

# POLITECNICO DI TORINO

Facoltà di Ingegneria  
Corso di Laurea in Ingegneria Gestionale

Tesi di Laurea

**Implementazione di un metodo di previsione della  
domanda e di calcolo dello Stock Target in presenza di  
promozioni di prezzo: il caso Ferrero Italia.**



Relatore:  
Prof.ssa Arianna Alfieri

Correlatori:  
Ing. Ermanno Bellezza  
Ing. Erica Pastore

Candidata:  
Sara Vai

Ottobre 2018

# Sommario

<b>1</b>	<b>Introduzione</b> .....	<b>1</b>
<b>2</b>	<b>L'azienda Ferrero</b> .....	<b>3</b>
2.1	Presentazione dell'azienda.....	3
2.2	La suddivisione dell'anno gestionale .....	4
2.3	Le attività di "Cut Price".....	5
2.4	<b>Il Demand Planning</b> .....	<b>7</b>
2.4.1	La previsione della domanda .....	9
2.4.2	La pianificazione della produzione tramite il livello di stock.....	10
2.4.3	Andamento dello Stock dei prodotti analizzati .....	12
<b>3</b>	<b>La previsione della domanda e la gestione delle scorte</b> .....	<b>15</b>
3.1	<b>Analisi ABC</b> .....	<b>15</b>
3.2	<b>I parametri per la previsione</b> .....	<b>17</b>
3.3	<b>L'analisi delle serie storiche</b> .....	<b>18</b>
3.3.1	Intervallo di Training e Intervallo di Test per la previsione .....	22
3.4	<b>Metriche per l'accuratezza previsionale</b> .....	<b>23</b>
3.4.1	Mean Error.....	24
3.4.2	Mean Absolute Deviation .....	25
3.4.3	Root Mean Square Error.....	26
3.4.4	Mean Absolute Percentage Error.....	26
3.4.5	Misure di errore percentuali.....	27
3.5	<b>Metodi di previsione della domanda</b> .....	<b>27</b>
3.5.1	Smorzamento Esponenziale Semplice .....	28
3.5.2	Smorzamento esponenziale con Trend .....	32
3.5.3	Smorzamento esponenziale con Stagionalità.....	34
3.5.4	Smorzamento esponenziale con trend e stagionalità .....	35
3.6	<b>Normalità della domanda e dei residui</b> .....	<b>37</b>
3.6.1	I test di ipotesi .....	38
3.6.2	Il test $\chi^2$ .....	39
3.7	<b>La gestione delle scorte</b> .....	<b>41</b>
3.7.1	I costi di magazzino .....	43
3.7.2	Il livello di servizio.....	46
3.7.3	Metodi di gestione delle scorte .....	47
3.7.4	Le scorte di sicurezza .....	51
3.7.5	Calcolo di z con il vincolo sul livello di servizio di tipo II.....	54
<b>4</b>	<b>Applicazione del metodo</b> .....	<b>56</b>
4.1	<b>Analisi ABC sul fatturato</b> .....	<b>56</b>
4.2	<b>Studio delle caratteristiche della domanda</b> .....	<b>58</b>
4.3	<b>Analisi della distribuzione della domanda</b> .....	<b>66</b>
4.4	<b>Previsione della domanda con smorzamento esponenziale con stagionalità</b> .....	<b>73</b>
4.4.1	Calcolo del MAPE modificato.....	77

<b>4.5</b>	<b>Analisi della distribuzione dei residui.....</b>	<b>77</b>
<b>4.6</b>	<b>La gestione delle scorte .....</b>	<b>82</b>
4.6.1	Calcolo dello stock target nelle settimane di chiusura degli impianti produttivi .....	87
4.6.2	Analisi del trade-off livello di servizio – stock target.....	88
<b>5</b>	<b>Conclusione .....</b>	<b>90</b>
<b>APPENDICE A – Analisi ABC sul fatturato .....</b>		<b>92</b>
<b>APPENDICE B – Confronto dei valori del MAPE .....</b>		<b>93</b>
<b>Indice delle figure .....</b>		<b>94</b>
<b>Bibliografia.....</b>		<b>95</b>



# 1 Introduzione

Oggigiorno le compagnie di qualsiasi dimensione si ritrovano a dover operare in un contesto in continua espansione, che rende necessaria la ricerca di fattori che possano rafforzare il loro profilo competitivo.

Gli sforzi maggiori sono profusi nella ricerca di metodi di gestione che garantiscano il miglioramento delle performance e la minimizzazione delle spese che l'impresa si trova ad affrontare.

In questo senso le scorte di prodotti rappresentano un elemento chiave in quanto la loro gestione tramite adeguato sistema può comportare una riduzione dei costi, ma allo stesso tempo un aumento della qualità del servizio percepita dal cliente.

La pianificazione delle quantità di prodotti da stoccare deve essere eseguita con cura ma, come sostengono Prak e Teunter, "il controllo dei magazzini dipende fortemente dalla previsione della domanda futura" [Prak, Teunter, 2017], in quanto essa rappresenta il dato di input basilare che alimenta la pianificazione dei magazzini.

È dunque necessario dapprima scegliere una tecnica previsionale che sia adeguata al contesto aziendale e che tenga conto dei fattori che possono impattare l'andamento della domanda, tra i quali si annovera la presenza di promozioni di prezzo.

Queste ultime stanno diventando attività chiave a causa della forte sensibilità al prezzo dei consumatori, ma la modalità con la quale la domanda risponde agli sconti temporanei non è completamente prevedibile.

Bisogna dunque comprendere se sia necessario determinare un metodo ad hoc per la previsione della richiesta di prodotto in presenza di promozioni, oppure se in letteratura sia già presente una metodologia che possa essere applicata nel caso analizzato garantendo una buona accuratezza della previsione.

Normalmente si ritiene preferibile la seconda opzione in quanto sviluppare metodi nuovi, specifici per un certo contesto industriale, risulta oneroso. Inoltre le aziende spesso ignorano la presenza di modelli teorici consolidati che possano garantire un miglioramento delle performance.

Un' ulteriore attività chiave consiste nell'identificazione o nella determinazione di una misura dell'errore di previsione che non sia distorta e che possa restituire risultati

affidabili e di facile comprensione riguardo l'accuratezza delle tecniche testate per effettuare le previsioni.

Il presente lavoro si concentra sul caso specifico della previsione della domanda e del calcolo del livello di stock ottimale in un'azienda leader nel settore alimentare, Ferrero S.P.A.

A causa della natura dei prodotti venduti, vi è un tipo di produzione *make to stock* e si deve prestare particolare attenzione alle rapide tempistiche di obsolescenza del prodotto e di variabilità della domanda, fattori che rischiano di impedire una celere soddisfazione degli ordini dei clienti.

Gli obiettivi della Tesi consistono nella ricerca di un modello teorico che possa supportare adeguatamente il processo di previsione della domanda tenendo conto di ogni fattore di influenza e nella definizione di un metodo per la pianificazione della produzione di prodotto finito con l'intento di garantire un adeguato livello di qualità del servizio offerto. Sarà inoltre importante valutare la metrica di accuratezza delle previsioni della domanda utilizzata correntemente (MAPE), al fine di trovare eventuali correzioni che possano migliorare la sua performance.

Nel caso di studio in questione la previsione della domanda sarà effettuata per gli ordini di sell-in, ovvero quelli rilasciati dai retailers.

L'analisi si concentrerà su due differenti prodotti: il bicchiere di Nutella da 200 grammi e il barattolo di Nutella da 950 grammi, in quanto il secondo, a differenza del primo, è sottoposto a frequenti campagne di riduzione del prezzo e rende così possibile la comprensione di quanto, in questo caso, le promozioni rappresentino un elemento di disturbo per l'andamento della domanda di un prodotto che è venduto lungo tutto l'anno.

Il lavoro di Tesi è organizzato nel seguente modo. Nel secondo capitolo è presente una descrizione del caso di studio e della funzione aziendale del Demand Planning. Il terzo capitolo è dedicato ad una disquisizione sulla letteratura dedicata alla metodologia applicata. Infine, il quarto capitolo tratta l'applicazione del metodo descritto al caso di studio.

## **2 L'azienda Ferrero**

Al fine di garantire una migliore comprensione dell'analisi che sarà svolta, il capitolo 2 fornisce una presentazione di Ferrero e del suo *modus operandi*, con un focus sulla funzione del Demand Planning.

A seguito di un primo paragrafo nel quale si introdurrà brevemente la strategia aziendale, si proseguirà poi con un'illustrazione della suddivisione dell'anno gestionale, necessaria per la comprensione di quali siano le attività che scandiscono l'andamento della vendita dei prodotti e quello delle promozioni di prezzo, il cui metodo di gestione è riportato nel terzo paragrafo.

In conclusione, si presenterà la funzione aziendale del Demand Planning, al fine di comprendere quale sia il suo assetto, i prodotti trattati e le modalità correnti di previsione della domanda, misurazione dell'errore di previsione e di pianificazione della produzione.

### **2.1 Presentazione dell'azienda**

L'azienda Ferrero, fondata nel 1946 da Pietro Ferrero ad Alba, è considerata la terza multinazionale al mondo del settore dolciario in termini di fatturato, il quale al 31 Agosto 2017 si assestava sui 10,5 miliardi di euro.

Oltre ad una forte ed ormai consolidata penetrazione del mercato europeo, negli ultimi anni Ferrero ha tentato una politica di espansione verso paesi extraeuropei, avvenuta grazie ad acquisizioni di aziende del territorio, quali la produttrice di barrette di cioccolato Fannie May, e di alcune attività dapprima sottostanti a Nestlè negli Stati Uniti.

Per soddisfare il fabbisogno di nocciole dettato dalla produzione della Nutella, Ferrero ha deciso di integrarsi verticalmente acquisendo nel 2014 la più grossa azienda europea che si occupa della raccolta di tale materia prima in Turchia, la Oltan, e altre produttrici minori sul territorio italiano, diventando essa stessa produttrice.

I prodotti del marchio sono rivolti ad un pubblico di bambini, ma negli ultimi due anni si è cercato di allargare il target di consumatori introducendone alcuni che si adattassero all'onda di "salutismo" alimentare affermatasi recentemente e dunque che fossero più indicati per il pubblico adulto.

Inoltre, si ha intenzione di penetrare nuovi segmenti di mercato dal punto di vista dell'offerta, con la recente produzione di prodotti a base di yogurt o di biscotti.

## 2.2 La suddivisione dell'anno gestionale

Questo paragrafo è dedicato all'illustrazione del concetto di suddivisione dell'anno gestionale in "sessioni", periodi della durata di 4 mesi caratterizzati da eventi, attività e festività che influenzano in modo sostanziale la domanda, la produzione e la vendita.

A seconda della "sessione" nella quale ci si trova, infatti, si tende a favorire la pianificazione di attività di esposizione e di promozione dei prezzi per i prodotti che si ritiene possano apportare maggiori vendite nel periodo considerato.

L'andamento di queste ultime è rappresentato in figura 2.1.



Figura 2.1 - Suddivisione dell'anno in sessioni

Le sessioni sono suddivise come segue:

- 1) 1° sessione: tale sessione inizia il 1° Settembre e si conclude il 31 Dicembre.

Gli eventi che la caratterizzano maggiormente sono:

- il rientro scolastico, che comporta un maggiore investimento di budget per le attività promozionali dedicate a prodotti associati alla colazione o alla merenda.

- reintroduzione delle praline, a seguito della messa fuori produzione durante l'estate. Essa non ha una settimana omogenea di partenza, infatti varia ogni anno in base all'andamento delle temperature e alla regione in questione.
- Halloween, una festività che Ferrero tenta di promuovere intensamente al fine di evitare il tipico picco discendente di domanda nel quale si incorre tra la fine delle attività di inizio scuola e quelle di Natale.
- Natale, periodo nel quale sono privilegiate le attività espositive dedicate a 3 tipi di prodotti: praline, Nutella e snacks dolci.
- Epifania, festività per la quale Ferrero propone sul mercato prodotti creati ad hoc.

2) 2° sessione: tale sessione inizia il 1° Gennaio e si conclude il 30 Aprile.

L'evento che caratterizza maggiormente la sessione è la Pasqua, festività per la quale Ferrero è l'azienda leader nella produzione delle tipiche uova di cioccolato.

3) 3° Sessione: tale sessione inizia il 1° Maggio e si conclude il 31 Agosto e prevede l'introduzione sul mercato delle bevande e di prodotti sostituiti per quelli a base di cioccolato.

### 2.3 Le attività di “Cut Price”

Con il termine “Cut Price” si intendono le campagne di promozione di prezzo per le quali una parte dei prodotti è venduta, per un certo lasso di tempo, ad un prezzo inferiore rispetto a quello standard.

Il processo di previsione e pianificazione del “Cut Price” in Ferrero ha origine dalle decisioni manageriali volte all'allocazione di un certo budget per ogni sessione.

La scelta su quali prodotti privilegiare nella suddivisione è eseguita in base all'indice di efficacia promozionale, il PEI, la cui formula è:

$$PEI = \frac{Vendite\ Totali}{Vendite\ di\ Baseline} \times 100. \quad (2.1)$$

Le vendite di Baseline sono rappresentate dai ricavi ottenuti dalla vendita del prodotto a prezzo pieno sommati ad una percentuale, che varia di anno in anno ed è denominata “aggiuntività”, di quelli ottenuti con il “Cut Price”.

Nel caso in cui non vi fosse la promozione di prezzo, una certa parte dei prodotti oggi sottoposta a promozione sarebbe venduta ugualmente a prezzo pieno (la percentuale in questione varia normalmente tra il 50% ed il 65% dei ricavi dai prodotti in promozione). Dunque, il PEI è calcolato singolarmente per ogni prodotto e per ogni mese basandosi sui dati dello storico delle vendite e su indagini di mercato, in modo da comprendere quale sia l'esatto momento in cui è opportuno mettere in promozione i differenti articoli.

Poiché ad un elevato PEI calcolato corrispondono vendite di baseline basse per il prodotto considerato, risulta conveniente suddividere il budget tra gli articoli le cui vendite possono trarre vantaggio dalle promozioni e dunque presentano un rapporto tra ricavi con “Cut Price” e senza “Cut Price” superiore ad 100.

È inoltre importante sottolineare che la scelta dei brand ai quali assegnare il budget favorisce quei prodotti ai quali non sono dedicate grosse attività espositive, atte alla pubblicizzazione di un prodotto ed all'aumento delle sue vendite.

Nella figura 2.2 è riportata una media delle percentuali di budget allocate ai vari prodotti negli ultimi 4 anni per donare una panoramica di quali siano gli articoli ai quali sono dedicate maggiori promozioni di prezzo.

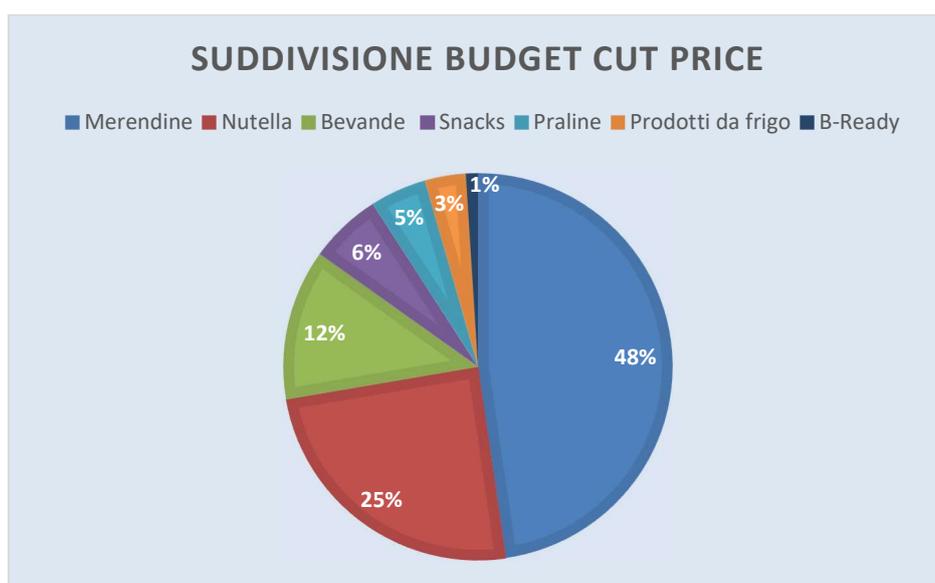


Figura 2.2 - La suddivisione del budget dedicato al “Cut Price” tra i prodotti

L'allocazione del budget verte principalmente sulle merendine (48%) e sui formati di Nutella da 800 grammi e da 950 grammi (25%).

Quest'ultima rappresenta l'unico prodotto per il quale ai formati più piccoli (200 grammi e 450 grammi e 630 grammi) non è dedicata alcuna promozione di prezzo, mentre a quelli più grandi è dedicato il 25% del budget annuale. Tale particolarità è stata decisiva nella scelta dei prodotti da analizzare per l'applicazione dei modelli.

Il periodo in cui i vari clienti possono usufruire di una specifica promozione è deciso dai Key Account Managers (KAM) che hanno il compito di gestire i rapporti con un certo numero di clienti loro assegnati.

I KAM dunque, in accordo con gli acquirenti, effettuano una stima a priori delle quantità di prodotto da riservare ad ognuno sottostando al vincolo del budget stabilito ed inoltre scelgono le due settimane ottimali per la spedizione della merce in promozione.

La stima effettuata dai KAM sulle vendite di prodotti in promozione è utilizzata dalla funzione del Demand Planning, di cui in seguito sarà illustrato il funzionamento, come uno dei dati di input dal quale partire per poter prevedere la domanda.

## **2.4 Il Demand Planning**

Una delle funzioni di Ferrero Commerciale è quella del Customer Service, che si occupa degli aspetti legati al servizio dei clienti di sell-in (gestione degli ordini dei clienti maggiori, quali le catene di supermercati, oppure smistamento dei prodotti nei vari magazzini in base alla necessità) e nella quale si trova anche l'area del Demand Planning. Con quest'ultimo termine si intende l'insieme dei processi aziendali dediti al supporto della definizione dei piani di vendita, che costituiscono l'aggregato delle previsioni della domanda di prodotto finito per ogni settimana.

La funzione dunque ha il compito di elaborare le previsioni della domanda di sell-in e, utilizzando i dati di previsione come input, di concordare con i pianificatori della supply chain i piani di produzione settimanali.

Sia la pianificazione della produzione che la previsione della domanda sono effettuate ad un livello di aggregazione del mercato italiano.

Tuttavia, una volta prodotti in uno degli stabilimenti, gli articoli sono smistati in base alla necessità dettata dalla domanda in uno dei sette magazzini (o depositi) dislocati sul territorio italiano:

- 1) Bra (Piemonte).
- 2) Parma (Emilia- Romagna).
- 3) Montegalda (Veneto).
- 4) Marcianise (Campania).
- 5 e 6) Carini e Catania (Sicilia).
- 7) Monastir (Sardegna).

Prima di procedere con l'illustrazione delle modalità di previsione della domanda e pianificazione della produzione, è opportuno spiegare come l'azienda classifichi e tratti i prodotti venduti, al fine di comprendere su quali di essi ed a che livello di aggregazione avvengano previsione della domanda e gestione della produzione.

Una prima importante classificazione prevede l'esistenza di due grandi macrocategorie di prodotti, basate sulla continuità della loro presenza sul mercato durante l'anno:

- 1) prodotti continuativi: venduti durante la gran parte o lungo tutto l'anno.
- 2) lotti chiusi: comprendono i prodotti venduti solo in determinati periodi dell'anno, spesso perché associati ad una festività precisa.

In tale categoria si annoverano inoltre i materiali POP, ovvero le strutture di cartone all'interno delle quali i prodotti Ferrero sono esposti nei supermercati in determinati periodi di tempo.

Per i lotti chiusi, le previsioni della domanda e le decisioni sui piani di produzione sono effettuate direttamente dai venditori con circa 3-4 mesi di anticipo.

Ad ogni prodotto, inoltre, è assegnato un codice commerciale, che rappresenta il livello di aggregazione con il quale si effettuano le previsioni di domanda dei prodotti.

Un esempio pratico è la Nutella che presenta, tra gli altri, codici differenti associati al formato del bicchiere da 200 grammi, o al barattolo da 950 grammi.

### 2.4.1 La previsione della domanda

La funzione del Demand Planning si occupa, ogni settimana, di effettuare una stima della chiusura del valore in quintali degli ordini della settimana in corso e un aggiornamento delle previsioni precedentemente stilate per orizzonti più o meno ampi, nel caso in cui siano sorte nuove informazioni o nuovi vincoli.

Le previsioni sono effettuate sulla base dell'esperienza di coloro che pianificano, tenendo conto dei seguenti fattori:

- 1) lo storico della domanda: l'andamento della domanda del prodotto delle settimane corrispondenti negli anni precedenti;
- 2) il trend: si consulta anche uno storico più "vicino" nel tempo, ovvero si considera la tendenza delle vendite di un determinato periodo e si cerca di comprendere se si sia effettivamente instaurato in esse un trend (positivo o negativo) che si prevede possa continuare nel tempo;
- 3) le attività di sconto: si osserva come un certo sconto per un determinato prodotto abbia impattato le vendite negli anni precedenti (è molto significativa in questo senso la profondità dello sconto, non tanto la durata che, come già ribadito, è fissata a due settimane).  
Si considerano inoltre, come anticipato, le stime di vendita che i KAM effettuano per ogni cliente;
- 4) le attività espositive: prevedono la presenza di strutture dedicate all'esposizione dei prodotti nei punti vendita, che li rendano più visibili al cliente e ne involino l'acquisto;
- 5) la presenza di una ricorrenza o festività che possa influenzare l'andamento della domanda;
- 6) il consensus: una stima di quanto i venditori, dopo aver trovato un accordo con i clienti, ritengono sia possibile vendere di ciascun prodotto in un determinato periodo. È utilizzato come base, ovvero come quantità minima di prodotto che deve essere a disposizione per soddisfare la domanda;

- 7) innovazione: sono considerati i cambiamenti di ricetta o le introduzioni di nuovi prodotti che spingono il consumatore ad acquistare maggiormente per “testare” la novità.

L’attività di coloro che effettuano le previsioni è valutata sulla base dello scostamento tra le quantità ordinate dai clienti durante una certa settimana e la domanda prevista per lo stesso periodo di tempo.

La metrica utilizzata per misurare l’errore di previsione della domanda è il MAPE, calcolato settimanalmente per ogni tipologia di prodotto, tramite la seguente formula che sarà descritta approfonditamente nel capitolo 3.

$$MAPE = \frac{1}{n} * \sum_{t=1}^n \frac{|D_t - F_t|}{D_t}. \quad (2.2)$$

Nell’equazione (2.2)  $D_t$  rappresenta una misura in quintali degli ordini ricevuti in  $t$  e  $F_t$  la previsione della domanda in  $t$ .

Per esempio, in settimana 3, il MAPE è calcolato sullo scostamento tra la previsione che in settimana 0 è stata fatta per la settimana 2 e la quantità di ordini effettivamente ricevuti in settimana 2.

#### **2.4.2 La pianificazione della produzione tramite il livello di stock**

Una parte del Demand Planning si occupa, invece, dell’inserimento a sistema dei piani di produzione, ovvero dell’indicazione di quanto sia opportuno produrre (in quintali) settimanalmente per ciascun prodotto al fine di raggiungere il valore prefissato di “Stock Target”.

Quest’ultimo rappresenta la quantità di ciascun prodotto che si desidera sia disponibile nei magazzini all’inizio di ogni settimana per soddisfare gli ordini dei clienti ed è calcolato in base ai fattori qualitativi derivanti dall’esperienza di coloro che pianificano. Tale misura, non essendo ottenuta tramite modello matematico, varia di settimana in settimana.

La pianificazione della produzione è effettuata contemporaneamente da due funzioni che però tengono conto di vincoli e problematiche differenti:

- 1) il primo è il Central Planning, un'entità che si trova in Lussemburgo, risponde alla funzione della Supply Chain e dà vita ogni settimana a dei piani produttivi in base a quelli che sono i vincoli legati alla produzione in sé. Tale unità tiene conto cioè di fattori quali l'eventuale saturazione delle macchine, il tempo necessario alla manutenzione, la possibilità di produrre o meno un articolo singolarmente senza doverlo forzatamente associare alla produzione di un altro e lo stato di obsolescenza delle materie prime.

La pianificazione ha un orizzonte molto vario e in alcuni casi precede di svariati mesi l'effettiva produzione. Quest'ultima viene poi rivista settimanalmente, ma non considera misure quali lo "Stock target" o i piani di vendita;

- 2) l'area del Demand Planning che si occupa della pianificazione della produzione ha invece il compito di effettuare una "revisione" delle stime del Central Planning utilizzando come driver i piani vendita e lo "Stock Target".

Tra le due funzioni descritte esiste una continua interazione finalizzata a trovare un accordo riguardo le quantità che è necessario produrre per ciascun articolo.

Anche in questo caso l'orizzonte di pianificazione è vario, ma in tale ambito esiste un periodo "frozen" di due settimane, che comporta l'impossibilità di modificare i piani della settimana in corso e della successiva.

Il lunedì della settimana in corso, dunque, deve essere presentata la chiusura dei piani produttivi per la settimana successiva.

Il lead time, ovvero il tempo effettivo impiegato per produrre e permettere alla merce di giungere in magazzino, è di una settimana.

Coloro che pianificano possono visualizzare i piani vendita, ma hanno la possibilità di visionare solo le modifiche effettuate nel corso della settimana precedente (per esempio dal lunedì al venerdì della settimana 1 essi visualizzano solamente gli aggiornamenti effettuati in settimana 0).

Tale limite rende necessario l'effettuarsi di riunioni settimanali tra pianificatori della produzione e della domanda alla quale intervengono anche gli esperti del Marketing. Questi ultimi spiegano come, secondo indagini di mercato o altri

fattori interni, ci possano essere delle mutazioni nei valori della domanda per un certo periodo e brand, mentre gli esperti del Demand Planning condividono quali, in base allo storico e agli altri fattori prima citati, possano essere le modifiche necessarie.

Sulla base della produzione, dei piani di vendita per la settimana in considerazione e quelle future e della quantità di prodotto già presente a magazzino si calcolano, per ogni articolo, i giorni di copertura, che rappresentano una misura del numero dei giorni per i quali sarà possibile soddisfare la domanda prevista grazie alle quantità la cui produzione è pianificata, oppure già presenti a stock.

### 2.4.3 Andamento dello Stock dei prodotti analizzati

Nei grafici riportati nelle 2.3 e 2.4 si riporta l'andamento delle scorte in quintali ottenuto con l'attuale metodologia di previsione della domanda e di pianificazione della produzione per la Nutella da 200 e 950 grammi.

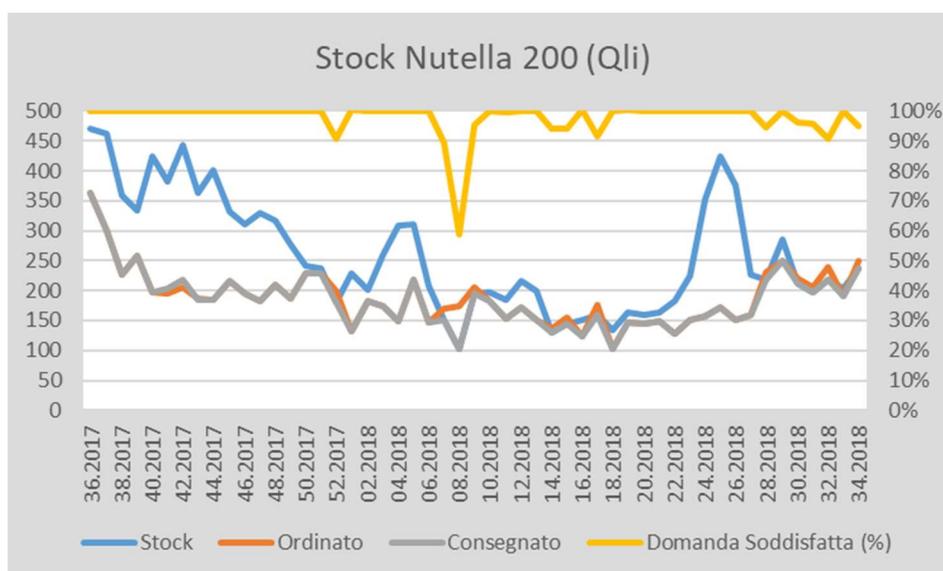


Figura 2.3 - Stock Nutella 200

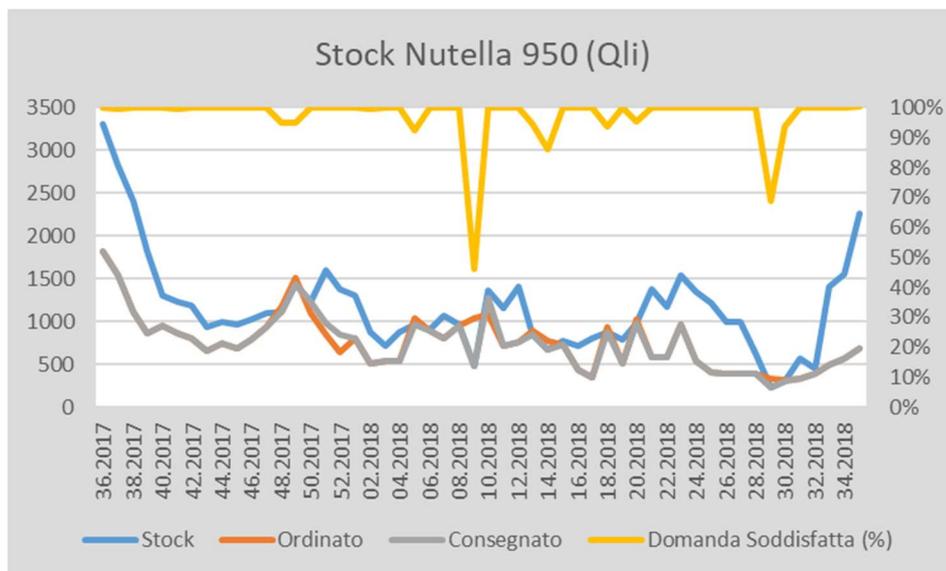


Figura 2.4 - Stock Nutella 950

Per poter confrontare l'andamento del magazzino con quello degli ordini ricevuti per il prodotto, si sono ricercati anche dati su eventuali quantità andate in distruzione o omaggiate perché ormai obsolete, ma queste sono risultate trascurabili ai fini analitici. Questo significa che i due prodotti in questione, con l'assetto attuale della pianificazione, non presentano problematiche legate all'obsolescenza ed un indice di rotazione elevato che si calcola tramite la seguente:

$$\text{Indice di rotazione} = \frac{\text{Totale Vendite Annuali (Consegnato)}}{\text{Giacenza Media Annuale}} \quad (2.3)$$

Il risultato è di un magazzino che ruota 36 volte all'anno nel caso della Nutella da 200 grammi e 33 volte nel caso della Nutella da 950 grammi.

Come si può notare dalle immagini, l'indicatore che mostra la percentuale di domanda soddisfatta con dettaglio settimanale ha un andamento piuttosto frastagliato (linea gialla), presentando valori minimi che scendono al di sotto del 60%, quando invece l'obiettivo aziendale è quello di mantenere stabile tale indicatore ad una percentuale del 99%.

Il picco che corrisponde alle settimane 22-26 è dovuto al fatto che in quel periodo si richiede un aumento della produzione necessario a coprire il fabbisogno di domanda delle settimane 27-29, quando l'impianto produttivo è chiuso per ferie.

Parte della domanda di codeste settimane è soddisfatta tramite la vendita di prodotti fabbricati precedentemente e poi congelati.

### 3 La previsione della domanda e la gestione delle scorte

Nel capitolo 3 sono riportati i metodi e i modelli matematici che saranno successivamente impiegati ai fini dell'analisi del caso di studio aziendale.

Il primo paragrafo tratta l'argomento dell'analisi ABC, utilizzata per compiere una suddivisione dei prodotti in tre categorie, in modo da permettere di valutare il loro impatto in base al fatturato e definire quali siano gli articoli critici su cui focalizzare l'attenzione. In seguito ci si è soffermati sull'analisi delle serie storiche, tramite la quale è possibile riconoscere le componenti regolari di una serie di dati al fine di trovare il metodo che più si addica per effettuare una previsione della domanda.

In tale capitolo si approfondisce, inoltre, lo studio del modello previsionale dello smorzamento esponenziale e delle metriche che permettono di verificare l'accuratezza del modello utilizzato.

È inoltre presente un paragrafo dedicato al test  $\chi^2$  per la goodness of fit, applicato per verificare che la distribuzione che approssima meglio i dati della domanda e dello scostamento tra previsione e domanda sia quella *Gaussiana*, ipotesi di partenza del metodo di calcolo delle scorte di sicurezza che si vuole utilizzare.

Infine il capitolo tratta l'argomento delle scorte, per le quali vengono delineate le principali cause di costo e i metodi di gestione che tengano conto di un vincolo sulla qualità del servizio che deve essere offerto al cliente.

#### 3.1 Analisi ABC

La gestione delle scorte di prodotti che presentano alta rotazione di magazzino e basso costo può rivelarsi cruciale e dunque, al fine di comprendere quale sia la tecnica migliore da utilizzare per i diversi prodotti a stock è utile applicare l'analisi ABC.

Essa si basa sul teorema di Pareto, o teorema 80/20, secondo il quale la grande maggioranza degli eventi all'interno di un'azienda accade a seguito di un limitato numero di cause ed in particolare il teorema sostiene, tramite approssimazione, che l'80% degli effetti di un fenomeno siano dovuti al 20% delle cause.

In generale il rapporto può variare tra 70/30 e 90/10, a seconda dell'industria analizzata.

Nel momento in cui sia necessario decidere quale deve essere il livello di disponibilità a stock di un certo materiale, è utile stilare una classifica dei prodotti più importanti e per i quali ci deve sempre essere un'adeguata scorta di sicurezza.

L'analisi ABC è effettuata a tale scopo e identifica le tipologie di prodotto riportate nella tabella riportata nella tabella riportata nella figura 3.1.

Classe	Caratteristiche	Percentuale sulle vendite totali	Costi Di Stock
<b>A</b>	<b>Fast Moving / Fatturato Alto</b>	≈ 80%	<b>Alti</b>
<b>B</b>	<b>Medium Moving / Fatturato Medio</b>	≈ 15%	<b>Medi</b>
<b>C</b>	<b>Slow Moving / Fatturato Basso</b>	≈ 5%	<b>Bassi</b>
<b>D</b>	<b>No Vendite / No Fatturato</b>	0%	<b>Nulli</b>

Figura 3.1 - Classificazione prodotti secondo l'analisi ABC

Dopo aver compiuto la classificazione, si può scegliere la politica di gestione delle scorte più adeguata ad ogni categoria di prodotto o mutarla nel caso in cui un articolo specifico cambi la classe di appartenenza.

Si riportano ora i passaggi per effettuare un'analisi ABC.

- 1) considerando il caso di  $N$  articoli, ognuno dei quali apporta un fatturato  $f_i$ , è necessario elencare gli articoli in ordine decrescente di fatturato  $f_i$ ;
- 2) il passo successivo richiede il calcolo del fatturato totale  $F = \sum_{i=1}^N f_i$  utile al calcolo del rapporto  $\frac{f_i}{F}$  che fornisce il valore percentuale  $p_i$  di fatturato creato da ciascun prodoto.
- 3) si può ora procedere con il calcolo dei valori cumulati delle  $p_i$  che sono denominati  $C_i = \sum_{c=1}^i p_c$ .
- 4) È necessario a questo punto stabilire dei valori limite ( $L_1, L_2, L_3$ ) e confrontarli con i valori di  $C_i$ . Sono di classe A i prodotti per cui  $C_i \leq L_1$ , appartengono alla classe B quelli per cui  $L_1 < C_i \leq L_2$  ed infine risultano di classe C i rimanenti, ovvero  $L_2 < C_i \leq L_3$ . [Urgeletti, 1992]

Nella figura 3.2 si riporta la tipica di distribuzione dei prodotti secondo l'analisi di Pareto:

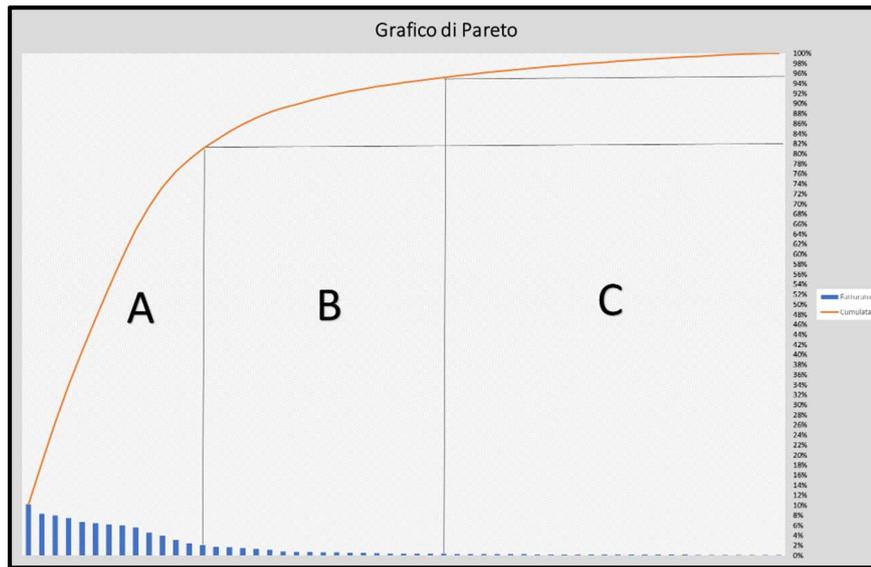


Figura 3.2 – Distribuzione generale di Pareto

### 3.2 I parametri per la previsione

Al fine di compiere una previsione accurata della domanda di un certo prodotto, è necessario introdurre alcuni parametri che possano aiutare a definire la variabile che si vuole prevedere:

- 1) il Time Bucket: l'unità di tempo, il periodo elementare di un programma di produzione o di previsione della domanda.
- 2) l'orizzonte di pianificazione: il numero di time bucket futuri per i quali bisogna prevedere la domanda;
- 3) la frequenza delle previsioni: una misura che permette di comprendere ogni quanto una previsione è aggiornata.

La scelta di applicare un aggiornamento deriva essenzialmente dal costo delle previsioni, dalla quantità di nuove informazioni disponibili e dai vantaggi derivanti dall'avere una previsione migliore e più accurata;

- 4) il prodotto: il livello di aggregazione con il quale si effettuano previsioni: singola SKU, brand, mercato, ecc. Maggiore il livello di dettaglio, meno accurata sarà la previsione;

- 5) il mercato: la vastità del mercato per il quale si effettua la previsione (nazionale, internazionale, ...).

### 3.3 L'analisi delle serie storiche

Una serie storica è rappresentata dall'insieme di valori assunti nel tempo da una certa variabile, come la domanda commerciale. I valori registrati si riferiscono ognuno ad un intervallo di tempo distinto e sono misurati tramite unità di misura fisica (quantità fisica della domanda di prodotto) oppure monetaria (valore monetario della domanda nel time bucket).

Definiti un certo prodotto ("p") e mercato ("c"), la serie storica corrispondente viene definita come  $X(p, c, t)$ , con t che corrisponde all'indice del time bucket.

Effettuare l'analisi della serie risulta essere importante ai fini previsionali in quanto alcuni modelli di previsione studiano le caratteristiche della domanda  $D_t$  nel passato e le proiettano nel futuro per ottenere la previsione  $F_t$ . [Milanato, 2008]

Le serie storiche possono essere divise in due macro classi, basate sulla presenza di valori pari a 0, intervallati agli altri valori positivi della serie:

- serie continua: non vi sono dati con valore 0;
- serie a valori sporadici: circa il 25% dei dati ha un valore pari a 0.

Le serie con valori continui possono presentare componenti/ caratteristiche regolari che si protraggono nel lungo periodo e che è fondamentale individuare per comprendere quali siano le metodologie di previsione della domanda che possono garantire maggiore accuratezza nel caso specifico.

Lo scopo dell'analisi delle serie storiche è quella di individuare e studiare alcune delle componenti regolari che possono essere:

- 1) componente casuale: tale componente non è prevedibile ed è dovuta al fatto che le osservazioni della serie si dispongono casualmente al di sopra o al di sotto della loro media.
- 2) ciclicità: tale componente evidenzia un andamento periodico di lungo periodo nelle serie storiche, che presenta una durata di alcuni anni;
- 3) stagionalità: componente che deriva da un andamento periodico che si ripete regolarmente ogni anno.

Un esempio può essere ritrovato nel settore alimentare dove sono presenti prodotti "stagionali" oppure venduti solamente in corrispondenza di una certa festività.

Una metodologia che può favorire il presentarsi di tale componente è quella di favorire promozioni o campagne di esposizione che si ripetano regolarmente negli anni al presentarsi di una ricorrenza;

- 4) trend: tale componente evidenzia un andamento crescente o decrescente nel tempo della serie storica.

La tendenza può essere ricercata in due comportamenti della serie storica:

- a) crescita o decrescita in periodi di tempo successivi;
- b) crescita o decrescita tra lo stesso periodo di tempo dell'anno (per esempio il mese di settembre) confrontato su anni differenti.

Un'ulteriore classificazione vuole la distinzione tra serie stazionarie e non stazionarie.

La serie storica di  $X_t$  può essere definita stazionaria se rispetta le tre condizioni seguenti:

- 1)  $E(X_t) = \mu, \forall t$ ;
- 2)  $\text{var}(X_t) = \sigma^2, \forall t$ ;
- 3)  $\text{cov}(X_t, X_{t+n}) = \text{cov}(X_m, X_{m+n})$ .

La prima e la seconda condizione indicano che, in una serie stazionaria, il valore atteso e la varianza delle osservazioni  $X_t$  devono essere costanti nel tempo.

La terza condizione indica che la covarianza è funzione di  $n$ , i periodi di tempo che dividono i due elementi della serie storica considerati.

Una delle cause più comuni di non stazionarietà delle serie è, per l'appunto, la presenza di trend. Come si può notare dalla figura 3.3 B, le serie che presentano tale componente possono essere crescenti o decrescenti e, dunque, non rispettano i tre principi che definiscono una serie stazionaria.

Ai fini dell'analisi delle serie storiche si è ricorsi all'utilizzo di grafici quali il line plot, necessario per poter visualizzare l'andamento della domanda nella sua interezza e comprendere se essa sia stazionaria o meno e il seasonal plot, che riporta un confronto dell'andamento della domanda tra le varie "stagioni" ed è utile al fine della rilevazione di trend e stagionalità.

Di seguito si riportano degli esempi generali dei due tipi di grafico: Nel primo caso la serie è stazionaria, ovvero la linea che rappresenta la serie assume valori casuali intorno al valore medio della serie.

Nella seconda figura il grafico mette in evidenza il trend crescente lineare della domanda.

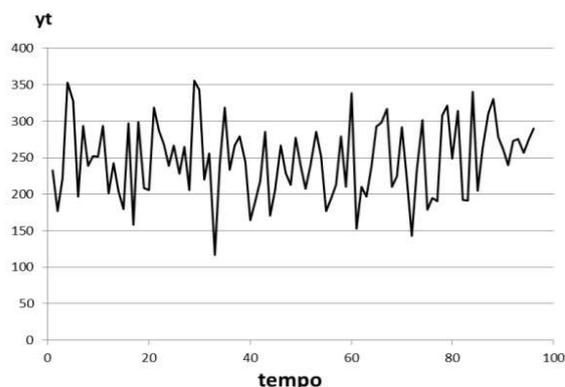


Figura 3.3 A – Esempio di line plot con domanda stazionaria

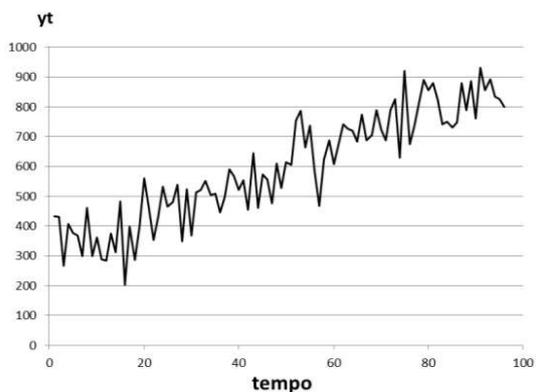


Figura 3.3 B - Esempio di line plot con domanda crescente

Figure tratte da Marliani G., *Appunti di Economia Statistica*, Università di Firenze, 2014.

Sono evidenziati nella figura 3.4 (seasonal plot) sia stagionalità che trend crescente. L'andamento della domanda segue più o meno la stessa curva nel corso degli anni considerati, presentando picchi a metà agosto.

La seconda componente è denotata dalle spezzate che assumono valori sempre maggiori di anno in anno.

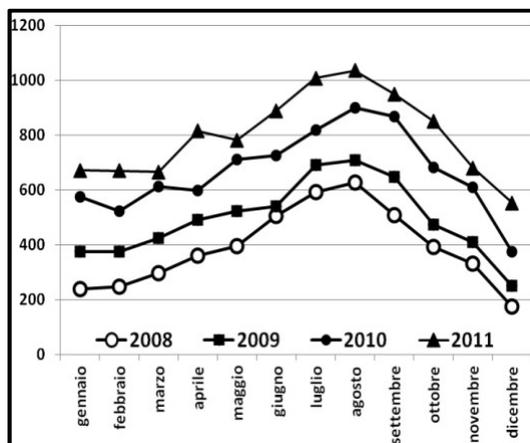


Figura 3.4 - Esempio di Seasonal Plot.

Figura tratta da Marliani G., *Appunti di Economia Statistica*, Università di Firenze, 2014.

Inoltre, è possibile calcolare la funzione di autocorrelazione tra coppie di punti della stessa serie, distanti tra loro  $h$  periodi di tempo.

La formula per calcolare tale indice è:

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{i-s} (y_t - y_i)(y_{t-s} - y_i)}{\sum_{t=1}^n (y_t - i)^2}$$

Tale grandezza può essere utilizzata per comprendere se vi sia una stagionalità ricorrente nell'andamento della serie storica, in quanto essa valuta se la serie traslata di  $k$  periodi rimanga simile a sé stessa e se questa somiglianza derivi da aspetti di composizione della serie storica.

Nell'figura 3.5 si riportano tre esempi generali che fungono da esempio per la lettura di un correlogramma.

Sull'asse delle ascisse del grafico sono presenti le frazioni di tempo che formano un periodo (nell'immagine riportata  $k$  assume 20 valori, ma, nel caso in cui si abbiano dei dati di domanda settimanali disponibili, il parametro  $k$  presenta 52 valori). L'asse delle ordinate, invece, riporta il valore dell'autocorrelazione.

Le barre dell'istogramma misurano quanto sia alta l'autocorrelazione positiva o negativa tra i dati della serie storica che presentano una distanza di  $k$  frazioni di tempo.

Il primo grafico riporta una serie che presenta un andamento tendenziale: la correlazione è sempre positiva ed è particolarmente elevata tra i dati consecutivi, mentre diminuisce a mano a mano che la distanza temporale tra i dati aumenta.

In questo caso, se fosse presente anche la stagionalità, si avrebbe un valore leggermente al di sopra degli altri in corrispondenza del periodo, ma tale caratteristica sarebbe nascosta dalla presenza del trend e dunque difficile da rilevare.

Il secondo grafico mostra una chiara stagionalità annuale della serie in questione: si hanno dati che evidenziano una forte autocorrelazione per  $k=10$  (che rappresenta il periodo) e multipli di tale valore. I dati di un certo periodo sono fortemente correlati con i dati dello stesso periodo osservati negli anni precedenti e successivi.

Il terzo grafico mostra delle oscillazioni casuali intorno al valore 0 dell'autocorrelazione, che dimostrano come in questo caso non sia possibile riconoscere alcuna componente, ma solo un'elevata autocorrelazione tra dati consecutivi.

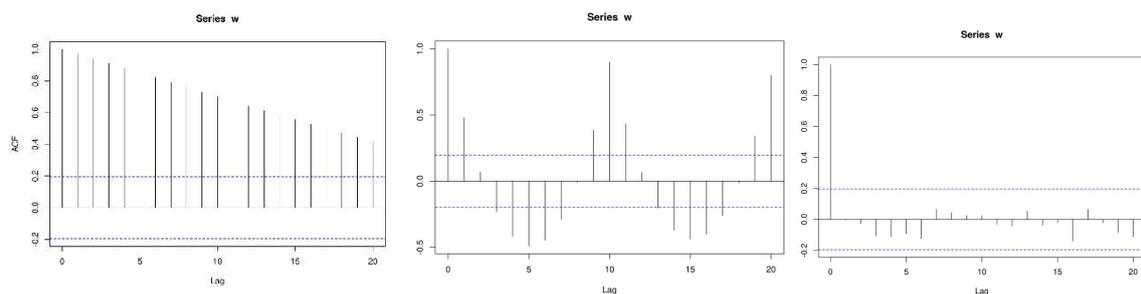


Figura 3.5 - Esempi di correlogramma

Figura tratta da *Serial Correlation in Time Series Analysis*, [www.quantstart.com/articles/Serial-Correlation-in-Time-Series-Analysis](http://www.quantstart.com/articles/Serial-Correlation-in-Time-Series-Analysis).

### 3.3.1 Intervallo di Training e Intervallo di Test per la previsione

Allo scopo di prevedere la domanda, nell'ambito dell'analisi delle serie storiche, queste ultime solitamente sono suddivise in due intervalli, intervallo di training ed intervallo di test, per poter inizializzare ed in seguito testare il metodo di previsione tramite il calcolo della metrica prescelta.

L'intervallo di Training ha una durata variabile ed è necessario affinché il modello apprenda le caratteristiche regolari della serie. I dati registrati in tale periodo di durata

variabile sono utilizzati per poter trovare dei parametri iniziali di previsione che siano coerenti e rispecchino il reale andamento della domanda.

Un esempio significativo può essere ritrovato nel caso in cui una serie storica presenti fenomeni di stagionalità di vendita: sono necessarie due stagioni complete di ampiezza  $l$  per far sì che il modello possa generare delle previsioni per il primo bucket utile, senza che il valore iniziale dei parametri sia affetto dal rumore dovuto al prendere in considerazione solamente una stagione che può presentare valori di domanda distanti dalla media.

L'intervallo di test ha una durata di  $T - \text{intervallo di training}$  ed i dati in esso contenuti sono utilizzati per avere una misurazione dell'accuratezza delle previsioni del modello utilizzato.

Lo scopo è quello di iniziare dal periodo  $\text{intervallo di training} + 1$  ed in seguito eseguire la previsione per tutti i dati relativi all'intervallo di test (dunque fino a  $T$ ) utilizzando tali dati come input nel calcolo degli errori di previsione.

I dati appartenenti all'intervallo di training non possono essere utilizzati nel calcolo dell'errore di previsione, in quanto già utilizzati per poter inizializzare il metodo e dunque calcolare i parametri.

### **3.4 Metriche per l'accuratezza previsionale**

Come anticipato, l'intervallo di test contiene l'insieme di dati destinati all'analisi tramite utilizzo delle metriche di accuratezza, che hanno lo scopo di restituire un'indicazione numerica riguardante la bontà del modello matematico che effettua la previsione.

La scelta della tipologia di misura da utilizzare è dettata dalla natura della previsione che si vuole ottenere.

Nella maggior parte dei casi lo scopo di una previsione non è quello di indicare il valore esatto dell'osservazione della domanda, ma piuttosto di avvicinarsi ad esso. Si è dunque interessati all'entità dello scostamento tra previsione e domanda.

Le metriche per questo tipo di previsioni sono distinguibili in:

- 1) misure di distorsione: misure che, nel restituire il risultato, tengono conto non solo dell'entità dell'errore di previsione, ma anche del suo segno, creando effetti di compensazione tra errori con segni differenti.
- 2) misure di dispersione: misure che valutano solamente l'entità dell'errore di previsione, senza tener conto del suo segno in modo da evitare effetti di compensazione tra errori di segno differente.

In base alla misura scelta si calcola il valore assoluto o del quadrato dei valori dell'errore, misurando la distanza dei valori di previsione e di domanda rispetto al valore medio.

Partendo dal presupposto che un certo valore dell'errore di previsione può essere considerato ottimo in caso di domanda molto variabile, ma allo stesso tempo può essere segnale di cattiva accuratezza delle previsioni qualora la domanda sia stabile, è sempre necessario poter contestualizzare l'errore e non valutarlo come entità a sé stante.

Prima di elencare alcuni dei metodi di previsione, è doveroso introdurre le sigle che saranno utilizzate nella trattazione.

Esse sono:

$F_t$  = la previsione del periodo t;

$D_t$  = l'osservazione al tempo t della variabile per cui si è effettuata la previsione.

### 3.4.1 Mean Error

Tale metrica è rappresentata dalla media aritmetica degli errori di previsione sugli n periodi considerati dal test:

$$ME = \frac{1}{n} \cdot \sum_{t=1}^n (D_t - F_t). \quad (3.1)$$

Da tale formula si può ricavare il fatto che il Mean Error sia una metrica di distorsione, per la quale gli errori positivi bilanciano quelli negativi.

In questo caso dunque due metodi che generano rispettivamente una previsione della domanda negli  $n$  periodi pari a  $\{10\ 10\ 10\ 10\}$  e  $\{0\ 20\ 0\ 20\}$  presentano la medesima accuratezza predittiva per la serie  $\{10\ 10\ 10\ 10\}$  in quanto in entrambi i casi l'errore medio è nullo. [Milanato,2008]

Un metodo previsionale che genera previsioni esatte risulta avere la stessa accuratezza di uno che presenta nel 50% dei casi un errore positivo e nel restante 50% un errore negativo con lo stesso valore di quello positivo.

Per questa motivazione è consigliabile utilizzare le metriche di dispersione, per le quali gli errori, invece che bilanciarsi, si sommano.

### 3.4.2 Mean Absolute Deviation

La deviazione media assoluta è la media aritmetica dei valori assoluti dell'errore di previsione negli  $n$  periodi del test:

$$MAD = \frac{1}{n} \cdot \sum_{t=1}^n |D_t - F_t|. \quad (3.2)$$

Il valore assoluto è utilizzato per evitare l'effetto di compensazione degli errori con segno differente.

Uno svantaggio legato a tale metrica risiede nel fatto che essa presenta una certa unità di misura, che è la stessa dei valori osservati della domanda. Bisogna dunque prestare attenzione alla scala adottata per comprendere l'entità dell'errore ed è inoltre difficile comparare la performance di prodotti che presentano una scala differente.

Il risultato derivante da tale metodologia è utile ai fini del calcolo della deviazione standard quando si utilizza il metodo di calcolo del livello di scorte di sicurezza necessario al soddisfacimento della domanda, come sarà illustrati nei prossimi capitoli.

### 3.4.3 Root Mean Square Error

La deviazione standard dell'errore è data dalla radice quadrata del rapporto fra la somma degli errori di previsione elevati al quadrato ed il numero  $n$  dei periodi considerati:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \cdot \sum_{t=1}^n (D_t - F_t)^2} . \quad (3.3)$$

Tale metrica dunque è quadratica e tende a pesare molto di più gli errori di stima positivi o negativi elevati, preferendo errori costanti ma contenuti, piuttosto che errori sporadici ma significativi.

Anche l'RMSE presenta lo svantaggio della dipendenza dall'unità di misura del prodotto.

### 3.4.4 Mean Absolute Percentage Error

L'errore medio percentuale assoluto si ottiene tramite la media percentuale degli errori assoluti sugli  $n$  periodi considerati, secondo la formula 2.2.

Tale metrica, basata sull'errore percentuale, è largamente utilizzata in quanto è indipendente dalle unità di misura e dunque permette il confronto della performance dei metodi di previsione per serie storiche di prodotti che presentano scale diverse.

Il MAPE, inoltre, restituendo una percentuale come risultato, si presta ad una agevole interpretazione.

Un grosso svantaggio, invece, è dovuto al fatto che tale metrica non possa essere utilizzata nel caso di valori nulli di domanda, in quanto per  $D_t = 0$  essa è divergente ad infinito.

Un'ulteriore distorsione è causata dal fatto che, tramite tale misura, ad errori positivi corrisponde un MAPE superiore rispetto ad errori negativi dello stesso valore.

Per ovviare a quest'ultima problematica, come suggerisce Makridakis, è possibile applicare una correzione alla formula ufficiale del MAPE, dividendo l'errore per la media della domanda e della previsione:

$$MAPE_{modificato} = \frac{1}{n} * \sum_{t=1}^n \frac{|D_t - F_t|}{\frac{D_t + F_t}{2}} . [Makridakis, 1993] \quad (3.4)$$

### 3.4.5 Misure di errore percentuali

Al fine di superare gli svantaggi sopra descritti, è possibile applicare degli accorgimenti che permettano di individuare metriche che valutino con lo stesso peso l'errore nei periodi di alta e bassa domanda e che permettano di poter comparare le performance tra prodotti che presentano scale di misura diverse.

Lo scopo di tali metriche è quello di comparare il ME, il MAD e l'RMSE alla domanda media del periodo considerato nel modo seguente:

$$MPE = \frac{ME}{D_{medio}}; \quad (3.5A)$$

$$MAPD = \frac{MAD}{D_{medio}}; \quad (3.5B)$$

$$RMSPE = \frac{RMSE}{D_{medio}}. \quad (3.5C)$$

Si ottengono così il MPE, il MAPD e l'RMSPD, ma prima di presentarle in dettaglio è necessario introdurre la seguente notazione:

$$D_{medio} = \frac{1}{n} \cdot \sum_{t=1}^n D_t.$$

## 3.5 Metodi di previsione della domanda

I metodi di previsione della domanda possono essere classificati in qualitativi e quantitativi.

I primi si basano su valutazioni empiriche derivanti dalla conoscenza degli esperti e sono utilizzati quando non vi è la disponibilità di una serie storica, come nel caso di prodotti nuovi.

I secondi, invece, prevedono l'applicazione di modelli matematici alle serie storiche al fine di prevedere la domanda e sono classificati in:

- 1) metodi delle serie storiche, per i quali la domanda è una funzione del tempo e si guarda al suo andamento passato per poterne ricavare l'andamento futuro. Essi sono rappresentati dalla famiglia della media mobile che effettua la previsione tramite calcolo della media aritmetica della domanda degli ultimi  $n$  periodi storici e quello dello smorzamento esponenziale che effettua una previsione attribuendo i pesi  $\alpha$  e  $1-\alpha$  rispettivamente all'ultimo dato di domanda disponibile e all'ultima previsione effettuata;
- 2) metodo della regressione lineare, per il quale la domanda è funzione di diverse variabili oltre al tempo e che ha lo scopo di ricercare un legame numerico tra una o più variabili dette esplicative (tempo, meteo, prezzo, condizioni economiche, ...) ed una variabile dipendente di tipo numerico.

Nel presente lavoro di Tesi ci si concentrerà sull'illustrazione dei metodi appartenenti alla famiglia dello smorzamento esponenziale.

### **3.5.1 Smorzamento Esponenziale Semplice**

Tale metodo di previsione è ampiamente utilizzato in quanto considera l'insieme completo dei dati storici disponibili, conferendo loro pesi differenti.

Più un valore della serie storica è distante nel tempo rispetto all'istante attuale, minore sarà il peso  $\alpha$  ad esso attribuito, in modo da permettere ai valori più recenti della domanda di assumere maggiore importanza poiché riescono ad esemplificare meglio l'andamento attuale della domanda rispetto ai dati meno recenti.

La condizione di partenza per poter applicare lo smorzamento esponenziale semplice risiede nel fatto che la domanda debba essere stazionaria.

Tale tecnica calcola la baseline (il livello della domanda)  $B_t$  come una media pesata tramite fattore  $\alpha$ , compreso tra 0 e 1, tra l'ultimo dato di domanda  $D_t$  osservato e la precedente baseline  $B_{t-1}$  calcolata.

La formula è la seguente:

$$B_t = \alpha D_t + (1 - \alpha)B_{t-1}. \quad (3.6)$$

Data l'assunzione di stazionarietà della domanda, si ha che:

$$F_{t,h} = B_t. \quad \forall h \quad (3.7)$$

$F_{t,h}$  dipende da  $t$ , ma non da  $h$  poiché non vi sono componenti regolari della serie storica da considerare nel calcolo della previsione.

Il parametro  $\alpha$  determina la prontezza del modello ad adattarsi ai mutamenti dei valori della domanda, in quanto da esso dipende il peso che si decide di attribuire alle osservazioni più o meno recenti di domanda.

Se  $\alpha$  tende a 1, il modello è estremamente reattivo in quanto restituisce esattamente l'ultimo valore disponibile di domanda.

Se  $\alpha$  tende a 0 il risultato del calcolo del livello della domanda è pari al livello della domanda calcolato nel periodo precedente. In questo caso il modello non riceve informazioni su cambiamenti dei valori della domanda, in quanto non considera l'ultimo valore osservato.

Per illustrare come lo smorzamento esponenziale effettui una previsione tenendo conto di tutti i dati della domanda storica disponibili, si può ricorrere ad un'ulteriore scrittura della formula.

Dall'equazione (3.6) si ottiene che:

$$B_{t-1} = \alpha D_{t-1} + (1 - \alpha)B_{t-2},$$

Sostituendo i valori indicati si nota come, per alti valori di  $\alpha$ , i dati della domanda più lontani nel tempo assumano minore importanza rispetto ai valori più recenti e come, al contrario, per bassi valori di  $\alpha$  il peso attribuito alle osservazioni della domanda di qualsiasi periodo sia pressoché uguale.

Tale disquisizione ci porta dunque a comprendere che la scelta di quale  $\alpha$  utilizzare per i calcoli sia fondamentale al fine di ottenere previsioni consistenti: esso deve essere

controllato nel tempo ed eventualmente modificato a seconda delle caratteristiche assunte dalla domanda.

Normalmente si tende ad aumentare il valore di  $\alpha$  nei momenti in cui ci si aspetta dei repentini cambiamenti nella domanda perché il modello possa adattarsi facilmente alle variazioni, viceversa bisogna diminuire tale parametro nei periodi in cui la domanda risulta essere stabile e non si vuole tenere conto delle oscillazioni casuali della domanda attorno alla media.

La definizione ottimale di  $\alpha$  (e poi  $\beta$  e  $\gamma$  per lo smorzamento con trend e stagionalità rispettivamente) richiede di minimizzare una certa metrica dell'errore di previsione registrato lungo tutto l'intervallo di test.

Se si sceglie come indicatore dell'accuratezza delle previsioni il MAPE, allora l'obiettivo è quello di minimizzare il suo valore lungo tutto l'intervallo di test come indicato dalla seguente formula:

$$\min(MAPE_\alpha) = \frac{1}{T-T_A} \min\{\sum_{t=T_{A+1}}^T (D_t - F_t(\alpha))^2\}. \quad (3.8)$$

Una volta stabilito il valore del parametro  $\alpha$ , è necessario decidere come calcolare il valore iniziale delle baseline ( $B_0$ ).

La scelta è rilevante soprattutto in presenza di un valore di  $\alpha$  basso e di un numero di previsioni tra il periodo 0 e quello attuale T basso: in tale caso  $B_0$  può influenzare in maniera significativa la previsione attuale.

Si parlerà in questo elaborato di una serie di metodi facilmente implementabili in un contesto aziendale, ma che possano rispettare le due regole che devono essere seguite da un metodo di inizializzazione:

- 1) Coerenza: le previsioni fornite dal modello in questione tendono a convergere nel tempo verso i valori effettivi della serie storica.
- 2) Fattibilità: un metodo di inizializzazione ha una fattibilità maggiore rispetto ad un altro se richiede un numero minore di dati di input per calcolare la previsione iniziale.

Uno dei metodi possibili è quello di utilizzare un valore pari a 0 per inizializzare il modello. In questo caso l'intervallo di training non esiste, ma è conveniente tralasciare nel calcolo dell'accuratezza della previsione un campione iniziale di dati per permettere all'algoritmo di "calibrarsi".

Tale metodologia è particolarmente indicata nel caso in cui non si abbia una conoscenza approfondita della serie storica che si sceglie di analizzare.

La condizione di coerenza è soddisfatta, tuttavia può essere difficoltoso comprendere di quanti periodi di tempo abbia necessità l'algoritmo perché le previsioni arrivino a convergere con le osservazioni della domanda. Il tempo necessario decresce con l'aumentare di  $\alpha$ , infatti tramite un parametro dal valore alto la prima previsione della domanda perde velocemente importanza e il modello si adatta più velocemente ai dati aggiornati.

Una seconda scelta consiste nel settare la stima del livello di domanda iniziale pari alla prima osservazione del valore della domanda.

Il dato in questione è utilizzato come intervallo di training e dunque non se ne tiene conto in fase di verifica dell'accuratezza del modello.

Tuttavia, tale metodo di inizializzazione considera un'unica osservazione della domanda e dunque nel caso in cui essa differisca in maniera significativa dalla media della domanda può essere necessario attendere molti periodi di tempo  $t$  perché le previsioni convergano con la domanda.

La terza metodologia consiste nell'utilizzare una media delle prime  $n$  registrazioni della domanda cosicché si possa catturare il suo andamento medio e il modello non sia influenzato dal "rumore" causato dall'utilizzo di un unico dato della domanda.

Il calcolo necessario è riportato nell'equazione (3.10):

$$B_0 = \sum_{t=1}^n \frac{D_t}{n}. \quad (3.9)$$

Tale metodo non presenta un bias sistematico nella previsione della domanda dei primi periodi in cui sono disponibili i dati ed inoltre quest'ultima converge rapidamente con le

osservazioni della domanda (fattore utile soprattutto quando si utilizzano algoritmi con  $\alpha$  basso).

Tuttavia le osservazioni della domanda facenti parte dell'intervallo di training non possono essere utilizzate per testare l'accuratezza del modello previsionale e si ha dunque necessità di avere un elevato numero di dati per poter implementare tale metodologia.

### 3.5.2 Smorzamento esponenziale con Trend

Lo smorzamento esponenziale può anche essere applicato alle serie storiche che presentano una componente di trend, ovvero una crescita (o decrescita) di lungo periodo della domanda.

Lo smorzamento esponenziale con trend infatti tiene conto, oltre che della variabile che rappresenta il livello della domanda ( $B_t$ ), anche di  $T_t$  che indica il valore del trend al tempo  $t$ .

La previsione tramite tale metodo, partendo dall'assunzione di un trend lineare, è attuata con la seguente formula:

$$F_{t,h} = B_t + h T_t. \quad (3.10)$$

Per effettuare la previsione di una domanda la cui serie storica presenta la componente di trend, è necessario considerare la baseline ed incrementarla della componente di trend del periodo  $t$  moltiplicata per il valore dell'orizzonte temporale per cui si effettua la previsione.

Una serie che presenta la componente di trend può essere geometricamente rappresentata da una retta crescente o decrescente che presenti  $B_t$  come intercetta e  $T_t$  come coefficiente angolare, come riportato in figura 3.6.

Per ovviare al problema della non stazionarietà, che rende impossibile il confronto tra l'osservazione della domanda  $D_t$  e la baseline  $B_{t-1}$  è sufficiente sommare la crescita (o decrescita) della domanda osservata in  $t - 1$  alla baseline calcolata in  $t - 1$ , in modo che

il suo valore decresca se si è presentato un trend decrescente e viceversa:

$$B_t = \alpha D_t + (1 - \alpha)(B_{t-1} + T_{t-1}). \quad (3.11)$$

Per aggiornare il valore del fattore di trend è invece necessario calcolare la differenza tra la baseline calcolata in  $t - 1$  e quella in  $t$  e dunque la crescita (decrescita) registrata nel periodo:

$$T_t = \beta (B_t - B_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1}. \quad (3.12)$$

$\beta$  è il fattore di smorzamento con trend e, come  $\alpha$ , assume valori compresi tra 0 e 1.

La componente media smorzata in  $t$  risulta dunque proporzionale alla domanda del periodo  $t$  e alla previsione effettuata nel bucket precedente  $t - 1$  incrementata della componente di trend rilevata nel periodo  $t - 1$ .

La componente tendenziale smorzata invece risulta essere proporzionale alla differenza tra i valori della domanda fra i due periodi storici consecutivi  $t$  e  $t - 1$  e il trend rilevato nel periodo  $t - 1$ .

I fattori  $\alpha$  e  $\beta$  devono essere scelti secondo la logica di minimizzazione del MAPE riportata nel paragrafo 3.5.1.

Al fine di inizializzare i parametri e dunque calcolare  $B_0$  e  $T_0$  si utilizza un intervallo di training della durata di  $n$  periodi. Le formule sono le seguenti:

$$T_0 = \left( \frac{D_n - D_1}{n-1} \right). \quad (3.13)$$

L'equazione (3.14) tiene conto del valore medio del trend nel periodo considerato per la fase di inizializzazione, durante la quale si registrano  $n-1$  variazioni di domanda.

Si ha inoltre che:

$$B_0 = \left( \frac{\sum_{t=1}^n D_t - t T_0}{n} \right). \quad (3.14)$$

L'equazione (3.15) restituisce il valore iniziale della baseline calcolando la media delle osservazioni della domanda nell'intervallo di training, depurandole dalla componente di trend lineare del periodo.

### 3.5.3 Smorzamento esponenziale con Stagionalità

Lo smorzamento esponenziale può essere applicato anche alle serie storiche che presentano la componente della stagionalità.

I parametri presi in considerazione dallo smorzamento esponenziale con stagionalità sono il livello medio della domanda  $B_t$  ed un numero pari ad  $s$  (numero di periodi nella stagione) di indici di stagionalità  $S_t$  per ogni stagione.

La previsione tramite tale metodo, partendo dall'assunzione di una stagionalità moltiplicativa, è attuata con la seguente formula:

$$F_{t,h} = B_t S_{t+h-s}, \quad \text{con } h < s \quad (3.15)$$

nella quale:

$F_{t,h}$  = previsione effettuata al tempo  $t$  con un orizzonte temporale  $h$ .

$B_t$  = ultimo dato disponibile del livello della domanda.

$S_{t+h-s}$  = indice di stagionalità del periodo di tempo  $t$  nella stagione precedente.

Dunque, per ottenere una previsione per il mese di Settembre 2018 è necessario utilizzare il livello di domanda media calcolato per agosto 2018, ma il coefficiente di stagionalità calcolato per settembre 2017.

Non è corretto utilizzare infatti l'ultimo dato disponibile di coefficiente di stagionalità poiché questo varia molto di mese in mese e può essere confrontato solo con coefficienti appartenenti allo stesso periodo, per non creare distorsioni nei valori della previsione.

In questo caso la domanda è una serie non stazionaria ed è dunque necessario depurare il dato del tempo  $t$  ( $D_t$ ) della componente di stagionalità per poterlo confrontare con la precedente previsione della domanda media  $B_{t-1}$  e, assumendo di utilizzare il modello moltiplicativo, il risultato è:

$$B_t = \alpha \frac{D_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha)B_{t-1}. \quad (3.16)$$

Nell'equazione (3.17)  $S_{t-s}$  è il coefficiente di stagionalità calcolato nella stagione precedente per il periodo per cui si prevede (per esempio considerando il periodo di settembre 2018, il coefficiente sarà quello relativo a settembre 2017).

Il coefficiente di stagionalità è calcolato come:

$$S_t = \gamma \frac{D_t}{B_t} + (1 - \gamma) S_{t-s}. \quad (3.17)$$

Esso sarà dunque minore di 1 nel caso in cui la domanda del bucket considerato sia inferiore alla domanda media del periodo, maggiore di 1 nel caso contrario.

È importante notare come il fattore  $\gamma$  (anch'esso compreso tra 0 e 1) sia aggiornato solamente una volta per stagione e, dunque, se si desidera ottenere un fattore di stagionalità reattivo ai mutamenti repentini della domanda quanto il parametro  $B_t$  bisognerà scegliere un valore di  $\gamma$  maggiore rispetto a quello di  $\alpha$ . Essi devono comunque essere scelti in base al principio di minimizzazione del MAPE illustrato.

Risulta conveniente, per inizializzare i parametri, utilizzare un numero  $l$  di stagioni maggiore di 1.

Se si utilizzasse solo una stagione come intervallo di training, infatti, si andrebbe a ricavare ogni fattore di stagionalità da un'unica osservazione della domanda, rendendo il modello molto sensibile ad eventuali fattori di "rumore".

In questo caso la media delle osservazioni di ciascun periodo sulle  $l$  stagioni rappresenta una buona stima della domanda media, in quanto essa non è affetta da stagionalità.

$$B_0 = \frac{\sum_{t=1}^l D_t}{l}, \quad (3.18)$$

$$S_{j-s} = \sum_{k=0}^{\frac{l}{s}-1} \frac{D_{j+ks}}{B_0 * \frac{l}{s}} \quad (3.19)$$

### 3.5.4 Smorzamento esponenziale con trend e stagionalità

Lo smorzamento esponenziale con trend e stagionalità è utilizzato nel caso di serie storiche che presentino entrambe le componenti regolari.

Il metodo in questione, ipotizzando una domanda che presenta trend lineare e stagionalità moltiplicativa, prevede il calcolo della previsione tramite la seguente formula:

$$F_{t,h} = (B_t + h \cdot T_t) \cdot S_{t+h-s}^{\lfloor \frac{h-1}{s-1} \rfloor}. \quad (3.20)$$

La previsione si ottiene dunque sommando alla baseline  $B_t$  il fattore di trend  $T_t$  che ci si aspetta nell'orizzonte temporale  $h$ .

Inoltre, bisogna tenere conto della stagionalità del periodo  $t + h$  tramite un fattore moltiplicativo che indica se la domanda del periodo  $t + h$  risiede al di sopra o al di sotto della linea di trend. [Brandimarte, Zotteri, 2007]

La baseline è ottenuta tramite una combinazione delle formule 3.12 e 3.17, effettuando una destagionalizzazione dell'ultima osservazione della domanda  $D_t$  e sommando l'ultima stima del fattore di trend alla baseline calcolata in  $t - 1$ :

$$B_t = \alpha \cdot \frac{D_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha) \cdot (B_{t-1} + T_{t-1}). \quad (3.21)$$

Le formule per aggiornare i fattori di trend e stagionalità sono la 3.13 e la 3.18 già presentate nei paragrafi precedenti.

Anche in questo caso, trattandosi di un metodo ricorsivo, è necessario inizializzare i parametri avendo a disposizione almeno  $s + 1$  periodi, in quanto per poter stimare il trend è necessario avere a disposizione periodi che presentino la stessa stagionalità.

Dunque, se si dispone esattamente di  $s + 1$  periodi, l'inizializzazione del trend avverrà tramite la seguente:

$$T_0 = \frac{D_{s+1} - D_1}{s}.$$

Il risultato di tale formula è però affetto da stagionalità in quanto lo sono sia  $Y_{s+1}$  che  $Y_1$ .

Si rivela dunque conveniente utilizzare un minimo di  $2s$  osservazioni di domanda, tramite la seguente formula:

$$T_0 = \frac{1}{s} \cdot \sum_{t=1}^s \frac{D_{t+s} - D_t}{s} = \frac{1}{s^2} \sum_{t=1}^s D_{t+s} - D_t. \quad (3.22)$$

Tramite la 3.23 si trova la media delle differenze tra valori di domanda affette da stagionalità. Tale media presenta a sua volta un fattore di stagionalità media pari a 1, che rende dunque il risultato non affetto da tale componente.

Per calcolare la baseline iniziale ed evitare che il fatto di tenere conto del periodo 1 e del periodo  $s+1$  che rappresentano lo stesso periodo in due anni diversi crei un bias, bisogna effettuare una media della domanda in ciascuno degli  $s$  periodi della stagione.

La formula, che permette di calcolare una baseline  $B_0$  non influenzata da trend o stagionalità è la seguente:

$$B_0 = \frac{\frac{[(D_{s+1} - (s+1)T_0) + (D_1 - T_0)]}{2} + \sum_{t=2}^s (D_t - tT_0)}{s}. \quad (3.23)$$

Infine, per calcolare gli indici di stagionalità, è necessario comparare l'osservazione attuale di domanda  $Y_t$  con quella che avremmo avuto se non ci fosse stata stagionalità, tramite la seguente formula che considera un numero  $l$  di stagioni intere: [Brandimarte, Zotteri, 2007]

$$S_{j,s} = \frac{\sum_{k=0}^{\frac{l}{s}-1} \frac{D_{j+ks}}{B_0 + (j+ks)T_0}}{\frac{l}{s} - 1}. \quad (3.24)$$

### 3.6 Normalità della domanda e dei residui

Il seguente paragrafo si apre con un approfondimento generale riguardante i test di ipotesi, soffermandosi in seguito sul test  $\chi^2$ , utilizzato al fine di testare la “goodness of fit”, ovvero per comprendere se l'andamento della domanda e degli scostamenti tra previsione della domanda e domanda possano essere approssimati tramite distribuzione *Gaussiana*.

### 3.6.1 I test di ipotesi

Un'ipotesi statistica è un'affermazione circa la distribuzione di una variabile casuale o il valore di un parametro.

L'ipotesi statistica che non presuppone nota la distribuzione della serie di dati si dice non parametrica e può riguardare sia la forma della distribuzione, sia il valore dei parametri che la caratterizzano.

Vi sono due tipi di ipotesi:

- 1)  $H_0$  : l'ipotesi nulla che si vuole verificare;
- 2)  $H_1$  : l'ipotesi opposta all'ipotesi nulla formulata.

Un esempio pratico può essere:

- 3)  $H_0$  : l'insieme dei dati segue una distribuzione normale;
- 4)  $H_1$  : l'insieme dei dati non segue una distribuzione normale.

Un test di ipotesi è utilizzato per decidere se accettare o meno l'ipotesi nulla  $H_0$ , tramite osservazione del comportamento dei campioni scelti.

Esso consiste nel trovare il valore critico del parametro che suddivida l'insieme dei campioni in due sotto regioni  $R_0$  (regione di accettazione) e  $R_1$  (regione di rifiuto) cosicché si possa rifiutare l'ipotesi nulla  $H_0$  se il punto ricade nell'insieme  $R_1$  e viceversa accettarla nel caso esso sia nell'insieme  $R_0$ .

Nell'accettare o rifiutare un'ipotesi c'è il rischio di incorrere in un errore che può essere di due tipi:

- 5) errore di I tipo: rifiutare un'ipotesi nulla quando essa è vera;
- 6) errore di II tipo: accettare un'ipotesi nulla quando essa è falsa.

È importante quando si parla di errori riconoscere il valore di  $\alpha$ , che consiste nel livello di significatività, ovvero la probabilità di commettere un errore di I tipo rifiutando un'ipotesi nulla che è in realtà accettabile.

In qualsiasi test bisogna stabilire il valore di  $\alpha$ , ovvero la probabilità massima di errore di I tipo che si è disposti a sopportare e confrontarla con il p-value, un valore che permette di comprendere se sia necessario accettare o rifiutare l'ipotesi nulla.

In caso di test con distribuzione normale dei dati (o presunta tale), il p-value indica la probabilità che la statistica z assuma un valore superiore od inferiore a  $z = \frac{x-\mu}{\sigma}$ .

Si può concludere che, se il p-value è inferiore al valore di  $\alpha$ , è necessario rifiutare l'ipotesi nulla, in caso contrario essa può essere accettata. Normalmente il p-value si classifica in:

P-value < 0,01 = altamente significativo (ipotesi nulla rifiutata);

P-value  $\leq$  0,05 = significativo (ipotesi nulla rifiutata);

P-value > 0,05 = non significativo (ipotesi nulla accettata).

### 3.6.2 Il test $\chi^2$

Il test  $\chi^2$  per la “goodness-of-fit (bontà di adattamento)” è un test non parametrico con il quale è possibile stabilire se l'andamento di una serie di dati sia associabile a quello di una distribuzione definita.

Per ottenere la “goodness of fit”, il test suddivide in classi i dati disponibili e per ciascuna di esse opera un confronto tra le frequenze di dati osservate empiricamente e quelle che ci si attenderebbe in base alla funzione di densità della distribuzione impiegata per il test. È impossibile trovare una corrispondenza perfetta tra dati sperimentali e distribuzione: delle piccole differenze possono essere considerate trascurabili e portano ad accettare l'ipotesi nulla, mentre in presenza di grandi scostamenti tra valori è probabile che sia necessario rifiutare l'ipotesi nulla.

Il test calcola il valore della statistica del test  $\chi^2$  come differenza tra le frequenze assolute di dati osservati ed attesi in una classe tramite la formula:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^n \frac{(f_i^{oss} - f_i^{att})^2}{f_i^{att}}. \quad (3.25)$$

A questa deve essere applicata la correzione di Yates in caso di serie con un numero di dati inferiore a 200:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^n \frac{(|f_i^{oss} - f_i^{att}| - 0,5)^2}{f_i^{att}}. \quad (3.26)$$

I parametri di tali formule sono:

$i$  = numero di classi in cui sono stati suddivisi i dati;

$f_i^{oss}$  = frequenza osservata  $i$ -esima;

$f_i^{att}$  = frequenza attesa  $i$ -esima secondo l'andamento della distribuzione.

La somma dei valori della statistica di ogni classe deve essere confrontata con il  $\chi_{g.d.l.,\alpha}^2$  critico.

Il livello di significatività  $\alpha$  deve essere fissato a priori.

I gradi di libertà (g.d.l.) rappresentano il numero di classi indipendenti necessarie al calcolo del valore critico del  $\chi_{g.d.l.,\alpha}^2$ .

Vi sono due modalità utili per il loro calcolo che dipendono dall'utilizzo o meno di dati campionari nell'analisi; la prima si riferisce ad una distribuzione delle frequenze teoriche che possa essere calcolata senza questi ultimi e che ha per formula:

$$\text{Gradi di libertà} = k - 1,$$

dove  $k$  è il numero delle classi in cui si suddividono i dati.

La seconda formula è adatta in contesti nei quali la distribuzione delle frequenze teoriche si calcoli stimando i parametri tramite un campione di dati ( $p$  è il numero di parametri calcolati):

$$\text{Gradi di libertà} = k - p - 1.$$

Per tutti i valori di  $\chi^2$  al di sopra del valore di soglia  $\chi_{g.d.l.}^2$  si deve rifiutare l'ipotesi nulla, in quanto il p-value del test è inferiore al livello di significatività.

La restituzione da parte del test di risultati affidabili è subordinata alla condizione di non avere classi di dati con all'interno un numero inferiore a 5 di osservazioni.

### **3.7 La gestione delle scorte**

Il mercato odierno richiede che le aziende che vendono “commodities” (prodotti con caratteristiche standard) garantiscano maggior flessibilità di produzione ed una risposta rapida alla domanda dei consumatori.

Le scorte, in tal senso, sono fondamentali in quanto garantiscono la disponibilità immediata dei prodotti per i clienti che li richiedono e, lungo il processo di produzione, permettono il disaccoppiamento tra fasi successive che però operano con velocità differenti.

Le scorte presentano varie classificazioni, tra le quali la prima dipende dalla loro funzione:

- 1) materie prime: materiali destinati alla lavorazione ed alla trasformazione;
- 2) semilavorati: materiali già lavorati, ma non ancora completati;
- 3) prodotti finiti: il risultato della trasformazione delle materie prime, il prodotto pronto alla vendita.

Per avere un'idea di quanto ciascuna di queste tipologie di scorte impatti sul totale dei magazzini si riporta il risultato di uno studio di Ray e Millman che sostengono che nel Regno Unito in tutta la catena manifatturiera esse siano suddivise come: 25% di scorte di materie prime, 25% di scorte di semilavorati e 50% di scorte di prodotto finito. [Ray, Millman, 1984].

In base al loro utilizzo strategico, si possono inoltre annoverare tre differenti tipologie di scorte:

- 1) scorte di ciclo: sono causate dall'acquisto di materie prime o dalla produzione di prodotto finito in misura superiore rispetto al necessario.

Sono atte ad ammortizzare il lead time e dunque a soddisfare la domanda durante il tempo necessario alla produzione ed al trasporto del materiale verso il magazzino e sono pari alla metà della quantità di merce a stock ( $\frac{Q}{2}$ );

- 2) scorte di sicurezza: in azienda è necessario avere questo tipo di scorte per far fronte all'incertezza che permea le attività logistiche. Esse sono fortemente legate al livello di servizio garantito ai clienti e necessarie per prevenire l'effetto di eventuali errori di previsione, problemi a livello produttivo, cambiamenti repentini della domanda;
- 3) scorte di disaccoppiamento: hanno lo scopo di rendere indipendente ogni passaggio della lavorazione lungo la catena produttiva, in modo che eventuali guasti, manutenzioni o tempi di lavorazione diversi tra le macchine non causino lo stop dell'intera linea;
- 4) scorte di transito: sono scorte in movimento tra un punto e l'altro della catena logistica (trasporto del prodotto finito dallo stabilimento produttivo al magazzino).

Dopo aver introdotto brevemente l'argomento delle scorte, si passa ora ad una presentazione della loro gestione che mira alla risoluzione di due questioni fondamentali:

- 1) Quanto ordinare: comprendere quale sia la quantità di prodotto ottimale da ordinare per minimizzare i costi, ma mantenere un livello del servizio al cliente soddisfacente;
- 2) Quando ordinare: comprendere in quale momento emettere ordini di prodotto.

Nella maggior parte dei casi, la domanda è stocastica ed è dunque possibile fissare solamente uno dei due parametri, mentre l'altro varia adattandosi all'andamento incerto della domanda.

Una variabile fondamentale nella scelta del metodo di gestione delle scorte è il lead time, ovvero il tempo che intercorre tra l'ordine e la ricezione della merce nel magazzino.

Tale valore comprende la durata della produzione del prodotto (schedule, eventuali code, set-up delle macchine e fabbricazione vera e propria), il tempo di trasporto tra il luogo

della produzione e l'arrivo al magazzino ed infine il processamento dell'ordine in arrivo da parte del cliente.

### **3.7.1 I costi di magazzino**

I costi sono uno dei fattori chiave di cui si tiene conto quando si prendono decisioni riguardanti la politica della gestione delle scorte.

Essi rappresentano un costo puro per l'azienda ed influiscono sulla sua redditività, infatti ogni euro speso per lo stock va ad intaccare i budget dedicati ad altre funzioni maggiormente redditizie (innovazione, ricerca). Alcuni costi derivano direttamente dall'esistenza in sé del magazzino (investimenti, assicurazione, mantenimento), mentre altri come il costo dell'ordine o quello di stock-out non derivano direttamente dall'esistenza di stock, ma sono comunque ad esso associati. [Howard,1984]

Di seguito si riportano le tre categorie nelle quali sono classificate tutte le voci di costo.

#### **A) Costi di ordinazione**

Rappresentano i costi nei quali si incorre per procurare la merce destinata al magazzino e tra di essi si annoverano quelli dovuti all'emissione e gestione dell'ordine e all'accettazione e controllo della merce. In caso di produzione interna i costi di ordinazione sono causati dalle risorse utilizzate per produrre stock o per trasportare i materiali da un punto all'altro della catena logistica e dunque sono rappresentati dal bisogno di sostituire o riparare un macchinario per poter continuare la produzione, oppure dalle ore straordinarie di lavoro necessarie al completamento di un ordine.

Spesso si effettuano grandi ordini di materie prime in modo da condensare le quantità necessarie per un periodo di tempo in un'unica richiesta, in quanto ogni volta che si emette un ordine si affronta un certo costo.

Allo stesso modo, in caso di ordini interni, si cerca di produrre insieme una quantità ingente di prodotti in modo da sfruttare le economie di scala.

Se la quantità di prodotto ordinata di volta in volta è costante e pari a  $Q$ , i costi sono inversamente proporzionali alla quantità di prodotto che viene ordinata di volta in volta.

Supponendo una domanda costante, il numero di ordini è pari al rapporto tra la domanda media e la quantità di prodotto ordinato in un singolo ordine.

Il calcolo di S può rivelarsi complicato in quanto non è sempre chiaro quali costi possano essere ascrivibili all'ordine in sé. Normalmente si considerano dipendenti dal numero di ordini tutti i costi (documenti, chiamata al telefono, ...), eccetto quelli derivanti dal luogo fisico del lavoro (scrivanie, computer, ...) e dal salario del management.

## **B) Costi di mantenimento**

Tali costi affondano le radici nell'esistenza stessa del magazzino e dipendono dalla sua grandezza.

I costi possono essere di tipo fisico ed in questo caso sono influenzati dal numero e dalla grandezza dei magazzini, ma anche dalla velocità di obsolescenza dei prodotti in essi contenuti, oppure di tipo finanziario, i quali sono rappresentati dalla necessità di finanziamento dell'inventario

Nel secondo caso si può decidere di ricorrere al debito per coprire le spese, ma questo spesso è concesso a tassi di interesse particolarmente alti.

Secondo Howard (1984), i costi opportunità causati dal mantenimento del magazzino ammontano ad una percentuale del valore del magazzino stesso:

- 1) Costi di finanziamento del magazzino: 20%;
- 2) Stoccaggio, obsolescenza, assicurazione: 10-15%.

Si può facilmente dedurre che i soli costi di mantenimento rappresentano un minimo del 25% ed un massimo del 35% del valore del magazzino stesso a seconda del settore di cui si parla e, in caso di ordini con quantità costanti Q, sono rappresentati tramite la seguente formula: [Howard, 1984]

$$C_m = \frac{Q}{2} \cdot c \cdot i, \quad (3.27)$$

dove:

c = costo di acquisto del materiale/prodotto;

i = costo di mantenimento del magazzino.

### C) Costi di Stock-Out

Si può parlare di fenomeno di stock-out nel momento in cui un prodotto non sia disponibile quando richiesto dal cliente.

Una delle cause può essere la naturale fluttuazione della domanda settimanale. Tuttavia, non è possibile prevedere un livello di stock che tenga conto di tutti i possibili valori della domanda, dunque questo tipo di stock-out è considerato accettabile e normalmente è di breve periodo.

Altre cause sono l'assenza di prodotto o il ritardo della produzione ad uno stadio della catena di rifornimento, ma queste ultime portano a stock-out di lungo periodo per i quali la causa risiede spesso in problematiche legate alla produzione o alla mancanza di materie prime.

Rimane tuttavia una sfida per le aziende comprendere quale sia la reale entità di tale fenomeno e i costi ad esso correlati, ma esso può avere un impatto negativo anche sulla considerazione che i clienti hanno dell'azienda, portando ad una generale perdita di fiducia nei suoi confronti.

I costi dello stock-out sono più alti nel caso della vendita di prodotti standardizzati che presentano un prezzo basso (settore alimentare, abbigliamento, ...).

Il cliente è invece disposto ad attendere per prodotti di valore maggiore (computer, televisioni, mobili) oppure altamente personalizzati (un vestito cucito su misura da un sarto).

È inoltre importante comprendere quale sia la probabilità di perdere una vendita nel momento in cui il cliente non trovi il prodotto ricercato. Ciò dipende dai seguenti fattori:

- grado di necessità che si ha del prodotto;
- presenza di prodotti sostituti;
- fedeltà del cliente al brand/marchio.

Pensando al caso dell'acqua minerale in bottiglia, si può effettuare la seguente analisi: il cliente intenzionato ad acquistare tale prodotto ha sicuramente necessità (è infatti un bene primario), esistono molte marche concorrenti che offrono un prodotto identico ed i

consumatori normalmente sono disposti a cambiare marchio. In questo specifico caso la perdita della vendita a favore di un prodotto concorrente è quasi certa.

La fedeltà dei clienti al brand/marchio è uno degli aspetti principali che permettono di arginare i danni della mancanza di prodotto. Se infatti il cliente è solito acquistare un bene di una specifica marca per una questione di preferenza e fedeltà, difficilmente comprerà un prodotto concorrente.

Per ottenere tale risultato un'azienda può migliorare la qualità, il packaging, il design, i servizi post acquisto oppure diminuire il prezzo.

Il costo dello stock-out dipende nel breve periodo da:

- 1) dimensione dello stock-out,
- 2) numero di clienti coinvolti.

Nel lungo periodo ciò che influenza la perdita di vendite o di clienti è il numero di stock-out a cui il prodotto va incontro: è meglio infatti un grande stock-out una volta sola, piuttosto che piccoli stock-out ripetuti regolarmente nel tempo.

### **3.7.2 Il livello di servizio**

La gestione dei magazzini ha il compito di assicurare che le materie prime, i semilavorati e i prodotti finiti siano mantenuti ad un livello che consenta di raggiungere la massima qualità possibile del servizio offerto ai clienti.

I venditori e i produttori sono intenzionati a raggiungere un alto livello di soddisfazione degli ordini dei clienti che possa massimizzare le vendite. Allo stesso tempo, tuttavia, un alto livello di stock causa spese e rischi quali l'obsolescenza o la diminuzione del prezzo.

Quindi si può asserire che più alto è il livello dello stock, maggiori sono i costi e i rischi, ma ogni volta che non si riesce a soddisfare un ordine il ritardo di consegna diventa maggiore e la qualità del servizio percepita dal cliente diminuisce. Il problema della mancata disponibilità di prodotto è stato spesso considerata come una delle maggiori cause della percezione di inadeguatezza del servizio e può risultare nella perdita di clienti

o vendite, oppure può costringere a incorrere in costi maggiori qualora si ricorra ai backorders, che consistono nella soddisfazione tardiva della domanda.

Vi sono differenti metodologie per calcolare il livello di servizio: in questo lavoro ci si soffermerà sul livello di servizio di I tipo e di II tipo.

Il I tipo è utilizzato quando i costi si generano a causa del presentarsi dello stock-out, senza tenere conto della sua grandezza, ma solo della frequenza con cui esso avviene.

Si cerca tramite questa metodologia di catturare la probabilità che avvenga uno stock-out in un certo periodo di tempo e, supponendo di avere una domanda che segue una distribuzione di probabilità  $f(x)$  e di avere a disposizione una quantità pari a N unità di prodotto, si trova:

$$1) \text{ domanda discreta: } SL_I = \sum_{x=0}^N f(x); \quad (3.28A)$$

$$2) \text{ domanda continua: } SL_I = \int_0^N f(x) dx. \quad (3.28B)$$

Il livello di servizio di secondo tipo è utilizzato, invece, quando la quantità di prodotto in stock-out è rilevante ai fini del calcolo e influenza i costi.

È dunque necessario trovare una metrica che possa indicare la dimensione dello stock out.

L'indicatore infatti è rappresentato dal rapporto tra la domanda soddisfatta e quella totale:

$$1) \text{ domanda discreta: } SL_{II} = \frac{E[x] - \sum_{x=N+1}^{+\infty} (x-N) \cdot f(x)}{E[x]}; \quad (3.29A)$$

$$2) \text{ domanda continua: } SL_{II} = \frac{E[x] - \int_N^{+\infty} (x-N) \cdot f(x) dx}{E[x]}. \quad (3.29B)$$

Le due metriche sono altamente differenti in quanto la prima misura la percentuale di periodi in cui ci si aspetta di non avere stock-out, la seconda invece misura la percentuale di domanda che ci si aspetta di soddisfare. [Brandimarte, Zotteri, 2007]

### 3.7.3 Metodi di gestione delle scorte

Nel momento in cui si effettua un ordine prima del ricevimento effettivo della merce è necessario attendere un certo lead time LT.

Durante tale periodo, cioè fino al momento dell'arrivo del prodotto, la quantità di merce nel magazzino fisico non aumenta, ma continua anzi a diminuire in base alla domanda del periodo.

Può essere però utile definire una variabile che tenga conto del fatto che vi è una certa quantità di merce ordinata che sarà fisicamente disponibile da un certo periodo in poi.

Tale variabile si chiama inventory position ed è data dalla seguente:

$$IP = I_{attuale} + I_{ordinato}, \quad (3.30)$$

dove  $I_{attuale}$  è la quantità di merce a magazzino, mentre  $I_{ordinato}$  è la quantità di merce ordinata.

Nella figura 3.7 l'inventory position è rappresentato dalla linea tratteggiata che aumenta di una quantità  $Q$  nell'istante in cui viene effettuato l'ordine, mentre di fatto la quantità effettiva presente a magazzino continua a scendere fino al momento della ricezione dell'ordine.

I sistemi di gestione delle scorte si suddividono in due categorie differenti:

*1) sistemi a controllo continuo:* sono sistemi che prevedono il riordino una quantità fissa di materiale ogni qualvolta il livello di giacenza scenda al di sotto di un assegnato livello di riordino  $R$  (reorder point).

La quantità fissa su cui basare gli ordini è definita con il metodo dell'EOQ, che definisce il lotto ottimale di acquisto atto alla minimizzazione dei costi.

Dal momento che non vi è un intervallo di tempo definito per riordinare, al fine di decidere quando effettuare il riordino è necessario effettuare dei controlli continui che monitorino il livello di prodotto finito ancora presente a stock.

Il livello di riordino in condizioni di domanda e lead time incerti è calcolato tramite la seguente:

$$R = \text{Scorte di Sicurezza} + \mu_D \mu_{LT}. \quad (3.31)$$

Si effettua un ordine ogni volta che il livello di magazzino raggiunge un livello dato dalle scorte di sicurezza sommate alla media della domanda per la media del lead time.

Le scorte di sicurezza rappresentano la parte di magazzino che non deve essere utilizzata per la soddisfazione degli ordini standard, ma solo in caso di domanda superiore alla media nel lead time.

Risulta inoltre oneroso mantenere un sistema che effettui controlli in maniera continuativa con il rischio di incorrere in errori o mancanze da parte degli operatori.

Come si può notare dalla figura 3.6 (dove  $R$  è il livello di riordino) se non vi fosse lead time si avrebbe un rifornimento immediato del magazzino ogni qualvolta esso raggiunge il livello  $R$  (linea tratteggiata). Poiché però il lead time esiste, il livello di magazzino continua a scendere anche al di sotto di  $R$  in base alla quantità di domanda diversa di volta in volta da soddisfare nel periodo di fuori controllo. Nel momento in cui dunque avviene il rifornimento, il valore totale di prodotto presente a magazzino varia e varierà anche la velocità con cui si raggiunge  $R$ .

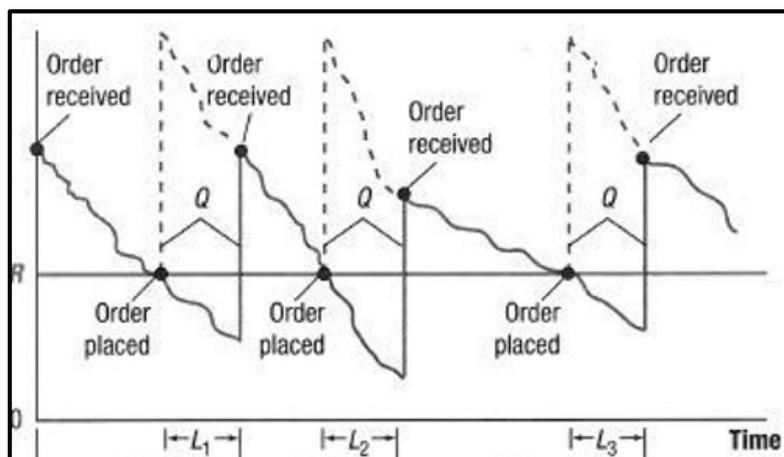


Figura 3.6 - Andamento delle scorte in un sistema a controllo continuo.

Figura tratta da Mansori S., Safety Stocks: Arbitrary Versus Statistical Method, MUST University, 2017.

Tramite tale metodo però è necessario effettuare un ordine ogni volta che un singolo prodotto raggiunge il suo “livello di riordino”, causando costi di ordinazione molto elevati.

1) *sistemi a controllo periodico*: sistemi che prevedono il monitoraggio delle scorte presenti a magazzino a intervalli temporali regolari  $\tau$  e il calcolo del loro livello. L'ordine viene dunque emesso ogni  $\tau$  periodi a prescindere dalla quantità di prodotto rilevata a stock tramite controllo.

La variabile è dunque la quantità di prodotto ordinata in quanto essa non è costante, ma si basa sugli effettivi consumi del periodo di tempo in questione ed è pari alla differenza tra il livello corrente di stock ed il livello target al quale si desidera riportare lo stock tramite l'ordine.

Nel caso in cui all'istante  $t < \tau$  si verifichi uno stock out, la quantità ordinata sarà pari allo stock target ST.

Il valore di ST è il valore che si vuole calcolare ed è una funzione della domanda media nell'intervallo di tempo costituito da:

- LT = lead time;
- $\tau$  = intervallo di controllo delle scorte.

Il target stock, volendo includere anche le scorte di sicurezza, è dimensionato nella maniera seguente:

$$ST = \text{Scorte di Sicurezza} + \mu_D (LT + \tau). \quad (3.32)$$

Come si può notare dalla figura 3.7 in questo caso il rifornimento è effettuato a intervalli costanti di tempo ( $\tau, 2\tau, 3\tau, \dots$ ), ma la quantità ordinata è di volta in volta differente e, basandosi sulla quantità di domanda del periodo in considerazione, mira a riportare l'inventario position ad un certo valore T costante (linea tratteggiata).

In realtà, a causa dell'esistenza del lead time, il valore massimo raggiunto dalla variabile magazzino fisico sarà pari a  $T - LT \cdot D$  (linea continua), mentre quello minimo sarà pari a  $T - (LT + \tau) \cdot D$ . quest'ultimo si trova nell'istante prima del ricevimento della merce ordinata, quando i prodotti a magazzino hanno soddisfatto la domanda nel periodo tra due ordini ( $\tau$ ) e quella ricevuta durante il lead time.

In questo caso dunque la gestione e la comprensione di quale sia il miglior sistema di rifornimento del magazzino sono attuate tramite un sistema di revisione periodica, che permetta di piazzare ordini di quantità diverse a intervalli regolari per accrescere il livello del magazzino fino ad un valore stabilito.

Questo tipo di gestione dei magazzini è coerente quando si parla di prodotti non molto costosi, che abbiano una domanda alta e continua, in quanto questi ultimi causano bassi costi di mantenimento.

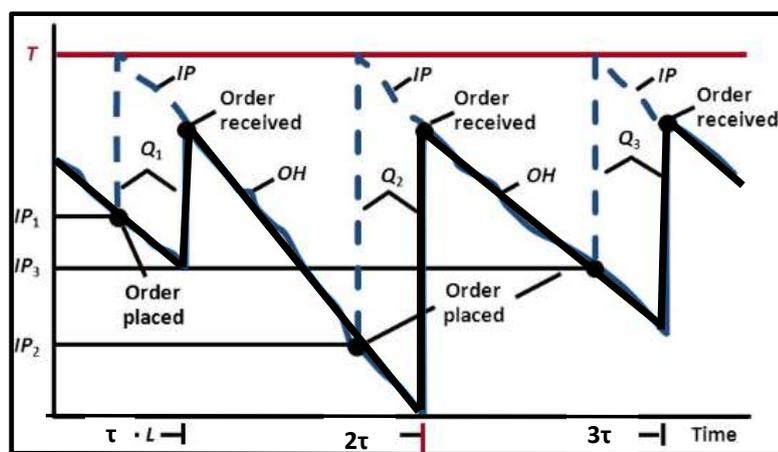


Figura 3.7 - Andamento di un sistema di controllo periodico.

Figura tratta da *Supply Chain Inventory Management*, Pearson Education, 2013 con modifiche.

### 3.7.4 Le scorte di sicurezza

Le scorte di sicurezza indicano la quantità minima di prodotto che deve essere presente a stock e hanno lo scopo di evitare la presenza di stock-out.

Esistono numerose metodologie per il dimensionamento delle scorte di sicurezza  $SS_t$ , ma per tutte i fattori di incertezza considerati nel calcolo riguardano:

- la variabilità della domanda causata dalle previsioni di vendita durante il periodo di lead time. Quest'ultimo è considerato come periodo di "fuori controllo", in quanto se la domanda, che non è prevedibile con certezza, supera le scorte

disponibili, il pianificatore non ha altra soluzione se non accettare lo stock-out ed attendere l'arrivo della merce alla fine del lead time.

- la variabilità del lead time di riordino, che dipende dal tipo di materiale ordinato, dalla distanza tra impianto produttivo e magazzino e dalla capacità del produttore di rispettare i tempi di consegna.

Le scorte di sicurezza non sarebbero necessarie nel caso in cui la domanda nel lead time fosse sempre pari al suo valore medio, ma durante tale periodo, detto di fuori controllo, può accadere che la domanda superi di una certa quantità tale valore.

Il metodo di calcolo delle scorte di sicurezza prevede che, una volta definito il livello di servizio atteso, si trovi il percentile  $z$  della distribuzione normale ad esso connesso, nell'ipotesi che i residui, ovvero lo scostamento tra domanda effettiva e previsione della domanda seguano, seppur in modo approssimato, una distribuzione gaussiana  $N(\mu_P, \sigma_R)$ , con parametri:

$$\mu = \sum_{t=1}^N \frac{p_t}{N}; \quad \sigma = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N (e_t - \mu)^2}{N}}$$

dove  $p_t$  rappresenta la previsione della domanda nel periodo  $t$ ,  $e_t$  l'errore di previsione nel periodo  $t$ .

Infatti, in caso di domanda stocastica che viene stimata tramite l'utilizzo di un metodo previsionale, la  $\sigma$  nel calcolo delle scorte di sicurezza è rappresentata dalla deviazione standard degli errori di previsione.

Nella distribuzione *Gaussiana* standardizzata la distribuzione di probabilità dei valori è rappresentata tramite multipli della deviazione standard.

La condizione per la quale una serie di valori osservati o calcolati sia rappresentabile tramite distribuzione gaussiana è che il 68,3% dei dati ricada nell'intervallo  $\mu \pm \sigma$ , il 95,5% dei dati totali tra  $\mu \pm 2\sigma$  ed il 99,73% si trovi nell'intervallo  $\mu \pm 3\sigma$ .

Tali valori corrispondono alla percentuale di domanda superiore al valore medio durante il lead time che si vuole sicuramente soddisfare grazie alle scorte di sicurezza.

I parametri della distribuzione *Gaussiana* in questo caso sono rappresentati dalla media dei valori della previsione e dalla deviazione standard dei residui in quanto, nell'ambito del dimensionamento delle scorte, si può sostituire il valore medio della domanda con quello delle stime puntuali delle previsioni sui bucket dell'orizzonte previsionale. In questo caso la  $\sigma$  dell'errore nell'orizzonte di previsione può essere approssimata tramite una delle seguenti relazioni: quella dell'errore assoluto medio (MAD) o quella della deviazione standard degli errori SDE.

Tali relazioni sono:

$$\sigma_R = \sqrt{\frac{\pi}{2}} \cdot MAD = 1,25 \cdot MAD, \quad (3.33)$$

$$\sigma_R = SDE. \quad (3.34)$$

Si può dunque dire che le scorte di sicurezza siano una funzione della deviazione standard combinata di residui e lead time, qualora entrambi presentino un andamento variabile.

$$SS_t = z \cdot \sigma (R, LT), \quad (3.35)$$

dove  $z = \frac{x - \mu_e}{\sigma}$  è il punto sull'asse delle ascisse che delimita l'area della curva che rappresenta la probabilità cumulata pari al livello di servizio richiesto.

In dettaglio, la formula per il calcolo delle scorte di sicurezza nel caso di lead time deterministico è la seguente:

$$SS_t = z \cdot \sigma_R \cdot \sqrt{LT}, \quad (3.36)$$

in questo caso vale la seguente:  $\sigma (R, LT) = \sigma_{residui} \cdot \sqrt{LT}$ .

Se invece la variazione del lead time rappresenta un elemento di primaria importanza, le scorte di sicurezza si calcolano come:

$$SS_t = z \cdot \sigma_{LT} \cdot D_{media}, \quad (3.37)$$

dove:  $\sigma(R, LT) = \sigma_{LT} \cdot \sqrt{D_{media}}$ .

Vi è infine la possibilità che entrambi i parametri presentino variabilità, giungendo alla seguente:

$$SS = z \cdot \sqrt{\sigma_R^2 \cdot LT + (\sigma_{LT} \cdot D_{media})^2}. \quad (3.38)$$

Dopo aver illustrato le varianti del metodo di calcolo delle scorte di sicurezza come variabili della deviazione standard dell'errore di previsione, si segnala l'esistenza di alcuni autori che sostengono che sia la domanda a dover essere approssimabile tramite distribuzione *Gaussiana* al fine di una corretta applicazione del calcolo delle scorte di sicurezza e che esse siano funzione della deviazione standard della domanda. [Milanato, 2008] [Rădășanu, 2016] [Prak, Teunter, 2016]

### 3.7.5 Calcolo di z con il vincolo sul livello di servizio di tipo II

Nel caso in cui il calcolo delle scorte di sicurezza sia sotteso ad un vincolo del livello di servizio di II tipo pari a  $\delta$ , è necessario dapprima riconoscere la percentuale di domanda che può non essere soddisfatta in un ciclo  $(1-\delta)$ .

Se viene emesso un ordine ogni  $\tau$  periodi, allora la domanda di un ciclo è pari a  $\tau \cdot E[D]$ , il che significa che è permesso non soddisfare immediatamente una quantità pari a:

$$n(s) = \tau \cdot E[D] \cdot (1 - \delta). \quad (3.39)$$

Di fronte ad una domanda distribuita normalmente, si ha la seguente:

$$n(s) = L(z) \cdot \sigma_{LT+\tau}. \quad (3.40)$$

Tramite tale equazione si trova il valore di z utile al calcolo delle scorte di sicurezza ed infatti si ha che:

$$L(z) = \frac{n(s)}{\sigma_{LT+\tau}}.$$

Il valore di  $z$  è ricavabile tramite utilizzo della tavola della normale.

In questo caso dunque l'inventory level dipende dalla domanda nel periodo di fuori controllo ( $LT+\tau$ ), quindi si confronta la domanda totale con quella non soddisfatta in un ciclo  $\tau$ . [Brandimarte, Zotteri, 2007]

## **4 Applicazione del metodo**

Il capitolo 4 è dedicato all'applicazione dei metodi matematici illustrati al caso di studio dell'azienda Ferrero.

L'obiettivo è la strutturazione di un modello teorico che possa supportare le attività di previsione della domanda e pianificazione delle scorte.

L'andamento della domanda è analizzato tramite il metodo dell'analisi delle serie storiche, grazie al quale è possibile riconoscere le sue componenti regolari e comprendere se le promozioni di prezzo ne influenzino il regolare protrarsi nel tempo, rendendo necessario l'utilizzo di un modello ad hoc per la previsione della domanda e la gestione delle scorte.

L'analisi sarà condotta su due prodotti ritenuti critici a seguito dell'analisi ABC, ma può essere estesa anche agli altri articoli presenti nel listino aziendale.

### **4.1 Analisi ABC sul fatturato**

Il primo passo consiste nell'applicazione dell'analisi ABC, utile a comprendere quali siano i formati da analizzare.

Nel caso di studio esiste un elevato numero di articoli, ma molti di essi hanno una domanda pari a 0 in quanto fuori commercio oppure perché caratterizzati da domanda sporadica (lotti chiusi).

È dunque complicato raggiungere un livello di servizio del 99% per ogni prodotto presente a listino, ma si rivela utile applicare un'analisi ABC che classifichi gli articoli in base al loro fatturato per comprendere quali siano significativi.

Per effettuare l'analisi si è ricercato il fatturato apportato dai prodotti presenti a listino tra agosto 2017 e luglio 2018. Esso infatti è il valore che viene normalmente studiato in azienda per le analisi sugli stock dal momento che il prezzo di vendita è noto a priori.

Si è deciso di considerare solamente i prodotti venduti nell'ultimo anno in quanto, a causa del frequente ricambio di codici a magazzino, vi sarebbe il rischio di trovare prodotti non più in commercio che disturbano i risultati dell'analisi.

Si è dunque trovato il fatturato annuale creato da ciascuno prodotto in modo da calcolare in che percentuale impatti sul totale del fatturato Ferrero.

Si considerano di classe A i prodotti che rappresentano i fatturati maggiori compreso quello la cui percentuale sul totale permette alla cumulata di superare l'80%.

Il numero totale di prodotti in tal caso è 57 e quelli di classe A sono 14, quindi il 24,5% sul totale dei codici.

Tra di essi si segnala la presenza di lotti chiusi, che però non saranno considerati ai fini analitici a causa del particolare metodo della loro gestione già illustrato.

Il numero dei prodotti di classe B che permettono di raggiungere una percentuale cumulata del 95% è pari a 18, ovvero il 31,5% del totale.

Il numero invece di prodotti di classe C (il cui fatturato rappresenta il 5% del totale) è pari a 25, ovvero il 44% del totale dei codici venduti.

È presente un'alta concentrazione di prodotti di classe D con fatturato nullo, ma questi non sono stati considerati ai fini dell'analisi ABC in quanto prodotti il cui codice è rimasto registrato a sistema, ma non più venduti.

La figura 4.1 rappresenta un vero e proprio grafico di Pareto che rende visibile la crescita della cumulata sul totale e come ogni prodotto impatti su essa.

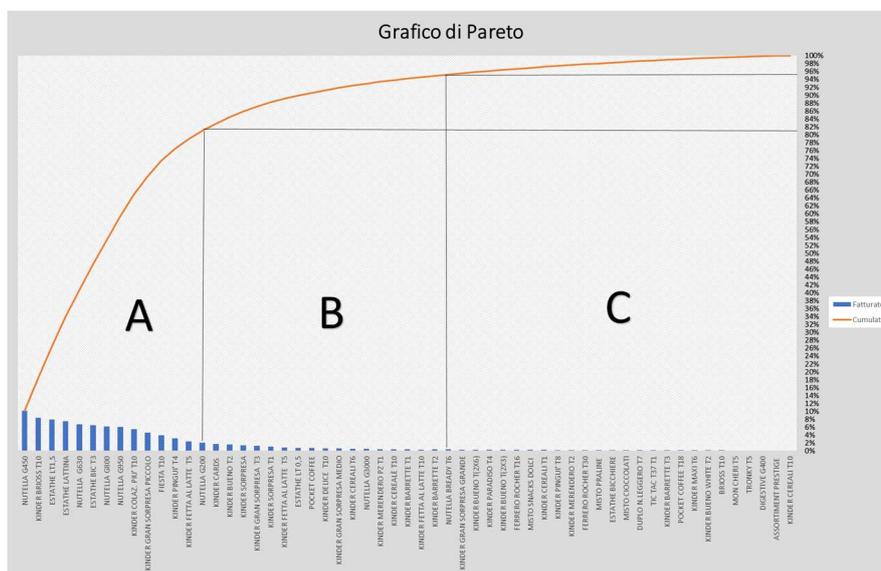


Figura 4.1 - Valore cumulato del fatturato Agosto 2017 – Luglio 2018

Il fatturato di alcuni prodotti è altamente influenzato, come già annunciato, dalla presenza di promozioni di prezzo. Tra gli articoli di tipo A sono presenti quasi tutti i formati di Nutella, ma mentre per quelli più piccoli il fatturato non dipende dagli sconti, per quelli più grandi vi è una forte attività promozionale resa necessaria dall'alto prezzo di vendita.

Lo stesso tipo di politica è applicata ad Estathè e a tutti i tipi di merendine, alle quali sono dedicate attività ad hoc; questo fatto rende comprensibile la motivazione dell'alto fatturato creato da questi brand.

Sono invece da segnalare i casi della Nutella da 200 e da 450 grammi che, senza necessità di attività dedicate, rappresentano da sole l'8% del fatturato annuale dell'azienda.

Si è dunque deciso di studiare la domanda e la quantità ottimale di stock del brand Nutella, il più significativo secondo l'analisi ABC (l'insieme di tutti i formati rappresenta circa il 30% del fatturato aziendale).

In particolare, si è scelto di studiare il formato da 200 grammi non influenzato da promozioni di prezzo e quello da 950 grammi al quale invece ne sono dedicate molte, in modo da comprendere in quale misura queste ultime influenzino l'andamento della domanda, l'accuracy delle previsioni e dunque il livello di servizio garantito.

## **4.2 Studio delle caratteristiche della domanda**

Lo studio della domanda dei due formati scelti è iniziato tramite la definizione delle variabili per la previsione.

Il time bucket, ovvero il dettaglio temporale delle previsioni, è settimanale; l'orizzonte di pianificazione è pari a 2 settimane, mentre la frequenza delle previsioni è settimanale. Le previsioni sono aggregate per codice commerciale, il quale si riferisce ad un certo formato di prodotto.

Il mercato considerato è quello dell'Italia e dunque per effettuare previsioni sulla possibile domanda dei vari prodotti bisogna considerare le festività, le ricorrenze e condizioni climatiche del paese.

I dati estratti sono riferiti ai valori degli ordini e comprendono un arco di tre anni gestionali che parte da settembre 2015 (settimana 36) per giungere fino ad agosto 2018 compreso (settimana 35).

In particolare, dunque si sono utilizzati dati dall'inizio della I sessione 2015-2016 fino alla fine della III sessione 2017-2018.

Al fine di compiere uno studio coerente e di scegliere quale fosse il miglior metodo di previsione da proporre, la domanda è stata sottoposta ad un'analisi delle serie storiche, che ha come obiettivo quello di cogliere le sue componenti stabili. Si è tentato inoltre di cogliere eventuali influenze delle promozioni sulle variabili calcolate.

Come spiegato nel capitolo 3 dell'elaborato, la prima fase dell'analisi delle serie storiche consiste nel tracciare i grafici line plot e seasonal plot per riuscire a cogliere le prime evidenti caratteristiche della domanda e comprendere in quale modo la presenza di promozioni influenzi il suo andamento.

Le figure 4.2 A e 4.2 B riportano rispettivamente l'andamento della Nutella in formato da 200 grammi e da 950 grammi.

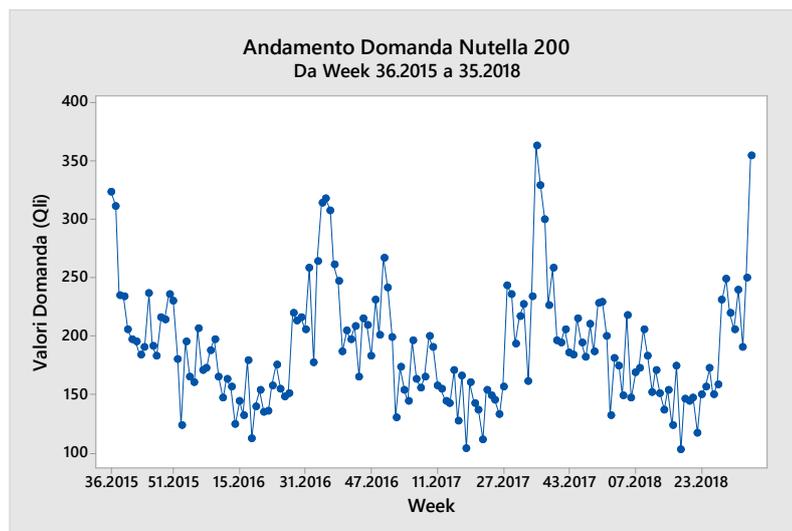


Figura 4.2 A - Line Plot domanda Nutella 200

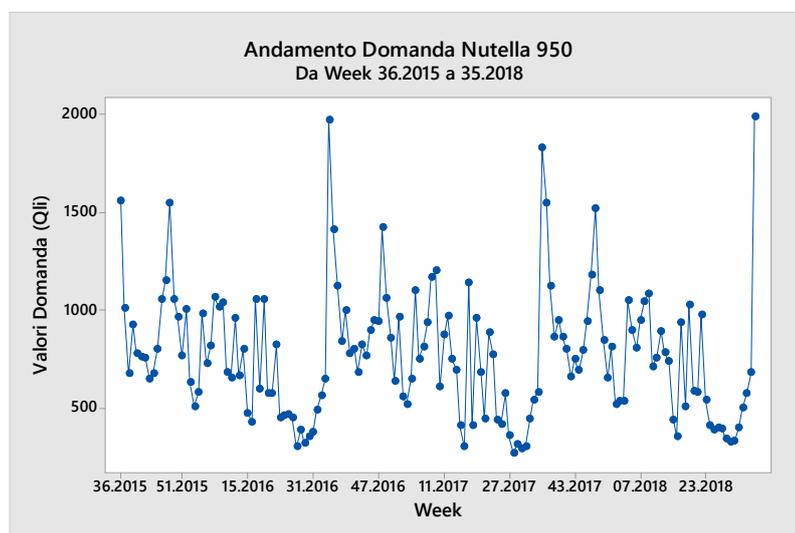


Figura 4.2 B – Line plot domanda Nutella 950

Si comprende immediatamente come la domanda sia continua e non presenti nessun trend marcato in entrambi i casi.

Si notano inoltre dei picchi in corrispondenza dello stesso periodo dell'anno.

È dunque utile ai fini dell'indagine applicare il seasonal plot, che tramite tre linee differenti, ognuna associata ad un anno gestionale, confronta l'andamento della domanda settimanale di ogni anno.

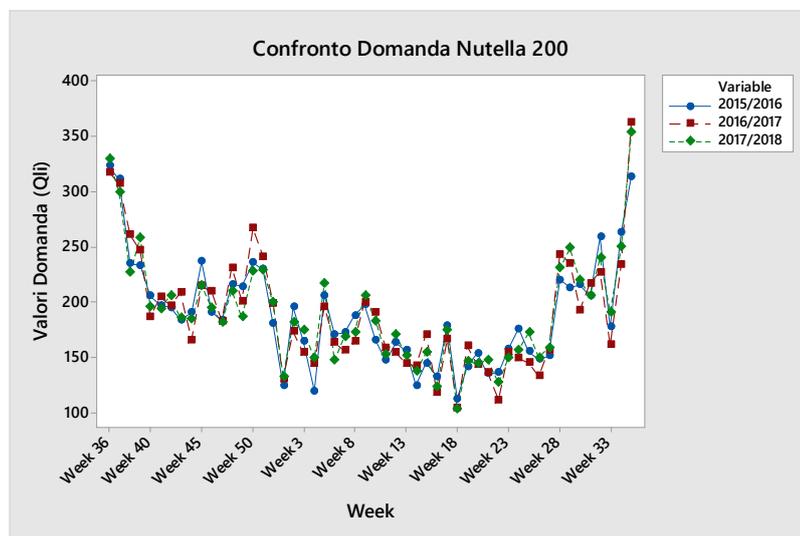


Figura 4.3 A - Andamento stagionale domanda Nutella 200

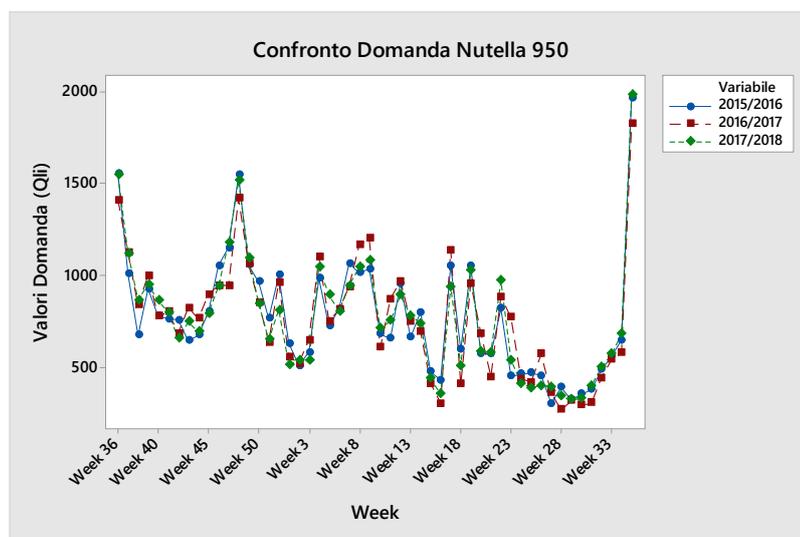


Figura 4.3 B - Andamento stagionale domanda Nutella 950

Grazie ai grafici riportati nelle figure 4.3 A e 4.3 B è possibile notare la forte presenza di componente stagionale e la quasi totale assenza di una componente di trend (le linee infatti sono quasi completamente sovrapposte).

La stabilità della domanda è dovuta in gran parte al fatto che quelli considerati sono dati di sell-in, ovvero ordini di prodotto inviati da grandi clienti, per la maggior parte catene

di supermercati, che in corrispondenza di un determinato periodo riescono ad ordinare quantità di prodotto più o meno simili ogni anno. Questo avviene poiché la Nutella è un prodotto affermato e conosciuto, la cui domanda dei consumatori non varia significativamente.

La domanda della Nutella 200 però, per quanto denotata da stagionalità, ha un andamento maggiormente lineare, senza particolari picchi, se non dalla settimana 35 nella quale si inizia a vendere il prodotto per la campagna dell'inizio delle scuole, in quanto si tratta di un prodotto alto vendente grazie anche al suo prezzo più contenuto.

La domanda per la Nutella 950, invece, presenta un andamento più frastagliato e una concentrazione di picchi ascendenti e discendenti. La motivazione è che l'andamento della sua domanda è fortemente influenzato dalla presenza di promozioni di prezzo.

Dunque, quando si ha in previsione una campagna di sconto, è fondamentale scegliere le settimane in cui il cliente possa ordinare il prodotto in modo che esse siano più o meno corrispondenti a quelle degli anni precedenti andando così a creare tramite questo metodo stagionalità e stabilità per un prodotto che, a causa dell'alto prezzo, creerebbe vendite in misura nettamente minore, come si può notare nelle settimane prive di sconti.

Per il brand Nutella le ricorrenze maggiormente importanti sono l'inizio delle scuole e il Natale: ovviamente il picco della domanda in questo caso avviene immediatamente prima dei due avvenimenti in quanto si tratta di domanda di sell-in ed i prodotti devono essere già disponibili in negozio nelle settimane precedenti le ricorrenze.

A dimostrazione di ciò si nota che l'inizio delle scuole crea un picco già dalle settimane 35-36, nonostante l'avvenimento avvenga in settimana 37, mentre il Natale in settimana 48 in quanto per tale festività il prodotto deve essere presente con largo anticipo (circa fine novembre).

Si riportano inoltre i grafici dell'autocorrelazione (figura 4.4 A e figura 4.4 B) che dimostrano come vi sia stagionalità: la barra che indica il valore maggiore di autocorrelazione positiva infatti si trova in entrambi i casi in corrispondenza del periodo (week 52) e l'andamento del grafico non fa pensare alla presenza di un trend.

La domanda inoltre è correlata negativamente in entrambi i casi con quella di alcune settimane ed un esempio è che, se in settimana 35 si ha un valore alto di domanda, in settimana  $35 + 20$  (ovvero in settimana 3) si avrà una domanda molto bassa sia per la Nutella da 200 grammi che per quella da 950 grammi.

Quanto affermato è confermato dal fatto che nei grafici del correlogramma in corrispondenza della week X+20 si ha una barra fortemente negativa.

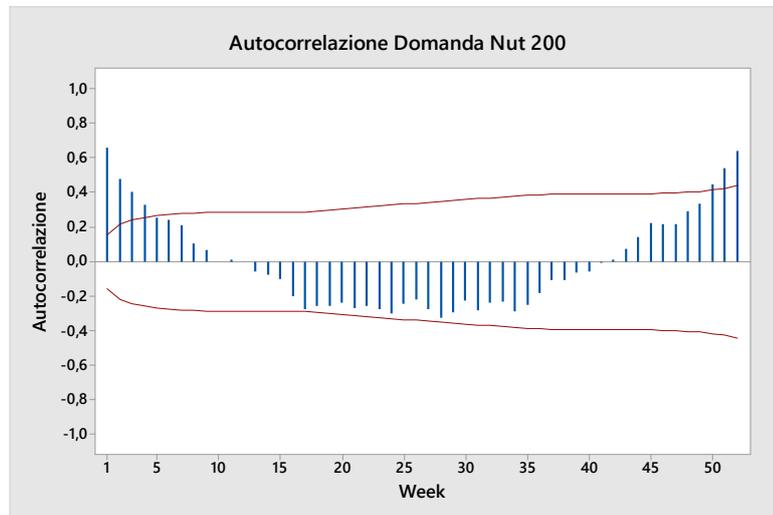


Figura 4.4 A - Funzione di autocorrelazione della domanda Nutella 200

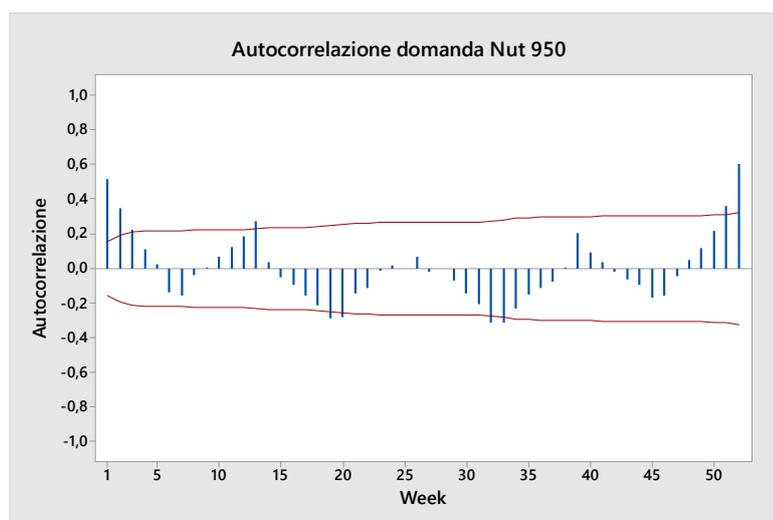


Figura 4.4 B - Funzione di autocorrelazione della domanda Nutella 950

Al fine di analizzare con più precisione l'andamento di trend e stagionalità si sono applicati i due metodi di previsione dello smorzamento esponenziale con trend e con stagionalità, per poter ricavare da questi i rispettivi indici.

Per quanto riguarda l'analisi del trend si sono utilizzati una  $\alpha$  ed una  $\beta$  pari a 0,2.

I parametri  $B_t$  (baseline della domanda) e  $T_t$ (trend) sono stati inizializzati con le formule riportate nel paragrafo 3.5.2 dedicato alla spiegazione dello smorzamento esponenziale con trend.

Per inizializzare  $B_t$  in particolare si sono utilizzati i valori osservati di domanda dalla settimana 36 del 2015 alla settimana 35 del 2017.

Tramite utilizzo della 3.14 e 31.15, il risultato nel caso della Nutella 200 è stato:

$$T_0 = 0,1,$$

$$B_0 = 186.$$

Si riporta il caso della Nutella 950:

$$T_0 = 3 ,$$

$$B_0 = 368 .$$

A seguito dell'inizializzazione è stata applicata la formula iterativa propria del modello in modo da trovare gli indici settimanali di trend del periodo studiato. I risultati sono riportati nelle figure 4.5 A e 4.5B.

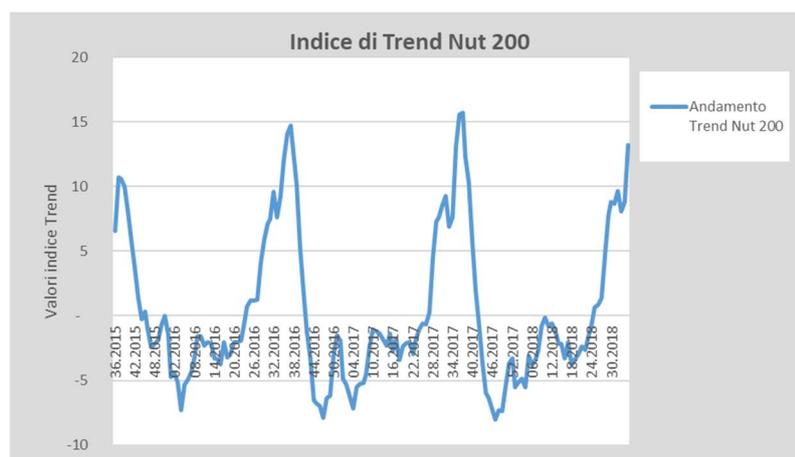


Figura 4.5 A - Indici di trend Nutella 200

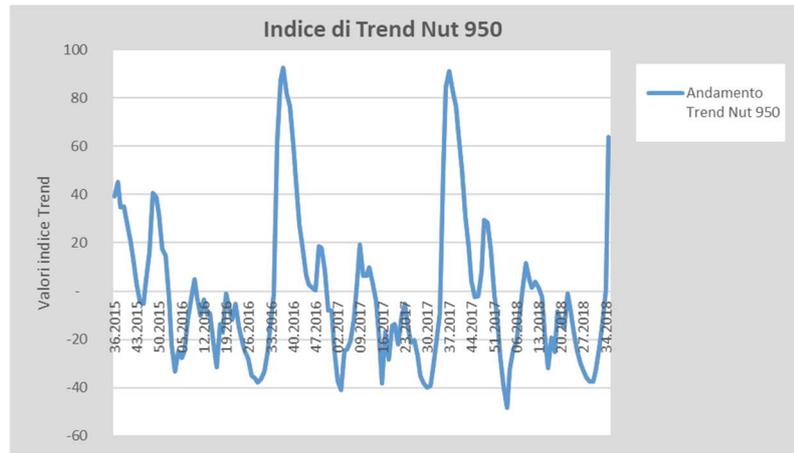


Figura 4.5 B - Indici di trend Nutella 950

I grafici confermano quanto già affermato ed infatti non è segnalata la presenza di alcun comportamento tendenziale della domanda.

Si può dunque escludere a questo punto l'idea di utilizzare un modello di previsione che tenga conto tramite i suoi parametri della componente del trend; tale fatto è ragionevole in quanto, come già anticipato, la Nutella è un prodotto presente da 70 anni sul mercato italiano e non ha mai subito forti variazioni di identità. La domanda è ormai stabile e difficilmente subisce aumenti o diminuzioni improvvise anche grazie alla presenza delle promozioni in determinati periodi.

Lo smorzamento esponenziale con stagionalità è invece stato utilizzato per trovare i coefficienti di stagionalità a conferma di ciò che si può notare già dai precedenti grafici. Le costanti  $\alpha$  e  $\gamma$  sono settate pari a 0,2.

L'inizializzazione dei parametri è avvenuta tramite le formule proprie del modello in caso di intervallo di test che comprende più di una stagione descritte al paragrafo 3 in quanto i dati presi in considerazione si riferiscono a due stagioni.

Tramite utilizzo della 3.19, nel caso di Nutella 200 risultato è stato:

$$B_0 = 189,$$

Si riporta il caso di Nutella 950:

$$B_0 = 769.$$

I 156 coefficienti di stagionalità sono calcolati tramite la formula 3.20 e riportati nelle figure 4.6 A e 4.6 B:

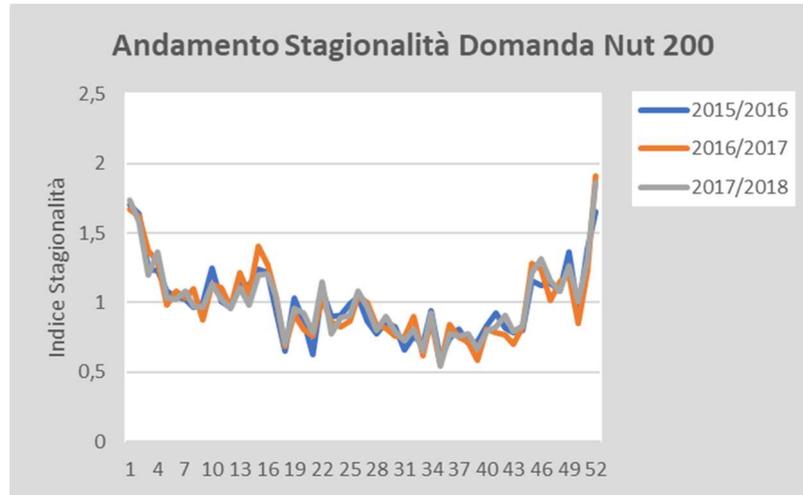


Figura 4.6 A - Indice stagionalità Nutella 200

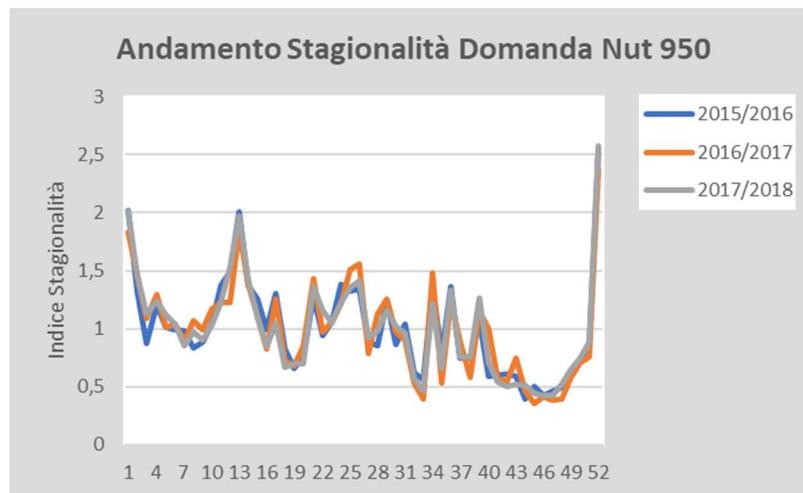


Figura 4.6 B - Indice stagionalità Nutella 950

Come si può notare dai grafici vi è una perfetta stagionalità in entrambi i casi, per Nutella 200 data dal corso naturale della domanda, per la 950 dalla presenza di promozioni.

Poiché le promozioni sono presenti in maniera maggiore o minore durante tutte le settimane è possibile utilizzare a scopo previsionale il modello di smorzamento esponenziale con stagionalità, senza dover trattare diversamente i dati che derivano dalla presenza di sconti.

### 4.3 Analisi della distribuzione della domanda

Prima di effettuare la previsione è stato necessario verificare se esista accordo tra la distribuzione osservata e la corrispondente distribuzione attesa.

A tale scopo è stata formulata un'ipotesi testata poi tramite test di ipotesi  $\chi^2$  e sono stati trovati i parametri tipici della distribuzione.

Tale passaggio è necessario perché, come anticipato, alcuni autori ritengono che la normalità della domanda sia condizione necessaria per le successive analisi dedicate al calcolo delle scorte di sicurezza.

L'analisi sarà effettuata tramite i seguenti passaggi principali:

- 1) Analisi della distribuzione tramite grafici;
- 2) Analisi  $\chi^2$ .

Visto l'andamento continuo della domanda dato dal fatto che la Nutella è un prodotto definito continuativo, ovvero venduto durante tutto l'anno, ed una prima analisi dell'andamento delle frequenze tramite istogramma si è ipotizzata una distribuzione Gaussiana.

Si riporta nella figura 4.7 l'istogramma della frequenza dei valori che ha portato a ipotizzare la possibilità di approssimare con una distribuzione normale i dati per la Nutella da 200 grammi.

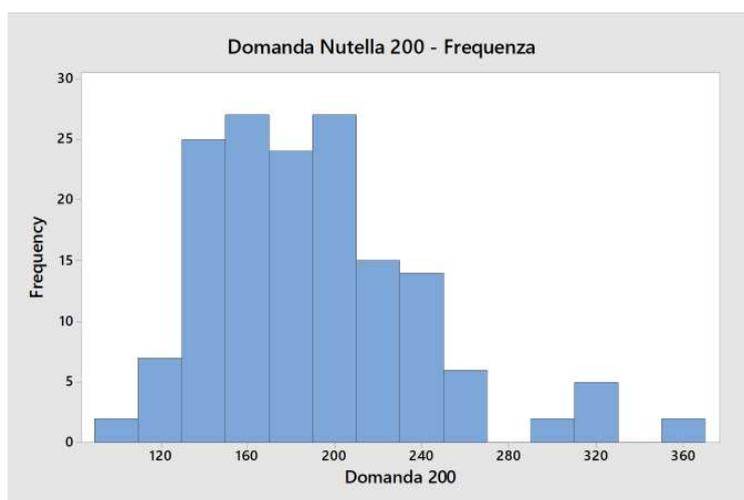


Figura 4.7 - Istogramma domanda Nutella 200

L'ipotesi nulla formulata è dunque:

$H_0 = \text{l'andamento della domanda è approssimato}$   
 $\text{da una Gaussiana con parametri } \mu \text{ e } \sigma,$

che si contrappone all'ipotesi alternativa:

$H_1 = \text{l'andamento della domanda NON è approssimato}$   
 $\text{da una Gaussiana con parametri } \mu \text{ e } \sigma.$

Si è calcolato che i dati utilizzati presentano la media

$$\mu = 190$$

e la deviazione standard pari a

$$\sigma = 49.$$

L'ipotesi nulla è dunque:

$H_0 = \text{l'andamento della domanda è approssimato}$   
 $\text{da una Gaussiana con parametri } \mu = 190 \text{ e } \sigma = 49 .$

Si è deciso di suddividere i dati della domanda per classi con ampiezza pari a 200, in quanto in questo modo si è riusciti a garantire un numero consono di registrazioni per ogni classe.

La figura 4.8 riporta quelli che sono stati i calcoli necessari al raggiungimento del risultato. Nella classe sono riportati il limite inferiore ed il limite superiore (non compreso):

Classe	Numero Dati Osservati	Frequenza Osservata	Cumulata	Z	P ( z < Z)	Frequenza Attesa	Numero Dati Attesi
0-100	0	0,00	0,00	-1,82	0,0336	0,034	5
100-120	6	0,04	0,04	-1,42	0,0778	0,044	7
120-140	13	0,08	0,12	-1,01	0,1539	0,076	12
140-160	31	0,20	0,32	-0,61	0,2709	0,117	18
160-180	23	0,15	0,47	-0,21	0,4168	0,146	23
180-200	28	0,18	0,65	0,20	0,5793	0,163	25
200-220	20	0,13	0,78	0,60	0,7257	0,146	23
220-240	15	0,10	0,87	1,01	0,8438	0,118	18
240-260	8	0,05	0,92	1,41	0,9207	0,077	12
260-280	3	0,02	0,94	1,82	0,9664	0,046	7
280-300	1	0,01	0,95	2,22	0,9875	0,021	3
300-320	4	0,03	0,97	2,63	0,9960	0,008	1
320-340	2	0,01	0,99	3,03	0,9989	0,003	0,5
340-360	1	0,01	0,99	3,44	0,9997	0,001	0,1
360-380	1	0,01	1,00	3,84	1,0000	0,000	0,05

Figura 4.8 - Tabella dei risultati Nutella 200

Nella figura 4.9 sono riportate le differenze tra il numero di valori osservati in ogni classe e quelli che invece avrebbero dovuto essere presenti se la domanda seguisse perfettamente una distribuzione Gaussiana.

Sono differenze molto limitate che sembrano essere attribuibili al caso, ma è comunque consigliabile effettuare un test  $\chi^2$ .

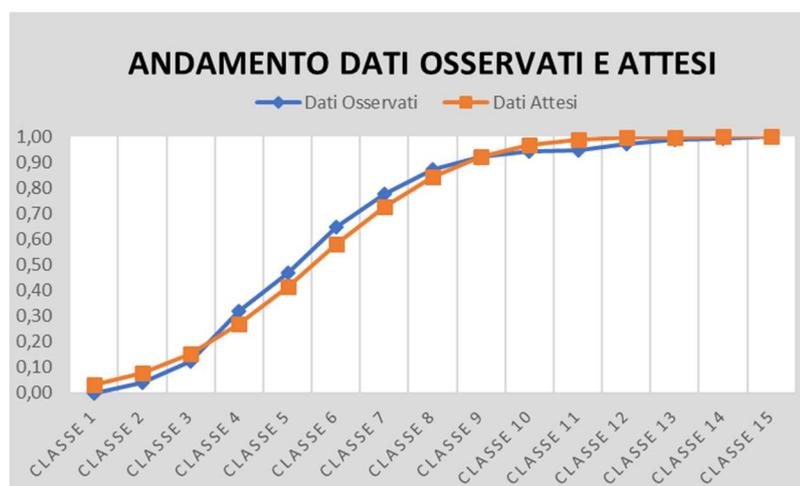


Figura 4.9 – Differenze tra frequenza dei valori osservati e attesi per la Nutella 200

Dal momento che nell'immagine si può notare la presenza di classi che hanno un numero di osservazioni inferiore a 5, fatto che va contro ad uno dei principi su cui si basa il test, si è deciso di riunire alcune delle classi ed in particolare si è giunti al seguente risultato:

Classe	Numero Dati Osservati	Frequenza Osservata	Cumulata	Z	P ( z < Z )	Frequenza Attesa	Numero Dati Attesi	$\chi^2$
D < 120	6	0,04	0,04	- 1,42	0,0778	0,08	12	2,618
120 ≤ D < 140	13	0,08	0,12	- 1,01	0,1539	0,08	12	0,033
140 ≤ D < 160	31	0,20	0,32	- 0,61	0,2709	0,12	18	8,219
160 ≤ D < 180	23	0,15	0,47	- 0,21	0,4168	0,15	23	0,003
180 ≤ D < 200	28	0,18	0,65	0,20	0,5793	0,16	25	0,182
200 ≤ D < 220	20	0,13	0,78	0,60	0,7257	0,15	23	0,239
220 ≤ D < 240	15	0,10	0,87	1,01	0,8438	0,12	18	0,464
240 ≤ D < 260	8	0,05	0,92	1,41	0,92	0,08	12	1,019
D ≥ 260	12	0,08	1,00	1,82	1,00	0,08	12	0,001

Figura 4.10 - Tabella dei risultati Nutella 200

Al fine di trovare il numero di dati attesi in ogni classe secondo la distribuzione Gaussiana si è seguito il ragionamento che verrà ora spiegato tramite un esempio.

Innanzitutto, non si è considerata la classe con la domanda minore di 100 in quanto priva di rilevazioni e si sono accorpate le classi di coda con numero di rilevazioni inferiori a 5. Nel caso dell'intervallo  $140 \leq D < 160$  invece si è standardizzato il limite superiore della classe tramite la seguente:

$$z = \frac{D - \mu}{\sigma} = \frac{160 - 1}{49} = -0,61 ,$$

che porta a sottolineare la necessità di trovare il valore dell'area corrispondente a  $P(D < 160) = P(z < -0,61)$ . Tramite tavole della normale standard si è potuto constatare che questo è di 0,2709 che, sottratto al valore precedente di 0,1539 che rappresenta l'area corrispondente a  $P(D < 140) = (z < -1,01)$ , restituisce l'ampiezza dell'area esatta ricercata e compresa tra -1,01 (z precedente) e -0,61.

Il risultato è pari a:  $0,2709 - 0,1539 = 0,12$ .

A questo punto si può moltiplicare il numero trovato, che rappresenta la probabilità con cui i valori della serie appartengono alla classe, per la dimensione del campione. Questo passaggio restituisce il numero di dati che si dovrebbero osservare nella classe se l'andamento della domanda seguisse perfettamente la distribuzione normale.

Tale numero, che rappresenta la distribuzione teorica, è poi confrontato con quello osservato ed entrambi sono utilizzati per calcolare il valore del  $\chi^2$  con la formula prima utilizzata.

Il totale, calcolato tramite la 3.28, è:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^n \frac{(|f_i^{oss} - f_i^{att}| - 0,5)^2}{f_i^{att}} = \frac{21,499}{12} + \frac{0,14}{12} + \dots + \frac{0,017}{12} = 12,3.$$

È necessario calcolare ora il valore critico di accettazione del test  $\chi_{g.d.l.}^2$ .

I gradi di libertà sono in questo caso 7, in quanto i parametri stimati tramite campione sono 2, ovvero media e deviazione standard:

$$g.d.l. = n^\circ \text{ classi} - 1 - \text{parametri} = 9 - 1 - 2 = 6$$

Il valore trovato sulle tavole, volendo condurre un test con un livello di significatività  $\alpha$  pari a 0,05 corrisponde a  $\chi_{6, 0,05}^2 = 12,59$ .

La regione di accettazione si ha per valori di  $\chi^2 < 12,59$  ed essendo il valore trovato tramite test pari a 12,3 non si può rifiutare l'ipotesi nulla di normalità della distribuzione della domanda.

Lo stesso ragionamento è stato effettuato per la Nutella 950, per la quale si riporta di seguito l'istogramma delle frequenze (figura 4.11):

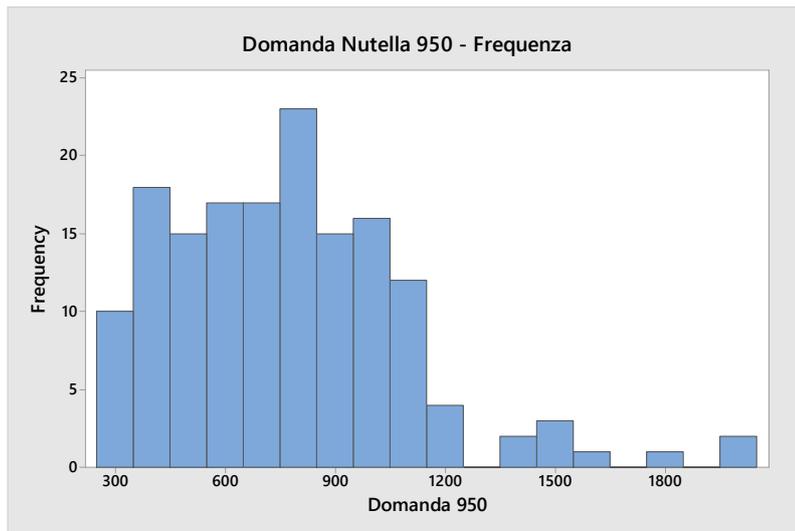


Figura 4.11 - Istogramma domanda Nutella 950

La media della serie storica di dati della domanda è:

$$\mu = 770,$$

mentre la deviazione standard:

$$\sigma = 325.$$

L'ipotesi nulla è la seguente:

*H<sub>0</sub> = l'andamento della domanda è approssimato  
da una Gaussiana con parametri  $\mu = 770$  e  $\sigma = 325$ .*

Nella figura 4.12 i risultati ottenuti da una prima suddivisione per classi con il relativo numero di dati osservati e attesi.

Classe	Numero Dati Osservati	Frequenza Osservata	Cumulata	Z	P ( z < Z )	Frequenza Attesa	Numero Dati Attesi
200	0	0,000	0,013	1,75	0,0401	0,0401	6
300	2	0,013	0,013	1,44	0,0749	0,0749	12
400	16	0,103	0,115	1,14	0,1271	0,0522	8
500	17	0,109	0,224	0,83	0,2033	0,0762	12
600	19	0,122	0,346	0,52	0,3015	0,0982	15
700	18	0,115	0,462	0,22	0,4129	0,1114	17
800	17	0,109	0,571	0,09	0,5359	0,123	19
900	19	0,122	0,692	0,40	0,6554	0,1195	19
1000	16	0,103	0,795	0,71	0,7611	0,1057	16
1100	15	0,096	0,891	1,01	0,8438	0,0827	13
1200	7	0,045	0,936	1,32	0,9066	0,0628	10
1300	1	0,006	0,942	1,63	0,9484	0,0418	7
1400	0	0,000	0,942	1,94	0,9738	0,0254	4
1500	2	0,013	0,955	2,24	0,9875	0,0137	2
1600	4	0,026	0,981	2,55	0,9946	0,0071	1
1700	0	0,000	0,981	2,86	0,9979	0,0033	1
1800	0	0,000	0,981	3,17	0,9992	0,0013	0
1900	1	0,006	0,987	3,47	0,9997	0,0005	0
2000	2	0,013	1,000	3,78	1	0,0003	0

Figura 4.12 – Tabella dei risultati Nutella 950

Le differenze tra frequenze attese per una variabile normale di media pari a 770 e deviazione standard pari a 325 e quelle invece osservate tramite test è riportata nella figura 4.13.

Queste sembrano piccole e attribuibili al caso, ma è comunque necessario effettuare il test per accertarsi di un suo risultato positivo.

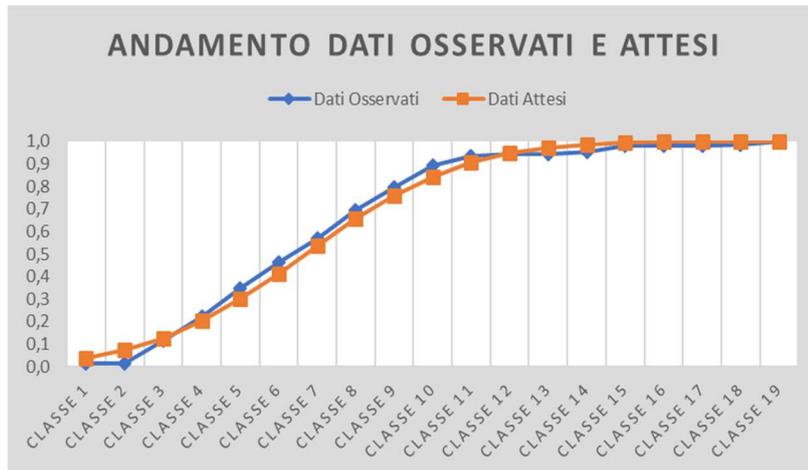


Figura 4.13 - Differenze tra frequenza dei valori osservati e attesi per la Nutella 950

Si riportano nella figura 4.14 i calcoli effettuati per ottenere i risultati del test.

Classe	Numero Dati Osservati	Frequenza Osservata	Cumulata	Z	P ( z < Z)	Frequenza Attesa	Numero Dati Attesi	$\chi^2$
D < 400	18	0,115	0,115	-1,14	0,1271	0,1271	20	0,089
400 ≤ D < 500	17	0,109	0,224	-0,83	0,2033	0,0762	12	1,790
500 ≤ D < 600	19	0,122	0,346	-0,52	0,3015	0,0982	15	0,660
600 ≤ D < 700	18	0,115	0,462	-0,22	0,4129	0,1114	17	0,001
700 ≤ D < 800	17	0,109	0,571	0,09	0,5359	0,123	19	0,148
800 ≤ D < 900	19	0,122	0,692	0,40	0,6554	0,1195	19	0,001
900 ≤ D < 1000	16	0,103	0,795	0,71	0,7611	0,1057	16	0,000
1000 ≤ D < 1100	15	0,096	0,891	1,01	0,8438	0,0827	13	0,198
1100 ≤ D < 1200	7	0,045	0,936	1,32	0,9066	0,0628	10	0,538
D ≥ 1300	10	0,064	1,000	1,63	1	0,0934	15	1,137

Figura 4.14 - Tabella dei risultati Nutella 950

Il  $\chi^2$  calcolato, pari alla somma dei singoli  $\chi^2$  trovati, ammonta a 4,56, mentre ricercando tramite tavole si giunge ad un valore critico che divide regione di accettazione e di rifiuto pari a  $\chi^2_{7,0,05} = 14,07$ .

La regione di accettazione è per tutti i valori minori di 14,07, dunque anche in questo caso non è possibile rifiutare l'ipotesi nulla che vuole che la domanda sia approssimabile con una distribuzione Gaussiana.

#### 4.4 Previsione della domanda con smorzamento esponenziale con stagionalità

Dopo aver appurato che l'andamento della variabile domanda possa essere approssimato ad una distribuzione Gaussiana, si è passati alla previsione della domanda vera e propria. L'intento è dunque quello di fornire una base teorica solida sulla quale poter fare affidamento per svolgere il lavoro di demand planner, che può essere eventualmente modificata in caso si disponga di informazioni delle quali il modello non tiene conto.

Lo studio effettuato sui dati storici della domanda ha portato a individuare forte stagionalità e, dunque, a ritenere che lo smorzamento esponenziale con stagionalità possa rivelarsi un metodo di previsione accurato.

A scopo previsionale si è scelto di utilizzare i dati dalla settimana 36 del 2015 alla settimana 35 del 2017 come intervallo di training e quelli dalla settimana 36 del 2017 alla 35 del 2018 come intervallo di test.

Il primo passo è stato la scelta delle costanti di smorzamento semplice  $\alpha$  e stagionale  $\gamma$ , il cui valore è fondamentale per la precisione delle previsioni.

Dopo aver impostato i calcoli per la previsione, si è deciso di utilizzare lo strumento del "Risolutore Excel" che permette di creare un problema di ottimizzazione lineare e definire una funzione obiettivo massimizzando/minimizzando il risultato di una formula in una certa cella. In questo caso si è scelto di minimizzare il valore del MAPE, in quanto metrica di accuratezza utilizzata per misurare la performance delle previsioni aziendali.

È inoltre possibile scegliere le variabili e sottoporle a dei vincoli: in questo caso le variabili sono  $\alpha$  e  $\gamma$  con il vincolo che il loro valore sia compreso tra 0 e 1.

Il risultato è stato di valori molto bassi per la Nutella 200 con  $\alpha$  e  $\gamma$  pari a 0,1 e di valori maggiori per Nutella 950 con  $\alpha$  pari a 0,79 e  $\gamma$  pari a 0,9.

I numeri ottenuti per il formato grande confermano come sia necessario un valore più alto della costante di smorzamento stagionale rispetto a quella di smorzamento semplice perché entrambe possono essere ugualmente reattive ai cambiamenti di domanda.

L'importanza della procedura per trovare i valori ottimali di  $\alpha$  e  $\gamma$  va ricercata nel fatto che, in base alle variabili di smorzamento utilizzate, si è constatata una variazione massima del MAPE del 20% per la Nutella 200 e del 25% per la Nutella 950.

Si è dunque implementato il sistema iterativo dapprima per il formato piccolo della Nutella. Tramite le formule utilizzate nel capitolo 3, si sono calcolati i valori iniziali

utilizzando i dati dei primi due anni (settimana 36.2015 – settimana 35.2017) come intervallo di training. Per ottenere  $B_0$  si è dunque effettuato un rapporto tra la media di tutti i dati disponibili e la dimensione del campione utilizzato per effettuare il test (formula 3.19):

$$B_0 = \frac{\sum_{i=1}^l Y_i}{s} = 189 \text{ quintali.}$$

Per ottenere i 52 valori iniziali del coefficiente di stagionalità (da  $S_{-52}$  a  $S_{-1}$ ), si è trovato il valore medio delle domande dello stesso periodo nei due anni considerati e si sono poi divisi tali valori per  $B_0$ .

Alcuni dei risultati sono riportati nella figura 4.15.

$S_{-51}$	1,69
$S_{-51}$	1,63
$S_{-50}$	1,31
$S_{-49}$	1,27
$S_{-48}$	1,04
$S_{-47}$	1,06
...	...
$S_{-5}$	1,12
$S_{-4}$	1,28
$S_{-3}$	0,89
$S_{-2}$	1,31
$S_0$	1,79

Figura 4.15 – Fattori di inizializzazione della stagionalità

Si sono poi calcolate baseline e fattore di stagionalità per tutti 156 i periodi considerati (3 anni).

Come già anticipato, l'accuratezza delle previsioni è valutata in base a quanto il venerdì della settimana 0 (quando si hanno già i dati della settimana in corso), si riesca a prevedere con accuratezza per la settimana 2.

L'intervallo di test è iniziato dalla settimana 36 del 2017, tenendo sempre conto di un orizzonte temporale  $h$  pari a 2.

Dunque, per la week in questione la previsione sarà:

$$F_{34.2017,2} = B_{34.2017} \cdot S_{36.2016} = 185,5 \cdot 1,69 = 313,5 \text{ quintali.}$$

Si può così procedere al confronto della previsione con il dato di domanda osservato nella settimana 36 del 2017 che è pari a 329,7 quintali.

Si calcola immediatamente il residuo della settimana ( $R_t$ ) poiché sarà necessario in seguito verificare che l'andamento dell'errore di previsione sia approssimabile con una variabile *Gaussiana*.

$$R_{36.2017} = Y_{36.2017} - F_{36.2017} = 15,9 \text{ quintali.}$$

In seguito, si è potuto calcolare il MAPE tramite la sua formulazione standard:

$$MAPE_{36.2017} = \frac{|Y_{36.2017} - F_{36.2017}|}{Y_{36.2017}} = 4,83\%.$$

Di conseguenza la Forecast Accuracy, che viene calcolata come 1-MAPE, sarà pari a circa il 95%.

Si è proceduto così per tutte le settimane restanti fino alla settimana 35 del 2018 ed infine si è calcolato il MAPE medio per tutte le settimane (formula 2.2):

$$MAPE_{tot} = \frac{1}{n} * \sum_{t=1}^n \frac{|Y_t - F_t|}{D_t} = \frac{1}{52} \cdot 2,58 = 4,97\%.$$

Il valore è stato poi comparato a quello ottenuto dai Demand Planners e che è pari a circa il 9%. La metodologia applicata dunque nel complessivo potrebbe sensibilmente migliorare la performance previsionale a livello globale.

Volendo controllare il livello di dettaglio settimanale si può notare come nella maggior parte dei casi (40 periodi su 52 totali), il MAPE calcolato con lo smorzamento

esponenziale sia inferiore (o superiore per un valore minore dell'1%) rispetto a quello calcolato attualmente dal Demand Planning.

I casi in cui il modello fornisce risultati meno soddisfacenti rispetto a quelli ottenuti tramite il metodo dell'esperienza sono quelli nei quali vi è una forte differenza tra il valore osservato nel periodo in questione e quelli osservati nello stesso periodo degli anni precedenti.

Poiché questi fatti normalmente sono dovuti a fenomeni noti, sarebbe possibile per il planner modificare il risultato ottenuto grazie alle informazioni a lui note.

Per quanto riguarda il formato grande della Nutella, la metodologia utilizzata è stata la stessa appena descritta per la Nutella 200.

Si è nuovamente calcolata la baseline al tempo 0 (formula 3.19):

$$B_0 = 769 \text{ quintali.}$$

Si riporta inoltre un campione dei fattori di stagionalità inizializzati dal periodo -51 a 0:

$S_{-51}$	1,93
$S_{-51}$	1,39
$S_{-50}$	0,98
$S_{-49}$	1,25
$S_{-48}$	1,01
$S_{-47}$	1,02
...	...
$S_{-5}$	0,44
$S_{-4}$	0,61
$S_{-3}$	0,72
$S_{-2}$	0,80
$S_0$	2,47

Figura 4.16 – Fattori di inizializzazione della stagionalità

Anche in questo caso il MAPE globale ottenuto con lo smorzamento esponenziale è sensibilmente inferiore a quello ottenuto tramite il metodo aziendale.

Si deve infatti comparare un valore del 7,9% conseguito con il modello matematico con uno dell'12% presente ora.

La decisione è stata quella di proporre tale metodo sia per i prodotti la cui domanda è influenzata dalle promozioni, sia per quelli che invece non lo sono perché esso possa fornire una base per le previsioni. I risultati possono essere modificati, nel caso in cui si possiedano informazioni aggiuntive non ordinarie.

I valori del MAPE settimanale si possono trovare in APPENDICE B.

#### 4.4.1 Calcolo del MAPE modificato

Come dimostrato nel paragrafo 3.4, la metrica del MAPE presenta lo svantaggio di attribuire un peso maggiore agli errori di previsione positivi, rispetto a quelli negativi.

Si è dunque cercato di applicare la correzione proposta nel medesimo paragrafo al caso di studio per poter constatare se questa modifichi sostanzialmente i risultati ottenuti.

I valori di  $\alpha$  e  $\gamma$  che minimizzano il valore del MAPE modificato rimangono gli stessi rispetto al MAPE per entrambe le tipologie di Nutella.

Tale metrica presenta, inoltre, valori pressoché uguali per l'errore ottenuto utilizzando il metodo dello smorzamento esponenziale con stagionalità rispetto a quelli presentati dal MAPE, come dimostrato nella figura 4.17.

Prodotto	MAPE	MAPE modificato
Nutella 200	4,97%	4,99%
Nutella 950	7,92%	7,96%

Figura 4.17 – Tabella confronto MAPE e MAPE modificato

Si può dunque concludere che lo specifico svantaggio presentato non comprometta l'adeguatezza dell'indicatore nel rilevare l'accuratezza della previsione e dunque che il MAPE rappresenti una metrica solida per il calcolo dell'errore nel caso di studio.

#### 4.5 Analisi della distribuzione dei residui

Ai fini del calcolo delle scorte di sicurezza la  $\sigma$  utilizzata è quella data dallo scostamento tra previsione e domanda reale nelle settimane in questione ed anche in questo caso si è testata l'ipotesi nulla di normalità dei residui tramite test " $\chi^2$ ", dapprima per i residui causati dalle previsioni del formato da 200 grammi della Nutella.

Si riporta l'istogramma delle frequenze (figura 4.18).

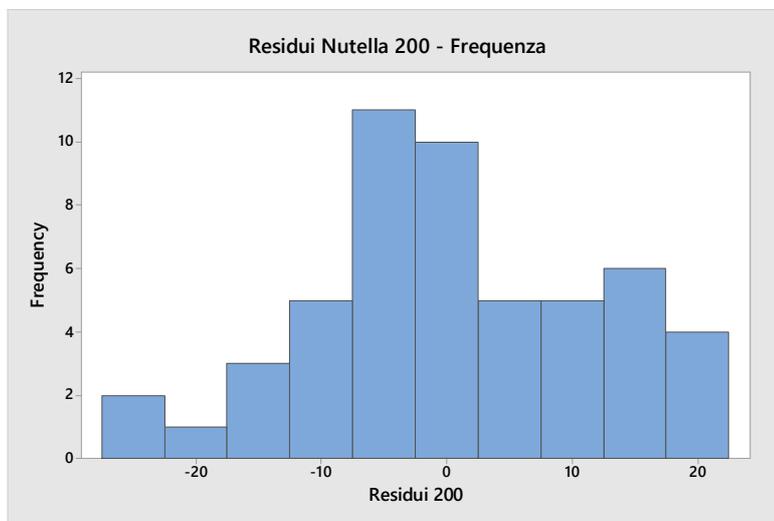


Figura 4.18 - Istogramma residui Nutella 200

Seguendo i passi tipici del test si è dapprima stabilita l'ipotesi nulla, dopo che si sono calcolate  $\mu$  e  $\sigma$  per la serie storica ( $\mu = 5$  e  $\sigma = 73$ ).

$H_0 =$  l'andamento della domanda è approssimato da una Gaussiana con parametri  $\mu = 0,5$  e  $\sigma = 11,3$ .

Di seguito si riportano i risultati della prima suddivisione in classi che permette di tracciare il grafico dell'andamento delle frequenze osservate e attese.

Classe	Numero Dati Osservati	Frequenza Osservata	Cumulata	Z	P ( z < Z )	Frequenza Attesa	Numero Dati Attesi
-20	2	0,038461538	0,038461538	- 1,81	0,0344	0,0344	1,7888
-15	2	0,038461538	0,076923077	- 1,37	0,0853	0,0509	2,6468
-10	3	0,057692308	0,134615385	- 0,93	0,1762	0,0909	4,7268
-5	12	0,230769231	0,365384615	- 0,49	0,3121	0,1359	7,0668
0	8	0,153846154	0,519230769	- 0,04	0,484	0,1719	8,9388
5	8	0,153846154	0,673076923	0,40	0,6554	0,1714	8,9128
10	3	0,057692308	0,730769231	0,84	0,7995	0,1441	7,4932
15	6	0,115384615	0,846153846	1,28	0,8997	0,1002	5,2104
20	7	0,134615385	0,980769231	1,72	0,9573	0,1019	5,2988
25	1	0,019230769	1	2,17	1	0,0427	2,2204

Figura 4.19 – Tabella dei risultati residui Nutella 200

Il confronto tra frequenze osservate (%dati) e attese porta ai risultati visibili nella figura 4.20, che sembra suggerire anche in questo caso la casualità degli scostamenti.

Si procederà tuttavia, per ricevere conferma, all'applicazione del test  $\chi^2$ .

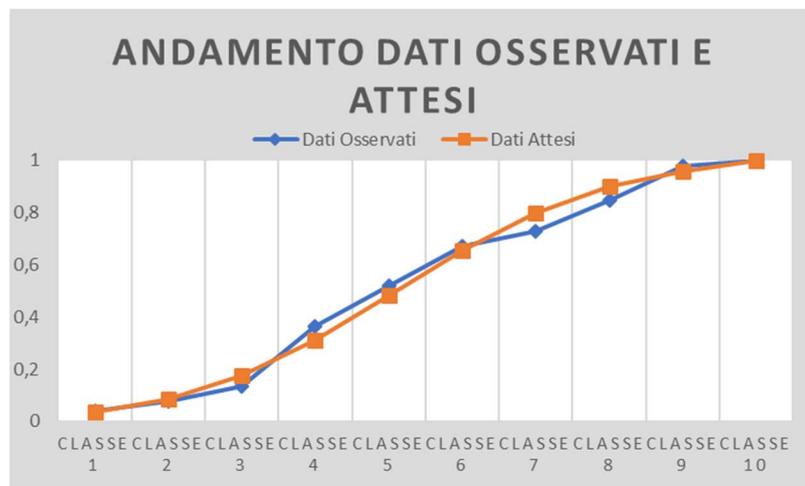


Figura 4.20 - Differenze tra frequenza dei valori osservati e attesi per residui Nutella 200

Si è dunque proceduto al calcolo del  $\chi^2$  accorpando alcune classi, in quanto singolarmente avrebbero avuto un numero di dati inferiore a 5.

I risultati sono ora riportati nella figura 4.21.

Classe	Numero Dati Osservati	Frequenza Osse	Cumulata	Z	P ( z < Z)	Frequenza Attesa	Numero Dati Attesi	$\chi^2$
R < -10	7	0,135	0,135	-0,93	0,1762	0,1762	9	0,301621
-10 ≤ R < -5	10	0,231	0,365	-0,49	0,3121	0,1359	7	2,78107
-5 ≤ R < 0	8	0,154	0,519	-0,04	0,484	0,1719	9	0,02154
0 ≤ R < 5	8	0,154	0,673	0,40	0,6554	0,1714	9	0,019119
5 ≤ R < 10	5	0,058	0,731	0,84	0,7995	0,1441	7	2,128016
10 ≤ R < 15	6	0,115	0,846	1,28	0,8997	0,1002	6	0,016096
R ≥ 15	8	0,154	1,000	1,72	1	0,1003	5	1,000553

Figura 4.21 - Tabella dei Risultati residui Nutella 200

Il valore di  $\chi^2$  ottenuto tramite differenza tra valori osservati e attesi è pari a 6,27, mentre quello critico è pari a  $\chi^2_{4,0,05} = 9,49$ .

La regione di rifiuto si ha per tutti i valori di  $\chi^2$  inferiori a 9,49, dunque in questo caso non si può rifiutare l'ipotesi nulla e si può dire che l'andamento dei residui sia approssimabile con una distribuzione Gaussiana.

Si è inoltre effettuato lo stesso ragionamento con il formato grande della Nutella.

L'istogramma delle frequenze sembra suggerire un andamento normale (immagine 4.22),

ma è corretto confermare l'ipotesi con il test  $\chi^2$ .

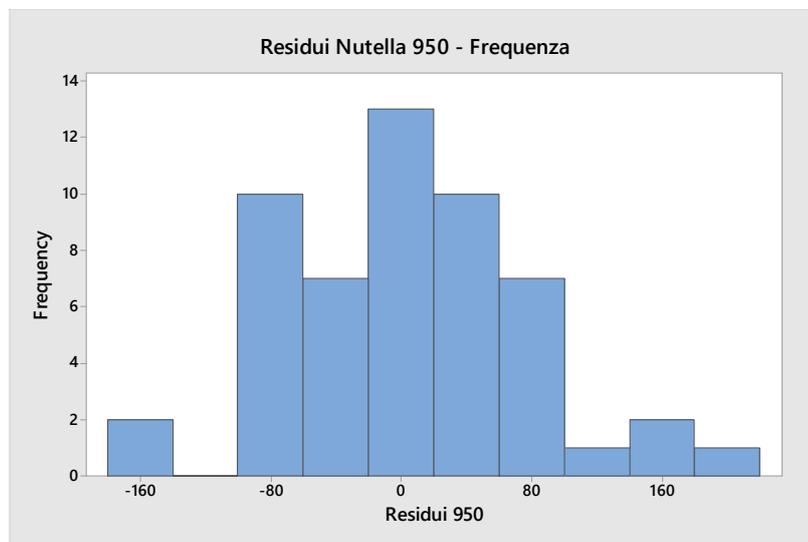


Figura 4.22- Andamento residui Nutella 950

L'ipotesi nulla da testare è:

$H_0 = \text{l'andamento della domanda è approssimato da una Gaussiana con parametri } \mu = 5 \text{ e } \sigma = 73 .$

Di seguito si riporta la tabella atta alla creazione del grafico di confronto tra valori osservati e attesi.

Classe	Numero Dati Osservati	Frequenza Osserv	Cumulata	Z	P ( z < Z)	Frequenza Attesa	Numero Dati Attesi
-100	2	0,038	0,038	1,43	0,0764	0,0764	4
-80	2	0,038	0,077	1,16	0,123	0,0466	2
-60	8	0,154	0,231	0,89	0,1867	0,0637	3
-40	4	0,077	0,308	0,61	0,2709	0,0842	4
-20	3	0,058	0,365	0,34	0,3669	0,096	5
0	6	0,115	0,481	0,07	0,4721	0,1052	5
20	7	0,135	0,615	0,20	0,5793	0,1072	6
40	3	0,058	0,673	0,48	0,6844	0,1051	5
60	7	0,135	0,808	0,75	0,7734	0,089	5
80	3	0,058	0,865	1,02	0,8461	0,0727	4
100	3	0,058	0,923	1,30	0,9032	0,0571	3
120	0	0,000	0,923	1,57	0,9418	0,0386	2
140	1	0,019	0,942	1,84	0,9671	0,0253	1
160	2	0,038	0,981	2,11	0,9826	0,0155	1
180	1	0,019	1,000	2,39	1	0,0174	1

Figura 4.23– Tabella dei risultati residui Nutella 950

Prima di applicare il test  $\chi^2$  si procede alla costruzione del grafico delle frequenze (figura 4.24), che anche in questo caso suggerisce la casualità degli scostamenti tra valori osservati e attesi.

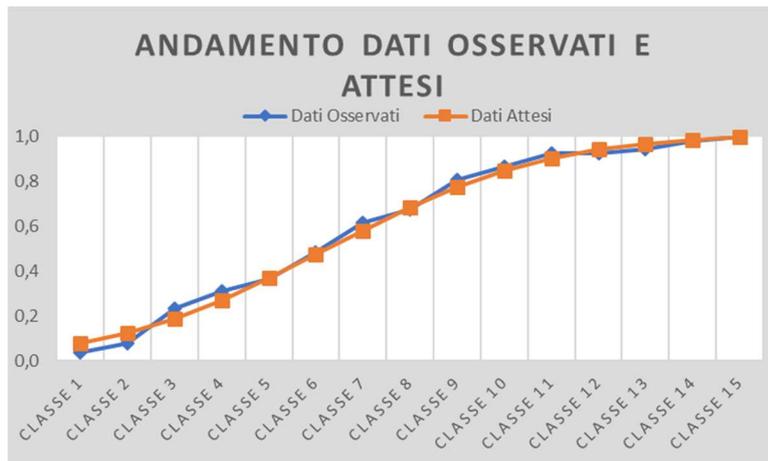


Figura 4.24 - Differenze tra frequenza dei valori osservati e attesi per residui Nutella 950

Di seguito la tabella contenente l'insieme delle classi utilizzate per il test.

Classe	Numero Dati Osservati	Frequenza Osservata	Cumulata	Z	P ( z < Z)	Frequenza Attesa	Numero Dati Attesi	$\chi^2$
R < -60	12	0,231	0,231	-0,89	0,1867	0,1867	10	0,331
-60 ≤ R < -20	7	0,135	0,365	-0,34	0,3669	0,1802	9	0,373
-20 ≤ R < 0	6	0,115	0,481	-0,07	0,4721	0,1052	5	0,000
0 ≤ R < 20	7	0,135	0,615	0,20	0,5793	0,1072	6	0,154
20 ≤ R < 60	10	0,192	0,808	0,75	0,7734	0,1941	10	0,016
R ≥ 60	10	0,192	1,000	1,02	1	0,2266	12	0,140

Figura 4.25 - Tabella dei risultati residui Nutella 950

Il  $\chi^2$  calcolato, somma di quelli che si possono osservare in tabella 4.26, è pari a 1,014, che è minore del  $\chi^2$  critico al di sopra del quale si trova la regione di rifiuto, pari a  $\chi^2_{3,0,05} = 7,81$ .

Con un livello di significatività del 5% è dunque possibile accettare l'ipotesi nulla.

## 4.6 La gestione delle scorte

Dopo aver trovato il metodo di previsione che offra risultati soddisfacenti ed essersi assicurati della possibilità di approssimazione ad una distribuzione *Gaussiana* degli scostamenti tra previsione e domanda, la risoluzione del caso di studio si è concentrata sull'analisi della gestione delle scorte.

Come spiegato nella presentazione la quantità di prodotto finito da ordinare è stabilita di settimana in settimana e si è dunque ricorsi all'applicazione di un sistema a controllo periodico del magazzino con il fattore  $\tau$  pari a 1 settimana.

La variabile da stabilire è, in questo caso, la quantità di prodotto la cui produzione deve essere pianificata per far sì che il magazzino raggiunga all'inizio di ogni settimana il valore necessario a garantire un livello di servizio ai clienti del 99%.

È importante sottolineare che il livello di servizio in questione è calcolato in base alla dimensione dello stock out ed è dunque di II tipo.

I passi seguiti per arrivare alla definizione della scorta ottimale sono stati:

- 1) definizione del periodo considerato, che si è deciso essere di un anno, dalla settimana 36 del 2017 alla settimana 35 del 2018;
- 2) calcolo del valore atteso della previsione con smorzamento esponenziale con stagionalità e del MAD relativo ai residui, in modo da utilizzarlo come deviazione standard per il calcolo delle scorte di sicurezza. Il lead time è invece deterministico e pari a 1 settimana;
- 3) calcolo della scorta di sicurezza sui consumi e delle scorte totali con i giorni di copertura.

Nel caso della Nutella da 200 grammi il valore atteso della domanda prevista, e quindi delle osservazioni dalla settimana 36 del 2017 alla settimana 35 del 2018, è pari al seguente valore:

$$E[D] = \sum_{i=1}^n x_i \cdot p_i = 191 \text{ quintali.}$$

È interessante notare come la domanda attesa, considerando tutte le 156 osservazioni disponibili della serie storica, sia pari a 190 quintali e dunque l'analisi eseguita tramite le previsioni sia una buona approssimazione della realtà.

Come già detto nel capitolo 3, nel calcolo delle scorte di sicurezza, la deviazione standard della domanda può essere sostituita tramite costante dal MAD delle previsioni effettuate.

La deviazione standard calcolata è pari a (equazione (3.33)):

$$\sigma_R = \sqrt{\frac{\pi}{2}} \cdot MAD = 1,25 \cdot \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_i - F_i| = 1,25 \cdot 9,19 = 11,5.$$

Nella tabella riportata in figura 4.26 è riportata una sintesi dell'analisi preliminare delle caratteristiche della Nutella 200:

Prodotto	Unità Misura	Domanda Media Settimanale	Deviazione Standard Residui (1,25*MAD)	Lead Time (Settimane)
Nutella 200	Quintali	191	11,3	1

Figura 4.26 - Analisi preliminare gestione scorte Nutella 200

Si passa ora a quelli che sono stati i calcoli effettivi per poter trovare il valore dello stock target.

Dal momento che il calcolo è stato effettuato con il vincolo del livello di servizio di tipo II, si è ricorsi al metodo illustrato nel paragrafo 3.7.5.

Il livello di servizio richiesto è pari al 99%, quindi si può avere soltanto un valore  $(1-\delta)$  pari all'1% di quintali di domanda non soddisfatti in una settimana.

Il calcolo effettivo dunque è stato (equazione (3.39)):

$$n(s) = E[D] \cdot \tau \cdot (1 - \delta) = 191 \cdot 0,01 = 1,91 \text{ quintali,}$$

Inoltre, si può ricavare che (equazione (3.40)):

$$n(s) = L(z) \cdot \sigma_{LT+\tau} = 1,91,$$

$$\text{in cui } \sigma_{LT+\tau} = \sqrt{\sigma^2 \cdot (LT + \tau)} = \sigma \cdot \sqrt{LT + \tau} = 11,5 \cdot 1,41 = 16,2.$$

Effettuando il calcolo inverso si trova il valore ricercato  $L(z)$ .

$$L(z) = \frac{n(s)}{\sigma_{LT+\tau}} = \frac{1,91}{16,2} = 0,118.$$

Si può ora ricercare sulla tavola della normale standard il valore di  $z$  corrispondente a  $L(z)$  pari a 0,118, ovvero  $z = 0,81$ .

Dopo aver trovato il valore di tutti i dati necessari, si può procedere con il calcolo delle scorte di sicurezza  $SS$  (equazione (3.36)).

$$SS = \sigma_{LT+\tau} \cdot z = 16,2 \cdot 0,81 = 13,1 \text{ quintali.}$$

Le scorte di ciclo sono pari alla metà della domanda che si presenta tra due rifornimenti e si calcolano dunque con la seguente:

$$\text{Scorte di ciclo} = \frac{E[D]}{2} = \frac{191}{2} = 95,5 \text{ quintali}$$

Il valore dello stock target ricercato si calcola tramite l'equazione riportata nella (3.32) riportata nel paragrafo 3:

$$ST = SS + E[D](LT + \tau) = 13,1 + 191 \cdot 2 = 396 \text{ quintali.}$$

I quintali indicati corrispondono alla quantità a cui deve idealmente essere riportato settimanalmente lo stock.

La quantità  $Q_t$  da inserire nei piani di produzione è pari a:

$$Q_t = 396 - (396 - F_{t+h-1}).$$

È necessario ordinare una quantità di prodotto finito pari allo stock target, al quale si sottraggono le rimanenze della settimana precedente, calcolate tramite la domanda prevista  $F_{t+h-1}$ .

Dovendo tenere conto del lead time, il valore massimo raggiunto dallo stock sarà:

$$S_{MAX} = S - E[D] \cdot LT = 396 - 191 \cdot 1 = 205 \text{ quintali.}$$

Il valore minimo sarà pari a:

$$S_{MIN} = S - E[D] \cdot (LT + \tau) = 396 - 191 \cdot 2 = 14 \text{ quintali.}$$

Si può ora calcolare il valore medio dello stock:

$$S_{medio} = \frac{205 + 14}{2} = 109,5 \text{ quintali.}$$

Si è infine calcolato il numero di giorni di copertura che tale quantità di scorte va a garantire ed il risultato è stato di una copertura pari a 14 giorni.

Lo stesso procedimento è stato applicato per il calcolo dello stock target del formato grande della Nutella.

Il valore atteso della domanda, anche in questo caso calcolato mediante le previsioni effettuate, è pari a:

$$E[D] = \sum_{i=1}^n x_i \cdot p_i = 764 \text{ quintali.}$$

La deviazione standard per il calcolo delle scorte di sicurezza è pari a (equazione (3.33)):

$$\sigma_R = \sqrt{\frac{\pi}{2}} \cdot MAD = 1,25 \cdot \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_i - F_i| = 1,25 \cdot 57,39 = 72 .$$

Nella tabella riportata in figura 4.27 si riportano le caratteristiche della Nutella 950 dedotte dallo studio preliminare:

Prodotto	Unità Misura	Domanda Media Settimanale	Deviazione Standard Residui (1,25*MAD)	Lead Time (Settimane)
Nutella 950	Quintali	770	72	1

Figura 4.27 - Analisi preliminare gestione scorte Nutella 950

La quantità  $n(s)$  che può non essere soddisfatta in una settimana è pari all'1% (equazione (3.39)):

$$n(s) = E[D] \cdot \tau \cdot (1 - \delta) = 764 \cdot 0,01 = 7,64 \text{ quintali.}$$

$n(s)$  si può anche riscrivere come (equazione (3.40)):

$$n(s) = L(z) \cdot \sigma_{LT+\tau} = 7,64,$$

dove  $\sigma_{LT+\tau} = \sqrt{\sigma^2 \cdot (LT + \tau)} = \sigma \cdot \sqrt{LT + \tau} = 72 \cdot 1,41 = 101,52$ .

Dalla formula riportata sopra, si può trovare:

$$L(z) = \frac{n(s)}{\sigma_{LT+\tau}} = \frac{7,64}{101,52} = 0,075.$$

Utilizzando il valore di  $L(z)$ , tramite tavola, si può trovare una  $z$  pari a 1,05.

Grazie ai dati ottenuti, si possono ora calcolare le scorte di sicurezza  $SS$  (equazione (3.36)):

$$SS = \sigma_{LT+\tau} \cdot z = 101,52 \cdot 1,05 = 106,6 \text{ quintali.}$$

Le scorte di ciclo sono pari a:

$$\text{Scorte di ciclo} = \frac{E[D]}{2} = \frac{764}{2} = 382 \text{ quintali}$$

Il valore dello stock target ricercato si calcola tramite l'equazione (3.32) riportata nel paragrafo 3:

$$ST = SS + E[D](LT + \tau) = 106,6 + 764 \cdot 2 = 1635 \text{ quintali.}$$

In questo caso il valore ideale a cui riportare il magazzino è pari a 1635 quintali.  
 La quantità massima di merce presente a magazzino, in caso di domanda nel lead time perfettamente corrispondente al suo valore atteso, sarà pari a:

$$S_{MAX} = S - E[D] \cdot LT = 1635 - 764 \cdot 1 = 871 \text{ quintali.}$$

Il valore minimo sarà pari a:

$$S_{MIN} = S - E[D] \cdot (LT + \tau) = 1635 - 764 \cdot 2 = 107 \text{ quintali,}$$

per un valore medio del magazzino pari a:

$$S_{medio} = \frac{871 + 107}{2} = 489 \text{ quintali.}$$

I giorni di copertura necessari sono 15, a conferma di come la domanda della Nutella 950, influenzata fortemente dalle promozioni, sia più variabile e necessiti di una scorta di sicurezza maggiore atta al raggiungimento del 99% del livello di servizio.

#### 4.6.1 Calcolo dello stock target nelle settimane di chiusura degli impianti produttivi

Le settimane di chiusura degli impianti produttivi sono in numero costante ogni anno. È sufficiente in questo caso considerare che la merce che giunge nel magazzino nella prima settimana di chiusura deve soddisfare la domanda della settimana in corso e delle tre successive, delle quali una è di lead time. Il valore di  $\tau$  è pari a 3. È dunque sufficiente riproporre i calcoli già effettuati nel paragrafo precedente modificando il valore di  $\tau$ .

Nel caso di Nutella 200 grammi cambia il valore della deviazione standard:

$$\sigma_{LT+\tau} = \sqrt{\sigma^2 \cdot (LT + \tau)} = \sigma \cdot \sqrt{LT + \tau} = 11,5 \cdot 2 = 23,$$

che porta ad un  $L(z) = \frac{n(s)}{\sigma_{LT+\tau}} = \frac{1,91}{23} = 0,083$  e ad una  $z = 1$ .

Lo stock target sarà dunque pari a:

$$\begin{aligned} TS &= SS + E[D](LT + \tau) = z \cdot \sigma_{LT+\tau} + E[D](LT + \tau) = \\ &= 1 \cdot 25,6 + 191 \cdot 5 = 981 \text{ quintali.} \end{aligned}$$

Per quanto riguarda la versione di Nutella da 950 grammi si ha una nuova deviazione standard  $\sigma_{LT+\tau} = \sqrt{\sigma^2 \cdot (LT + \tau)} = \sigma \cdot \sqrt{LT + \tau} = 72 \cdot 2 = 144$ ,

che porta ad un  $L(z) = \frac{n(s)}{\sigma_{LT+\tau}} = \frac{7,7}{144} = 0,053$  e ad una  $z = 1,23$ .

Lo stock target sarà dunque pari a:

$$\begin{aligned} TS &= SS + E[D](LT + \tau) = z \cdot \sigma_{LT+\tau} + E[D](LT + \tau) = \\ &= 1,23 \cdot 160,56 + 770 \cdot 5 = 4048 \text{ quintali.} \end{aligned}$$

In entrambi i casi, i giorni di copertura della domanda tramite le scorte sono 36.

Visto l'aumento repentino della domanda di produzione, è possibile anche suddividere la produzione delle quantità aggiuntive nelle settimane precedenti.

#### 4.6.2 Analisi del trade-off livello di servizio – stock target

In questo paragrafo sarà presentata un'analisi della modalità con la quale il livello dello stock target possa impattare sul valore medio dello stock e sul livello di servizio.

Per il caso di Nutella 200, una diminuzione dello stock target pari al 5%, indica che esso diviene pari a:

$$ST = 396 - 0,05 \cdot 396 = 376 \text{ quintali.}$$

Nella formula dello stock target l'unica variabile che può essere modificata è la  $z$ , in quanto domanda e deviazione standard sono caratteristiche che non dipendono dal suo

valore. Si trova dunque la seguente equazione:

$$TS = z \cdot \sigma_{LT+\tau} + E[D](LT + \tau) = z \cdot 16,2 + 382 = 376 \text{ quintali},$$

da cui si ricava una  $z$  pari a  $-0,37$  e, tramite tavole dei valori consigliati, un  $L(z)$  pari a  $0,61$ .

Tramite la seguente formula si calcolano i quintali di domanda non soddisfatti:

$$L(z) = \frac{n(s)}{\sigma_{LT+\tau}} = 0,61 \rightarrow n(s) = 0,61 \cdot 16,2 = 9,8 \text{ quintali}.$$

Si può dunque assumere che con uno stock target di 376 quintali la quantità di prodotto non evasa in tempo è pari a 9,8 quintali a settimana.

Questo fatto ci permette di comprendere, tramite la formula  $n(s) = E[D] \cdot (1 - \delta)$ , quale sia la percentuale  $(1 - \delta) = \frac{n(s)}{E[D]} = \frac{9,8}{191} = 5,1\%$  di domanda non soddisfatta.

Il livello di servizio è dunque pari al 94,9 %, che significa 4,1 punti percentuali in meno rispetto al valore del 99% richiesto dall'azienda.

Il valore medio del magazzino inoltre diventa pari a 89,5 *quintali*, che corrispondono ad una diminuzione del 6% del valore medio a stock.

I risultati mostrano, dunque, che livello di servizio e stock non aumentano in maniera proporzionale, ed in questo specifico caso si ha che un aumento dell'1% dello stock target, comporta un aumento dello 0,82% del livello di servizio.

Lo stesso procedimento è stato applicato al formato di Nutella 950.

Diminuendo lo stock target del 5% (1553 quintali), non si può soddisfare la domanda settimanale di 36 quintali di prodotto, che corrisponde ad un livello di servizio del 95,3%.

Il valore medio del magazzino inoltre diventa pari a 407 *quintali*, che corrispondono ad una diminuzione del 17% del valore medio a stock.

Tanto più la domanda presenta dunque valori elevati, quanto più è necessario aumentare il valore dello stock per poter godere di un livello di servizio maggiore.

In questo caso lo stock target deve essere aumentato di un valore del 5% per poter ottenere circa 3,5 punti percentuali aggiuntivi di livello di servizio.

## 5 Conclusione

A causa della complessità e della variabilità dell'andamento dei mercati, le compagnie oggi hanno l'obbligo di migliorare le tecniche operative in modo da ottenere un vantaggio competitivo.

La preoccupazione primaria dell'azienda Ferrero è quella di mantenere elevato il livello di servizio offerto. L'obiettivo assegnato alla funzione del Demand Planning, infatti, consiste nell'ottenere una percentuale della quantità di domanda di sell-in soddisfatta settimanalmente pari al 99%.

Lo scopo del lavoro è stato dunque quello di individuare una soluzione quantitativa che permettesse di raggiungere gli obiettivi del Demand Planning, che attualmente lavora con tecniche qualitative che si basano sull'esperienza e sulla capacità degli esperti della funzione.

Vista la massiccia presenza di promozioni di prezzo dedicate ad alcuni prodotti, si è deciso di analizzare uno di questi per comprendere se gli sconti potessero essere un fattore di disturbo per l'andamento della domanda.

Si è scoperto che, in realtà, la loro regolare applicazione anno dopo anno non ha reso la domanda maggiormente imprevedibile, bensì ha rafforzato in essa la componente regolare della stagionalità.

Poiché anche il prodotto non sottoposto a promozioni analizzato ha mostrato un andamento fortemente stagionale, si è deciso di applicare ad entrambi il metodo previsionale dello smorzamento esponenziale con stagionalità.

Il modello si è dimostrato adeguato ed ha permesso di raggiungere sensibili miglioramenti nell'accuratezza, ottenendo valori dell'errore di previsione pari al 35% in meno nel caso della Nutella da 950 grammi ed al 44% in meno rispetto all'attuale nel caso della Nutella da 200 grammi.

La metrica del MAPE si è rivelata adeguata nel caso di studio in questione in quanto essa è applicabile alle previsioni di tutti i prodotti, non essendovi la presenza di articoli che presentano domanda sporadica nei periodi in cui essi si trovano sul mercato.

Si è dimostrato, inoltre, che i risultati ottenuti riguardo l'errore di previsione non siano influenzati dal fatto che il MAPE dia un peso maggiore agli errori positivi.

A seguito dell'applicazione del test  $\chi^2$ , che ha confermato l'ipotesi di normalità dell'andamento degli errori di previsione, si è definito il valore target del magazzino iniziale che garantisce un livello di servizio del 99% sia nelle settimane di produzione standard, sia in quelle in cui bisogna farsi carico di una produzione maggiore che faccia fronte alla chiusura programmata degli impianti.

L'andamento odierno del magazzino presenta livelli di servizio settimanali molto variabili che spesso non raggiungono il target, oppure lo superano causando così per i prodotti un forte rischio di obsolescenza.

La metodologia proposta, invece, può essere affiancata dai giudizi qualitativi degli esperti e garantisce la possibilità di applicare un metodo standard a tutti i prodotti di tipo A (sottoposti a promozioni o meno), apportando risultati accurati nell'ambito previsionale e offrendo una soluzione rigorosa per il raggiungimento dell'obiettivo settimanale di un livello di servizio del 99%.

Il risultato finale è quello di una velocizzazione del compito della previsione e della "standardizzazione" delle richieste di produzione in modo da assicurare una comunicazione più efficace con il Central Planning.

## APPENDICE A – Analisi ABC sul fatturato

Prodotto	Fatturato	Percentuale Sul Totale	Cumulata	Classe
NUTELLA G450	18.812.335	10,16%	10,16%	A
KINDER BRIOSS T10	15.454.425	8,34%	18,50%	A
ESTATHE LT1,5	14.714.321	7,95%	26,45%	A
ESTATHE LATTINA	13.827.770	7,47%	33,91%	A
NUTELLA G630	12.456.221	6,73%	40,64%	A
ESTATHE BIC T3	11.960.288	6,46%	47,10%	A
NUTELLA G800	11.396.441	6,15%	53,25%	A
NUTELLA G950	11.196.463	6,05%	59,30%	A
KINDER COLAZ. PIU' T10	10.274.481	5,55%	64,84%	A
KINDER GRAN SORPRESA PICCOLO	8.499.392	4,59%	69,43%	A
FIESTA T10	7.292.290	3,94%	73,37%	A
KINDER PINGUI' T4	5.779.078	3,12%	76,49%	A
KINDER FETTA AL LATTE T5	4.521.672	2,44%	78,93%	A
NUTELLA G200	3.888.208	2,10%	81,03%	A
KINDER CARDS	3.210.701	1,73%	82,77%	B
KINDER BUENO T2	3.063.096	1,65%	84,42%	B
KINDER SORPRESA	2.686.958	1,45%	85,87%	B
KINDER GRAN SORPRESA T3	2.405.535	1,30%	87,17%	B
KINDER SORPRESA T1	2.041.077	1,10%	88,27%	B
KINDER PAN E CIOC T10	1.547.820	0,84%	89,11%	B
ESTATHE LT 0,5	1.386.942	0,75%	89,86%	B
POCKET COFFEE	1.357.227	0,73%	90,59%	B
KINDER DELICE T10	1.218.430	0,66%	91,25%	B
KINDER GRAN SORPRESA MEDIO	1.149.199	0,62%	91,87%	B
KINDER CEREALI T6	1.028.400	0,56%	92,42%	B
NUTELLA G3000	940.281	0,51%	92,93%	B
KINDER MERENDERO PZ T1	838.551	0,45%	93,38%	B
KINDER CEREALÉ T10	741.792	0,40%	93,78%	B
KINDER BARRETTE T1	721.220	0,39%	94,17%	B
KINDER FETTA AL LATTE T10	622.020	0,34%	94,51%	B
KINDER BARRETTE T2	683.800	0,37%	94,88%	B
NUTELLA BREADY T6	653.055	0,35%	95,23%	B
KINDER GRAN SORPRESA GRANDE	556.873	0,30%	95,53%	C
KINDER BUENO T(2X6)	547.068	0,30%	95,83%	C
KINDER PARADISO T4	529.715	0,29%	96,11%	C
KINDER BUENO T(2X3)	513.612	0,28%	96,39%	C
FERRERO ROCHER T16	506.261	0,27%	96,66%	C
MISTO SNACKS DOLCI	468.275	0,25%	96,92%	C
KINDER CEREALI T1	444.316	0,24%	97,16%	C
KINDER PINGUI' T8	422.246	0,23%	97,38%	C
KINDER MERENDERO T2	412.400	0,22%	97,61%	C
FERRERO ROCHER T30	382.466	0,21%	97,81%	C
MISTO PRALINE	381.613	0,21%	98,02%	C
ESTATHE BICCHIERE	362.262	0,20%	98,22%	C
MISTO CIOCCOLATI	357.193	0,19%	98,41%	C
DUPLO N.LEGGERO T7	339.031	0,18%	98,59%	C
TIC TAC T37 T1	327.311	0,18%	98,77%	C
KINDER BARRETTE T3	313.756	0,17%	98,94%	C
POCKET COFFEE T18	310.298	0,17%	99,11%	C
KINDER MAXI T6	295.435	0,16%	99,26%	C
KINDER BUENO WHITE T2	286.767	0,15%	99,42%	C
BRIOSS T10	269.657	0,15%	99,57%	C
MON CHERI T5	213.877	0,12%	99,68%	C
TRONKY T5	190.974	0,10%	99,78%	C
DIGESTIVE G400	148.819	0,08%	99,86%	C
ASSORTIMENT PRESTIGE	141.078	0,08%	99,94%	C
KINDER CEREALI T10	110.605	0,06%	100,00%	C
Totale Complessivo	185.201.398	100,00%	100,00%	

## APPENDICE B – Confronto dei valori del MAPE

WEEK	MAPE SES	MAPE FERRERO	DIFFERENZA
36.2017	5%	3%	2%
37.2017	2%	13%	-11%
38.2017	10%	0%	10%
39.2017	7%	11%	-4%
40.2017	2%	10%	-8%
41.2017	3%	11%	-8%
42.2017	5%	10%	-5%
43.2017	5%	9%	-4%
44.2017	3%	3%	1%
45.2017	4%	13%	-9%
46.2017	3%	6%	-3%
47.2017	0%	4%	-4%
48.2017	5%	9%	-4%
49.2017	10%	1%	9%
50.2017	8%	11%	-3%
51.2017	1%	14%	-13%
52.2017	10%	12%	-2%
01.2018	8%	4%	4%
02.2018	1%	14%	-13%
03.2018	10%	7%	3%
04.2018	13%	13%	0%
05.2018	7%	21%	-15%
06.2018	17%	13%	4%
07.2018	1%	15%	-14%
08.2018	3%	17%	-14%
09.2018	2%	9%	-7%
10.2018	2%	13%	-11%
11.2018	1%	3%	-1%
12.2018	6%	2%	4%
13.2018	1%	12%	-11%
14.2018	0%	10%	-10%
15.2018	5%	6%	-1%
16.2018	4%	16%	-12%
17.2018	0%	11%	-10%
18.2018	6%	6%	0%
19.2018	4%	2%	2%
20.2018	3%	3%	0%
21.2018	9%	16%	-7%
22.2018	4%	15%	-11%
23.2018	5%	12%	-7%
24.2018	5%	14%	-9%
25.2018	13%	8%	5%
26.2018	7%	1%	6%
27.2018	1%	1%	-1%
28.2018	4%	8%	-4%
29.2018	7%	3%	4%
30.2018	5%	10%	-5%
31.2018	7%	2%	5%
32.2018	6%	6%	0%
33.2018	8%	16%	-7%
34.2018	2%	16%	-14%
35.2018	0%	14%	-14%
TOTALE	5%	9%	-5%

Nutella 200

WEEK	MAPE SES	MAPE FERRERO	DIFFERENZA
36.2017	10%	2%	8%
37.2017	8%	10%	-2%
38.2017	9%	9%	1%
39.2017	0%	3%	-2%
40.2017	8%	12%	-4%
41.2017	0%	13%	-13%
42.2017	13%	14%	-1%
43.2017	1%	16%	-14%
44.2017	5%	3%	2%
45.2017	8%	10%	-2%
46.2017	6%	13%	-7%
47.2017	12%	15%	-2%
48.2017	4%	9%	-5%
49.2017	2%	13%	-11%
50.2017	8%	19%	-10%
51.2017	9%	13%	-4%
52.2017	22%	25%	-3%
01.2018	13%	21%	-8%
02.2018	8%	15%	-7%
03.2018	8%	17%	-9%
04.2018	5%	14%	-9%
05.2018	21%	13%	8%
06.2018	4%	9%	-5%
07.2018	6%	10%	-4%
08.2018	5%	7%	-2%
09.2018	2%	18%	-16%
10.2018	12%	11%	1%
11.2018	1%	11%	-10%
12.2018	8%	11%	-3%
13.2018	9%	18%	-9%
14.2018	1%	10%	-9%
15.2018	2%	12%	-10%
16.2018	3%	16%	-13%
17.2018	18%	21%	-2%
18.2018	3%	19%	-16%
19.2018	4%	19%	-15%
20.2018	6%	19%	-13%
21.2018	15%	16%	-1%
22.2018	14%	15%	-1%
23.2018	13%	4%	8%
24.2018	11%	21%	-10%
25.2018	16%	23%	-7%
26.2018	19%	10%	9%
27.2018	19%	7%	12%
28.2018	12%	17%	-5%
29.2018	2%	12%	-9%
30.2018	2%	12%	-10%
31.2018	15%	15%	0%
32.2018	6%	10%	-4%
33.2018	0%	9%	-9%
34.2018	6%	15%	-9%
35.2018	0%	13%	-13%
TOTALE	8%	15%	-7%

Nutella 950

## Indice delle figure

Figura 2.1 - Suddivisione dell'anno in sessioni .....	4
Figura 2.2 - La suddivisione del budget dedicato al "Cut Price" tra i prodotti .....	6
Figura 2.3 - Stock Nutella 200 .....	12
Figura 2.4 - Stock Nutella 950 .....	13
Figura 3.1 - Classificazione prodotti secondo l'analisi ABC .....	16
Figura 3.2 - Distribuzione generale di Pareto.....	17
Figura 3.3 - Esempio di line plot.....	20
Figura 3.4 - Esempio di Seasonal Plot. ....	21
Figura 3.5 - Esempi di correlogramma.....	22
Figura 3.6 - Andamento delle scorte in un sistema a controllo continuo. ....	49
Figura 3.7 - Andamento di un sistema di controllo periodico.....	51
Figura 4.1 - Valore cumulato del fatturato Agosto 2017 – Luglio 2018.....	57
Figura 4.2 - Line Plot domanda Nutella .....	59
Figura 4.3 - Andamento stagionale domanda Nutella.....	60
Figura 4.4 - Funzione di autocorrelazione della domanda Nutella .....	62
Figura 4.5 - Indici di trend Nutella.....	63
Figura 4.6 - Indice stagionalità Nutella.....	65
Figura 4.7 - Istogramma domanda Nutella 200.....	66
Figura 4.8 - Tabella dei risultati Nutella 200 .....	68
Figura 4.9 - Differenze tra frequenza dei valori osservati e attesi per la Nutella 200.....	68
Figura 4.10 - Tabella dei risultati Nutella 200 .....	69
Figura 4.11 - Istogramma domanda Nutella 950.....	70
Figura 4.12 - Tabella dei risultati Nutella 950 .....	71
Figura 4.13 - Differenze tra frequenza dei valori osservati e attesi per la Nutella 950.....	72
Figura 4.14 - Tabella dei risultati Nutella 950 .....	72
Figura 4.15 - Fattori di inizializzazione della stagionalità .....	74
Figura 4.16 - Fattori di inizializzazione della stagionalità .....	76
Figura 4.17 - Tabella confronto MAPE e MAPE modificato .....	77
Figura 4.18 - Istogramma residui Nutella 200 .....	78
Figura 4.19 - Tabella dei risultati residui Nutella 200 .....	78
Figura 4.20 - Differenze tra frequenza dei valori osservati e attesi per residui Nutella 200.....	79
Figura 4.21 - Tabella dei Risultati residui Nutella 200 .....	79
Figura 4.22 - Andamento residui Nutella 950.....	80
Figura 4.23 - Tabella dei risultati residui Nutella 950 .....	80
Figura 4.24 - Differenze tra frequenza dei valori osservati e attesi per residui Nutella 950.....	81
Figura 4.25 - Tabella dei risultati residui Nutella 950 .....	81
Figura 4.26 - Analisi preliminare gestione scorte Nutella 200.....	83
Figura 4.27 - Analisi preliminare gestione scorte Nutella 950.....	85

## Bibliografia

Bazzani L., *L'analisi ABC per la gestione del magazzino*, 2013.

Bertorelle G., *Il test del chi-quadrato*, Dispense del corso di biostatistica, Università degli studi di Ferrara, 2010.

Brandimarte P., Zotteri G., *Introduction to Distribution Logistics*, U.S.A., Wiley, 2007.

Byrne P.J, Salam A., Panahifar F, *Retail Supply Chain service levels: the role of inventory storage*, Journal of Enterprise Information Management.

Chiandotto B., *Inferenza statistica*, Università degli Studi di Firenze, 2017.

Corain L., *Test chi-quadrato*, Università degli Studi di Padova, 2011.

Hill R., *Measuring stock service level*, International Journal of Retail & Distribution Management, 1990.

Howard K., *Inventory Management*, International Journal of Physical Distribution, 1974.

Howard K., *The Role of Inventory in Practice*, International Journal of Physical Distribution & Materials Management, 1984.

IBM, *Inventory Management Program and Control Techniques*, 1962.

Levine D.M., Krehbiel T.C., Berenson M.L., *Statistica (capitolo 11: "Analisi delle serie storiche")*, Pearson, 2010.

Li, Wang, *Dynamic supply chain decisions based on networked sensor data: an application in the chilled food retail chain*, International Journal of Production Research, 2015.

Makidakris, S., *Accuracy Measures: Theoretical and Practical Concerns*, International Journal of Forecasting, 1993.

Marliani G., *L'approccio classico per l'analisi delle serie storiche*, Dispense del corso di Economia Statistica, Università degli Studi di Firenze, 2014.

Milanato D., *Demand Planning: Processi, metodologie e modelli matematici per la gestione della Domanda Commerciale*, Milano, Springer, 2008.

Mosca J., *Qualità*, Université de Grenoble INP, 2017.

Prak D., Teunter R., *A general method for addressing forecasting uncertainty in inventory models*, University of Groningen, 2017.

Rădășanu A.C., *Inventory Management, Service Level and Safety Stock*, Cuza University, 2016.

Ray D., Millman S., *Optimal Inventories via Customer Service Objectives: Lost Sales, Stock-Out Costs, and Customer Service*, International Journal of Physical Distribution & Materials Management, 1979.

Ronen D., *Inventory Service Levels Comparison of Measures*, International Journal of Operations & Production Management, 1983.

Urgeletti G., *La gestione delle scorte nelle imprese commerciali e di produzione*, Milano, Etas, 1992.

Vicario G., Levi R., *Metodi Statistici per la Sperimentazione*, Bologna, Esculapio, 2008.

Williams Brent D., Tokar T., *A review of inventory management research in major logistics journals: Themes and future directions*, The International Journal of Logistics Management, 2008.