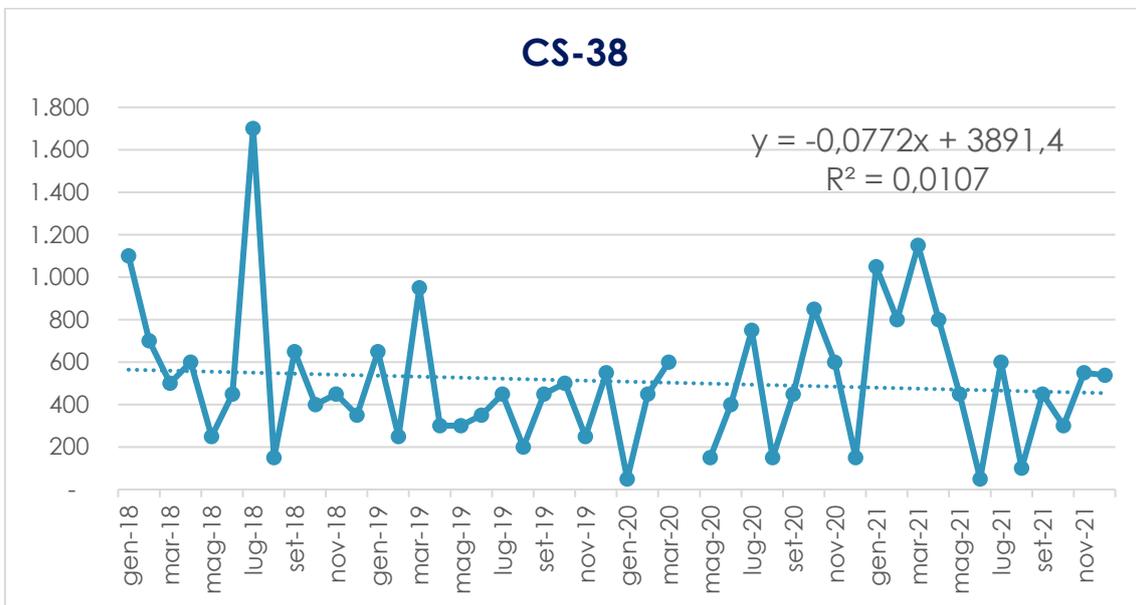
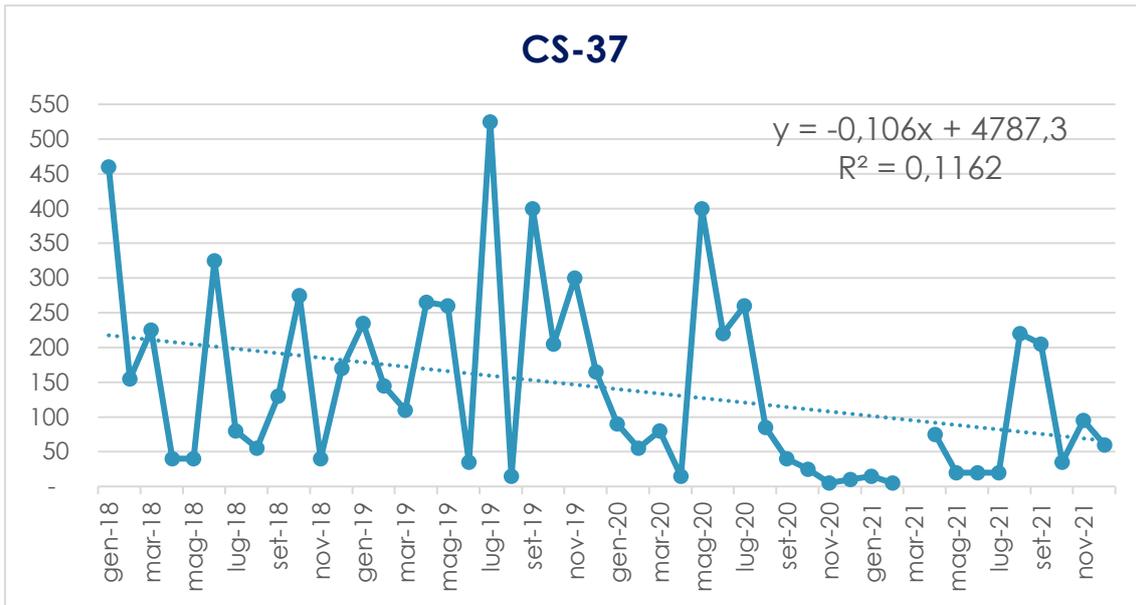


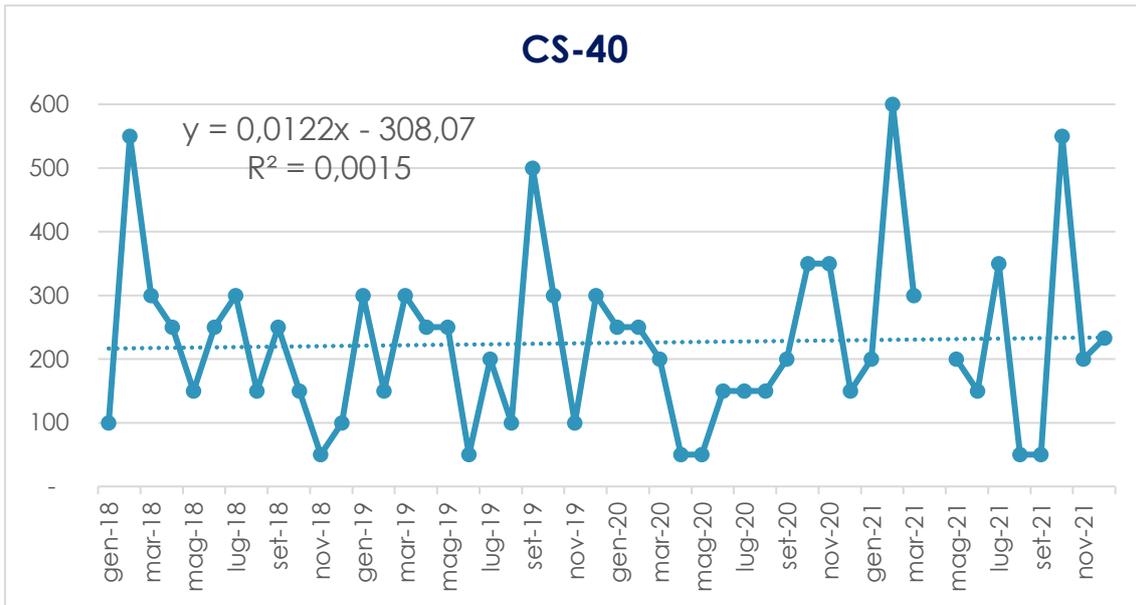






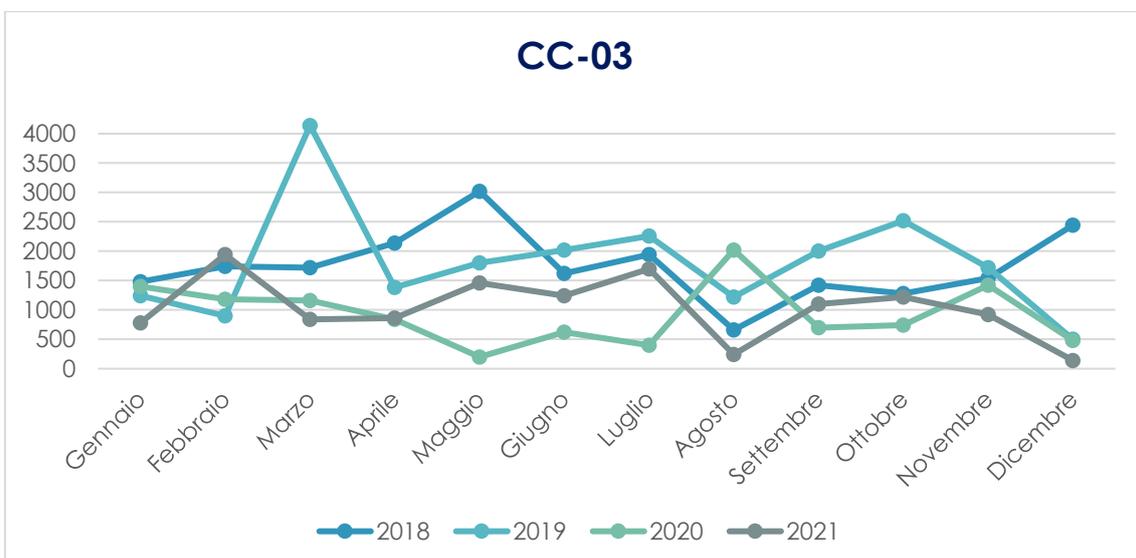
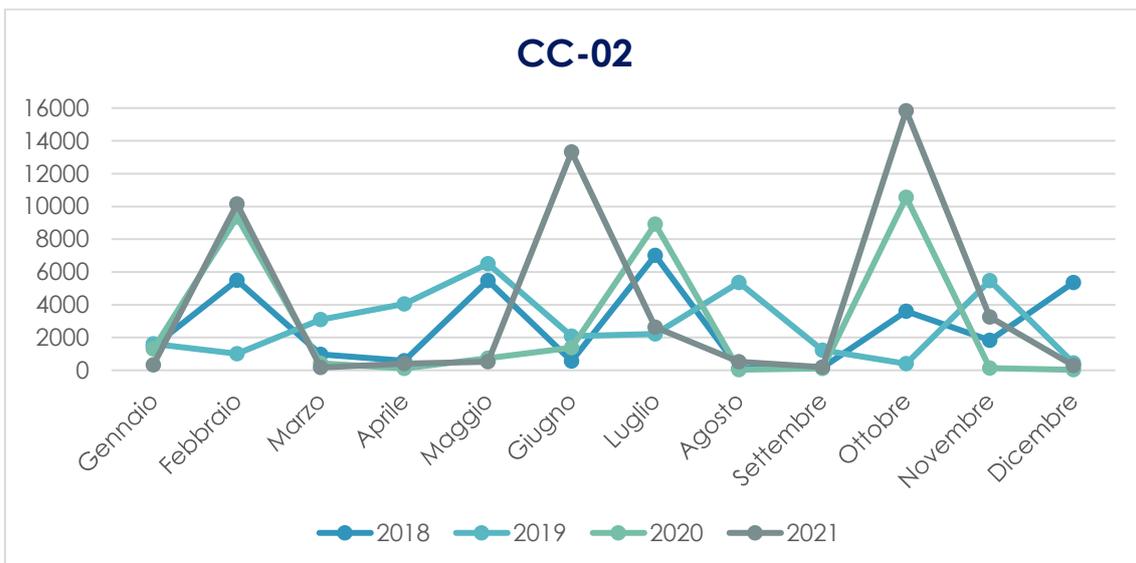
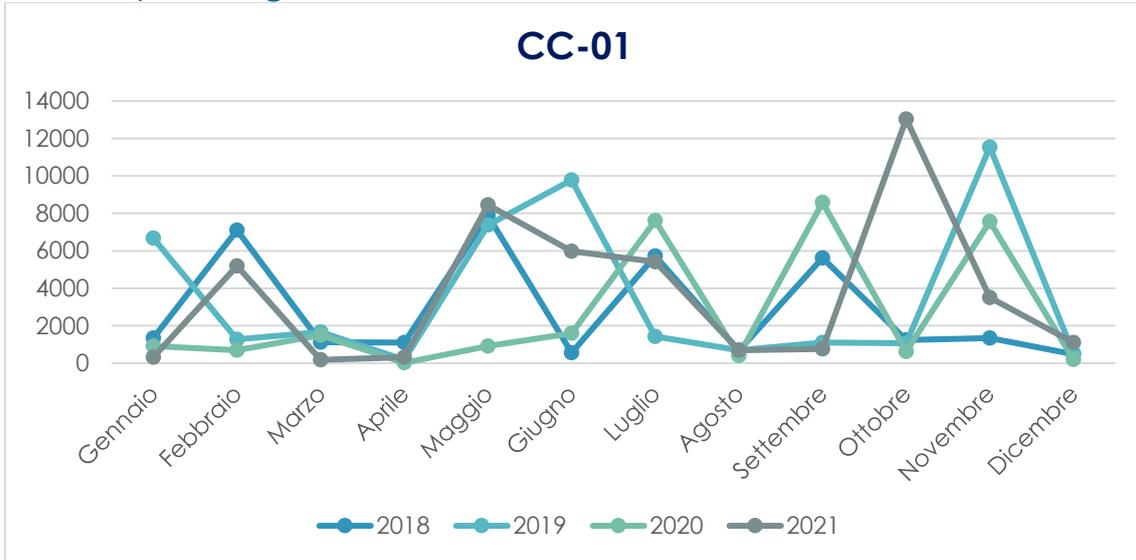


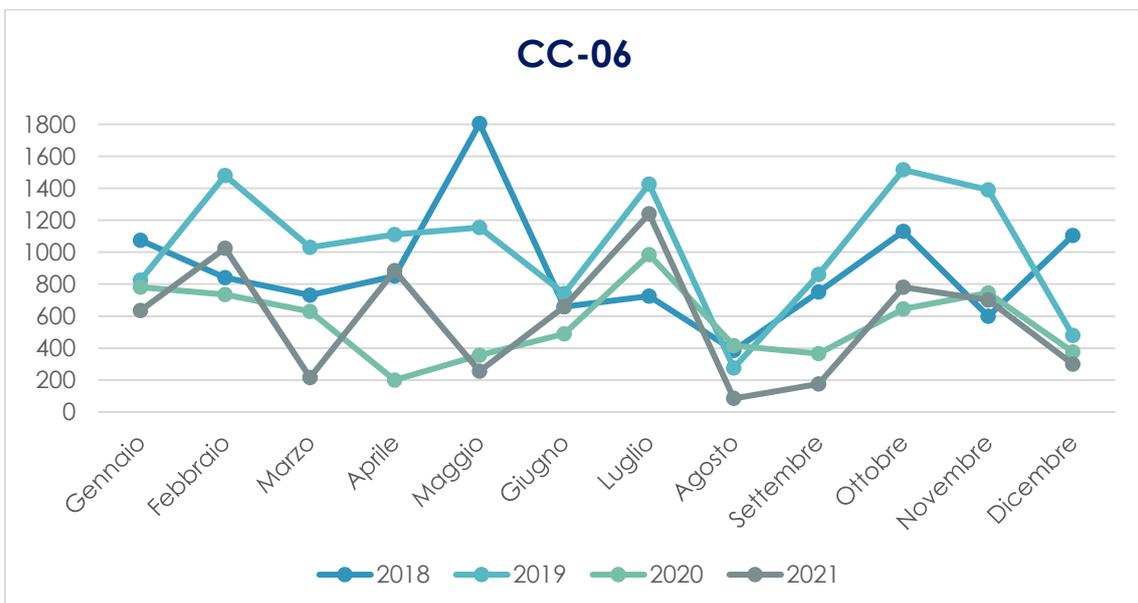
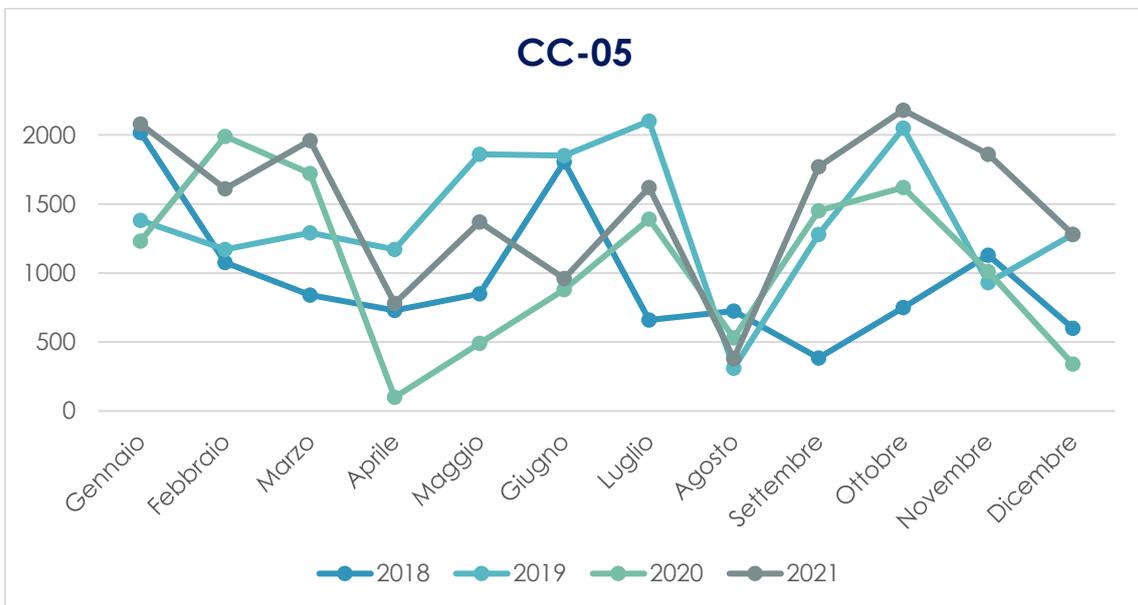
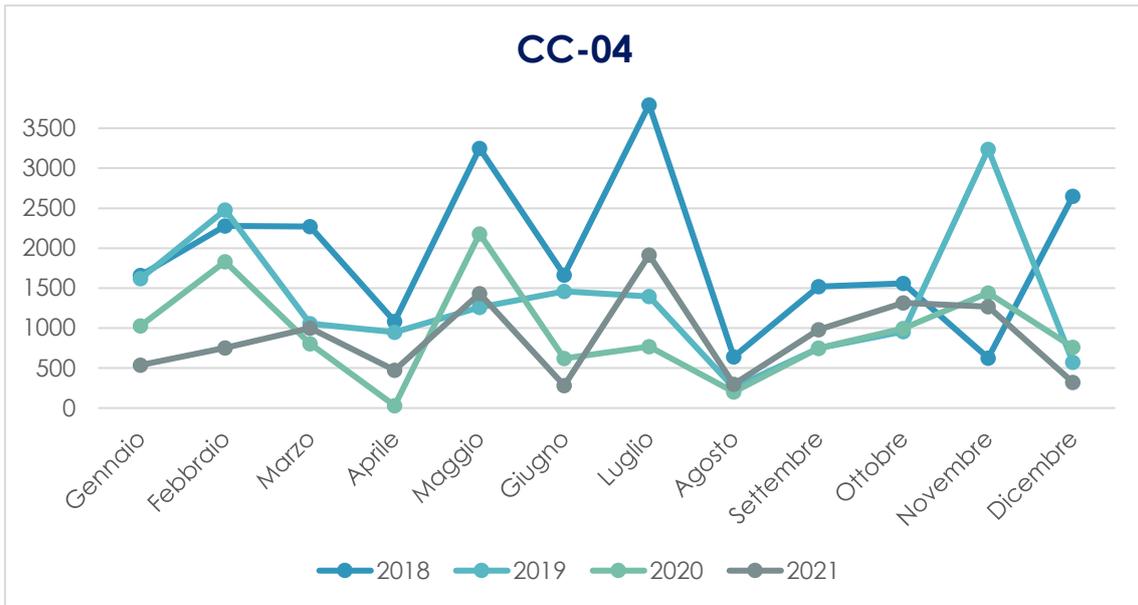


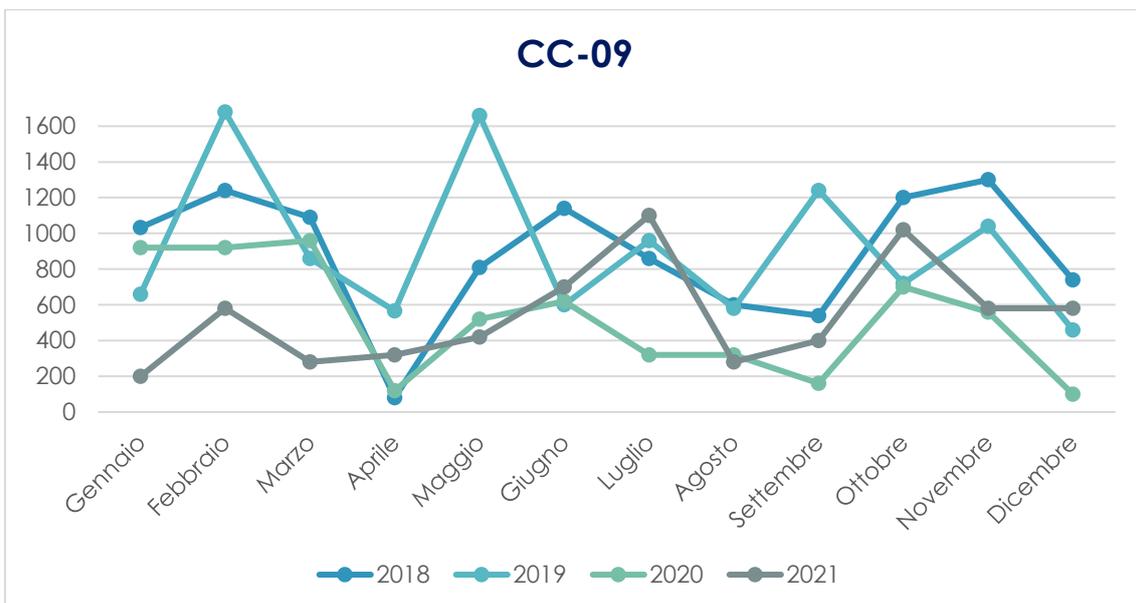
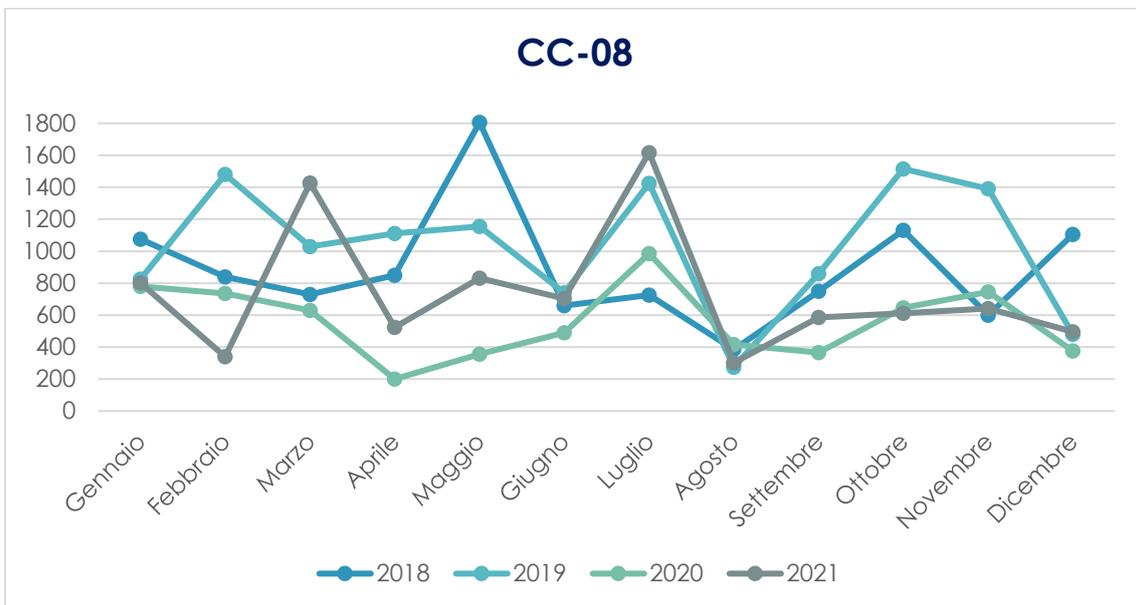
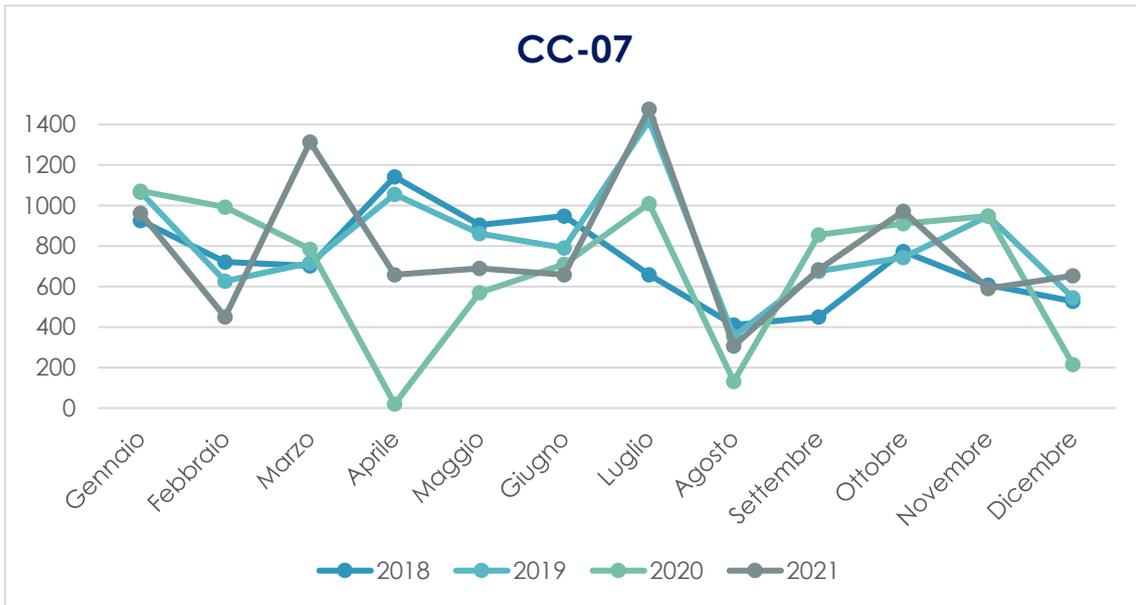


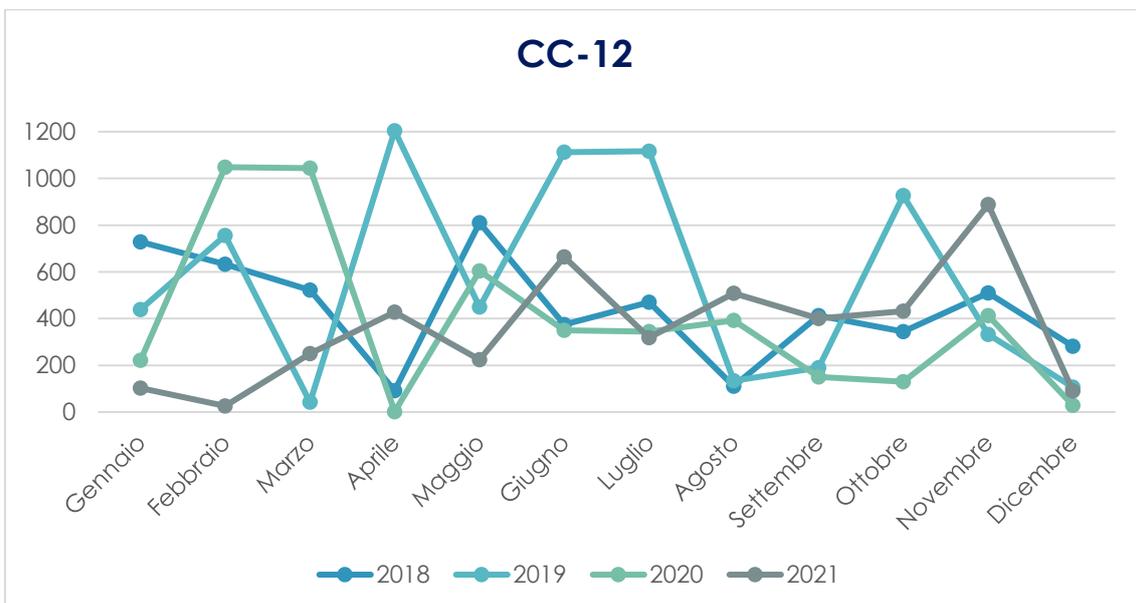
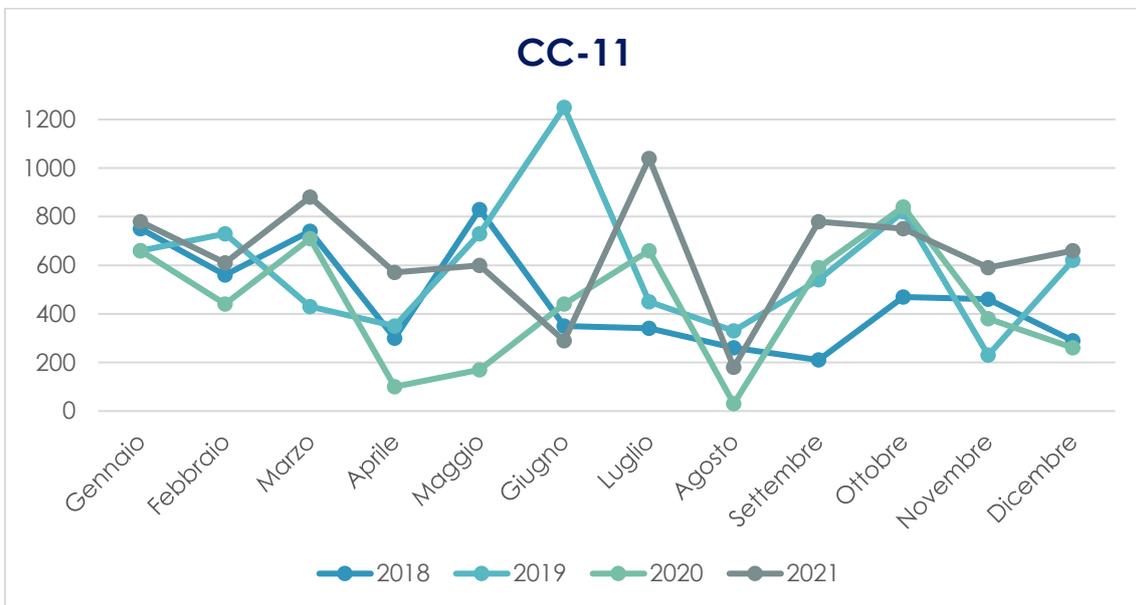
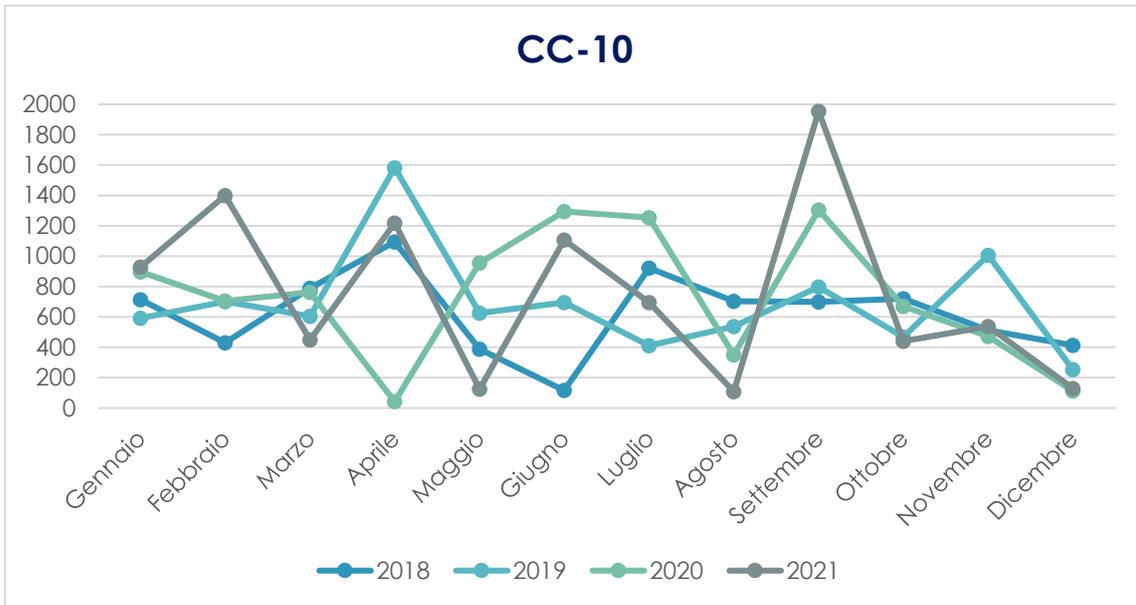
Appendice C

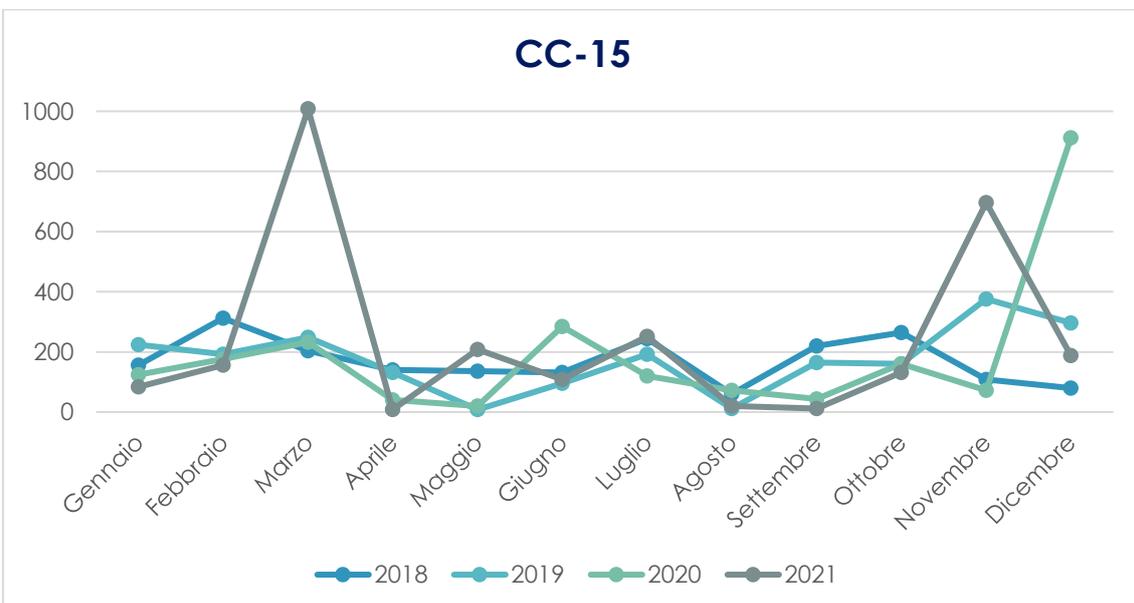
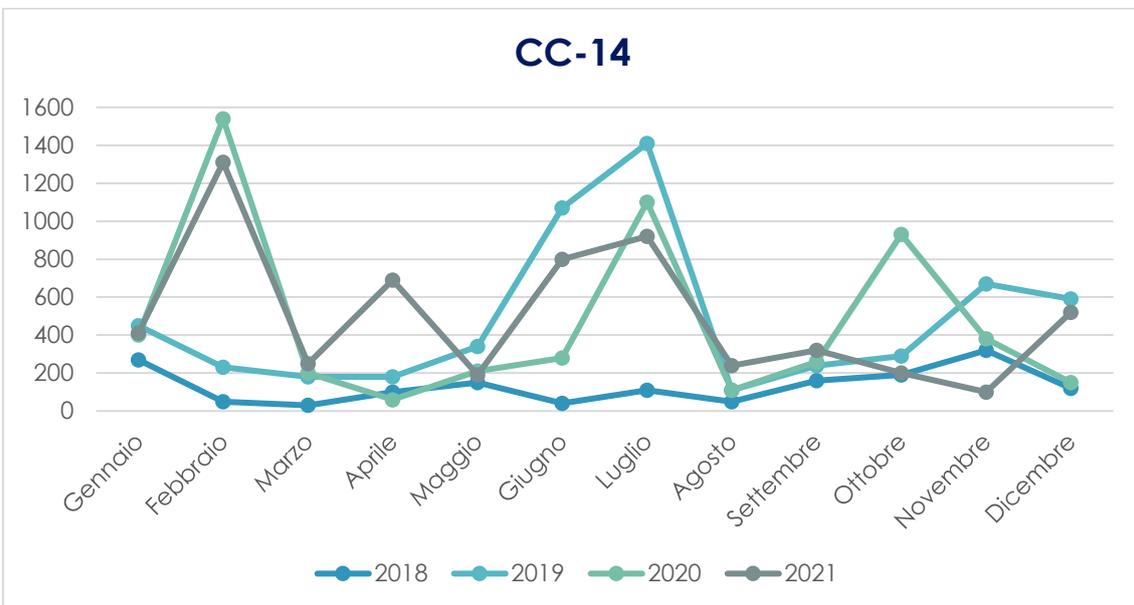
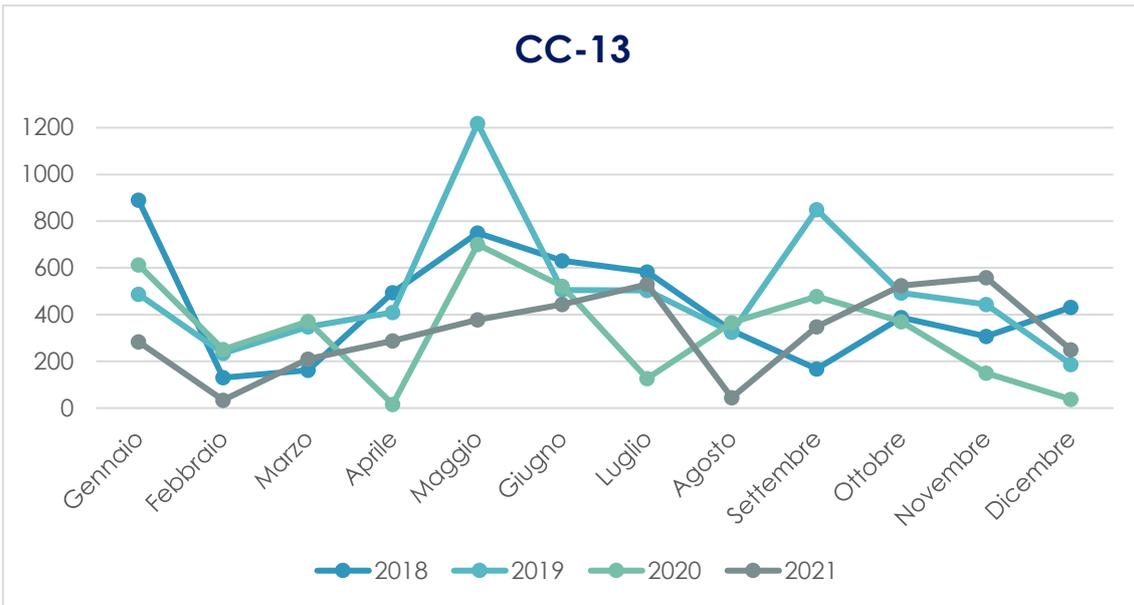
Grafici per stagionalità serie storiche continue

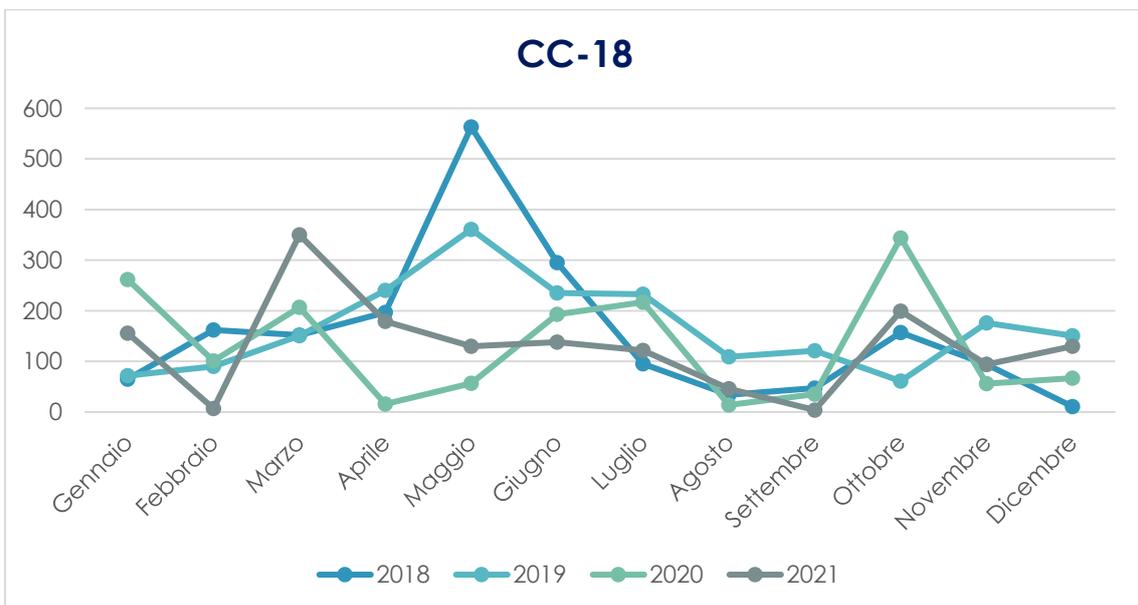
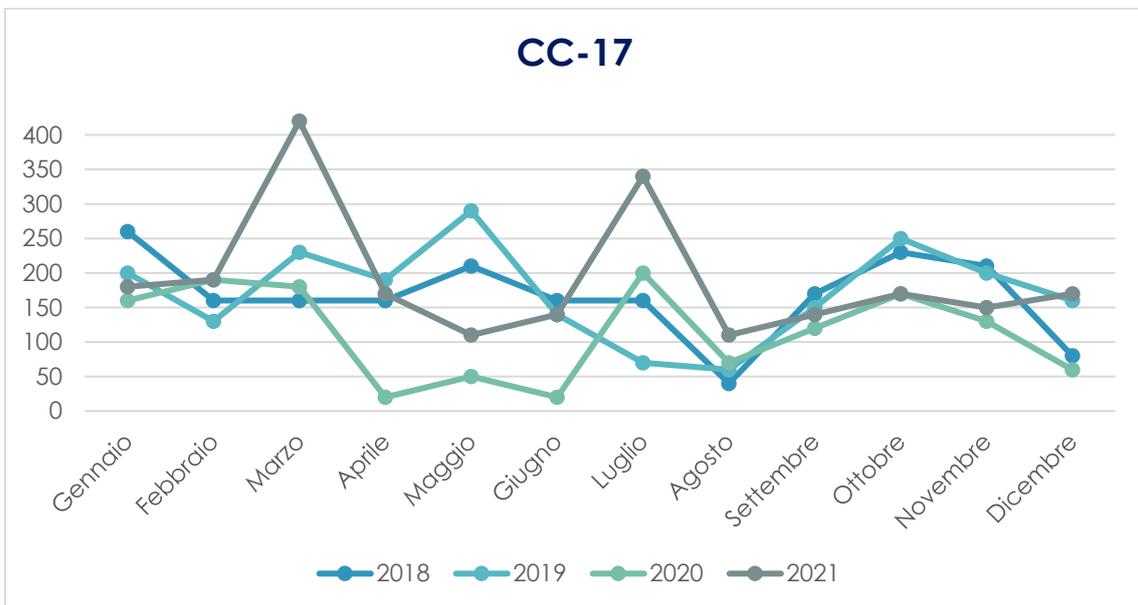
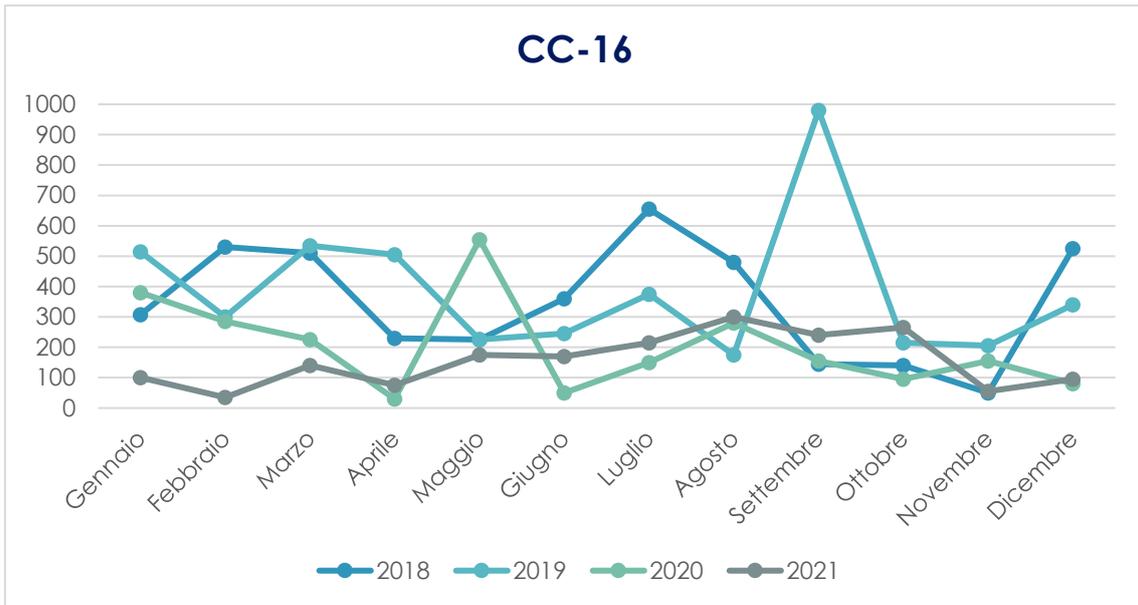


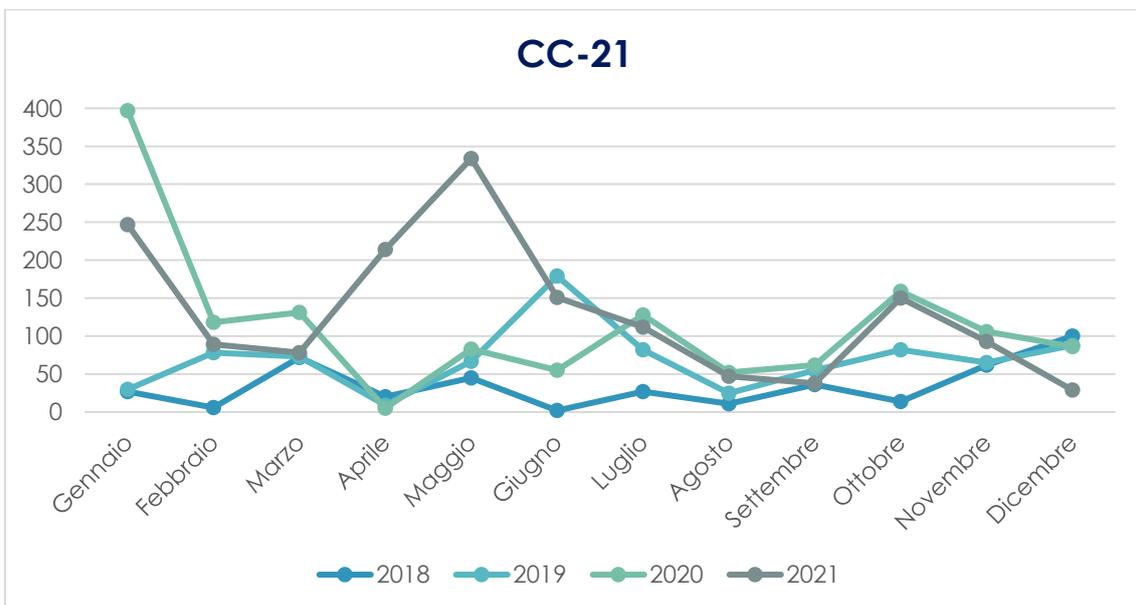
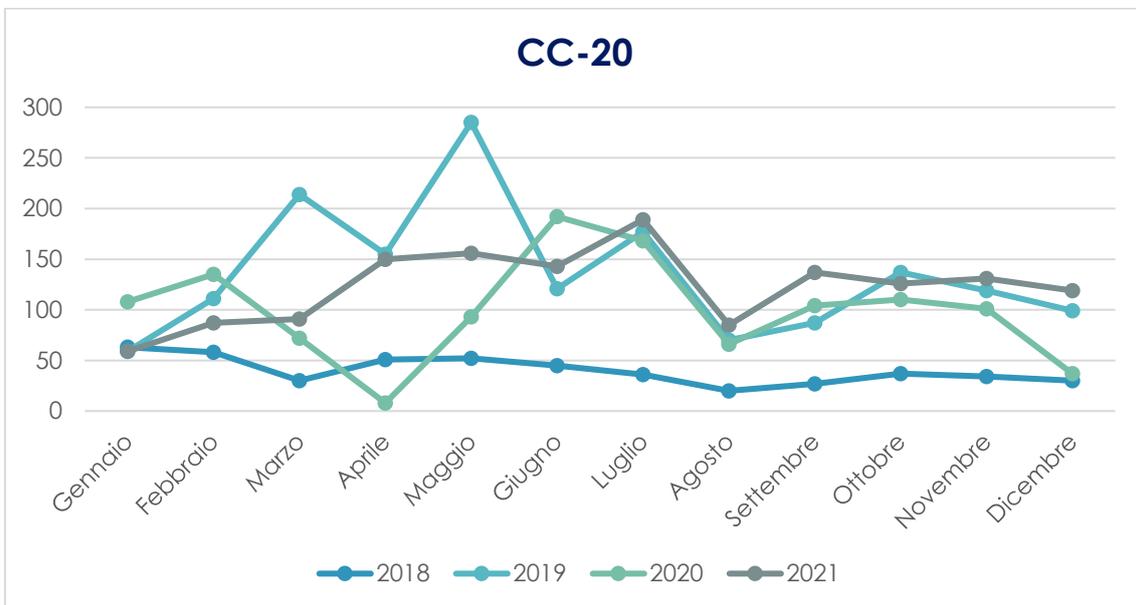
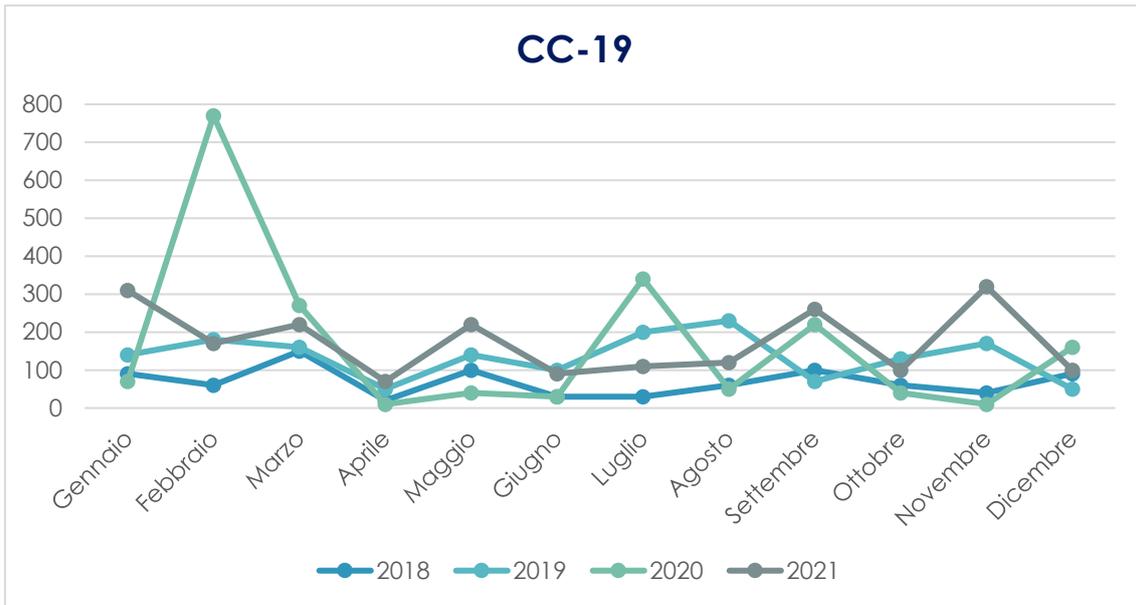


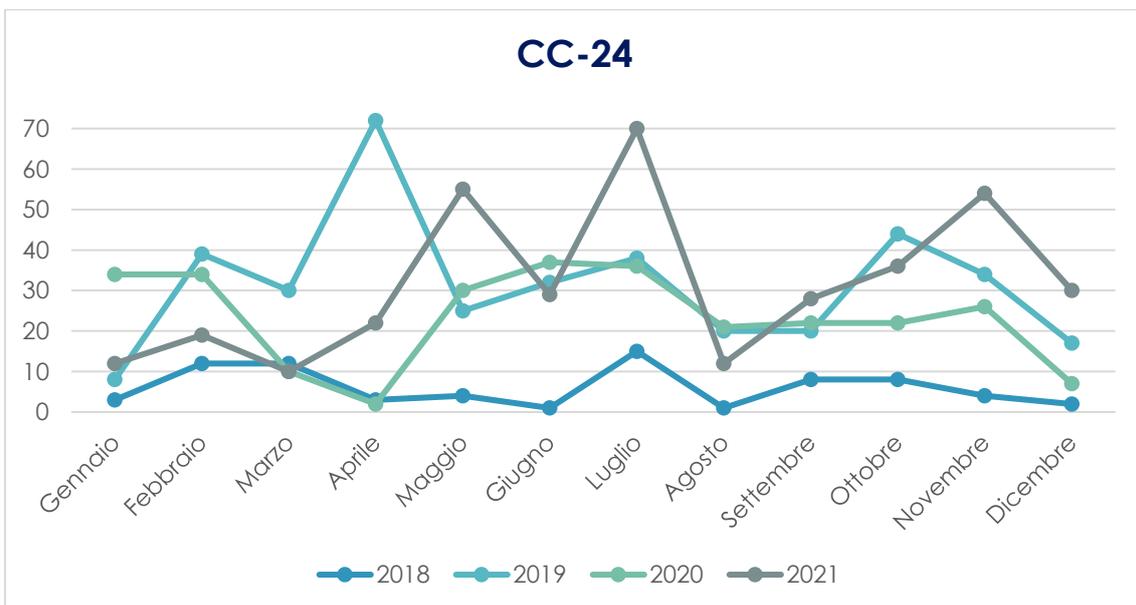
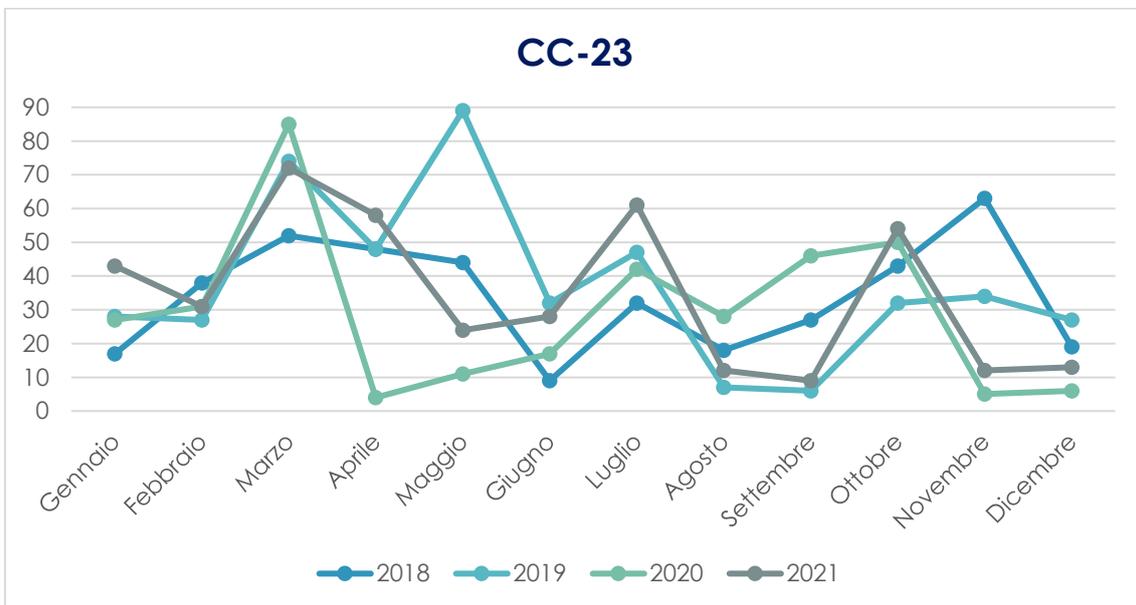
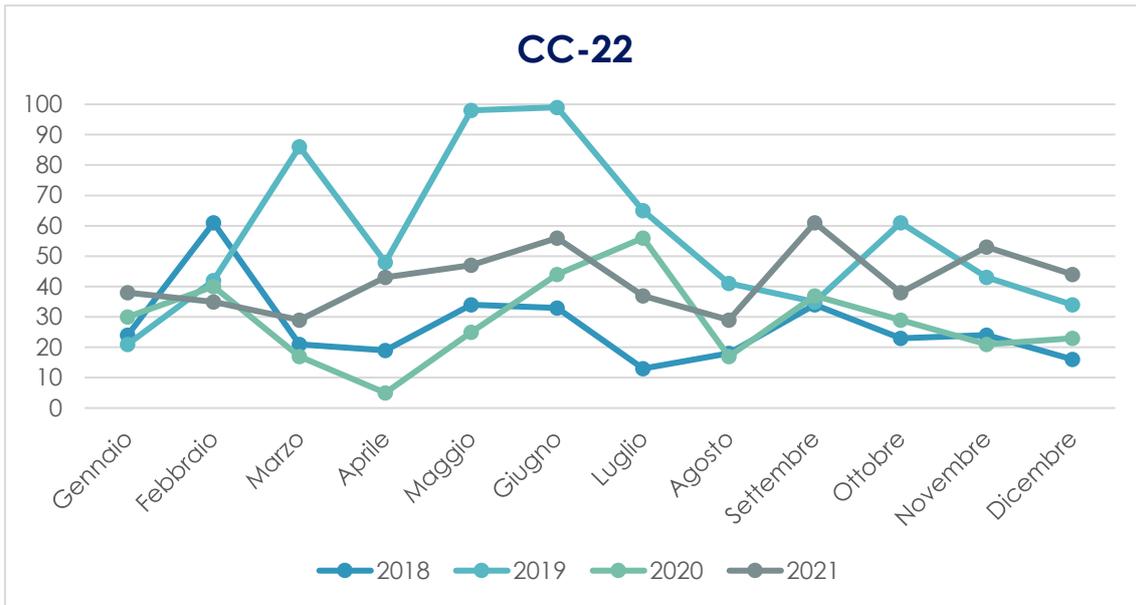












Appendice D

Grafici per stagionalità serie storiche sporadiche

