

# POLITECNICO DI TORINO

Dipartimento di Ingegneria Gestionale e della Produzione

**Corso di Laurea Magistrale  
in Ingegneria Gestionale**

Tesi di Laurea Magistrale

## **Sviluppo di un modello previsionale della domanda. Il caso Hitachi Rail STS**



**Politecnico  
di Torino**

### **Relatore**

Prof.ssa Anna Corinna Cagliano

### **Correlatore**

Dott.ssa Tiziana Fissore

Head of Global Categories – Plant Material & Services

### **Candidato**

Fabio Bertalotto

Dicembre 2021

# Ringraziamenti

Prima di procedere con la trattazione, vorrei dedicare alcune righe per ringraziare tutti coloro che mi sono stati vicini in questo percorso di crescita personale e professionale.

Un sentito grazie al mio relatore, Prof.ssa Anna Corinna Cagliano, per la sua infinita disponibilità e tempestività nel rispondere ad ogni mio dubbio e richiesta. Per avermi supportato ed aiutato, in ogni singola fase, a realizzare al meglio il lavoro di tesi.

Un ringraziamento speciale al mio correlatore, Dott.ssa Tiziana Fissore, Head of Global Categories – Plant Material & Services, che mi ha aiutato, direttamente ed indirettamente, nel risolvere le difficoltà che si sono presentate durante lo sviluppo dell'elaborato.

Un particolare ringraziamento a Ing. Maria Angela Bagnulo, Italian Team Leader – Plant Material & Services, che ha seguito da vicino tutto l'evolversi della tesi, sempre disponibile a darmi indicazioni, suggerimenti e consigli.

Ringrazio, in generale, tutte le persone all'interno dell'azienda Hitachi Rail STS che hanno contribuito attivamente alla buona riuscita dell'elaborato, in particolare: Ing. Carlo Maisto, Ing. Carolina Di Salvo, Ing. Vincenzo Damiano e Ing. Vito Romaniello.

Ringrazio Hitachi Rail STS per avermi offerto l'opportunità di svolgere la tesi su un caso di studio reale. Svolgere quest'attività, mi ha aiutato ad accrescere le mie conoscenze e competenze apprese durante il percorso di studi, il tirocinio curriculare ed il lavoro che, attualmente, svolgo nell'Ufficio Acquisti.

Infine, ma non per ultimi, ringrazio i miei genitori per il supporto, senza il quale non sarei mai potuto arrivare fin qui. Grazie per esserci sempre stati, soprattutto nei momenti di sconforto.

# INDICE

<b>Introduzione.....</b>	<b>1</b>
<b>Capitolo 1 Analisi generale Forecasting .....</b>	<b>3</b>
1.1 Descrizione e importanza del Forecasting.....	3
1.2 Caratteristiche della serie storica.....	5
1.3 Tecniche di previsione della domanda .....	6
1.3.1 Metodi qualitativi .....	6
1.3.2 Metodi quantitativi .....	8
1.4 Descrizione KPI di valutazione .....	10
1.4.1 <i>BIAS (ME)</i> .....	10
1.4.2 <i>MAD (MAE)</i> .....	11
1.4.3 <i>RMSE e MSE</i> .....	11
1.5 Descrizione KPI di valutazione percentuale.....	12
1.5.1 <i>MAPE</i> .....	12
1.5.2 <i>MAD% e RMSE%</i> .....	13
1.6 La statistica U di Theil .....	13
1.7 Interpretazione degli indicatori di performance .....	14
1.8 Fasi per realizzare una previsione .....	15
<b>Capitolo 2 Nascita di Hitachi Rail STS ed individuazione del prodotto .....</b>	<b>17</b>
2.1 Il gruppo Ansaldo .....	17
2.2 Il gruppo Westinghouse.....	19
2.3 Il gruppo Hitachi.....	21
2.3.1 <i>Mission, Vision and Values</i> .....	23
2.3.2 <i>Obiettivi e sostenibilità</i> .....	25
2.3.3 <i>Hitachi in Italia</i> .....	27
2.4 Servizi offerti da Hitachi Rail STS (S&T) .....	28
2.4.1 <i>Principali Plant S&amp;T</i> .....	30
2.5 Competitor .....	30
2.6 Prodotto scelto .....	31
2.6.1 <i>Descrizione del prodotto</i> .....	32
2.6.2 <i>Tipologie di Balise</i> .....	34
<b>Capitolo 3 Descrizione del processo interno.....</b>	<b>35</b>
3.1 Il processo interno: S&T Supply Chain Management.....	36
3.1.1 <i>Supply Chain Planning</i> .....	39
3.1.2 <i>Procurement</i> .....	42
3.1.3 <i>Manufacturing</i> .....	44
3.2 Approccio attuale della previsione della domanda.....	46
3.3 Individuazione del modello matematico.....	47
3.3.1 <i>Previsione Naïve</i> .....	48
3.3.2 <i>Single Exponential Smoothing</i> .....	50
3.3.3 <i>ARMA</i> .....	51

<b>Capitolo 4 Sviluppo di un modello di previsione della domanda</b>	<b>56</b>
4.1 Analisi dati storici dei componenti	56
4.2 Analisi dati storici prodotto EuroBalise	58
4.3 Interpretazione statistica database	60
4.4 Individuazione del modello statistico	61
4.5 Implementazione del modello statistico ARMA (1,1)	63
4.6 Forecast annuali 2016-2021	69
4.7 Valutazione KPI e coefficiente correttivo alfa	70
4.8 Sviluppo e studio di scenari d'interesse	71
4.8.1 Scenario 1	72
4.8.2 Scenario 2	73
4.8.3 Scenario 3	75
4.8.4 Confronto Scenari 2 e 3	76
4.9 Forecast quantità 2022	77
4.10 Validazione aziendale dei risultati	78
<b>Capitolo 5 Conclusioni</b>	<b>80</b>
5.1 Benefici del lavoro di tesi	80
5.2 Limiti	80
5.3 Azioni future per migliorare il modello	81
<b>Bibliografia</b>	<b>82</b>
<b>Sitografia</b>	<b>83</b>
<b>Appendice</b>	<b>84</b>

## Introduzione

Il lavoro di tesi tratta l'argomento del Forecasting, tema che, oggi più che mai, ricopre un ruolo di fondamentale importanza all'interno del Supply Chain Management, considerata sia la difficoltà nel reperire le materie prime sia il loro aumento incontrollato dei prezzi.

L'obiettivo che si pone l'elaborato è quello di sviluppare un modello di previsione della domanda, attraverso l'analisi dei dati storici, per un prodotto di punta commercializzato dal gruppo Hitachi Rail STS, azienda leader, a livello mondiale, nel settore ferroviario.

Nel primo capitolo del lavoro, viene fatta una descrizione di carattere generale delle tecniche esistenti per fornire previsioni della domanda. Viene data particolare attenzione a come analizzare una curva di domanda, derivante dalla raccolta di dati storici, illustrando i principali passaggi da seguire, per poter sviluppare un modello affidabile, valutato con gli indicatori di performance statistici, ritenuti più opportuni.

Nel secondo capitolo dell'elaborato, è ricostruita, nei suoi passaggi principali, la storia del gruppo Hitachi Rail STS, presente in tutto il mondo, dando particolare rilievo alla realtà italiana che ne fa parte: Ansaldo STS, WABCO Westinghouse e Ansaldo Breda. Vengono spiegati i motivi per cui l'azienda ha scelto di analizzare lo storico del prodotto EuroBalise e ne viene argomentato brevemente l'utilizzo.

In particolare, il terzo capitolo ricopre un ruolo centrale, poiché vengono documentate le procedure aziendali che legano la Supply Chain, il Manufacturing ed il Procurement. Inoltre, si pone particolare attenzione a come vengono sviluppate attualmente le previsioni del prodotto, all'interno del gruppo.

In seguito, vengono illustrati, sviluppati e messi a confronto tre metodi quantitativi (metodo Naïve, Single Exponential Smoothing e ARIMA), al fine di individuare quello, potenzialmente, più affidabile e performante per il caso di studio.

Nel quarto capitolo, si sviluppa il modello ARMA, illustrando, in modo accurato, le assunzioni che hanno portato alla scelta di tale modello e gli output forniti dal software statistico Minitab. Per garantire la "bontà" del modello, sono state create delle sottoserie che hanno permesso di prevedere gli anni passati. In seguito, i Forecast, così generati, sono stati raccolti e valutati, utilizzando alcuni indicatori di performance, tra cui il Mean Square Error (MSE).

Dopo aver valutato il Forecast generato con il metodo scelto, si è deciso di voler ottimizzare ulteriormente le previsioni e quindi si è applicato un coefficiente correttivo, chiamato alfa. Esso è stato calcolato, imponendo la minimizzazione dell'indicatore MSE tramite lo strumento Risolutore, disponibile nel pacchetto di Microsoft Excel. In questo modo si sono generati dei "Forecast corretti" che si sono dimostrati più accurati. I fogli di calcolo creati prendono anche in considerazione eventuali situazioni di riordino e la presenza di giacenze di magazzino a fine anno. Per comprendere appieno la veridicità del modello realizzato, è stato sviluppato uno scenario aggiuntivo, con l'obiettivo di verificare se tale modello riesca a descrivere anche la strategia, attualmente perseguita dall'azienda, di mantenere giacenze di fine anno quasi nulle. Il modello risulta descrivere bene anche questa situazione.

Il modello ARMA "corretto" fornisce un errore di sottostima, sul lungo periodo di prova, veramente molto ridotto, di poco superiore al 2%.

In ultimo, lo stesso è stato applicato per generare la previsione annuale per l'anno 2022, obiettivo primario richiesto da Hitachi Rail STS.

La parte di calcoli ed i Forecast generati sono stati condivisi con Hitachi Rail STS che si ritiene soddisfatta dei risultati ottenuti. Il lavoro, dunque, è riuscito a soddisfare pienamente l'obiettivo posto.

## Capitolo 1 Analisi generale Forecasting

Nel seguente capitolo, viene descritta e argomentata l'attività di Forecasting, illustrando le tipologie esistenti e le relative caratteristiche. Viene fatta un'analisi generale delle componenti della curva di domanda. Vengono, poi, analizzate le principali tecniche di previsione della domanda, quantitative e qualitative, focalizzandosi, in particolare, sulla trattazione di quelle oggettive, che sono state scelte per sviluppare l'analisi della domanda.

In seguito, vengono descritti alcuni KPI, utili nella valutazione della "bontà" del modello matematico realizzato, ponendo particolare attenzione sulla loro differenza informativa e interpretativa.

Infine, vengono descritte le fasi principali per realizzare un modello matematico previsionale della domanda che prenda come input una serie storica.

### 1.1 Descrizione e importanza del Forecasting

L'attività di Forecast viene definita dal dizionario di settore APICS [1] come stima della domanda futura. Una previsione può essere sviluppata, utilizzando metodi quantitativi, qualitativi o una combinazione dei due (Fig. 1.1). Può basarsi su fattori intrinseci o estrinseci. Il Forecasting può essere di varie tipologie, quali [2]:

- il supply Forecasting si pone come obiettivo quello di prevedere le quantità e i tempi di consegna che i fornitori sono nella condizione di garantire in un lasso di tempo specifico. Questa attività viene svolta grazie ad uno scambio di informazioni tra la supply chain del cliente e del fornitore;
- il demand Forecasting analizza le quantità di prodotto che, con un certo grado di affidabilità, possono essere richieste dai clienti in un intervallo temporale futuro. Questi dati consentono di mantenere un volume adeguato in magazzino, sufficiente per soddisfare gli ordini dei clienti, ma evitando situazioni di overstock che comporterebbero extra costi. L'elaborato sviluppato fa riferimento a questo tipo di Forecast;
- il price Forecasting esamina i dati relativi alla domanda e all'offerta, con l'obiettivo di prevedere e mitigare i fattori che, potenzialmente, possono alterare il prezzo di mercato

dei prodotti finiti. Alcuni esempi possono essere: eventi climatici straordinari, guerre, emergenze sanitarie, ecc.

Un'efficace previsione aiuta le aziende a prevedere, in che modo, gli aumenti o le diminuzioni dei prezzi possano influenzare la domanda dei clienti.

Nella gestione della supply chain, il Forecasting è, quindi, l'attività di previsione della domanda, dell'offerta e dei prezzi. Il Forecasting implica l'analisi della concorrenza, la raccolta dei dati sui fornitori e l'analisi dei modelli passati per prevedere l'evolversi futuro del settore.

L'importanza del Forecasting, nella supply chain, si può riassumere nei seguenti punti [3]:

- processi di pianificazione: il processo di programmazione e pianificazione viene notevolmente migliorato attraverso la previsione;
- variazioni stagionali della domanda: capacità di prevedere e pianificare le variazioni stagionali della domanda è fondamentale per la previsione nella gestione della supply chain;
- previsione domanda del prodotto;
- soddisfazione del cliente: essere in grado di prevedere la domanda dei clienti consente l'evasione degli ordini in un minor tempo, con conseguente crescita della fidelizzazione tra cliente e fornitore;
- riduzione delle scorte di sicurezza: per definizione, lo stock di sicurezza è la quantità in eccesso che viene mantenuta all'interno del magazzino per garantire continuità produttiva in caso di inconvenienti. Tuttavia, il Forecasting potrebbe diminuire questa quantità di sicurezza, consentendo di ridurre lo spazio occupato nei magazzini e i relativi costi di gestione;
- riduzione delle scorte di magazzino: la previsione della domanda consente di ottimizzare i tempi di permanenza in magazzino dei prodotti acquistati, riducendo i costi di stoccaggio (logica Just in Time);
- prevenzione di lead time critici da parte dei fornitori: il Forecasting può aiutare a prevenire criticità dovute a tempi di consegna molto lunghi;
- ottimizzazione dei prezzi: la previsione della domanda permette di impegnarsi su quantità maggiori. Offre la possibilità di stipulare contratti migliorativi dal punto di vista dei prezzi. Infatti, dare maggiore visibilità ai propri fornitori delle quantità che,



indicativamente, verranno ordinate in un certo periodo di tempo, permette loro di ottimizzare la gestione interna organizzativa ed economica. Questo punto, in particolare, risulta essere l'obiettivo primario di questa tesi, sviluppata per conto di Hitachi Rail STS.

## 1.2 Caratteristiche della serie storica

Una serie storica è un insieme di osservazioni raccolte in ordine sequenziale nel tempo. Nel caso di studio, i dati storici sono stati raccolti su periodi mensili e il Forecast è stato prodotto su periodi annuali, come richiesto da Hitachi Rail STS.

Durante la fase di analisi e osservazione della serie storica, l'obiettivo è quello di individuare le componenti che la caratterizzano, al fine di elaborare un modello matematico che la descriva nel modo più accurato possibile.

Una serie può essere caratterizzata da quattro diverse componenti [1], quali:

- il trend: indica la tendenza della previsione a crescere (o decrescere) sul lungo periodo;
- la stagionalità: rappresenta una variazione della domanda che si verifica con periodicità ricorrente (es. ogni mese, ogni anno);
- la ciclicità: indica oscillazioni della domanda che si ripetono ciclicamente. A differenza delle variazioni stagionali, però, in questi casi la durata del ciclo è solitamente legata a fenomeni di natura economica e non è facilmente prevedibile;
- la casualità: è composta da fattori eterogenei di natura incerta che portano a fluttuazioni della domanda.

## 1.3 Tecniche di previsione della domanda

Nel seguente capitolo, si illustrano le principali tecniche di previsione della domanda che si possono suddividere in due categorie (Fig. 1.1) [4]:

- metodi qualitativi, soggettivi;
- metodi quantitativi, oggettivi.

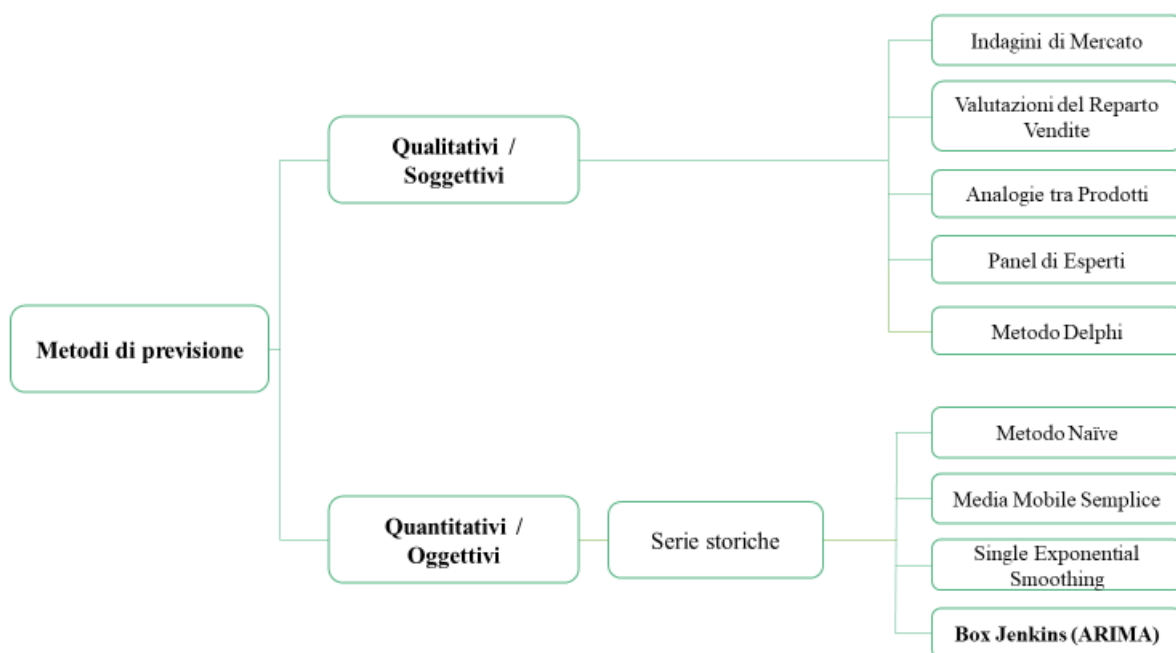


Figura 1.1: Schema riassuntivo metodi di previsione, [5][6]

### 1.3.1 Metodi qualitativi

Si tratta di modelli soggettivi che basano la loro affidabilità sull'esperienza e sulle intuizioni di specialisti, esperti del settore. Grazie a questa caratteristica, si possono utilizzare anche in assenza di dati storici. Essi permettono di prendere in considerazione nell'analisi, anche, fattori difficilmente misurabili, quali: cambiamenti sociali, crisi economiche e politiche, emergenze sanitarie ed eventi climatici.

Rientrano in questa prima categoria i seguenti metodi soggettivi:

### Indagini di Mercato

Ai consumatori finali vengono sottoposti specifici questionari che servono per raccogliere informazioni di mercato sui prodotti, che possono essere o non essere già commercializzati. Se queste indagini sono ben strutturate e vengono rivolte alla “giusta” fascia di potenziali consumatori, possono risultare molto efficaci. Esistono vere e proprie aziende che sono specializzate nella stesura di questo tipo di sondaggi, atti a svolgere questo tipo di analisi di mercato.

### Valutazioni dal Reparto Vendite

Le previsioni sono basate sull’esperienza e intuizione degli agenti di vendita, che, operando a livello locale e a stretto contatto con i clienti, ne conoscono da vicino le esigenze e le aspettative.

### Analogie tra prodotti

Si tratta di tecniche usate, solitamente, per lanciare nuovi prodotti. In questo caso, siccome non si hanno ancora informazioni, si identificano dei prodotti simili (ad esempio, per tipologia di clientela, utilizzo e ciclo vita), già in commercio, e, partendo dalla valutazione dei dati storici di questi ultimi, si sviluppa una previsione.

### Panel di esperti

Questo metodo è rivolto ai Manager di diverse aree funzionali dell’impresa (Finance, Marketing, Sales, Manufacturing and Procurement) che vengono riuniti, al fine di sviluppare previsioni. Gli incontri necessari, per ottenere risultati soddisfacenti, possono essere, anche, in numero elevato, a seconda del business case preso in considerazione. Un vantaggio di questo metodo è il coinvolgimento di diverse funzioni aziendali; uno svantaggio è che i pareri vengono espressi, apertamente, davanti a tutti, e, questo, potrebbe influenzare, negativamente, l’opinione in materia, di alcuni partecipanti.

## Metodo Delphi

A differenza del Panel di Esperti, si tratta di una tecnica iterativa, che consiste nel sottoporre un questionario anonimo ad un gruppo scelto di specialisti del settore. Si sviluppa in più fasi, ben distinte l'una dall'altra. Una figura super partes, detto facilitatore, coordina il lavoro e, al termine di ogni fase, ha il compito di raccogliere, sintetizzare ed esporre le risposte ottenute, ai partecipanti, rispettando sempre l'anonimato. Dopo di che, lo stesso questionario viene nuovamente sottoposto al medesimo pool di esperti. Essi hanno, quindi, modo di rivalutare/modificare le risposte fornite precedentemente, sulla base del feedback appena ricevuto. Dopo diverse fasi, le risposte, argomentate alla fine di ogni round, dovrebbero convergere verso un'unica opinione. Il metodo si conclude quando viene raggiunta un'opinione comune. Il livello di risposta, unanime, da raggiungere e il numero di round da eseguire devono essere definiti a priori.

Un punto di forza di questo metodo risiede nel fatto che, dalle risposte raccolte nei questionari, non è possibile risalire a chi le ha fornite, per cui i partecipanti si sentono liberi di scrivere, apertamente, quello che pensano, senza timore dell'opinione altrui. Molti sono, però, gli svantaggi: le tempistiche per lo sviluppo del metodo stesso, la necessità della presenza di un facilitatore e di un campione di esperti, sufficientemente numeroso e significativo.

### 1.3.2 Metodi quantitativi

Esistono diversi metodi che basano i loro modelli sull'analisi delle serie storiche. Nei paragrafi seguenti, ne verranno analizzati alcuni: metodo Naïve, medie mobili semplici di ordine  $k$ , Single Exponential Smoothing e Box e Jenkins (ARIMA).

#### Metodo Naïve

Questo modello semplicistico impone la domanda futura  $D_{t+1}$  pari alla domanda del periodo precedente  $D_t$ . Si è applicato sui dati storici annuali, nel capitolo tre, al fine di avere un termine di paragone con il modello scelto, ricorrendo alla statistica  $U$  di Theil.

L'equazione che rappresenta il Metodo Naïve è:

$$D_{t+1} = D_t$$

## Media Mobile Semplice

Il modello è utile per prevedere serie storiche che presentino variazioni “lente” nel tempo. La caratteristica fondamentale, che permette l’utilizzo di questo metodo, è che la serie storica sia raccolta su periodi temporali costanti e sia stazionaria nel tempo.

L’equazione che rappresenta la Media Mobile semplice è:

$$F_t = \sum_t^{t-k+1} \frac{D_t}{k}$$

Per prima cosa, è necessario definire il parametro  $k$ , cioè il numero di osservazioni utilizzate per generare la previsione. La scelta viene effettuata tenendo presente il trade-off tra [5]:

- la capacità del metodo di filtrare il rumore, cioè di non farsi influenzare dalle osservazioni che si discostano dalla media;
- la capacità del metodo di essere reattivo a cambiamenti incrementali o decrementali della domanda media.

Considerando la serie storica analizzata nel capitolo tre, questo metodo non è adatto per modellarla correttamente e generare Forecast affidabili.

Tuttavia, la Media Mobile ( $k=2$ ) viene utilizzata nel capitolo quattro, nella valutazione dei parametri  $p$  e  $q$  del modello scelto ARMA, al fine di smorzare gli outlier presenti nella serie storica (Fig. 4.8). Questo, perché si è preferito non eliminare gli outlier presenti nel modello, al fine di non inficiare l’attendibilità dei dati reali.

## Single Exponential Smoothing

Questo modello, per poter essere applicato, deve ricevere, in input, una serie storica che sia stazionaria con fluttuazioni della media contenute e casuali [5].

Nonostante la serie storica in esame, come detto in precedenza, presenti alcuni outlier, il modello è stato, comunque, applicato, come suggerito dal supporto Minitab [7], al caso di studio, per verificare la non applicabilità dello stesso.

## Box e Jenkins (ARIMA)

Il metodo scelto, per sviluppare l'analisi e la previsione annuale del caso di studio, è ARIMA, nella sua versione semplificata, ARMA.

Il modello è descritto ed è applicato al caso di studio nei capitoli tre e quattro.

A grandi linee, le fasi per svilupparlo sono le seguenti:

- analisi della serie storica per la verifica della stazionarietà;
- creazione e valutazione dei correlogrammi: AutoCorrelation Function (ACF) e Partial AutoCorrelation Function (PACF);
- identificazione dei parametri p e q del modello;
- verifica dell'affidabilità del modello scelto, attraverso gli errori residui;
- verifica dell'accuratezza del modello individuato, attraverso gli indicatori di performance;
- generazione del Forecast sul periodo futuro.

## 1.4 Descrizione KPI di valutazione

Una corretta e attendibile misurazione dell'errore o scostamento ( $E_t = D_t - F_t$ ) dipende, fortemente, dal tipo di previsione fatta, dove  $D_t$  rappresenta la domanda reale al tempo t e  $F_t$  rappresenta la previsione generata al tempo t.

Esistono vari tipi di indicatori di performance che servono per valutare il modello previsionale sviluppato:

### 1.4.1 BIAS (ME)

Il BIAS, anche noto come ME (Mean Error), è la media degli errori di previsione. Tale indicatore tende, però, a compensare gli errori positivi con quelli negativi. È un indicatore che misura, semplicemente, se, in media, la previsione esegue una sottostima ( $BIAS > 0$ ) o una sovrastima ( $BIAS < 0$ ) della domanda. Si tratta, dunque, di un indicatore di “deviatezza”:

$$BIAS = ME = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N E_t$$

Per avere, invece, una misurazione, più attendibile, dell'errore commesso, è chiaro che è necessario prendere in esame degli indicatori di "accuratezza", che diano la possibilità di non mettere, sullo stesso livello, errori positivi e negativi. Si vuole, quindi, evitare che i due tipi di errore, sommandosi, si compensino o, addirittura, si annullino.

### 1.4.2 MAD (MAE)

Il MAD (Mean Absolute Deviation), detto anche, MAE (Mean Absolute Error), misura la media degli errori commessi, presi in valore assoluto. Questo KPI, a differenza del ME, ha il vantaggio di non avere compensazione degli errori. È un buon indicatore per misurare l'accuratezza del modello:

$$MAD = MAE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N |E_t|$$

### 1.4.3 RMSE e MSE

Il RMSE (Root Mean Square Error) è la radice dell'indicatore MSE (Mean Square Error). Entrambi lavorano su errori commessi, presi al quadrato. L'errore quadratico permette di ottenere, più facilmente, una stima della varianza della domanda. Rispetto al MAD, RMSE dà un peso maggiore agli errori più significativi, siano essi positivi o negativi, per cui, una tale misurazione dell'errore tenderà a premiare una previsione, che genera errori uniformi nel tempo, rispetto a una, che esegua misurazioni molto precise in determinati periodi e, in altri, generi, invece, errori molto grandi.

L'uso di questo indicatore è, quindi, da preferirsi, laddove, errori grandi sono particolarmente costosi; nel caso di studio, una sovrastima significa avere giacenze in magazzino che generano un extra costo, mentre, una sottostima significa dover fare dei riordini durante l'anno (extra costi) con il rischio di non ricevere in tempo la merce e, quindi, non poter rispettare le date di consegna concordate con il cliente [8][9]. Per questo motivo, nel modello studiato, l'indicatore MSE (RMSE) è stato ritenuto essere il più importante e significativo, al punto tale che, il coefficiente correttivo alfa, ideato per migliorare le performance previsionali del modello, si pone, come obiettivo, quello di minimizzare l'indicatore MSE (Capitolo 4).

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (E_t)^2 \quad RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (E_t)^2}$$

## 1.5 Descrizione KPI di valutazione percentuale

Tutti gli indicatori considerati finora, BIAS, MAD, RMSE, misurano l'errore di previsione, usando la stessa unità di misura della domanda studiata e questo, in determinati contesti, potrebbe rivelarsi una debolezza e/o un punto a sfavore.

Per ovviare a questo inconveniente, è possibile eseguire delle misurazioni dell'errore in percentuale. Tali errori hanno la caratteristica di essere dei numeri puri:

### 1.5.1 MAPE

L'indicatore di errore in percentuale, più noto, è il MAPE (Mean Absolute Percentage Error) ed è un indicatore di accuratezza:

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \frac{|E_t|}{D_t}$$

Il MAPE, nel caso preso in esame, è stato calcolato, perché risulta essere molto utilizzato in molte realtà aziendali. Tuttavia, per la sua formula matematica, che considera la media della sommatoria degli scostamenti (errori) rapportata alla domanda reale, non è adatto per descrivere il modello scelto, poiché la domanda, negli anni presi in esame, presenta delle oscillazioni molto elevate.

Quindi, questo indicatore penalizza troppo il modello studiato e non ne evidenzia la "bontà".

Trattandosi di numeri puri, questi indicatori risultano indipendenti dalla scala di misurazione della domanda ( $P_z$ ) e, questa loro peculiarità, permette di confrontare, facilmente, la bontà di previsione di prodotti caratterizzati da livelli di domanda molto diversi tra loro.

Questi ultimi indicatori hanno, però, lo svantaggio di non poter essere usati, quando la domanda è nulla, infatti, in questi casi, non si possono calcolare gli errori percentuale commessi. Ciò ne limita fortemente l'utilizzo nei casi reali, dove una simile evenienza non può essere esclusa (domanda nulla). Inoltre, in alcuni casi in cui la domanda, pur non essendo mai nulla, presenta delle oscillazioni notevoli, i risultati ottenuti possono essere distorti e fuorvianti.



### 1.5.2 MAD% e RMSE%

Da questo, la necessità di introdurre degli indicatori di performance che considerino alla stessa stregua errori relativi a periodi di domanda alta o bassa, ma che diano, anche, la possibilità di confrontare le performance ottenute su prodotti/mercati molto diversi tra loro, a livello di domanda media. Tali indicatori di errore rapportano il MAD e il RMSE alla domanda media e sono noti, rispettivamente, come, MAD% e RMSE%. Essi sono in grado di valutare la bontà delle previsioni fatte, in relazione alla domanda media. Il MAD% è un indicatore che risulta essere significativo, anche senza conoscere la grandezza media della variabile studiata. Quindi, a differenza del MAD, fornisce una stima percentuale abbastanza precisa sulla bontà del modello:

$$MAD\% = MAE\% = \left( \frac{\sum_{t=1}^N |E_t|}{\sum_{t=1}^N D_t} \right)$$

$$RMSE\% = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (E_t)^2}}{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N D_t}$$

Appare chiaro che la bontà del processo previsionale dipende, fortemente, dalla variabilità della domanda, per cui potrebbe essere utile, oltre ad avere strumenti in grado di misurare la bontà della nostra previsione, averne altri in grado di dire/quantificare se si possa fare una previsione migliore. In altre parole, la bontà di una previsione dovrebbe essere, in qualche modo, correlata alla complessità del processo decisionale.

### 1.6 La statistica U di Theil

È un indicatore di performance che permette di porre in relazione l'accuratezza della previsione con la variabilità della domanda. La statistica U compara l'errore di previsione del metodo utilizzato con quello che sarebbe generato da un modello di previsione Naïve (Capitolo 3). L'indicatore è rappresentato da un numero positivo che può variare tra zero e valori maggiori di uno. Nel caso in cui il KPI abbia un valore maggiore di uno, significa che il modello studiato è peggiore, cioè fornisce errori più grandi di quelli che si sarebbero generati usando un modello Naïve. Se il valore è pari a 1, significa che gli errori presenti sono identici per entrambi i metodi di previsione. Se invece la statistica U fornisce un numero minore di uno, significa che il

modello studiato genera errori minori di quelli prodotti dal metodo Naïve (Capitolo 4). Quindi, la statistica  $U$  non valuta l'accuratezza del modello studiato, ma, piuttosto, misura il livello di performance del modello rispetto a quello di riferimento Naïve [5]:

$$U = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{N-1} \left( \frac{F_{t+1} - D_{t+1}}{D_t} \right)^2}{\sum_{t=1}^{N-1} \left( \frac{D_t - D_{t+1}}{D_t} \right)^2}}$$

## 1.7 Interpretazione degli indicatori di performance

Si può dire che, in generale, il loro utilizzo permette sostanzialmente di raggiungere due diversi obiettivi:

- Stimare, innanzitutto, allo scorrere del tempo, l'andamento delle performance del metodo di previsione scelto: la sua attendibilità fornisce la possibilità di valutare il livello di incertezza della domanda (cioè l'incapacità di prevederla con precisione) che è il dato chiave per i processi di pianificazione e di controllo delle scorte.
- Evidenziare la necessità, nel tempo, di cambiare il modello di previsione e/o di identificare dei parametri più consoni, in modo da affinare sempre di più l'attendibilità del modello previsionale stesso.

Come già ribadito più volte, tali indicatori sono anche utili nella scelta del metodo di previsione e/o dei parametri "migliori" ad esso associati.

Per testare la bontà di un metodo previsionale si possono seguire due strade: la prima è quella di procedere empiricamente per tentativi, cioè, testarne la validità per un periodo, cosiddetto di prova, e, a fronte di risultati non soddisfacenti, ripartire da zero, con un altro metodo e così via, fino al raggiungimento dell'obiettivo fissato. Un tale tipo di approccio, sicuramente ottimale in termini di risultati, potrebbe risultare troppo dispendioso sia in termini di tempo sia di risorse impegnate, per cui in una realtà aziendale non viene mai perseguito. La seconda strada, scelta per valutare il modello di previsione implementato in questo elaborato, è quella di eseguire una stima della bontà del metodo scelto, testandolo sul progresso, quindi su dati noti.

In questo caso, l'assunto fatto è che il metodo che dà migliori risultati nel passato si comporta altrettanto bene nel futuro. Un'analisi di questo tipo richiede di porre una particolare attenzione sulla significatività dei dati disponibili: parte utilizzati per fare la previsione e parte per verificarne la bontà. A tal fine, sono state realizzate sette serie storiche a partire da quella di partenza (Capitolo 4). Inoltre, fondamentale, come nella maggior parte dei metodi di previsione, è la scelta e la taratura dei parametri che ne possono condizionare pesantemente il comportamento e le prestazioni.

I parametri del modello vengono selezionati e studiati, testandoli su più sottoserie realizzate a partire da quella di partenza, in modo da valutare, attraverso gli indicatori di performance, se il modello risulta affidabile e accurato nel passato. Nel caso studiato, i parametri sono individuati anche con l'ausilio di correlogrammi.

Si deve, tuttavia, porre particolare attenzione a mantenere sempre la serie storica analizzata, sufficientemente, ricca di misurazioni. Per questo motivo, avendo a disposizione i dati storici da inizio 2010 a fine 2021, si è deciso di fare previsioni dal 2016 in avanti. Questo, per evitare che il database di dati fosse troppo "piccolo" ed il modello potesse dare output non coerenti.

Per concludere, il controllo dell'errore assume un ruolo di fondamentale importanza per stabilire il livello di bontà del modello di previsione realizzato.

In un contesto aziendale, sono molto utili per far comprendere agli attori, non direttamente coinvolti nell'analisi, il grado di performance del modello studiato. Tuttavia, come tutti i KPI, devono essere utilizzati con molta attenzione, valutando sempre le condizioni al contorno e le assunzioni fatte durante la fase di analisi dei dati e l'implementazione del modello.

Una previsione accurata è basilare per i processi di pianificazione e di produzione. Infatti, più è alto il grado di incertezza/errore della previsione più questi processi sono obbligati a complicarsi e a variare i loro piani.

## 1.8 Fasi per realizzare una previsione

La corretta quantificazione dei suddetti parametri gioca un ruolo importante nell'ottenimento di una previsione, il più possibile affidabile. Parlare di bontà di una previsione è sensato, soltanto, se si colloca il processo previsionale nel più ampio contesto del processo decisionale, a cui la previsione deve essere di supporto. Appare, quindi, evidente come fare una previsione non possa ridursi all'implementazione di un algoritmo, ma si debba tradurre in un processo vero

e proprio. Per un processo previsionale, si possono, allora, evidenziare alcune fasi basilari, quali:

- analisi approfondita dei processi decisionali coinvolti, al fine di riuscire a definire correttamente i parametri relativi al processo previsionale;
- raccolta delle informazioni disponibili: la qualità e la quantità dei dati storici analizzati, input al processo previsionale, sono peculiari tanto quanto la scelta dell'algoritmo previsionale e della sua corretta parametrizzazione;
- analisi della domanda: è fondamentale comprendere l'andamento e capire quali dinamiche possano influenzare la domanda, per riuscire a progettare un modello previsionale che riesca a predire quella futura;
- selezione dei parametri del processo previsionale: comporta una conoscenza approfondita dei vari modelli a disposizione, in quali ambiti e con quali parametri operino al meglio;
- generazione della previsione;
- misura dell'errore di previsione.

Concluse queste fasi preliminari, ma fondamentali per il raggiungimento dell'obiettivo finale, si può procedere alla generazione vera e propria della previsione e alla successiva, ma altrettanto importante, minimizzazione dell'errore commesso, per evidenziare eventuali discrepanze tra i risultati forniti dal modello e la realtà.

Il controllo dell'errore, in contesto aziendale, dovrà essere eseguito in modo dinamico e prevedere degli adattamenti periodici.

## Capitolo 2 Nascita di Hitachi Rail STS ed individuazione del prodotto

Il capitolo si pone l'obiettivo di spiegare i principali passaggi storici e contestuali che hanno contribuito alla nascita del gruppo attualmente esistente Hitachi Rail STS. Viene riportata la storia dei principali gruppi italiani che sono stati assorbiti dalla divisione Rail della multinazionale Hitachi, quali: WABCO Westinghouse (Italia), Ansaldo STS ed Ansaldo Breda. Nella seconda parte, viene illustrato a grandi linee uno dei prodotti complessi di punta forniti ai clienti dalla società, cioè il sistema che gestisce la sicurezza tra bordo treno e terra.

In particolare viene riportata la Bill of Material (BOM) e descritto il funzionamento del prodotto EuroBalise, oggetto dell'analisi dell'elaborato.

### 2.1 Il gruppo Ansaldo

La storia del gruppo Ansaldo inizia nel 1853, quando l'ingegnere Giovanni Ansaldo fonda a Sampierdarena, nella periferia di Genova, la società "Gio. Ansaldo e C.". L'azienda nasce su suggerimento del Conte Camillo Benso di Cavour, con lo scopo di creare un'industria italiana per la fabbricazione e manutenzione di locomotive e strutture ferroviarie, poiché fino a quel momento l'Italia dipendeva interamente dall'estero.

A fine secolo l'azienda conta più di 10.000 dipendenti e la produzione si apre anche al settore navale, con la costruzione di imbarcazioni. Nel 1904 Ansaldo viene acquistata da Ferdinando Maria Perrone e si espande ulteriormente nel settore siderurgico (acciaierie e fonderie) e militare.

L'azienda è costituita da dieci siti produttivi, con oltre 17.000 dipendenti nella sola sede di Genova. Al termine della Prima Guerra Mondiale, Ansaldo raggiunge un totale di 80.000 addetti tra stabilimenti e società controllate, grazie alla fabbricazione di armamento bellico.

Negli anni seguenti Ansaldo cerca di riconvertire la propria produzione, tuttavia a causa di una crisi economica mondiale (Grande Depressione del 1929), si ritrova incapace di compiere questa azione.

Ansaldo viene così rilevata dall'Istituto di Liquidazioni della Banca d'Italia e subisce una profonda ristrutturazione. Successivamente, nel 1935, viene fondato l'IRI (Istituto per la Ricostruzione Industriale) che assorbe l'Istituto di Liquidazioni, nonché Ansaldo, e porta a

termine la rinascita finanziaria ed industriale del gruppo.

Durante la Seconda Guerra Mondiale, la società registra una forte crescita economica grazie alle numerose commesse belliche. Quest'ultima si trova a dover affrontare nuovamente problemi di riconversione negli anni successivi alla fine della guerra.

Nel 1948, Finmeccanica (Società Finanziaria Meccanica) acquisisce la quota sufficiente per prendere il controllo di Ansaldo. Nel 1980 Ansaldo e Finmeccanica creano Ansaldo Trasporti (ATR), alla quale viene trasferita l'attività relativa ai trasporti ferroviari.

Negli anni successivi, Ansaldo Trasporti del gruppo IRI-Finmeccanica si sviluppa a livello internazionale, acquisendo:

- nel 1988, il 100% della società americana Union Switch & Signals (US&S) con sedi operative a Pittsburg, Batesburg e Augusta;
- nel 1989, il 49% della società francese Compagnie des Signaux et d'Entreprises Électriques (CSE);
- nel 1988, il 100% della divisione italiana Wabco Westinghouse Segnalamento e Telecomandi con sedi operative in Piemonte e Basilicata [11].

Successivamente, nel 1993, Finmeccanica assorbe completamente Ansaldo Trasporti e ne riorganizza la struttura, andando a scorporare dall'azienda il settore siderurgico, il ferroviario e l'elettrotecnico. Nel 1995 la US&S acquisisce Ventura Projects, un'azienda australiana attiva nel segnalamento.

Nel 1996 Ansaldo Trasporti crea Ansaldo Signal NV, una società olandese che acquisisce il restante 51% della società Compaigne des Signaux et d'Entreprises Electricues. Tutte le attività di Ansaldo, US&S e CSE vengono assorbite da Ansaldo Signal NV. Nel 2001 Ansaldo Signal NV passa sotto il controllo di Finmeccanica.

Inoltre, Ansaldo Trasporti cede l'unità System Integration ad Ansaldo trasporti sistemi ferroviari, una nuova società creata nel 2000. In seguito, Ansaldo trasporti viene integrata in Finmeccanica che possiede il 100% sia di Ansaldo Signal NV sia di Ansaldo Trasporti Sistemi Ferroviari [12].

Nel 2006 Finmeccanica cede l'intero capitale di Ansaldo Signal NV e Ansaldo Trasporti Sistemi Ferroviari ad Ansaldo STS.

Ansaldo STS viene quotata nel segmento STAR a Milano. Esce dal Borsa di Milano nell'aprile

2019 a seguito dell'acquisizione dell'intero capitale sociale da parte di Hitachi Rail Italy Investments S.r.l. (società del gruppo Hitachi Rail Europe Ltd) e viene rinominata Hitachi Rail STS.

## 2.2 Il gruppo Westinghouse

In questo paragrafo viene trattata la storia del gruppo Westinghouse di cui il ramo WABCO Westinghouse (Segnalamento e Telecomandi) è stato assorbito prima da Ansaldo STS ed in seguito da Hitachi Rail STS.

La Westinghouse Air Brake Company (WABCO) viene fondata nel 1869 a Pittsburgh da George Westinghouse che basa la propria produzione su sistemi di frenatura ad aria compressa per treni, sviluppati e testati nei due anni precedenti.

Il nuovo impianto frenante risulta essere molto affidabile e con elevate prestazioni, garantendo maggiore sicurezza, spazi e tempi di frenata dei treni molto ridotti.

Negli anni successivi il sistema iniziale viene modificato e migliorato passando da un sistema con funzionamento in pressione ad un funzionamento in depressione grazie alla valvola tripla. Questa modifica mette al primo posto la sicurezza del treno poiché in caso di qualsiasi causa che porti alla caduta di pressione aziona il sistema frenante.

Negli anni successivi vengono fatte dimostrazioni del nuovo apparato in Europa e nascono società straniere per la produzione dello stesso.

Nel 1881 George Westinghouse fonda la società Union Switch & Signal Company per la produzione di apparati pneumatici degli scambi e dei segnali ferroviari da lui ideati.

Nel 1889 le attività della WABCO in continua crescita si trasferiscono da Pittsburgh a Wilmerding.

All'inizio del 1900, considerata la crescita del settore ferroviario italiano e il successo del sistema frenante WABCO, adottato sui treni di numerose ferrovie americane ed europee, la Direzione generale delle Ferrovie Italiane decide di utilizzarli sul proprio parco treni.

Nel 1906 si decide di aprire una sede a Torino "Compagnia Italiana Westinghouse dei Freni" per soddisfare la crescente necessità di apparecchiature. I promotori sono i rappresentanti britannici tra cui Ing. Golio con l'assistenza di Mario Giani e Angelo Cavalli.

Il progresso delle ferrovie coinvolge l'evoluzione sia degli impianti frenanti sia del settore del segnalamento. All'inizio esiste una collaborazione tra Compagnia dei Freni e Compagnie Generale de Signalisation.

Tuttavia nel 1922 a causa della crescente richiesta di mercato, si decide di creare una società italiana con sede a Milano “Compagnia Italiana dei Segnali” che progetta apparecchiature ed impianti di segnalamento in parte realizzati dalla Compagnia Italiana Westinghouse dei Freni. Nel 1930 le due società si fondono e creano “Compagnia Italiana Westinghouse Freni e Segnali”[13].

Negli anni successivi la nuova società espande la sua gamma di prodotti e tra il 1969 e il 1971 si decide di creare nuovi spazi industriali a Piossasco, tra cui:

- un primo stabilimento di 3.300 mq che ospita le attività della divisione di Segnalamento e Telecomandi (studi, progettazione, sperimentazione, montaggio, cablaggi degli impianti di segnalamento e telecomandi);
- un secondo stabilimento di oltre 17.000 mq destinato ad ospitare la produzione meccanica del freno treno e freno veicoli industriali (uffici, grande officina, reparti di montaggio e collaudo, reparti di trattamenti galvanici e verniciatura, grande magazzino verticale automatizzato, moderno impianto di trattamento delle acque).

Si tratta quindi di un moderno complesso industriale, all’avanguardia a livello produttivo nel completo rispetto dell’ambiente.

Le attività negli anni successivi si estendono al settore dell’alimentazione di potenza, dell’illuminazione fluorescente e delle porte automatiche per carrozze.

Nel 1979 la “Compagnia Italiana Westinghouse dei Freni e Segnali” si divide in quattro società indipendenti [14]:

- WABCO Westinghouse (Compagnia Freni S.p.A.) che viene assorbita nel 1990 dal gruppo svedese CARDO, diventando prima SAB WABCO S.p.A., nel 2006 dal gruppo francese Faiveley Transport che la rinomina Faiveley Transport Italia S.p.A.;
- WABCO (Tecniche di Automazione);
- WABCO Westinghouse (Segnalamento e Telecomandi) viene assorbita da Ansaldo Trasporti nel 1991, da Ansaldo Segnalamento Ferroviario nel 1996, da Ansaldo STS nel 2010 e da Hitachi Rail Italy Investments S.r.l. (società del gruppo Hitachi Rail Europe Ltd) che la rinomina Hitachi Rail STS nel 2019;



- WABCO (Freno veicoli industriali) diventa in seguito WABCO Westinghouse Automotive Products e successivamente WABCO automotive Italia.

La società Faiveley Transport Italia S.p.A. conferma la sua vocazione all'innovazione, alla ricerca e allo sviluppo di nuovi prodotti, stanziando risorse negli investimenti quali:

- Pneumatronica;
- Nuovo compressore a 2 o 4 cilindri senza lubrificazione, quindi quasi senza necessità di manutenzione;
- Inverter per il controllo della velocità del motore del compressore e quindi della portata d'aria, in funzione delle necessità dell'impianto;
- Essiccatoi integrati "MISTRAL" con colonne orizzontali estraibili, elettronica e diagnostica integrate e valvole di nuova tecnologia;
- Telediagnosi basata su GSM-GSMR-GPS-GALILEO che permette di verificare da terra, lo stato degli equipaggiamenti di bordo e quindi di gestire intere flotte, programmando gli interventi di manutenzione;
- Elettronica Gemini 2, modernizzazione di Gemini e reso intercambiabile mediante l'utilizzo di nuovi processori "cold-fire" [14].

## 2.3 Il gruppo Hitachi

Hitachi è un gruppo giapponese, con sede a Tokyo, attivo da oltre un secolo nel campo della Social Innovation, con interessi in diversi settori, tra cui elettronica, elettrotecnica, macchine movimento terra, costruzioni ferroviarie e reattori nucleari. I suoi diversi business sono dislocati in tutto il mondo e creano valore non solo economico ma anche sociale, in quanto Hitachi contribuisce allo sviluppo di una società sostenibile.

Oggi opera in tutto il mondo con oltre 300.000 dipendenti, con un fatturato globale di circa 80 miliardi di euro, di cui il 3,5% è destinato agli investimenti per la Ricerca e Sviluppo (Fig.2.1)



Figura 2.1: Presenza Gruppo Hitachi nel mondo [15]

La società viene fondata nel 1910 dall'ingegnere elettrico Namihei Odaira nella Prefettura di Ibaraki. Inizialmente la produzione si incentra sui motori elettrici ad induzione, successivamente, nel 1918, le attività si estendono ad altri settori, tra cui le costruzioni ferroviarie.

Durante la Seconda Guerra Mondiale, Hitachi viene convertita alla produzione bellica e per questa ragione i suoi impianti vengono bombardati dagli Alleati.

Alla fine della guerra, l'azienda viene autorizzata a riaprire le sedi produttive soltanto dopo tre anni di trattative.

Nel 1959 Hitachi si espande negli Stati Uniti fondando Hitachi America Ltd e nel 1982 anche in Europa con Hitachi Europe Ltd. Negli anni successivi, Hitachi Europe Ltd si espande in vari settori meccanici, diventando così una realtà multi-business (Fig. 2.2).

Infatti, la strategia del gruppo è da sempre quella di espandere il proprio business subentrando nelle attività locali di particolare interesse economico. In Europa attualmente sono circa centotrenta le società appartenenti al gruppo Hitachi Europa Ltd [16].

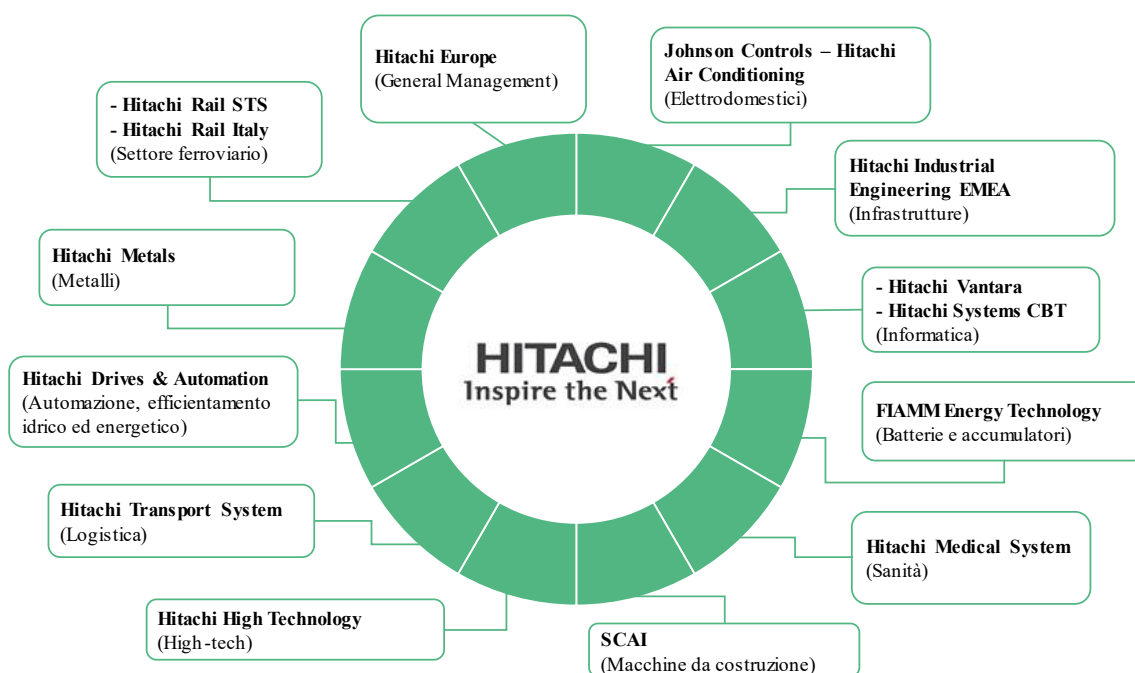


Figura 2.2: settori di applicazione Gruppo Hitachi

Hitachi Europe Ltd ha sede legale a Maidenhead nel Regno Unito e opera in ventuno paesi tra Europa e Africa, concentrandosi principalmente sui settori: IT, energia, industria, mobilità e Smart Life. Il suo fatturato nell'esercizio dell'anno fiscale 2020 è di 7,689 miliardi di euro [17].

### 2.3.1 Mission, Vision and Values

La mission che si impone Hitachi è quella di dare un contributo attivo alla società attraverso lo sviluppo sostenibile di tecnologie e di prodotti innovativi di alta qualità.

Per rendere possibile una continua evoluzione, per soddisfare le sempre più complesse esigenze della società e per ispirare i mercati globali, Hitachi può contare sia sul proprio team sia sull'esperienza acquisita durante gli anni.

La vision di Hitachi si basa sul concetto di Social Innovation, attraverso la quale vi è una convergenza di tecnologie, prodotti e modelli business, capaci di portare reali cambiamenti positivi nelle società, creando valore condiviso. Questo è reso possibile grazie ad una stretta collaborazione tra Hitachi e le sue compagnie Partner che condividono gli stessi obiettivi, avendo un chiaro focus sulla sostenibilità, sulla società e sulla crescita [18].

La Vision di Hitachi non può che basarsi sulla sua Mission e suoi valori che tramanda da oltre un secolo (Fig. 2.3).

I suoi valori si basano su concetti di origine giapponese, ovvero [19]:

- Wu (armonia), intesa come rispetto che va portato ai colleghi, ai clienti, ai fornitori e agli stakeholder;
- Makoto (sincerità), nel senso di integrità in modo da dimostrare trasparenza e lealtà ed ottenere così una buona reputazione;
- Kaitakusha – Seishin (spirito pionieristico), ambizione e ricerca di nuove sfide per far fronte alle esigenze in continua evoluzione.

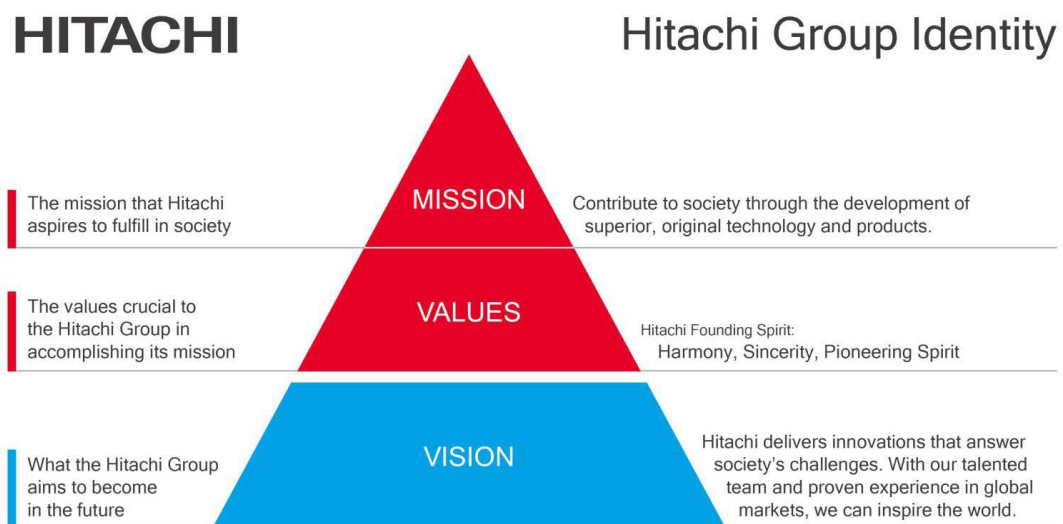


Figura 2.3: Identità gruppo Hitachi [18]

Un altro concetto giapponese, promosso e condiviso all'interno della società nei confronti di tutto il gruppo, è il Kaizen “miglioramento continuo”, inteso come rinnovamento da perseguirsi con perseveranza giorno dopo giorno.

La peculiarità di Hitachi è quella di combinare l'Operation Technology (OT) e l'Information Technology (IT) per la creazione di valore attraverso la trasformazione digitale (Fig. 2.4).

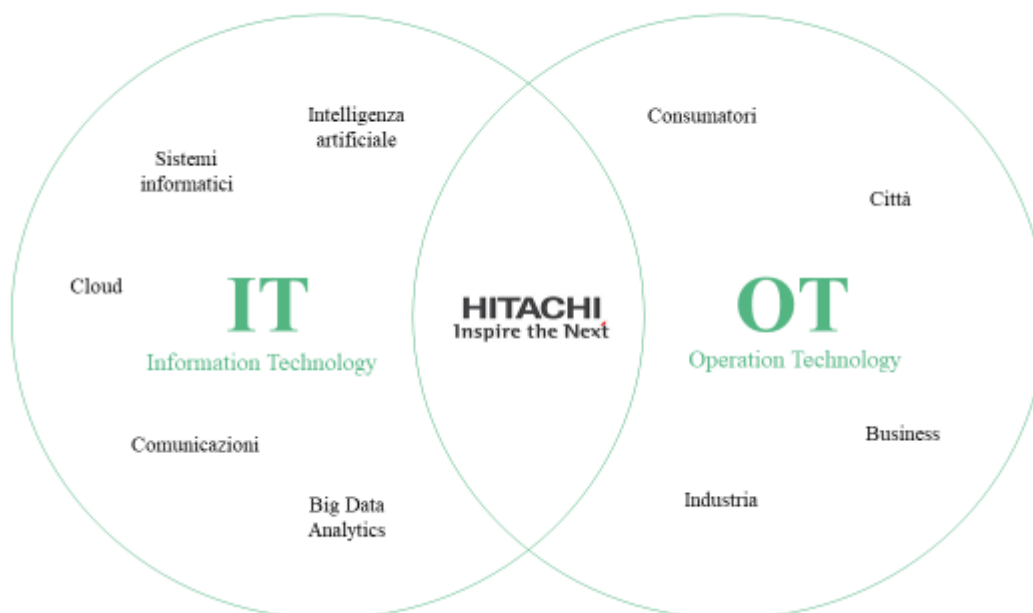


Figura 2.4: Sinergia tra Information ed Operation Technology

Hitachi si pone, dunque, sul mercato globale come un'enorme multinazionale il cui scopo ultimo non è quello di conquistare una fetta di mercato sempre più grande con il solo obiettivo di generare profitto per i suoi shareholder, ma quello di integrarsi con le società locali, condividerne il know-how e creare valore nei confronti di tutti gli stakeholder [20].

### 2.3.2 Obiettivi e sostenibilità

Le soluzioni di mobilità, che Hitachi Rail offre ai propri clienti, sono progettate e realizzate sia per contrastare il cambiamento climatico sia per fornire un'opzione di trasporto sicura e affidabile a sostegno della crescente urbanizzazione.

L'obiettivo è quello di rendere i servizi di mobilità più accessibili al fine di migliorare l'esperienza dei passeggeri e ridurre al minimo l'impatto ambientale. Infatti, Hitachi sta lavorando per raggiungere i propri target in termini di riduzione di emissione di CO<sub>2</sub>; si prospetta un meno 50% entro il 2030 e un meno 80% entro il 2050. In qualità di azienda leader nel settore, Hitachi si pone come promotore dei trasporti ferroviari, che rappresentano la migliore alternativa costi/benefici rispetto alle automobili e agli aerei, in funzione di impatto ambientale e capacità di trasporto sulle tratte a medio e lungo raggio [21].

Attualmente per ridurre le emissioni ferroviarie, sono attivi diversi progetti che hanno lo scopo

di produrre treni a emissione zero che sfruttano la nuova applicazione tecnologica basata sull'utilizzo di batterie a bordo.

I principi su cui Hitachi basa la sua strategia di gestione delle emissioni di carbonio sono i seguenti:

- Approccio globale, per aumentare l'impegno all'interno di tutti gli uffici e siti produttivi;
- Obiettivi a lungo termine ragionevoli e realizzabili, per definire una visione chiara e realistica delle misure da adottare;
- Sostegno allo sviluppo di tecnologie green avanzate.

Infatti, il motto Hitachi è “Think Responsibly, Act Sustainably”, cioè pensare in modo responsabile ed agire in modo sostenibile. Questa filosofia manageriale è il punto chiave di tutte le soluzioni sviluppate per i clienti, dalla progettazione alla consegna dei prodotti.

Hitachi è molto attenta alla parte di eco-sostenibilità dei progetti che vengono sviluppati, al fine di rispettare quelle che sono le normative richieste dalla legge e dai clienti; tuttavia, mette in costante discussione gli standard della società stessa per promuovere innovazione e cambiamento.

Alcune di queste normative sono:

- Analisi del regolamento REACH (Registration, Evaluation and Authorization of Chemicals), valido all'interno dell'Unione Europea per quanto riguarda la restrizione di sostanze chimiche (lista SVHC “Substances of Very High Concern”);
- Analisi della riutilizzabilità e della riciclabilità dei materiali;
- Analisi della LCA (Life Cycle Assessment), cioè l'analisi del ciclo vita dei prodotti per valutare l'impatto ambientale dei materiali e dei processi. Questa valutazione si basa sui requisiti legislativi applicabili e sulle norme UNI ISO 14040.

Le considerazioni di impatto ambientale, per quanto riguarda la progettazione ecocompatibile, devono essere incluse nel flusso dei progetti e fanno riferimento ad alcune di queste valutazioni:

- Rispettare la norma DS/EN ISO 14001 per quanto riguarda il sistema di gestione ambientale;

- Considerare le questioni ambientali quando si prendono decisioni e includerle nelle caratteristiche del progetto;
- Adottare standard ambientali elevati e, se possibile, migliorarli nel corso del progetto;
- Utilizzare materie prime ed energia in modo efficiente;
- Tutelare i valori ambientali;
- Ridurre l'impatto ambientale.

### 2.3.3 Hitachi in Italia

Hitachi Europe Ltd per entrare nel settore ferroviario italiano, ha individuato le società: AnsaldoBreda e Ansaldo STS.

AnsaldoBreda è costituita nel 2001 dal gruppo Finmeccanica dalla fusione di Ansaldo Trasporti e Breda Costruzioni Ferroviarie ed opera nel settore della costruzione di veicoli ferroviari.

Nel 2015 Hitachi Europe Ltd crea la nuova società Hitachi Rail Italy S.p.A. con l'obiettivo di rilevare e rilanciare AnsaldoBreda, principale società italiana nel settore Rolling Stock.

L'accordo prevede l'acquisizione totale di AnsaldoBreda e il 40% di Ansaldo STS (quota detenuta da Finmeccanica) [22].

Nello specifico nel 2015 Finmeccanica vende l'intera quota di AnsaldoBreda a Hitachi Rail Italy S.p.A. e la sua quota di maggioranza di Ansaldo STS, pari al 40,066% del capitale sociale, alla società giapponese Hitachi Rail Italy Investments S.r.l.. L'anno successivo la quota detenuta è pari al 50,77%. Nel 2019 Hitachi Rail Italy Investments S.r.l. detiene l'intero capitale sociale di Ansaldo STS e ne sancisce l'uscita dalla Borsa Italiana.

*“Tokyo, Giappone, 22 gennaio, 2019 – Hitachi, Ltd. (TSE:6501, “Hitachi”) ha reso noto che Hitachi Rail Italy Investments S.r.l., società interamente (e indirettamente) detenuta da Hitachi, Ltd., verrà a detenere, in data 25 gennaio 2019, il 99.156% del capitale sociale di Ansaldo STS S.p.A. ed eserciterà il diritto di acquistare tutte le restanti azioni in circolazione, al prezzo di Euro 12.70 per azione. Ansaldo STS S.p.A. diverrà interamente partecipata da Hitachi e le sue azioni saranno revocate dalla quotazione presso Borsa Italiana a partire dal 30 gennaio 2019, successivamente al pagamento del prezzo per le azioni residue in circolazione.” [23].*

Dal primo aprile 2019 Ansaldo STS diventa così parte integrante del gruppo giapponese, assumendo il nuovo nome di Hitachi Rail STS. Questo passaggio di proprietà, che comporta l'integrazione e la condivisione delle diverse soluzioni tecnologiche dei due gruppi, favorisce la competitività sul mercato mondiale e la crescita economica del nuovo gruppo.

Il primo aprile 2021, Hitachi Rail Italy S.p.A. viene incorporata da Hitachi Rail STS per ragioni strategiche e competitive. La nuova società così creata mantiene il nome Hitachi Rail STS e vengono delineate tre linee principali di business [24]:

- Signalling and Turnkey (S&T), ex Hitachi Rail STS;
- Rolling Stock, ex Hitachi Rail Italy S.p.A.;
- Service and Maintenance.

## 2.4 Servizi offerti da Hitachi Rail STS (S&T)

La linea di business Signalling and Turnkey (S&T) è attiva nel settore dell'alta tecnologia per il trasporto ferroviario e metropolitano, in particolare nella realizzazione e gestione di sistemi e servizi di segnalamento e supervisione del traffico ferroviario [15].

L'azienda fornisce servizi completi per i sistemi di segnalamento e trasporto nelle seguenti aree:

- ferrovia ad alta velocità;
- linee principali e merci;
- trasporto di massa e metropolitana leggera;
- interblocco basato su computer;
- pianificazione, supervisione e controllo del traffico;
- componentistica;
- supervisione del funzionamento e manutenzione.



In base alle esigenze del committente e della tipologia della commessa, la linea di business S&T può operare nel segmento dei Sistemi di Trasporto Ferroviari e Urbani, fornendo differenti soluzioni:

- Turnkey “chiavi in mano”, dove ricopre il ruolo di General Contractor che si occupa in toto della realizzazione e gestione del progetto.
- Sistemi di Trasporto Integrati con propri prodotti di Segnalamento, fornendo o sistemi autonomi che comprendono sia la parte hardware sia software o le sole competenze ingegneristiche dei propri operatori di sistema e di integrazione tecnologica.

La divisione S&T può offrire e svolgere per i propri clienti le seguenti attività: progettazione, costruzione, collaudo, messa in servizio, ingegneria di sistema, integrazione di sistema, gestione di progetti, esercizio, manutenzione e finanziamento di progetti di linee complete ad alta velocità o di uno qualsiasi dei loro sottosistemi.

S&T fornisce servizi completi alle grandi reti ferroviarie di Italia, India, Francia e Stati Uniti. In Europa, l'azienda è fondamentale per l'adeguamento al sistema europeo di gestione del traffico ferroviario European Rail Traffic Management System (ERTMS), che porta all'interoperabilità delle reti tra i diversi paesi. Le specifiche del ERTMS sono definite dall'Agenzia ferroviaria europea [25].

Le principali linee di business della società in questo settore sono:

- funzionamento e controllo del traffico;
- aggiornamento ERTMS
- sistemi e apparecchiature di segnalamento lungo i binari (esempio EuroBalise);
- sistemi di interblocco computerizzati per singole stazioni principali o di tipo multistazione per linee;
- automazione di bordo e apparecchiature vitali;
- sistemi di supporto operativo;
- controllo del treno basato sulle comunicazioni;
- servizio e manutenzione.

### 2.4.1 Principali Plant S&T

Hitachi Rail STS (S&T) possiede stabilimenti operativi ed amministrativi situati in Italia, Francia e Stati Uniti.

In Italia:

- Hitachi Rail STS (Office) – via Paolo Mantovani 3-5, 16151, Genova (GE)
- Hitachi Rail STS (Office) – via Volvera 50, 10045, Piovascote (TO)
- Hitachi Rail STS (Office) – via Argine 425, 80147, Napoli (NA)
- Hitachi Rail STS (Manufacturing Plant) – Tito Scalo Zona Industriale, 85050, Tito (PZ)

In Francia:

- Hitachi Rail STS – France (Office) – 4 Avenue du Canada, 91978, Courtaboeuf Cedex
- Hitachi Rail STS – France (Manufacturing Plant) – Centre Industriel de Riom Z.A. 32 Avenue Georges Gershwin, 63200, Riom

Negli Stati Uniti:

- Hitachi Rail STS – USA (Office) – 1000 Technology Drive, 15219, Pittsburgh (PA)
- Hitachi Rail STS – USA (Manufacturing Plant) – 645 Russell Street, 29006, Batesburg-Leesville (SC)

In Australia, Asia e Sud America sono presenti ulteriori stabilimenti.

## 2.5 Competitor

I principali competitor di Hitachi Rail STS in Italia sono:

- Alstom Ferroviaria S.p.A., gruppo industriale francese, che si occupa della realizzazione di infrastrutture ferroviarie, materiale rotabile e di segnalamento. Alstom ha solide radici anche in Italia ed è riconosciuto come uno dei leader del settore sul mercato italiano, con 10 siti sul territorio e più di 3.500 dipendenti [26].

- Siemens S.p.A., multinazionale tedesca, che opera nei settori delle tecnologie, della mobilità e dei servizi. Per quanto riguarda l'industria ferroviaria si occupa della realizzazione di [27]:
  - veicoli ferroviari e metropolitani;
  - componenti e apparecchiature per veicoli ferroviari;
  - sistemi e impianti di alimentazione;
  - sistemi di segnalamento e automazione del traffico ferroviario;
  - sistemi di informazione e ausiliari.
- Bombardier è un'azienda canadese attiva nel settore aerospaziale e ferroviario. Nel 2002 Bombardier ha trasferito il ramo trasporti da Montréal a Berlino. Questa mossa ha rafforzato la sua capacità di servire l'Europa, il più grande mercato ferroviario del mondo. Nel 2020 Bombardier ha annunciato la vendita di Bombardier Transportation ad Alstom, un'operazione che chiude un capitolo della sua storia [28].

## 2.6 Prodotto scelto

Hitachi Rail STS si occupa, dalla progettazione alla realizzazione, di componenti e prodotti nel campo della sicurezza, a bordo treno e a terra.

Il gruppo tratta prodotti molto sofisticati, sia dal punto di vista tecnologico sia realizzativo, ai quali spesso vengono apportate piccole modifiche al fine di soddisfare appieno le esigenze di progetto richieste dal cliente. Per questo motivo per ogni tipologia di prodotto finito, le quantità vendute in un anno sono ridotte perché il valore sei servizi offerti non risiede nelle quantità vendute, ma nella affidabilità e performance tecnologiche delle stesse. In sostanza, anche se esistono alcune decine di famiglie di macro prodotti, esistono un'infinità di personalizzazioni dovute all'adeguamento tecnologico e alle richieste dei clienti, quindi generare previsioni risulta molto complesso.

Tuttavia, Tiziana Fissore, Head of Global Categories – Plant Material & Services, ha ritenuto che potesse essere utile provare a sviluppare un modello matematico che studiasse i dati storici del prodotto EuroBalise, P/N FM9129300100, “SMC Standard EuroBalise” (Fig 2.5).

Questo prodotto fa parte della famiglia delle Balise, prodotte e vendute dal gruppo, e può essere installata su tutti i sistemi ferroviari europei poiché rispetta gli standard di sicurezza e tecnologia

del European Rail Traffic Management System (ERTMS), da cui deriva il nome “Euro”.

La sua larga applicazione, che prevede una fornitura sia legata ai progetti sia di ambito prettamente commerciale, permette di avere uno storico da poter analizzare al fine di realizzare un modello matematico che ne provi a descrivere l’andamento nel futuro.

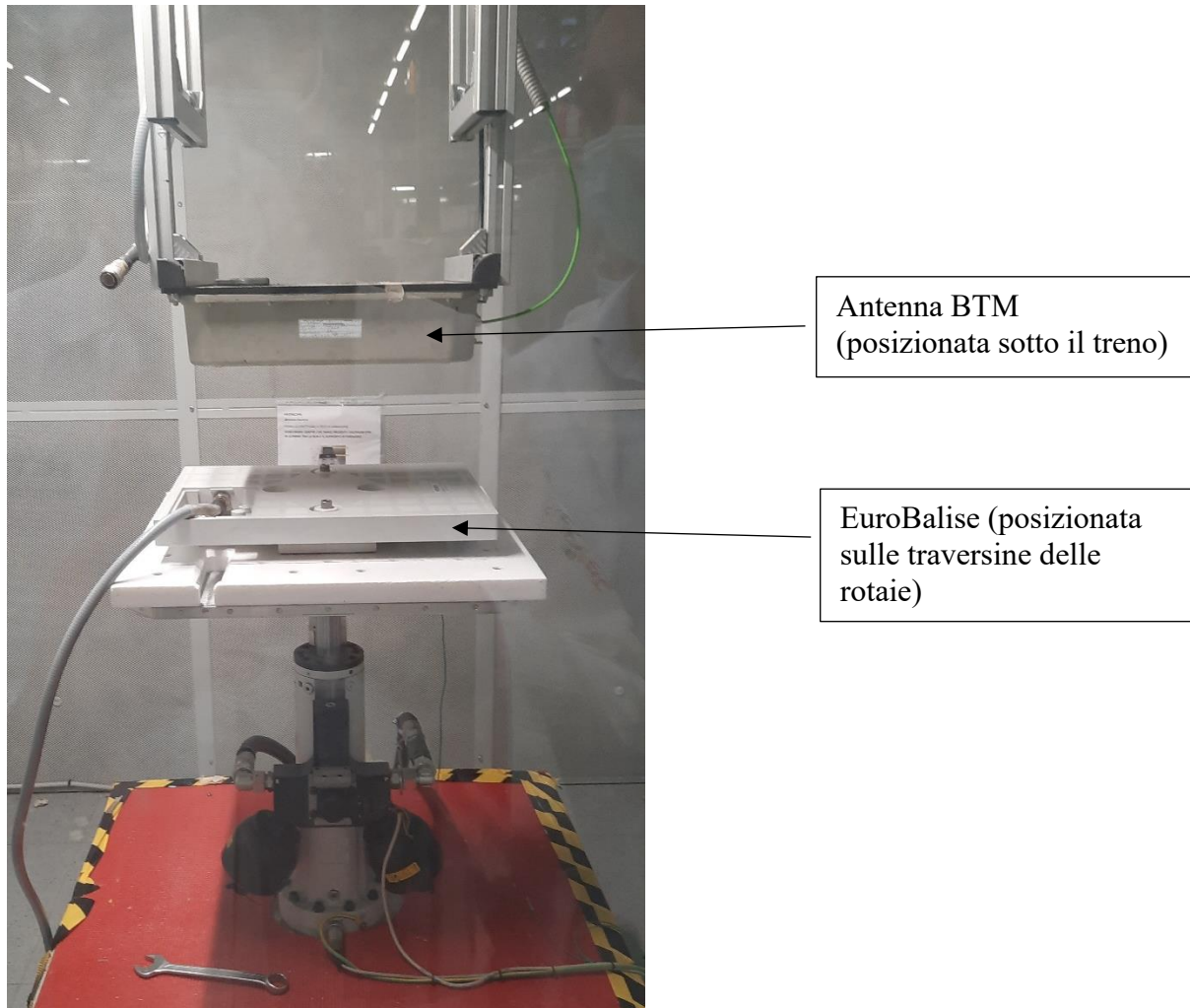


Figura 2.5: Test finale di collaudo sul prodotto finito, Stabilimento produttivo di Tito Scalo

### 2.6.1 Descrizione del prodotto

In generale, il prodotto Balise è un transponder posizionato tra le rotaie della ferrovia e fa parte del sistema complesso di protezione automatica del treno (PAT). Si tratta di un dispositivo di trasmissione passivo, in quanto non alimentato, in grado di inviare telegrammi (insieme di stringhe fisse o variabili) al sottosistema di bordo al passaggio del treno che sono stati salvati in fase di configurazione.

Il dispositivo che comunica con la Balise è l'antenna BTM installata sotto il treno. Questa è in tensione e, al passaggio del treno, attraverso un campo magnetico genera una corrente indotta nella Balise che, quindi alimentata, invia il telegramma (Up-link). L'antenna riceve il messaggio e lo comunica al computer di bordo (ELO) che lo elabora e lo invia in visualizzazione sul cruscotto (DMI) al macchinista (Fig. 2.6) [29].



Figura 2.6: Rappresentazione schematica sottosistema di bordo e terra Hitachi Rail STS

Quindi la EuroBalise è il sistema europeo per la trasmissione di informazioni fondamentali per la sicurezza tra le apparecchiature di terra e il treno.

Il sistema è in grado di funzionare in maniera affidabile fino alla velocità di 500 km/h.

Il prodotto EuroBalise, P/N FM9129300100, “SMC Standard EuroBalise” presenta la seguente BOM (Fig.2.7):

P/N	DESCRIZIONE
FM9129300100	Smc Standard Eurobalise
B73E.000001	Assieme Sportello Boa Eurobalise In Smc
FM9129201102A	Assieme Scheda Boaf
FM9129002300	Kit Componenti Guscio Boa
FM9129002400	Kit Assemblaggio Boa
4346.000064	Conn. Circ. Pan. M 10 Vie Nero Con Tappo
7902.000001	Resina Silicon. Bicomponente Gelificante
5020.000007	Piedino In Gomma Antivibrante

Figura 2.7: Bill of material (BOM) EuroBalise FM9129300100 [30]

## 2.6.2 Tipologie di Balise

Le Balise possono essere di due tipologie:

- 'Fixed Data Balise,' o 'Fixed Balise' con telegramma fisso per la trasmissione di informazioni comuni a tutti i treni (ad esempio: posizione, velocità di linea e grado di prestazione, rallentamento o altre segnalazioni);
- 'Transparent Data Balise', "Controllable Balise" con telegramma variabile, per la trasmissione di informazioni ad hoc in base al treno ricevente o al dispositivo che le genera. Il telegramma variabile può essere generato da diversi dispositivi (ad esempio semafori, passaggi a livello, segnali, ecc.), esso viene elaborato e comunicato alle Balise, mediante cablaggi. In alternativa esistono dispositivi trasmettenti senza fili (a radiofrequenza) per comunicare il telegramma alle Balise (esempio in presenza di cartelli lavori in corso).

Le Balise solitamente sono installate a coppie per stabilire la direzione di marcia del treno.

Nel caso in cui ci si trovi nella necessità di voler trasmettere telegrammi con un numero di digit superiore alla lunghezza massima della stringa, che può essere salvata su di una singola Balise, se ne possono installare fino a otto in serie.

I principali gruppi che producono le Balise sono: Alstom, Hitachi Rail STS, Bombardier, Invensys, Siemens, Sigma-Digitek, Thales.

## Capitolo 3 Descrizione del processo interno

La Supply Chain è un processo di alto livello, attraverso il quale, l'organizzazione progetta, pianifica, esegue, controlla e monitora i flussi a valore aggiunto a monte e a valle di materiali, beni finali e relative informazioni tra fornitori, azienda e clienti. Questo, al fine di garantire la disponibilità di una rete di fornitura a supporto delle attività esecutive, compresa la gestione dell'obsolescenza dei prodotti.

Nel 2007 “The Council of SCM Professionals”, per chiarire meglio il ruolo del Supply Chain Management, lo definisce come l’attore che “comprende la pianificazione e la gestione di tutte le attività coinvolte nella ricerca, nella fornitura, nella conversione e nella gestione delle attività logistiche. Include, inoltre, la coordinazione, l’integrazione e la collaborazione con i partner della supply chain, che possono essere fornitori, intermediari, fornitori di servizi, e clienti. In poche parole, la SCM integra e coordina la supply chain e la gestione dei rapporti tra i vari attori della Supply Chain stessa”.

Nello specifico la Supply Chain si compone di nove attività, che sono nell’ordine:

- marketing;
- rapporti con i fornitori;
- approvvigionamenti;
- gestione e stoccaggio delle scorte delle materie prime;
- produzione;
- gestione e stoccaggio dei prodotti finiti;
- gestione degli ordini di acquisto;
- gestione delle consegne;
- logistica di restituzione dei resi.

La Supply Chain pone, al centro dell’intera gestione, il cliente, che si trova a ricoprire un ruolo di fondamentale importanza, poiché viene coinvolto sia nella fase di definizione del progetto iniziale sia nello stato avanzamento lavori sia nella fase conclusiva della commessa. Lo scopo primario del Supply Chain Management è controllare le prestazioni e migliorare l’efficienza, per ottimizzare il livello di servizio reso al cliente finale, razionalizzando i costi operativi e il capitale impegnato. La Supply Chain diventa, quindi, uno dei driver fondamentali su cui possono puntare le organizzazioni per aumentare la loro competitività e la soddisfazione del



cliente: oggi il Supply Chain Management è parte integrante del successo di un'azienda. La gestione efficiente della catena di approvvigionamento consente alle aziende di ridurre il time to make, diminuire i prezzi dei prodotti e assicurare una differenziazione rispetto ai competitor. Tutto questo, anche, grazie all'avvento di Internet, che permette di migliorare il servizio nei confronti del cliente, aumentare la velocità di comunicazione, ridurre i costi di processo e assicurare una maggiore flessibilità aziendale. In particolare, Internet ha reso strategico il Supply Chain Management, rendendo più facili e immediate la coordinazione, l'integrazione e la comunicazione tra i membri che operano lungo la catena di distribuzione.

Tutto questo si traduce, in pratica, in una più precisa previsione della domanda, che permette di comprendere le esigenze dei consumatori; in una pianificazione della domanda puntuale, per realizzare piani di azione attendibili e precisi e ridurre il numero di resi; in un processo di trattamento degli ordini ottimizzato; in una migliore previsione della capacità produttiva, ottimizzando l'uso degli impianti; in una pianificazione più precisa dell'utilizzo delle materie prime; in una più efficace integrazione tra domanda e fornitura e tra produzione, logistica e marketing.

### 3.1 Il processo interno: S&T Supply Chain Management

Il processo interno che illustra il flusso delle informazioni, azioni e materiali, tangibili ed intangibili, è rappresentato dal diagramma, contenuto nella procedura interna aziendale PRD\_086 [31]. Gli attori coinvolti sono:

- “Customer”, potenziale cliente;
- “Supply Planning”, Pianificazione Centrale;
- “Procurement”, Ufficio Acquisti;
- “Manufacturing”, Plant Produttivo;
- “Supplier”, fornitore presente nell'albo fornitori;
- “Logistics”, ente logistico.

Il Customer, sottoscrivendo specifici contratti di fornitura che possono generare progetti più o meno complessi, attiva il Supply Planning (Fig. 3.1).

Il Supply Planning espone il progetto, andando ad individuare i materiali che devono essere



comprati (definiti internamente BUY) e i materiali che, invece, vengono prodotti internamente (definiti internamente MAKE).

A questo scopo crea due diverse tipologie di ordini:

- nel caso di materiali BUY, richieste di acquisto (RDA) per il Procurement;
- nel caso di materiali MAKE, ordini di trasferimento (OTRA) per il Manufacturing, ad esempio le EuroBalise (prodotto analizzato).

Il prodotto oggetto di studio, infatti, presenta una BOM (Bill of Material) composta da componenti BUY, ma, essendo assemblata dal Manufacturing, diventa un prodotto MAKE.

Il Manufacturing, quindi, è attivato dal ricevimento degli OTRA che sono un vero e proprio input produttivo. Nello specifico, questi ordini vengono presi in carico dalla Pianificazione della Fabbrica che, a sua volta, espone le BOM dei MAKE e crea richieste di acquisto (RDA) dei componenti BUY, trasmettendole all'Ufficio Acquisti.

Per quanto riguarda i prodotti MAKE, quindi, la Pianificazione Centrale gestisce il prodotto finito, non i componenti. Questo compito spetta alla fabbrica. L'Ufficio Acquisti, di conseguenza, gestisce le RDA che provengono sia dalla Pianificazione Centrale sia dalla Pianificazione della Fabbrica.

Il primo obiettivo, fissato dall'Ufficio Acquisti, è stato quello di prevedere la domanda dei componenti con più alto valore economico della BOM (Fig. 2.7) nei confronti dei fornitori.

Quindi, dopo aver eseguito una ricerca sul sistema gestionale SAP, si sono individuati due componenti significativi della EuroBalise: il connettore e il guscio.

Tuttavia, considerato il processo interno che riguarda i prodotti MAKE, non è stato possibile e, non sarebbe stato neanche corretto, usare i dati storici relativi ai singoli componenti. Questo, perché le richieste di acquisto dei componenti di un prodotto MAKE non vengono direttamente trasmesse all'Ufficio Acquisti dalla Pianificazione Centrale, ma dalla Pianificazione della Fabbrica. Infatti, quest'ultima ripianifica sia l'acquisto dei componenti dei prodotti MAKE sia la consegna dei materiali, in modo da ottimizzare la gestione interna dello stabilimento produttivo.

Per questo motivo, si è deciso di fare una previsione del prodotto finito, anziché dei suoi singoli componenti, utilizzando come dati in input gli OTRA, le cui date di creazione sono correlate direttamente con i fabbisogni dei progetti, nonché con le date di consegna ai clienti.

Tale scelta risulta essere ottimale anche in termini di risultati, poiché consente di fare previsione di tutti i componenti all'interno dell'EuroBalise.

I fornitori ricevono in input gli ordini di acquisto (ODA) dal Procurement e generano come output i prodotti. In aggiunta alla consegna dei prodotti richiesti, danno informazioni circa il livello di obsolescenza dei prodotti generalmente forniti.

Queste informazioni sono valutate dall'Obsolescence Management che, dopo aver eseguito delle verifiche sul prodotto segnalato, stabilisce il livello di criticità che esso rappresenta per l'azienda. Se non sono presenti componenti alternativi, si fa una stima sulla quantità futura necessaria e viene inviata la richiesta di fare un ordine detto "last time buy" al Procurement.

Questa azione serve per assicurarsi un numero sufficiente di componenti per continuare a fornire il prodotto che lo contiene e, contemporaneamente, permettere all'ingegneria di trovare una soluzione alternativa che sia Form Fit Function (FFF).

I prodotti BUY, in base alle condizioni di resa, arrivano nello stabilimento produttivo dove vengono verificati, assemblati e collaudati o in un magazzino, in attesa di essere inviati nel cantiere.

L'ente logistico si occupa di movimentare il materiale che, eventualmente, è già presente a magazzino, soddisfacendo il fabbisogno dello stabilimento produttivo. Con il supporto del Supply Planning genera il Logistic Plan che viene presentato al cliente e riporta l'organizzazione dei flussi dei materiali.

La logistica si interfaccia con l'Ufficio Acquisti, nel caso in cui sia necessario sollecitare un fornitore ad inviare la documentazione trade, necessaria per poter movimentare il materiale (dichiarazione del paese di origine, codice doganale, dichiarazione di libera esportazione, classificazione beni duali).

Il Manufacturing può interfacciarsi direttamente con il Procurement, nel caso in cui il materiale abbia dei ritardi nella consegna e sia necessario l'intervento dell'Ufficio Acquisti per sensibilizzare il fornitore.

Il Supplier si interfaccia con il Procurement, durante la fase di richiesta di offerta, invio dell'offerta, ulteriori informazioni tecniche e ricezione dell'ordine.

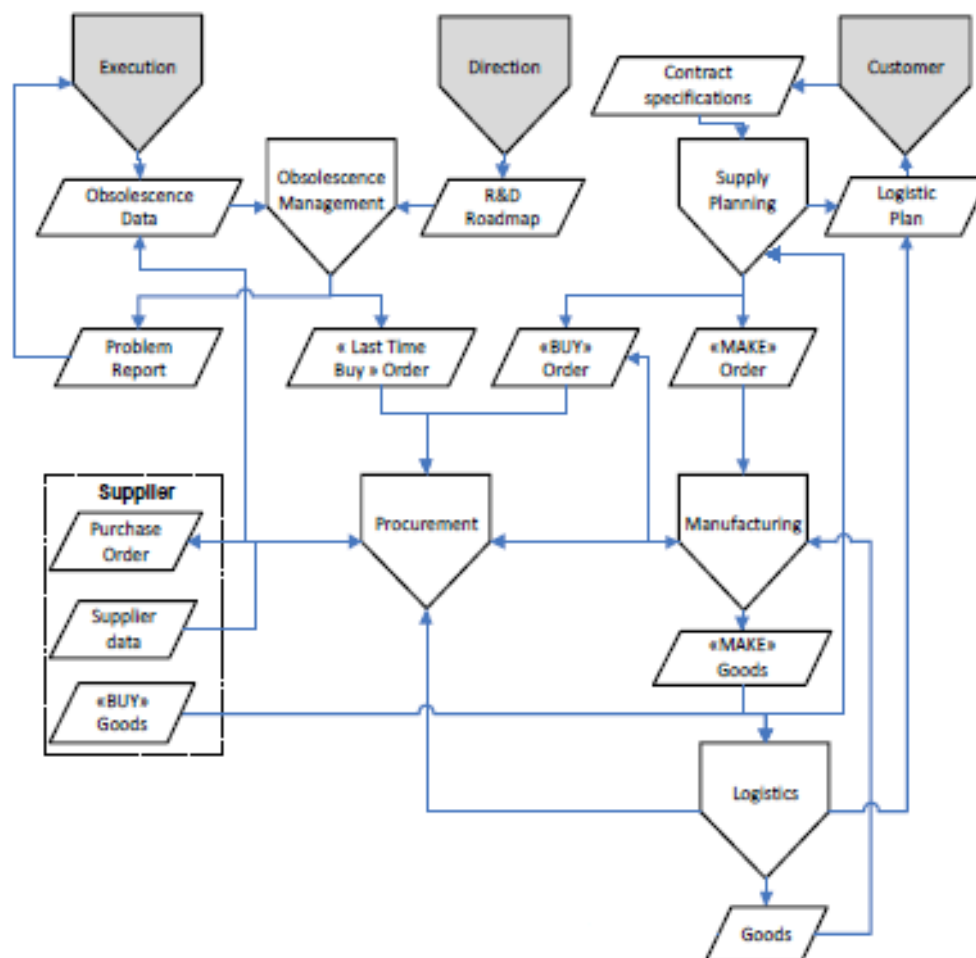


Figura 3.1: Diagramma di processo generale PRD\_086\_00-02 [31]

Nei prossimi paragrafi, per chiarire ulteriormente le attività svolte dagli attori, sono spiegati, nello specifico, i processi del Supply Planning, Procurement e Manufacturing.

### 3.1.1 Supply Chain Planning

Lo scopo del Supply Chain Planning è quello di garantire che tutte le esigenze del progetto siano pianificate in base ai tempi di consegna previsti, consentendo in tal modo una gestione efficiente della catena di fornitura, in conformità sia con i requisiti specifici del progetto sia con gli obiettivi strategici di Hitachi Rail STS.

Il processo di pianificazione della fornitura viene eseguito durante l'intero ciclo di vita dell'offerta e del progetto ed è applicabile a tutti i progetti e a tutte le offerte relativi ai sistemi ferroviari, di trasporto di massa e merci.

Le attività del Supply Planner (SP) sono descritte nella procedura interna PRD\_015 (Fig. 3.2).

Il Proposal Manager ricopre il ruolo di responsabile dei vari SP.

Nel dettaglio, il ruolo che svolge il Supply Planner si divide in due macro-attività: Bidding e Project Management.

### 3.1.1.1 Bidding

È la fase in cui si deve presentare un'offerta per una gara di appalto (Fig. 3.2). Essa può essere schematizzata nel modo seguente:

- SP\_01 – Configurazione delle attività di offerta del Supply Planner. In base alla complessità tecnica e ai rischi associati all'offerta, all'interno del Bidding Team, è presente un pianificatore di approvvigionamento (SP) dedicato, come rappresentante della catena di approvvigionamento. È responsabilità di SP richiedere la partecipazione al kick-off meeting del relativo rappresentante del Procurement.
- SP\_02 – Definizione strategia MAKE or BUY / Procurement. In coordinamento con il Proposal Manager, sulla base delle informazioni tecniche e dei dati forniti dal Bidding Team, SP ha il compito di definire la strategia MAKE-or-BUY e di approvvigionamento per i beni BUY.
- SP\_03 – Valutazione costi Make and Buy. I costi esterni dei prodotti Make and Buy vengono stimati tramite identificazione dei costi presenti a sistema SAP (MAKE) e richiesta di offerta (BUY). Questa analisi ha l'obiettivo di garantire una stima efficiente dei costi, coerentemente con i requisiti tecnici.
- SP\_04 – Stima dei costi del Supply Planning e della Logistica interna. Il SP fornisce al Proposal Manager la valutazione delle ore e di altri costi (ad es. personale locale, trasferte di breve e lungo periodo, costi specifici del sito) relativi alle risorse della pianificazione e della logistica.

### 3.1.1.2 Project Management

È la fase di gestione di un progetto in corso (Fig. 3.2), essa può essere riassunta nel modo seguente:

- SP\_05 – Configurazione delle attività di progetto del Supply Planner. Quando un contratto è siglato e accettato dal cliente, si assegna un SP che diventa parte del Project Team. Il SP, quindi, partecipa alla riunione di avvio del progetto organizzata dal PM (Project Manager), raccoglie i documenti contrattuali e i documenti di gara relativi al progetto. Dopo di che identifica le criticità, i rischi e le opportunità e definisce la strategia di fornitura (in accordo con il Procurement ed il Manufacturing).  
Il SP inizia la fase di monitoraggio e il coordinamento delle attività con il supporto di alcuni strumenti informatici. (Piano logistico, Programma principale di produzione “MPS”, ecc.).
- SP\_06 – Avvio della produzione/acquisto. In accordo con la pianificazione del progetto e sulla base delle BOM, il SP avvia la produzione, generando OTRA e attiva il processo di acquisto creando RDA in linea con la strategia di fornitura, precedentemente individuata.
- SP\_07 – Monitoraggio ed expediting. Una volta generate le RDA e gli OTRA, il SP è regolarmente in contatto con l'Ufficio Acquisti, con i fornitori (per il monitoraggio delle consegne) e con la produzione. Le criticità, che possono compromettere la consegna del progetto, sono prontamente identificate e condivise all'interno del team di progetto al fine di identificarle e di compiere azioni correttive.
- SP\_08 – Consegna dei Package/Servizi e Materiali. Il SP verifica la disponibilità della merce e attiva la procedura di spedizione, in coordinamento con il reparto Logistico. In caso di subappalto/package/servizi, il SP verifica lo stato avanzamento dell'attività con il fornitore che se ne occupa.

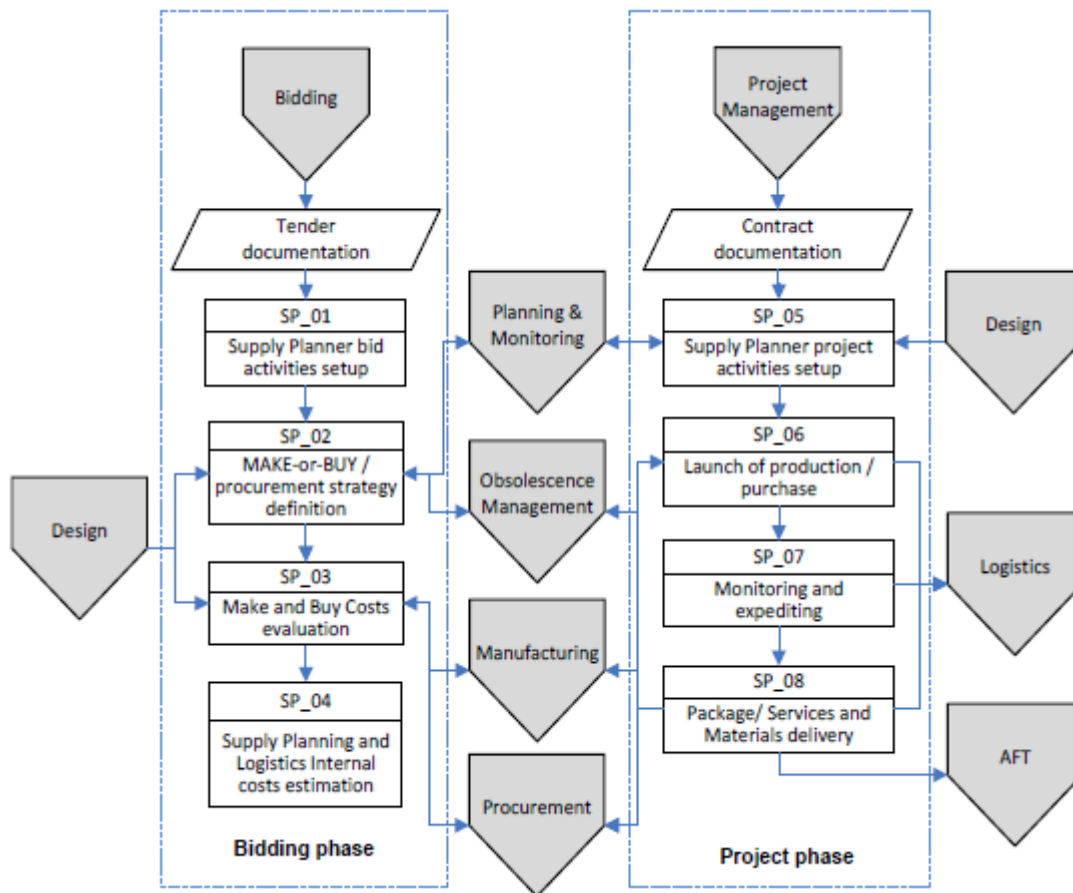


Figura 3.2: Diagramma di processo Supply Chain Planning PRD\_015\_03-01 [31]

### 3.1.2 Procurement

L'obiettivo del Procurement è quello di acquistare materiali/servizi/packages per soddisfare tutte le esigenze aziendali. Inoltre, svolge tutte le attività relative alla: selezione, qualificazione e gestione dei fornitori, negoziazione dei preventivi e delle offerte e gestione dei contratti. In particolare, segue la gestione operativa delle Richieste di Acquisto (RDA) e degli Ordini di Acquisto (ODA), fino al ricevimento degli articoli richiesti, soggetti a controllo da parte dell'incoming. Questi ultimi possono essere accettati o rifiutati: se gli articoli vengono accettati, la fattura del fornitore viene autorizzata al pagamento. Il processo può essere rappresentato tramite i seguenti punti (Fig. 3.2):

- PRO\_01 – Gestione del processo di approvvigionamento. Durante la fase di offerta, così come, durante l'esecuzione del progetto, viene messo in atto un processo strutturato di sourcing per selezionare il fornitore più adatto in termini di qualità, costi e tempi di consegna.

- PRO\_02 – Gestione Richieste di Acquisto. Le richieste aziendali di beni/servizi vengono formalizzate mediante l'emissione di RDA. Queste devono riportare i requisiti, le aspettative, la pianificazione, la quantità e il costo degli articoli da acquistare.
- PRO\_03 – Gestione Richiesta di Offerta (RDO). In base ai requisiti, alle specifiche e alla strategia di quotazione e negoziazione per gli articoli in oggetto (es. rischio, criticità, importo del volume, impatti a medio-lungo termine), vengono inviate RDO ai fornitori, ritenuti idonei, al fine di ottenere la migliore soluzione tecnico/economica e soddisfare le esigenze aziendali. Le quotazioni ricevute possono essere ulteriormente negoziate con i fornitori prima di selezionare la soluzione ottimale.
- PRO\_04 – Qualificazione del Fornitore. I fornitori, idonei ad essere utilizzati per l'approvvigionamento, sono qualificati, cioè inseriti a sistema, dopo aver valutato diversi fattori (qualità, servizio, innovazione, conformità nei confronti delle normative, ecc.). Si può qualificare un nuovo fornitore, inserendolo nel Database Fornitori STS, quando i fornitori già presenti non soddisfano i requisiti richiesti e/o sia necessario aumentare la concorrenza tra quelli disponibili.
- PRO\_05 – Gestione degli Ordini di Acquisto. Una volta definiti i fabbisogni aziendali di beni/servizi e conclusa la fase di negoziazione, vengono emessi ordini di acquisto (ODA).
- PRO\_06 – Accettazione e ricezione della merce. Le merci ricevute dai Fornitori vengono ispezionate presso le sedi STS (uffici o cantieri) o presso quelle del Fornitore, secondo le indicazioni della specifica di progetto. La merce viene fatta entrare dentro Hitachi Rail STS soltanto se l'esito della verifica è positivo.
- PRO\_07 – Gestione Service Entry Sheet. Per quanto riguarda gli ordini di servizi, si riceve un foglio riassuntivo che viene verificato. Al completamento del servizio, viene autorizzato il fornitore a fatturare, in conformità con il programma di pagamento concordato e con l'importo specificato nell'ordine di acquisto.
- PRO\_08 – Gestione Fornitori. Le prestazioni dei Fornitori qualificati sono monitorate, al fine di garantire un livello qualitativo costante degli articoli acquistati. Sulla base di questa valutazione, possono essere richiesti miglioramenti qualitativi ai fornitori per essere mantenuti nel database. In casi estremi, questi possono essere esclusi o sospesi da nuovi ordini.

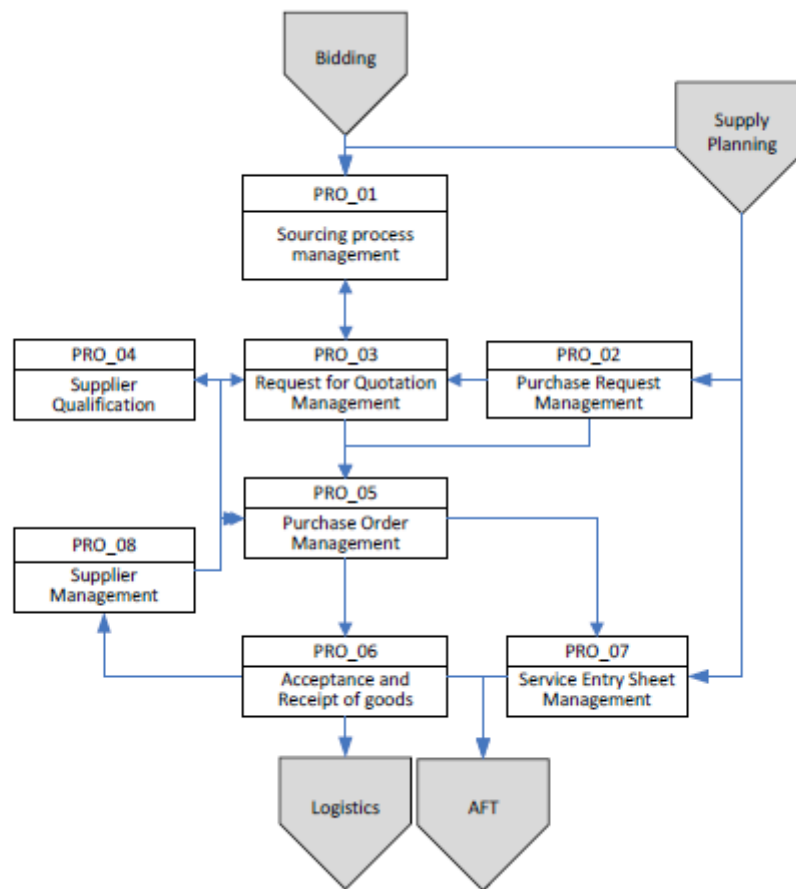


Figura 3.2: Diagramma di processo Procurement PRD\_016\_03-01 [31]

### 3.1.3 Manufacturing

Il Manufacturing si occupa, principalmente, della produzione dei prodotti MAKE e della riparazione di alcuni componenti, Di seguito sono riportate le attività che svolge (Fig. 3.3):

- M-01 - Definizione del processo di produzione di massa, dei tempi di consegna e del costo a sistema. Il Manufacturing si occupa di: analizzare la documentazione e i dati di progettazione del prodotto, richiedere le quotazioni per i materiali, di cui non è presente una valorizzazione a sistema, individuare i test necessari, le apparecchiature da utilizzare e gli strumenti di produzione e rilasciare le informazioni necessarie per la produzione del prodotto.
- M-02 - Miglioramento e validazione del processo di produzione di massa, dei tempi di consegna e dei costi. Il Manufacturing, per raggiungere questi obiettivi, lancia la produzione di un primo lotto per un certo articolo. Esegue alcune revisioni, al fine di



ottimizzare il processo produttivo e migliorare la documentazione del prodotto, per la produzione di massa.

- M-03 – Conferma di ricezione degli OTRA ed invio della Richiesta di Acquisto/Ordine di Lavoro. Il Manufacturing esegue una verifica interna sui prodotti ordinati tramite OTRA, analizza lo stock a magazzino ed il work in progress ed infine conferma la ricezione e presa in carico al SP. Crea le RDA del materiale mancante nei confronti del Procurement.
- M-04 - Prelievo materiale ed esecuzione Ordine di Lavoro. Il Manufacturing preleva il materiale (picking e kitting), esegue la fabbricazione/assemblaggio del prodotto ordinato, ispeziona con un test intermedio il prodotto, esegue il test di collaudo finale e registra i risultati dei test.
- M-05 – Monitoraggio dei tempi di consegna ed aggiornamento al SP.
- M-06 – Analisi dei prodotti difettosi, identificazione di eventuali componenti guasti e decisione circa la possibilità di riparazione all'interno stabilimento.
- M-07 – Invio del prodotto da riparare al fornitore. Se la garanzia è scaduta e non è attivo alcun contratto di manutenzione, invia un RDA di riparazione al Procurement e, infine, invia il prodotto in riparazione.
- M-08 – In alternativa, se possibile, riparazione del prodotto in sede con l'esecuzione di test per raccogliere informazioni sui guasti. Il Manufacturing smonta il prodotto, individua e sostituisce i componenti difettosi, lo rimonta ed esegue il test finale.
- M-09 - Rilascio prodotti finiti/riparati
- M-10 - Analisi dei dati ed identificazione di azioni di miglioramento del processo e del prodotto.

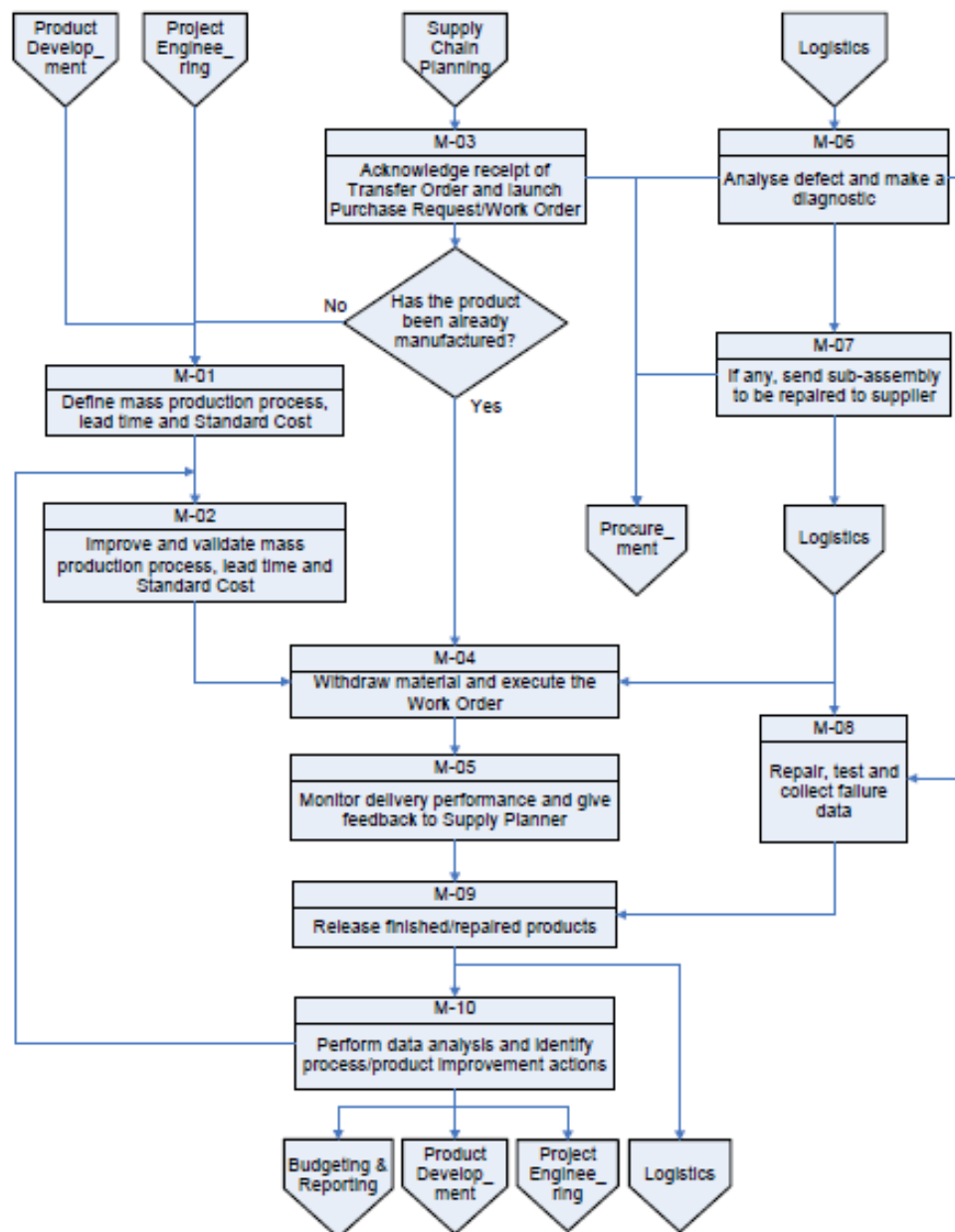


Figura 3.3: Diagramma di processo Manufacturing PRD\_017\_03-02 [31]

### 3.2 Approccio attuale della previsione della domanda

Hitachi Rail STS, come rappresentato nel diagramma di processo, PRD 086, lavora secondo sistemi di tipo Pull: Make to Order ed Engineer to Order. L’input che mette in moto il processo è dato dal cliente. Solitamente tramite la partecipazione ad una gara d’appalto. I prodotti, proposti dal gruppo, hanno delle parti comuni nelle varie commesse gestite; tuttavia, spesso, per esigenze di progetto sono customizzati ad hoc per il cliente.

Il problema principale è che i prodotti spesso vengono installati per aggiornare sistemi ferroviari

già esistenti, quindi devono essere adattati per poter comunicare con la parte di infrastruttura già esistente che il cliente non intende sostituire. Per questo motivo, fare previsione della domanda è un'attività molto complessa poiché il gruppo tratta: quantità molto basse con un alto valore economico e prodotti customizzati in base alle esigenze di progetto.

L'input al processo è dato dal cliente ed in seguito dalla Pianificazione Centrale che si interfaccia o direttamente con l'Ufficio Acquisti per i prodotti BUY o con il Manufacturing per i prodotti MAKE.

Le richieste di progetto, espresse dal cliente, talvolta, possono variare tra la fase di Bidding e la fase di realizzazione del processo, per questo motivo la Pianificazione Centrale è restia nel condividere con l'Ufficio Acquisti le quantità dei materiali che potrebbero dover essere acquistate. La Pianificazione Centrale di Hitachi Rail STS è molto ben strutturata, ha una visibilità completa su tutti i progetti in corso ed in fase di gara d'appalto, ma per evitare di incorrere in rischi, dovuti a cause esterne (es. modifiche volute dal cliente, cambio date di consegna, cancellazione parte di progetto, modifiche dovute all'infrastruttura già esistente, ecc.), non condivide la sua previsione sul futuro, poiché non è considerata affidabile al 100%. Per queste condizioni di incertezza, si è voluto provare a sviluppare un modello statistico che analizzasse i dati storici e fosse in grado di prevedere il fabbisogno del prodotto in questione.

### 3.3 Individuazione del modello matematico

Nel capitolo quattro si analizzano in modo approfondito le scelte fatte per individuare la curva di domanda. In questo capitolo, si valuta la serie storica della domanda con l'obiettivo di individuare il modello matematico scelto dopo aver valutato eventuali modelli alternativi (Fig. 3.4). Si è scelto di operare con modelli statistici qualitativi per avere un riscontro matematico e poterne valutare scientificamente la loro bontà.

I tre modelli che sono stati presi in considerazione, sulla base delle caratteristiche della domanda, sono: previsione Naïve [5][6], Single Exponential Smoothing [5][6][7] e ARIMA [32][33].

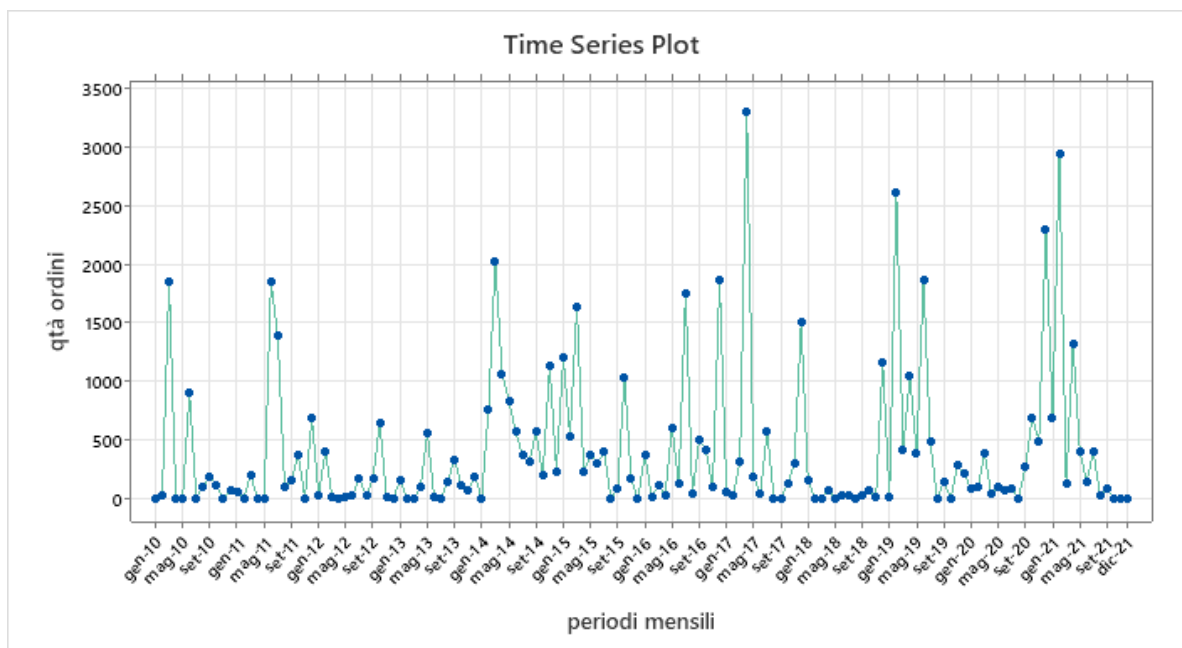


Figura 3.4: Rappresentazione Minitab serie storica su periodi mensili

### 3.3.1 Previsione Naïve

Consiste nell'assumere che i dati dell'anno  $t+1$  possano essere previsti imponendoli uguali ai dati dell'anno  $t$  (Fig. 3.5). Questo significa assumere che, nel futuro, la variabile si comporterà secondo la stessa legge che ha caratterizzato la serie storica nel periodo passato. Questo significa ipotizzare che, nell'orizzonte di previsione futura, la funzione di domanda avrà la stessa espressione che aveva nel passato. Questo tipo di previsione è stata presa in considerazione, poiché, sfruttando la statistica  $U$  di Theil, descritta nel capitolo uno, permette di valutare se un modello è migliore rispetto alla previsione Naïve. Nel capitolo quattro sarà applicata per valutare il modello di previsione scelto con la previsione Naïve.

Anni	Domanda Dt reale	Forecast dato modello previsionale Naïve	Scostamento
2016	5901	5929	-28
2017	6396	5901	495
2018	1548	6396	-4848
2019	7446	1548	5898
2020	4572	7446	-2874
2021	6113	4572	1541

Figura 3.5: Tabella riassuntiva previsione Naïve Microsoft Excel

Anni	2016	2017	2018	2019	2020	2021
Domanda (Dt)	5901	6396	1548	7446	4572	6113
Forecast previsto dal modello ARIMA Ft	5929	5901	6396	1548	7446	4572
Forecast Ft_corretto con alfa	5929	5901	6396	1548	7446	4572
Scostamento corretto	-28	495	-4848	5898	-2874	1541
Scostamento^2 (corretto)	784	245025	23503104	34786404	8259876	2374681
Scostamento (corretto) in valore assoluto	28	495	4848	5898	2874	1541
Scostamento corretto ass/Dt	0,0047	0,0774	3,1318	0,7921	0,6286	0,2521
Magazzino inizio anno	0	28	33	4881	33	2907
Eccesso acquisto inizio anno	28	0	4848	0	2874	0
Difetto acquisto inizio anno	0	495	0	5898	0	1541
Delta	0	-467	33	-1017	33	1366
Ordinare pz	0	500	0	1050	0	0
Magazzino fine anno / giacenze	28	33	4881	33	2907	1366

Figura 3.6: Tabella riassuntiva applicazione modello previsionale Naïve Microsoft Excel

La previsione Naïve non rappresenta bene la serie storica: gli scostamenti sono molto elevati e la somma delle giacenze nell'intero arco temporale è pari a 9248 pezzi.

Indicatore di Performance	valore	Unità di misura
ME	31	pz
RMSE	3395	pz
MAD	2614	pz

Figura 3.7: Indicatori di performance Microsoft Excel

Gli indicatori di performance più significativi in questo caso sono RMSE e MAD poiché a differenza del ME non sono soggetti alla compensazione dovuta al segno degli scostamenti e rappresentano meglio la bontà del modello. Se li paragoniamo con gli indicatori di performance dello scenario 2 (Fig. 4.25), con applicazione del modello ARMA (1,1) corretto con coefficiente moltiplicativo alfa illustrato nel capitolo quattro, sono molto più grandi e quindi il modello Naïve è statisticamente poco affidabile.

### 3.3.2 Single Exponential Smoothing

Il secondo metodo scelto per le sue caratteristiche è il Single Exponential Smoothing. Questo modello è adatto per studiare serie storiche prive di componenti stagionali e trend [1][7].

Si tratta di un particolare tipo di media mobile che, tuttavia, prevede una attenuazione esponenziale dei dati più lontani nel tempo. La soluzione, proposta da questo modello, è quella di utilizzare una media pesata tra l'ultima osservazione della domanda e l'ultima previsione calcolata. Questo metodo di previsione aggiorna le previsioni passate sulla base delle ultime osservazioni della domanda. Il modello matematico, per la sua formulazione, tende ad aumentare e diminuire la previsione quando i dati osservati al tempo  $t$  tendono ad aumentare o diminuire. In questo metodo di previsione il coefficiente alfa può assumere valori compresi tra 0 e 1. Alfa è un parametro che determina la reattività del modello.

Il valore di alfa assume i seguenti significati:

- 1, modello ipersensibile, la previsione diventa più reattiva;
- 0, modello insensibile, in pratica diventa una semplice media mobile.

Alfa determina il peso attribuito all'ultima osservazione della domanda e all'ultima previsione generata.

Se in fase di previsione, all'istante  $t-1$ , si è prevista una domanda  $D_{t-1}$ , ma la domanda reale successivamente si è rivelata essere  $d_{t-1}$ , allora si sarà commesso un errore pari a  $(d_{t-1} - D_{t-1})$ . Pertanto, la previsione successiva si effettuerà sommando all'ultima previsione,  $D_{t-1}$ , una quota correttiva dello scostamento data da  $\alpha(d_{t-1} - D_{t-1})$ .

Analiticamente, la domanda media stimata di un periodo futuro  $t$  viene espressa dalla funzione:

$$D_t = D_{t-1} + \alpha(d_{t-1} - D_{t-1})$$

dove:  $D_t$  è la previsione per il periodo  $t$ ,  $D_{t-1}$  la previsione effettuata per il precedente periodo,  $d_{t-1}$  è la domanda che si è verificata nel precedente periodo e  $\alpha$  è il coefficiente di attenuazione esponenziale (Smoothing Constant). Reiterando la precedente formula, si ottiene:

$$D_t = \alpha * d_{t-1} + \alpha * (1 - \alpha) * d_{t-2} + \alpha * (1 - \alpha)^2 * d_{t-3} + \dots + \alpha * (1 - \alpha)^{t-1} * d_0$$

dove:  $d_{t-1} \dots d_0$  rappresentano la domanda che si è verificata nei periodi precedenti.

È facile intuire che, al di là di un certo valore, il coefficiente alfa è così piccolo da diventare trascurabile.

Lo smorzamento esponenziale può essere visto come un metodo che tende a correggere gli errori commessi.

Nello specifico, quando si genera una previsione all'istante  $t$ , alla generica osservazione di domanda effettuata all'istante  $t-i$  viene attribuito un peso pari a  $\alpha * (1 - \alpha)^i$ , funzione decrescente di  $i$  [5].

Questa tecnica può essere efficacemente impiegata quando la domanda è stazionaria.

La serie, come dimostrato nel capitolo quattro (Fig. 4.6), è stazionaria: per questo motivo si è applicato il metodo sopra illustrato, come si può vedere in Appendice. Il modello descrive bene l'andamento dei dati con un coefficiente alfa pari a 0,3, tuttavia le previsioni per il futuro non sono per nulla attendibili. Il modello risulta essere affidabile, ma statisticamente irrilevante con un coefficiente alfa molto piccolo, pari a 0,02, poiché la funzione di previsione tende ad essere una semplice media mobile.

### 3.3.3 ARMA

Questo modello, concepito da Box e Jenkins nel 1976, prevede uno studio dei dati più complesso di quelli analizzati precedentemente e rappresenta un'opportunità per fare una previsione più accurata.

Il modello può fornire previsioni affidabili nel medio periodo, che è l'obiettivo dell'elaborato. La versione più complessa è l'AutoRegressive Integrated Moving Average (ARIMA), ma, come illustrato nel capitolo quattro, è sufficiente una versione semplificata detta AutoRegressive Moving Average (ARMA), poiché la serie è stazionaria. Come si può intuire dal nome il modello matematico è costituito da due parti distinte: una parte Autoregressiva (AR) e una parte a Media Mobile (MA):

- La parte di modello Autoregressiva è un particolare tipo di modello regressivo, che studia la variabile d'interesse in correlazione con suoi valori passati. Questa correlazione con i valori passati viene rappresentata graficamente nel correlogramma

PACF. Si trova sull'asse delle ascisse il lag, distanza temporale (nel caso di studio mesi) tra la variabile e gli istogrammi rappresentano quanto i dati studiati siano in correlazione tra di loro nei diversi lag temporali [34].

L'equazione matematica della parte AR è:

$$d_t = \beta_1 + \phi_1 d_{t-1} + \phi_2 d_{t-2} + \dots + \phi_p d_{t-p}$$

$\phi$  rappresenta i rispettivi pesi che hanno i dati nei diversi lag temporali che si possono vedere visivamente nel correlogramma PACF: più la correlazione tra i dati correnti e i dati con i vari lag è alta più il peso  $\phi$  è significativo. Per spiegare meglio il concetto prendiamo come esempio il correlogramma (Fig. 3.8) dove si vede una forte correlazione al lag 1 quindi il peso  $\phi_1$  sarà statisticamente significativo poiché l'istogramma relativo al lag supera di molto la banda di riferimento.

Il parametro  $p$  è chiamato "lag order" e rappresenta il numero di lag che si vuole considerare nel modello, il parametro  $p$  può essere stabilito osservando quanti lag sono statisticamente significativi. Nel caso riportato in figura, il lag significativo è il lag 1 quindi  $p$  si impone uguale a 1. I lag 2,3 e 4, poiché si trovano al limite della banda di significatività (righe rosse), potrebbero anche essere significativi. In fase di impostazione del parametro  $p$  sul Software Minitab, è necessario fare più prove, per vedere quale modello sia statisticamente più corretto, osservando il report proposto in output da Minitab dove si fa analisi degli errori residui.

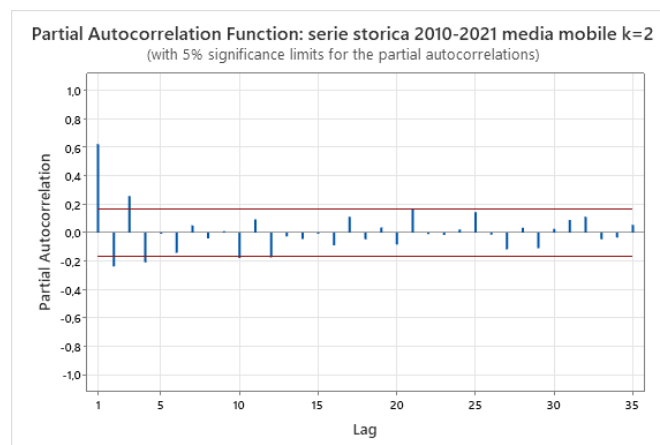


Figura 3.8: Esempio di correlogramma PACF Minitab



La parte di modello Moving Average (MA) lavora analizzando quanto si stia sbagliando nella previsione dei valori per i tempi precedenti in modo da stimare meglio il valore corrente. Fondamentalmente questo parte del modello ARMA tiene conto degli effetti che gli errori passati possono avere sulla previsione del valore corrente. Questa correlazione è rappresentata graficamente nel correlogramma ACF dove si trova sull'asse delle ascisse il lag, distanza temporale (nel caso di studio mesi) tra gli errori commessi, gli istogrammi rappresentano quanto i dati studiati siano in correlazione tra di loro nei diversi lag temporali [34]. L'equazione matematica della parte MA è:

$$d_t = \beta_2 + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t$$

Il termine  $\varepsilon$  rappresenta gli errori osservati ai rispettivi lag e i pesi  $\theta$  sono calcolati statisticamente in funzione delle correlazioni. Per spiegare meglio il concetto prendiamo come esempio il correlogramma di Figura 3.9 dove si vede una forte correlazione al lag 1 quindi il peso  $\theta_1$  sarà statisticamente significativo poiché l'istogramma relativo al lag 1 supera di molto la banda di riferimento.

Il parametro  $q$  rappresenta il numero di lag che si vuole considerare nel modello, il numero  $q$  si può stabilire osservando quanti lag sono statisticamente significativi. Nel caso riportato l'unico lag significativo è il lag 1 quindi  $q$  si impone uguale a uno. In fase di impostazione del parametro  $q$  sul Software Minitab è necessario fare più prove per vedere quale modello sia statisticamente più corretto osservando il report proposto in output da Minitab dove si fa analisi degli errori residui.

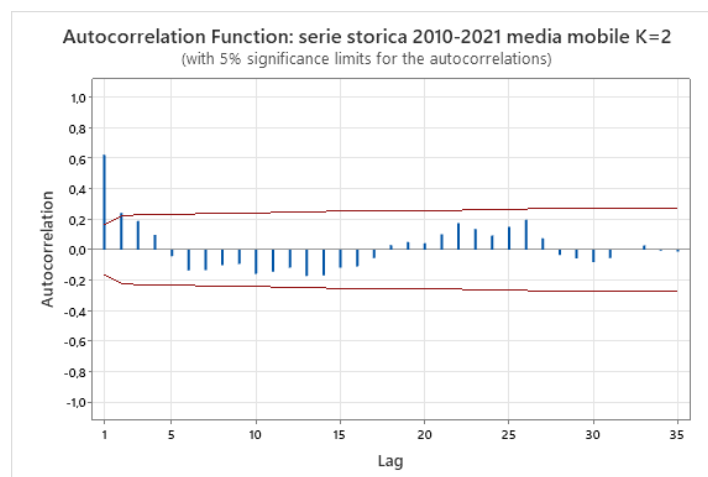


Figura 3.9: Esempio di correlogramma ACF Minitab

Dalla combinazione di queste due parti, nasce il modello matematico ARMA che, nello specifico, valuta la serie storica nel periodo attuale,  $d_t$ , attraverso una somma pesata di domande passate e di componenti casuali non prevedibili. In termini matematici:

$$d_t = (\beta_1 + \beta_2) + (\phi_1 d_{t-1} + \dots + \phi_p d_{t-p}) + (\theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t)$$

I correlogrammi ACF e PACF sono molto importanti per stabilire se i dati storici studiati possono essere descritti con un modello ARMA.

Nel capitolo quattro viene studiato il modello ARMA (1,1) la cui equazione matematica semplificata è:

$$d_t = \phi_1 d_{t-1} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1}$$

### 3.3.3.1 Processo White Noise

Il processo White Noise, Rumore Bianco, è una serie temporale stazionaria di dati puramente casuali. Questo tipo di serie numerica non può essere prevista con un modello ARMA poiché presenta dei correlogrammi ACF e PACF (Fig. 3.12) che sono statisticamente non significativi. Questo significa che i valori passati non dicono nulla sui valori futuri. Per verificare l'output di una serie White Noise si è deciso di realizzarne una con Microsoft Excel usando la formula  $= NORM.S.INV(RAND( ))$  [35] (Fig. 3.11).

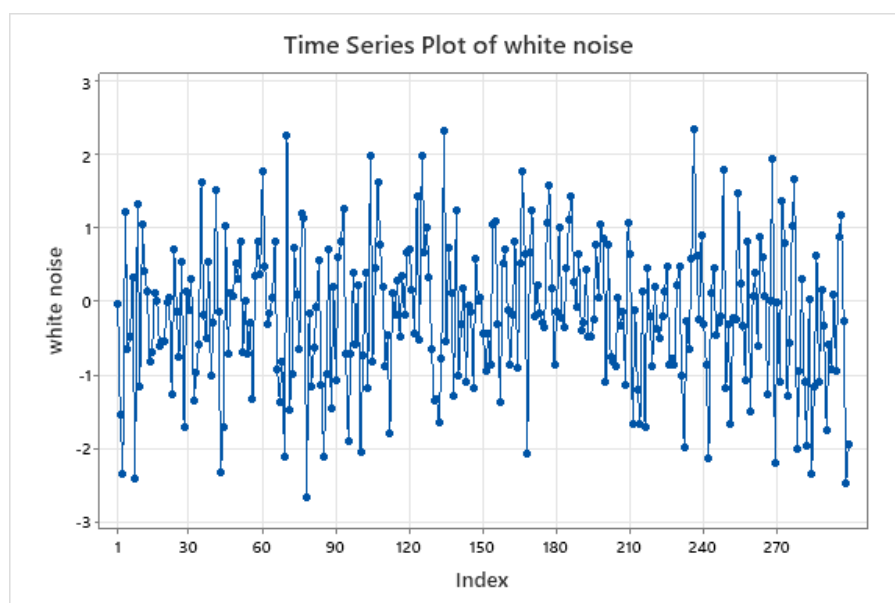


Figura 3.11: Esempio di analisi temporale White Noise Minitab

Come detto sopra, la particolarità di un processo White Noise è che i correlogrammi: AutoCorrelation Function (ACF) e Partial AutoCorrelation Function (PACF), utili per definire i parametri  $p$  e  $q$ , non sono statisticamente significativi. Infatti, graficamente, si può osservare che gli istogrammi, all'interno dei correlogrammi, sono contenuti tutti nelle bande di riferimento (Fig. 3.9).

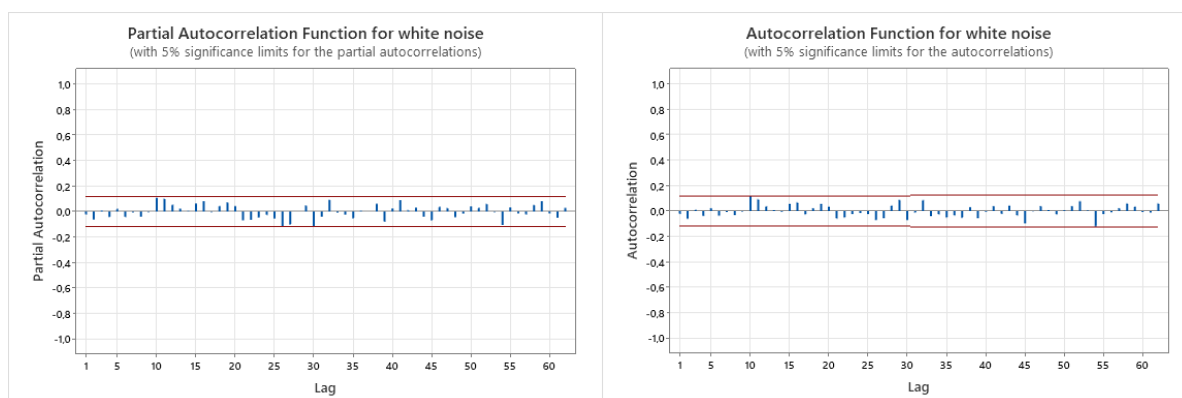


Figura 3.12: Correlogrammi PACF e ACF serie White Noise, Appendice

Se la serie storica studiata ha i correlogrammi ACF e PACF con le stesse caratteristiche di quelli riportati in Figura 3.12, non può essere studiata con un modello ARMA perché i dati non hanno informazioni statisticamente rilevanti per generare una previsione.

## Capitolo 4 Sviluppo di un modello di previsione della domanda

Considerando le analisi fatte nel capitolo tre, si è deciso di implementare il modello ARMA (1,1), come verrà illustrato nel seguente capitolo.

Si trattano i seguenti punti: ripreso l'obiettivo iniziale richiesto da Hitachi Rail STS, ovvero di realizzare un modello di previsione per i componenti del prodotto scelto, spiegato il motivo per cui è consigliabile fare previsione della domanda del prodotto completo EuroBalise (ordinata internamente dalla Pianificazione alla fabbrica), illustrate le assunzioni preliminari eseguite prima della scelta del modello, argomentato lo sviluppo del modello e la raccolta delle previsioni degli anni compresi tra il 2016 e il 2021, valutata la bontà del modello attraverso alcuni indicatori di performance, spiegata la decisione di ricorrere all'utilizzo di un coefficiente correttivo applicato per minimizzare MSE, studiati tre diversi scenari in modo da comprendere se il modello realizzato rispecchi la realtà, generata la previsione delle quantità per il 2022 ed infine riportati commenti positivi e l'approvazione del modello svolto da parte dell'azienda Hitachi Rail STS.

In conclusione, il modello scelto per fare la previsione dell'anno 2022 è ARMA (1,1) corretto con il coefficiente alfa. Questo ha un valore della statistica U di Theil pari a 0,51, valore che possiamo considerare più che soddisfacente, considerata la difficoltà nell'interpretare i dati storici.

### 4.1 Analisi dati storici dei componenti

In un primo momento si sono valutati i dati relativi agli ordini fatti dall'Ufficio Acquisti tra il 2010 e il 2021 riguardanti i componenti del prodotto padre EuroBalise. In particolare, è stato interrogato il sistema gestionale SAP in modo da estrarre i dati sui seguenti componenti: il connettore a vite (P/N 4346.000064) e il guscio EuroBalise (P/N FM9129002300). Dopo aver eliminato gli eventuali ordini cancellati e aver verificato la correttezza del database, sono stati ricavati i grafici (Fig. 4.1 e Fig. 4.2).

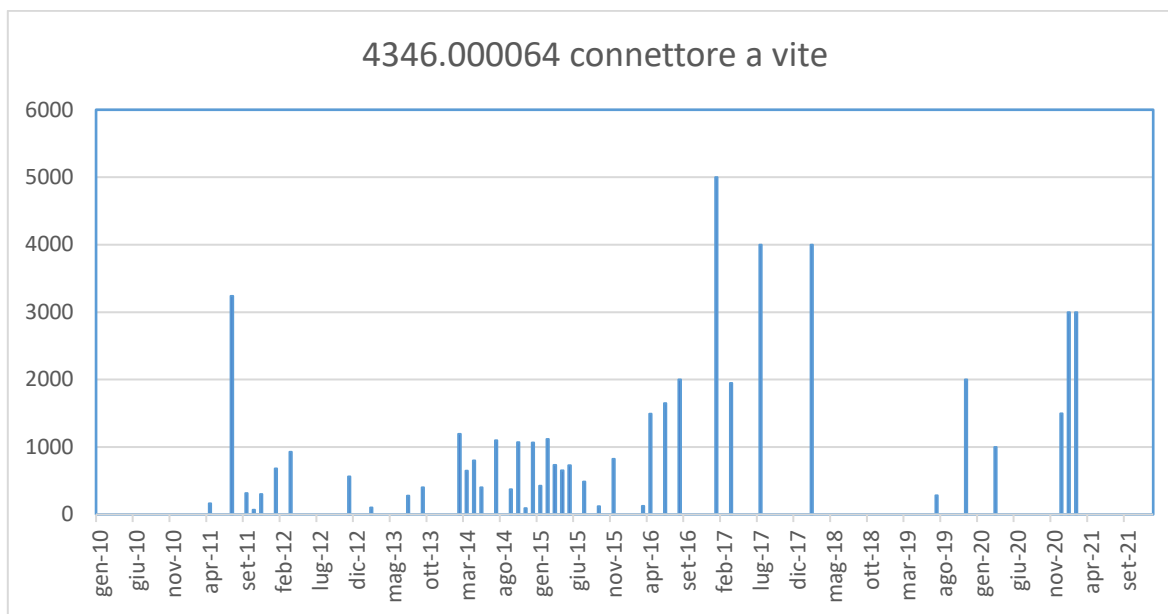


Figura 4.1: Quantità mensili componente acquistate 2010-2021 Ufficio Acquisti

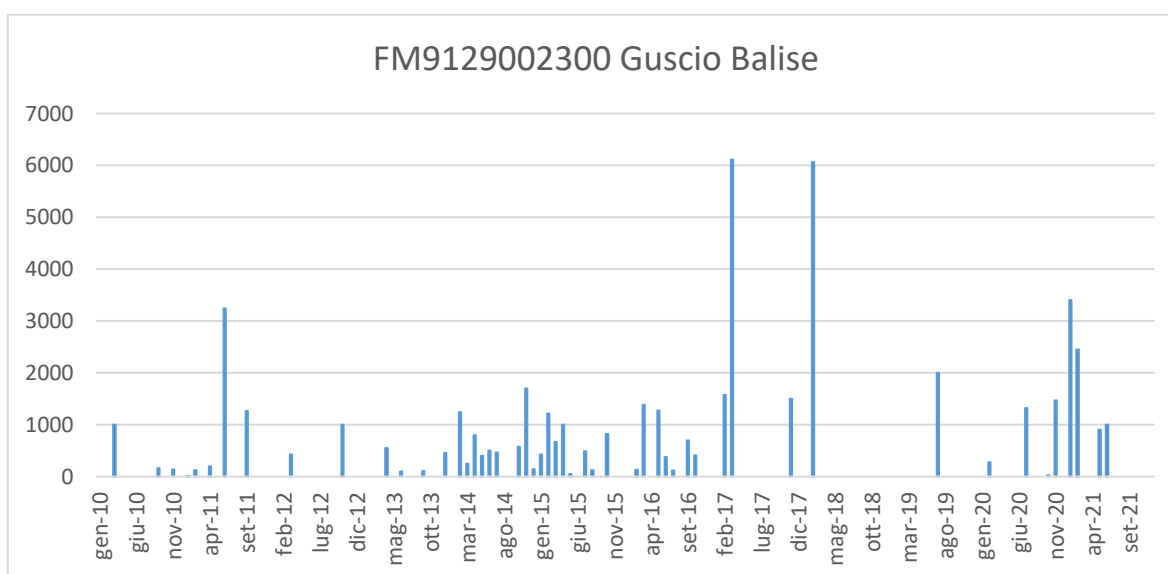


Figura 4.2: Quantità mensili componente acquistate 2010-2021 Ufficio Acquisti

Analizzandoli in maniera più approfondita, si può notare che le quantità dei componenti nell'intero arco temporale considerato sono correlate positivamente, pari al 98,08%, poiché vengono montati esclusivamente sul prodotto EuroBalise.

Il numero di osservazioni totali sull'arco temporale considerato 2010-2021 è di 82, pari al 2,73% dei giorni lavorativi totali (anno lavorativo considerato di 250 giorni). Per questa ragione si è deciso di raccogliere i dati su periodi mensili al fine di minimizzare la presenza di

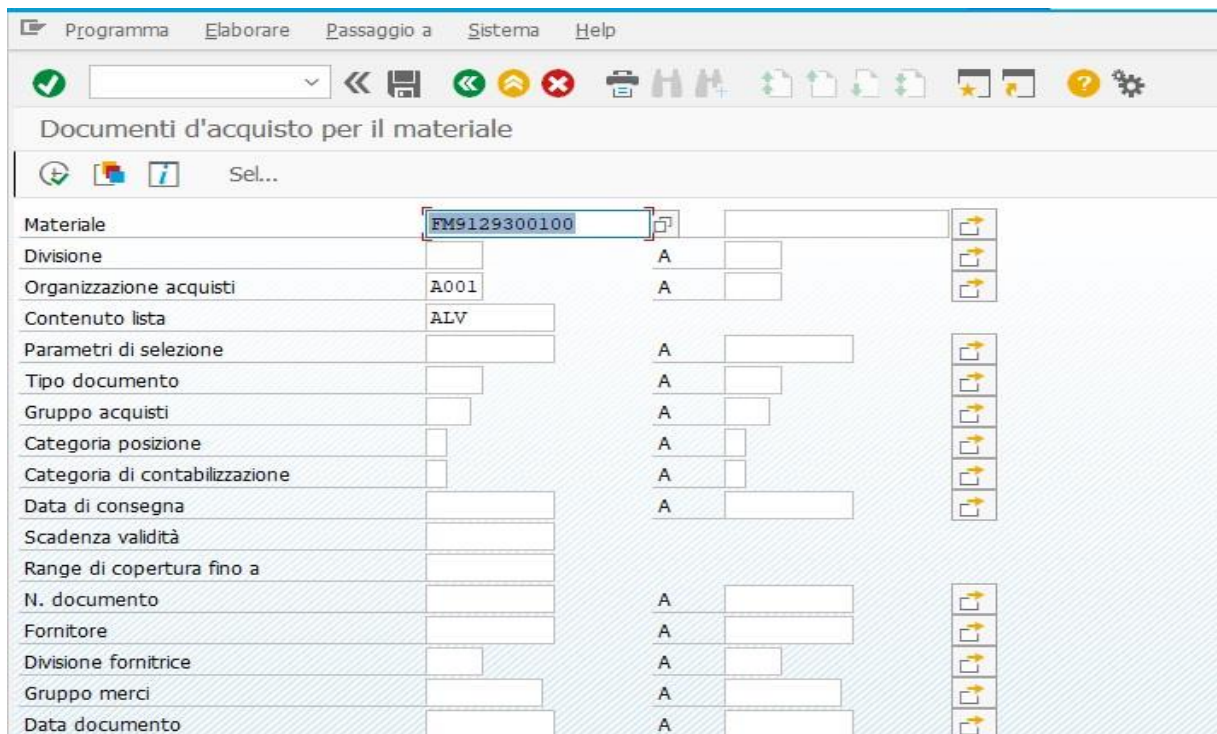
rilevazioni nulle, ovvero assenza di ordini.

Tuttavia, come emerge dai grafici a e b, la distribuzione dei dati non è uniforme, sono molto concentrati su alcuni mesi mentre su altri sono assenti. Inoltre, non è possibile individuare né una stagionalità né una ciclicità.

## 4.2 Analisi dati storici prodotto EuroBalise

Approfondendo i processi e le relazioni interne all'azienda, è risultato che le quantità dei componenti sopra analizzate, prima di essere rilasciate sotto forma di RDA all'Ufficio Acquisti, vengono processate dal sistema gestionale MRP e talvolta accorpate dalla Pianificazione della Fabbrica (Tito).

Per ovviare a questo problema si è deciso di utilizzare i dati relativi agli ordini interni del prodotto finito emessi dalla Pianificazione Centrale nei confronti dello stabilimento produttivo. È stata scelta la transazione ME2M "ordini d'acquisto per materiale" compilando i campi del sistema gestionale SAP (Fig. 4.3).



The screenshot shows the SAP ME2M transaction interface. The title bar reads "Documenti d'acquisto per il materiale". The main area contains a form with the following fields and values:

Materiale	FM9129300100		
Divisione		A	
Organizzazione acquisti	A001	A	
Contenuto lista	ALV		
Parametri di selezione		A	
Tipo documento		A	
Gruppo acquisti		A	
Categoria posizione		A	
Categoria di contabilizzazione		A	
Data di consegna		A	
Scadenza validità			
Range di copertura fino a			
N. documento		A	
Fornitore		A	
Divisione fornitrice		A	
Gruppo merci		A	
Data documento		A	

Figura 4.3: Schermata SAP ricerca prodotto

Il database così creato, dopo essere stato estratto e riportato su di un foglio di calcolo Microsoft Excel, è stato ripulito da eventuali ordini cancellati o inevasi classificati a sistema con la lettera “L” (Fig. 4.4).

Tipo	OrgA	I	GrA	Div.	Data doc.	Doc. acquisti	Pos.	Materiale	Testo breve	Gr. merci	Fornitore/divisione fornitrice	Quantità	UMO
OTRA	A001	IMB	ITAB		27.09.2021	1510031110	10	FM9129300100	BOA EUROBALISE STANDARD SMC	4MM	ITA0 STS ITALY-MANUFACTURING TITO	51	PZ
OTRA	A001	IMB	ITAB		24.09.2021	1510031104	10	FM9129300100	BOA EUROBALISE STANDARD SMC	4MM	ITA0 STS ITALY-MANUFACTURING TITO	62	PZ
OTRA	A001	IMB	ITAB		18.08.2021	1510031105	10	FM9129300100	BOA EUROBALISE STANDARD SMC	4MM	ITA0 STS ITALY-MANUFACTURING TITO	27	PZ
OTRA	A001	IMB	ITAB		13.09.2021	1510030987	10	FM9129300100	BOA EUROBALISE STANDARD SMC	4MM	ITA0 STS ITALY-MANUFACTURING TITO	60	PZ
OTRA	A001	IMB	ITAB		03.09.2021	1510030915	10	FM9129300100	BOA EUROBALISE STANDARD SMC	4MM	ITA0 STS ITALY-MANUFACTURING TITO	18	PZ
OINC	A001	FVT	FRA0		18.08.2021	1530002016	10	FM9129300100	SMC STANDARD EUROBALISE	4MM	140030 Hitachi Rail STS S.p.A.	18	PZ
OTRA	A001	IMB	ITAB		05.07.2021	1510030544	10	FM9129300100	BOA EUROBALISE STANDARD SMC	4MM	ITA0 STS ITALY-MANUFACTURING TITO	50	PZ
OTRA	A001	IMB	ITAB		01.07.2021	1510030533	10	FM9129300100	BOA EUROBALISE STANDARD SMC	4MM	ITA0 STS ITALY-MANUFACTURING TITO	350	PZ
OTRA	A001	IMB	ITAB		24.06.2021	1510030504	10	FM9129300100	BOA EUROBALISE STANDARD SMC	4MM	ITA0 STS ITALY-MANUFACTURING TITO	23	PZ
OTRA	A001	IMB	ITAB		10.06.2021	1510030431	10	FM9129300100	BOA EUROBALISE STANDARD SMC	4MM	ITA0 STS ITALY-MANUFACTURING TITO	30	PZ
OTRA	A001	IMB	ITAB			1510030433	10	FM9129300100	BOA EUROBALISE STANDARD SMC	4MM	ITA0 STS ITALY-MANUFACTURING TITO	12	PZ
OINC	A001	FVT	FRA0		08.06.2021	1530001920	10	FM9129300100	SMC STANDARD EUROBALISE	4MM	140030 Hitachi Rail STS S.p.A.	30	PZ
OTRA	A001	IMB	ITAB		04.06.2021	1510030408	10	FM9129300100	BOA EUROBALISE STANDARD SMC	4MM	ITA0 STS ITALY-MANUFACTURING TITO	44	PZ
OTRA	A001	IMB	ITAB		27.05.2021	1510030350	10	FM9129300100	BOA EUROBALISE STANDARD SMC	4MM	ITA0 STS ITALY-MANUFACTURING TITO	42	PZ
OTRA	A001	IMB	ITAB			1510030350	20	FM9129300100	BOA EUROBALISE STANDARD SMC	4MM	ITA0 STS ITALY-MANUFACTURING TITO	11	PZ
OTRA	A001	IMB	ITAB			1510030363	10	FM9129300100	BOA EUROBALISE STANDARD SMC	4MM	ITA0 STS ITALY-MANUFACTURING TITO	2	PZ
OTRA	A001	IMB	ITAB			1510030369	10	FM9129300100	BOA EUROBALISE STANDARD SMC	4MM	ITA0 STS ITALY-MANUFACTURING TITO	100	PZ
OTRA	A001	IMB	ITAB		17.05.2021	1510030314	10	FM9129300100	BOA EUROBALISE STANDARD SMC	4MM	ITA0 STS ITALY-MANUFACTURING TITO	50	PZ
OTRA	A001	IMB	ITAB		13.05.2021	1510030306	10	FM9129300100	BOA EUROBALISE STANDARD SMC	4MM	ITA0 STS ITALY-MANUFACTURING TITO	200	PZ
OTRA	A001	IMB	ITAB		22.04.2021	1510030188	10	FM9129300100	BOA EUROBALISE STANDARD SMC	4MM	ITA0 STS ITALY-MANUFACTURING TITO	500	PZ
OTRA	A001	L	IMB	ITAB	13.04.2021	1510030128	10	FM9129300100	BOA EUROBALISE STANDARD SMC	4MM	ITA0 STS ITALY-MANUFACTURING TITO	8	PZ

Figura 4.4: Database dati storici da ripulire

I dati sono stati successivamente raccolti su periodi mensili considerando come asse delle ascisse i mesi e delle ordinate la “Quantità” (Fig. 4.5).

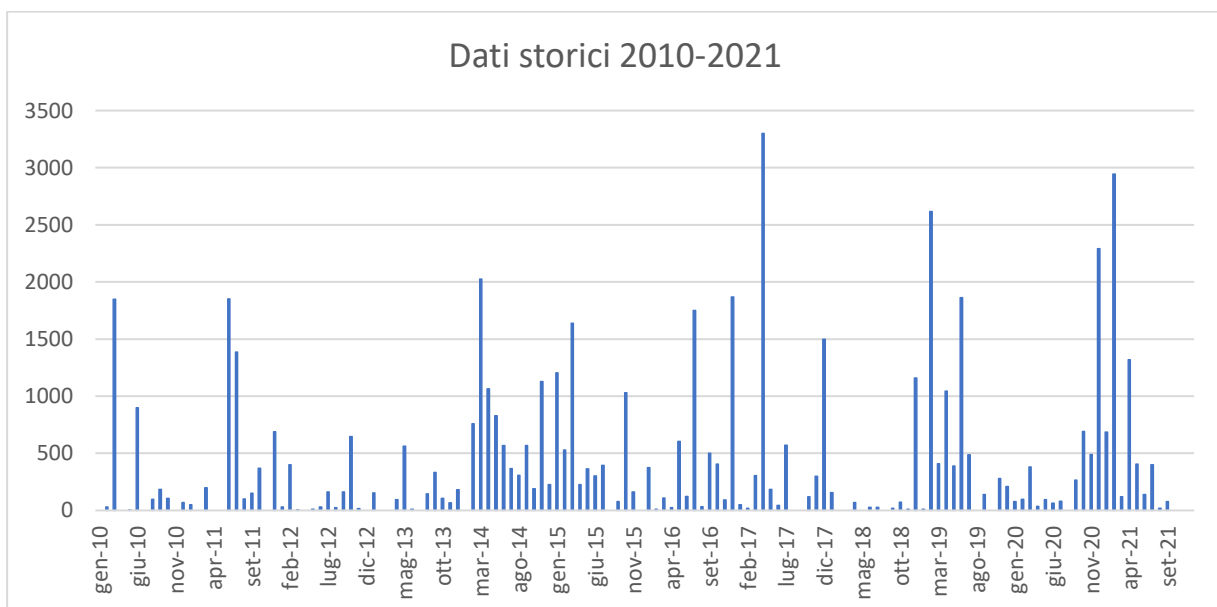


Figura 4.5: Quantità mensili prodotto ordinate 2010-2021 Pianificazione Centrale



Il numero di osservazioni totali sull'arco temporale considerato 2010-2021 è di 362, pari al 12,07 % dei giorni lavorativi totali (anno lavorativo considerato di 250 giorni). Per questa ragione si è deciso di raccogliere i dati su periodi mensili al fine di minimizzare la presenza di rilevazioni nulle, ovvero assenza di ordini. Questa scelta ha permesso di ottenere 144 periodi mensili, con una copertura di dati non nulli pari a circa 85%.

Questo numero di rilevazioni è stato ritenuto sufficiente per poter procedere con una successiva analisi statistica.

### 4.3 Interpretazione statistica database

Procedendo con una più approfondita analisi (Fig. 4.5), si può osservare che i dati presentano alcuni picchi e sono distribuiti spesso in modo casuale senza ciclicità, stagionalità e trend.

È stato utilizzato lo strumento “outlier test” presente sul software Minitab e sono stati individuati quattro outlier (livello di fiducia pari al 95%). Tuttavia, trattandosi di quantità reali, legate alla gestione di grandi commesse, si è deciso di non escludere questi dati dalla serie storica, per evitare errori globali di valutazione.

Quindi, considerando l'obiettivo richiesto dall'azienda e la quantità esigua di dati sull'intero arco temporale, non è stato possibile eliminare gli outlier e modificare il database in prossimità degli zeri.

Prima di procedere con la scelta di un modello previsionale è stato eseguito il test “Augmented Dickey-Fuller” (ADF), per stabilire se la serie in esame fosse stazionaria.

Si è utilizzata l'estensione “NumXL” disponibile per il programma Microsoft Excel.

La serie storica (Fig. 4.6) può essere considerata stazionaria, con livello di fiducia del 95%.

Stationary Test					
Test	Score	P-Value	C.V.	Stationary?	5,0%
<b>ADF</b>					
<i>No Const</i>	-3,1	0,3%	-2,0	VERO	
<i>Const-Only</i>	-6,5	0,1%	-3,0	VERO	
<i>Const + Trend</i>	-6,5	0,0%	-1,6	VERO	
<i>Const+Trend+Trend^2</i>	-6,5	0,0%	-1,6	VERO	

Figura 4.6: Analisi di stazionarietà serie storica 2010-2021



Questa condizione è di fondamentale importanza per poter proseguire nella ricerca di un modello matematico ARMA.

#### 4.4 Individuazione del modello statistico

Sulla base dell'andamento dei dati, si è ipotizzato di sviluppare il caso di studio prendendo come modello di riferimento l'AutoRegressive Integrated Moving Average (ARIMA) caratterizzato dai parametri  $p$ ,  $d$  e  $q$  [36].

Siccome la serie è stazionaria, non è stato necessario considerare il parametro  $d$ , utile nel trasformare serie non stazionarie in stazionarie. Il modello ARIMA così composto  $(p, 0, q)$  viene detto ARMA  $(p,q)$ .

Per individuare una stima dei parametri  $p$  e  $q$ , da utilizzare per lo studio del modello, sono stati analizzati i seguenti correlogrammi: AutoCorrelation Function (ACF) e Partial AutoCorrelation Function (PACF) applicati alla serie storica 2010-2021 (Fig. 4.7).

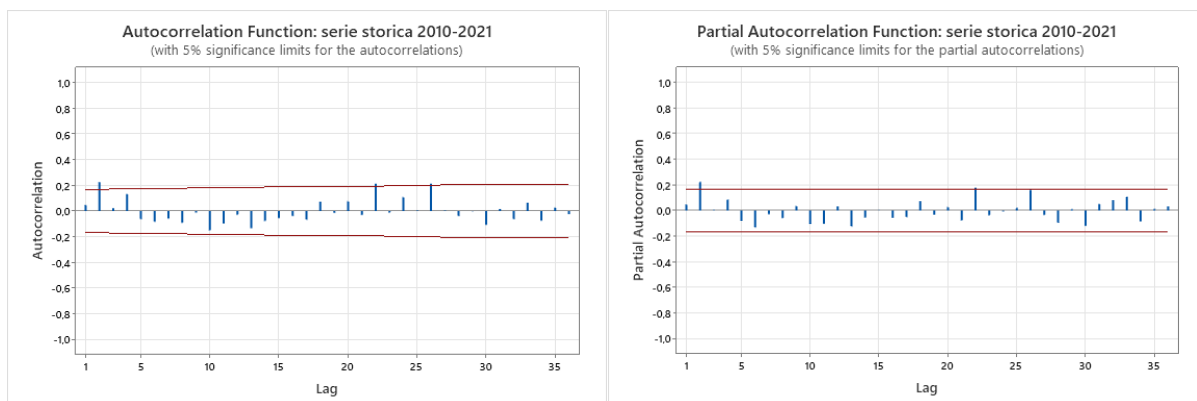


Figura 4.7: Correlogramma ACF e PACF serie storica 2010-2021 Minitab

I correlogrammi così trovati presentano un grado di correlazione soddisfacente considerando l'andamento dei dati storici.

Per poter proseguire con lo studio della serie storica è stata calcolata e tracciata la media mobile ( $K=2$ ) della serie storica 2010-2021. Come risulta dal grafico, la media mobile riesce sia a “smussare” i picchi (outlier) sia a modellare in modo preciso l'andamento della serie storica (Fig.4.8).

Successivamente, per poter stimare i parametri  $p$  e  $q$  del modello ARMA con più precisione, sono stati tracciati i correlogrammi ACF e PACF (Fig.4.9 e 4.10).

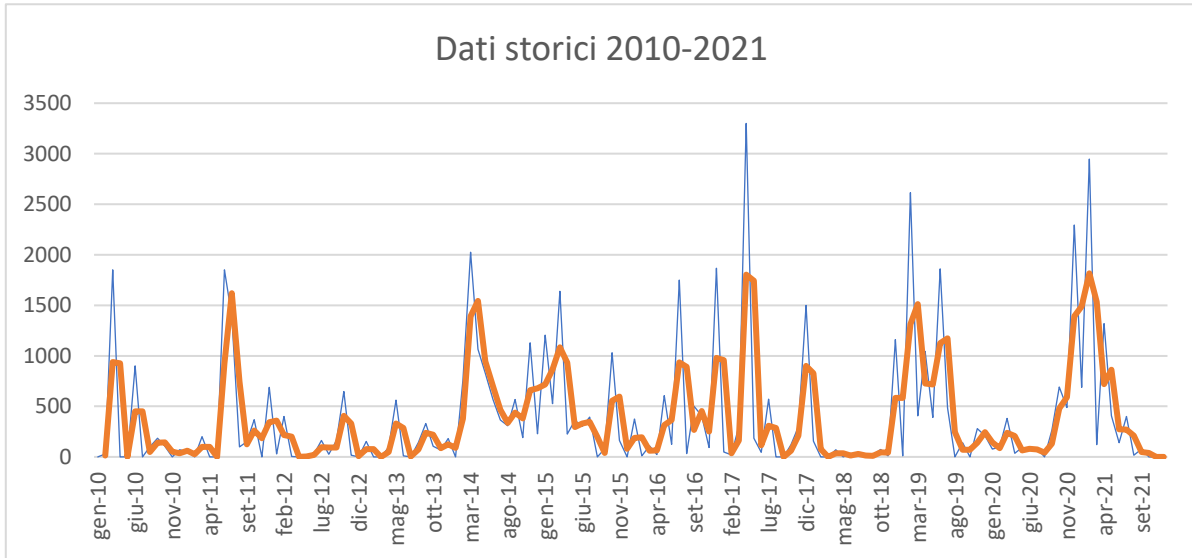


Figura 4.8: Media mobile K=2 serie storica 2010-2021 Microsoft Excel

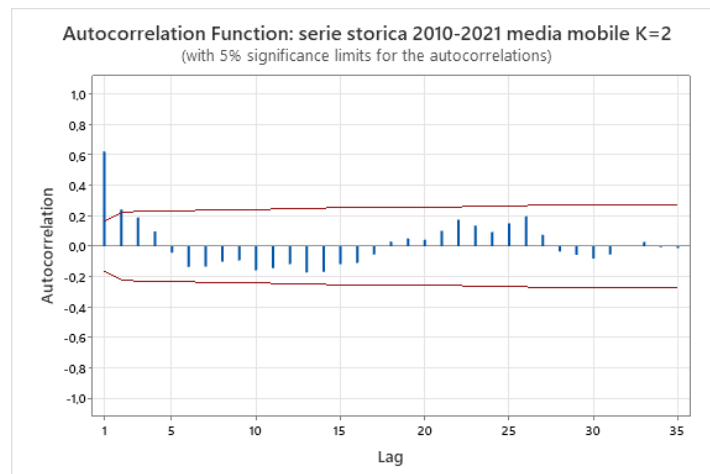


Figura 4.9: Correlogramma ACF media mobile serie storica 2010-2021 Minitab

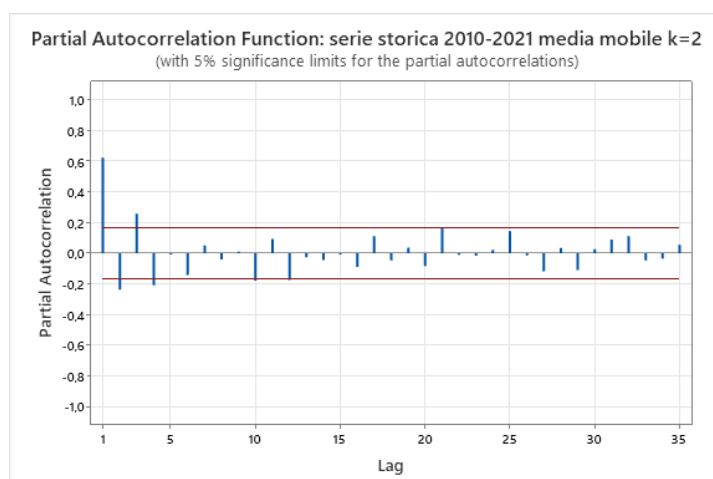


Figura 4.10: Correlogramma PACF media mobile serie storica 2010-2021 Minitab

Analizzando i correlogrammi [37] e provando diverse configurazioni dei parametri  $p$  e  $q$  è stato individuato il modello ARMA, con  $p=q=1$ , che meglio descrive il database da analizzare.

## 4.5 Implementazione del modello statistico ARMA (1,1)

Per poter individuare i parametri  $p$  e  $q$  più significativi in termini di  $p$ -value, errori residui e Forecast annuali delle quantità, sono state valutati i dati su periodi annuali.

I dati storici forniscono dodici serie temporali con intervallo mensile ed inizio e fine coincidente con inizio e fine anno, hanno in comune l'origine, gennaio 2010.

La prima serie temporale, quindi, considera i dati relativi al 2010, mentre la dodicesima serie considera tutte le rilevazioni da gennaio 2010 a dicembre 2021.

Per poter sviluppare un modello statistico affidabile, con parametri  $p$  e  $q$  statisticamente significativi, si è deciso di utilizzare sette serie temporali (Fig. 4.11).

Periodi in mesi da 01/01/2010 a 31/12/2021	Qtà ordini n2010-2021	Qtà ordini 2010-2020	Qtà ordini 2010-2019	Qtà ordini 2010-2018	Qtà ordini 2010-2017	Qtà ordini 2010-2016	Qtà ordini 2010-2015
gen-10	0	0	0	0	0	0	0
feb-10	30	30	30	30	30	30	30
mar-10	1850	1850	1850	1850	1850	1850	1850
apr-10	0	0	0	0	0	0	0
mag-10	2	2	2	2	2	2	2
giu-10	900	900	900	900	900	900	900
lug-10	0	0	0	0	0	0	0

-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----
-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----
ott-15	1030	1030	1030	1030	1030	1030	1030
nov-15	162	162	162	162	162	162	162
dic-15	0	0	0	0	0	0	0
gen-16	375	375	375	375	375	375	
feb-16	12	12	12	12	12	12	
mar-16	108	108	108	108	108	108	
apr-16	24	24	24	24	24	24	
mag-16	606	606	606	606	606	606	
giu-16	124	124	124	124	124	124	
lug-16	1750	1750	1750	1750	1750	1750	
ago-16	32	32	32	32	32	32	
set-16	502	502	502	502	502	502	
ott-16	407	407	407	407	407	407	
nov-16	93	93	93	93	93	93	
dic-16	1868	1868	1868	1868	1868	1868	
gen-17	50	50	50	50	50		
feb-17	19	19	19	19	19		
mar-17	306	306	306	306	306		
apr-17	3300	3300	3300	3300	3300		
mag-17	186	186	186	186	186		
giu-17	44	44	44	44	44		
lug-17	571	571	571	571	571		
ago-17	0	0	0	0	0		
set-17	0	0	0	0	0		
ott-17	120	120	120	120	120		
nov-17	300	300	300	300	300		
dic-17	1500	1500	1500	1500	1500		
gen-18	157	157	157	157			
feb-18	0	0	0	0			
mar-18	0	0	0	0			
apr-18	70	70	70	70			
mag-18	0	0	0	0			
giu-18	29	29	29	29			
lug-18	29	29	29	29			
ago-18	0	0	0	0			
set-18	20	20	20	20			
ott-18	73	73	73	73			
nov-18	10	10	10	10			
dic-18	1160	1160	1160	1160			
gen-19	10	10	10				
feb-19	2616	2616	2616				
mar-19	408	408	408				
apr-19	1044	1044	1044				
mag-19	390	390	390				

giu-19	1862	1862	1862				
lug-19	487	487	487				
ago-19	0	0	0				
set-19	140	140	140				
ott-19	0	0	0				
nov-19	280	280	280				
dic-19	209	209	209				
gen-20	78	78					
feb-20	98	98					
mar-20	380	380					
apr-20	36	36					
mag-20	94	94					
giu-20	64	64					
lug-20	82	82					
ago-20	0	0					
set-20	265	265					
ott-20	692	692					
nov-20	490	490					
dic-20	2293	2293					
gen-21	687						
feb-21	2946						
mar-21	120						
apr-21	1320						
mag-21	405						
giu-21	139						
lug-21	400						
ago-21	18						
set-21	78						
ott-21	0						
nov-21	0						
dic-21	0						

Figura 4.11: Creazione serie storiche per stabilire l'affidabilità del modello Microsoft Excel

Per ogni serie temporale sono stati utilizzati gli stessi parametri  $p$  e  $q$  ed è stato escluso il termine della costante dal modello ARMA “include constant term in model” a causa della distribuzione dei dati (Fig.4.12).

Non essendo presente alcuna stagionalità non è stata selezionata la voce “fit seasonal model”.

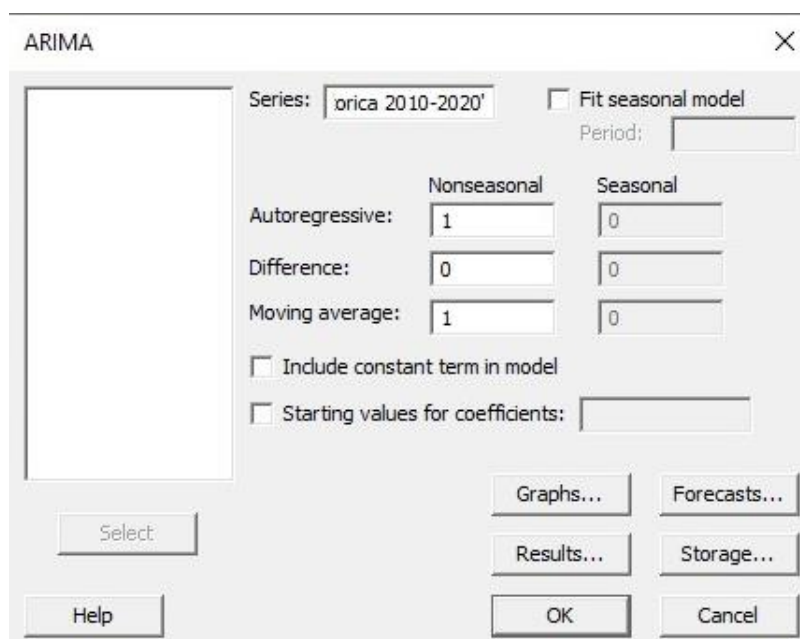


Figura 4.12: Schermata Minitab con valori p e q scelti

Di seguito, a titolo di esempio, si riportano i risultati ottenuti dall'analisi della serie storica 2010-2020, utilizzando il modello ARMA (1,1).

Analizzando il report generato da Minitab [36], si può osservare che i coefficienti AR 1 e MA 1 sono statisticamente significativi, p-value pari allo 0,000 (Fig. 4.13).

### Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value
AR 1	0,99944	0,00549	182,21	0,000
MA 1	0,97624	0,00676	144,37	0,000

Number of observations: 132

Figura 4.13: Parametri stimati dal modello per la serie 2010-2020 Minitab

Gli errori sono statisticamente indipendenti poiché i p-value presenti nella tabella relativa all'analisi "Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square Statistic" sono maggiori di alfa, scelto con valore pari a 0,05 (Fig. 4.14).

### Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square Statistic

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	8,21	21,73	32,40	48,28
DF	10	22	34	46
P-Value	0,608	0,476	0,546	0,381

Figura 4.14: Errori residui stimati dal modello per la serie 2010-2020 Minitab

Questo fenomeno si può anche osservare sui grafici ACF e PACF dei residui poiché nessun istogramma oltrepassa le bande limite (Fig.4.15).

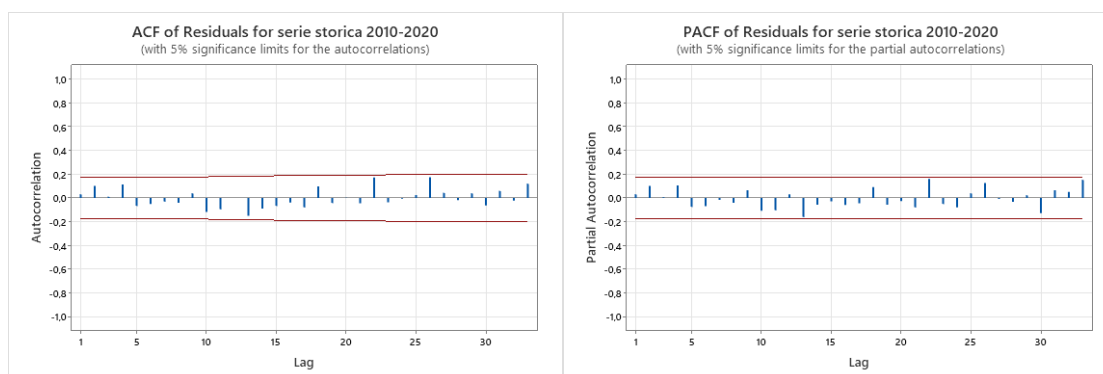


Figura 4.15: Errori residui rappresentati su correlogrammi ACF e PACF per la serie 2010-2020 Minitab

Il grafico “Normal Probability Plot of the Residuals” e il corrispettivo “Histogram of the Residuals” rappresentano i residui e verificano l’accuratezza con cui i parametri scelti descrivono la serie storica. Idealmente, gli errori residui dovrebbero seguire un andamento normale, però, considerando la criticità dei dati studiati, può essere ritenuta valida anche una distribuzione leggermente curvilinea evidenziata nel grafico (Fig. 4.16).

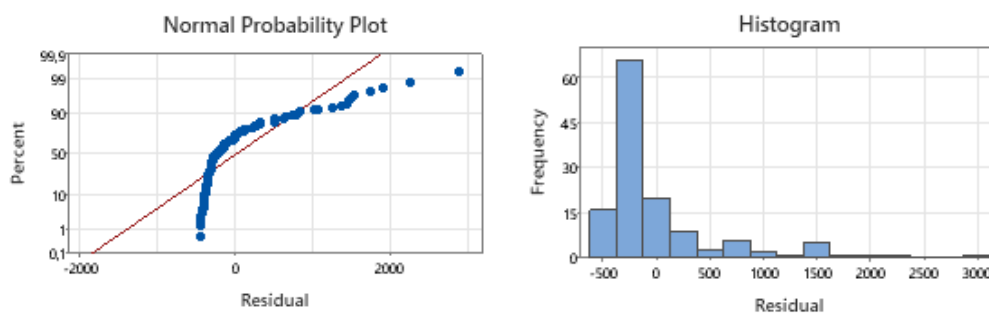


Figura 4.16: Errori residui analisi della distribuzione normale per la serie 2010-2020 Minitab

Il grafico “Residual Versus Fits” vede sull’asse delle ascisse i valori modellati e sull’asse delle ordinate gli errori residui, in questo caso la distribuzione ideale prevede che i punti siano disposti in maniera casuale sopra e sotto l’asse 0 per poter stabilire che i residui siano imparziali con varianza costante. Nel caso reale il grafico rispetta le condizioni previste (Fig. 4.17).

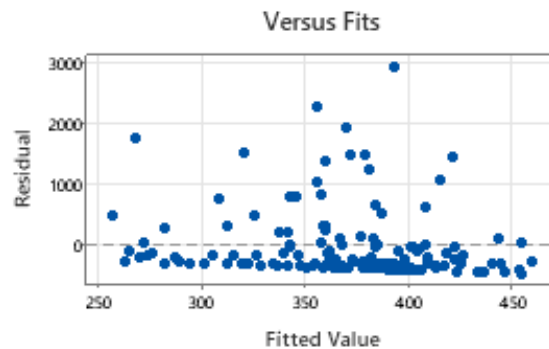


Figura 4.17: Errori residui analisi varianza per la serie 2010-2020 Minitab

Il grafico “Residual Versus Order” serve per determinare quanto i residui siano comparabili con i valori osservati durante l’arco temporale, idealmente i residui dovrebbero distribuirsi sul grafico in maniera casuale nell’intorno dell’asse 0. Nel caso reale il grafico rispetta le condizioni previste (Fig. 4.18).

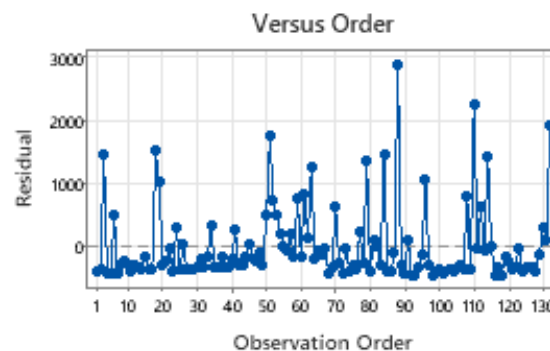


Figura 4.18: Errori residui comparazione con dati reali per la serie 2010-2020 Minitab

Si può quindi concludere che il modello statistico preso in analisi, seppur presenti alcune discrepanze rispetto alle ipotesi ideali, garantisce che gli errori residui siano indipendenti e che i parametri  $p$  e  $q$  (1,1) descrivano in modo sufficientemente accurato la serie storica studiata.



## 4.6 Forecast annuali 2016-2021

Per poter verificare l'accuratezza previsionale del modello ARMA (1,1) sono state considerate le serie storiche (Fig. 4.11). Sono stati generati i worksheet di riferimento per ciascuna serie e sono state eseguite le valutazioni sopra descritte. È emerso che il modello ARMA (1,1) è valido per tutte le serie analizzate.

Volendo perseguire l'obiettivo fissato dall'azienda, ovvero quello di prevedere le quantità annuali da acquistare, sono stati raggruppati su periodi annuali i relativi Forecast mensili.

Successivamente è stata realizzata una tabella di comparazione tra domanda reale e domanda prevista (Fig. 4.19).

Anni	Domanda reale Dt	Forecast dato da modello ARMA Ft	Scostamento dato da modello ARMA
2016	5901	4978	923
2017	6396	5654	742
2018	1548	5556	-4008
2019	7446	4375	3071
2020	4572	4748	-176
2021	6113	4956	1157
TOTALE	31976	30268	1708

Figura 4.19: Tabella riassuntiva previsione effettuate 2016-2021 Minitab

Si può notare che gli scostamenti annuali risultano essere molto elevati nel 2018 e nel 2019. Questo dipende dalla instabilità della domanda che spesso caratterizza il mercato ferroviario che evidentemente in quegli anni ha subito prima un importante calo e poi un picco considerevole.

## 4.7 Valutazione KPI e coefficiente correttivo alfa

Per verificare il grado di performance del modello così realizzato sono stati studiati diversi indicatori di accuratezza descritti nel capitolo uno, quali:

- ME: Mean Error;
- MSE: Mean Squared Error;
- RMSE: Root Mean Squared Error;
- MAD: Mean Absolute Deviation;
- MAPE: Mean Absolute Percentage Error;
- MAD%: Mean Absolute Deviation Percentage;
- RMSE%: Root Mean Squared Error Percentage.

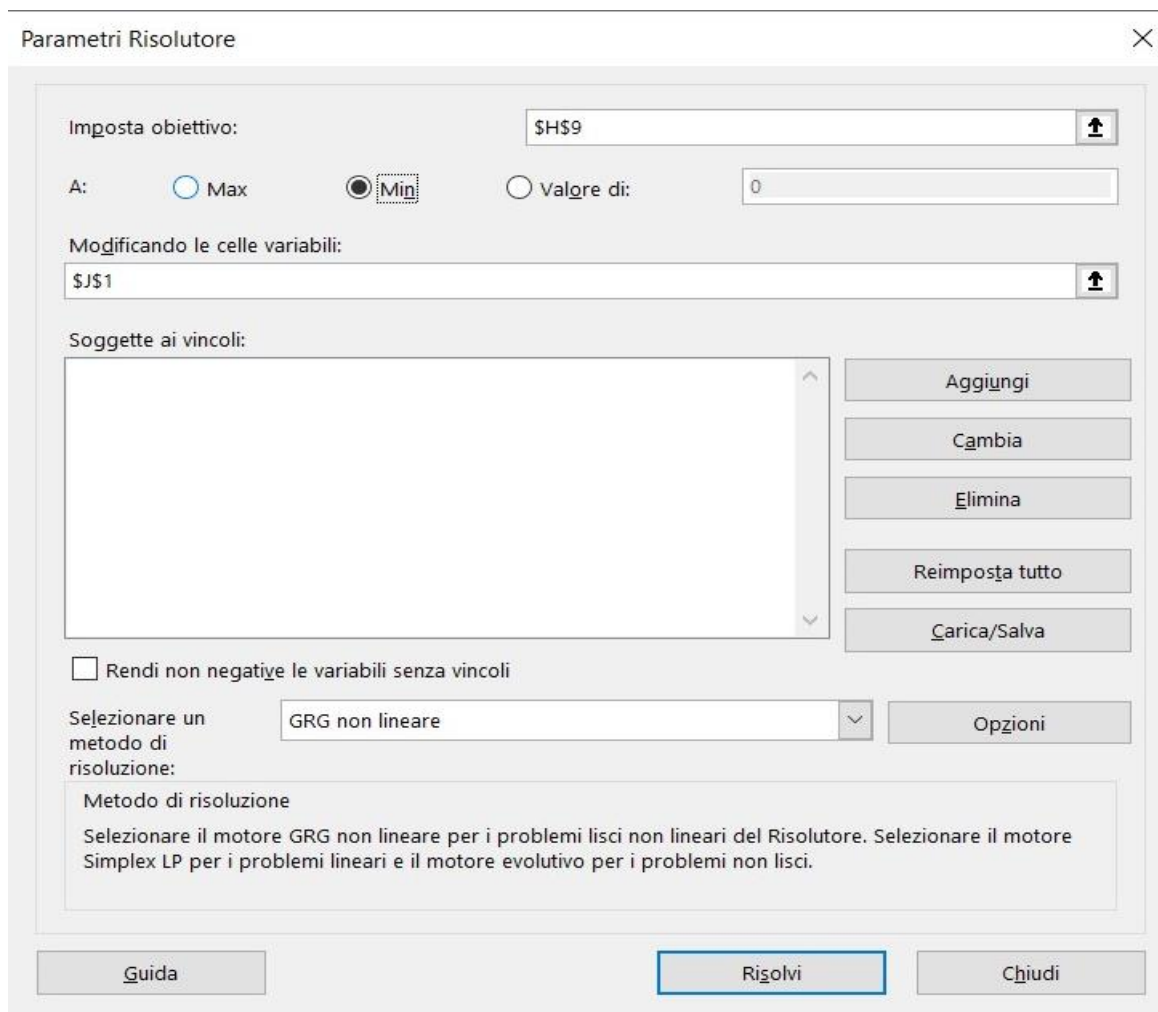
Gli indicatori che sono stati considerati più rilevanti, considerato l'obiettivo e la tipologia dei dati, sono stati: ME e MSE. Poiché il modello vuole valutare se ci sono compensazioni tra scostamenti durante gli anni (ME), ma si pone come obiettivo di minimizzare gli scostamenti quadratici (MSE).

Per poter ottimizzare le performance del modello matematico si è ipotizzato di moltiplicare le previsioni realizzate con il modello ARMA (1,1) con un coefficiente correttivo alfa.

Per il calcolo del coefficiente correttivo alfa si è usato lo strumento "Risolutore" che fa parte dei componenti aggiuntivi di Microsoft Excel (Fig. 4.20).

Questo strumento permette di massimizzare, minimizzare o far tendere ad un valore arbitrario la variabile obiettivo modificandone un'altra selezionata.

Si è scelto di minimizzare l'indicatore MSE rispetto al coefficiente correttivo alfa poiché esso, rappresentando la media dei quadrati degli scostamenti, non può essere influenzato da effetti di compensazione dovuti al segno degli scostamenti.



Parametri Risolutore

Imposta obiettivo:

A:  Max  Min  Valore di:

Modificando le celle variabili:

Soggette ai vincoli:

Rendi non negative le variabili senza vincoli

Selezionare un metodo di risoluzione:

Metodo di risoluzione  
Selezionare il motore GRG non lineare per i problemi lisci non lineari del Risolutore. Selezionare il motore Simplex LP per i problemi lineari e il motore evolutivo per i problemi non lisci.

Figura 4.20: Schermata settaggio Risolutore Microsoft Excel

## 4.8 Sviluppo e studio di scenari d'interesse

Per testare la veridicità e migliorare le performance del modello ARMA (1,1) sono stati realizzati differenti scenari al fine di studiare il comportamento del modello previsionale applicato al caso di studio e l'utilità del coefficiente correttivo alfa.

Le tabelle di calcolo, utilizzando le funzioni "SE", "SOMMA", "ASS" e "ARROTONDA.ECCESSO" si aggiornano automaticamente al variare del coefficiente correttivo alfa.

I riordini sono stati arrotondati per eccesso alla cinquantina superiore in modo da avvicinare il modello alle quantità che realmente possono essere acquistate dai fornitori.

#### 4.8.1 Scenario 1

Le previsioni annuali sono state mantenute pari a quelle stimate dal modello ARMA (1,1), coefficiente correttivo alfa uguale a 1. Strumento “Risolutore” non utilizzato.

Anni	2016	2017	2018	2019	2020	2021
Domanda (Dt)	5901	6396	1548	7446	4572	6113
Forecast previsto dal modello ARIMA Ft	4978	5654	5556	4375	4748	4956
Forecast Ft_corretto con alfa	4978	5654	5556	4375	4748	4956
Scostamento	923	742	-4008	3071	-176	1157
Scostamento^2	852171	549882	16064954	9431667	31075	1337899
Scostamento in valore assoluto	923	742	4008	3071	176	1157
Scostamento corretto ass/Dt	0,1564	0,1159	2,5892	0,4124	0,0386	0,1892
Magazzino inizio anno	0	27	35	4043	972	1149
Eccesso acquisto inizio anno	0	0	4008	0	176	0
Difetto acquisto inizio anno	923	742	0	3071	0	1157
Delta	-923	-715	35	972	972	-8
Riordino pz	950	750	0	0	0	50
Magazzino fine anno / giacenze	27	35	4043	972	1149	42

Figura 4.21: Tabella riassuntiva applicazione modello ARMA (1,1) Microsoft Excel

Indicatore di Performance	Valore	Unità di misura
ME	285	pz
MSE	4711275	pz^2
RMSE	2171	pz
MAD	1679	pz
MAPE	58%	
MAD%	32%	
RMSE%	41%	

Figura 4.22: Calcolo indicatori di performance statistici ARMA (1,1) Microsoft Excel

In questo scenario si può osservare che i “riordini pz” (extra costi) sono 3, rispettivamente negli anni 2016, 2017 e 2021. La somma totale delle giacenze di fine anno sul periodo 2016-2021 è di 6269 pz (Fig. 4.21).

L'indicatore ME è pari a 285 pz e MSE 4711275 pz<sup>2</sup>(Fig. 4.22).

Il modello, quindi, sembra prevedere bene le quantità che sono realmente state acquistate durante gli anni, infatti sull'arco temporale considerato 2016-2021 si sbaglia in modo conservativo del - 5,34% (Fig. 4.23).

	Dt REALE	Ft modello ARIMA (Scenario 1)	Unità di misura
TOTALE (pz)	31976	30268	pz
ERRORE %		-5,34%	

Figura 4.23: Confronto con i dati reali 2010-2021 Microsoft Excel

## 4.8.2 Scenario 2

Le previsioni annuali stimate dal modello ARMA (1,1) sono state corrette tramite il coefficiente correttivo alfa uguale a 1. Strumento "Risolutore" utilizzato per minimizzare l'indicatore di performance MSE.

Anni	2016	2017	2018	2019	2020	2021
Domanda (Dt)	5901	6396	1548	7446	4572	6113
Forecast previsto dal modello ARIMA Ft	4978	5654	5556	4375	4748	4956
Forecast Ft_corretto con alfa	5135	5833	5731	4513	4898	5113
Scostamento corretto	766	563	-4183	2933	-326	1000
Scostamento <sup>2</sup> (corretto)	587096	317311	17499558	8603657	106246	1000892
Scostamento (corretto) in valore assoluto	766	563	4183	2933	326	1000
Scostamento corretto ass/Dt	0,1298	0,0881	2,7024	0,3939	0,0713	0,1637
Magazzino inizio anno	0	34	20	4204	1271	1596
Eccesso acquisto inizio anno	0	0	4183	0	326	0
Difetto acquisto inizio anno	766	563	0	2933	0	1000
Delta	-766	-530	20	1271	1271	596
Ordinare pz	800	550	0	0	0	0
Magazzino fine anno/ giacenze	34	20	4204	1271	1596	596

Figura 4.24: Tabella riassuntiva applicazione modello ARMA (1,1) corretto con coefficiente alfa Microsoft Excel

Si può notare che i Forecast previsti dal modello ARMA (1,1) sono stati corretti minimizzando l'indicatore di performance MSE tramite lo strumento risolutore (Fig.4.24).

È stata impostata come cella “obiettivo” quella relativa all'indicatore e come cella “variabile” quella relativa al coefficiente alfa (Fig. 4.20).

Il nuovo valore di alfa così calcolato è pari a 1,031521.

Questa soluzione permette al modello di essere più affidabile e preciso rispetto a quello dello scenario 1 (Fig. 4.21), questa correzione permette di abbassare di più della metà l'indicatore ME che passa da 285 a 126 pz (Fig. 4.25). Questo significa che il modello ha un errore, cioè uno scostamento medio, pari a sole 126 unità.

Colonna1	MSE	ME	MAD	MAPE%	MAD%	RMSE
INDICATORI non corretti con alfa=1 (Scenario 1)	4711275	285	1679	58%	32%	2171
DELTA	-25481	-159	51	+1%	-1%	-6
INDICATORI corretti usando risolutore Excel che trova alfa 1,031521 (Scenario 2)	4685793	126	1629	59%	31%	2165

Figura 4.25: confronto indicatori di performance confronto scenario 1 e 2 Microsoft Excel

Inoltre, nel modello compaiono solo due situazioni di riordino (extra costi) rispettivamente nel 2016 e 2017 (Fig. 4.24).

La somma totale delle giacenze di fine anno sul periodo 2016-2021 è di 7721 pz.

Lo scenario 2 stima le quantità realmente acquistate, in modo più accurato rispetto allo scenario 1, infatti considerando l'arco temporale 2016-2021 si sbaglia in modo conservativo del - 2,36% (Fig. 4.26).

	Dt REALE	Ft modello ARIMA (Scenario 1)	Ft corretto (Scenario 2)	Unità di misura
TOTALE (pz)	31976	30268	31222	pz
ERRORE %		-5,34%	-2,36%	

Figura 4.26: Confronto con i dati reali 2010-2021 Microsoft Excel

### 4.8.3 Scenario 3

Le previsioni annuali stimate dal modello ARMA (1,1) sono state corrette tramite il coefficiente correttivo alfa uguale a 1. Strumento “Risolutore” utilizzato per minimizzare le giacenze di magazzino e poi corretto per avere ordini Forecast ad inizio anno pari a circa 1000 pezzi.

Anni	2016	2017	2018	2019	2020	2021
Domanda (Dt)	5901	6396	1548	7446	4572	6113
Forecast previsto dal modello ARIMA Ft	4978	5654	5556	4375	4748	4956
Forecast Ft_corretto con alfa	996	1131	1111	875	950	991
Scostamento corretto	4905	5265	437	6571	3622	5122
Scostamento <sup>2</sup> (corretto)	24063206	27721362	190775	43178309	13121373	26232171
Scostamento (corretto) in valore assoluto	4905	5265	437	6571	3622	5122
Scostamento corretto ass/Dt	0,8313	0,8232	0,2822	0,8825	0,7923	0,8378
Magazzino inizio anno	0	45	29	43	22	49
eccesso acquisto inizio anno	0	0	0	0	0	0
Difetto acquisto inizio anno	4905	5265	437	6571	3622	5122
Delta	-4905	-5221	-407	-6528	-3601	-5072
Ordinare pz	4950	5250	450	6550	3650	5100
Magazzino fine anno / giacenze	45	29	43	22	49	28

Figura 4.27: Tabella riassuntiva applicazione modello ARMA (1,1) corretto con coefficiente alfa Microsoft Excel

È stato calcolato il coefficiente correttivo alfa in modo che generi dei Forecast a inizio anno in media pari a circa 1000 pezzi e delle giacenze in magazzino a fine anno molto ridotte. Il coefficiente è risultato essere pari a 0,2 (Fig. 4.27).

Si è deciso di studiare questo scenario sotto queste particolari ipotesi perché rappresenta verosimilmente quello che succede nella pianificazione della fabbrica sui materiali/componenti del prodotto analizzato.

L'obiettivo dello stabilimento produttivo è quello di garantire da una parte la produzione delle quantità che vengono ordinate dalla Pianificazione Centrale, dall'altra di mantenere le giacenze a fine anno molto basse.

Il modello presenta giacenze in magazzino di fine anno molto basse, la cui somma totale risulta essere di soli 215 pz. Quindi impegnandosi con i fornitori su quantità relativamente piccole ad inizio anno, si garantiscono giacenze a fine anno molto basse, ma saranno necessari numerosi riordini che creano delle inefficienze gestionali e perdite economiche.

In conclusione il modello ARMA (1,1) corretto con il coefficiente studiato alfa riesce a:

- prevedere in modo più che soddisfacente le quantità sui singoli anni (BP), scenario 2;
- stimare in modo ottimale la quantità totale rispetto alle serie prese in esame 2016-2021(MP), scenario 2;
- rappresentare la situazione attualmente presente in azienda, scenario 3.

#### 4.8.4 Confronto Scenari 2 e 3

Lo scenario 2 suggerisce all'azienda di impegnarsi ad inizio anno per le quantità riportate nella riga "Forecast Ft\_corretto con alfa" (Fig. 4.24). Questa decisione potrebbe garantire all'Ufficio Acquisti sia la possibilità di siglare accordi di acquisto economicamente vantaggiosi con i fornitori sia di ridurre al minimo le situazioni di riordino durante l'anno sia di evitare ritardi nei tempi di consegna.

Le giacenze a fine anno in magazzino risultano essere elevate soprattutto negli anni in cui c'è stato un brusco calo della domanda. Per ovviare a questo problema, si potrebbe siglare un accordo con il fornitore in modo che le quantità ordinate ad inizio anno vengano consegnate su più lotti. Inoltre, le quantità non consegnate (eccedenza) potrebbero essere ritirate a fine dicembre e andrebbero a coprire il fabbisogno di inizio anno successivo, evitando rotture di stock nel processo produttivo della fabbrica.

Il confronto tra gli scenari 2 e 3 fa emergere i diversi obiettivi perseguiti dalla fabbrica e dall'Ufficio Acquisti, il primo vorrebbe ricevere il materiale nell'esatto momento dell'utilizzo (just in time), il secondo vorrebbe fissare a inizio anno l'intera quantità prevista per poter ottenere contratti di acquisto economicamente vantaggiosi.



## 4.9 Forecast quantità 2022

Per prevedere le quantità dei componenti del prodotto EuoBalise per cui Hitachi Rail STS si dovrebbe impegnare con i suoi fornitori per l'anno 2022 è stato utilizzato il modello ARMA (1,1) corretto con il coefficiente alfa.

Anni	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022
Domanda (Dt)	5901	6396	1548	7446	4572	6113	5916
Forecast previsto dal modello ARIMA Ft	4978	5654	5556	4375	4748	4956	5207
Forecast Ft_corretto con alfa	5135	5833	5731	4513	4898	5113	5371
Scostamento corretto	766	563	-4183	2933	-326	1000	545
Scostamento^2 (corretto)	587096	317311	17499558	8603657	106246	1000892	296881
Scostamento (corretto) in valore assoluto	766	563	4183	2933	326	1000	545
Scostamento corretto ass/Dt	0,1298	0,0881	2,7024	0,3939	0,0713	0,1637	0,0921
Magazzino inizio anno	0	34	20	4204	1271	1596	596
Eccesso acquisto inizio anno	0	0	4183	0	326	0	0
Difetto acquisto inizio anno	766	563	0	2933	0	1000	545
Delta	-766	-530	20	1271	1271	596	51
Ordinare pz	800	550	0	0	0	0	0
Magazzino fine anno / giacenze	34	20	4204	1271	1596	596	51

Figura 4.28: Previsione 2022 applicazione modello ARMA (1,1) corretto con coefficiente alfa individuato con lo scenario 2 Microsoft Excel

Come quantità di riferimento (Domanda Dt) è stata presa quella ipotizzata dalla Pianificazione centrale ed è pari a 5916 pezzi (Fig. 4.28). Essa potrebbe variare in base all'evoluzione delle commesse in corso, l'aggiungersi di nuove commesse o altre variabili non prevedibili.

La quantità per cui il modello suggerisce di impegnarsi è di circa 5400 pezzi.

Lo scostamento tra il valore previsto e quello reale è di 545 pezzi e sarebbe coperto interamente dalle giacenze di fine anno 2021, stimate dal modello.

Sembra quindi consigliabile impegnarsi sulle quantità modellizzate dal modello sia da un punto di vista economico sia gestionale.

## 4.10 Validazione aziendale dei risultati

I risultati, ottenuti attraverso il modello matematico sviluppato, sono stati illustrati ed argomentati al correlatore Tiziana Fissore, Head of Global Categories – Plant Material & Services, e a Maria Angela Bagnulo, Italian Team Leader – Plant Material & Services. Per poter permettere la valutazione ed il livello di affidabilità del lavoro svolto, è stata data particolare importanza alle assunzioni fatte durante la fase di:

- analisi e raggruppamento dei dati storici;
- scelta e modellazione del modello;
- utilizzo di un coefficiente correttivo alfa;
- individuazione degli scenari d'interesse;
- applicazione modello per il Forecast dell'anno 2022.

L'azienda ha valutato positivamente il lavoro di tesi perché soddisfa la richiesta iniziale posta come obiettivo, ovvero di creare un modello matematico che attraverso l'analisi dei dati storici permetta di generare Forecast annuali della domanda del prodotto individuato.

In particolare, la soluzione presentata nello scenario 2, applicata all'anno 2022, risulta essere molto interessante per Hitachi Rail STS. Essa, infatti, potrebbe aiutare l'Ufficio Acquisti ad interagire con la Pianificazione Centrale al fine di stabilire congiuntamente le quantità sulle quali impegnarsi ad inizio anno con i fornitori.

Poiché gli ordini del prodotto EuroBalise vengono fatti al Plant Produttivo (prodotto MAKE), attualmente l'interazione tra Ufficio Acquisti e Pianificazione Centrale non avviene in modo sistematico e ben definito. Avere una previsione affidabile basata sui dati storici potrebbe aiutare l'Ufficio Acquisti e la Pianificazione Centrale ad interrogarsi su quali sono e potrebbero essere le quantità annue da acquistare.

Questa sinergia renderebbe più efficiente:

- l'Ufficio Acquisti, da un punto di vista organizzativo ed economico. In particolare, si potrebbero raggiungere saving interni, dovendo gestire fisicamente meno ordini, ed esterni sull'acquisto dei materiali: maggiore quantità implica minore prezzo;
- potrebbe aiutare, la Pianificazione Centrale a migliorare il rispetto dei tempi di consegna, soprattutto in caso di imprevisti (ad esempio, la carenza attuale di materie prime);
- la Pianificazione della Fabbrica ad ottimizzare ulteriormente i carichi di lavoro del Plant Produttivo.

## Capitolo 5 Conclusioni

L'argomento di tesi trattato sottolinea l'importanza del Forecasting.

Questa attività, che viene svolta grazie all'esperienza dei Manager e/o allo sviluppo di modelli previsionali, è di fondamentale importanza per una buona gestione della catena di fornitura.

In particolar modo, questo elaborato propone un modello previsionale della domanda del richiedente interno, la Supply Chain, con l'obiettivo di generare un supporto in fase di Forecast ad inizio anno 2022.

### 5.1 Benefici del lavoro di tesi

Il lavoro di tesi ha permesso di realizzare un modello di previsione della domanda del prodotto individuato da Hitachi Rail STS. Sulla base dei risultati ottenuti, il modello può essere considerato statisticamente affidabile per fare previsioni annuali della EuroBalise.

Il lavoro svolto ha permesso di:

- studiare e approfondire nel dettaglio il modello teorico ARMA;
- utilizzare il software statistico Minitab e l'estensione "NumXL" di Microsoft Excel;
- confrontarsi, interagire, comprendere e apprendere i processi esistenti tra Pianificazione Centrale, Manufacturing e Ufficio Acquisti;
- soddisfare l'obiettivo richiesto dall'azienda.

Inoltre, l'attività svolta potrebbe favorire una maggiore cooperazione futura tra Pianificazione Centrale e Ufficio Acquisti, sulla tematica analizzata in questo elaborato.

Per concludere, come illustrato nell'ultima parte del capitolo quattro, il modello previsionale potrebbe apportare alcuni benefici economici ed organizzativi all'interno dell'azienda.

### 5.2 Limiti

Il modello genera previsioni annuali statisticamente affidabili, tuttavia, considerato il settore di riferimento ed il continuo sviluppo della tecnologia, non può essere preso come punto di riferimento univoco. Il modello si pone l'obiettivo di sensibilizzare i richiedenti, a monte

(Pianificazione Centrale e Manufacturing) dell'Ufficio Acquisti, in modo da favorire la cooperazione tra gli uffici, per ottimizzare e migliorare il processo interno.

Il modello non quantifica quali potrebbero essere i benefici economici, apportati dall'utilizzo dello stesso.

### 5.3 Azioni future per migliorare il modello

Si potrebbe valutare la presenza di altri prodotti o componenti ampiamente utilizzati da Hitachi Rail STS e generare dei modelli di previsione analoghi.

Si potrebbe verificare l'esistenza di altri prodotti, con una serie storica della domanda altamente correlata al prodotto studiato: ciò permetterebbe di avere una previsione della domanda valida anche per questi. Più alta è la correlazione, migliore l'ipotesi fatta.

Il modello potrebbe essere implementato e sviluppato su una piattaforma informatica che prenda gli input direttamente dal sistema SAP. Questo software potrebbe essere strutturato in modo da fornire, autonomamente, previsioni con indicazioni circa il livello di affidabilità e segnalare eventuali warning, qualora le condizioni al contorno delle serie storiche dei prodotti analizzati, dovessero cambiare, ad esempio se la serie diventasse non più stazionaria.

## Bibliografia

- [1] Department of Management, Terry College of Business, University of Georgia, APICS. (2008), APICS Dictionary-Twelfth Edition, John H. Blackstone Jr., Chicago.
- [4] Chase, C. W. (2009), Demand-Driven Forecasting, SAS Institute, New Jersey.
- [5] Brandimarte, P. Zotteri, G. (2019), Logistica di distribuzione, C.L.U.T., Torino, TO.
- [6] Wyatt, N. (2017), Come redigere un budget e fare previsioni, Franco Angeli s.r.l., Milano, MI.
- [9] Vandeput, N. (2018), Data Science for Supply Chain Forecasting, Walter de Gruyter GmbH, Berlino.
- [13] Errichiello, A. (2006), 100 anni di Westinghouse in Italia, Officine Grafiche Viesti, Torino, TO.
- [14] Bruno, A. (2012), George Westinghouse: un genio del XIX secolo, Circolo George Westinghouse, Torino, TO.
- [33] Bee Dagum, E (2002), Analisi delle serie storiche - modellistica, previsione e scomposizione, Springer-Verlag, Milano, MI.

## Sitografia

- [2] <https://www.michiganstateuniversityonline.com/resources/supply-chain/why-Forecasting-is-essential-in-supply-chain-management/>
- [3] <https://houston.ascm.org/blog/id/3>
- [7] <https://support.minitab.com/en-us/minitab/20/help-and-how-to/statistical-modeling/time-series/how-to/single-exponential-smoothing/before-you-start/overview/>
- [8] <https://medium.com/human-in-a-machine-world/mae-and-rmse-which-metric-is-better-e60ac3bde13d>
- [10] <http://ansaldo2012.annualreporting.it/organizzazione-modello-business/storia-principali-tappe>
- [11] <https://ricerca.repubblica.it/repubblica/archivio/repubblica/1988/07/03/ansaldo-passo-avanti-verso-la-costituzione-di.html>
- [12] <http://ansaldo2012.annualreporting.it/organizzazione-modello-business/profilo-ansaldo-sts>
- [15] <https://www.hitachirail.com/it/>
- [16] <https://www.hitachi.com/corporate/origin/story.html>
- [17] <https://www.hitachi.eu/it-it/informazioni-su-hitachi/hitachi-europa>
- [18] <https://careers.hitachi.com/pages/hitachi-group-identity>
- [19] [https://www.hitachirail.com/it/company/mission-vision-e-values/#:~:text=I%20valori%20Hitachi%2C%20Wa%20\(Armonia,tradurre%20le%20idee%20in%20azioni.](https://www.hitachirail.com/it/company/mission-vision-e-values/#:~:text=I%20valori%20Hitachi%2C%20Wa%20(Armonia,tradurre%20le%20idee%20in%20azioni.)
- [20] <http://www.csroggi.org/azienda/ansaldo-sts/>
- [21] <https://www.hitachirail.com/it/sostenibilita-e-csr/un-futuro-a-basse-emissioni-di-carbonio/>
- [22] <https://www.leonardocompany.com/it/press-release-detail/-/detail/closing-hitachi-ansaldobreda-ansaldo-sts>
- [23] <https://www.mynewsdesk.com/it/hitachi-rail-global/pressreleases/hitachi-acquista-lintero-capitale-di-ansaldo-sts-con-consequente-delisting-2826915>
- [24] <https://www.fismic.it/2021/02/09/fusione-hitachi-rail-sts/>
- [25] <https://www.era.europa.eu/>
- [26] <https://www.alstom.com/it/alstom-italia>
- [27] <https://assifer.anie.it/scheda-azienda/583/siemens-spa#.YZV7vWDMK3B>
- [28] <https://bombardier.com/en>
- [29] <http://www.railsystem.net/balise/>
- [30] <https://pdm.astsnet.com/Teamcenter/controller/home>
- [31] <http://portal.astsnet.com/ourknowledge/IMS%20Documentation/Form/DefaultView.aspx>
- [32] [https://www.performancetrading.it/Documents/VrAnalisi/VrA\\_Arima1.htm](https://www.performancetrading.it/Documents/VrAnalisi/VrA_Arima1.htm)
- [34] <https://towardsdatascience.com/arima-simplified-b63315f27cbc>
- [35] <https://www.real-statistics.com/time-series-analysis/stochastic-processes/purely-random-time-series/>
- [36] <https://support.minitab.com/en-us/minitab/18/help-and-how-to/modeling-statistics/time-series/how-to/arima/before-you-start/overview/>
- [37] <https://online.stat.psu.edu/stat510/lesson/3/3.1>

## Appendice

WORKSHEET 1

### ARIMA Model: serie storica 2010-2021

#### Estimates at Each Iteration

Iteration	SSE	Parameters	
0	78365016	0,100	0,100
1	70977303	0,249	-0,050
2	68540073	0,390	0,100
3	66151015	0,525	0,250
4	63779528	0,654	0,400
5	61449541	0,777	0,550
6	59314524	0,896	0,700
7	58694413	0,958	0,779
8	58633229	0,963	0,801
9	58593655	0,968	0,817
10	58552106	0,974	0,833
11	58492891	0,979	0,851
12	58378327	0,986	0,873
13	58088219	0,994	0,903
14	57448007	0,998	0,939
15	56491334	1,000	0,977
16	56473182	1,000	0,977

Relative change in each estimate less than 0,001

\* WARNING \* Back Forecasts not dying out rapidly

#### Back Forecasts (After Differencing)

Lag (-98; -91)	328,350	328,322	328,294	328,265	328,237	328,209	328,181	328,152
Lag (-90; -83)	328,124	328,096	328,068	328,039	328,011	327,983	327,955	327,926
Lag (-82; -75)	327,898	327,870	327,842	327,813	327,785	327,757	327,729	327,700
Lag (-74; -67)	327,672	327,644	327,616	327,587	327,559	327,531	327,503	327,475
Lag (-66; -59)	327,446	327,418	327,390	327,362	327,334	327,305	327,277	327,249
Lag (-58; -51)	327,221	327,193	327,164	327,136	327,108	327,080	327,052	327,023
Lag (-50; -43)	326,995	326,967	326,939	326,911	326,883	326,854	326,826	326,798
Lag (-42; -35)	326,770	326,742	326,714	326,685	326,657	326,629	326,601	326,573
Lag (-34; -27)	326,545	326,517	326,489	326,460	326,432	326,404	326,376	326,348
Lag (-26; -19)	326,320	326,292	326,264	326,235	326,207	326,179	326,151	326,123
Lag (-18; -11)	326,095	326,067	326,039	326,011	325,983	325,955	325,926	325,898
Lag (-10; -3)	325,870	325,842	325,814	325,786	325,758	325,730	325,702	325,674
Lag (-2; 0)	325,646	325,618	325,590					

#### Back Forecast Residuals

Lag (-98; -91)	-0,057	-0,112	-0,166	-0,219	-0,270	-0,320	-0,369	-0,417
Lag (-90; -83)	-0,464	-0,510	-0,555	-0,598	-0,641	-0,683	-0,723	-0,763
Lag (-82; -75)	-0,802	-0,840	-0,877	-0,913	-0,948	-0,983	-1,017	-1,050



Lag (-74; -67)	-1,082	-1,113	-1,144	-1,174	-1,203	-1,231	-1,259	-1,287
Lag (-66; -59)	-1,313	-1,339	-1,365	-1,389	-1,414	-1,437	-1,460	-1,483
Lag (-58; -51)	-1,505	-1,526	-1,547	-1,568	-1,588	-1,607	-1,627	-1,645
Lag (-50; -43)	-1,663	-1,681	-1,699	-1,716	-1,732	-1,748	-1,764	-1,780
Lag (-42; -35)	-1,795	-1,809	-1,824	-1,838	-1,851	-1,865	-1,878	-1,891
Lag (-34; -27)	-1,903	-1,915	-1,927	-1,939	-1,950	-1,961	-1,972	-1,982
Lag (-26; -19)	-1,993	-2,003	-2,012	-2,022	-2,031	-2,040	-2,049	-2,058
Lag (-18; -11)	-2,067	-2,075	-2,083	-2,091	-2,099	-2,106	-2,113	-2,121
Lag (-10; -3)	-2,128	-2,134	-2,141	-2,148	-2,154	-2,160	-2,166	-2,172
Lag (-2; 0)	-2,178	-2,184	-2,189					

## Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value
AR 1	1,00009	0,00514	194,71	0,000
MA 1	0,9768	0,0281	34,78	0,000

Number of observations: 144

## Residual Sums of Squares

DF	SS	MS
142	56472924	397697

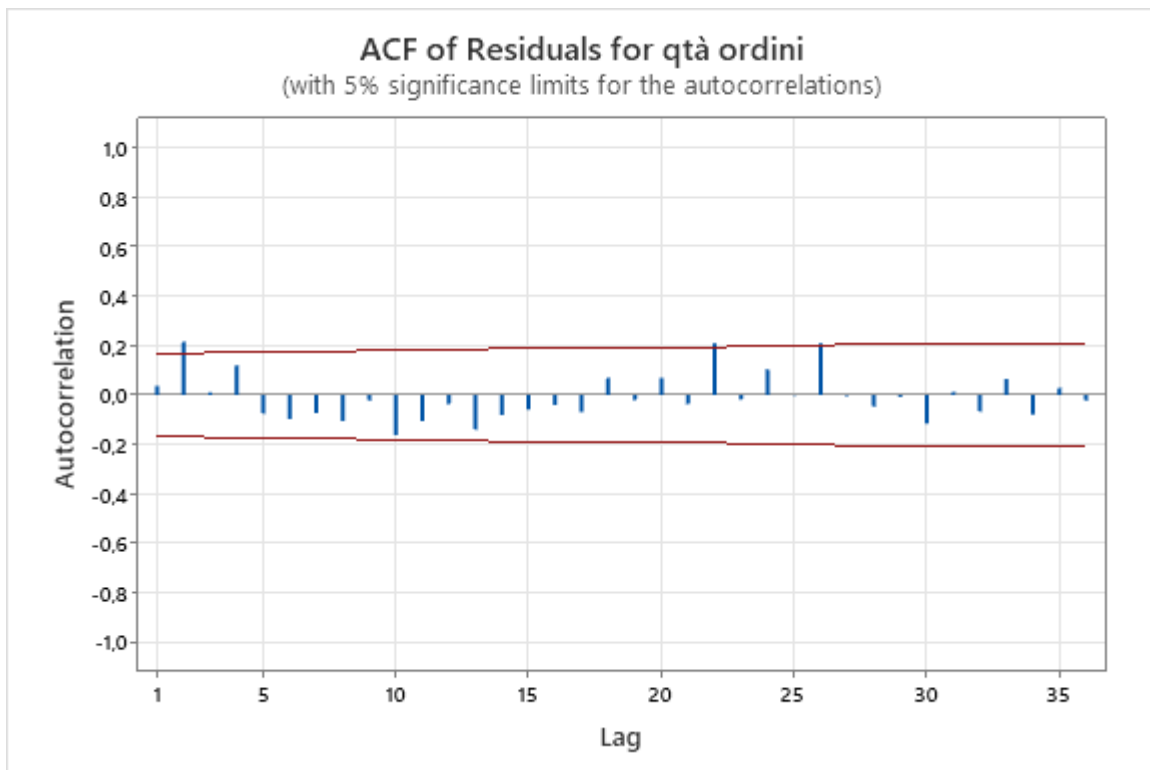
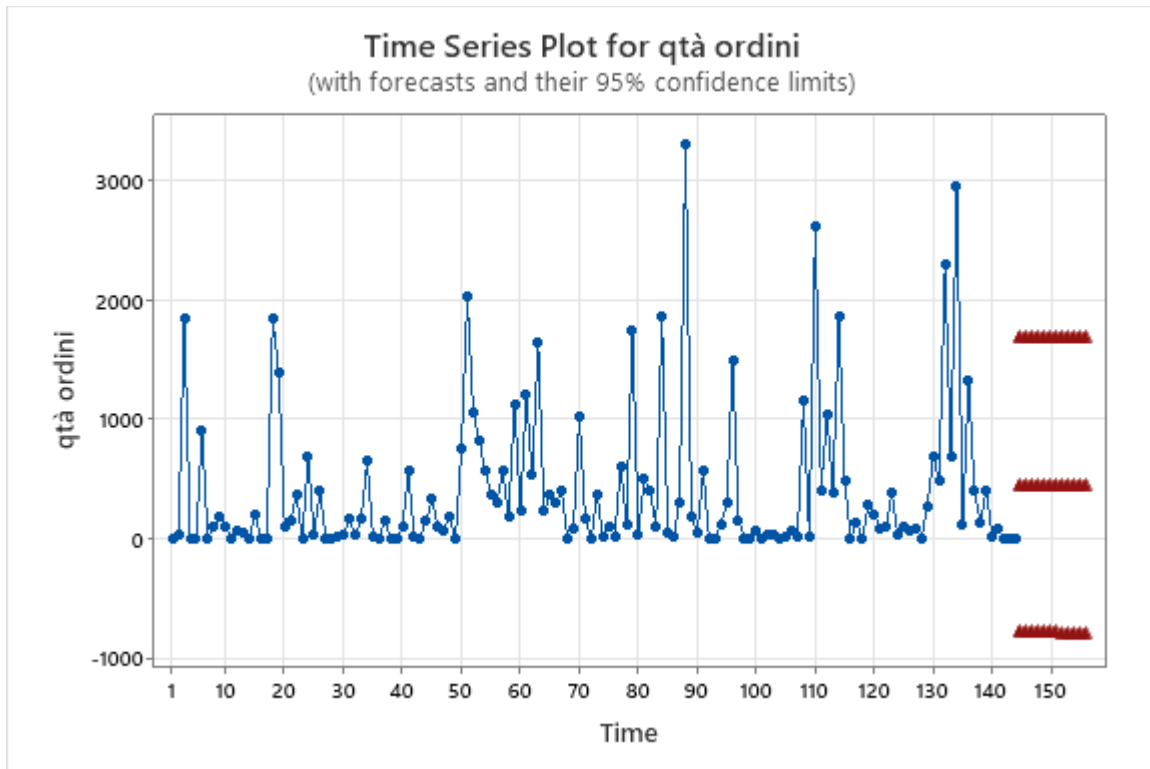
*Back Forecasts excluded*

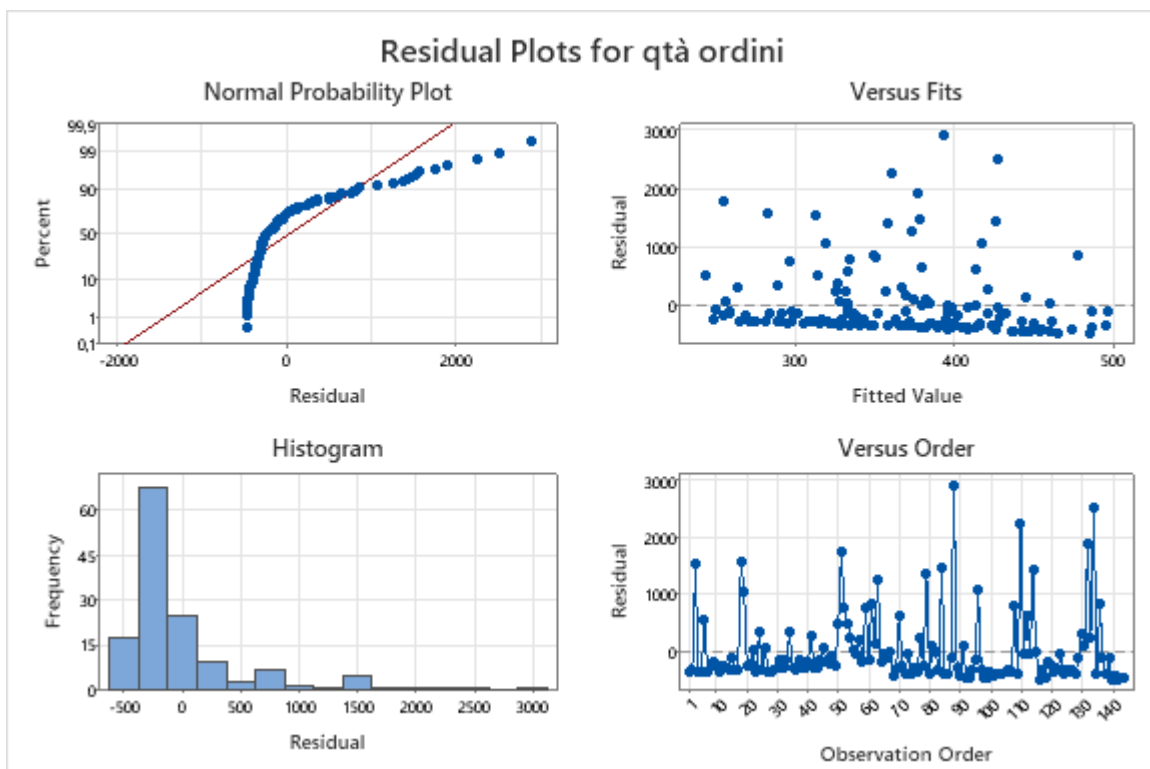
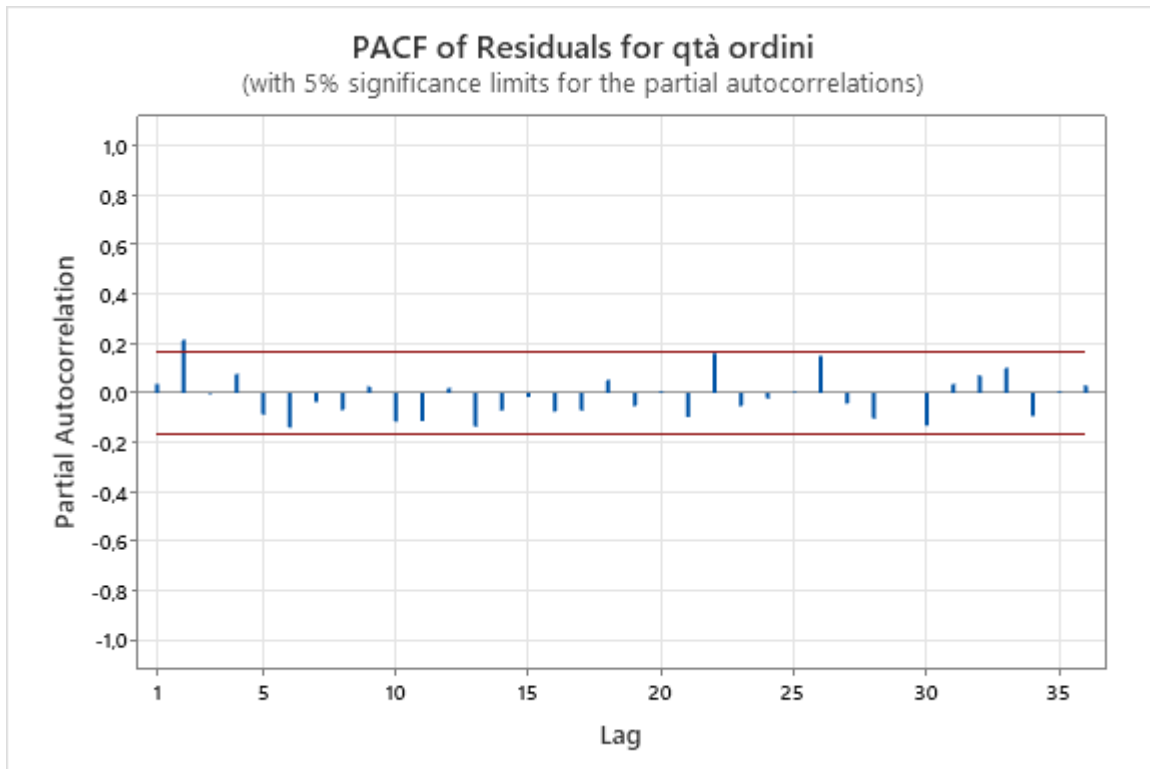
## Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square Statistic

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	20,18	37,38	51,13	60,53
DF	10	22	34	46
P-Value	0,028	0,021	0,030	0,074

## Forecasts from period 144

Period	Forecast	95% Limits		Actual
		Lower	Upper	
145	433,793	-802,494	1670,08	
146	433,831	-802,792	1670,45	
147	433,868	-803,089	1670,82	
148	433,905	-803,386	1671,20	
149	433,943	-803,683	1671,57	
150	433,980	-803,980	1671,94	
151	434,018	-804,277	1672,31	
152	434,055	-804,574	1672,68	
153	434,092	-804,871	1673,06	
154	434,130	-805,168	1673,43	
155	434,167	-805,465	1673,80	
156	434,205	-805,761	1674,17	





## ARIMA Model: serie storica 2010-2020

### Estimates at Each Iteration

Iteration	SSE	Parameters	
0	67107577	0,100	0,100
1	60800075	0,249	-0,050
2	59202757	0,392	0,100
3	57542913	0,530	0,250
4	55770307	0,661	0,400
5	53873515	0,784	0,550
6	51903637	0,898	0,700
7	50347224	0,994	0,850
8	49503499	0,996	0,909
9	48536730	0,999	0,958
10	48247241	1,000	0,971
11	48210477	1,000	0,974
12	48201852	0,999	0,975
13	48201605	0,999	0,976

Relative change in each estimate less than 0,001

\* WARNING \* Back Forecasts not dying out rapidly

### Back Forecasts (After Differencing)

Lag (-98; -91)	385,180	385,395	385,610	385,824	386,039	386,254	386,469	386,684
Lag (-90; -83)	386,900	387,115	387,331	387,546	387,762	387,978	388,194	388,410
Lag (-82; -75)	388,626	388,843	389,059	389,276	389,493	389,710	389,927	390,144
Lag (-74; -67)	390,361	390,578	390,796	391,013	391,231	391,449	391,667	391,885
Lag (-66; -59)	392,103	392,322	392,540	392,759	392,977	393,196	393,415	393,634
Lag (-58; -51)	393,853	394,073	394,292	394,512	394,731	394,951	395,171	395,391
Lag (-50; -43)	395,611	395,831	396,052	396,272	396,493	396,714	396,935	397,156
Lag (-42; -35)	397,377	397,598	397,819	398,041	398,263	398,484	398,706	398,928
Lag (-34; -27)	399,150	399,373	399,595	399,817	400,040	400,263	400,486	400,709
Lag (-26; -19)	400,932	401,155	401,378	401,602	401,826	402,049	402,273	402,497
Lag (-18; -11)	402,721	402,946	403,170	403,394	403,619	403,844	404,069	404,294
Lag (-10; -3)	404,519	404,744	404,969	405,195	405,420	405,646	405,872	406,098
Lag (-2; 0)	406,324	406,550	406,777					

### Back Forecast Residuals

Lag (-98; -91)	0,429	0,847	1,256	1,656	2,046	2,427	2,799	3,163
Lag (-90; -83)	3,518	3,866	4,205	4,536	4,860	5,176	5,485	5,787
Lag (-82; -75)	6,082	6,370	6,651	6,926	7,195	7,458	7,714	7,965
Lag (-74; -67)	8,210	8,450	8,684	8,913	9,136	9,355	9,568	9,777
Lag (-66; -59)	9,981	10,180	10,375	10,566	10,752	10,934	11,112	11,286
Lag (-58; -51)	11,456	11,622	11,784	11,943	12,099	12,251	12,399	12,545
Lag (-50; -43)	12,687	12,826	12,962	13,095	13,225	13,352	13,476	13,598
Lag (-42; -35)	13,717	13,833	13,947	14,059	14,168	14,275	14,379	14,481
Lag (-34; -27)	14,581	14,679	14,775	14,869	14,960	15,050	15,138	15,224
Lag (-26; -19)	15,309	15,391	15,472	15,551	15,629	15,705	15,779	15,852
Lag (-18; -11)	15,924	15,994	16,062	16,129	16,195	16,260	16,323	16,385
Lag (-10; -3)	16,446	16,505	16,564	16,621	16,677	16,732	16,786	16,839
Lag (-2; 0)	16,891	16,942	16,992					

## Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value
AR 1	0,99944	0,00549	182,21	0,000
MA 1	0,97624	0,00676	144,37	0,000

Number of observations: 132

## Residual Sums of Squares

DF	SS	MS
130	48186410	370665

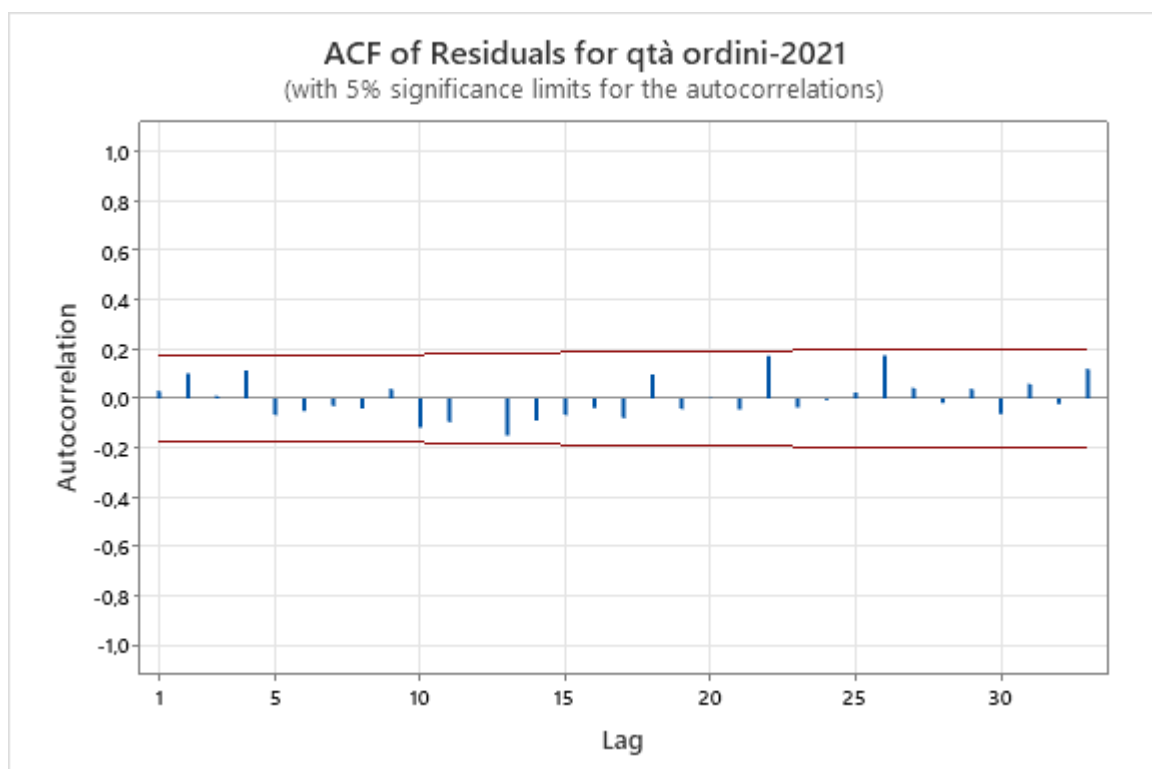
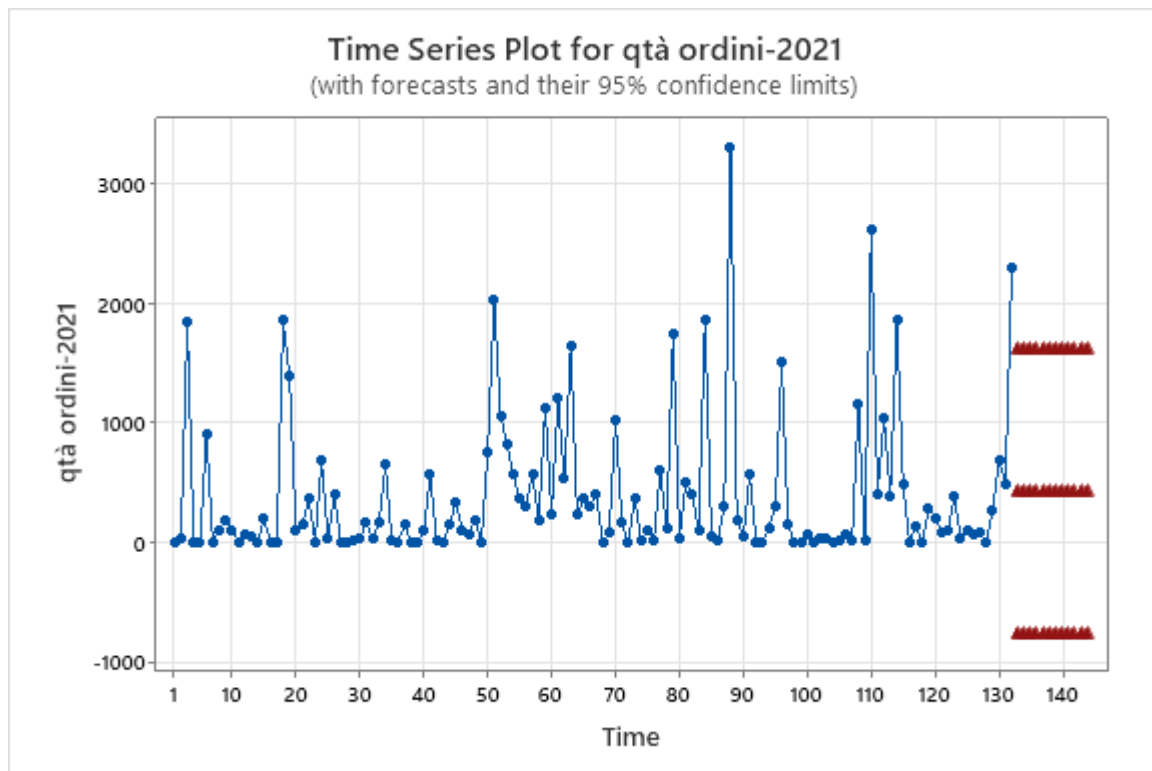
*Back Forecasts excluded*

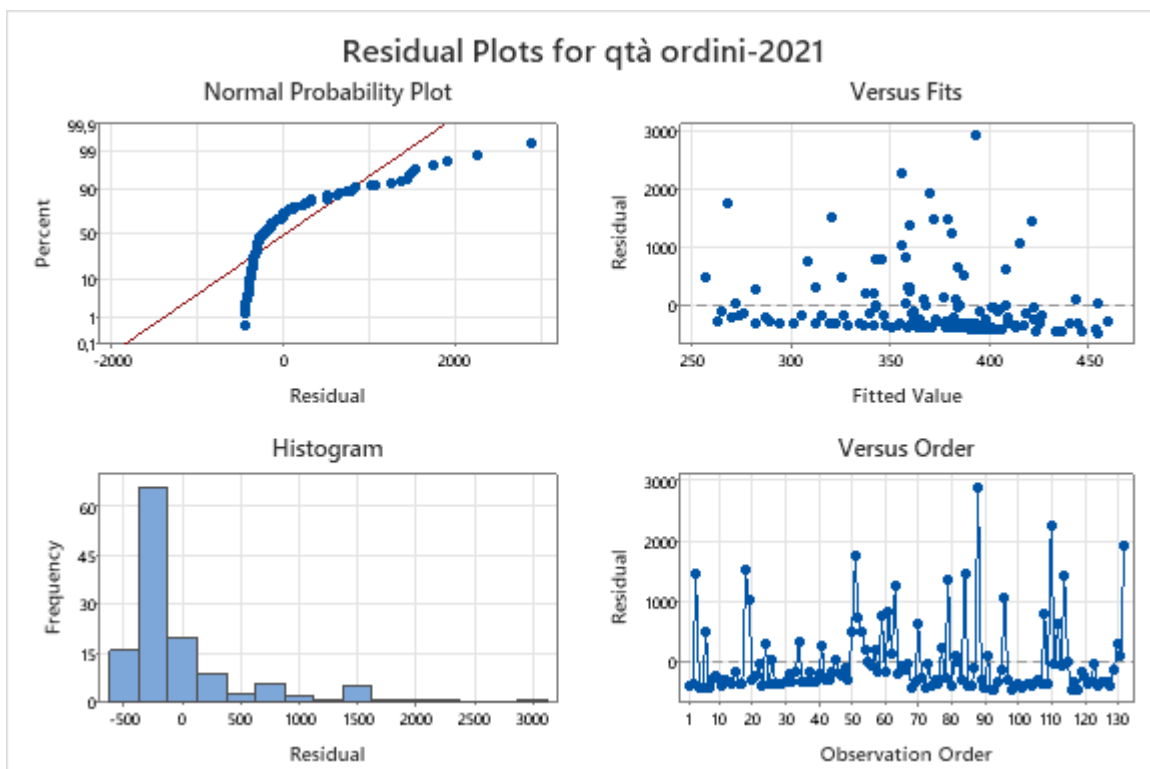
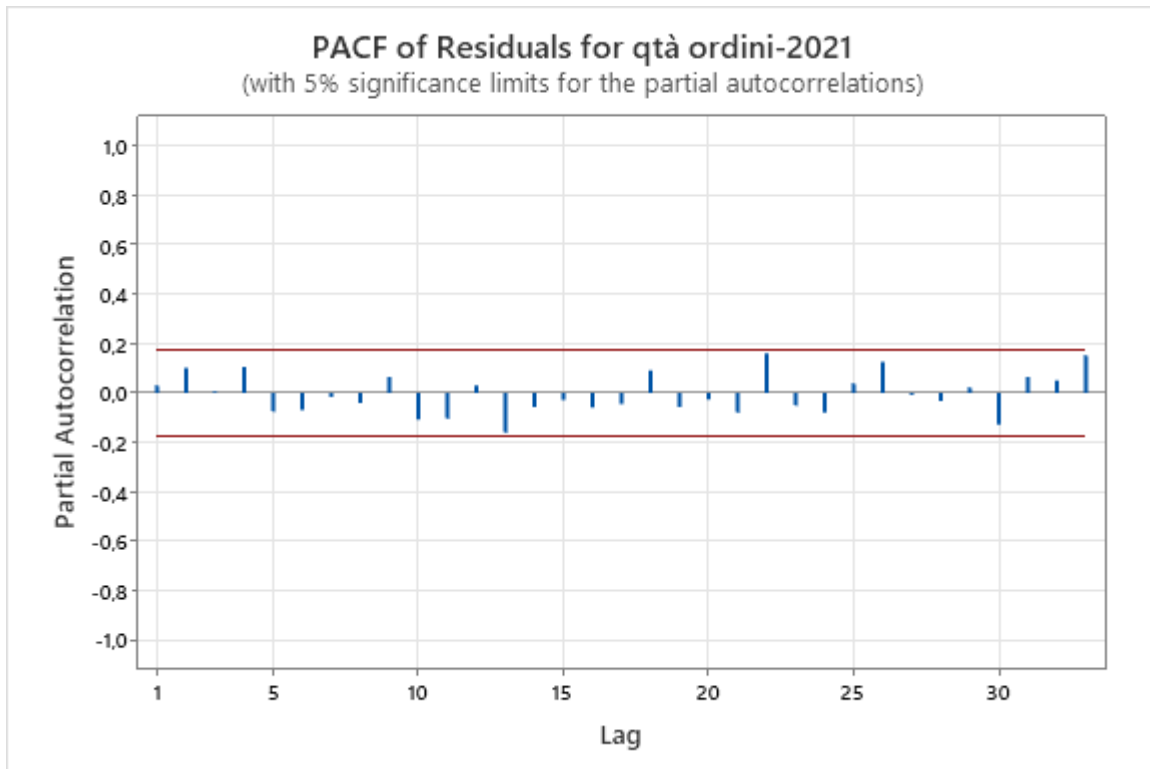
## Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square Statistic

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	8,21	21,73	32,40	48,28
DF	10	22	34	46
P-Value	0,608	0,476	0,546	0,381

## Forecasts from period 132

Period	Forecast	95% Limits		Actual
		Lower	Upper	
133	414,293	-779,240	1607,83	
134	414,062	-779,791	1607,92	
135	413,832	-780,343	1608,01	
136	413,601	-780,894	1608,10	
137	413,371	-781,444	1608,19	
138	413,141	-781,993	1608,28	
139	412,911	-782,542	1608,36	
140	412,682	-783,091	1608,45	
141	412,452	-783,639	1608,54	
142	412,222	-784,186	1608,63	
143	411,993	-784,733	1608,72	
144	411,764	-785,279	1608,81	





## ARIMA Model: serie storica 2010-2019

### Estimates at Each Iteration

Iteration	SSE	Parameters	
0	60879499	0,100	0,100
1	55471093	0,249	-0,050
2	54015984	0,389	0,100
3	52508366	0,524	0,250
4	50885050	0,653	0,400
5	49124575	0,775	0,550
6	47250403	0,887	0,700
7	45502018	0,984	0,850
8	44520994	0,999	0,923
9	43591472	1,000	0,971
10	43287127	1,000	0,989

*Unable to reduce sum of squares any further*

\* WARNING \* Back Forecasts not dying out rapidly

### Back Forecasts (After Differencing)

Lag (-98; -91)	330,324	330,264	330,205	330,145	330,086	330,027	329,967	329,908
Lag (-90; -83)	329,849	329,789	329,730	329,671	329,611	329,552	329,493	329,434
Lag (-82; -75)	329,374	329,315	329,256	329,197	329,137	329,078	329,019	328,960
Lag (-74; -67)	328,901	328,841	328,782	328,723	328,664	328,605	328,546	328,487
Lag (-66; -59)	328,428	328,368	328,309	328,250	328,191	328,132	328,073	328,014
Lag (-58; -51)	327,955	327,896	327,837	327,778	327,719	327,660	327,601	327,543
Lag (-50; -43)	327,484	327,425	327,366	327,307	327,248	327,189	327,130	327,071
Lag (-42; -35)	327,013	326,954	326,895	326,836	326,777	326,719	326,660	326,601
Lag (-34; -27)	326,542	326,484	326,425	326,366	326,307	326,249	326,190	326,131
Lag (-26; -19)	326,073	326,014	325,955	325,897	325,838	325,780	325,721	325,662
Lag (-18; -11)	325,604	325,545	325,487	325,428	325,370	325,311	325,253	325,194
Lag (-10; -3)	325,136	325,077	325,019	324,960	324,902	324,843	324,785	324,726
Lag (-2; 0)	324,668	324,610	324,551					

### Back Forecast Residuals

Lag (-98; -91)	-0,119	-0,236	-0,353	-0,467	-0,581	-0,693	-0,804	-0,914
Lag (-90; -83)	-1,023	-1,130	-1,236	-1,341	-1,445	-1,547	-1,648	-1,749
Lag (-82; -75)	-1,848	-1,946	-2,042	-2,138	-2,233	-2,326	-2,419	-2,510
Lag (-74; -67)	-2,601	-2,690	-2,778	-2,866	-2,952	-3,038	-3,122	-3,205
Lag (-66; -59)	-3,288	-3,369	-3,450	-3,530	-3,609	-3,686	-3,763	-3,840
Lag (-58; -51)	-3,915	-3,989	-4,063	-4,136	-4,207	-4,279	-4,349	-4,418
Lag (-50; -43)	-4,487	-4,555	-4,622	-4,688	-4,754	-4,819	-4,883	-4,946
Lag (-42; -35)	-5,009	-5,070	-5,132	-5,192	-5,252	-5,311	-5,369	-5,427
Lag (-34; -27)	-5,484	-5,541	-5,596	-5,652	-5,706	-5,760	-5,813	-5,866
Lag (-26; -19)	-5,918	-5,969	-6,020	-6,070	-6,120	-6,169	-6,218	-6,266
Lag (-18; -11)	-6,313	-6,360	-6,406	-6,452	-6,497	-6,542	-6,586	-6,630
Lag (-10; -3)	-6,673	-6,716	-6,758	-6,800	-6,841	-6,881	-6,922	-6,962
Lag (-2; 0)	-7,001	-7,040	-7,078					



## Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value
AR 1	1,00018	0,00335	298,46	0,000
MA 1	0,98887	0,00202	488,59	0,000

Number of observations: 120

## Residual Sums of Squares

DF	SS	MS
118	43284953	366822

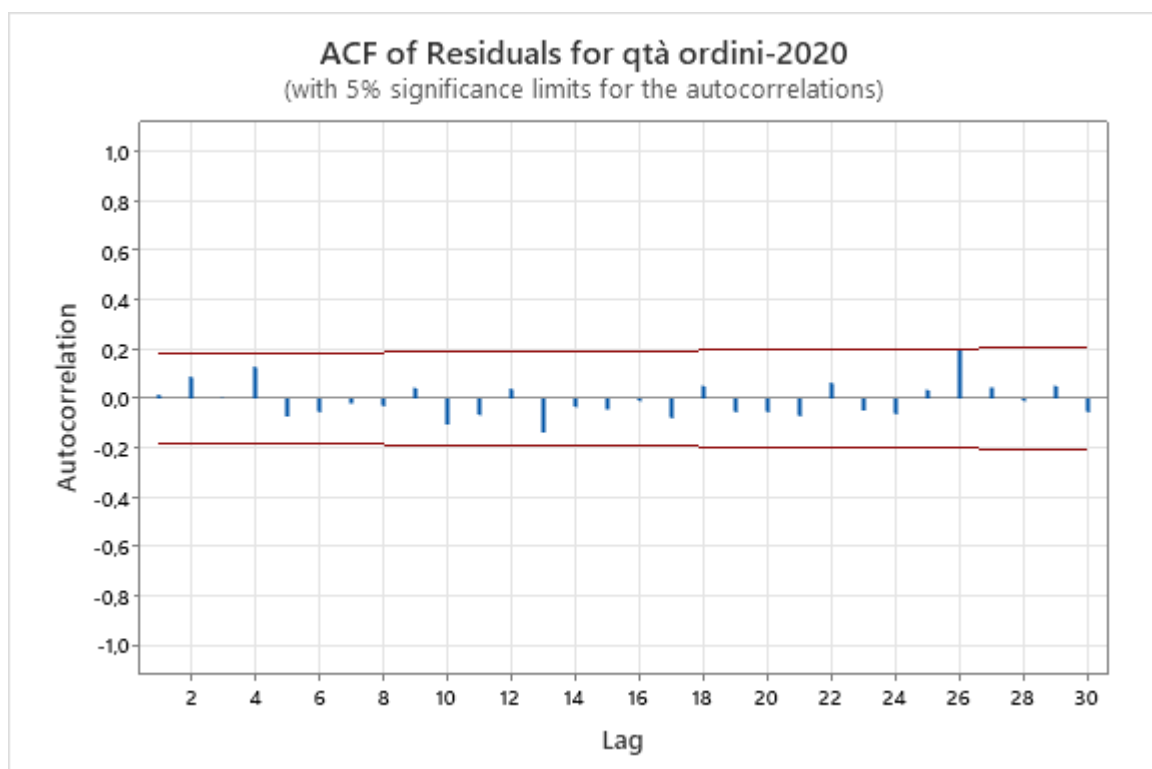
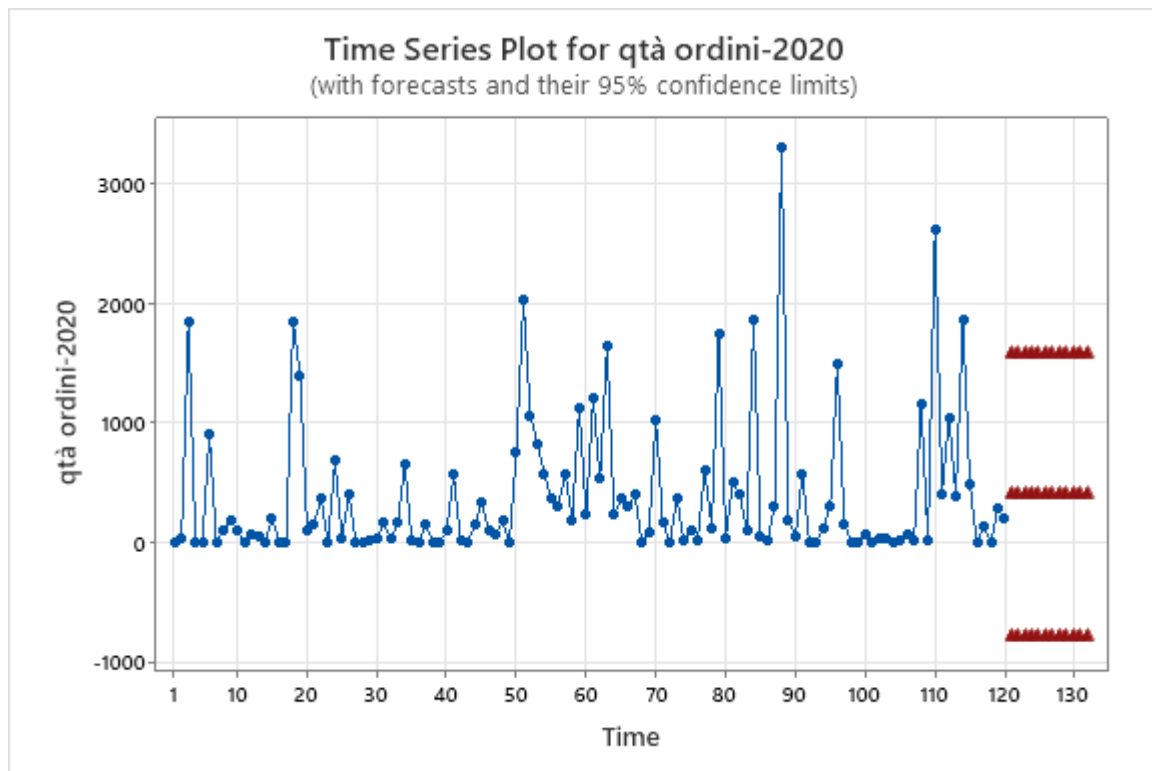
*Back Forecasts excluded*

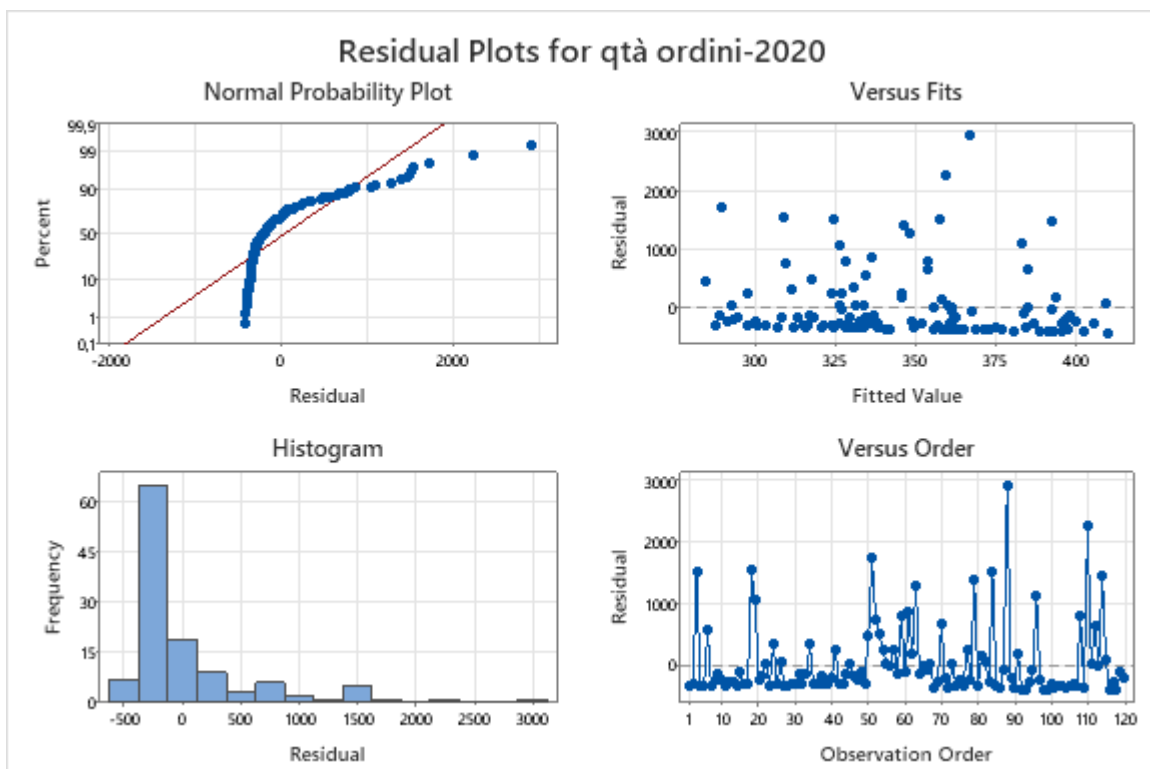
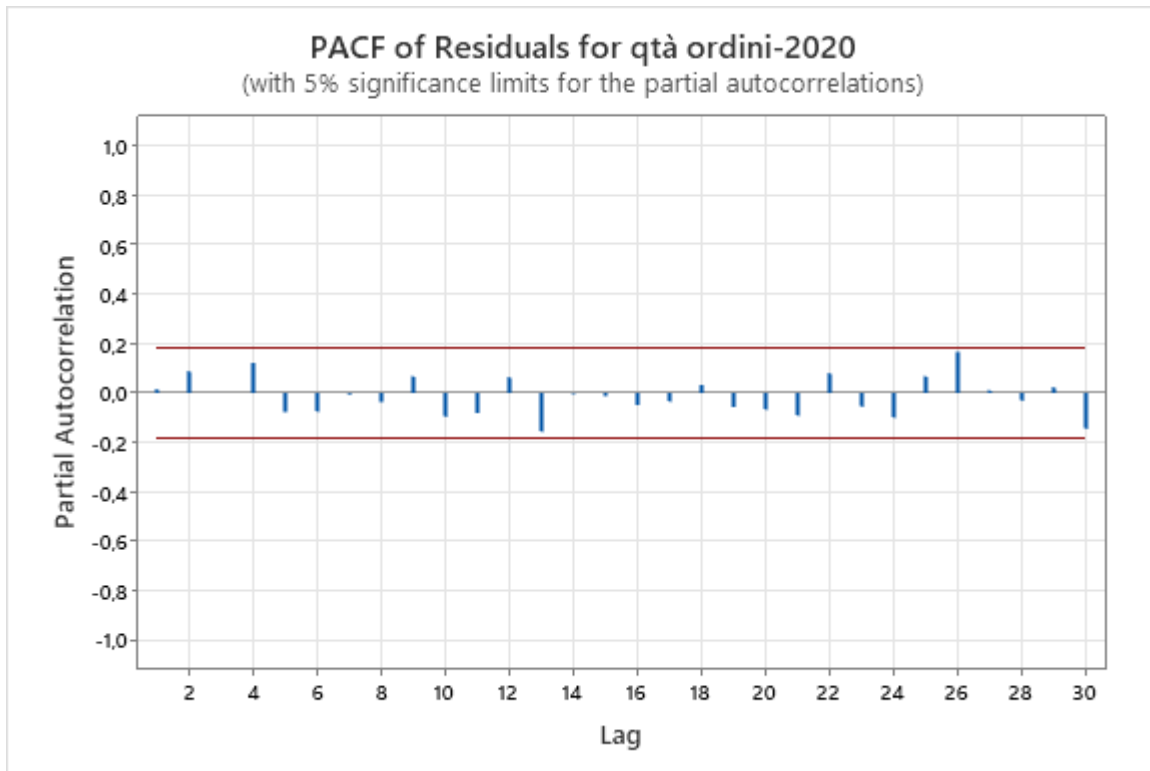
## Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square Statistic

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	6,82	14,34	28,87	40,81
DF	10	22	34	46
P-Value	0,742	0,889	0,717	0,689

## Forecasts from period 120

Period	Forecast	95% Limits		Actual
		Lower	Upper	
121	395,299	-792,030	1582,63	
122	395,370	-792,035	1582,77	
123	395,441	-792,040	1582,92	
124	395,512	-792,045	1583,07	
125	395,583	-792,050	1583,22	
126	395,654	-792,055	1583,36	
127	395,726	-792,060	1583,51	
128	395,797	-792,064	1583,66	
129	395,868	-792,069	1583,81	
130	395,939	-792,074	1583,95	
131	396,011	-792,079	1584,10	
132	396,082	-792,084	1584,25	





WORKSHEET 1

## ARIMA Model: serie storica 2010-2018

### Estimates at Each Iteration

Iteration	SSE	Parameters	
0	48781549	0,100	0,100
1	44131041	0,249	-0,050
2	43294289	0,392	0,100
3	42348632	0,529	0,250
4	41243986	0,659	0,400
5	39931173	0,779	0,550
6	38352645	0,887	0,700
7	36602616	0,975	0,850
8	35804628	1,000	0,931
9	35407286	1,000	0,964
10	35290438	1,000	0,976
11	35284400	1,000	0,977
12	35281996	1,000	0,978

Relative change in each estimate less than 0,001

\* WARNING \* Back Forecasts not dying out rapidly

### Back Forecasts (After Differencing)

Lag (-98; -91)	376,168	376,339	376,510	376,681	376,852	377,023	377,194	377,365
Lag (-90; -83)	377,536	377,708	377,879	378,051	378,222	378,394	378,566	378,737
Lag (-82; -75)	378,909	379,081	379,253	379,426	379,598	379,770	379,942	380,115
Lag (-74; -67)	380,287	380,460	380,633	380,805	380,978	381,151	381,324	381,497
Lag (-66; -59)	381,670	381,843	382,017	382,190	382,364	382,537	382,711	382,884
Lag (-58; -51)	383,058	383,232	383,406	383,580	383,754	383,928	384,103	384,277
Lag (-50; -43)	384,451	384,626	384,800	384,975	385,150	385,324	385,499	385,674
Lag (-42; -35)	385,849	386,024	386,200	386,375	386,550	386,726	386,901	387,077
Lag (-34; -27)	387,252	387,428	387,604	387,780	387,956	388,132	388,308	388,484
Lag (-26; -19)	388,661	388,837	389,014	389,190	389,367	389,544	389,720	389,897
Lag (-18; -11)	390,074	390,251	390,428	390,605	390,783	390,960	391,138	391,315
Lag (-10; -3)	391,493	391,670	391,848	392,026	392,204	392,382	392,560	392,738
Lag (-2; 0)	392,916	393,095	393,273					

### Back Forecast Residuals

Lag (-98; -91)	0,341	0,675	1,001	1,321	1,633	1,938	2,237	2,529
Lag (-90; -83)	2,815	3,094	3,368	3,635	3,897	4,152	4,403	4,647
Lag (-82; -75)	4,887	5,121	5,350	5,575	5,794	6,008	6,218	6,424
Lag (-74; -67)	6,624	6,821	7,013	7,201	7,386	7,566	7,742	7,914
Lag (-66; -59)	8,083	8,248	8,410	8,568	8,722	8,874	9,022	9,167
Lag (-58; -51)	9,309	9,448	9,584	9,717	9,847	9,974	10,099	10,221
Lag (-50; -43)	10,340	10,457	10,572	10,684	10,794	10,901	11,006	11,109
Lag (-42; -35)	11,210	11,309	11,406	11,500	11,593	11,684	11,773	11,860
Lag (-34; -27)	11,945	12,029	12,111	12,191	12,269	12,346	12,421	12,495
Lag (-26; -19)	12,568	12,638	12,708	12,776	12,843	12,908	12,972	13,035
Lag (-18; -11)	13,096	13,156	13,216	13,273	13,330	13,386	13,441	13,494
Lag (-10; -3)	13,547	13,598	13,649	13,698	13,747	13,794	13,841	13,887
Lag (-2; 0)	13,932	13,976	14,019					

## Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value
AR 1	0,99955	0,00598	167,03	0,000
MA 1	0,9776	0,0124	78,74	0,000

Number of observations: 108

## Residual Sums of Squares

DF	SS	MS
106	35271808	332753

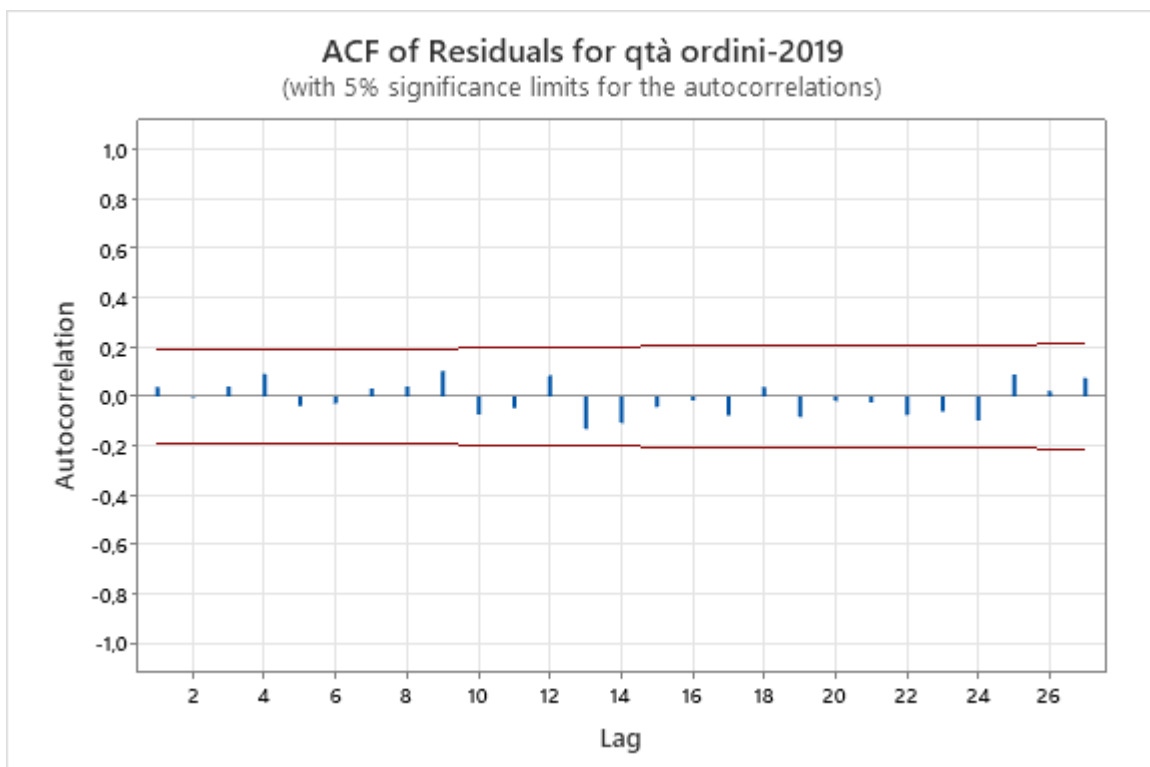
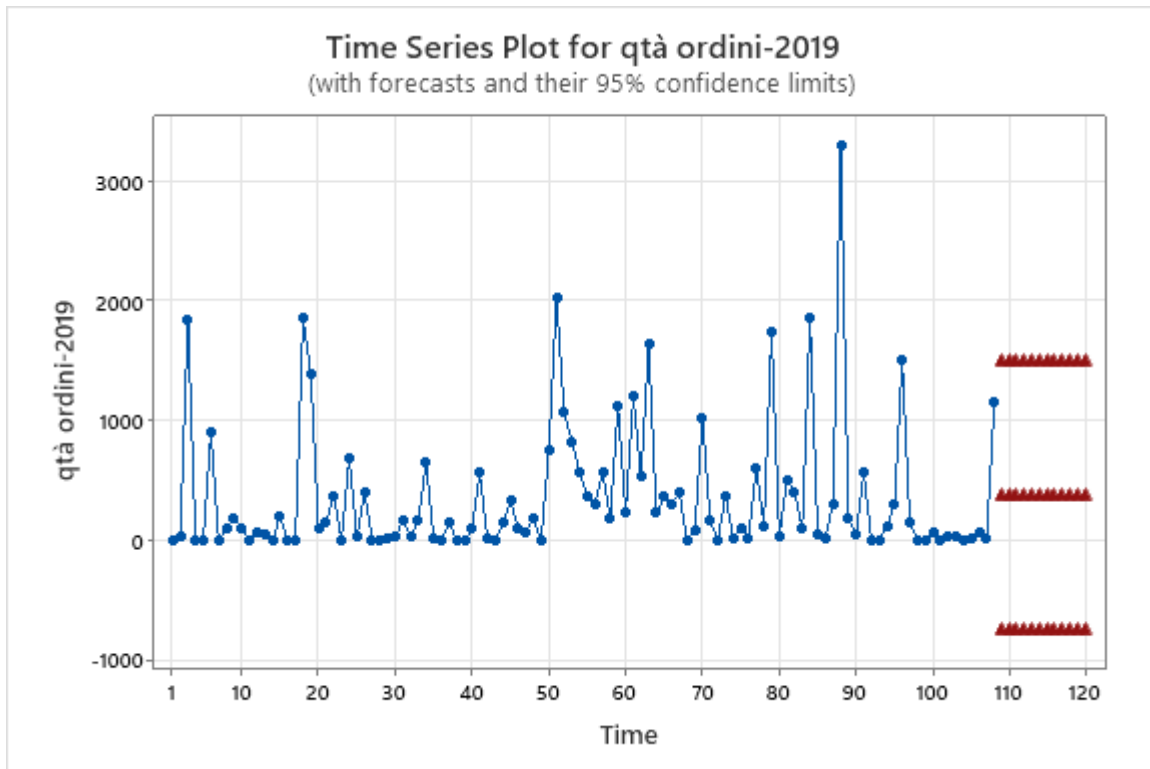
*Back Forecasts excluded*

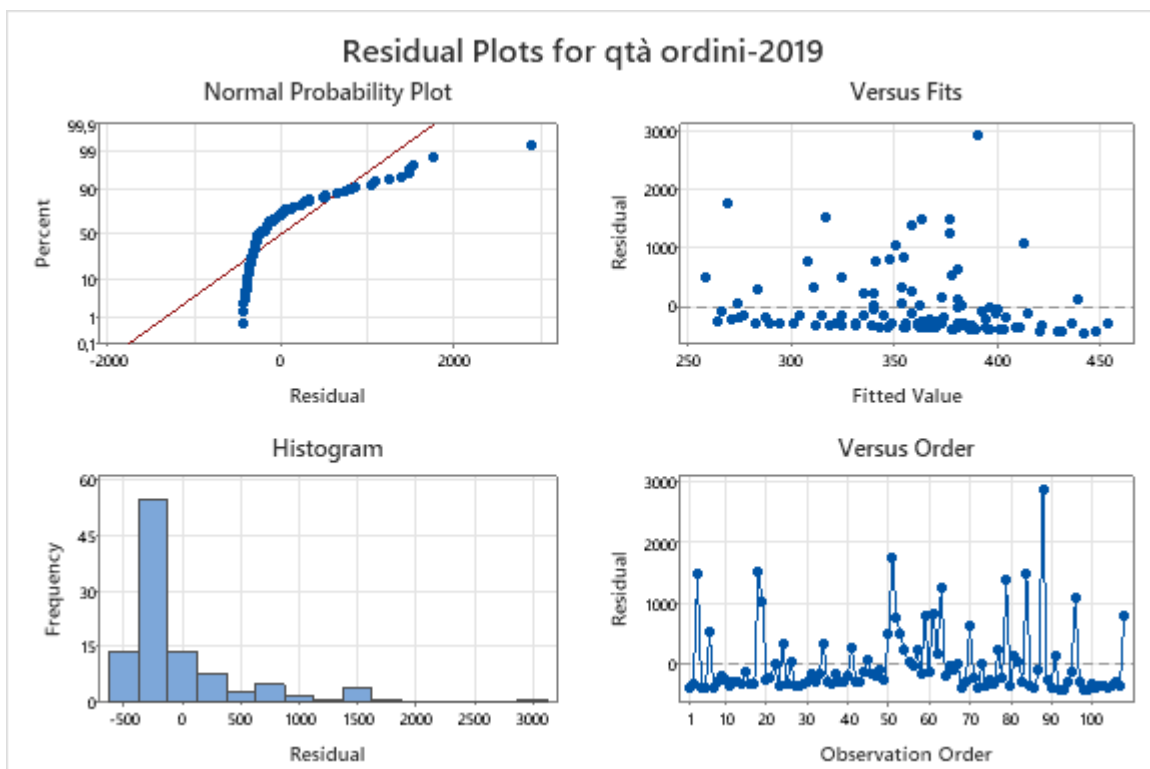
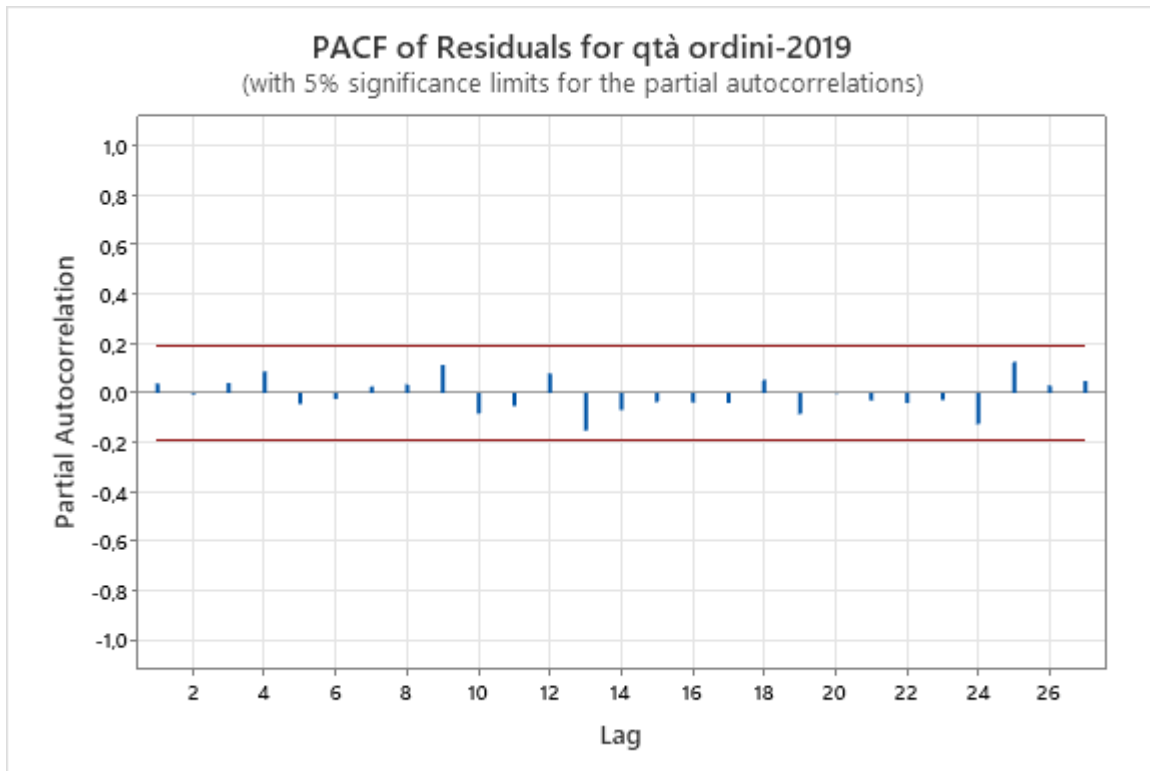
## Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square Statistic

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	5,02	13,53	22,32	34,51
DF	10	22	34	46
P-Value	0,890	0,917	0,938	0,893

## Forecasts from period 108

Period	Forecast	95% Limits		Actual
		Lower	Upper	
109	365,485	-765,363	1496,33	
110	365,319	-765,802	1496,44	
111	365,154	-766,241	1496,55	
112	364,988	-766,679	1496,65	
113	364,823	-767,116	1496,76	
114	364,657	-767,553	1496,87	
115	364,492	-767,990	1496,97	
116	364,326	-768,427	1497,08	
117	364,161	-768,863	1497,18	
118	363,996	-769,298	1497,29	
119	363,831	-769,734	1497,39	
120	363,666	-770,169	1497,50	





WORKSHEET 1

## ARIMA Model: serie storica 2010-2017

### Estimates at Each Iteration

Iteration	SSE	Parameters	
0	47398889	0,100	0,100
1	42695048	0,249	-0,050
2	41847736	0,394	0,100
3	40883774	0,532	0,250
4	39756264	0,663	0,400
5	38414167	0,783	0,550
6	36778105	0,890	0,700
7	34788735	0,978	0,850
8	33802532	0,998	0,914
9	33234425	1,000	0,973
10	33220921	1,000	0,973

Relative change in each estimate less than 0,001

\* WARNING \* Back Forecasts not dying out rapidly

### Back Forecasts (After Differencing)

Lag (-98; -91)	416,290	416,242	416,193	416,144	416,096	416,047	415,999	415,950
Lag (-90; -83)	415,902	415,853	415,804	415,756	415,707	415,659	415,610	415,562
Lag (-82; -75)	415,513	415,465	415,416	415,368	415,319	415,271	415,222	415,174
Lag (-74; -67)	415,125	415,077	415,028	414,980	414,931	414,883	414,835	414,786
Lag (-66; -59)	414,738	414,689	414,641	414,592	414,544	414,496	414,447	414,399
Lag (-58; -51)	414,350	414,302	414,254	414,205	414,157	414,109	414,060	414,012
Lag (-50; -43)	413,963	413,915	413,867	413,818	413,770	413,722	413,674	413,625
Lag (-42; -35)	413,577	413,529	413,480	413,432	413,384	413,336	413,287	413,239
Lag (-34; -27)	413,191	413,143	413,094	413,046	412,998	412,950	412,901	412,853
Lag (-26; -19)	412,805	412,757	412,709	412,660	412,612	412,564	412,516	412,468
Lag (-18; -11)	412,420	412,371	412,323	412,275	412,227	412,179	412,131	412,083
Lag (-10; -3)	412,034	411,986	411,938	411,890	411,842	411,794	411,746	411,698
Lag (-2; 0)	411,650	411,602	411,554					

### Back Forecast Residuals

Lag (-98; -91)	-0,097	-0,192	-0,284	-0,373	-0,460	-0,545	-0,628	-0,708
Lag (-90; -83)	-0,786	-0,862	-0,936	-1,007	-1,077	-1,145	-1,211	-1,276
Lag (-82; -75)	-1,338	-1,399	-1,458	-1,516	-1,572	-1,626	-1,679	-1,731
Lag (-74; -67)	-1,781	-1,830	-1,877	-1,924	-1,969	-2,012	-2,055	-2,096
Lag (-66; -59)	-2,136	-2,175	-2,213	-2,250	-2,286	-2,321	-2,355	-2,389
Lag (-58; -51)	-2,421	-2,452	-2,483	-2,512	-2,541	-2,569	-2,596	-2,623
Lag (-50; -43)	-2,649	-2,674	-2,698	-2,722	-2,745	-2,767	-2,789	-2,810
Lag (-42; -35)	-2,831	-2,851	-2,871	-2,890	-2,908	-2,926	-2,943	-2,960
Lag (-34; -27)	-2,977	-2,993	-3,008	-3,024	-3,038	-3,053	-3,066	-3,080
Lag (-26; -19)	-3,093	-3,106	-3,118	-3,130	-3,142	-3,154	-3,165	-3,176
Lag (-18; -11)	-3,186	-3,196	-3,206	-3,216	-3,225	-3,234	-3,243	-3,252
Lag (-10; -3)	-3,260	-3,268	-3,276	-3,284	-3,291	-3,298	-3,305	-3,312
Lag (-2; 0)	-3,319	-3,325	-3,331					



## Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value
AR 1	1,00012	0,00919	108,88	0,000
MA 1	0,9730	0,0287	33,95	0,000

Number of observations: 96

## Residual Sums of Squares

DF	SS	MS
94	33220288	353407

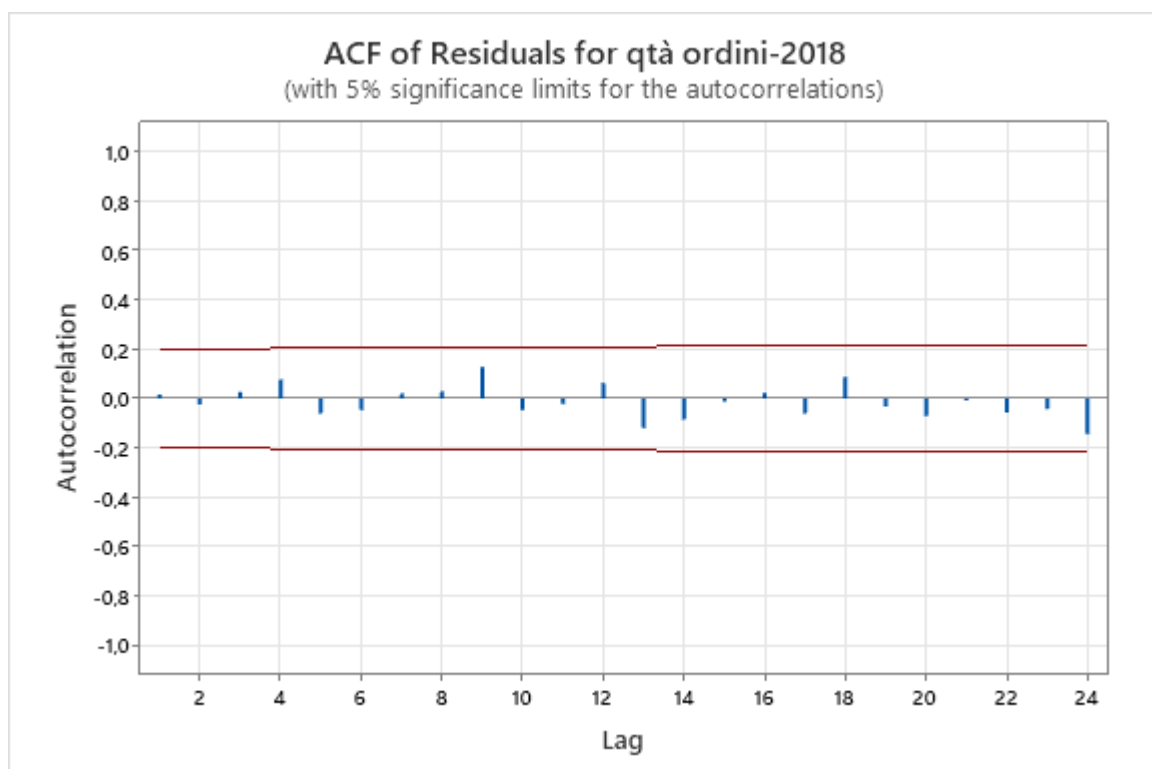
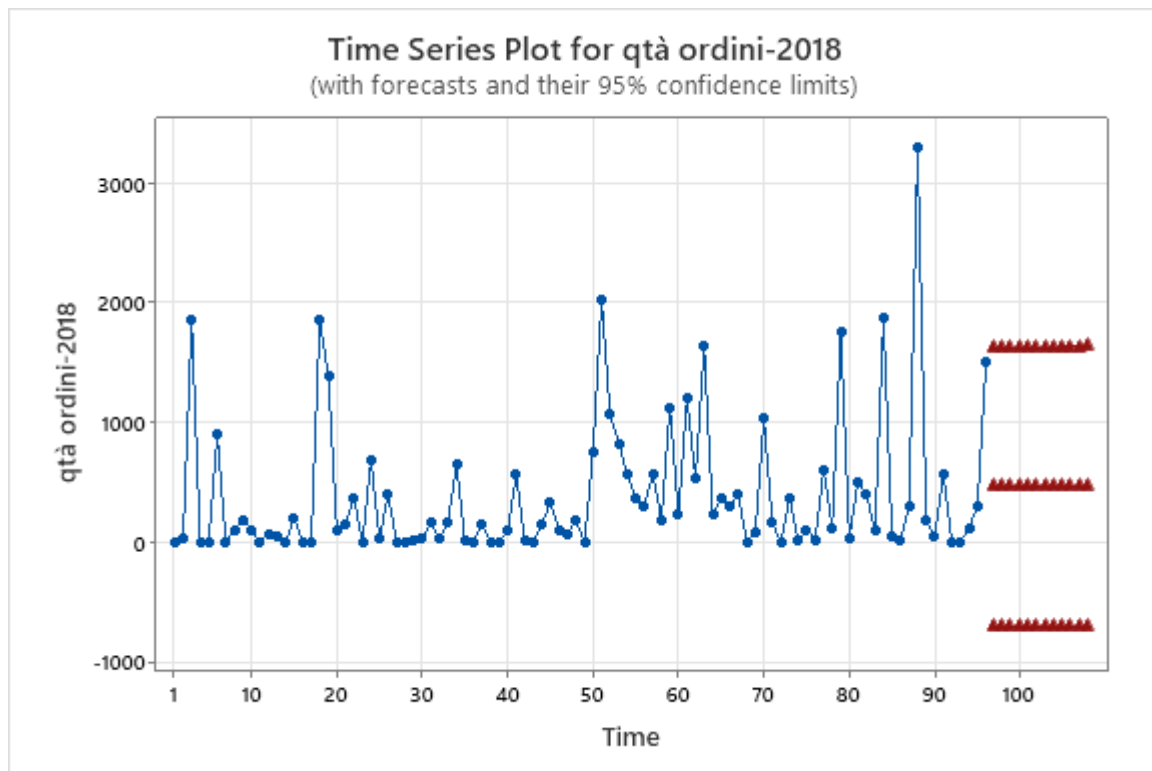
*Back Forecasts excluded*

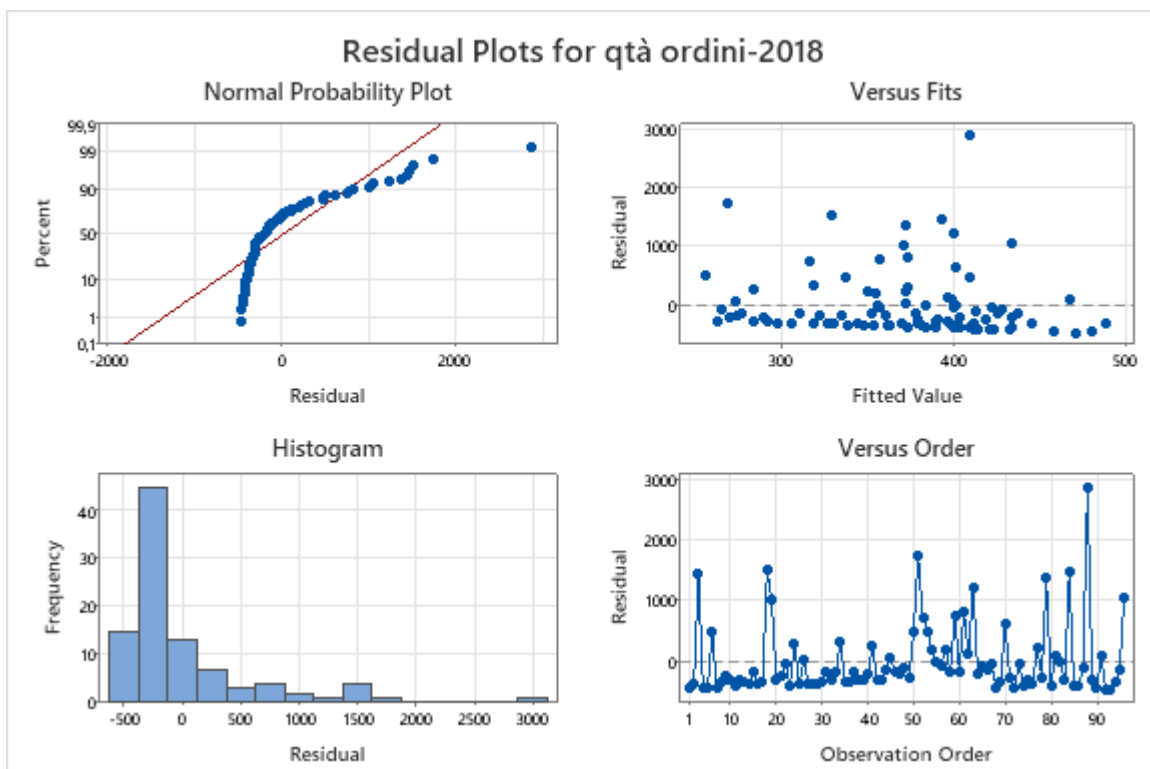
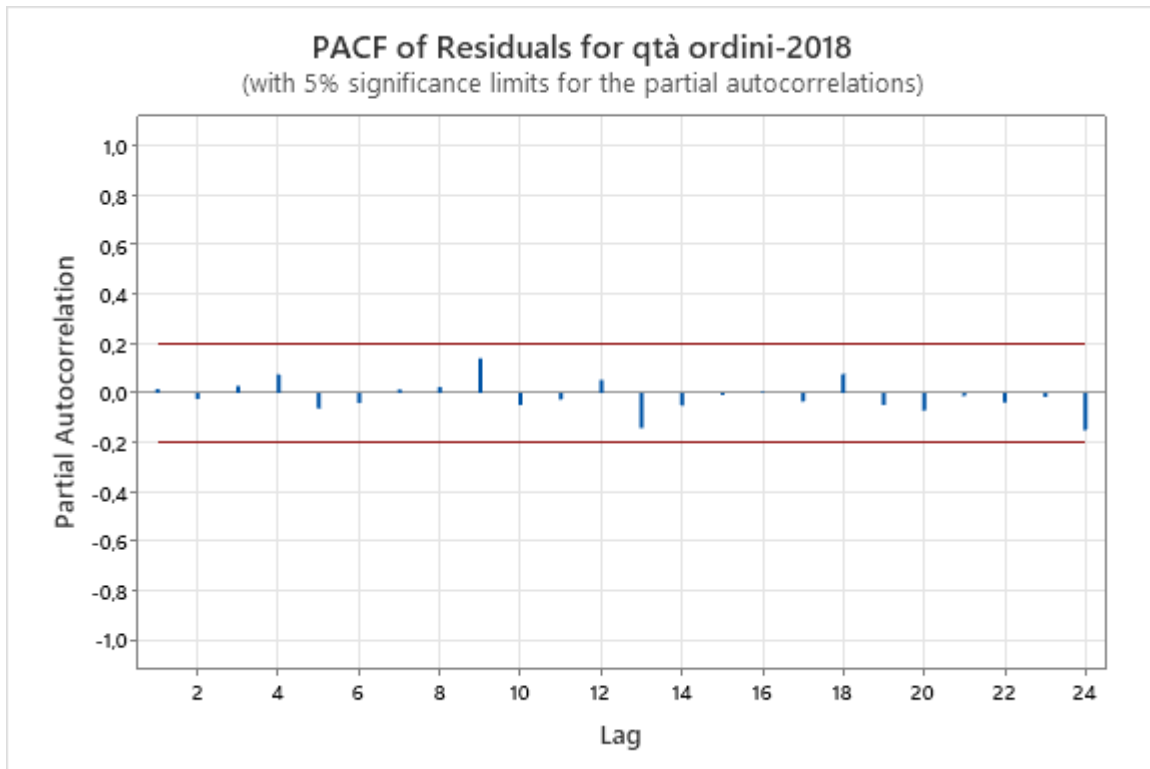
## Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square Statistic

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	3,99	11,97	19,43	28,26
DF	10	22	34	46
P-Value	0,948	0,958	0,979	0,982

## Forecasts from period 96

Period	Forecast	95% Limits		Actual
		Lower	Upper	
97	462,712	-702,705	1628,13	
98	462,766	-703,080	1628,61	
99	462,820	-703,456	1629,10	
100	462,874	-703,831	1629,58	
101	462,928	-704,206	1630,06	
102	462,982	-704,581	1630,55	
103	463,036	-704,956	1631,03	
104	463,090	-705,331	1631,51	
105	463,144	-705,706	1632,00	
106	463,199	-706,081	1632,48	
107	463,253	-706,456	1632,96	
108	463,307	-706,831	1633,44	





WORKSHEET 1

## ARIMA Model: serie storica 2010-2016

### Estimates at Each Iteration

Iteration	SSE	Parameters	
0	33695419	0,100	0,100
1	28994064	0,249	-0,050
2	28125135	0,399	0,099
3	27190188	0,543	0,249
4	26182800	0,680	0,399
5	25083077	0,807	0,549
6	23924355	0,920	0,699
7	23010700	1,002	0,849
8	22694417	1,001	0,900
9	22542124	1,001	0,929
10	22469420	1,000	0,948
11	22459064	1,000	0,954
12	22458888	1,000	0,955

*Unable to reduce sum of squares any further*

\* WARNING \* Back Forecasts not dying out rapidly

### Back Forecasts (After Differencing)

Lag (-98; -91)	347,131	347,039	346,948	346,856	346,764	346,672	346,580	346,488
Lag (-90; -83)	346,396	346,305	346,213	346,121	346,030	345,938	345,846	345,755
Lag (-82; -75)	345,663	345,571	345,480	345,388	345,297	345,205	345,114	345,022
Lag (-74; -67)	344,931	344,840	344,748	344,657	344,566	344,474	344,383	344,292
Lag (-66; -59)	344,201	344,110	344,018	343,927	343,836	343,745	343,654	343,563
Lag (-58; -51)	343,472	343,381	343,290	343,199	343,108	343,017	342,926	342,835
Lag (-50; -43)	342,745	342,654	342,563	342,472	342,382	342,291	342,200	342,110
Lag (-42; -35)	342,019	341,928	341,838	341,747	341,657	341,566	341,476	341,385
Lag (-34; -27)	341,295	341,204	341,114	341,024	340,933	340,843	340,753	340,662
Lag (-26; -19)	340,572	340,482	340,392	340,301	340,211	340,121	340,031	339,941
Lag (-18; -11)	339,851	339,761	339,671	339,581	339,491	339,401	339,311	339,221
Lag (-10; -3)	339,131	339,041	338,952	338,862	338,772	338,682	338,593	338,503
Lag (-2; 0)	338,413	338,324	338,234					

### Back Forecast Residuals

Lag (-98; -91)	-0,184	-0,360	-0,527	-0,687	-0,840	-0,986	-1,125	-1,258
Lag (-90; -83)	-1,385	-1,506	-1,622	-1,732	-1,837	-1,938	-2,033	-2,125
Lag (-82; -75)	-2,212	-2,296	-2,375	-2,451	-2,523	-2,592	-2,658	-2,721
Lag (-74; -67)	-2,781	-2,839	-2,893	-2,945	-2,995	-3,042	-3,088	-3,131
Lag (-66; -59)	-3,172	-3,211	-3,249	-3,284	-3,318	-3,351	-3,382	-3,411
Lag (-58; -51)	-3,439	-3,466	-3,492	-3,516	-3,539	-3,561	-3,582	-3,602
Lag (-50; -43)	-3,621	-3,640	-3,657	-3,673	-3,689	-3,704	-3,718	-3,732
Lag (-42; -35)	-3,745	-3,757	-3,769	-3,780	-3,790	-3,800	-3,810	-3,819
Lag (-34; -27)	-3,827	-3,835	-3,843	-3,850	-3,857	-3,864	-3,870	-3,876
Lag (-26; -19)	-3,882	-3,887	-3,892	-3,897	-3,901	-3,905	-3,909	-3,913
Lag (-18; -11)	-3,917	-3,920	-3,923	-3,926	-3,929	-3,931	-3,934	-3,936
Lag (-10; -3)	-3,938	-3,940	-3,942	-3,944	-3,945	-3,947	-3,948	-3,949
Lag (-2; 0)	-3,951	-3,952	-3,953					

## Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value
AR 1	1,00026	0,00751	133,24	0,000
MA 1	0,9549	0,0421	22,67	0,000

Number of observations: 84

## Residual Sums of Squares

DF	SS	MS
82	22457793	273876

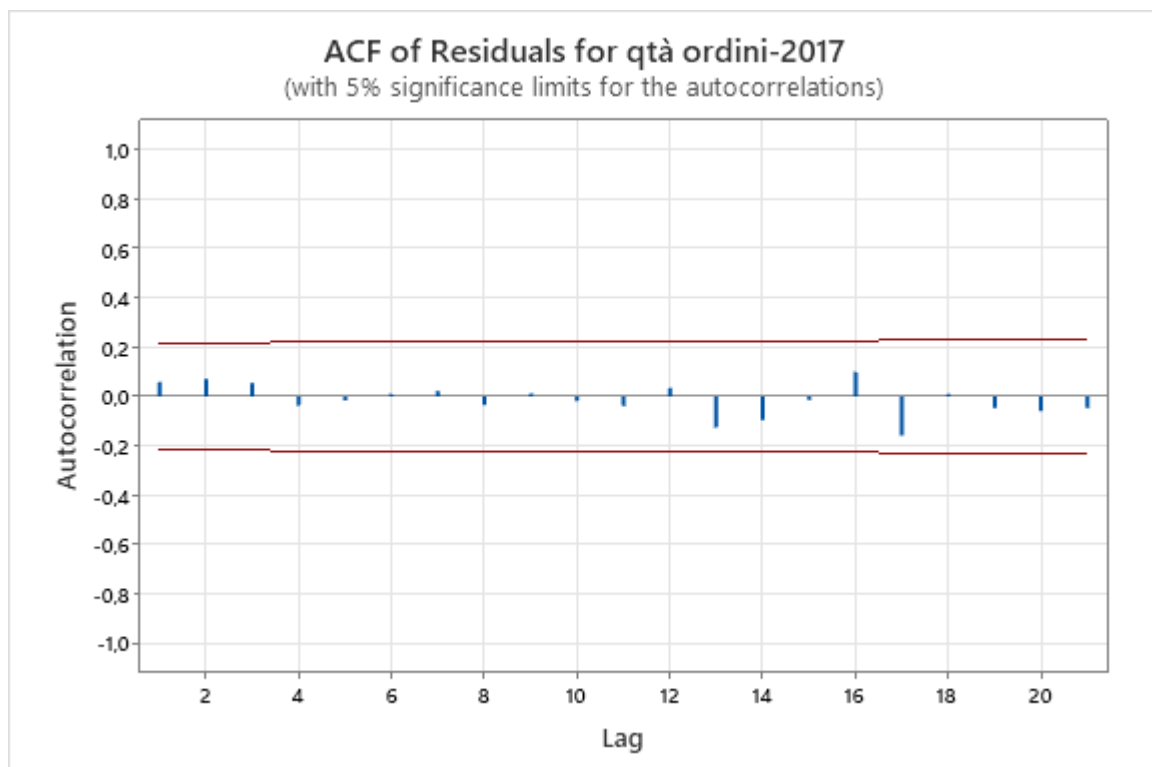
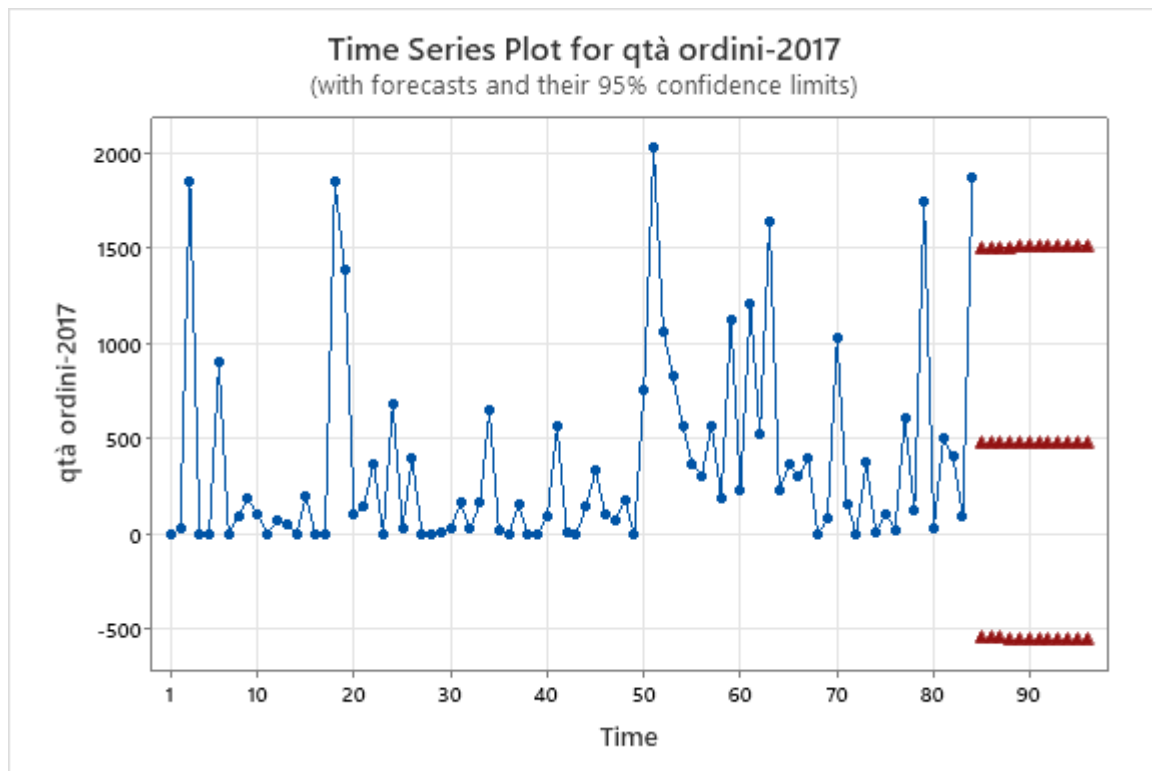
*Back Forecasts excluded*

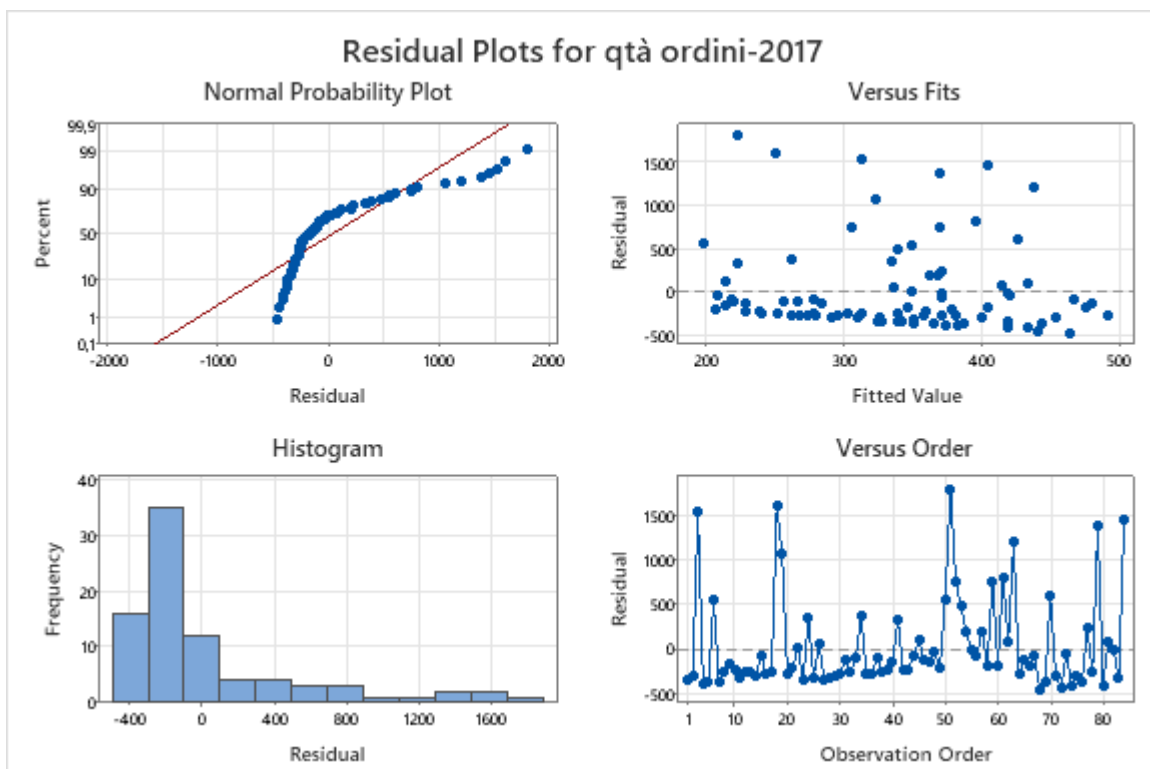
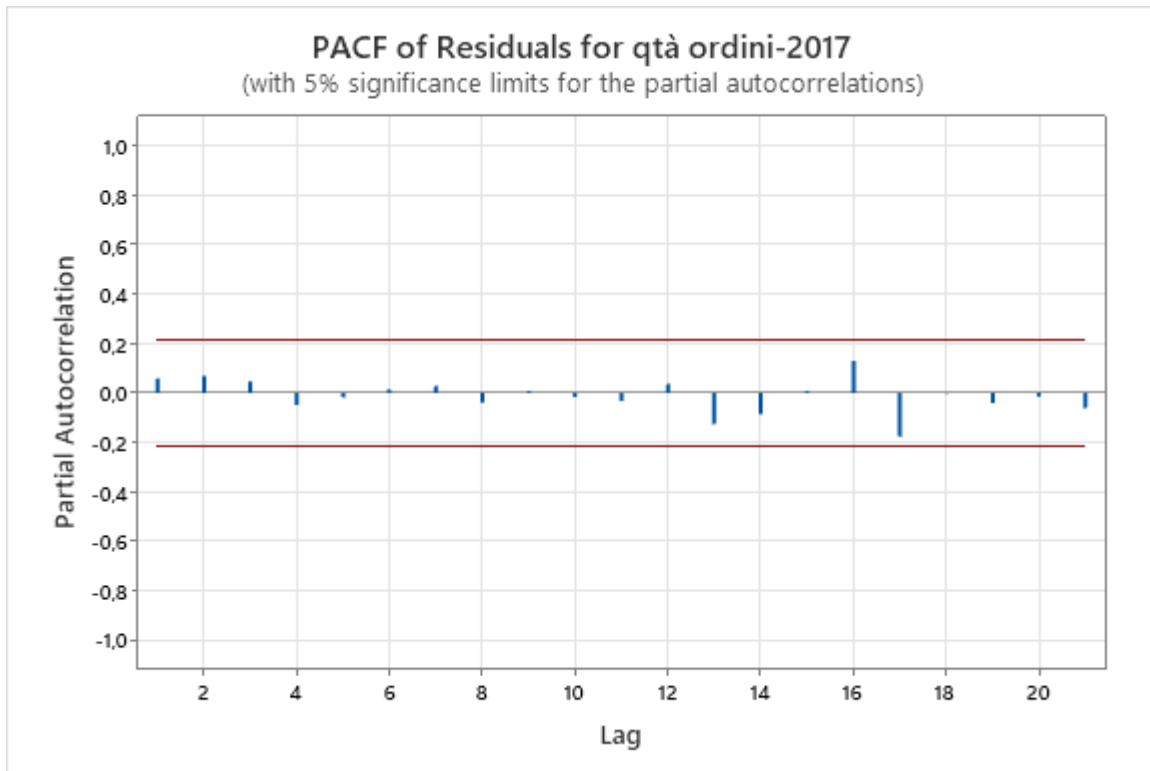
## Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square Statistic

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	1,65	12,57	24,31	30,14
DF	10	22	34	46
P-Value	0,998	0,945	0,890	0,966

## Forecasts from period 84

Period	Forecast	95% Limits		Actual
		Lower	Upper	
85	470,519	-555,417	1496,45	
86	470,643	-556,349	1497,64	
87	470,768	-557,280	1498,82	
88	470,893	-558,211	1500,00	
89	471,018	-559,141	1501,18	
90	471,142	-560,071	1502,36	
91	471,267	-561,000	1503,53	
92	471,392	-561,929	1504,71	
93	471,517	-562,857	1505,89	
94	471,642	-563,784	1507,07	
95	471,767	-564,711	1508,24	
96	471,892	-565,637	1509,42	





WORKSHEET 1

## ARIMA Model: serie storica 2010-2015

### Estimates at Each Iteration

Iteration	SSE	Parameters	
0	26180548	0,100	0,100
1	21517525	0,249	-0,050
2	20854002	0,399	0,088
3	20137060	0,549	0,234
4	19397003	0,694	0,384
5	18705891	0,825	0,534
6	18171561	0,930	0,684
7	17958788	0,964	0,773
8	17867109	0,980	0,820
9	17791058	0,992	0,855
10	17732296	0,997	0,881
11	17698009	0,998	0,898
12	17674793	0,999	0,911
13	17657956	0,999	0,921
14	17645305	1,000	0,929
15	17635629	1,000	0,935
16	17628152	1,000	0,941
17	17622338	1,000	0,946
18	17617818	1,000	0,950
19	17614351	1,000	0,953
20	17611782	1,000	0,956
21	17609980	1,000	0,958
22	17608790	1,000	0,959
23	17608039	1,000	0,960

*Relative change in each estimate less than 0,001*

\* WARNING \* Back Forecasts not dying out rapidly

### Back Forecasts (After Differencing)

Lag (-98; -91)	303,443	303,312	303,180	303,049	302,918	302,787	302,656	302,525
Lag (-90; -83)	302,394	302,263	302,132	302,001	301,870	301,740	301,609	301,478
Lag (-82; -75)	301,348	301,217	301,087	300,957	300,826	300,696	300,566	300,436
Lag (-74; -67)	300,306	300,176	300,046	299,916	299,786	299,656	299,526	299,397
Lag (-66; -59)	299,267	299,137	299,008	298,878	298,749	298,620	298,490	298,361
Lag (-58; -51)	298,232	298,103	297,974	297,845	297,716	297,587	297,458	297,329
Lag (-50; -43)	297,200	297,072	296,943	296,815	296,686	296,558	296,429	296,301
Lag (-42; -35)	296,173	296,044	295,916	295,788	295,660	295,532	295,404	295,276
Lag (-34; -27)	295,148	295,020	294,893	294,765	294,637	294,510	294,382	294,255
Lag (-26; -19)	294,128	294,000	293,873	293,746	293,618	293,491	293,364	293,237
Lag (-18; -11)	293,110	292,983	292,857	292,730	292,603	292,476	292,350	292,223
Lag (-10; -3)	292,097	291,970	291,844	291,717	291,591	291,465	291,339	291,212
Lag (-2; 0)	291,086	290,960	290,834					

### Back Forecast Residuals

Lag (-98; -91)	-0,263	-0,515	-0,757	-0,990	-1,212	-1,426	-1,631	-1,828
Lag (-90; -83)	-2,017	-2,198	-2,372	-2,539	-2,699	-2,852	-2,999	-3,141
Lag (-82; -75)	-3,276	-3,406	-3,530	-3,650	-3,764	-3,874	-3,980	-4,081
Lag (-74; -67)	-4,178	-4,271	-4,360	-4,445	-4,527	-4,605	-4,680	-4,753



Lag (-66; -59)	-4,822	-4,888	-4,951	-5,012	-5,070	-5,126	-5,180	-5,231
Lag (-58; -51)	-5,280	-5,327	-5,372	-5,415	-5,456	-5,496	-5,533	-5,570
Lag (-50; -43)	-5,604	-5,637	-5,669	-5,699	-5,728	-5,756	-5,782	-5,808
Lag (-42; -35)	-5,832	-5,855	-5,877	-5,898	-5,918	-5,937	-5,956	-5,973
Lag (-34; -27)	-5,990	-6,006	-6,021	-6,035	-6,049	-6,062	-6,074	-6,086
Lag (-26; -19)	-6,098	-6,108	-6,118	-6,128	-6,137	-6,146	-6,154	-6,162
Lag (-18; -11)	-6,169	-6,176	-6,183	-6,189	-6,195	-6,200	-6,205	-6,210
Lag (-10; -3)	-6,215	-6,219	-6,223	-6,227	-6,230	-6,233	-6,236	-6,239
Lag (-2; 0)	-6,241	-6,244	-6,246					

## Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value
AR 1	1,00043	0,00753	132,83	0,000
MA 1	0,9600	0,0412	23,29	0,000

Number of observations: 72

## Residual Sums of Squares

DF	SS	MS
70	17605397	251506

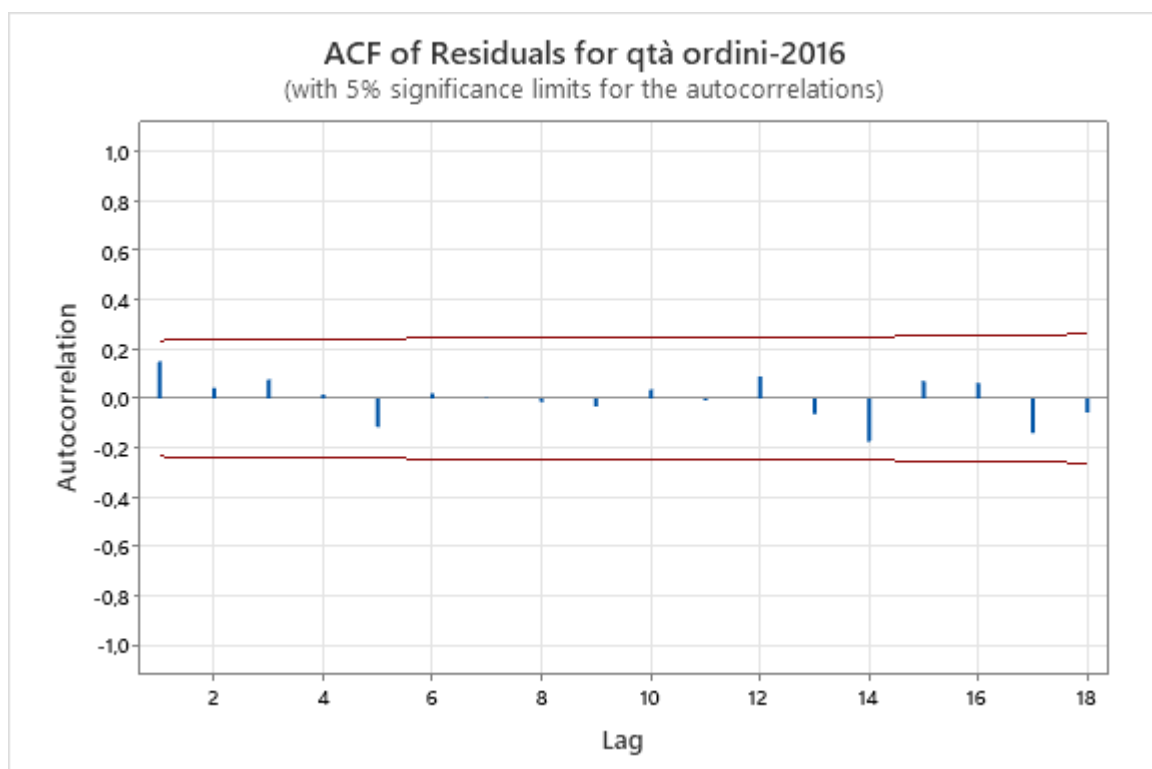
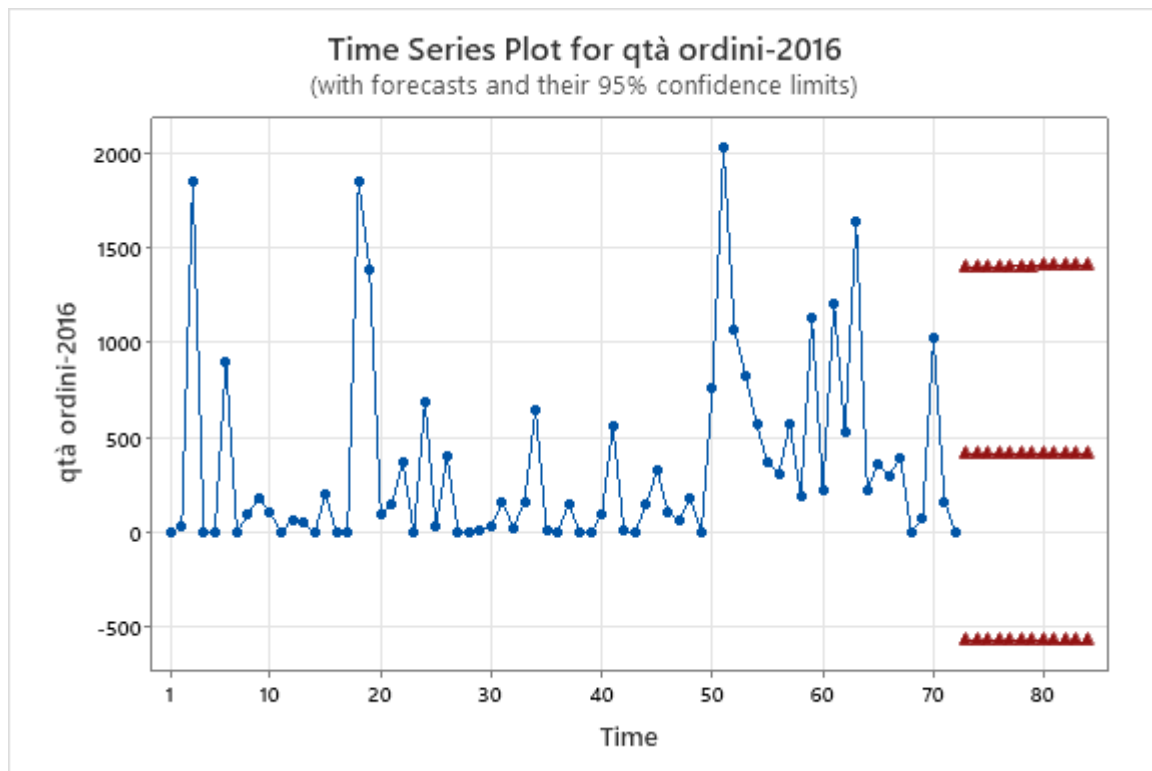
*Back Forecasts excluded*

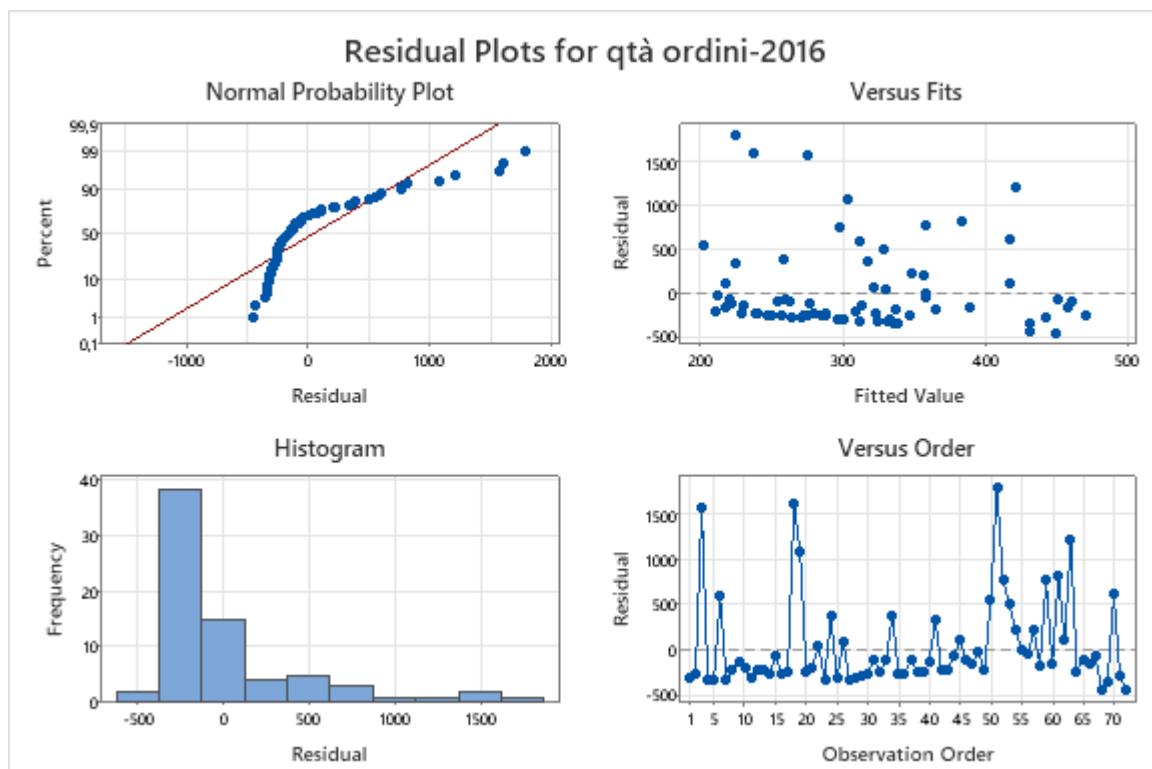
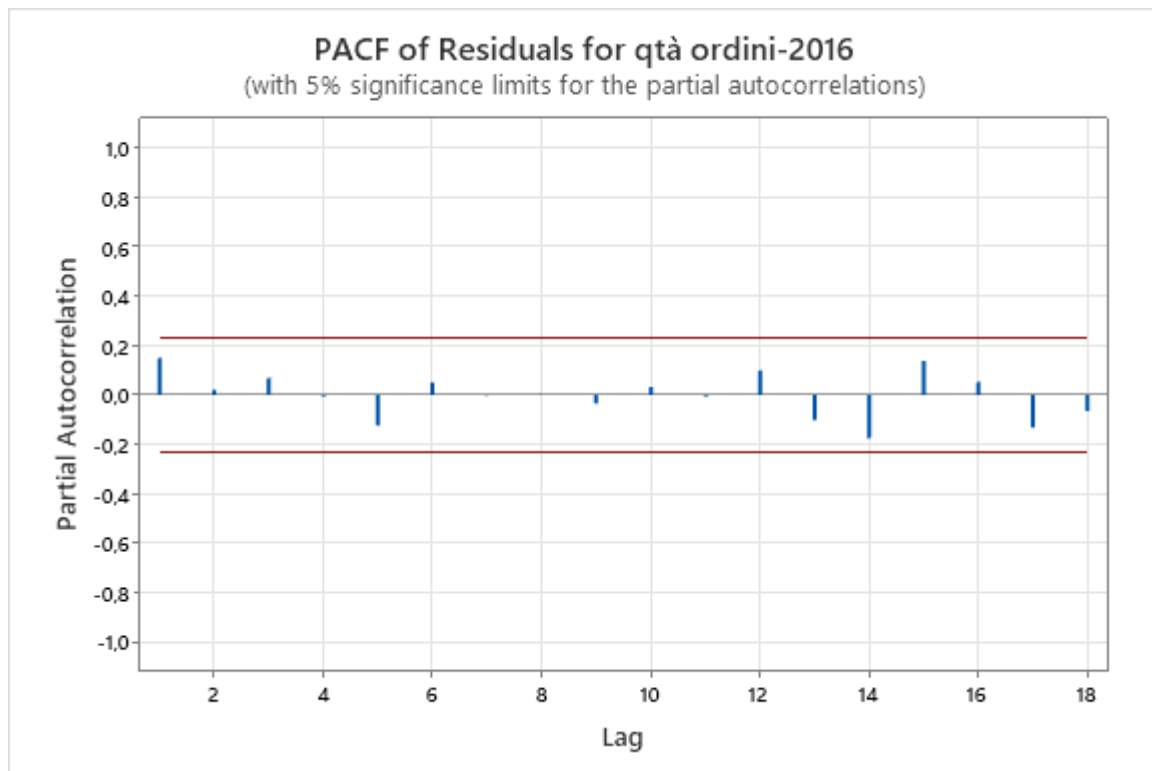
## Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square Statistic

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	4,32	14,72	22,04	29,98
DF	10	22	34	46
P-Value	0,932	0,874	0,943	0,967

## Forecasts from period 72

Period	Forecast	95% Limits		Actual
		Lower	Upper	
73	413,835	-569,310	1396,98	
74	414,014	-569,935	1397,96	
75	414,194	-570,560	1398,95	
76	414,373	-571,185	1399,93	
77	414,553	-571,810	1400,92	
78	414,732	-572,435	1401,90	
79	414,912	-573,060	1402,88	
80	415,092	-573,685	1403,87	
81	415,271	-574,309	1404,85	
82	415,451	-574,934	1405,84	
83	415,631	-575,559	1406,82	
84	415,811	-576,184	1407,81	



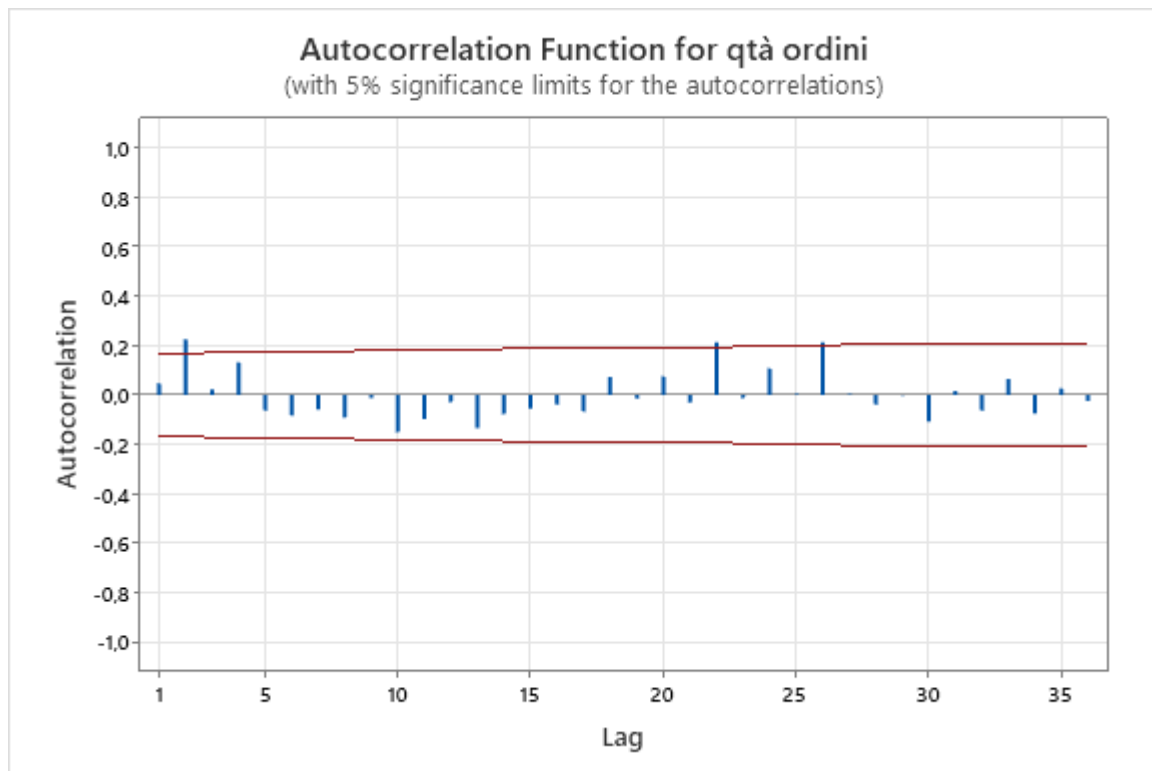


WORKSHEET 1

## Autocorrelation Function: serie storica 2010-2021

### Autocorrelations

<b>Lag</b>	<b>ACF</b>	<b>T</b>	<b>LBQ</b>
1	0,047458	0,57	0,33
2	0,224592	2,69	7,80
3	0,023083	0,26	7,88
4	0,130935	1,49	10,45
5	-0,062270	-0,70	11,04
6	-0,082623	-0,93	12,08
7	-0,059237	-0,66	12,62
8	-0,091352	-1,01	13,91
9	-0,011874	-0,13	13,93
10	-0,150038	-1,65	17,46
11	-0,097204	-1,05	18,96
12	-0,028996	-0,31	19,09
13	-0,133985	-1,44	21,97
14	-0,076899	-0,81	22,93
15	-0,055029	-0,58	23,42
16	-0,037616	-0,40	23,65
17	-0,065959	-0,69	24,37
18	0,073307	0,77	25,27
19	-0,014387	-0,15	25,30
20	0,074454	0,78	26,24
21	-0,030118	-0,31	26,40
22	0,212854	2,21	34,21
23	-0,012087	-0,12	34,23
24	0,108316	1,09	36,29
25	0,004567	0,05	36,29
26	0,213526	2,12	44,42
27	0,003061	0,03	44,42
28	-0,038979	-0,38	44,69
29	-0,002556	-0,02	44,69
30	-0,108182	-1,04	46,85
31	0,016356	0,16	46,90
32	-0,062096	-0,59	47,63
33	0,065709	0,63	48,44
34	-0,075067	-0,71	49,52
35	0,027333	0,26	49,66
36	-0,023564	-0,22	49,77

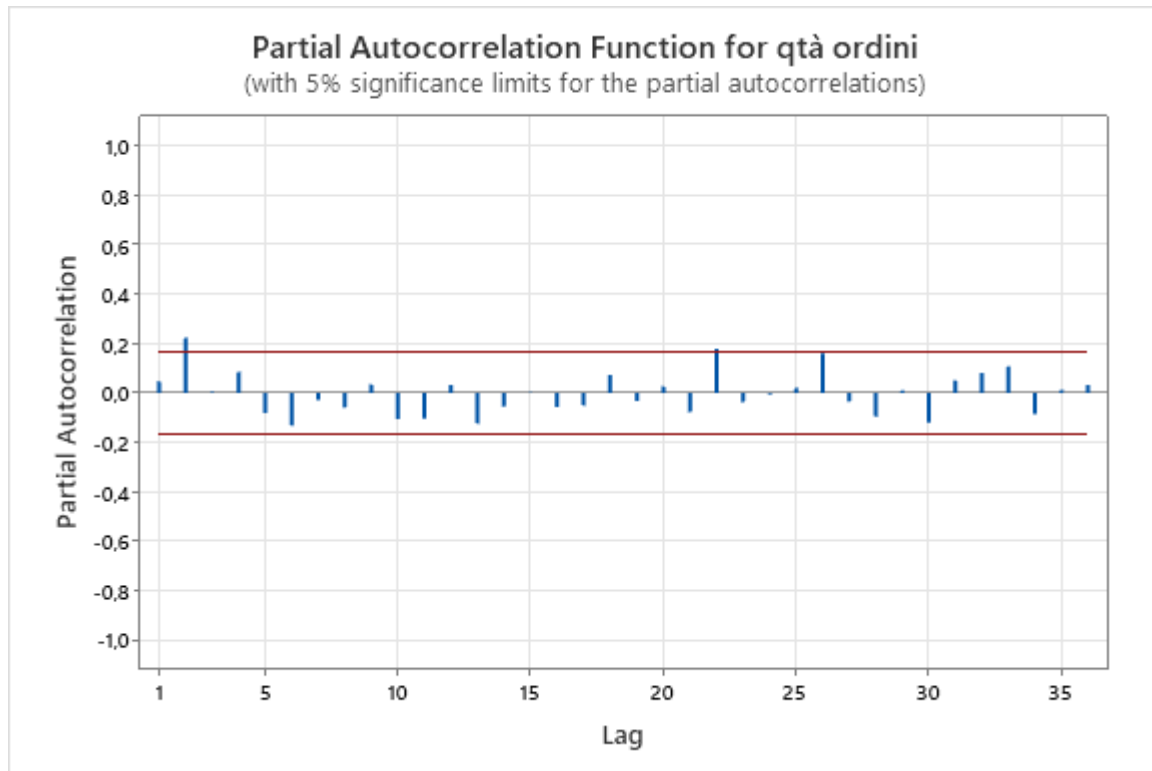


WORKSHEET 1

## Partial Autocorrelation Function: serie storica 2010-2021

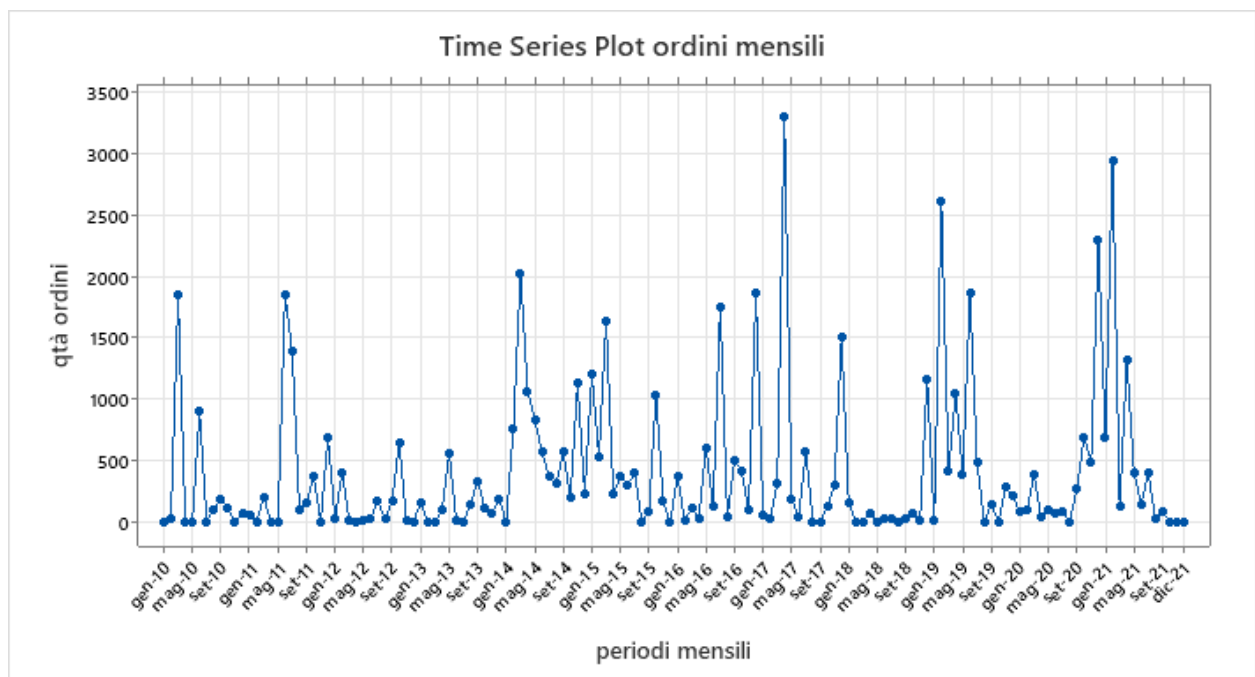
### Partial Autocorrelations

<b>Lag</b>	<b>PACF</b>	<b>T</b>
1	0,047458	0,57
2	0,222841	2,67
3	0,004454	0,05
4	0,084250	1,01
5	-0,080669	-0,97
6	-0,131347	-1,58
7	-0,027605	-0,33
8	-0,058117	-0,70
9	0,035039	0,42
10	-0,104776	-1,26
11	-0,103330	-1,24
12	0,032173	0,39
13	-0,124719	-1,50
14	-0,055698	-0,67
15	0,001306	0,02
16	-0,057081	-0,68
17	-0,050557	-0,61
18	0,073930	0,89
19	-0,032557	-0,39
20	0,026115	0,31
21	-0,077106	-0,93
22	0,178017	2,14
23	-0,037187	-0,45
24	-0,007025	-0,08
25	0,019931	0,24
26	0,160654	1,93
27	-0,034496	-0,41
28	-0,094561	-1,13
29	0,011015	0,13
30	-0,119336	-1,43
31	0,049694	0,60
32	0,081504	0,98
33	0,108114	1,30
34	-0,085418	-1,03
35	0,012403	0,15
36	0,033329	0,40



WORKSHEET 1

## Time Series Plot of qtà ordini



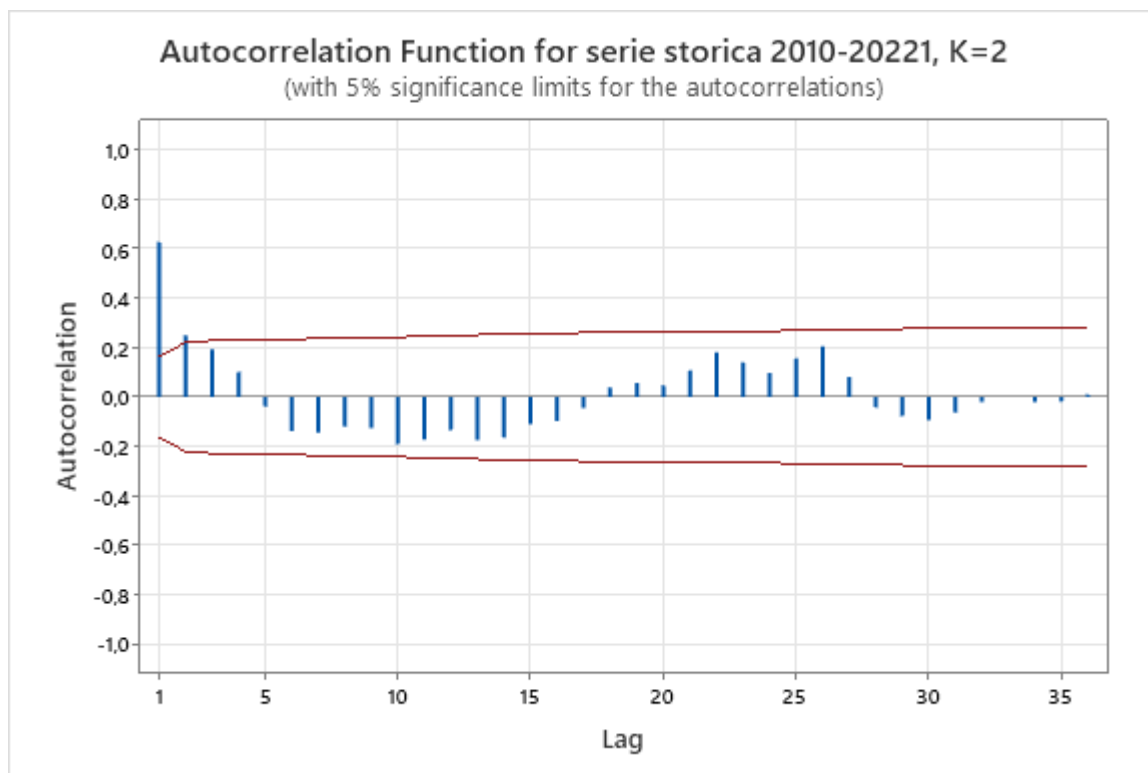
WORKSHEET 1

## Autocorrelation Function: serie storica 2010-20221, K=2

### Autocorrelations

Lag	ACF	T	LBQ
1	0,626171	7,49	57,25
2	0,249670	2,24	66,42
3	0,193353	1,67	71,96
4	0,101361	0,86	73,49
5	-0,037562	-0,32	73,70
6	-0,137933	-1,16	76,58
7	-0,143422	-1,20	79,72
8	-0,120257	-1,00	81,94
9	-0,126618	-1,04	84,42
10	-0,190562	-1,56	90,08
11	-0,171554	-1,38	94,70
12	-0,133201	-1,06	97,51
13	-0,174587	-1,37	102,37
14	-0,164682	-1,28	106,73
15	-0,108875	-0,84	108,65
16	-0,098407	-0,75	110,23
17	-0,044839	-0,34	110,57
18	0,037974	0,29	110,80
19	0,057280	0,44	111,35
20	0,045926	0,35	111,71
21	0,106506	0,81	113,64
22	0,181047	1,37	119,25
23	0,139660	1,04	122,62
24	0,098047	0,72	124,30
25	0,156052	1,15	128,58
26	0,204846	1,49	136,01
27	0,081353	0,58	137,20
28	-0,042247	-0,30	137,52
29	-0,076826	-0,55	138,59
30	-0,093984	-0,67	140,21
31	-0,063176	-0,45	140,95
32	-0,020280	-0,14	141,03
33	-0,000656	-0,00	141,03
34	-0,020277	-0,14	141,11
35	-0,017505	-0,12	141,17
36	0,009126	0,06	141,18





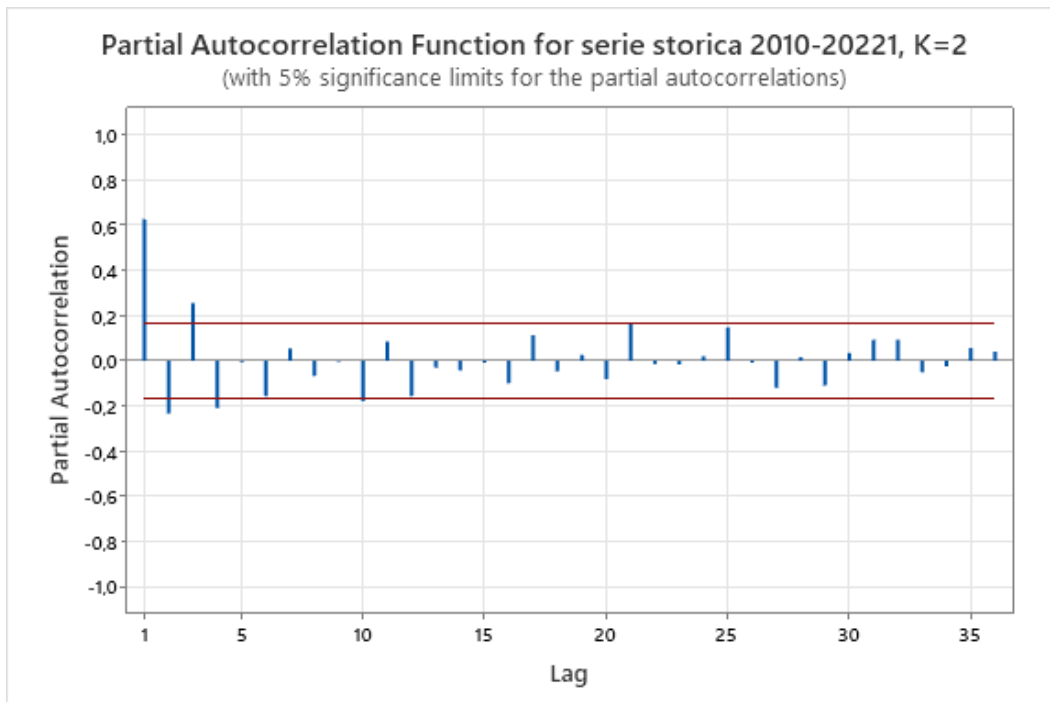
WORKSHEET 1

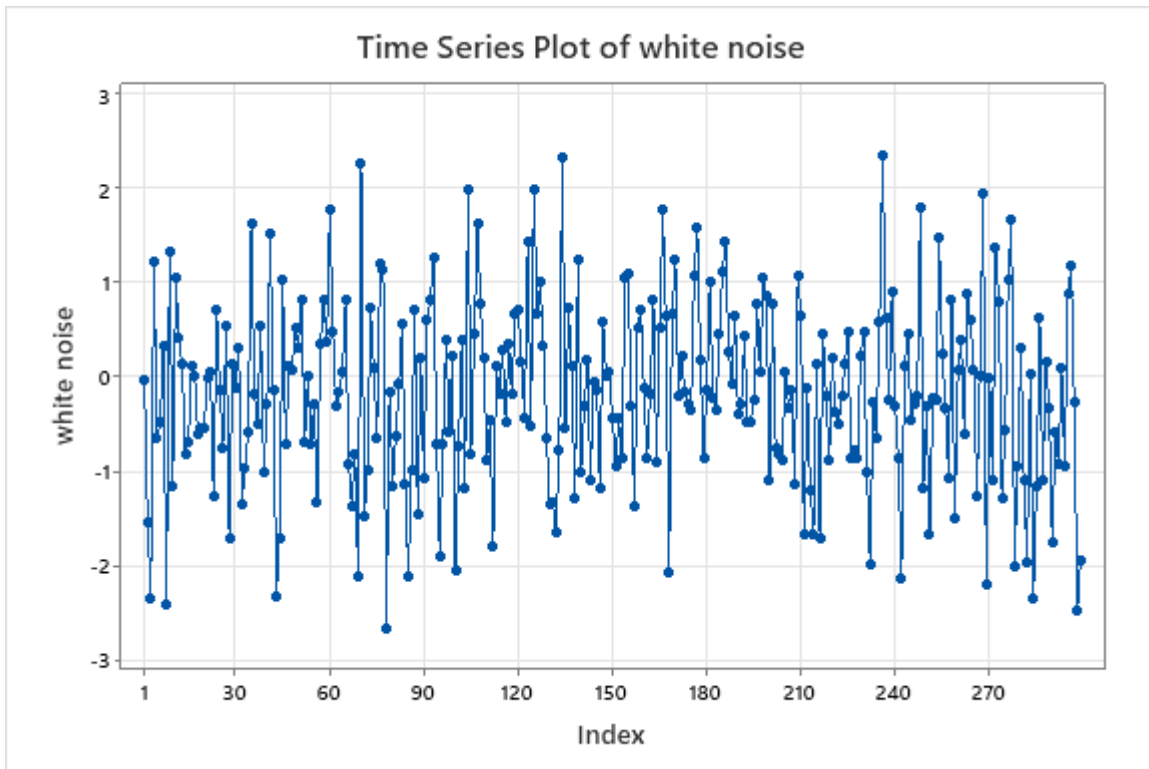
## Partial Autocorrelation Function: serie storica 2010-20221, K=2

### Partial Autocorrelations

Lag	PACF	T
1	0,626171	7,49
2	-0,234278	-2,80
3	0,256010	3,06
4	-0,208770	-2,50
5	-0,005845	-0,07
6	-0,155870	-1,86
7	0,054803	0,66
8	-0,066643	-0,80
9	-0,003435	-0,04
10	-0,179550	-2,15
11	0,085682	1,02
12	-0,155859	-1,86
13	-0,030375	-0,36
14	-0,042154	-0,50
15	-0,008989	-0,11
16	-0,098993	-1,18
17	0,113555	1,36
18	-0,045865	-0,55
19	0,026694	0,32
20	-0,081345	-0,97
21	0,165461	1,98
22	-0,014896	-0,18
23	-0,017005	-0,20
24	0,020352	0,24

25	0,149001	1,78
26	-0,008494	-0,10
27	-0,118851	-1,42
28	0,016576	0,20
29	-0,110375	-1,32
30	0,034745	0,42
31	0,092444	1,11
32	0,093111	1,11
33	-0,051137	-0,61
34	-0,023563	-0,28
35	0,056366	0,67
36	0,041028	0,49





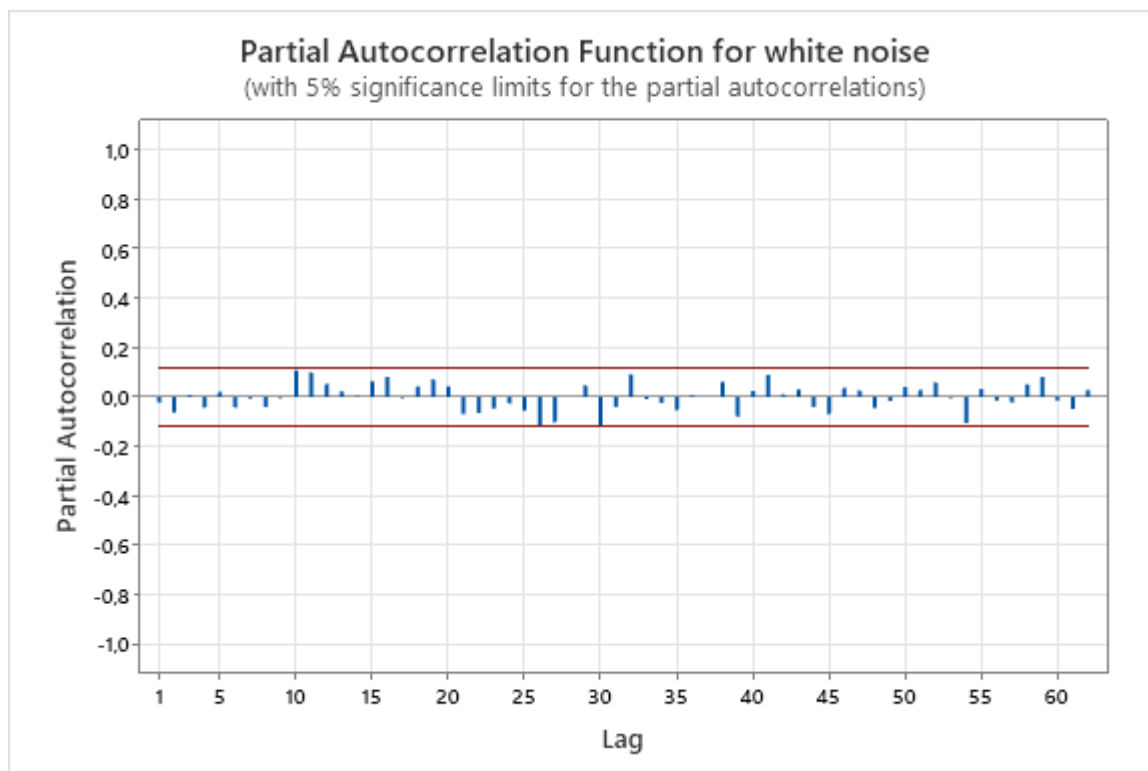
WORKSHEET 1

## Partial Autocorrelation Function: white noise

### Partial Autocorrelations

Lag	PACF	T
1	-0,021332	-0,37
2	-0,062007	-1,07
3	0,007284	0,13
4	-0,043164	-0,75
5	0,021098	0,36
6	-0,041763	-0,72
7	-0,006318	-0,11
8	-0,040233	-0,70
9	-0,003328	-0,06
10	0,108373	1,87
11	0,098884	1,71
12	0,053568	0,93
13	0,021695	0,38
14	0,004969	0,09
15	0,062307	1,08
16	0,080152	1,39
17	-0,004590	-0,08
18	0,042715	0,74
19	0,071564	1,24
20	0,042149	0,73
21	-0,069693	-1,21
22	-0,064351	-1,11
23	-0,046672	-0,81
24	-0,025965	-0,45
25	-0,054093	-0,94
26	-0,113282	-1,96

27 -0,101902 -1,76  
28 -0,000888 -0,02  
29 0,046496 0,80  
30 -0,112844 -1,95  
31 -0,039818 -0,69  
32 0,092140 1,59  
33 -0,008000 -0,14  
34 -0,024637 -0,43  
35 -0,051936 -0,90  
36 0,005678 0,10  
37 0,000875 0,02  
38 0,060750 1,05  
39 -0,078249 -1,35  
40 0,023625 0,41  
41 0,088796 1,54  
42 0,011088 0,19  
43 0,030541 0,53  
44 -0,040772 -0,71  
45 -0,068950 -1,19  
46 0,037151 0,64  
47 0,026063 0,45  
48 -0,045302 -0,78  
49 -0,015741 -0,27  
50 0,041144 0,71  
51 0,029008 0,50  
52 0,059051 1,02  
53 -0,003899 -0,07  
54 -0,105035 -1,82  
55 0,032785 0,57  
56 -0,013687 -0,24  
57 -0,023068 -0,40  
58 0,050693 0,88  
59 0,081092 1,40  
60 -0,014041 -0,24  
61 -0,048803 -0,84  
62 0,028779 0,50

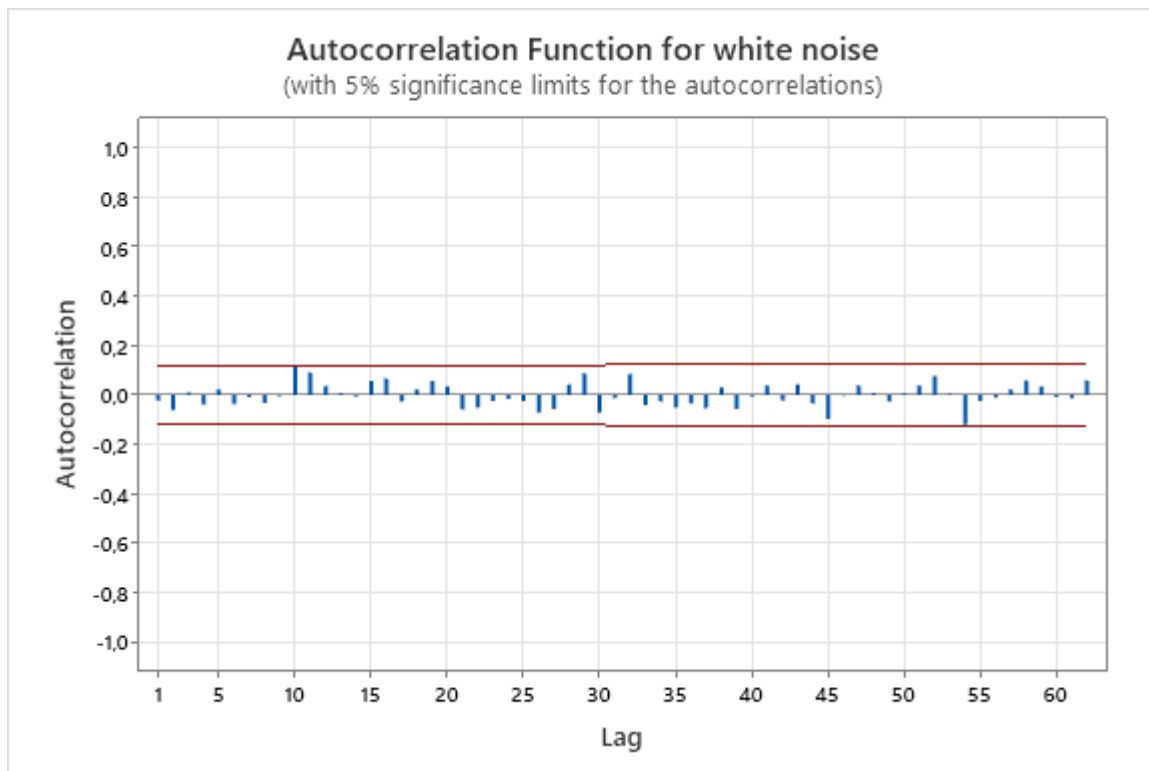


## Untitled Report

### Autocorrelations

<u>Lag</u>	<u>ACF</u>	<u>T</u>	<u>LBQ</u>
1	-0,021332	-0,37	0,14
2	-0,061523	-1,06	1,28
3	0,009969	0,17	1,31
4	-0,039548	-0,68	1,79
5	0,021721	0,37	1,94
6	-0,037131	-0,64	2,36
7	-0,008085	-0,14	2,38
8	-0,032398	-0,56	2,70
9	-0,003360	-0,06	2,71
10	0,115911	1,99	6,89
11	0,090874	1,54	9,47
12	0,036760	0,62	9,90
13	0,007588	0,13	9,91
14	-0,006600	-0,11	9,93
15	0,057013	0,96	10,96
16	0,066028	1,10	12,34
17	-0,026591	-0,44	12,57
18	0,021468	0,36	12,72
19	0,056319	0,94	13,74
20	0,035418	0,59	14,14
21	-0,058657	-0,97	15,26
22	-0,050362	-0,83	16,08
23	-0,025265	-0,42	16,29
24	-0,016783	-0,28	16,38
25	-0,025251	-0,42	16,59

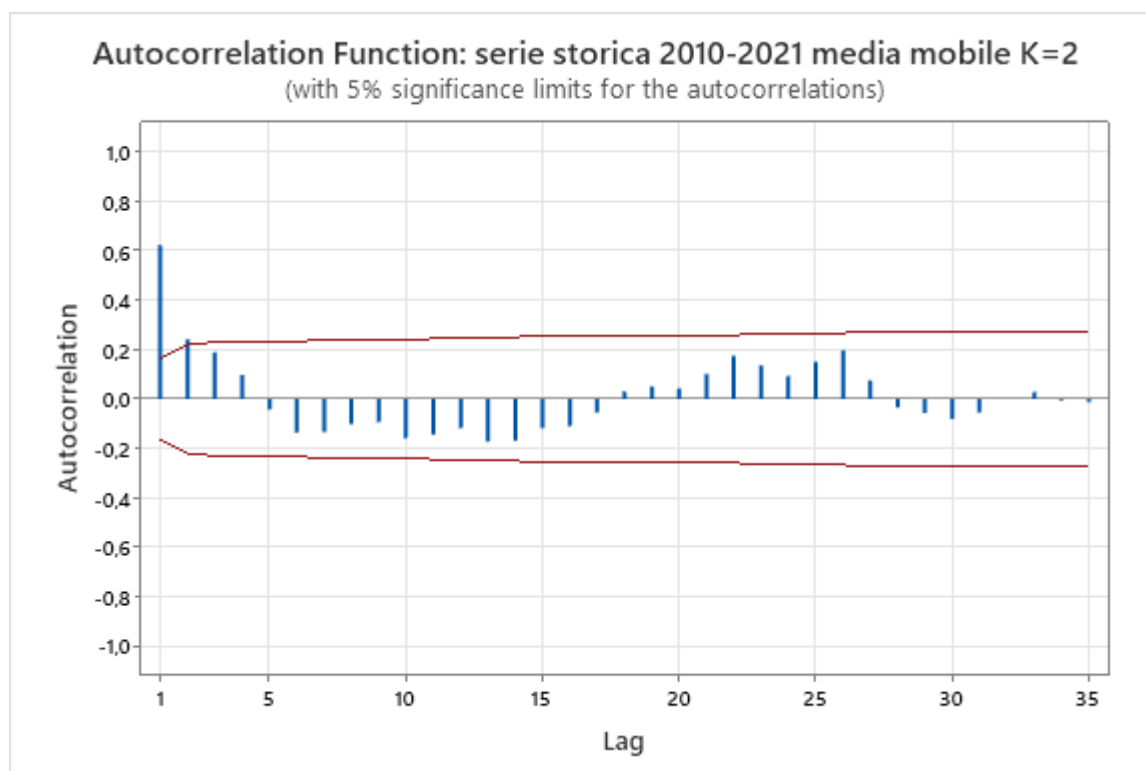
26	-0,071118	-1,17	18,26
27	-0,057573	-0,94	19,35
28	0,041679	0,68	19,93
29	0,086554	1,41	22,43
30	-0,071237	-1,15	24,13
31	-0,013084	-0,21	24,18
32	0,085672	1,38	26,66
33	-0,040663	-0,65	27,22
34	-0,025961	-0,42	27,45
35	-0,049838	-0,80	28,29
36	-0,035000	-0,56	28,71
37	-0,053681	-0,86	29,70
38	0,030696	0,49	30,03
39	-0,057214	-0,91	31,16
40	-0,005173	-0,08	31,17
41	0,038484	0,61	31,69
42	-0,022935	-0,36	31,87
43	0,042795	0,68	32,51
44	-0,034588	-0,55	32,94
45	-0,097542	-1,54	36,31
46	-0,001104	-0,02	36,31
47	0,039413	0,62	36,86
48	0,008136	0,13	36,89
49	-0,025622	-0,40	37,12
50	0,005963	0,09	37,14
51	0,038571	0,60	37,68
52	0,076847	1,20	39,83
53	0,003852	0,06	39,83
54	-0,119415	-1,85	45,07
55	-0,025088	-0,39	45,30
56	-0,011035	-0,17	45,35
57	0,021800	0,33	45,52
58	0,059221	0,91	46,83
59	0,034793	0,53	47,29
60	-0,008348	-0,13	47,31
61	-0,012271	-0,19	47,37
62	0,059341	0,91	48,71



## Autocorrelations

Lag	ACF	T	LBQ
1	0,622359	7,39	55,78
2	0,242325	2,16	64,30
3	0,187800	1,62	69,46
4	0,097743	0,83	70,86
5	-0,041884	-0,35	71,12
6	-0,135050	-1,14	73,85
7	-0,134388	-1,12	76,56
8	-0,101483	-0,84	78,12
9	-0,092464	-0,76	79,43
10	-0,157578	-1,29	83,25
11	-0,144135	-1,17	86,47
12	-0,117863	-0,95	88,65
13	-0,172449	-1,38	93,33
14	-0,168911	-1,33	97,86
15	-0,118681	-0,92	100,11
16	-0,109065	-0,84	102,03
17	-0,054328	-0,42	102,51
18	0,029479	0,23	102,65
19	0,050822	0,39	103,08
20	0,041669	0,32	103,37
21	0,101175	0,78	105,09
22	0,175135	1,34	110,29
23	0,135413	1,02	113,42
24	0,093223	0,70	114,92
25	0,149356	1,11	118,80

26	0,197622	1,46	125,64
27	0,075038	0,55	126,64
28	-0,034544	-0,25	126,85
29	-0,057192	-0,42	127,44
30	-0,080893	-0,59	128,63
31	-0,055289	-0,40	129,19
32	-0,000715	-0,01	129,19
33	0,027459	0,20	129,33
34	-0,005231	-0,04	129,34
35	-0,012577	-0,09	129,37

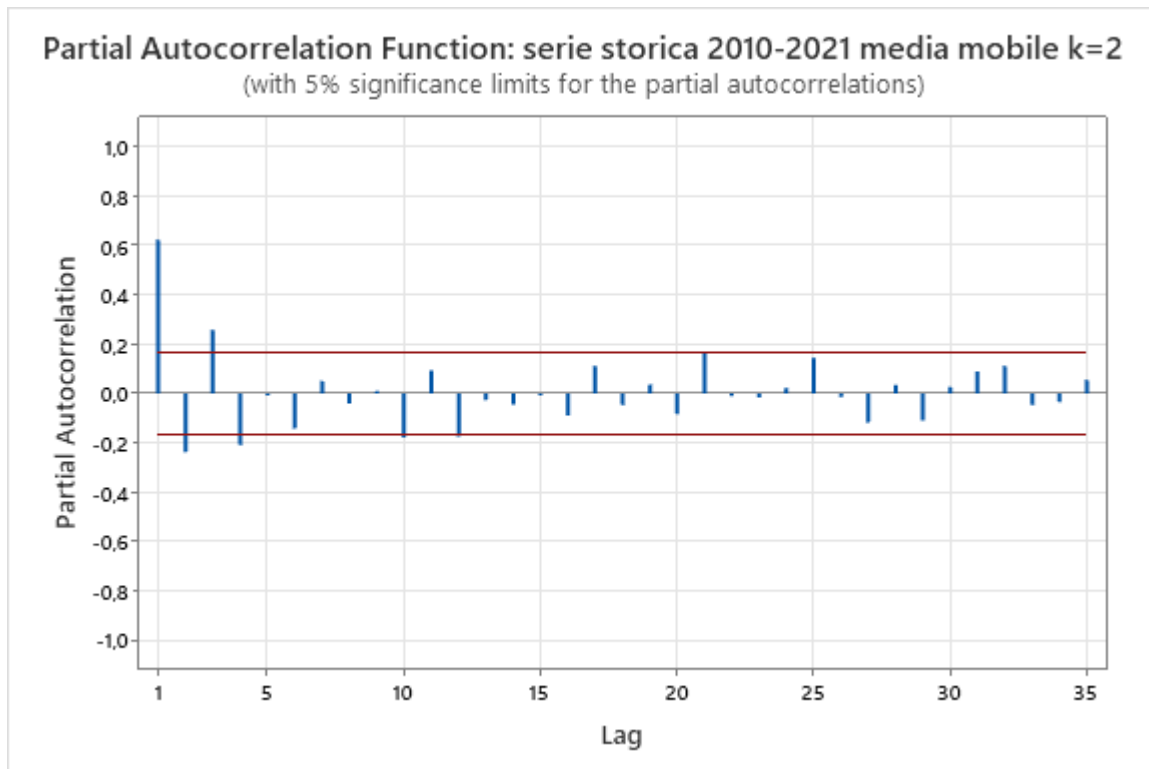


## Partial Autocorrelations

<u>Lag</u>	<u>PACF</u>	<u>T</u>
1	0,622359	7,39
2	-0,236678	-2,81
3	0,256923	3,05
4	-0,208906	-2,48
5	-0,007665	-0,09
6	-0,142093	-1,69
7	0,050937	0,60
8	-0,040753	-0,48
9	0,009582	0,11
10	-0,178591	-2,12
11	0,093230	1,11
12	-0,173766	-2,06
13	-0,025609	-0,30
14	-0,045379	-0,54
15	-0,008617	-0,10
16	-0,090068	-1,07
17	0,111870	1,33



18	-0,046522	-0,55
19	0,036678	0,44
20	-0,084162	-1,00
21	0,167987	1,99
22	-0,010545	-0,13
23	-0,015858	-0,19
24	0,022225	0,26
25	0,143070	1,70
26	-0,013791	-0,16
27	-0,116972	-1,39
28	0,034680	0,41
29	-0,108748	-1,29
30	0,025784	0,31
31	0,089191	1,06
32	0,111722	1,33
33	-0,047517	-0,56
34	-0,034724	-0,41
35	0,054121	0,64



## Method

Data qtà ordini\_1-  
2021  
Length 132

## Smoothing Constant

$\alpha$  0,02

## Accuracy Measures

MAPE 8393  
MAD 426  
MSD 366262

## Model Summary

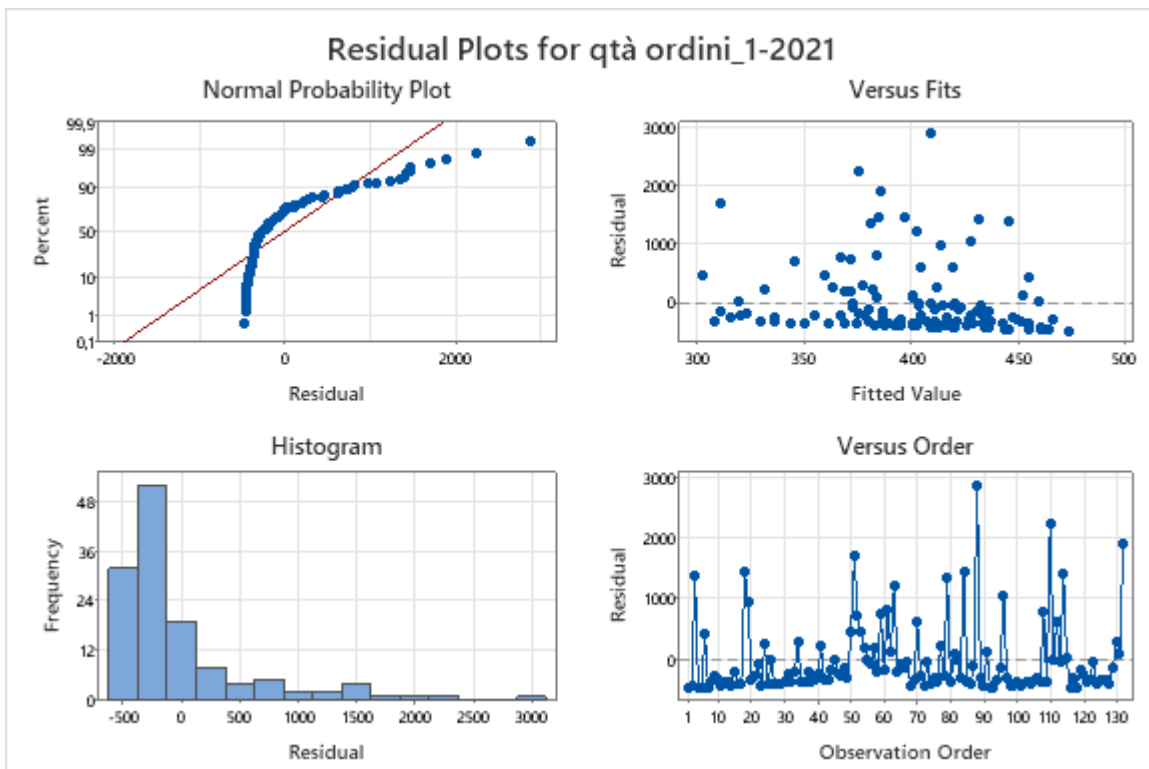
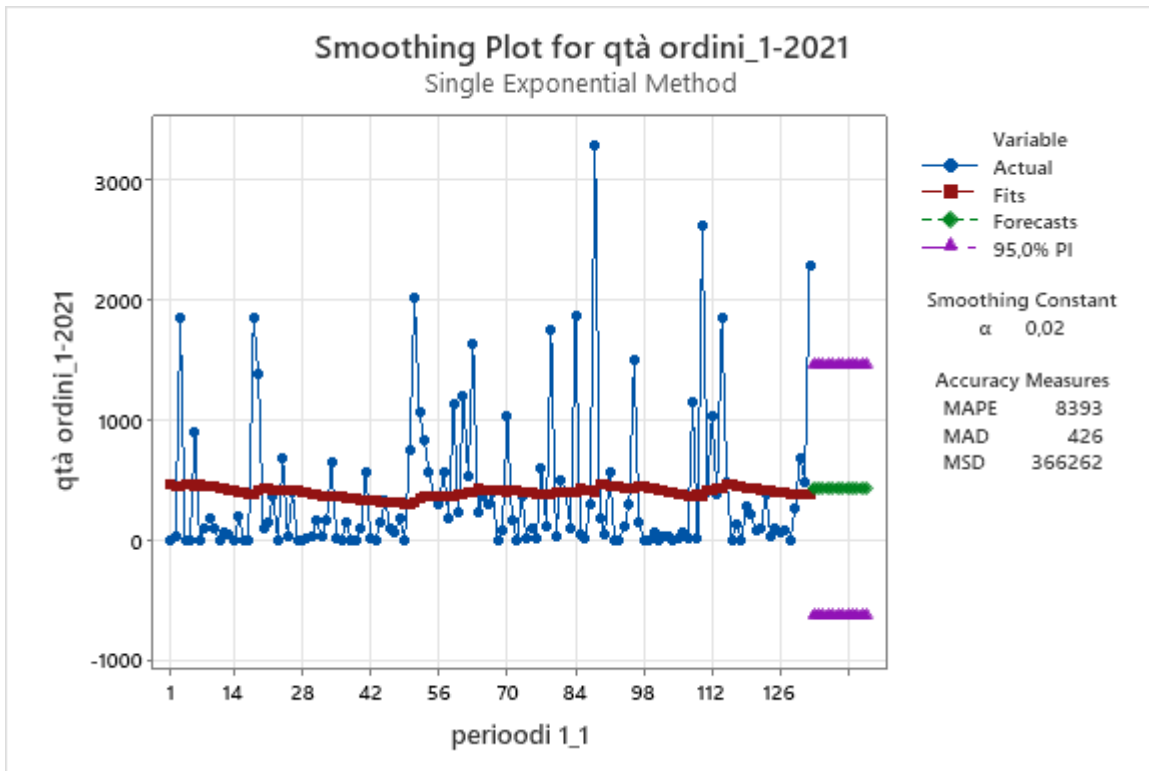
Time	ordini_1-2021	qtà	Smooth	Predict	Error
1		1	454,740	464,000	-463,00
2		30	446,245	454,740	-424,74
3		1850	474,320	446,245	1403,75
4		1	464,854	474,320	-473,32
5		2	455,597	464,854	-462,85
6		900	464,485	455,597	444,40
7		1	455,215	464,485	-463,48
8		98	448,071	455,215	-357,22
9		184	442,789	448,071	-264,07
10		105	436,034	442,789	-337,79
11		1	427,333	436,034	-435,03
12		70	420,186	427,333	-357,33
13		51	412,803	420,186	-369,19
14		1	404,567	412,803	-411,80
15		200	400,475	404,567	-204,57
16		1	392,486	400,475	-399,48
17		1	384,656	392,486	-391,49
18		1852	414,003	384,656	1467,34
19		1388	433,483	414,003	974,00
20		100	426,813	433,483	-333,48
21		150	421,277	426,813	-276,81
22		370	420,251	421,277	-51,28
23		1	411,866	420,251	-419,25
24		688	417,389	411,866	276,13
25		30	409,641	417,389	-387,39
26		400	409,448	409,641	-9,64
27		4	401,339	409,448	-405,45
28		1	393,333	401,339	-400,34
29		10	385,666	393,333	-383,33
30		30	378,553	385,666	-355,67
31		163	374,242	378,553	-215,55
32		26	367,277	374,242	-348,24
33		163	363,191	367,277	-204,28
34		647	368,867	363,191	283,81
35		16	361,810	368,867	-352,87
36		1	354,594	361,810	-360,81
37		153	350,562	354,594	-201,59
38		1	343,571	350,562	-349,56
39		1	336,719	343,571	-342,57
40		95	331,885	336,719	-241,72
41		563	336,507	331,885	231,12
42		10	329,977	336,507	-326,51
43		1	323,398	329,977	-328,98
44		145	319,830	323,398	-178,40

45	332	320,073	319,830	12,17
46	106	315,792	320,073	-214,07
47	68	310,836	315,792	-247,79
48	182	308,259	310,836	-128,84
49	1	302,114	308,259	-307,26
50	759	311,252	302,114	456,89
51	2026	345,547	311,252	1714,75
52	1064	359,916	345,547	718,45
53	828	369,277	359,916	468,08
54	568	373,252	369,277	198,72
55	366	373,107	373,252	-7,25
56	308	371,805	373,107	-65,11
57	569	375,748	371,805	197,20
58	191	372,054	375,748	-184,75
59	1129	387,192	372,054	756,95
60	228	384,009	387,192	-159,19
61	1206	400,448	384,009	821,99
62	528	402,999	400,448	127,55
63	1640	427,739	402,999	1237,00
64	226	423,705	427,739	-201,74
65	363	422,491	423,705	-60,70
66	301	420,061	422,491	-121,49
67	394	419,540	420,061	-26,06
68	1	411,169	419,540	-418,54
69	79	404,525	411,169	-332,17
70	1030	417,035	404,525	625,47
71	162	411,934	417,035	-255,03
72	1	403,716	411,934	-410,93
73	375	403,141	403,716	-28,72
74	12	395,318	403,141	-391,14
75	108	389,572	395,318	-287,32
76	24	382,261	389,572	-365,57
77	606	386,735	382,261	223,74
78	124	381,481	386,735	-262,74
79	1750	408,851	381,481	1368,52
80	32	401,314	408,851	-376,85
81	502	403,328	401,314	100,69
82	407	403,401	403,328	3,67
83	93	397,193	403,401	-310,40
84	1868	426,609	397,193	1470,81
85	50	419,077	426,609	-376,61
86	19	411,076	419,077	-400,08
87	306	408,974	411,076	-105,08
88	3300	466,795	408,974	2891,03
89	186	461,179	466,795	-280,79
90	44	452,835	461,179	-417,18
91	571	455,198	452,835	118,16
92	1	446,114	455,198	-454,20
93	1	437,212	446,114	-445,11
94	120	430,868	437,212	-317,21
95	300	428,251	430,868	-130,87
96	1500	449,686	428,251	1071,75
97	157	443,832	449,686	-292,69
98	1	434,975	443,832	-442,83
99	1	426,296	434,975	-433,98
100	70	419,170	426,296	-356,30
101	1	410,806	419,170	-418,17
102	29	403,170	410,806	-381,81

103	29	395,687	403,170	-374,17
104	1	387,793	395,687	-394,69
105	20	380,437	387,793	-367,79
106	73	374,288	380,437	-307,44
107	10	367,003	374,288	-364,29
108	1160	382,863	367,003	793,00
109	10	375,405	382,863	-372,86
110	2616	420,217	375,405	2240,59
111	408	419,973	420,217	-12,22
112	1044	432,454	419,973	624,03
113	390	431,604	432,454	-42,45
114	1862	460,212	431,604	1430,40
115	487	460,748	460,212	26,79
116	1	451,553	460,748	-459,75
117	140	445,322	451,553	-311,55
118	1	436,436	445,322	-444,32
119	280	433,307	436,436	-156,44
120	209	428,821	433,307	-224,31
121	78	421,804	428,821	-350,82
122	98	415,328	421,804	-323,80
123	380	414,622	415,328	-35,33
124	36	407,049	414,622	-378,62
125	94	400,788	407,049	-313,05
126	64	394,053	400,788	-336,79
127	82	387,811	394,053	-312,05
128	1	380,075	387,811	-386,81
129	265	377,774	380,075	-115,08
130	692	384,058	377,774	314,23
131	490	386,177	384,058	105,94
132	2293	424,314	386,177	1906,82

## Forecasts

<u>Period</u>	<u>Forecast</u>	<u>Lower</u>	<u>Upper</u>
133	424,314	-618,703	1467,33
134	424,314	-618,703	1467,33
135	424,314	-618,703	1467,33
136	424,314	-618,703	1467,33
137	424,314	-618,703	1467,33
138	424,314	-618,703	1467,33
139	424,314	-618,703	1467,33
140	424,314	-618,703	1467,33
141	424,314	-618,703	1467,33
142	424,314	-618,703	1467,33
143	424,314	-618,703	1467,33
144	424,314	-618,703	1467,33



## Method

Data qtà ordini\_1-  
2021  
Length 132

## Smoothing Constant

$\alpha$  0,3

## Accuracy Measures

MAPE 6703  
MAD 417  
MSD 402457

## Model Summary

Time	qtà ordini_1-2021	Smooth	Predict	Error
1	1	325,10	464,00	-463,00
2	30	236,57	325,10	-295,10
3	1850	720,60	236,57	1613,43
4	1	504,72	720,60	-719,60
5	2	353,90	504,72	-502,72
6	900	517,73	353,90	546,10
7	1	362,71	517,73	-516,73
8	98	283,30	362,71	-264,71
9	184	253,51	283,30	-99,30
10	105	208,96	253,51	-148,51
11	1	146,57	208,96	-207,96
12	70	123,60	146,57	-76,57
13	51	101,82	123,60	-72,60
14	1	71,57	101,82	-100,82
15	200	110,10	71,57	128,43
16	1	77,37	110,10	-109,10
17	1	54,46	77,37	-76,37
18	1852	593,72	54,46	1797,54
19	1388	832,01	593,72	794,28
20	100	612,40	832,01	-732,01
21	150	473,68	612,40	-462,40
22	370	442,58	473,68	-103,68
23	1	310,10	442,58	-441,58
24	688	423,47	310,10	377,90
25	30	305,43	423,47	-393,47
26	400	333,80	305,43	94,57
27	4	234,86	333,80	-329,80
28	1	164,70	234,86	-233,86
29	10	118,29	164,70	-154,70
30	30	91,80	118,29	-88,29
31	163	113,16	91,80	71,20
32	26	87,01	113,16	-87,16
33	163	109,81	87,01	75,99
34	647	270,97	109,81	537,19
35	16	194,48	270,97	-254,97
36	1	136,43	194,48	-193,48
37	153	141,40	136,43	16,57
38	1	99,28	141,40	-140,40

39	1	69,80	99,28	-98,28
40	95	77,36	69,80	25,20
41	563	223,05	77,36	485,64
42	10	159,14	223,05	-213,05
43	1	111,69	159,14	-158,14
44	145	121,69	111,69	33,31
45	332	184,78	121,69	210,31
46	106	161,15	184,78	-78,78
47	68	133,20	161,15	-93,15
48	182	147,84	133,20	48,80
49	1	103,79	147,84	-146,84
50	759	300,35	103,79	655,21
51	2026	818,05	300,35	1725,65
52	1064	891,83	818,05	245,95
53	828	872,68	891,83	-63,83
54	568	781,28	872,68	-304,68
55	366	656,69	781,28	-415,28
56	308	552,09	656,69	-348,69
57	569	557,16	552,09	16,91
58	191	447,31	557,16	-366,16
59	1129	651,82	447,31	681,69
60	228	524,67	651,82	-423,82
61	1206	729,07	524,67	681,33
62	528	668,75	729,07	-201,07
63	1640	960,12	668,75	971,25
64	226	739,89	960,12	-734,12
65	363	626,82	739,89	-376,89
66	301	529,07	626,82	-325,82
67	394	488,55	529,07	-135,07
68	1	342,29	488,55	-487,55
69	79	263,30	342,29	-263,29
70	1030	493,31	263,30	766,70
71	162	393,92	493,31	-331,31
72	1	276,04	393,92	-392,92
73	375	305,73	276,04	98,96
74	12	217,61	305,73	-293,73
75	108	184,73	217,61	-109,61
76	24	136,51	184,73	-160,73
77	606	277,36	136,51	469,49
78	124	231,35	277,36	-153,36
79	1750	686,94	231,35	1518,65
80	32	490,46	686,94	-654,94
81	502	493,92	490,46	11,54
82	407	467,85	493,92	-86,92
83	93	355,39	467,85	-374,85
84	1868	809,17	355,39	1512,61
85	50	581,42	809,17	-759,17
86	19	412,70	581,42	-562,42
87	306	380,69	412,70	-106,70
88	3300	1256,48	380,69	2919,31
89	186	935,34	1256,48	-1070,48
90	44	667,94	935,34	-891,34
91	571	638,85	667,94	-96,94
92	1	447,50	638,85	-637,85
93	1	313,55	447,50	-446,50
94	120	255,48	313,55	-193,55
95	300	268,84	255,48	44,52
96	1500	638,19	268,84	1231,16

97	157	493,83	638,19	-481,19
98	1	345,98	493,83	-492,83
99	1	242,49	345,98	-344,98
100	70	190,74	242,49	-172,49
101	1	133,82	190,74	-189,74
102	29	102,37	133,82	-104,82
103	29	80,36	102,37	-73,37
104	1	56,55	80,36	-79,36
105	20	45,59	56,55	-36,55
106	73	53,81	45,59	27,41
107	10	40,67	53,81	-43,81
108	1160	376,47	40,67	1119,33
109	10	266,53	376,47	-366,47
110	2616	971,37	266,53	2349,47
111	408	802,36	971,37	-563,37
112	1044	874,85	802,36	241,64
113	390	729,40	874,85	-484,85
114	1862	1069,18	729,40	1132,60
115	487	894,52	1069,18	-582,18
116	1	626,47	894,52	-893,52
117	140	480,53	626,47	-486,47
118	1	336,67	480,53	-479,53
119	280	319,67	336,67	-56,67
120	209	286,47	319,67	-110,67
121	78	223,93	286,47	-208,47
122	98	186,15	223,93	-125,93
123	380	244,30	186,15	193,85
124	36	181,81	244,30	-208,30
125	94	155,47	181,81	-87,81
126	64	128,03	155,47	-91,47
127	82	114,22	128,03	-46,03
128	1	80,25	114,22	-113,22
129	265	135,68	80,25	184,75
130	692	302,57	135,68	556,32
131	490	358,80	302,57	187,43
132	2293	939,06	358,80	1934,20

## Forecasts

<b>Period</b>	<b>Forecast</b>	<b>Lower</b>	<b>Upper</b>
133	939,061	-83,3343	1961,46
134	939,061	-83,3343	1961,46
135	939,061	-83,3343	1961,46
136	939,061	-83,3343	1961,46
137	939,061	-83,3343	1961,46
138	939,061	-83,3343	1961,46
139	939,061	-83,3343	1961,46
140	939,061	-83,3343	1961,46
141	939,061	-83,3343	1961,46
142	939,061	-83,3343	1961,46
143	939,061	-83,3343	1961,46
144	939,061	-83,3343	1961,46



