

## **Indice**

|   |              |
|---|--------------|
| <b>Capitolo I : Pianificazione della domanda nell'azienda Alfa srl.....</b> | <b>p.1</b>   |
| <b>Capitolo II: Time Series Analysis.....</b>                               | <b>p.19</b>  |
| <b>Capitolo III: Valutazione dei modelli di Sales Forecasting.....</b>      | <b>p.34</b>  |
| <b>Capitolo IV: Time Series Forecasting.....</b>                            | <b>p.47</b>  |
| <b>Capitolo V: Applicazione e risultati dei metodi di Forecasting.....</b>  | <b>p.97</b>  |
| <b>Capitolo VI: Classificazione e Pianificazione della domanda.....</b>     | <b>p.115</b> |
| <b>Bibliografia .....</b>   | <b>p.131</b> |

# Pianificazione della domanda nell'azienda Alfa srl

In questo capitolo esamineremo la nascita del progetto che ha portato alla redazione di questa tesi, i motivi che hanno spinto la Plannet srl ad attivare il progetto sulla richiesta dell'azienda Alfa srl nonché degli obiettivi fissati all'inizio e dei risultati raggiunti dal sottoscritto.

## Nascita del progetto di Tesi di Laurea

La presente tesi, valida per la Laurea Specialistica in Ingegneria Gestionale presso l'università di Bologna, è stata redatta in seguito all'esperienza di stage lavorativo di quattro mesi presso la società di consulenza Plannet srl con sede a Reggio Emilia.

Il sottoscritto laureando Giovanni Radighieri è stato messo in contatto con la società Plannet dell'Ing. Vincenzo Bo dalla Professoressa Cristina Mora, docente di "Sistemi di Produzione Avanzati LS" (nonché relatrice della presente tesi) presso l'Università di Bologna.

La società Plannet srl ha attivato il progetto di stage lavorativo in seguito alla richiesta da parte di un proprio cliente di sviluppare un software di previsione e pianificazione della domanda futura (*forecast e demand planning*) di materie prime, semilavorati e prodotti finiti.

## Chi è e cosa fa la Plannet srl

La **PLANNET** srl è un'azienda di consulenza con sede a Reggio Emilia in via Magenta 1/C, di proprietà di quattro soci che vanta una dozzina di dipendenti e una clientela nazionale ed internazionale. I soci fondatori hanno 20 anni di esperienza nelle tematiche di pianificazione e gestione della produzione.



Viale Magenta 1/c  
42100 - REGGIO EMILIA  
tel. +39 0522 435959  
fax. +39 0522 439960  
www.plannet.it

La PLANNET è una azienda leader nella fornitura di soluzioni software applicative e servizi di consulenza per la pianificazione, la programmazione ed il controllo della Supply Chain. Il core business della Plannet è la pianificazione della produzione tramite il software proprietario Compass.

Tra i principali clienti vi sono aziende e multinazionali leader di mercato nei settore sanitary care, elettronica ed illuminazione con sedi di produzione soprattutto in Italia ma anche nei principali paesi Europei.

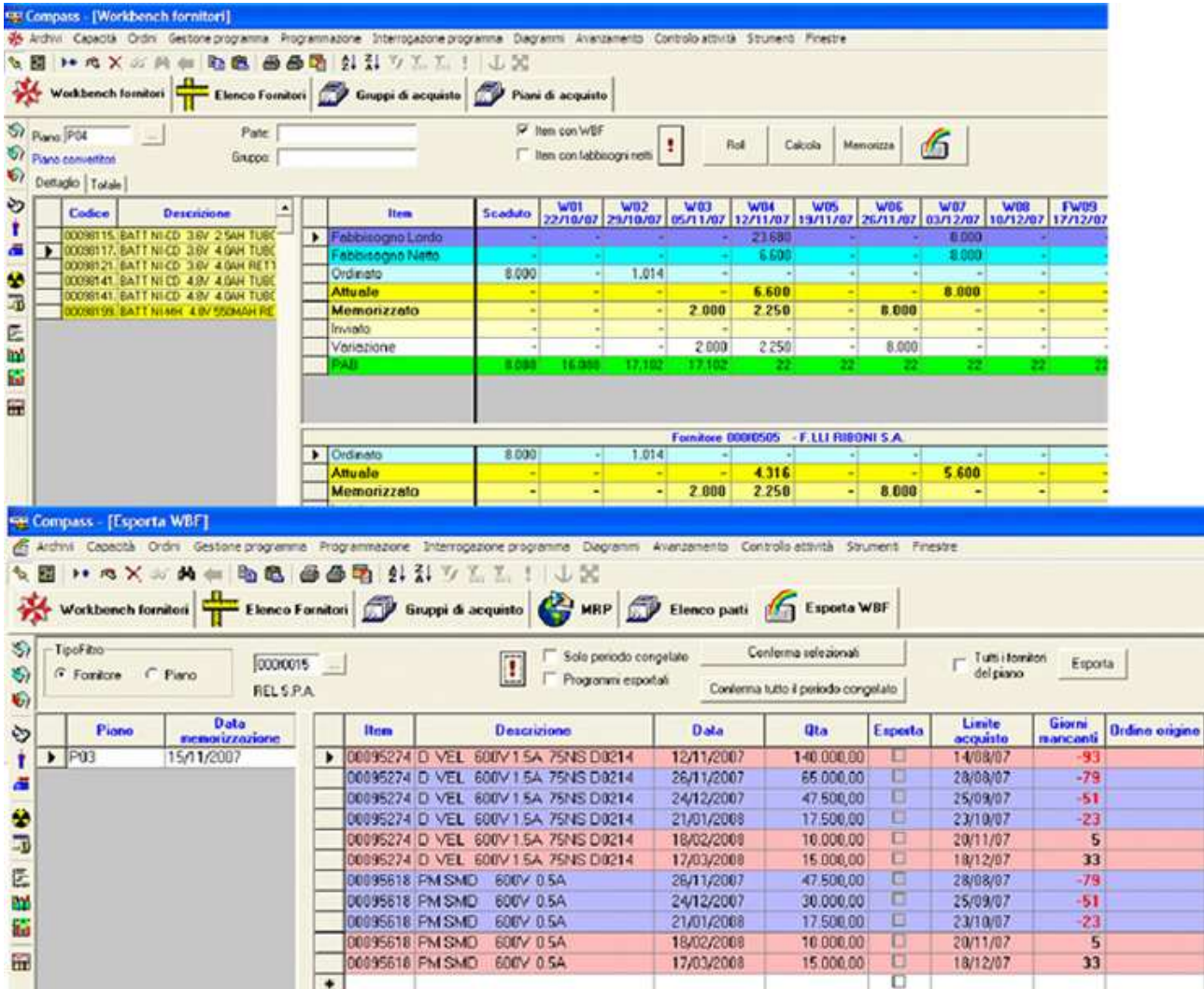


Figura 0.1 Esempio della maschera del software proprietario Compass

COMPASS è una soluzione software per il Supply Chain Planning & Execution, in grado di supportare i processi decisionali ed operativi di Pianificazione, Programmazione e Controllo della Produzione e degli Approvvigionamenti nelle aziende manifatturiere.

Compass è in grado di interfacciarsi ed integrarsi in modo semplice e completo con qualsiasi sistema gestionale o ERP operativo in azienda (SAP, ORACLE, JDE, BaaN, BPCS, DIAPASON, MAPICS, ...) e con sistemi informativi "custom".

Tuttavia la Plannet non ha mai sviluppato software per l'implementazione di algoritmi e metodi di previsione, e per tali richieste si è sempre affidata ad un partner leader nello sviluppo software per previsioni.

### **Azienda Alfa srl**

L'azienda per conto della quale la Plannet ha attivato il progetto di previsione e pianificazione della domanda futura non ha consentito il trattamento dei propri dati adducendo motivazioni generiche di riservatezza. Pertanto, non potendo citare in questa tesi il nome della società, verrà chiamata genericamente azienda Alfa srl; inoltre, sono stati cambiati tutti i nomi dei codici materie prime e prodotti finiti, sostituendoli con nomi generici di immediata comprensione come PF1, PF2,..., per i prodotti finiti e MP1, MP2,..., per le materie prime.

I dati di produzione (costi standard e tempi di produzione) sono stati forniti con un certo grado di reticenza, pertanto laddove l'azienda Alfa srl non ha voluto fornire dati si è provveduto a sopperire con dati provenienti da fonti standard.

## Chi è la azienda Alfa srl

L'azienda Alfa srl è un' importante azienda italiana manifatturiera di box doccia. Il core business è costituito dalla produzione di chiusure doccia e cabine multifunzione.

L' azienda Alfa ha puntato molto sulla flessibilità. Attraverso le finiture, i colori di lastre e profili e naturalmente le dimensioni, ogni doccia diventa una soluzione pensata e realizzata su misura per soddisfare tutte le necessità. L'azienda Alfa srl ha sempre puntato ad essere un'azienda "all brand", nel senso di cercare di coprire il più possibile tutta la gamma di box



doccia presenti sul mercato, dal prodotto standard caratterizzato da un basso costo via via al prodotto di alta gamma con prezzo elevato.

Di particolare importanza per detta impresa è il livello di immagine e soddisfazione del cliente raggiunti negli anni grazie ad un lavoro continuo ed efficiente.

Pertanto l'impresa considera parametri fondamentali il rispetto degli impegni presi, la velocità e puntualità di consegna, e la qualità elevata non solo del prodotto ma anche del servizio generale offerto al cliente.

L'analisi dei flussi produttivi ha portato alla constatazione che le frequenti rotture di stock avvenute negli ultimi tempi, dovute sia ad un'espansione rapida, avvenuta negli

ultimi anni, sia a metodi di organizzazione interna non all'altezza del prestigio che si vuole ricoprire, stavano minando l'immagine dell'azienda.

Pertanto, per potere mantenere le leve competitive precedentemente menzionate, l'azienda Alfa si è rivolta al mondo della consulenza per migliorare la previsione dei propri fabbisogni e la pianificazione della domanda.

## **Non esisteva già in commercio un software di previsioni?**

La domanda che a questo punto sorge è: perché la Plannet ha deciso di sviluppare in proprio un software di previsione della domanda, pur non facendo parte tale materia del proprio core business? E soprattutto, perché l'azienda Alfa srl non si è rivolta ad una delle tante società statistiche di sviluppo di software che si occupano di forecasting e previsione della domanda?

La Alfa srl ha contattato una delle principali aziende nello sviluppo software per previsioni con cui Plannet collabora, ma che la soluzione proposta è stata giudicata troppo onerosa e complessa da implementare. Da qui è nato il progetto di sviluppare in proprio un software di Forecasting che potesse essere al contempo alla portata della Alfa srl e rispondente alle esigenze del caso in esame.

## **Situazione attuale dell'azienda Alfa srl**

### **Perché effettuare previsioni?**

L'azienda Alfa ha espresso, come ho precisato sopra, la necessità di effettuare un'accurata previsione dei propri codici, siano essi materie prime, semilavorati o prodotti finiti.

I motivi essenziali che hanno spinto l'azienda Alfa ad effettuare questa richiesta sono stati:

- semplificare le politiche di gestione degli approvvigionamenti di materie prime;
- semplificare le politiche di scorta e di produzione dei semilavorati interni;
- razionalizzare ed ottimizzare le politiche di produzione dei prodotti finiti;
- diminuire i costi di pianificazione delle materie prime, semilavorati e prodotti finiti;
- evitare gli stock-out;

Quest'ultimo costo è molto alto se confrontato alla media dell'industria manifatturiera italiana. Infatti la Alfa srl impiega correntemente due Ing. Gestionali per la preparazione dei file Excel con cui calcolare manualmente il fabbisogno dei vari codici (vedi prossimo paragrafo al riguardo). L'impiego di tali risorse umane full-time per la previsione non è assolutamente giustificato e richiede il passaggio a mezzi automatici (software) per la previsione. Questo passaggio snellirebbe di molto le procedure interne e fornirebbe un'arma in più per abbassare i costi interni e quindi aumentare la competitività dell'azienda.

In passato si sono verificati vari casi di stock-out sia di materie prime che di prodotti finiti, che hanno portato a forti costi di mancanza. Tali costi comprendevano la gestione in situazione di emergenza degli approvvigionamenti e della produzione, costi di mancata vendita ma soprattutto danni di immagine.

A tal proposito è importante ricordare che l'azienda Alfa è un'azienda leader nel settore di box doccia e si colloca nella fascia alta. L'immagine ed il prestigio del marchio ne costituiscono il vero valore aggiunto, grazie al quale riesce a mantenere la leadership sul mercato. L'Alfa srl è considerata dagli esperti del settore tra le migliori esistenti sul mercato dei box doccia, e riesce a vendere di più e ad un prezzo più alto anche per questa notorietà. Un cliente che si rivolge alla Alfa srl si attende un prodotto di alta gamma, bello esteticamente, funzionale, ed in pronta consegna. Per mantenere questa fama pertanto è necessario mantenere un alto livello di servizio per il cliente, pertanto non sono ammesse rotture di stock e nemmeno ritardi nelle consegne.

### Metodo attuale di pianificazione nella Alfa srl

Attualmente, come sopra accennato, viene utilizzato un metodo abbastanza lungo e Per avere un quadro preciso della pianificazione della domanda nella Alfa srl, partiamo dalla classificazione dei prodotti finiti nell'azienda Alfa srl:

| Classe Commerc | Definizione   | Volume <sup>(*)</sup> | n° item <sup>(*)</sup>  |
|----------------|---|-----------------------|-------------------------|
| A              | prodotti finiti a catalogo<br>consegna da magazzino<br>gestione a stock                                       | 94.181 pz<br>(59 %)   | 280 codici<br>(2 %)     |
| B              | prodotti finiti a catalogo<br>configurazione "rara"<br>consegna in 2-3 settimane                              | 65.246 pz<br>(41 %)   | 15.702 codici<br>(98 %) |
| C              | prodotti finiti con dimensioni personalizzate o configurazioni "rarissime"<br>consegna in 3-4 settimane o più |                       |                         |

**Tabella 0.1 Classi commerciali dei prodotti finiti nell'azienda Alfa**

La classificazione commerciale di Tabella 0.2 non deve essere confusa con la classificazione ABC che proporremo nel seguito di questo capitolo (ed anche nel prossimo capitolo).

La classificazione commerciale attuale utilizzata dalla Alfa srl viene decisa dall'ufficio vendite seguendo più considerazioni di marketing che logistiche. Difatti vengono classificati come appartenenti alla classe A prodotti che si vuole avere in pronta consegna per motivi commerciali e di immagine e non per motivi logistici.

I prodotti di classe commerciale **A** sono quelli che devono essere "a catalogo", quindi non personalizzabili, con pronta consegna da magazzino e gestione a stock.



I prodotti di classe commerciale **B** sono prodotti a catalogo con possibilità di piccole personalizzazioni e configurazioni più rare (un colore diverso dei profilati metallici o una maniglia della porta doccia diversa da quelle standard). I prodotti B vengono consegnati entro 2-3 settimane, non devono essere presenti a magazzino e pertanto non rientreranno nella nostra analisi delle previsioni.

I prodotti di classe commerciale **C** sono prodotti "di nicchia" ovvero prodotti soggetti ad un alto grado di personalizzazione (per lo più personalizzazioni rare), con possibilità di cambiare le dimensioni del box doccia. Quest'ultima personalizzazione significa in

pratica che il cliente avanza richieste particolari quali una diversa altezza del box doccia, cosa che comporta un taglio diverso dei profilati e soprattutto l'utilizzo di vetri di dimensioni non standard.

Da quanto detto emerge che i prodotti più critici dal punto di vista logistico sono i prodotti di classe commerciale A. Essi infatti richiedono una più attenta ed accorta gestione delle scorte a magazzino, in quanto tali prodotti devono essere sempre disponibili alla vendita.

Pertanto l'azienda Alfa ha ritenuto di dover procedere ad una previsione accurata della domanda di mercato (*demand planning*) e perciò ha commissionato, come spiegato nell'introduzione, il lavoro alla Plannet srl.

Infatti l'attuale metodo di previsione del fabbisogno e il calcolo delle scorte dei prodotti finiti (e delle materie prime) operato dalla Alfa srl per tutti i propri codici (di classe A,B e C) consiste nel



calcolare la domanda media storica dei giorni lavorativi degli ultimi 4 mesi , includere gli ordini acquisiti nel periodo e quindi formulare il fabbisogno futuro di codici (al riguardo vedi prossimo capitolo) e da qui decidere il livello di scorta da tenersi in casa. Questa procedura come già detto è lunga e macchinosa, in quanto deve essere aggiornata giornalmente e manualmente tramite fogli Excel da due Ingegneri Gestionali. Inoltre tale procedura non è precisa perché si è rivelata alla prova dei fatti poco attendibile e poco precisa, in quanto crea spesso rotture di stock o livelli eccessivi di stock.



Cadenza analisi: GIORNALIERA

**Figura 0.2 Metodo attuale di demand planning nell'azienda Alfa**

Le rotture di stock sono molto pericolose soprattutto per i codici appartenenti alla classe commerciale A per i motivi sopraddetti, e perciò solo ai codici appartenenti a questa classe si limiterà la mia analisi di previsione della domanda.

## **Obiettivo dell'analisi e ottimizzazione delle previsioni**

L'obiettivo dell'applicazione dei metodi di previsione ai codici appartenenti alla classe commerciale A è di ridurre al minimo i margini di incertezza e di errore riguardo alle stime della domanda futura di prodotti finiti.

Come si vede dallo schema concettuale introdotto di seguito, l'obiettivo dell'analisi riguardante la parte di Forecasting è riuscire a fornire un modello che rivoluzioni le pratiche

attuali di planning seguite attualmente nella ditta Alfa e introdurre un nuovo schema di procedura.

Cerchiamo di entrare meglio nel problema: di fronte ad un codice Prodotto Finito (d'ora in poi spesso si utilizzeranno gli acronimi PF per Prodotto Finito e MP per Materia Prima) devo decidere come pianificare. La domanda che mi devo porre è: "è un codice prevedibile?"

Nel senso che, se applico uno dei metodi scelti di Forecasting, otterrò un risultato accettabile? La risposta a questa domanda me la fornisce la REGOLARITA', un indice, o meglio, due indici che vedremo meglio nel prossimo paragrafo.

## NUOVO MODELLO DI PIANIFICAZIONE

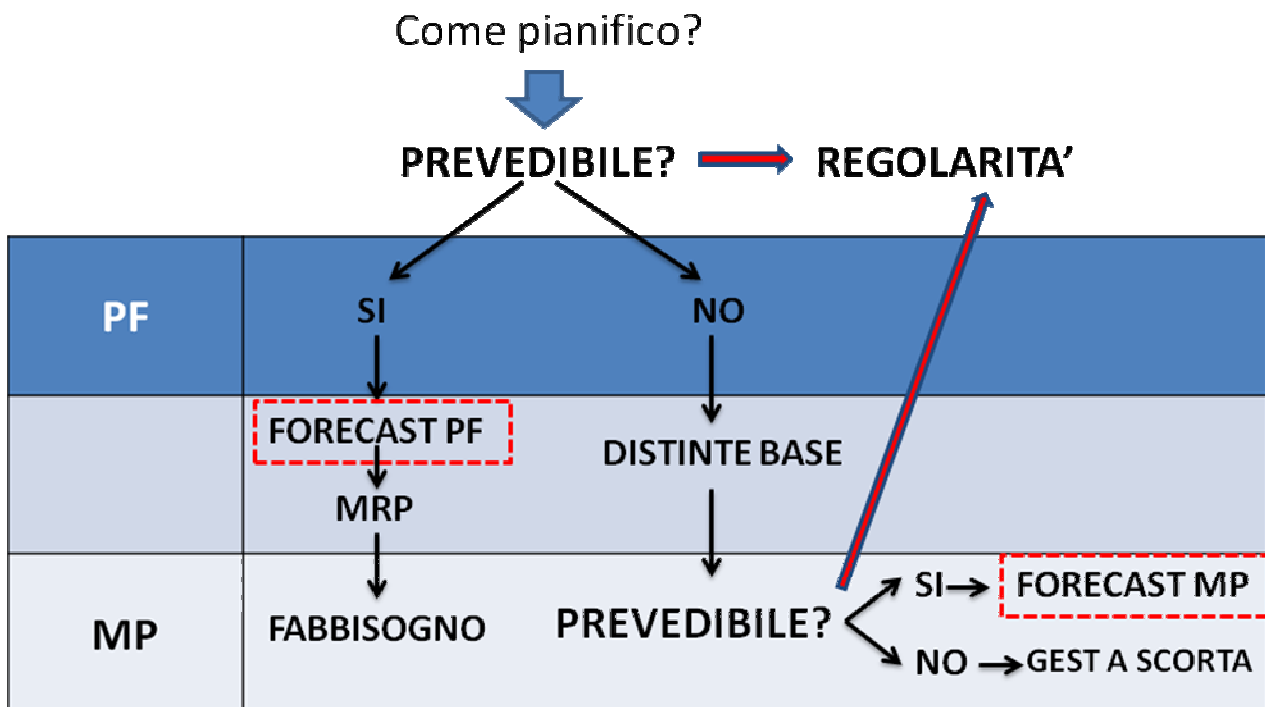


Figura 0.3 Schema concettuale del nuovo modello di pianificazione che si intende introdurre

Se la risposta alla domanda "E' prevedibile" è:

- **Si:** allora applico i metodi di Forecasting e attraverso il Material Requirement Planning (MRP) riesco a ricavarmi il fabbisogno di materie prime. Da notare che tale fabbisogno non è quello totale di tali materie prime, le quali comporranno pure altri prodotti finiti non prevedibili. Vedremo nel CAP 5 come risolvere tale inconveniente.

- **No:** allora tramite le distinte base risalgo alle materie prime corrispondenti, in modo da cercare di vedere se tali codici sono a loro volta prevedibili o no. La risposta a questa domanda me la da come sempre la REGOLARITA'. Se tali materie prime sono prevedibili allora applicherò i modelli scelti di Forecasting, mentre se non è prevedibile ricorro alla gestione a scorta. Questa ultima parte sarà discussa nel CAP 5.

La Regolarità è un indice calcolato dal software della Plannet srl chiamato Monitor Logistico. Nel prossimo paragrafo farò qualche cenno a proposito di che cos'è il Monitor logistico.

## Monitor Logistico

### Generalità sul Monitor Logistico

Monitor Logistico nasce come strumento per il monitoraggio e la misurazione delle performance dei flussi logistici aziendali. Può eseguire anche simulazioni su differenti scenari aziendali. E' un software progettato dalla Plannet negli anni '90 per soddisfare richieste di aziende che all'epoca non potevano essere soddisfatte da Compass.



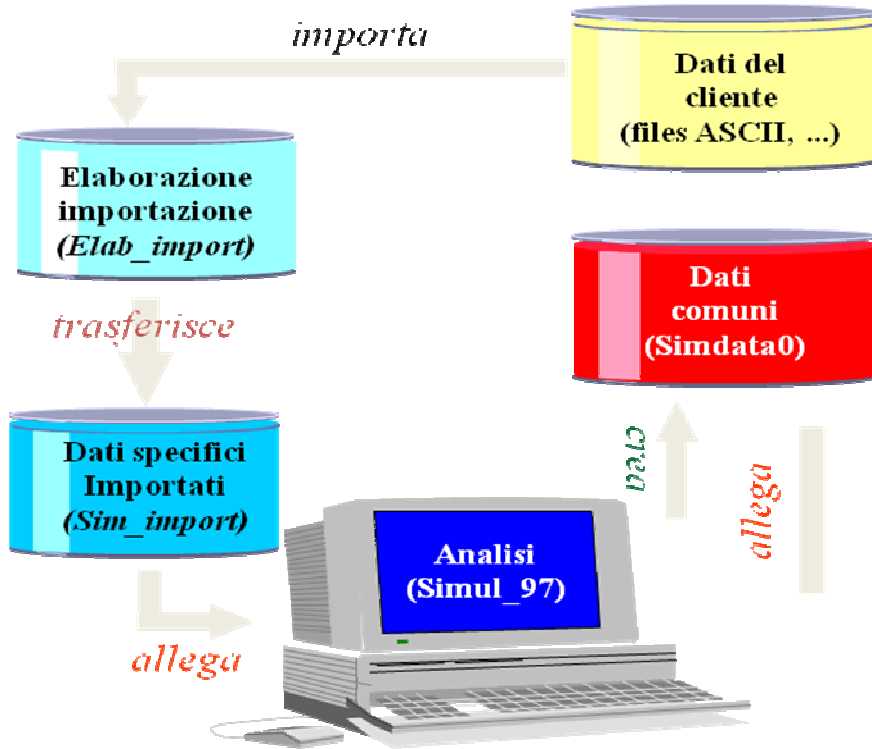
Figura 0.4 Maschera iniziale del Monitor logistico

L'architettura è sviluppata interamente su database Access. Essa è caratterizzata da tre strutture fondamentali volte a:

- Acquisire i dati dal cliente (con una certa periodicità);
- Rielaborarli;

- Memorizzarli quali parametri di confronto per le occasioni successive

Il Monitor logistico è uno strumento software di cui si è avvalsa la Plannet in passato prima di passare molte funzioni nel software attuale Compass. Tuttavia non tutte le funzioni sono state passate in compass, come il calcolo della Regolarità e l'analisi delle comunanze.



**Figura 0.5 Architettura del Monitor logistico**

Non ci dilungheremo però nell'analisi del Monitor logistico in quanto il lavoro del mio progetto costituisce la base concettuale e teorica per la costruzione di un software applicativo che effettui la classificazione dei codici, la previsione dei consumi e ed il calcolo dei fabbisogni nell'orizzonte temporale richiesto (6 mesi o 1 anno).

## Regolarità

### Regolarità calcolata secondo il precedente metodo

Precedentemente, il Monitor logistico prevedeva la classificazione della domanda secondo il criterio della regolarità. La Regolarità misura la Deviazione standard delle quantità di materiali movimentate normalizzata sul totale delle quantità movimentate (TQM) nei giorni di calendario interni al periodo considerato (indicate con GC).

Il suo calcolo presuppone:

- di raggruppare i movimenti per giorno, magazzino e causale
- di calcolare il numero di giorni in cui ciascun codice si è mosso (N)

-di calcolare il numero di giorni di calendario nel periodo (GC)

La REGOLARITA' si ottiene quindi come:

$$\text{REGOLARITA}' = \left[ \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - x_m)^2 + (GC - N) * x_m^2}{GC}} * \frac{10.000}{TQM} \right]$$

in cui:

- $X_i$  = singole quantità movimentate nel giorno i
- $X_M$  = quantità media giornaliera movimentata (=TQM / GC)

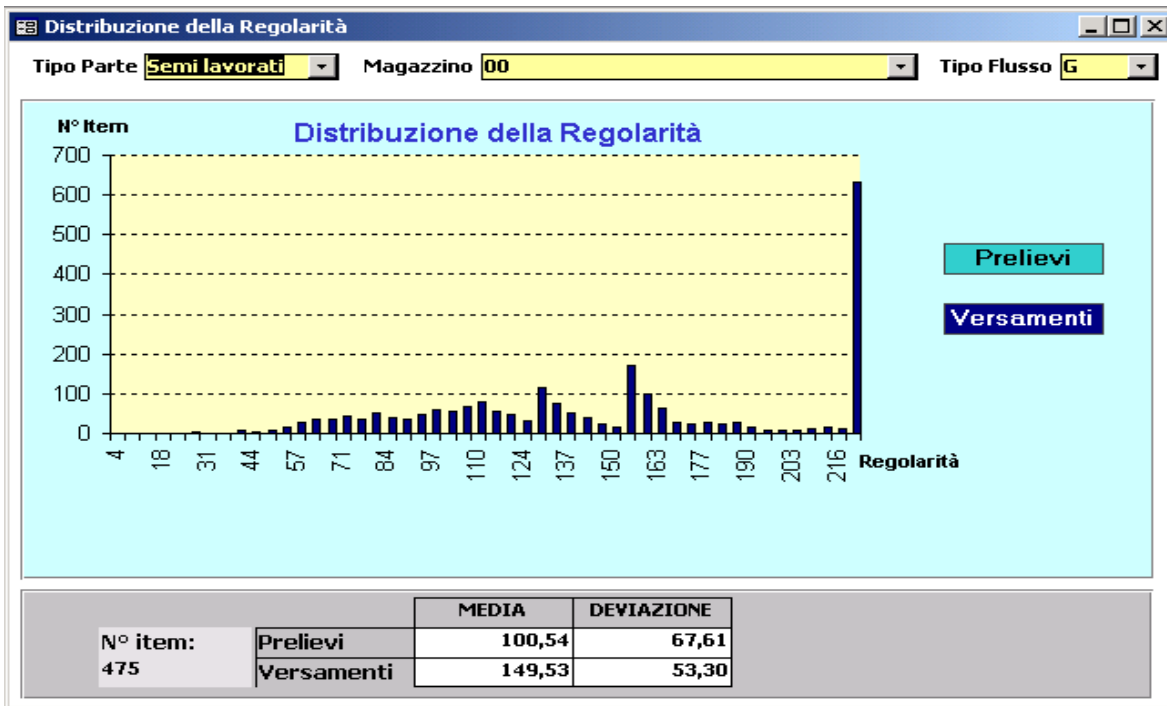


Figura 0.6 Risultati del calcolo della Regolarità nel Monitor logistico

Il valore massimo di regolarità è impostato *di default* a 9.999 per quei codici che non si sono mai mossi nel periodo considerato.

La Regolarità misura la Dev\_St delle quantità movimentate in ogni giornata del periodo (\*): più è elevata più i flussi sono IRREGOLARI (e quindi la programmazione risulta complessa).

Il problema riscontrato nell'utilizzo della Regolarità nell'ambito del Monitor Logistico consiste nel fatto che i valori soglia non sono definibili in % (la regolarità è adimensionale e

non ha senso cumularla). Pertanto il valore soglia era definito dinamicamente in funzione del range della regolarità della popolazione in esame.

### Nuova regolarità: CV e ADI

Viste le difficoltà incontrate nell'utilizzo della Regolarità, il sottoscritto ha deciso di introdurre due coefficienti che possano aiutare nella caratterizzazione della domanda e sostituire la vecchia formula della regolarità: **CV** ed **ADI**.

Questi due codici sono presi dalla teoria della ricambistica e sono stati introdotti per la prima volta da Williams(1984) ed in seguito modificati e classificati in quattro categorie da Syntetos (2001).

Le definizioni delle categorie definite in base al CV e all'ADI sono le seguenti:

- *Smooth demand (o slow moving)*: comportamento tipico dei codici tradizionali a bassa rotazione. La domanda è caratterizzata da piccole variazioni negli intervalli tra due richieste e nelle quantità.
- *Erratic demand* : domanda altamente variabile relativamente alla quantità; il profilo temporale delle richieste è invece piuttosto costante
- *Intermittent demand*: i codici di questa categoria sono caratterizzati da richieste estremamente sporadiche (quindi da molti periodi a richiesta nulla) con una variabilità nelle quantità per singola richiesta non particolarmente accentuata
- *Lumpy demand*: categoria più difficile da gestire, con andamento delle quantità richieste random e lunghi periodi tra una richiesta ed un'altra. In molti bucket ho richiesta zero

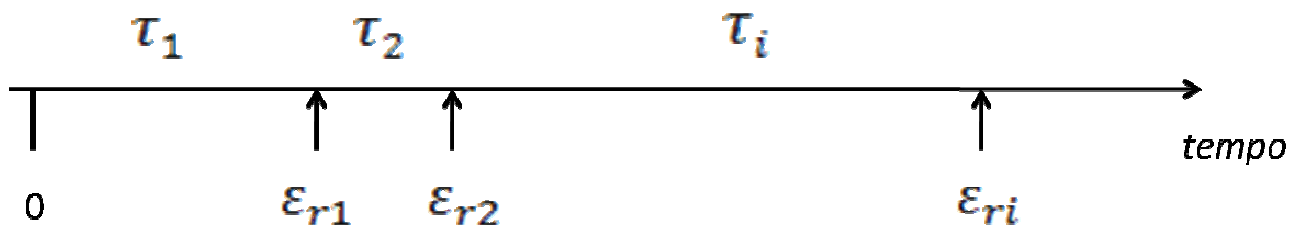


Figura 0.7 Esempio di domanda intermittente di un codice

**ADI- Average interdemand interval**: numero medio di periodi di tempo tra due richieste (consumi) di codice. E' normalmente espresso in periodi, intendendo per periodo

l'intervallo di tempo di riferimento che l'azienda usa per gli approvvigionamenti (normalmente il mese);

**CV- Coefficient of variation:** deviazione standard delle richieste per periodo divisa per la domanda media

La formulazione dei due parametri risulta essere:

$$ADI = \frac{\sum_{i=1}^N \tau_i}{N}$$

$$CV = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N (\varepsilon_{rt} - \varepsilon_a)^2}{N}}}{\varepsilon_a}$$

$$\varepsilon_a = \frac{\sum_{t=1}^N \varepsilon_{rt}}{N}$$

Si intende per:

$\varepsilon_{rt}$  = consumo del codice in pezzi

$\tau_i$  = intervallo tra due richieste consecutive del codice (in periodi)

N = numero di intervalli di analisi

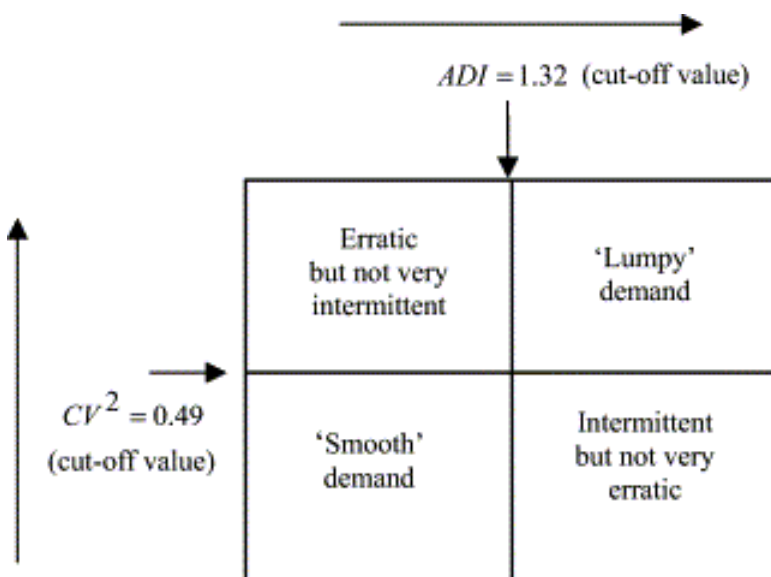


Figura 0.8 Classificazione della domanda di un codice in base alle dimensioni CV e ADI

I valori di taglio delle varie categorie, proposti per la prima volta da Ghobbar and Friend (2001 e 2003), ci permettono di caratterizzare in maniera più dettagliata il tenore intermittente della domanda di ricambi.

Parte del mio lavoro è stato capire se aveva senso applicare tali indici, studiati per la ricambistica, a codici materie prime e prodotti finiti, che non sono caratterizzati da una così marcata intermittenza e sporadicità.

Già da adesso posso anticipare che è assolutamente giustificata l'applicazione ai codici aziendali (prodotti finiti, materie prime e semilavorati) del **Coefficient of Variation (CV)** e dell' **Average Interdemand Interval (ADI)** .

Questi indici sono fondamentali per la definizione della prevedibilità o meno dei codici e per la classificazione interna.

### Studi precedenti sul CV e sull'ADI in letteratura

I coefficienti CV e ADI sono stati studiati in letteratura e applicati per lo studio del comportamento dei codici dal consumo lumpy.

Studi di Williams (1984), Ghobbar e Friend(2002), Syntetos, Boylan e Croston (2005) ed infine da Regattieri, Gamberi, Gamberini e Manzini (2005) hanno portato alla definizione dei valori di soglia per la suddivisione nelle quattro classi.

In particolare gli studi si sono concentrati sul comportamento dei ricambi di aereo e sui motivi e le ragioni che portano un codice ad essere lumpy.

Gli studi si sono concentrati sulla ricerca dei metodi migliori per prevedere codici lumpy, dotati di forte erraticità ed intermittenza.

Il lavoro del mio progetto sarà cercare i metodi e gli algoritmi migliori di previsione per le varie classi di codici dell'azienda Alfa srl. Tali classi saranno definite appunto dagli indici CV e ADI. Indagheremo fino a che punto si potrà correlare il valore degli indici di regolarità con gli errori dei vari metodi di previsione, cioè fino a che punto il CV e l'ADI possano costituire un metro di giudizio per scegliere differenti metodi di forecasting .

### Esempio di applicazione degli indici ADI e CV

Vediamo bene il significato dei due indici appena introdotti e cerchiamo di fare un esempio di applicazione.

$$ADI = \frac{\sum_{t=1}^N \tau_t}{N} ; CV = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N (\varepsilon_{rt} - \varepsilon_a)^2}{N}}}{\varepsilon_a} ; \varepsilon_a = \frac{\sum_{t=1}^N \varepsilon_{rt}}{N}$$



Si intende per:

$\varepsilon_{\tau_i}$  = consumo del codice in pezzi

$\tau_i$  = intervallo tra due richieste consecutive del codice (in periodi)

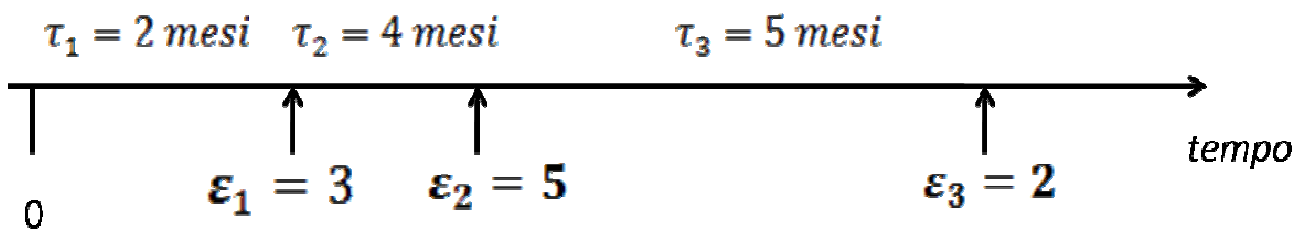
N = numero di intervalli di analisi

Concentriamoci bene su N: N è il medesimo in entrambe le formule e rappresenta il numero di richieste o consumi, cioè il numero di volte in cui si presenta un *epsilon*  $\varepsilon$  (consumo).

### Esempio:

Vediamo il consumo di un codice X:

vengono richiesti 3 codici X dopo due mesi, 5 codici X dopo altri 4 mesi e infine 2 codici X dopo altri 5 mesi.

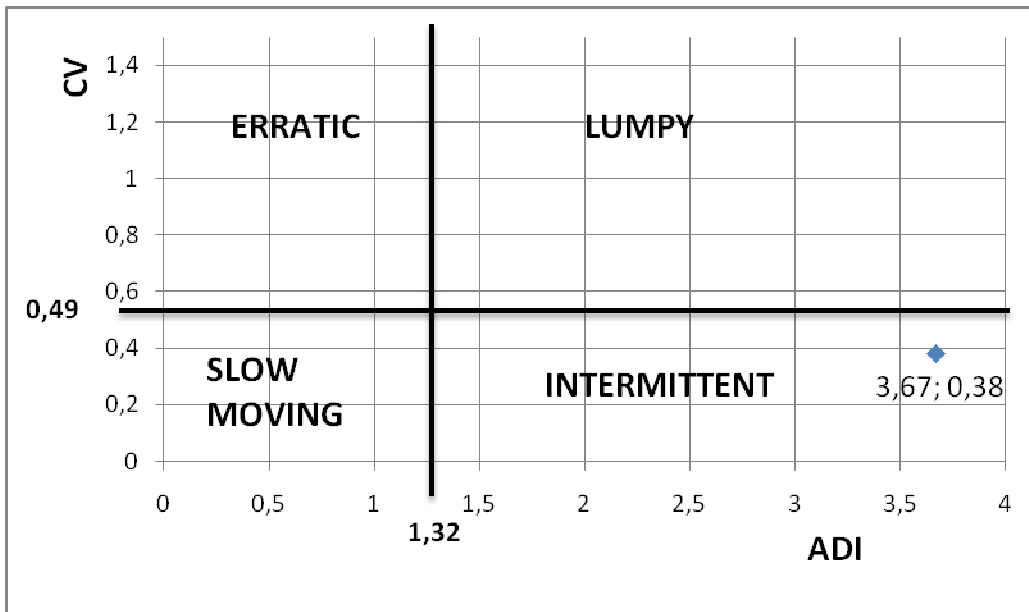


Pertanto viene:

$$ADI = \frac{2 + 4 + 5}{3} = 3,67$$

$$\varepsilon_a = \frac{3 + 5 + 2}{3} = 3,33$$

$$CV = \frac{\sqrt{\frac{(3,33 - 3)^2 + (3,33 - 5)^2 + (3,33 - 2)^2}{3}}}{3,33} = 0,38$$



**Figura 0.9** Visualizzazione grafica dell'esempio

Il codice X è pertanto caratterizzato da una bassa erraticità ( $CV=0,38$ ) ed un'alta intermittenza ( $ADI=3,67$ ). Ci aspettavamo un comportamento del genere in quanto le quantità richieste variano poco (3,5 2) mentre abbiamo vari bucket con domanda nulla, cioè non è costante l'intervallo tra due domande (chiamato anche intervallo di interarrivo o *interdemand interval*).



# Time Series Analysis

## Perché facciamo previsioni?

Generalmente c'è uno scarto temporale tra la conoscenza del verificarsi di un evento imminente ed il verificarsi dello stesso.

Questo scarto temporale, o meglio lead time, è la principale ragione del pianificare (planning) e attuare previsioni (forecasting) di eventi. Se tale lead time è zero o molto piccolo, allora non c'è bisogno di attuare previsioni.

Se invece il lead time è lungo e il risultato di tale evento è legato a fattori identificabili, il planning può rivestire un ruolo importante. In questo caso, c'è bisogno di attuare previsioni per determinare quando si verificherà un evento o quando si espliciterà un bisogno, in modo da poter intraprendere preventivamente le adeguate azioni.

Nel management e in situazioni amministrative, c'è un'urgente necessità di pianificare in quanto il lead time per il decision making ha un range compreso tra alcuni anni (ad esempio per investimenti di capitali) e pochi giorni o addirittura poche ore (per il trasporto e la schedulazione della produzione) fino a pochi secondi (nei settori delle telecomunicazioni ed elettrico). Il forecasting è di grande aiuto per una pianificazione efficace ed efficiente.

Ci sono diverse opinioni riguardo all'utilità e alla validità di fare forecasting. Si può facilmente obiettare sull'efficacia e il senso di una disciplina che mira a prevedere un futuro incerto. Senza dubbio possiamo affermare però che nel forecasting sono stati fatti progressi sostanziali negli ultimi decenni. Al giorno d'oggi sono molti i fenomeni che possono essere previsti, come la velocità di caduta di un grave, la traiettoria di un satellite, quando pioverà ed una miriade di altri eventi.

L'evoluzione della scienza ha accresciuto la conoscenza di vari aspetti dell'ambiente e conseguentemente la prevedibilità di molti eventi. Ad esempio quando in astronomia il sistema Tolemaico fu concepito circa 1900 anni fa, tale sistema poteva prevedere il movimento di ogni stella con un'accuratezza mai vista prima. Nonostante ciò, gli errori sistematici erano comuni. Poi si fece strada il sistema Copernicano, che era molto più preciso del precedente e poteva prevedere il movimento dei corpi celesti con molta più accuratezza (centinaia di secondi). Al giorno d'oggi, l'astronomia moderna è molto più accurata dell'astronomia Copernicana. Grossi miglioramenti sono stati fatti da Galileo, Newton ed Einstein.

Detto ciò, possiamo affermare che non sempre un forecasting accurato e preciso può essere d'aiuto ai manager. Si possono fare previsioni assai accurate di fenomeni che però non sono di utilità pratica per generare profitti o avere maggiore successo nel business. Ad esempio, più di 100 anni fa Jules Verne aveva previsto l'avvento di sottomarini, l'energia nucleare e il viaggio sulla luna. Analogamente, alla metà dell'800 Charles Babbage non solo aveva previsto il bisogno di computer, ma ne aveva proposto anche il design e ne aveva costruito pure uno. Nonostante l'accuratezza di queste previsioni, esse non furono di alcun aiuto alle imprese per poterne ricavare profitti o ottenere successi commerciali.

Un'altra importante distinzione che possiamo fare è tra eventi esterni incontrollabili (che hanno origine dall'andamento dell'economia internazionale, dai governi, dai clienti e dai competitor) e eventi interni controllabili (come il marketing o decisioni sulla produzione all'interno dell'azienda). Il successo di un'azienda dipende da entrambi i tipi di evento, ma il Forecasting si applica direttamente al primo mentre il Decision Making si applica al secondo. Il Planning è il link che integra entrambi.

C'è un'ampia varietà di metodi di forecasting disponibile per il management: tali metodi variano dai metodi Naive, fino ad arrivare ad approcci altamente complessi come le reti neurali o a sistemi econometrici di equazioni simultanee. In aggiunta, l'uso diffuso di computer ha portato all'introduzione di software per l'applicazione di tecniche di forecasting. Oltre a questi software, è stata di grande importanza la vasta disponibilità di dati che descrivono l'economia (reddito pro capite, PIL, ecc..) e fenomeni naturali (temperature, precipitazioni, ecc..). Questi dati, in aggiunta a dati statistici (vendite, prezzi, pubblicità) e a know how tecnologico, forniscono la base di informazioni passate necessaria per i vari metodi di forecasting.

## **Aree in cui viene applicato il forecasting**

Il bisogno di fare previsioni sta aumentando di pari passo con il tentativo del management di ridurre la propria dipendenza dall'aleatorietà del caso e di legare le proprie scelte su dati scientifici.

Dal momento che ogni parte di un'impresa è legata alle altre, una previsione buona o cattiva può nuocere all'intera impresa.

Le parti di un'impresa in cui il forecasting attualmente gioca un ruolo importante sono:

1. *Scheduling*: lo scheduling necessita di un uso efficiente delle risorse, pertanto sono di estremo aiuto le previsioni del livello di domanda di un prodotto, di un materiale, di manodopera, di risorse finanziarie e di un servizio.
2. *Acquisizione di risorse*: Il lead time per l'acquisizione di materie prime, assunzione di personale, o acquisto di macchinari ed equipaggiamento può variare da pochi giorni ad alcuni anni. Si ricorre perciò al forecasting per determinare le richieste future di risorse
3. *Determinazione delle richieste di risorse*: tutte le organizzazioni devono determinare quali risorse vogliono avere nel lungo termine. Queste decisioni dipendono dalle opportunità di mercato, da fattori ambientali, e dallo sviluppo interno di risorse finanziarie, umane, produttive e tecnologiche. Tutte queste decisioni esigono buone previsioni e manager che interpretino le previsioni e prendano decisioni appropriate.

Le precedenti tre categorie sono tipiche del breve, medio e lungo termine. Questo range di diversi termini richiede all'azienda l'attuazione di un piano di approcci diversificati per prevedere dati incerti. Ciò fa sì che l'azienda debba possedere la conoscenza e le capacità per coprire quattro aree: identificazione e definizione dei problemi di forecasting; applicazione di un range di metodi di forecasting; procedure per selezionare metodi appropriati per ogni situazione specifica; supporto organizzativo per l'applicazione e l'utilizzo di metodi formalizzati di forecasting.

## Diversi tipi di previsioni

Ecco sintetizzati i tre casi principali in cui ci si può trovare a fare previsioni:

|   |
|---|
| QUANTITATIVO: informazioni sufficienti di carattere quantitativo sono disponibili |
|---|

- **Serie storiche:** fare previsioni sull'andamento storico ad esempio della crescita delle vendite o sul PIL
- **Variabili descrittive (explanatory):** cercare di capire quanto alcune variabili explanatory come i prezzi e la pubblicità influenzano le vendite

QUALITATIVO: non sono disponibili informazioni di carattere quantitativo, ma si possiede sufficiente conoscenza di carattere qualitativo

- Prevedere la velocità delle telecomunicazioni per l'anno 2020
- Prevedere quanto un forte aumento del prezzo del petrolio ne influenzerà il consumo

IMPREVEDIBILE: poche o nessuna informazione è disponibile

- Prevedere gli effetti del viaggio interplanetario
- Prevedere la scoperta di una nuova, molto economica forma di energia che inquina poco

## Definizione di serie storica

Una serie storica rappresenta una sequenza temporale di valori numerici osservati nel passato in corrispondenza di una variabile misurabile, ad esempio la domanda commerciale; i valori risultano campionati ad intervalli di tempo equidistanti, secondo un'opportuna cadenza granulare, quale ad esempio il giorno, la settimana o il mese e misurati secondo unità di misura di tipo fisico (unità di produzione o di spedizione) o di tipo monetario (unità commerciali).

Le serie storiche di domanda, per i diversi segmenti prodotto-mercato, vengono periodicamente rilevate dai sistemi di raccolta delle transazioni commerciali presso i punti vendita, quindi trasmesse ai sistemi APS (Advanced Planning & Scheduling) per la definizione del piano previsionale di domanda (sales forecast) attraverso algoritmi matematici, ed ai sistemi di data warehousing per la storicizzazione dei valori occorsi nel

passato, al fine di procedere alle analisi statistiche delle serie di domanda ed al calcolo delle metriche di prestazione (KPI).

Assegnata una coppia prodotto-mercato  $\{p,c\}$ , la serie storica della domanda che ad essa corrisponde viene indicata con la notazione  $D(p,c,t)$ , indicando con  $t$  il tempo, cadenzato con un'opportuna granularità lungo l'intervallo di disponibilità dei dati storici  $t=1,\dots,T$ . La notazione evidenziata prescinde dal livello di aggregazione multidimensionale dei dati di domanda:

- Il *prodotto* può rappresentare un singolo codice, una famiglia, una linea commerciale, oppure un raggruppamento basato su un determinato attributo (colore, forma, ecc...)
- Il *mercato* può essere tipizzato per singolo punto vendita o cliente industriale, per zona geografica, per area di vendita, per centro di distribuzione preposto al servizio di consegna ad un gruppo di store, per rappresentante di vendita (sales representative) che gestisce un gruppo di clienti
- La dimensione *tempo* è discretizzabile nei singoli giorni di vendita degli esercizi commerciali, raggruppati in settimane, quindicine, mesi, trimestri o anni

Ulteriori dimensioni di analisi possono essere aggiunte alla dimensione di analisi possono essere aggiunte alla tripla prodotto-mercato-tempo, quali il canale logistico, lo stabilimento produttivo, il tipo di promozione commerciale. In questo capitolo dedicato all'analisi delle serie storiche, si prescinde dalla multidimensionalità della domanda per attributi non appartenenti alla dimensione temporale. La domanda commerciale viene quindi identificata secondo la notazione semplificata

$$D_t := D(p, c, t)$$

Omettendo il riferimento alle coppie prodotto-mercato dove non strettamente necessario.

I *modelli estrapolativi* di previsione (time series forecasting) analizzano le caratteristiche delle serie storiche di domanda  $D_t$  e la proiettano nel futuro per generare la previsione statistica  $F_t$ , detta *sales forecast*. La forma generale delle previsioni formulate mediante modelli di analisi delle componenti regoleri delle serie storiche è la seguente:

$$F_t = f(D_t, D_{t-1}, D_{t-2}, \dots, D_{t-T})$$





**Figura 0.10 Serie storica della domanda (su 24 settimane)**

## **Livelli di disponibilità e calcolo della domanda**

Per semplicità concettuale, nei modelli di time series analysis sales forecasting si può supporre che i dati di domanda siano disponibili ai livelli di massima disaggregazione per le dimensioni prodotto e mercato, per il semplice motivo che le previsioni di vendita devono sempre essere fruite, analizzate ed implementate da parte di utenti che operano ai livelli bottom delle gerarchie multidimensionali. Più precisamente, è possibile distinguere tre livelli di analisi dei dati di domanda.

**Livello di massima granularità della domanda storica.** Rappresenta il livello multidimensionale di raccolta e caricamento dei dati nei sistemi APS e nei sistemi di datamart per le analisi di Demand Planning. Solitamente i dati storici sono misurati sul campo ai livelli bottom per i segmenti prodotto-mercato; il livello minimo di disaggregazione temporale può, invece, variare a seconda dei contesti produttivi: ad esempio, si passa dal singolo giorno per i prodotti alimentari freschi alle settimane o ai mesi per i prodotti industriali di largo consumo. La granularità dei dati di domanda storica dipende anche dalla modalità di generazione del piano di domanda:

- Nei modelli di sales forecasting, i dati presentano una significativa disaggregazione verso i livelli bottom, essendo il sales forecast un piano di tipo operativo, frequentemente soggetto a revisioni nel tempo

- Nei modelli di sales budgeting, driver economici di costo e marginalità guidano la progettazione del piano di domanda, presentando pertanto i dati a livelli intermedi di aggregazione (ad es famiglia di prodotto, zona geografica, mese)

**Livello di calcolo del piano di domanda.** Rappresenta il piano multidimensionale di elaborazione numerica del sales forecast, non necessariamente coincidente con il livello di disponibilità in ingresso della serie storica di domanda. Per ragioni di natura statistica, spesso si rivela utile aggregare temporalmente i dati storici, solitamente disponibili a livello giornaliero o settimanale, per ottenere una previsione statistica ad accuratezza maggiore, in quanto i dati aggregati lungo la dimensione tempo risultano più facilmente intelligibili ed interpretabili dagli algoritmi di scomposizione delle serie storiche, il cui obiettivo è la generazione di un sales forecast ottenuto da scomposizione e proiezione nel futuro delle componenti elementari della serie storica di partenza. I dati disponibili nei sistemi APS sono quindi preaggregati, prima di generare il forecast statistico.

**Livello di massima granularità.** Rappresenta il livello multidimensionale di massima granularità del piano di domanda. A tale livello gli utenti analizzano ed implementano il piano, attraverso le azioni di marketing e di presenza sui mercati locali da parte dei venditori di area; il livello operativo definisce anche il dettaglio dei piani di produzione e distribuzione di Sales & Operations Planning. Solitamente, i livelli di disponibilità della domanda storica e dei piani di demand Planning sono coincidenti.

Il sales forecast statistico può essere stato generato:

- Ai medesimi livelli di disponibilità finale del piano di domanda, senza preaggregare la serie storica disponibile;
- A livelli di calcolo superiori rispetto a quelli di fruizione operativa del piano di domanda; in questo caso, l'utilizzo di un'appropriata base di splitting porta alla ripartizione dei valori di sales forecast aggregati sui valori puntuali ai livelli di bottom

In quest'ultimo caso, la previsione futura viene ripartita ai livelli disaggregati utilizzando come base di splitting una fra le seguenti alternative tipiche:

- *Domanda storica del ciclo di vendita precedente;* ad esempio, la previsione di vendita generata a livello mensile per l'anno 2008 viene splittata nelle settimane utilizzando lo storico di vendita di periodi omologhi, valutati l'anno precedente; la previsione statistica per il mese di febbraio 2008 (quantità pari a 100 per un segmento prodotto-mercato) viene splittata proporzionalmente alle vendite nelle

quattro settimane di Febbraio 2007 (pari rispettivamente a 12 (W1\_0208), 45 (W2\_0208), 87 (W3\_0208) e 39 (W4\_0208));

- *Pattern di vendita tipici dei singoli periodi*; ad esempio, nella prima settimana di ogni mese, indipendentemente dal valore di previsione aggregato a livello mensile, viene venduto il 30 % della quantità mensile, secondo il pattern [ 30%, 20%, 25%, 25%],
- *Importanza relativa dei singoli periodi*: fenomeni di stagionalità, di tipo promozionale o di natura contabile (fine periodo, fine esercizio) forniscono ulteriori livelli di disaggregazione temporale del sales forecast generato a livelli consolidati.

## Obiettivi della Time Series Analysis

L'analisi delle serie storiche rappresenta un insieme di metodologie statistiche e modelli matematici aventi l'obiettivo di studiare le caratteristiche quantitative delle serie storiche di domanda, disponibili al massimo livello di disaggregazione per i diversi segmenti prodotto-mercato.

Le finalità dell'indagine sui valori assunti da una serie storica è duplice:

- *Identificazione di outlier*: attraverso metodi statistici di filtraggio, si vogliono rimuovere valori anomali dalla serie storica (outlier), aventi caratteristiche di non ricorrenza, bassa frequenza di accadimento, intensità numerica molto discosta dal valor medio della serie;
- *Analisi delle componenti*: effettuata la rimozione degli outlier, i metodi di analisi delle serie storiche si propongono di identificare ed isolare le componenti regolari all'interno delle serie di domanda, quali la stagionalità, il trend, la ciclicità ed il valor medio.

L'identificazione dei valori anomali rappresenta una procedura di sales cleaning orientata al filtraggio delle serie storiche, nel senso della depurazione dai valori non regolari: essa si rende necessaria al fine di preparare le serie storiche, per poter essere trattate dai modelli matematici di sales forecasting. Da una serie storica che presenta fenomeni di irregolarità non rimossi si ottiene un sales forecast di bassa accuratezza, in quanto i modelli di sales forecasting interpretano gli outlier come fenomeni regolari e ricorrenti: dai dati storici di bassa qualità si ottiene un piano di domanda scarsamente accurato, per il principio *garbage in garbage out*.

La rimozione di valori irregolari delle serie storiche rappresenta un'attività di ausilio ai processi di Demand Intelligence, in quanto gli outlier vengono analizzati, interpretati e giustificati dai demand planner ed archiviati nei datawarehouse.

L'analisi delle componenti regolari di una serie storica presenta un duplice vantaggio per gli analisti di demand planning:

1. Lo studio delle componenti regolari di una serie accresce la conoscenza dei fenomeni di vendita analizzati; nelle fasi di demand intelligence, la conoscenza dei pattern tipici di domanda permette di progettare piani di marketing e strategie promozionali mirate;
2. L'isolamento delle componenti di regolarità delle serie storiche rappresenta il principale input per i modelli estrapolativi di sales forecasting basati sulla scomposizione delle serie nelle componenti principali; attraverso la proiezione delle componenti nel futuro e la loro ricomposizione, tali metodi generano la previsione statistica della domanda

## Componenti delle serie storiche continue

Le serie storiche possono essere inizialmente distinte in due macroclassi, in relazione alla presenza di valori pari a zero, interposti all'interno di valori positivi di domanda:

- *Serie continue*: la presenza di valori nulli è estremamente ridotta, quasi assente;
- *Serie sporadiche*: esiste una percentuale rilevante di valori nulli all'interno della serie storica, almeno pari al 20-30% del totale sull'orizzonte storico

Le serie sporadiche sono difficili da trattare da parte degli algoritmi estrapolativi per la previsione della domanda, poiché in esse è arduo riscontrare fenomeni di regolarità e componenti che si ripetono nel tempo con significativa periodicità. Le serie intermittenti caratterizzano prodotti ordinati dai clienti in modo non frequente, senza un'evidente regolarità temporale fra ordini consecutivi, in quantità molto variabili e fluttuanti rispetto al valor medio.

Le serie continue rappresentano invece la categoria maggiormente analizzata, per la quale sono stati messi a punto numerosi modelli matematici di sales forecasting. All'interno di una serie storica di tipo continuo, depurata dagli outlier, si possono distinguere le seguenti quattro componenti principali.

**Stagionalità.** Rappresenta la componente della serie storica derivante dalle fluttuazioni cicliche di vendita, aventi periodicità regolare di lunghezza pari alla durata del ciclo commerciale di vendita e consumo dei prodotti. Tali fluttuazioni periodiche regolari descrivono le naturali stagioni di vendita che caratterizzano i prodotti ed i relativi cicli di consumo da parte dei clienti.

Esempi di fenomeni di stagionalità sono dati da:

- *settore alimentare* : cicli di vendita dei prodotti freschi “di stagione”, prodotti alimentari venduti in corrispondenza di festività e ricorrenze periodiche;
- *settore dell’abbigliamento*: stagioni/collezioni di vendita dei prodotti di moda;
- *altri settori*: cicli periodici di vendita indotti tramite la preparazione di promozioni e campagne di marketing ricorrenti con cadenza stagionale (ad esempio, sconti su beni di largo consumo, nei settori *consumer packaged goods*, *fast moving consumer goods*, nei settori dei prodotti per la domotica, promozioni “back to school”)

**Trend.** La componente di trend evidenzia l’andamento temporale tendenziale della serie storica nel medio-lungo termine. La tendenza di una serie storica può essere di tipo crescente o decrescente, secondo funzioni di tipo lineare, polinomiale o esponenziale. Depurata della presenza dei cicli stagionali di vendita, la componente di tendenza della serie mostra gli incrementi o i decrementi nelle vendite:

- tra periodi di tempo consecutivi (incremento puntuale)
- fra periodi omologhi, cioè intervallati da un ciclo stagionale (incremento stagionale)

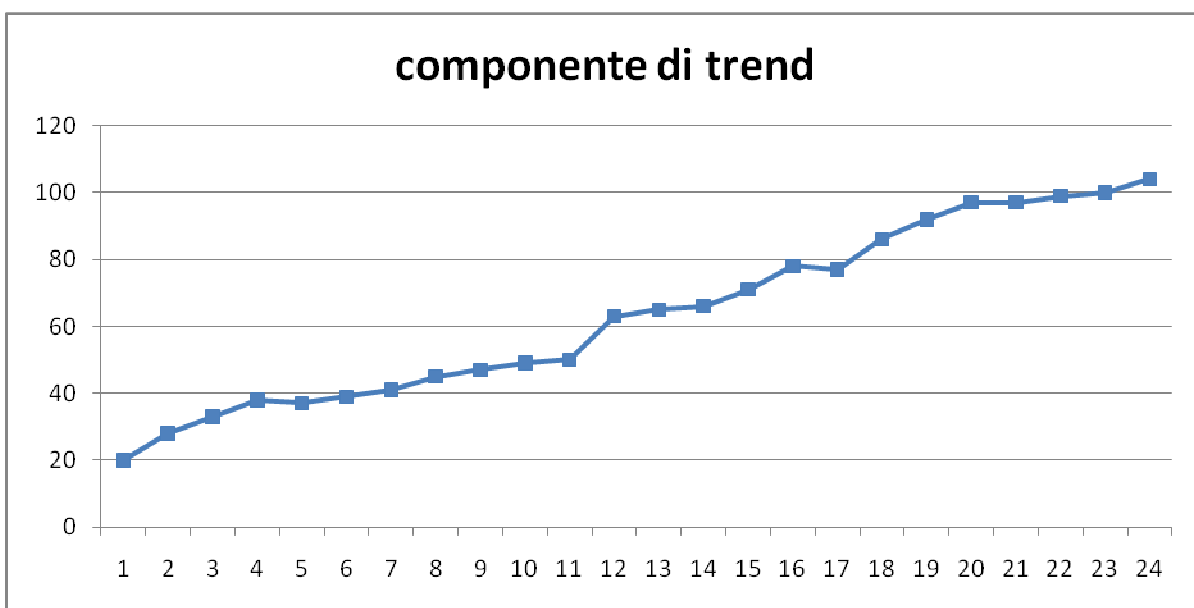
**Ciclicità.** La componente ciclica evidenzia periodicità di lungo periodo nelle serie storiche, dovute a fenomeni macroeconomici (periodi congiunturali di crescita, periodi di recessione e calo nei consumi) che si manifestano ciclicamente, la cui intensità oscillatoria ha durata di alcuni anni. Dal punto di vista numerico, la ciclicità segue un andamento periodico analogo alla stagionalità; la differenza risulta nel passo della stagionalità, dell’ordine dei mesi (al più un anno) nel caso delle stagioni di vendita, dell’ordine degli anni per i cicli di lungo periodo

**Componente casuale.** Rappresenta il rumore della serie storica, cioè la componente di domanda non prevedibile, data dalla fluttuazione casuale dei valori di domanda attorno al valor medio della serie. La fluttuazione random viene rilevata dopo aver rimosso le tre componenti regolari della serie storica, avendo cioè isolato la domanda media, priva di

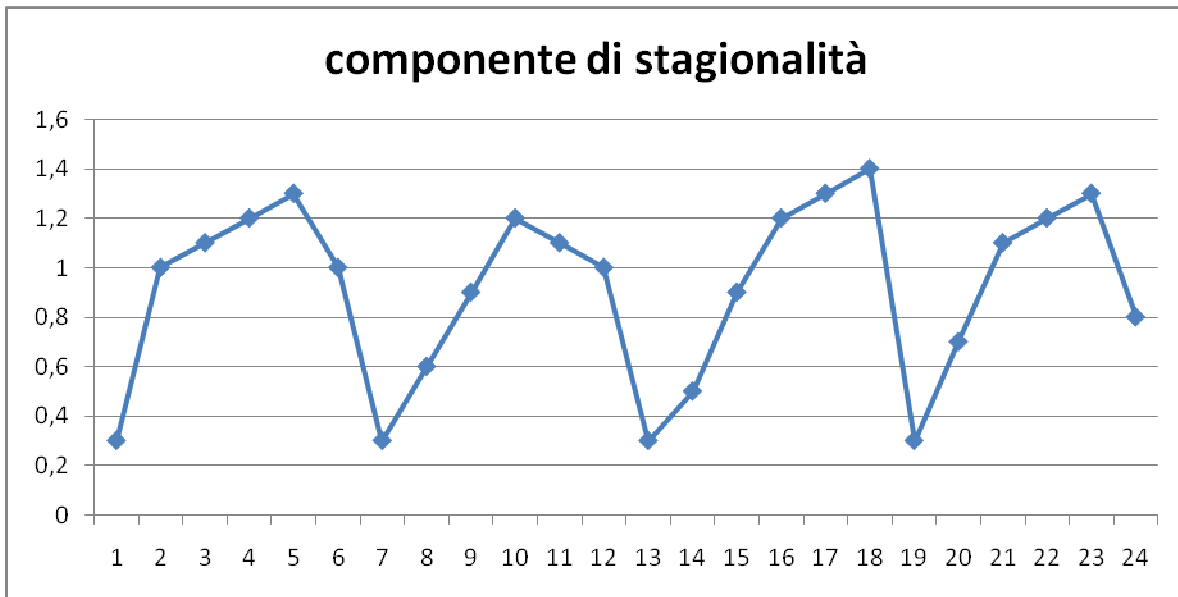
fenomeni di crescita o ciclicità. Il rumore casuale non è statisticamente prevedibile; tuttavia qualora la sua risultati numericamente rilevante, è possibile applicare modelli di regressione lineare, testando diverse variabili indipendenti sulla serie storica formata dalla sola componente casuale, al fine di correlarne l'andamento a variabili di input misurabili, di cui è nota anche la previsione per i valori futuri.

Le figure 1 -0.11, 1-0.12 e 1-4 mostrano rispettivamente le componenti di trend, stagionalità e componente casuale per una serie storica. Dal punto di vista dimensionale, nell'ipotesi di una scomposizione moltiplicativa per la serie storica:

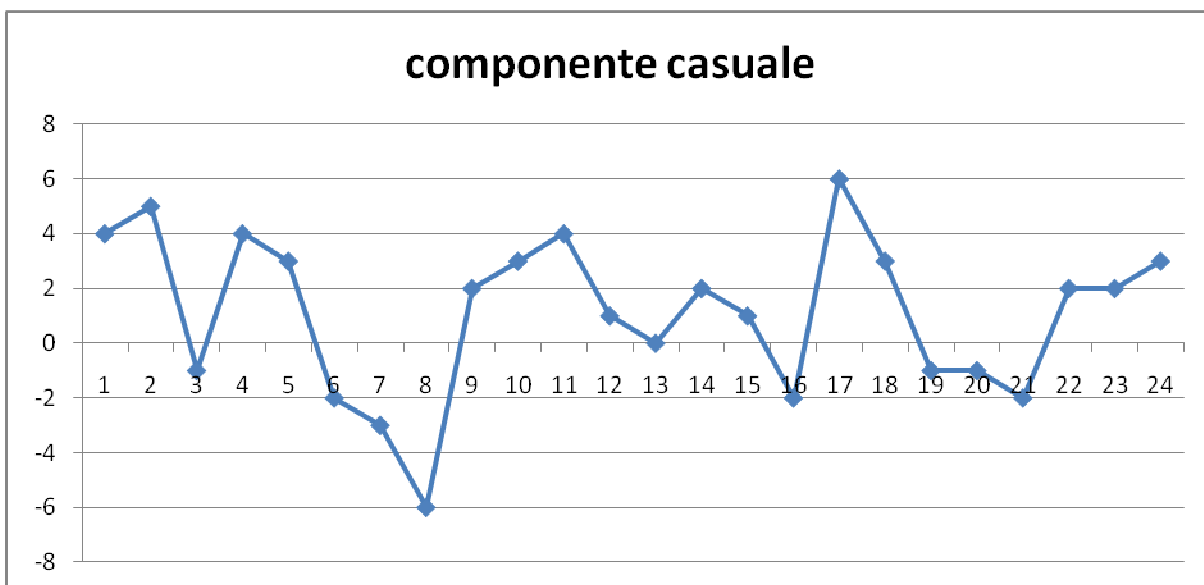
- la componente di trend si misura nelle stesse unità della serie storica (unità di vendita)
- la curva periodica di stagionalità è adimensionale ed oscilla attorno al valore 1;
- la componente casuale rappresenta la fluttuazione attorno al valor medio della serie, posto al livello di domanda pari a 0: valori negativi rappresentano quindi scostamenti inferiori alla media



**Figura 0.2 Componente di tendenza di una serie storica**



**Figura 0.13** Componente di stagionalità di una serie storica



**Figura 0.14** Componente casuale (rumore) di una serie storica

### Tipologie di serie storiche

Definite le quattro componenti in cui è possibile scomporre una serie storica continua di domanda, è possibile classificare le serie storiche per tipologia, sulla base dell'eventuale presenza di una o più componenti regolari. La classificazione è riportata in tabella, basata sui due assi principali relativi alla presenza delle componenti di stagionalità e di trend.

Preliminare alla presenza di stagionalità vi è la distinzione tra serie sporadiche e serie continue.

|           |                | presenza di trend  |  |  |
|-----------|----------------|--------------------|--|--|
|           |                | assenza di trend   | trend lineare                            | trend non lineare                        |
| sporadica | intermittente  | <i>stazionaria</i> | <i>crescente</i> /<br><i>decrescente</i> | <i>crescente</i> /<br><i>decrescente</i> |
|           | stagionale     | <i>stazionaria</i> | <i>crescente</i> /<br><i>decrescente</i> | <i>crescente</i> /<br><i>decrescente</i> |
| continua  | non stagionale | <i>stazionaria</i> | <i>crescente</i> /<br><i>decrescente</i> | <i>crescente</i> /<br><i>decrescente</i> |
|           | stagionale     | <i>stazionaria</i> | <i>crescente</i> /<br><i>decrescente</i> | <i>crescente</i> /<br><i>decrescente</i> |

**Figura 0.15 classificazione delle serie storiche di domanda**

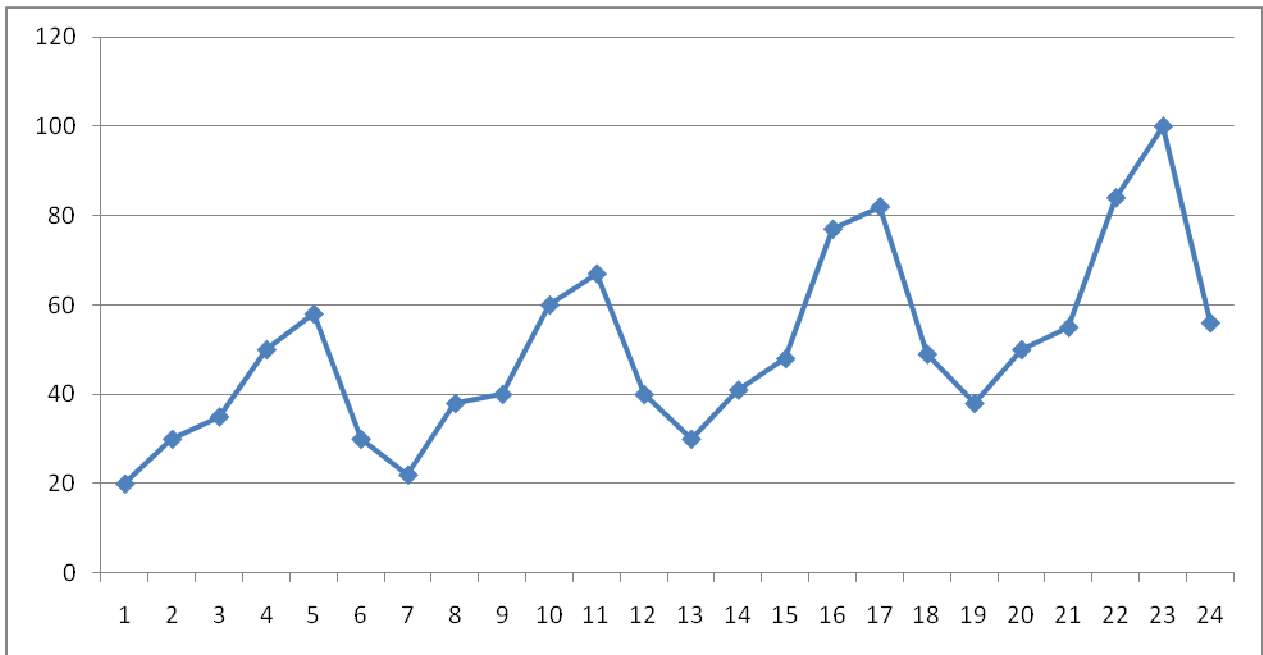
Per ciascun incrocio della matrice di classificazione delle serie storiche si ottiene una tipologia base di serie storica; le serie non stazionarie possono presentare trend crescente o decrescente, approssimabile tramite un'opportuna funzione matematica.

La Figura 1.6 rappresenta un esempio di serie storica continua non stagionale, caratterizzate da trend lineare crescente. La figura 2.4 può essere assimilata ad una serie continua stagionale e stazionaria, avendo preventivamente moltiplicato i coefficienti di stagionalità per il valor medio della serie storica. La serie storica in figura 2.4 risulta meno facilmente interpretabile: in essa si può riconoscere una debole componente di tendenza lineare, ma non è possibile fare particolari inferenze circa la stagionalità, da verificare mediante opportuni test. La componente casuale di una serie storica, quale quella raffigurata in figura 2.5, rappresenta in modo naturale una serie continua priva di trend e stagionalità.

Di seguito riportiamo altri esempi di serie storiche:

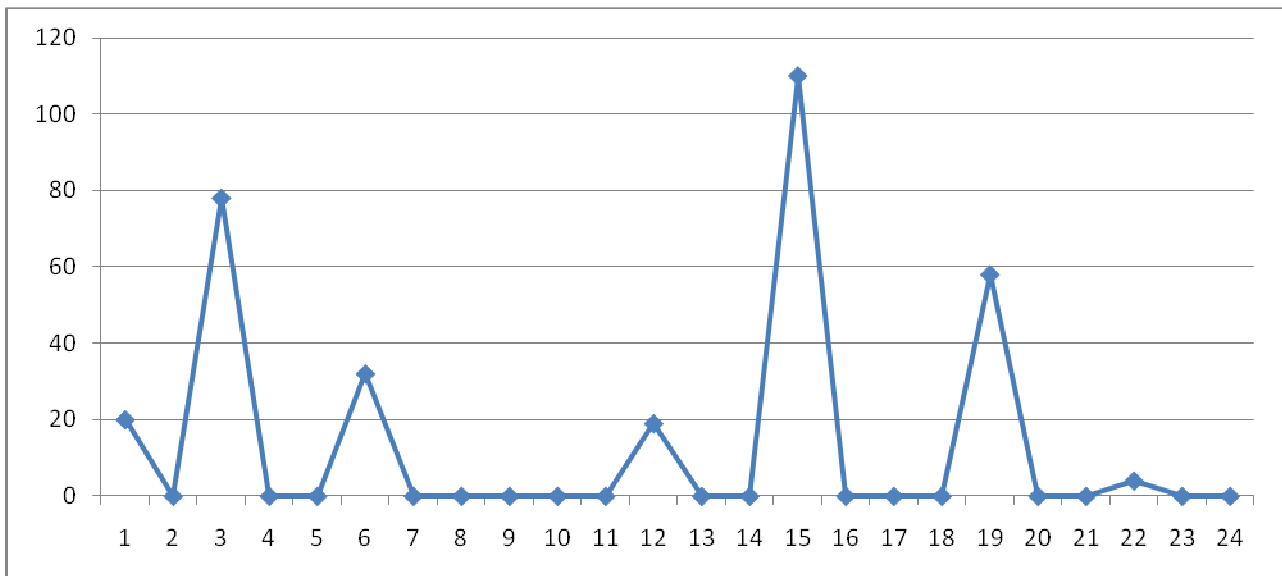
- *Figura 2.7:* serie di tipo stagionale, avente lunghezza della stagione pari a 6 periodi, caratterizzata da trend lineare crescente;





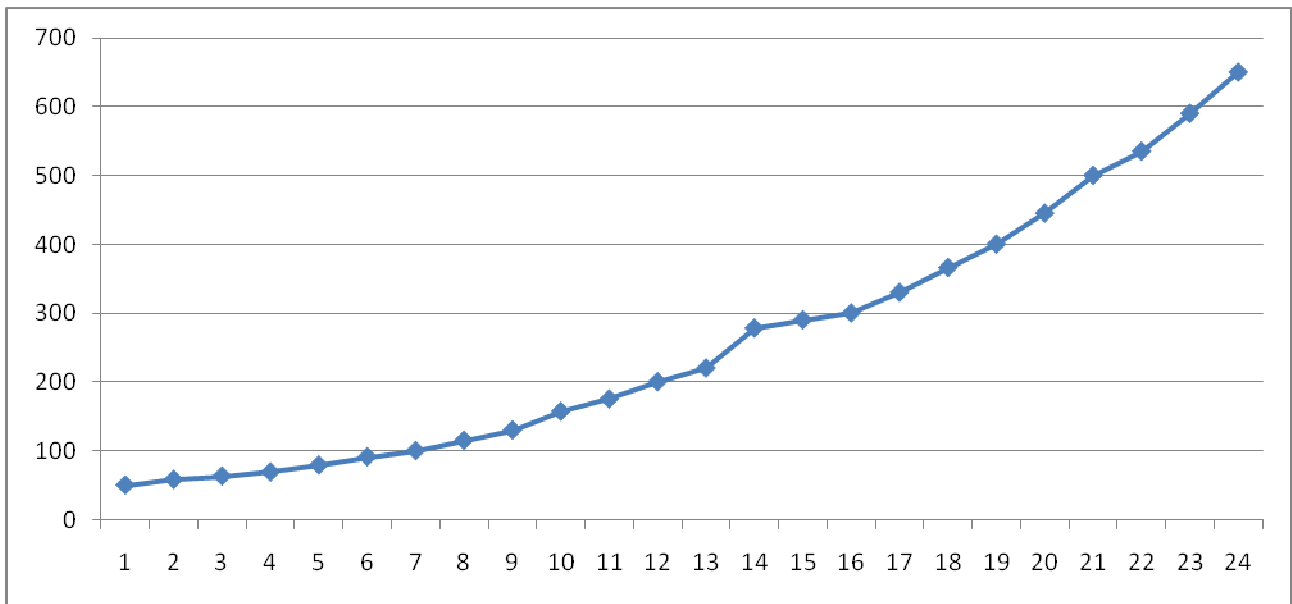
**Figura 0.16 Serie storica continua stagionale con trend lineare crescente**

- *Figura 2.9:* serie sporadica stazionaria, caratteristica di prodotti ordinati poco frequentemente ed in volumi irregolari (ad esempio: parti di ricambio per automobili, farmaci per malattie rare, beni di lusso)



**Figura 0.17 Serie storica sporadica stagionale stazionaria**

- *Figura 2.10: serie continua non stagionale crescente in modo parabolico*



**Figura 0.10 Serie storica continua non stagionale parabolicamente crescente**

# Valutazione dei modelli di Sales Forecasting

## Accuratezza previsionale

I modelli di sales forecasting hanno l'obiettivo di generare la previsione statistica della domanda commerciale per i segmenti prodotto-mercato nell'orizzonte temporale di pianificazione. La generazione del sales forecast avviene attraverso l'analisi delle curve storiche di domanda, disponibili nell'intervallo temporale di ampiezza  $T$  contenente i valori passati rilevati presso i punti vendita: attraverso l'analisi delle componenti regolari della domanda per le serie storiche continue o l'analisi della sporadicità delle serie irregolari, i modelli matematici estrapolano i valori futuri di domanda previsionale come proiezione delle regolarità identificate nel passato. L'identificazione delle componenti di stagionalità, tendenza, ciclicità permette agli algoritmi di sales forecasting di generare previsioni future, nell'ipotesi che quanto avvenuto nel passato possa, in qualche misura, ripetersi nel futuro.

Esistono numerosi modelli per il time series forecasting, sviluppati in ambito accademico o industriale, adatti a modellare le previsioni di domanda per serie storiche connotate da specifiche caratteristiche morfologiche; ad esempio, modelli molto accurati per serie continue e regolari si rivelano altamente inaccurati se applicati a serie intermittenti, caratterizzate da una significativa incidenza di valori a domanda nulla, sparsi irregolarmente lungo i bucket dell'orizzonte storico.

Ciascun modello di sales forecasting applicato ad una serie storica di domanda  $D_t$  determina uno specifico valore di accuratezza previsionale (forecast accuracy), che può essere confrontato:

- Con i valori di accuratezza registrati in corrispondenza di altri modelli di sales forecasting
- Con i valori di accuratezza ottenibili utilizzando metodi empirici, qualitativi e semplificativi per la generazione del sales forecast
- Con le performance ottenute su altri segmenti prodotto-mercato dai medesimi modelli
- Con le performance ottenute da aziende competitor “best in class”, in relazione a prodotti simili, appartenenti allo stesso paniere di consumo

## Intervalli di analisi di previsione

L'accuratezza previsionale misura lo scostamento tra valori di domanda previsti statisticamente e valori effettivi, misurati a consuntivo e disponibili nei datawarehouse di Demand Planning. Con riferimento ad uno specifico segmento, avendo a disposizione la serie storica di domanda  $D_t$  lungo i periodi dell'orizzonte storico  $t=1, \dots, T$ , è possibile stimare per ciascun bucket l'errore puntuale di previsione, dato dalla differenza algebrica fra domanda effettiva (*actual sales*  $D_t$ ) e previsione formulata (*sales forecast*  $F_t$ ): si definisce quindi *forecast error*

$$E_t = D_t - F_t$$

Tale differenza risulta positiva in caso di sottostima della domanda effettiva (*underforecasting*), negativa nel caso in cui la previsione risulti superiore alle vendite reali (*overforecasting*); l'errore di previsione puntuale risulta nullo e minimo nel caso di perfetta predizione, in cui si verifica la relazione  $D_t = F_t$ .

L'errore di previsione commesso da un modello matematico di sales forecasting deve essere misurato in modo complessivo e globale sull'intera serie storica di domanda, fornendo un valore sintetico di inaccuracy identificativo di ciascuna coppia segmento-modello.

Per determinare la misura di inaccuracy richiesta, gli algoritmi di sales forecasting valutano l'errore di previsione all'interno di uno specifico intervallo temporale di test, incluso nell'orizzonte dei dati storici misurati. L'orizzonte di analisi e previsione della domanda viene suddiviso in tre intervalli disgiunti: intervallo di *training*, intervallo di *test*, intervallo di *previsione*.

### **Intervallo di training**

L'intervallo di training rappresenta il primo dei tre intervalli, in ordine cronologico, di estensione pari a  $T_A$ , utilizzato dai modelli per l'apprendimento delle caratteristiche di regolarità delle serie di domanda. L'intervallo di training definisce il set minimo di dati necessario per il calcolo dei parametri di funzionamento interno degli algoritmi; la sua entità è variabile, a seconda della tipologia di modello utilizzato.

Ad esempio i modelli di smorzamento esponenziale e di scomposizione di serie storiche applicati al sales forecasting devono interpretare eventuali fenomeni ciclici di stagionalità di vendita; pertanto, sono necessari due cicli completi, ciascuno di ampiezza  $L$  (ad esempio di 12 mesi o 52 settimane per stagionalità annuale, quindi 24 e 104 bucket disponibili per il

training, rispettivamente), affinché tali algoritmi si addestrino a generare il sales forecast, a partire dal bucket  $t=25$  (granularità mensile) o  $t=105$  (granularità settimanale). Quest'ultimo è il caso di TDA, per cui lo studio della serie storica è stato fatto con granularità settimanale su una serie storica di 2 anni (104 settimane).

All'aumentare dell'estensione dell'intervallo di training cresce il livello di apprendimento dell'algoritmo, avendo a disposizione un numero maggiore di valori sui quali settare in modo ottimale i parametri di funzionamento; mediante l'analisi di un campione superiore di dati storici disponibile, gli algoritmi colgono in modo più accurato le regolarità di tendenza e stagionalità e sono in grado di proiettarli meglio nel futuro.

### ***Intervallo di test***

L'intervallo di test, detto anche intervallo di fitting, rappresenta il secondo dei tre intervalli, in ordine cronologico, di estensione pari a  $T - T_A$ , collocato successivamente all'intervallo di training. Tale intervallo, interamente appartenente all'orizzonte dei dati storici, viene impiegato per la valutazione dell'accuratezza predittiva dei modelli di sales forecasting. In altri termini, si suppone che il periodo corrente (time now, primo periodo di predizione) cada in corrispondenza del periodo  $T_A + 1$ , primo periodo dell'intervallo di test, e si esegue la previsione per tutti i bucket relativi al test set  $(T_A + 1, T_A + 2, \dots, T)$  ed all'intervallo di previsione  $(T + 1, T + 2, \dots)$ .

La valutazione di accuratezza dei modelli di sales forecasting è eseguita in corrispondenza dell'intervallo di test, comparando:

- I valori storici della domanda  $D_t$ , noti anche all'interno del test set;
- I valori  $F_t$  calcolati dagli algoritmi internamente a tale intervallo;

e determinando misure sintetiche di forecast accuracy, consolidando i valori puntuali degli errori misurati su tutti i  $T - T_A$  bucket del test set. '09 Come da impostazione di base, i modelli di sales forecasting, basandosi sui soli valori numerici di domanda del training set, generano la previsione per tutti i periodi del test set, senza tener conto del fatto che, all'avanzare dei periodi di test, aumentano i valori di domanda disponibili: i valori storici del test set non sono, in generale, considerati per il riaddestramento dinamico degli algoritmi.

### ***Intervallo di previsione***

L'intervallo di previsione rappresenta il terzo ed ultimo intervallo, in ordine cronologico, in cui gli algoritmi generano l'effettiva stima futura della domanda commerciale. La lunghezza dell'orizzonte di previsione e la granularità temporale della previsione sono estremamente variabili, a seconda dei contesti industriali. Ad esempio:

- Nel comparto dei prodotti alimentari freschi, il sales forecast viene generato su un orizzonte di 5-10 giorni, con granularità giornaliera, in dipendenza dalle condizioni climatiche e meteorologiche; talvolta, il sales forecast viene generato anche due volte al giorno, sincronizzato con i rifornimenti operati dai centri della distribuzione organizzata verso i punti vendita ed i supermercati;
- Nel settore dell'abbigliamento, l'orizzonte di previsione è condizionato dalla lunghezza della stagione di vendita dei prodotti di moda, variabile da 10 settimane a 6 mesi, a seconda delle politiche di marketing delle aziende del comparto fashion;
- Nei settori dei beni di largo consumo non deperibili, l'orizzonte di previsione varia da qualche settimana ad un anno, fino ad arrivare a 18 mesi di estensione

Solitamente, l'estensione dell'orizzonte di previsione è più contenuta nelle applicazioni di medio-breve termine, che utilizzano le serie storiche di vendita per formulare previsioni nel breve periodo, rispetto al calcolo della previsione su aggregati di prodotti, mercati e periodi, avente valenza di pianificazione di medio-lungo periodo ed orientata al dimensionamento delle risorse logistico-produttive all'interno della filiera.

Talvolta il sales forecast viene calcolato secondo due modalità:

- A bucket giornaliero o settimanale, per periodi più prossimi all'istante attuale  $T + 1$ , al massimo livello di dettaglio su articoli e punti vendita;
- A bucket settimanale o mensile, talvolta trimestrale, per i periodi più lontani nell'orizzonte di previsione, in cui la visibilità sul comportamento dei mercati è più ridotta. Il sales forecast di medio-lungo termine, calcolato per famiglie di prodotti e gruppi di mercati, può eventualmente essere splittato ai livelli bottom delle gerarchie multidimensionali, per riconciliarlo con il sales forecast di breve periodo

All'interno dell'intervallo di previsione, i primi  $\tau$  periodi futuri ( $T + 1, T + 2, \dots, T + \tau$ ) possono non subire alcuna modifica nell'applicazione del piano di domanda, rispetto alla precedente applicazione di sales forecast, essendo considerati *bucket frozen*, cioè non modificabili in quanto sono già state predisposte le successive fasi di validazione del piano di domanda (marketing intelligence, consensus based forecasting) e di negoziazione con le

funzioni logistico-produttive, per ottenere il demand plan fattibile e sostenibile mediante azioni commerciali. Nonostante una nuova realizzazione di sales forecast si possa rivelare più accurata di quella precedente, nella quale il bucket  $T$  rappresentava il time now, i periodi di previsione nei periodi frozen non vengono ridiscussi, per le ragioni operative e procedurali precedentemente trattate.

## Metriche per l'accuratezza previsionale

### Classificazione delle misure di forecast accuracy

Le misure di valutazione del forecast error si classificano in:

- Misure puntuali di errore, calcolate in corrispondenza di singoli bucket appartenenti al test set
- Misure globali di errore, calcolate in modo sintetico sull'orizzonte di test

Trasversalmente a tale classificazione, una misura di forecast error può essere, dal punto di vista metrologico:

- Assoluta: misura la differenza tra sales forecast e actual sales in termini reali e quantitativi, nelle unità di misura tipiche della domanda commerciale
- Relativa: la differenza tra stima e valore effettivo viene calcolata in termini percentuali, rapportata alla domanda effettivamente registrata per ciascun periodo storico

Le misure globali sono distinguibili, a loro volta, in:

- Misure di distorsione: valutano l'entità dell'errore di previsione ed il suo segno, per discriminare i casi di overforecasting da quelli di underforecasting
- Misure di dispersione: valutano l'entità dell'errore di previsione in valore assoluto (considerando lo scarto tra domanda reale e predizione con il medesimo segno), evitando fenomeni di compensazione tra errori puntuali di segno differente, all'atto di considerare tali valori per il calcolo del forecast error

Attraverso la selezione di un opportuno sistema di KPI per la misura del forecast error si vuole determinare l'algoritmo che minimizza l'errore totale di previsione, misurato su tutti i  $T - T_A$  bucket dell'intervallo di test dei modelli.

## Ambiti di utilizzo delle misure di forecast error

Le misure di valutazione dell'errore di previsione vengono utilizzate in diversi ambiti, con l'obiettivo generale di ottenere la miglior previsione di domanda per ciascun segmento prodotto-mercato oggetto di analisi.

### *Best fit parametrico*

I modelli di sales forecasting appartengono a differenti classi o famiglie omogenee; per citare alcuni esempi: metodi basati sulla media mobile, metodi di smorzamento esponenziale, modelli di Holt-Winters, modelli per serie storiche sporadiche, modelli di scomposizione delle serie storiche regolari. Selezionata una famiglia di algoritmi (ad esempio, Holt-Winters), si procede alla scelta dei parametri "ottimali" di funzionamento interno, specifici per ciascuna famiglia di metodi matematici; l'ottimalità dei valori parametrici consiste nell'individuazione dell'insieme di valori, uno per ciascun parametro, tali da massimizzare l'accuratezza previsiva della famiglia di metodi prescelta, testandone la qualità predittiva sui periodi del test set. Ad esempio, nel caso della famiglia di algoritmi Holt-Winters, si procede alla scelta dei parametri  $\alpha$ ,  $\beta$  e  $\gamma$ , compresi nell'intervallo  $[0;1]$ , tali da minimizzare un'opportuna metrica di errore sintetica. La procedura descritta prende il nome di best-fit parametrico: si cerca cioè la miglior combinazione di parametri numerici degli algoritmi, che si adatta nel modo migliore alla serie storica, tenuto conto del contemporaneo addestramento dell'algoritmo nei periodi del training set. '09

### *Best fit algoritmico*

Una volta che tutti gli algoritmi (o comunque il subset di metodi selezionati per un determinato gruppo di prodotti/mercati) sono stati ottimizzati internamente, è necessario procedere alla selezione della miglior famiglia di metodi, da applicare al segmento prodotto-mercato corrente, al fine di generare il piano previsionale avente accuratezza massima. Ad esempio, si vuole scegliere quale tra i seguenti metodi validi per la previsione di serie storiche continue e regolari:

- Holt-Winters addittivo o moltiplicativo (internamente ottimizzati);
- Scomposizione (decomposition) addittiva o moltiplicativa;

sia il più idoneo nel calcolo del sales forecast per le diverse coppie prodotto-mercato.

Anche nel caso del best fit algoritmico, viene scelto l'algoritmo che minimizza una prescelta metrica d'errore, valutata in modo consolidato per tutti i periodi del test set.



### ***Valutazione puntuale dell'errore***

In modo dinamico nel tempo, ogniqualvolta un valore storico di domanda diviene disponibile in quanto misurato sul campo, si procede all'analisi puntuale dell'errore di forecasting, comparando il più recente valore actual  $D_t$  con la sua ultima previsione registrata  $F_t$ . Qualora l'errore puntuale di previsione risulti particolarmente elevato, è necessario procedere alternativamente:

- Ad una nuova taratura dei parametri interni propri della famiglia di modelli di sales forecast utilizzati;
- Al cambiamento di tipologia di modello predittivo utilizzato, in quanto le caratteristiche di regolarità della serie storica risultano modificate nel tempo, in maniera tale da rendere non più giustificabile l'adozione della stessa famiglia prescelta in alcuni periodi precedenti, quando la domanda presentava talune regolarità statistiche non più suffragate dai recenti valori actual monitorati

### **Misure di distorsione**

Le misure globali di distorsione analizzano lo scostamento tra actual sales e sales forecast calcolandolo per tutti i periodi appartenenti all'intervallo di test. Esse misurano, in termini medi, l'entità della sottostima o della sovrastima della domanda. I valori registrati per i diversi bucket storici sono sommati tenendo conto del segno dell'errore, in eccesso oppure in difetto nella stima della domanda effettiva.

Errori di segno differente si compensano nelle sommatorie, inducendo a ritenere erroneamente che il sales forecast generato risulti accurato. Ad esempio, assegnati due periodi storici del test set aventi domanda effettiva costante pari a 10 unità di vendita, un algoritmo che genera una previsione pari a 5 e 15 per i due periodi in esame commette un errore medio nullo (stima di domanda perfetta ad errore totale minimo), poiché le differenze di sottostima e sovrastima compiute nei due periodi, entrambe pari a 5 unità, si compensano perfettamente.

### ***Mean Error***

L'errore medio di previsione (mean error o BIAS) è definito come media aritmetica degli errori locali di previsione, estesa a tutti i periodi dell'orizzonte di test:

$$ME = \frac{1}{T - T_A} \cdot \sum_{t=T_A+1}^T (D_t - F_t)$$

ed ha la stessa dimensione metrologica della domanda .

Il difetto del ME risiede nel fatto che gli errori di segno positivo e negativo tendono ad annullarsi, portando ad una stima poco veritiera della bontà della previsione. L'aspetto positivo del ME è invece nel fatto di riuscire a comunicarci se il nostro metodo sta operando una sistematica sovrastima o sottostima della domanda.

### ***Mean Percentage Error***

L'errore percentuale medio di previsione è definito come media aritmetica degli errori percentuali locali di previsione (percentage error), estesa su tutti i periodi dell'orizzonte di test:

$$MPE = \frac{100}{T - T_A} \cdot \sum_{t=T_A+1}^T \frac{(D_t - F_t)}{D_t}$$

I singoli errori percentuali con segno vengono pesati uniformemente, per ottenere il valor medio dell'errore percentuale sull'intero intervallo di test. Come nel Mean Error, rimane il difetto della compensazione di errori con segni opposti.

### **Misure di dispersione**

Anche le misure globali di dispersione analizzano lo scostamento tra actual sales e sales forecast calcolandolo per tutti i periodi appartenenti all'intervallo di test. A differenza delle metriche di distorsione, in questo caso i valori di domanda sono privati del segno algebrico, evitando effetti di compensazione tra periodi di sovrastima e sottostima della domanda, valutando, a seconda dei casi, il valore assoluto dell'errore locale di previsione o la sua seconda potenza. La dispersione misura la distanza dei valori di previsione e di domanda rispetto al loro valor medio; i due modelli  $z_1$  e  $z_2$ , generati i sales forecast {10 10 10 10 10 10} e {0 20 0 20 0 20} per la serie storica {10 10 10 10 10 10}, presentano lo stesso errore medio, mentre la loro dispersione attorno al valor medio (pari a 10 unità di vendita per periodo) è significativamente differente: nulla nel primo caso, elevata nel secondo. In generale, le misure di dispersione sono più frequentemente utilizzate per il calcolo del forecast error.

A parità di modelli che presentano valori analoghi di distorsione, viene scelto quello che presenta valor minimo in corrispondenza di un'assegnata metrica di dispersione, al fine di minimizzare la variabilità e l'instabilità dell'errore di previsione attorno al suo valor medio.

### ***Mean Absolute Percentage Error***

La deviazione media assoluta percentuale, o errore medio percentuale assoluto, si calcola mediando aritmeticamente gli errori percentuali locali assoluti, per tutti i periodi dell'orizzonte di test:

$$MAPE = \frac{100}{T - T_A} \cdot \sum_{t=T_A+1}^T \frac{|D_t - F_t|}{D_t}$$

Tale metrica è frequentemente utilizzata nella comparazione di modelli alternativi di sales forecasting, in quanto "ingloba" nella sua forma funzionale i benefici precedentente riscontrati per altre misure globali di errore:

- non compensa errori di segno opposto;
- è indipendente dalle unità di misura per i prodotti-mercati;
- è di facile interpretazione: il significato di un errore di stima del 15% viene immediatamente "compreso" dagli analisti di Demand Planning, nel linguaggio comune colloquiale;

### ***Mean Absolute Deviation***

La deviazione media assoluta è definita come la media aritmetica dei valori assoluti dell'errore puntuale di previsione (absolute error), calcolata su tutti i periodi dell'orizzonte di test:

$$MAD = \frac{1}{T - T_A} \cdot \sum_{t=T_A+1}^T |D_t - F_t|$$

Qui gli errori con segno opposto non si compensano, come invece si verifica per la media semplice degli errori. Gli algoritmi  $z_1$  e  $z_2$  commettono errori medi assoluti di predizione pari, rispettivamente, a 0 e  $10 \cdot 6/6 = 10$  unità. La deviazione media assoluta ha la stessa dimensione metrologica della domanda e pesa uniformemente errori di entità elevata o ridotta, rendendo difficile il confronto con errori rilevati per segmenti prodotto-mercato valorizzati in unità di misura differenti.

### ***Mean Squared Error***

L'errore quadratico medio è dato dal rapporto tra la somma degli errori quadratici calcolati lungo l'intervallo di test ed il numero di bucket in esso presenti:

$$MSE = \frac{1}{T - T_A} \cdot \sum_{t=T_A+1}^T (D_t - F_t)^2$$

In altri termini, viene eseguita la media aritmetica degli errori di forecast elevati al quadrato. Questa metrica penalizza gli errori di stima elevati in valore assoluto, a causa del fattore di potenza 2 utilizzato per “pesare” i diversi contributi di forecast error relativi ai singoli bucket del test set. Segmenti prodotto-mercato diversi risultano difficilmente comparabili tramite la metrica *MSE*, a causa dell'elevamento al quadrato di valori espressi secondo differenti unità di misura.

Notare che il MSE viene spesso indicato anche come *Mean Square Deviation (MSD)*.

### ***Standardized MAD***

Per ovviare al fatto che alcuni delle precedenti metriche non sono definite in corrispondenza di valori nulli nella serie storica (come vedremo in seguito, scegliendo una granularità settimanale per il caso TDA, tale evento non è raro), si ricorre ad un parametro di recente introduzione nella letteratura.

Lo standardized MAD si calcola facendo il rapporto tra il MAD e la media (Average A):

$$\frac{MAD}{A} = \frac{1}{A} \cdot \left( \frac{1}{T - T_A} \cdot \sum_{t=T_A+1}^T |D_t - F_t| \right)$$

Con il parametro *standardized MAD (MAD/A)* è possibile comparare previsioni diverse fatte su codici differenti con livelli di consumo anche molto diversi tra loro.

Questo parametro, insieme al MAPE, è quello che più ha pesato sulla scelta finale dei metodi di previsione da utilizzare nel caso aziendale oggetto di analisi.

## **Utilizzo delle metriche di forecast accuracy**

Per ciascun segmento prodotto-mercato per il quale viene calcolato ordinariamente il piano previsionale di domanda, è utile predisporre un cruscotto di misure di errore.

In tale cruscotto le righe sono i vari codici (o famiglie di codici) da prevedere e le colonne le varie metriche di valutazione degli errori.

Il monitoraggio delle previsioni di domanda, eseguito mediante il controllo dell'inaccuratezza predittiva, si controlla che l'errore sintetico di previsione, misurato nell'intervallo di test, non ecceda il valore target di allarme (massimo valore ammesso, scelto in base ad opportune considerazioni), per i soli prodotti di classe A, ritenuti prioritari sulla base di uno specifico indicatore di performance.

Le eccezioni derivanti da elevati valori di inaccuratezza previsionale vengono:

- corrette manualmente dai demand planner (forecasting by exception)
- analizzate dagli esperti aziendali e regolarizzate attraverso negoziazioni di *consensus based forecasting*

Qualora un segmento prodotto-mercato risulti caratterizzato da un errore di forecasting al di sopra della soglia massima tollerata:

- si sceglie un'altra famiglia di modelli matematici di sales forecasting, da applicare nei periodi successivi all'orizzonte di previsione
- la seconda famiglia che ha registrato l'errore di previsione minore, nel ranking dei modelli matematici precedentemente generato in fase di best fit algoritmico

E' importante notare che la presenza di una molteplicità di metriche alternative di forecast error non deve portare a concludere che tali misure risultino tutte "concordi" nel quantificare la qualità delle previsioni di domanda. Assegnati due algoritmi  $z_1$  e  $z_2$ , è possibile che si verifichino casi di ranking difforme tra metriche di errore differenti: ad esempio,

- la metrica A assegna un miglior valore di forecast accuracy al modello  $z_1$ ;
- la metrica B seleziona il modello  $z_2$ , ritenuto più accurato;

Per ovviare a tale inevitabile inconveniente, è possibile costruire misure di errore "aggregate" ed univoche, unificando attraverso media aritmetica o media ponderata diversi KPI per la valutazione del forecast error.

Misure di errore composte  $W(E_{tot})$  sono costruibili attraverso la seguente formula:

$$W(E_{tot}) = \sum_k \alpha_k \cdot f_k(E_{tot})$$

nella quale i coefficienti moltiplicativi  $\alpha_k$  rappresentano i pesi delle diverse metriche di errore  $f_k(E_{tot})$  appartenenti all'insieme K di indicatori di errori.

Ad esempio, una metrica di errore composta può essere definita come:

$$W(E_{tot}) = 0,2 \cdot MAD + 0,8 \cdot \sqrt{MSE}$$

Occorre porre particolare cautela, nella definizione delle metriche di errore composte, a:

- definizione dei pesi  $\alpha_k$  di ponderazione delle singole metriche elementari;
- omogeneizzazione delle unità di misura dei diversi errori standard. Ad esempio non risulta corretto sommare linearmente un indicatore assoluto (come il MAD) ad un indicatore percentuale (come il MAPE) o ad una metrica di tipo quadratico (come il MSE)



# Time Series Forecasting

## Introduzione al Time Series Forecasting

### Generazione del Sales Forecast

La previsione della domanda commerciale viene generata mediante l'impiego di modelli matematici di Sales Forecasting, i quali analizzano i valori disponibili delle vendite realizzate nel passato, interpretano i fenomeni di regolarità nella domanda e proiettano le componenti delle serie storiche nel futuro, dando luogo al piano previsionale di domanda.

Ricevendo in ingresso i valori delle serie storiche di domanda  $D_t$  (actual sales) negli intervalli di training e di test, gli algoritmi ed i metodi di sales forecasting ricavano la proiezione futura delle vendite  $F_t$  (sales forecast), in funzione dell'andamento della domanda registrato nel passato per ciascun segmento prodotto-mercato.

La qualità predittiva dei modelli di time series forecastign è misurata attraverso il calcolo degli errori di previsione in corrispondenza dell'intervallo di testing, avendo precedentemente addestrato i modelli sull'analisi dei valori storici disponibili nell'intervallo di training. Il modello che si rivela maggiormente accurato nella previsione della domanda di una coppia prodotto-mercato viene adottato per la generazione della previsione nel futuro orizzonte di pianificazione delle attività di Sales & Operations Planning.

Al procedere del tempo, nuovi valori storici si aggiungono alla domanda commerciale; i modelli di sales forecasting subiscono un periodico riaddestramento e verifica di validità includendo tali nuovi valori nella serie storica: la qualità predittiva di ciascun modello alternativo viene costantemente revisionata; quando questa si deteriora, conseguenza della diminuzione della forecast accuracy, i modelli devono essere ritirati.

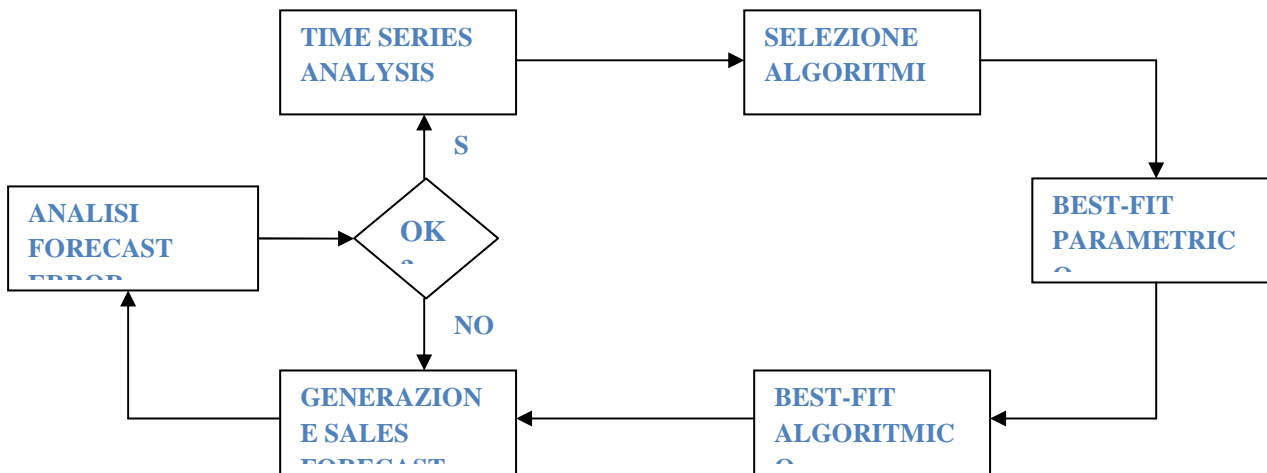
### Fasi del processo di Sales Forecasting

Assegnata una serie storica di domanda  $D_t$  per un determinato prodotto o codice, le fasi che conducono alla formulazione della previsione futura rappresentano una sequenza ciclica di operazioni da compiere, in relazione al settaggio parametrico dei modelli ed alla valutazione della loro accuratezza predittiva. Le fasi del processo di Sales Forecasting sono le seguenti:

1. analisi delle caratteristiche quantitative della serie storica;
2. selezione delle famiglie di algoritmi candidate a generare la previsione futura ;



3. best-fit parametrico per la determinazione dei valori ottimali per i parametri degli algoritmi di sales forecasting selezionati;
4. best-fit algoritmico per la selezione del modello ottimale;
5. generazione del sales forecast utilizzando l’algoritmo migliore selezionato;
6. valutazione del forecast error in presenza di nuovi valori storici;
7. aggiornamento dei parametri degli algoritmi;



**Selezione degli algoritmi.** A seconda dei risultati determinati in sede di analisi quantitativa della serie storica, un insieme di algoritmi candidati alla generazione del sales forecast viene selezionata: ad esempio, i modelli di Poisson e Croston vengono scelti nel caso in cui la serie registri un comportamento sporadico intermittente.

**Best-fit parametrico.** Gli algoritmi precedentemente selezionati vengono addestrati sui valori disponibili per la serie storica nell’intervallo di training: i valori dei parametri numerici propri di ciascun algoritmo vengono tarati, in modo da minimizzare l’errore di previsione che si ottiene lanciando l’algoritmo per predire i valori di domanda storica appartenente al test set. Viene selezionata la combinazione di parametri, per ciascun algoritmo, che minimizza una determinata metrica di errore, calcolata in modo aggregato sui periodi dell’intervallo di verifica.

**Best-fit algoritmico.** Gli algoritmi internamente ottimizzati vengono messi a confronto per selezionare quello che offre la miglior accuratezza predittiva, limitatamente ai valori storici nell’ambito dell’intervallo di test. A seguito di questa “ottimizzazione esterna” fra algoritmi

alternativi, internamente ben parametrizzati, l'algoritmo che ha generato il minor forecast error viene selezionato, supponendo essere il miglior predittore anche per la stima dei valori di domanda futura.

**Generazione del sales forecast.** Il miglior algoritmo di sales forecasting, selezionato separatamente per ciascuna famiglia di codici, viene applicato:

- lungo l'orizzonte di pianificazione della domanda, per la generazione del piano previsionale;
- lungo l'orizzonte di test, per calcolare e memorizzare l'errore di previsione compiuto nei periodi passati;

**Valutazione del forecast error.** Nel momento in cui si rendono disponibili i valori di actual sales viene misurato il forecast error. Tale errore serve per valutare e selezionare l'algoritmo migliore

**Aggiornamento dei modelli.** A seconda degli approcci alternativi utilizzati per il riaddestramento dei modelli al procedere del tempo, i parametri dei modelli vengono ritirati.

### **Classificazione dei modelli di Time Series Forecasting**

I modelli statistici di previsione della domanda commerciale possono essere classificati secondo diversi profili di inquadramento. Caratteristica comune a tutti i modelli per il Time Series Forecasting è l'assunzione implicita che la storia passata della domanda sia in qualche misura esplicativa del comportamento futuro dei clienti, che manifesteranno la loro tendenza all'acquisto dei prodotti dell'azienda secondo profili di domanda analoghi a quelli rilevati nel passato. Attraverso la propria capacità di estrapolazione, i modelli di sales forecasting proiettano nel futuro le componenti regolari di domanda rilevate dall'analisi delle serie storiche presenti nei datawarehouse di Demand Planning.

#### ***Tipologia di domanda commerciale***

Una prima modalità di raggruppamento di modelli per il Sales Forecasting è data dalla tipologia di serie storica che caratterizza i singoli segmenti prodotto-mercato.

A seconda che le serie di domanda siano continue o sporadiche (il relativo driver di analisi è definito dalla densità di zeri presenti nella serie), i modelli matematici si classificano in:

- *modelli per serie continue* (a domanda regolare): medie mobili, smorzamenti esponenziali, modello di Holt-Winters, scomposizione delle serie; modelli auto regressivi, regressione lineare;

- *modelli per serie sporadiche* (a domanda irregolare): modello di Croston, modello di Poisson, modello di Syntetos-Boylan

### ***Tipologia di prodotti***

Un secondo modo per classificare i modelli di Sales Forecasting è dato dal livello di maturità dei singoli prodotti finiti oggetto di previsione.

Vengono distinti modelli per:

- *prodotti a domanda continua nel tempo* (anche se caratterizzata da cadenza irregolare): questa classe include tutti i modelli di cui al criterio di classificazione precedente;
- *prodotti di nuova introduzione*: modelli basati su analogia, curve di regressione logistica, applicazione di pattern percentuali, modelli di sales budgeting (approcci elementari di ripartizione di quantità di domanda aggregate su livelli gerarchici di prodotto, mercato, tempo).

### ***Struttura dei modelli matematici***

La quarta ed ultima modalità di classificazione degli algoritmi si riferisce alla loro struttura matematica costitutiva, attraverso la quale i modelli generano la previsione statistica della domanda, ed alla tipologia di componenti regolari delle serie storiche prese in considerazione dagli stessi. Secondo tale profilo, utilizzato come schema di presentazione dei contenuti in questo capitolo e nel successivo, gli algoritmi di sales forecasting si dividono in:

- *modelli a media mobile*: solo i più recenti valori di serie storica sono considerati, in modo uniforme o mediante un sistema di pesi esterni; tali modelli filtrano le componenti stagionali e di tendenza, proponendo una previsione basata sul valor medio della serie storica;
- *modelli di smorzamento esponenziale*: tutti i valori di domanda storica sono analizzati per il calcolo del sales forecast, pesati in modo esponenzialmente decrescente procedendo a ritroso nel tempo;
- *modelli di Holt-Winters*: si tratta di metodi di smorzamento esponenziale che tengono conto di fenomeni di tendenza lineare e stagionalità nell'analisi delle serie storiche;

- *modelli di scomposizione(decomposition)*: le componenti regolari della domanda, identificate ed isolate mediante modelli di Time Series Analysis, vengono ricomposte e proiettate nel futuro per generare la previsione;
- *modelli per serie sporadiche*: i modelli di Poisson e Croston studiano le caratteristiche delle serie storiche intermittenti e fortemente irregolari dal punto di vista probabilistico, cercando di prevedere il valore numerico della prima futura occorrenza non nulla di domanda e l'intervallo temporale di interarrivo tra due richieste di acquisto non nulle consecutive;
- *modelli per il new product forecasting*: si tratta di metodi e tecniche empiriche che si propongono di valorizzare la previsione della domanda di prodotti di recente introduzione, i quali non presentano, per definizione, valori storici di vendita. Esistono principalmente due approcci perseguibili mediante l'impiego di tali metodologie: prevedere nuovi prodotti creando uno storico di domanda fittizio, ispirato alle serie di vendita di altri prodotti, simili o in corso di costituzione con quelli nuovi; applicare curve standard di vendita per profilare temporalmente quantità aggregate di sales budget.

Nel resto di questo capitolo si analizzeranno più dettagliatamente i modelli per serie storiche continue e regolari. Il capitolo successivo è dedicato alla previsione per serie storiche che presentano andamento irregolare nel tempo, estendendo l'analisi anche al caso dell'introduzione di nuovi prodotti sui mercati di vendita.

## Medie Mobili

La media mobile semplice (*simple moving average*) è stata presentata come metodo non particolarmente sofisticato di sales cleaning oltre che come metodo vero e proprio di previsione.

Le Medie Mobili forniscono un metodo semplice per smorzare i dati storici e stimare le componenti di trend e di ciclo.

Ricordiamo inoltre che le Medie Mobili sono una parte fondamentale nella costruzione ed elaborazione dei metodi di Scomposizione, come vedremo in seguito.

## Media Mobile Semplice

La Media Mobile Semplice può essere utilizzata per predire il volume di vendita di un assegnato segmento prodotto-mercato per il primo bucket futuro  $t + 1$  dell'orizzonte di pianificazione, nel caso di domanda stazionaria attorno al valor medio, in cui non sono riscontrabili componenti di stagionalità, trend, quanto piuttosto il solo rumore casuale imprevedibile. La previsione viene calcolata come media aritmetica degli ultimi periodi storici:

$$F_{t+1} = MA_{t+1}(\tau) = \frac{D_t + D_{t-1} + D_{t-2} + \dots + D_{t-\tau+1}}{\tau}$$

La media mobile semplice considera in egual misura le ultime  $\tau$  rilevazioni della domanda reale, ritenute più attendibili rispetto a quelle meno recenti, completamente rimosse dal calcolo della previsione. Fenomeni di tendenza o di stagionalità non vengono considerati dal modello di media mobile semplice: nel caso di domanda fortemente stagionale e/o soggetta a trend di mercato, si sconsiglia l'utilizzo di tale metodo. Eventualmente, il singolo valore di sales forecast ottenibile  $F_{t+1}$  può essere proiettato su tutti i periodi futuri di previsione; detta  $Q$  l'estensione temporale dell'intervallo di pianificazione della domanda, la quantità  $Q \cdot F_{t+1}$  fornisce un'approssimazione del volume medio di domanda che l'azienda dovrà sostenere, con adeguati interventi logistico-produttivi, nel medio periodo; i valori puntuali della domanda futura di periodo fluttuano attorno alla media, seguendo i profili tipici di trend e stagionalità non rilevati dall'algoritmo della media mobile.

L'unico parametro da settare nel modello *simple moving average* è l'intervallo temporale  $\tau$  relativo al numero di periodi storici da considerare; la media si definisce "mobile" in quanto il numero di valori mediati è mantenuto costante, a prescindere dalla progressiva collocazione temporale del bucket corrente  $t$ . Se ad esempio  $\tau = 4$ :

- la previsione per il mese  $t + 1$  di Giugno 2008 media i valori di domanda registrati nei mesi di Febbraio, Marzo, Aprile e Maggio 2008;

Il calcolo della domanda per i periodi previsionali successivi al primo può essere eseguito seguendo alcuni approcci alternativi:

1. Si pone semplicemente  $F_{t+k} = F_{t+1}$ , per ciascun periodo  $k > 1$  dell'orizzonte di previsione della domanda; questo approccio si rivela sufficientemente accurato se la domanda storica è stabile attorno al suo valor medio, con fluttuazioni casuali molto modeste ed assenza di trend e stagionalità;

2. Si proietta il valore  $F_{t+1}$  per ciascun periodo  $k > 1$  dell'orizzonte di previsione, rimodulando i valori futuri, applicando coefficienti additivi o moltiplicativi di trend e stagionalità;
3. Si esegue una media mobile auto-regressiva per i periodi futuri successivi all'istante  $t + 1$

L'algoritmo di media mobile auto-regressiva funziona nel modo seguente:

- per tutti i periodi storici tali che  $t > \tau$  (intervallo minimo di training per la media mobile a  $\tau$  periodi) e per il periodo futuro  $t + 1$ , la modalità di calcolo è identica alla media mobile semplice;
- per i futuri periodi successivi  $t + 2, t + 3, \dots$ , la media aritmetica sugli ultimi  $\tau$  periodi considera i valori di domanda reale  $D_t$  fino a  $t = T$  ed i valori di previsione  $F_t$  calcolati in precedenza dalla media mobile per i bucket successivi a  $T$ .

Ad esempio, la previsione di domanda per il bucket  $t + 5$  calcolata mediante una media mobile auto regressiva a  $\tau = 8$  periodi si ottiene attraverso la formula:

$$F_{t+5} = \frac{1}{8} \cdot (F_{t+4} + F_{t+3} + F_{t+2} + F_{t+1} + D_t + D_{t-1} + D_{t-2} + D_{t-3})$$

All'aumentare dell'ampiezza temporale  $\tau$  di calcolo della media mobile semplice, aumenta il livello di smorzamento della previsione, nel senso dell'attenuazione del valore previsionale  $F_{t+1}$  rispetto ad eventuali outlier  $D_t$ . Valori ridotti assegnati al parametro  $\tau$  riservano maggiore importanza alle quantità storiche di domanda rilevate nei periodi più recenti, rendendo maggiormente reattiva (o "nervosa") la previsione, rispetto a valori anomali presenti nei bucket recenti. Queste considerazioni qualitative derivano dal fatto che, all'aumentare del numero di valori inclusi in una media aritmetica, il peso di ciascuno di essi, costante e pari a  $1/\tau$ , diminuisce anti linearmente, attribuendo sempre minore importanza a ciascun valore.

Il *best-fit parametrico* consiste, per l'algoritmo media mobile, nel determinare il valore dell'unico parametro  $\tau$  in corrispondenza del quale un'opportuna metrica di errore assume valore minimo nell'intervallo di test.

## Media Mobile Centrata

La *media mobile centrata* viene calcolata ponendo il valore di domanda  $D_t$  nel punto medio della sommatoria estesa ai bucket storici, la cui semiampiezza di calcolo è pari a  $\tau/2$ . Essa rappresenta quindi una particolare tipologia di media mobile semplice, in cui l'intervallo di calcolo delle medie è stato opportunamente traslato in avanti, coprendo  $\tau/2$  periodi a destra rispetto al bucket corrente  $t$ .

Ad esempio, supponiamo di voler calcolare una media mobile semplice per le vendite di shampoo con un numero pari di osservazioni (4):. Tale media mobile centrata può essere calcolata come:

$$(266,0 + 145,9 + 183,1 + 119,3)/4 = 178,6$$

oppure  $(145,9 + 183,1 + 119,3 + 180,3)/4 = 157,2$

In entrambi i casi abbiamo eseguito la media mobile centrata, ma nel primo il centro risulta essere a 2,5 mentre nel secondo a 3,5.

Come fare? Si può porre rimedio a questo problema calcolando la media mobile a 2 periodi delle due medie mobili precedentemente calcolate, e denotando il risultato con 2x4MA (oppure MA(2x4)). I risultati di questo metodo sono espressi nella quinta colonna della tabella sotto riportata.

| Month | Period | Data  | MA(4) | MA(2x4) |
|-------|--------|-------|-------|---------|
| Jan   | 1      | 266,0 | -     | -       |
| Feb   | 2      | 145,9 | 178,6 | -       |
| Mar   | 3      | 183,1 | 157,2 | 167,9   |
| Apr   | 4      | 119,3 | 162,8 | 160,0   |
| May   | 5      | 180,3 | 175,0 | 168,9   |
| Jun   | 6      | 168,5 | 201,3 | 188,1   |
| Jul   | 7      | 231,8 | ...   | ...     |
| Aug   | 8      | 224,5 |       |         |
| ...   | ...    | ...   |       |         |
|       |        |       |       |         |
|       |        |       |       |         |

Quindi la media mobile centrata su 4 periodi può essere calcolata come:

$$F_{2,5} = (D_1 + D_2 + D_3 + D_4)/4$$

$$F_{3,5} = (D_2 + D_3 + D_4 + D_5)/4$$

e facendone la media risulta :

$$F_3 = \frac{F_{2,5} + F_{3,5}}{2}$$

### **Applicazione della Media Mobile Centrata**

Per la previsione dei dati dell'azienda ALFA, per quanto riguarda le Medie Mobili, si è scelta l'applicazione del metodo della Media Mobile Centrata.

Vediamo l'esempio di applicazione della Media Mobile Centrata calcolata su diversi orizzonti temporali per un prodotto finito dell'azienda ALFA.

Tale codice risulta essere un box doccia "Porta soffietto" (codice 02P021075.2).

In un primo momento si era pensato di riportare la serie storica ad una granularità mensile (nella letteratura la maggior parte degli esempi di previsione di codici industriali viene fatta a livello mensile), mentre poi, in un secondo momento, dietro espressa richiesta dell'azienda in questione, si è passati ad un orizzonte temporale settimanale. Tale granularità risponde meglio alle esigenze di velocità e di dettaglio di previsione richieste attualmente dal mercato.

La serie storica (ricavata e aggregata grazie a Microsoft Access) è "senza buchi" nel senso che vengono riportati anche i bucket con richiesta nulla (e corrispondenti in larga misura alle settimane di chiusura dello stabilimento in concomitanza delle vacanze estive e invernali).

Di seguito vengono riportate le previsioni fatte su periodi temporali diversi:

- MA(4): Media Mobile centrata con intervallo temporale  $\tau = 4$  (4 settimane, circa un mese)
- MA(8): Media Mobile centrata con intervallo temporale  $\tau = 8$  (8 settimane, circa due mesi)

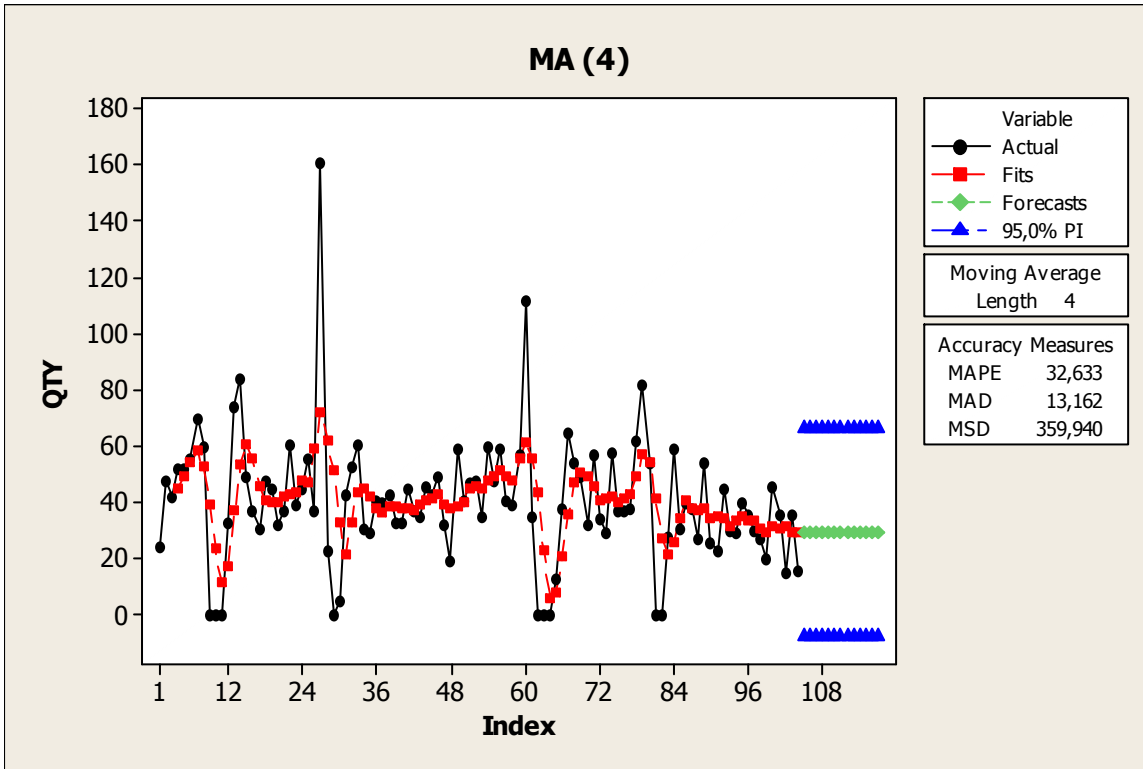


- MA(12): Media Mobile centrata con intervallo temporale  $\tau = 12$  (12 settimane, poco meno di 3 mesi)
- MA(16): Media Mobile centrata con intervallo temporale  $\tau = 16$  (16 settimane, poco meno di 4 mesi)

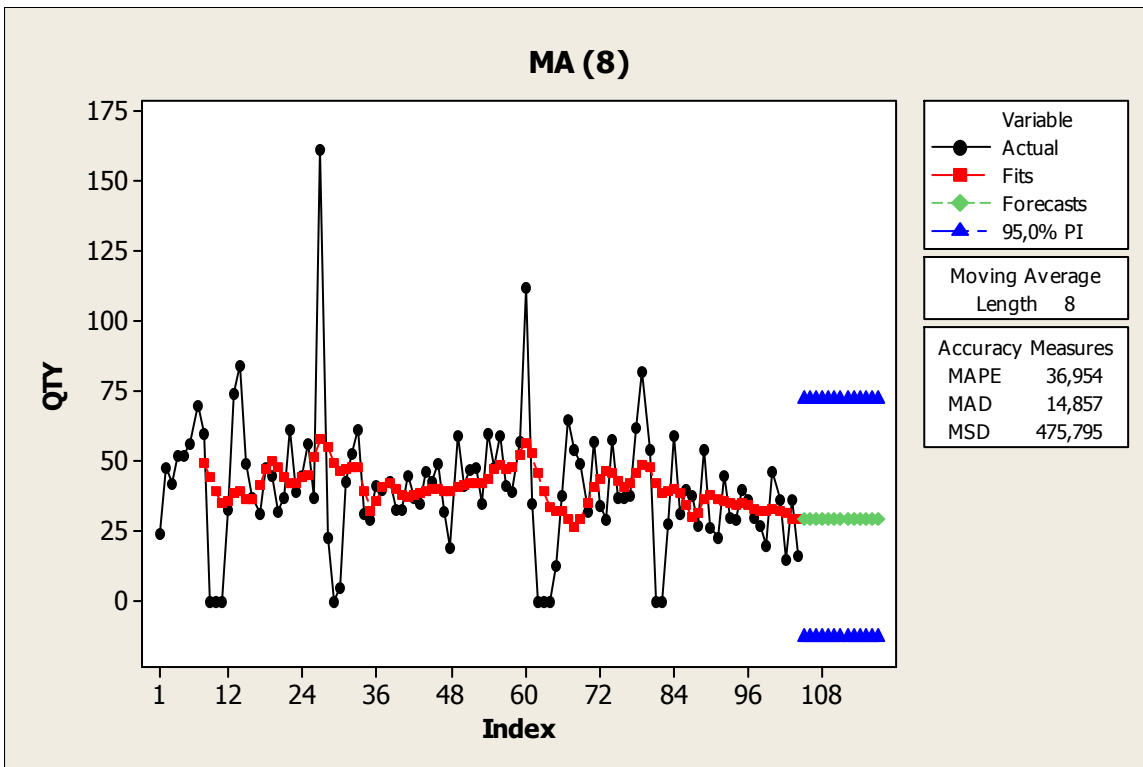
Di seguito viene riportata la serie storica del codice scelto come esempio (per brevità viene riportata solo la prima parte della serie storica, mentre lo studio completo e i relativi grafici corrispondono al periodo Giugno 2007 – Giugno 2009, in modo da aver a disposizione almeno 104 settimane corrispondenti a 2 anni)

| CODART | SETTIMANA  |            | ID  | QTY |
|--------|------------|------------|-----|-----|
| PF5    | 11/06/2007 | 17/06/2007 | 1   | 24  |
| PF5    | 18/06/2007 | 24/06/2007 | 2   | 48  |
| PF5    | 25/06/2007 | 01/07/2007 | 3   | 42  |
| PF5    | 02/07/2007 | 08/07/2007 | 4   | 52  |
| PF5    | 09/07/2007 | 15/07/2007 | 5   | 52  |
| PF5    | 16/07/2007 | 22/07/2007 | 6   | 56  |
| PF5    | 23/07/2007 | 29/07/2007 | 7   | 70  |
| PF5    | 30/07/2007 | 05/08/2007 | 8   | 60  |
| PF5    | 06/08/2007 | 12/08/2007 | 9   | 0   |
| PF5    | 13/08/2007 | 19/08/2007 | 10  | 0   |
| PF5    | 20/08/2007 | 26/08/2007 | 11  | 0   |
| PF5    | 27/08/2007 | 02/09/2007 | 12  | 33  |
| PF5    | 03/09/2007 | 09/09/2007 | 13  | 74  |
| PF5    | 10/09/2007 | 16/09/2007 | 14  | 84  |
| PF5    | 17/09/2007 | 23/09/2007 | 15  | 49  |
| PF5    | 24/09/2007 | 30/09/2007 | 16  | 37  |
| PF5    | 01/10/2007 | 07/10/2007 | 17  | 31  |
| PF5    | 08/10/2007 | 14/10/2007 | 18  | 48  |
| PF5    | 15/10/2007 | 21/10/2007 | 19  | 45  |
| PF5    | 22/10/2007 | 28/10/2007 | 20  | 32  |
| PF5    | 29/10/2007 | 04/11/2007 | 21  | 37  |
| ...    | ...        | ...        | ... | ... |

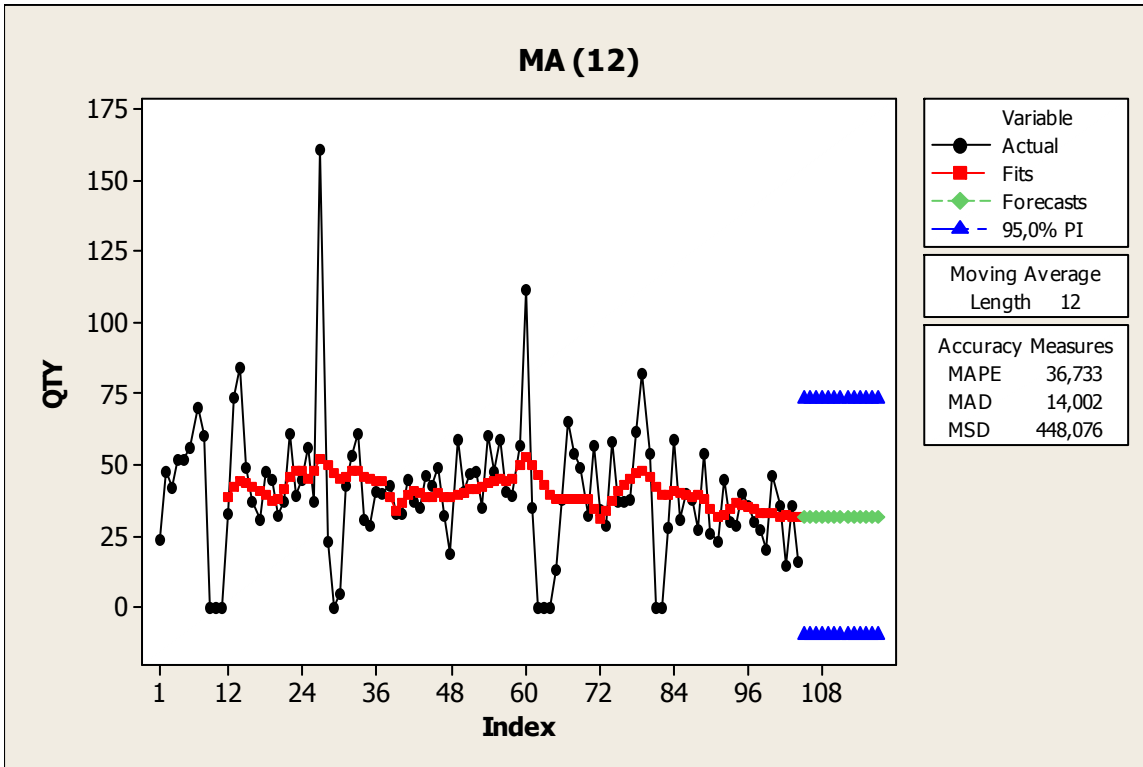
Figura 0.18 Serie storica del PF5 con indicazione di come vengono aggregate le settimane (ID)



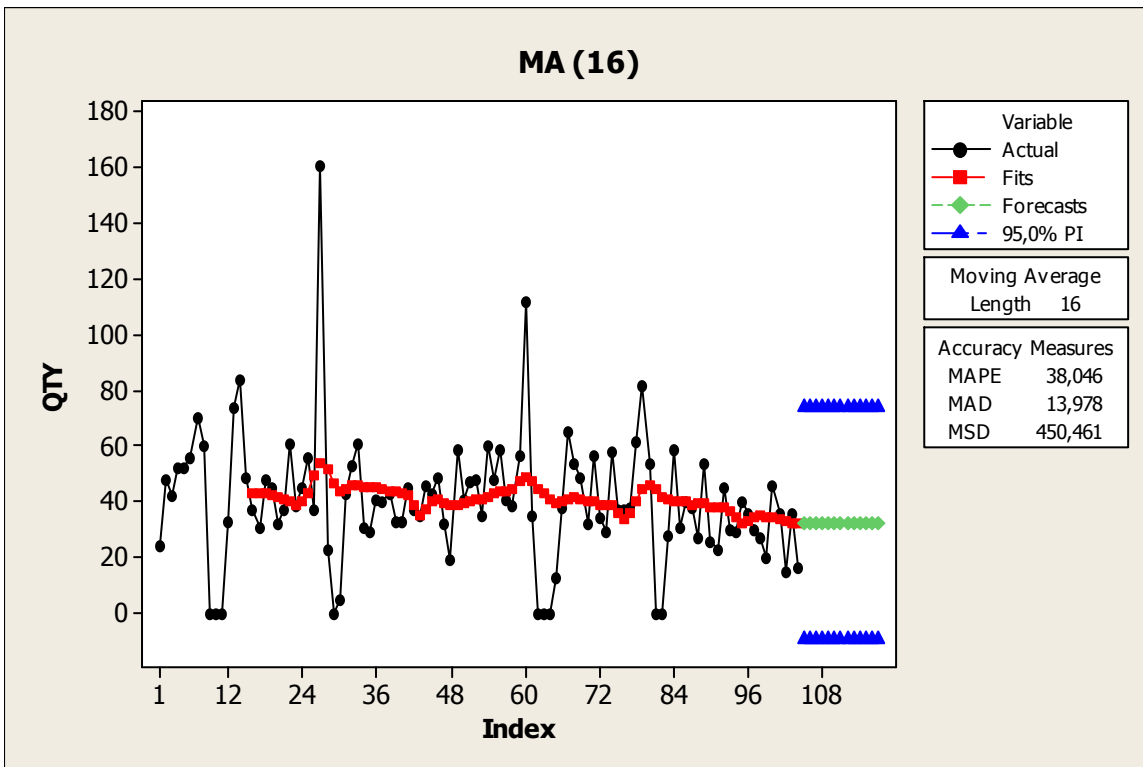
0.19 MA(4): Media Mobile centrata con intervallo temporale  $\tau = 4$



0.20 MA(8): Media Mobile centrata con intervallo temporale  $\tau = 8$



0.21 MA(12): Media Mobile centrata con intervallo temporale  $\tau = 12$



0.22 MA(16): Media Mobile centrata con intervallo temporale  $\tau = 16$

Di seguito vengono riportate le previsioni a partire dalla 105° settimana:

| CODART | SETTIMANA  |            | ID  | MA(4) | MA(8) | MA(12) | MA(16) |
|--------|------------|------------|-----|-------|-------|--------|--------|
| PF5    | 01/06/2009 | 07/06/2009 | 105 | 30    | 31    | 32     | 39     |
| PF5    | 01/06/2009 | 07/06/2009 | 106 | 30    | 31    | 32     | 39     |
| PF5    | 01/06/2009 | 07/06/2009 | 107 | 30    | 31    | 32     | 39     |
| PF5    | 01/06/2009 | 07/06/2009 | 108 | 30    | 31    | 32     | 39     |
| PF5    | 01/06/2009 | 07/06/2009 | 109 | 30    | 31    | 32     | 39     |
| PF5    | 01/06/2009 | 07/06/2009 | 110 | 30    | 31    | 32     | 39     |
| PF5    | 01/06/2009 | 07/06/2009 | 111 | 30    | 31    | 32     | 39     |
| PF5    | 01/06/2009 | 07/06/2009 | 112 | 30    | 31    | 32     | 39     |
| PF5    | 01/06/2009 | 07/06/2009 | 113 | 30    | 31    | 32     | 39     |
| PF5    | 01/06/2009 | 07/06/2009 | 114 | 30    | 31    | 32     | 39     |
| PF5    | 01/06/2009 | 07/06/2009 | 115 | 30    | 31    | 32     | 39     |
| PF5    | 01/06/2009 | 07/06/2009 | 116 | 30    | 31    | 32     | 39     |
| PF5    | 01/06/2009 | 07/06/2009 | 117 | 30    | 31    | 32     | 39     |

0.23 Tabella che riporta la previsione del codice per i periodi futuri (in colore blu vengono indicati i forecast)

## Considerazioni

1. Da notare innanzitutto che man mano aumenta l'intervallo temporale  $\tau$ , la media mobile "smorza" maggiormente la fluttuazione della domanda ed elimina progressivamente il rumore.
2. Il forecast risultato della Media Mobile viene influenzato solo dalle ultime  $\tau$  osservazioni
3. La Media Mobile è un metodo che non riesce a rintracciare bene il Trend e la Stagionalità e soprattutto non riesce a riprodurli nei futuri Forecast
4. Quale  $\tau$  scegliere? Considerando i casi estremi:
  - 4.1.  $\tau = 1$  : Abbiamo MA(1), cioè corrispondente alla precedente osservazione; questo caso speciale rientra nel metodo di previsione chiamato naive forecasting
  - 4.2.  $\tau = n$  : In questo caso la media di tutte le osservazioni è usata come forecast; anche qui ricadiamo in un caso speciale, chiamato Metodo della Media Semplice

Quindi, come detto sopra, si sceglie l'intervallo temporale  $\tau$  che minimizza una determinata metrica di

errore. Nel caso in esame, come mostrato in Tabella 0.6, la media mobile calcolata su 4 periodi (MA(4)) risulta essere quella che presenta minore errore (in particolare, MAPE =32,63% e MAD/A= 0,33)

| MA(4) |        | MA(8) |        | MA(12) |        | MA(16) |        |
|-------|--------|-------|--------|--------|--------|--------|--------|
| MAPE  | 32,63  | MAPE  | 36,95  | MAPE   | 36,73  | MAPE   | 38,05  |
| MAD   | 13,16  | MAD   | 14,86  | MAD    | 14,00  | MAD    | 13,98  |
| MSD   | 359,94 | MSD   | 475,80 | MSD    | 448,08 | MSD    | 450,46 |
| MAD/A | 0,33   | MAD/A | 0,37   | MAD/A  | 0,35   | MAD/A  | 0,35   |

0.24 Tabella riepilogo degli errori della Media Mobile Centrata secondo i diversi intervalli temporali

## Smorzamento esponenziale

Passiamo ora ai metodi e alle procedure che vanno sotto il nome di *exponential smoothing*. Queste procedure hanno tutte in comune il fatto che ai valori più recenti viene assegnato relativamente maggior valore rispetto alle osservazioni meno recenti

### Smorzamento esponenziale semplice

Supponiamo di voler prevedere il prossimo valore della nostra serie storica  $D_t$  che deve ancora avere luogo.

Il nostro forecast viene chiamato come sempre  $F_t$ , e quando la nuova osservazione del dato storico in corrispondenza di  $t$  diviene disponibile, chiamiamo  $D_t - F_t$  l'errore di previsione.

Il metodo del single exponential forecasting allora prende la previsione per il precedente periodo e l'aggiusta utilizzando l'errore di previsione. Detto ciò, il forecast per il periodo successivo risulta essere:

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

dove  $\alpha$  è una costante compresa tra 0 e 1.

Possiamo già osservare che la nuova previsione è semplicemente la vecchia previsione più un aggiustamento dovuto alla correzione dell'errore che è avvenuto nella passata previsione.

Quando  $\alpha$  assume un valore vicino a 1, la nuova previsione includerà una sostanziale

regolazione per l'errore nella previsione precedente. Al contrario, quando  $\alpha$  è vicina a 0, la nuova previsione includerà una minima rettifica.

Parimenti, il fatto di adottare un'alta o bassa costante di smorzamento è del tutto analogo (ma in senso opposto) al fatto di includere un lungo o corto intervallo temporale ( $\tau$ ) nel calcolo della Media Mobile.

Dobbiamo inoltre osservare che tutti i metodi che utilizzano una qualche forma di smorzamento esponenziale tenderanno a seguire ad "arrampicarsi" su ogni trend dei dati attuali, dal momento che il massimo che questo metodo può fare è rettificare la prossima previsione in una percentuale variabile dell'errore più recente.

Il metodo più utilizzato è il modello di Brown (1956), noto come *Single Exponential Smoothing*. Tale metodo genera la previsione  $F_{t+1}$  per il bucket  $t + 1$  in modo ricorsivo, e viene scritto in un modo diverso rispetto alla (1):

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

Questa formulazione riduce ogni problema di storage, in quanto non è più necessario memorizzare tutti i dati storici o un loro subset (come nel caso delle medie mobili). Questo è un aspetto positivo che viene spesso non tenuto in considerazione al momento della scelta di quale metodo utilizzare per prevedere la domanda futura. In presenza di database molto consistenti e della necessità di prevedere spesso la domanda futura, questo aspetto può essere di enorme aiuto.

La formula del modello di smorzamento semplice può essere sviluppata, esprimendo il termine di previsione  $F_t$  in funzione della domanda storica del periodo  $t - 1$  :

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

Procedendo a ritroso nel tempo secondo questa logica di sviluppo backward della formula di smorzamento semplice, si ottiene una relazione di dipendenza della previsione di domanda  $F_{t+1}$  per il primo bucket futuro  $t + 1$  funzione dei soli valori di domanda rilevati nei periodi storici:

$$F_{t+1} = \alpha D_t + \alpha(1 - \alpha)D_{t-1} + \alpha(1 - \alpha)^2 \cdot D_{t-2} + \alpha(1 - \alpha)^3 \cdot D_{t-3} + \dots$$

L'espressione sopra presentata può essere sinteticamente espressa tramite la sommatoria dei valori di domanda lungo l'intero orizzonte dei valori storici, smorzati secondo un sistema di pesi decrescenti in modo esponenziale:

$$F_{t+1} = \alpha \cdot \sum_{k=0}^{T-1} (1 - \alpha)^k \cdot D_{t-k}$$

Il *best-fit parametrico* consiste, per l'algoritmo single exponential smoothing, nel determinare il valore dell'unico parametro  $\alpha$ , nell'intervallo [0;1] in corrispondenza del quale un'opportuna metrica d'errore assume valore minimo nell'intervallo considerato.

### Applicazione del Single Exponential Smoothing (SES)

Le prime prove e le prime applicazioni dello smorzamento esponenziale semplice sono state condotte attraverso l'utilizzo di fogli di calcolo Excel. Questi fogli sono stati costruiti per parametrizzare l'intero calcolo del SES applicato alle serie storiche in modo da poter trovare la costante  $\alpha$  che minimizzasse (attraverso il Risolutore) una determinata metrica di errore (MAPE o MAD/A).

Tuttavia l'utilizzo di fogli di calcolo non è risultato agile nell'applicazione ripetitiva del modello ad un campione significativo di codici (si sono testati alla fine il 5% dei prodotti finiti e delle materie prime).

Pertanto sono ricorso all'ausilio di Minitab 15, software statistico molto utilizzato per l'applicazione del metodo Six Sigma ed utile anche per l'applicazione dei principali metodi di Forecasting.

In particolare, in Minitab 15, l'applicazione del Single Exponential Smoothing permette di ricercare la miglior costante  $\alpha$  attraverso l'implementazione dell'ARIMA (Auto Regressive Integrated Moving Average).

I modelli ARIMA (autoregressivi integrati a media mobile) di Box e Jenkins partono dal presupposto che fra due osservazioni di una serie quello che altera il livello della serie è il cosiddetto disturbo. Un modello generale di Box-Jenkins viene indicato come: ARIMA (p,d,q) dove AR=AutoRegression (autoregressione) e p è l'ordine della stessa, I=Integration (integrazione) e d è l'ordine della stessa, MA=Moving Average (media mobile) e q è l'ordine della stessa. Pertanto un modello ARIMA (p,d,q) è analogo ad un modello ARMA(p,q) applicato alle differenze d'ordine "d" della serie dei valori, invece che agli effettivi valori.

Se la serie non è stazionaria (la media e la varianza non sono costanti nel tempo) viene integrata a livello 1 o 2, dopo aver eseguito un' eventuale trasformazione dei dati (solitamente quella logaritmica). In tal modo viene ottenuta una serie stazionaria (random walk). La procedura proposta da Box e Jenkins è di tipo iterativo e serve per: l'identificazione, la stima e la verifica di un modello ARIMA ed ha come scopo la costruzione di un modello che si adatti alla serie storica osservata e che rappresenti il processo generatore della serie stessa.

Ecco gli steps:

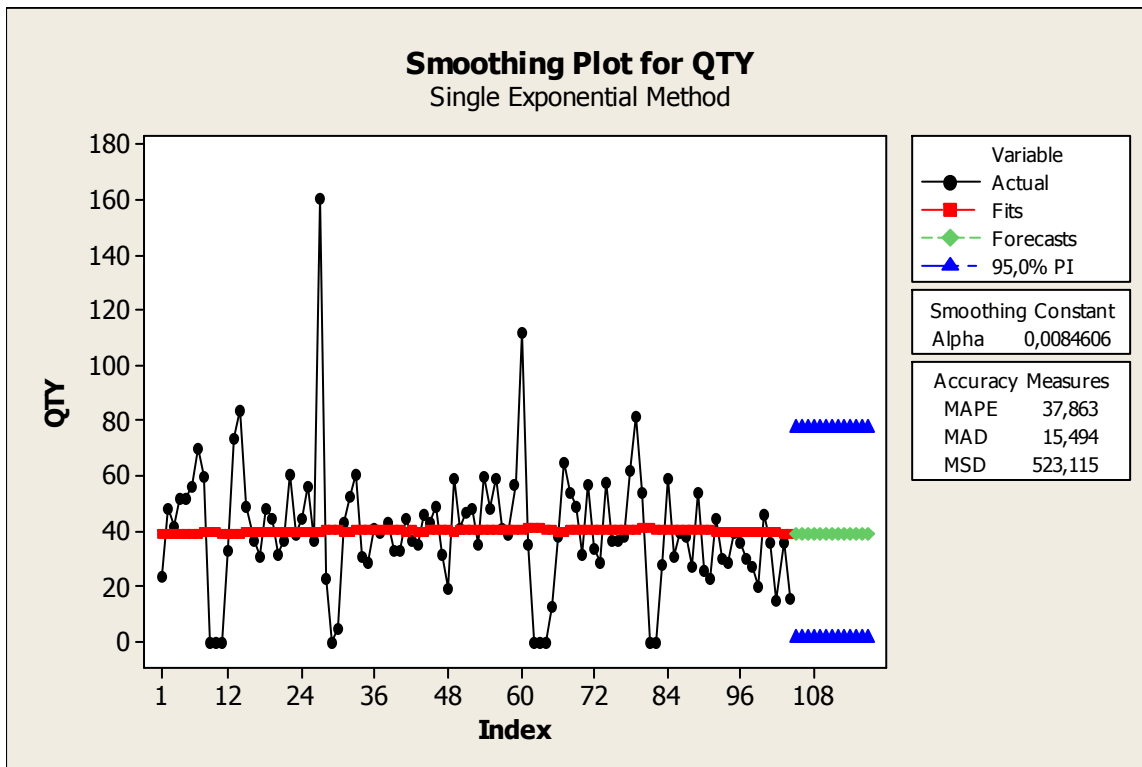
- 1) Verifica della stazionarietà della serie: analisi grafica della serie; identificazione di eventuali valori anomali; ricerca delle trasformazioni più adeguate a rendere stazionaria la serie (calcolo delle differenze e uso della trasformazione Box-Cox);
- 2) Identificazione del modello ARIMA: individuazione degli ordine p,d,q del modello mediante l'analisi delle funzioni di autocorrelazione parziale e totale;
- 3) Stima dei parametri: stima dei parametri del modello ARIMA con il metodo della massima verosimiglianza o dei minimi quadrati;
- 4) Verifica del modello: controllo sui residui del modello stimato per verificare se sono una realizzazione campionaria di un processo white noise a componenti gaussiane. Si effettuano analisi dei residui, test sui coefficienti, cancellazione fra operatori, test Portmanteau.

In particolare Minitab 15 cerca di smorzare i dati attraverso l'applicazione one step di ARIMA (0,1,1). Questa procedura si adatta meglio con dati e serie storiche che presentano basso o scarso trend e stagionalità. La singola componente dinamica in un modello di media mobile è il livello L.

Il modello dello smorzamento esponenziale semplice diventa pertanto una Media Mobile su un intervallo singolo ( MA(1) ) con un ordine di differenziazione non stagionale e nessun termine costante, cioè un modello ARIMA (0,1,1) si ottiene il seguente risultato:

Riprendendo l'esempio precedente utilizzato per l'applicazione della Media Mobile Centrata, l'implementazione del SES attraverso Minitab e con l'ottimizzazione di  $\alpha$  attraverso ARIMA(0,1,1), si ottiene il seguente risultato.





### 0.25 Applicazione dello Smorzamento Esponenziale Semplice

Notiamo che  $\alpha = 0,00846$ , valore molto basso; inoltre il MAPE = 37,86 % e MAD/A=0,39. Tali metriche di errore ci dicono che le previsioni attraverso il SES sotto-performano, seppur di poco, questo prodotto rispetto a MA(4) e MA(8).

### Double Exponential Smoothing

Come abbiamo osservato precedentemente, lo Smorzamento Esponenziale Semplice non eccelle nel seguire e prevedere serie storiche dotate di marcata stagionalità e di trend. Pertanto, quando una serie storica possiede una forte componente di trend e ciclica, possiamo utilizzare un modello di smorzamento più complesso, lo smorzamento esponenziale doppio.

$$L_t = \alpha D_t + (1 - \alpha)[L_{t-1} + T_{t-1}] \quad (1)$$

$$T_t = \gamma(D_t - D_{t-1}) + (1 - \gamma)T_{t-1} \quad (2)$$

$$F_t = L_{t-1} + T_{t-1}$$

in cui:

- $L_t$  è la componente “livello” in corrispondenza del tempo t

- $0 \leq \alpha \leq 1$  è il peso per il livello
- $T_t$  è la component di trend al tempo  $t$
- $0 \leq \gamma \leq 1$  è il peso per il trend
- $D_t$  e  $F_t$  come sempre sono rispettivamente il dato storico e la previsione al tempo  $t$

### Inizializzazione

Come nel caso del Single Exponential Smoothing, c'è una varietà di schemi per stabilire i valori iniziali di  $L_t$  e  $T_t$  nello smorzamento esponenziale doppio.

$L_1$  è generalmente fissato al valore  $D_1$ ; di seguito vengono riportati tre possibili modi per inizializzare il trend  $T_t$ :

$$T_1 = D_2 - D_1$$

$$T_1 = [(D_2 - D_1) + (D_3 - D_2) + (D_4 - D_3)]/3$$

$$T_1 = (D_n - D_1)/(n - 1)$$

La prima equazione (1) regola  $L_t$  direttamente del periodo precedente,  $T_{t-1}$ , aggiungendolo all'ultimo valore smorzato,  $L_{t-1}$ . Questo aiuta ad eliminare il ritardo e mi aiuta a portare  $L_t$  alla base appropriata del valore corrente.

La seconda equazione (2) a questo punto aggiorna il trend, che è espresso come la differenza tra i due ultimi valori. L'equazione è simile alla forma base dello smorzamento esponenziale semplice, ma qui è applicata all'aggiornamento del trend.

I parametri  $\alpha$  e  $\gamma$  possono essere ottimizzati attraverso tecniche di ottimizzazione non lineare, come l'Algoritmo di Marquardt oppure attraverso l'adattamento del modello ARIMA(0,2,2) (vedi paragrafo precedente).

## Applicazione Double Exponential Smoothing con Minitab 15

Vediamo un primo esempio grafico che confronti l'applicazione ad una generica serie storica dello Single Exponential Smoothing e del Double Exponential Smoothing.

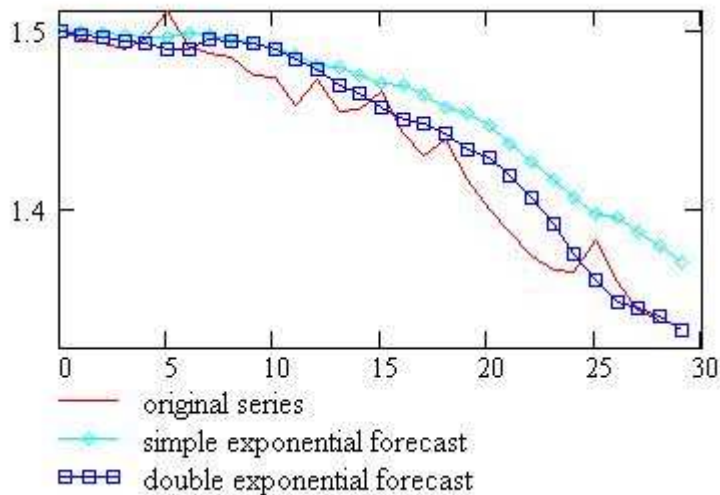
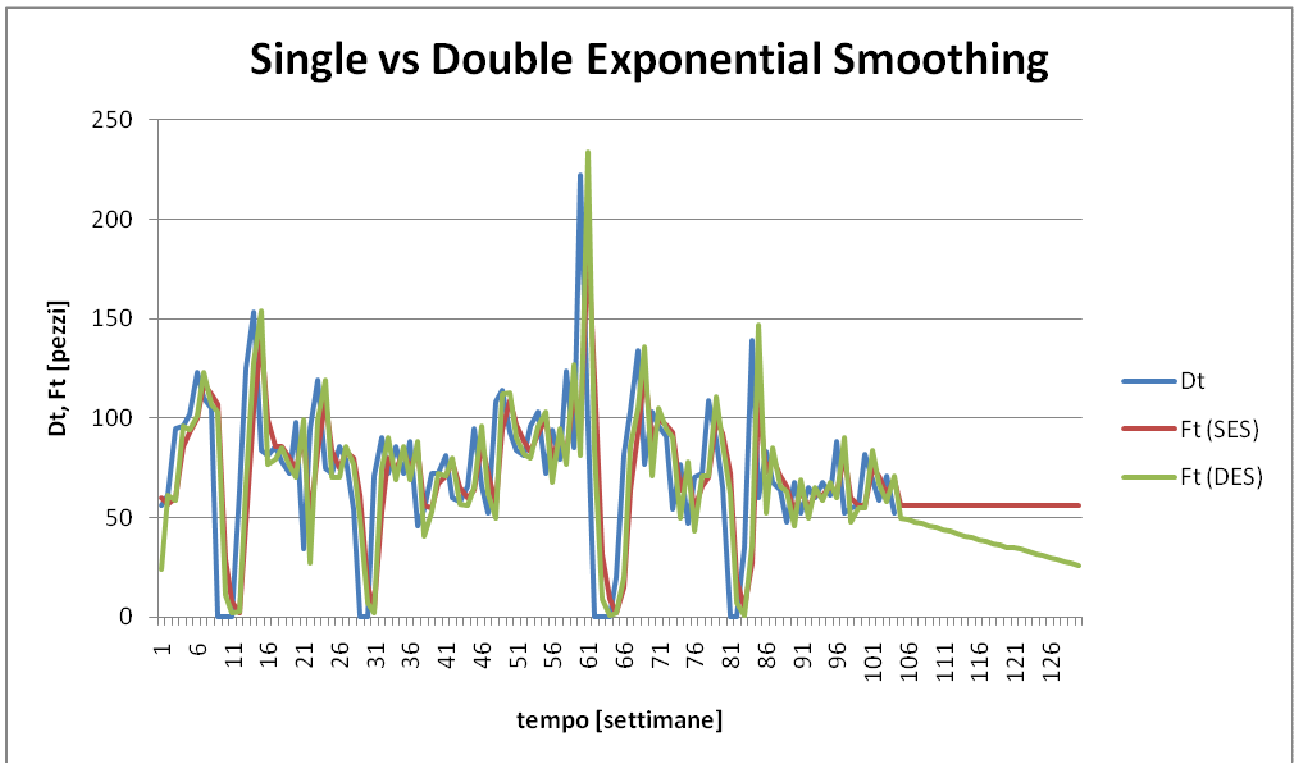


Figura 0.26 Confronto tra Single Exponential Smoothing e Double Exponential Smoothing

Ora vediamo, tornando al nostro esempio di prodotto finito PF5, il confronto tra l'applicazione dello smorzamento esponenziale semplice con lo smorzamento esponenziale doppio. In blu vengono indicati i dati futuri, cioè relativi all'orizzonte di previsione ( $t = 26$  settimane = 6 mesi ).

| t  | Dt  | FITS<br>SES | FITS<br>DES | t  | Dt  | FITS<br>SES | FITS<br>DES | t   | Dt  | FITS<br>SES | FITS<br>DES | t   | SES<br>Ft | DES<br>Ft |
|----|-----|-------------|-------------|----|-----|-------------|-------------|-----|-----|-------------|-------------|-----|-----------|-----------|
| 1  | 56  | 60          | 24          | 36 | 88  | 75          | 69          | 71  | 96  | 99          | 105         | 105 | 56        | 50        |
| 2  | 61  | 57          | 61          | 37 | 46  | 84          | 88          | 72  | 91  | 97          | 95          | 106 | 56        | 49        |
| 3  | 95  | 60          | 59          | 38 | 54  | 56          | 41          | 73  | 54  | 93          | 90          | 107 | 56        | 48        |
| 4  | 96  | 86          | 96          | 39 | 72  | 55          | 53          | 74  | 77  | 64          | 50          | 108 | 56        | 47        |
| 5  | 102 | 93          | 94          | 40 | 72  | 67          | 72          | 75  | 47  | 74          | 78          | 109 | 56        | 46        |
| 6  | 123 | 100         | 101         | 41 | 81  | 71          | 71          | 76  | 70  | 54          | 43          | 110 | 56        | 45        |
| 7  | 110 | 117         | 123         | 42 | 60  | 78          | 80          | 77  | 72  | 66          | 71          | 111 | 56        | 44        |
| 8  | 105 | 112         | 107         | 43 | 58  | 65          | 57          | 78  | 109 | 70          | 71          | 112 | 56        | 43        |
| 9  | 0   | 107         | 103         | 44 | 66  | 60          | 56          | 79  | 89  | 99          | 111         | 113 | 56        | 42        |
| 10 | 0   | 29          | 11          | 45 | 95  | 64          | 65          | 80  | 65  | 92          | 87          | 114 | 56        | 41        |
| 11 | 0   | 8           | 2           | 46 | 66  | 87          | 96          | 81  | 0   | 72          | 62          | 115 | 56        | 40        |
| 12 | 64  | 2           | 3           | 47 | 52  | 72          | 62          | 82  | 0   | 19          | 7           | 116 | 56        | 39        |
| 13 | 125 | 47          | 67          | 48 | 108 | 57          | 50          | 83  | 35  | 5           | 1           | 117 | 56        | 38        |
| 14 | 153 | 104         | 128         | 49 | 114 | 94          | 112         | 84  | 139 | 27          | 36          | 118 | 56        | 37        |
| 15 | 84  | 140         | 154         | 50 | 93  | 109         | 113         | 85  | 60  | 109         | 147         | 119 | 56        | 36        |
| 16 | 81  | 99          | 77          | 51 | 84  | 97          | 90          | 86  | 83  | 73          | 52          | 120 | 56        | 35        |
| 17 | 86  | 86          | 79          | 52 | 81  | 88          | 82          | 87  | 68  | 80          | 85          | 121 | 56        | 35        |
| 18 | 78  | 86          | 85          | 53 | 96  | 83          | 80          | 88  | 64  | 71          | 66          | 122 | 56        | 34        |
| 19 | 72  | 80          | 76          | 54 | 103 | 92          | 96          | 89  | 48  | 66          | 63          | 123 | 56        | 33        |
| 20 | 98  | 74          | 70          | 55 | 72  | 100         | 103         | 90  | 68  | 53          | 46          | 124 | 56        | 32        |
| 21 | 34  | 92          | 99          | 56 | 94  | 80          | 68          | 91  | 52  | 64          | 69          | 125 | 56        | 31        |
| 22 | 95  | 49          | 27          | 57 | 79  | 90          | 95          | 92  | 65  | 55          | 50          | 126 | 56        | 30        |
| 23 | 119 | 83          | 99          | 58 | 124 | 82          | 77          | 93  | 60  | 62          | 65          | 127 | 56        | 29        |
| 24 | 75  | 109         | 119         | 59 | 85  | 113         | 127         | 94  | 68  | 61          | 59          | 128 | 56        | 28        |
| 25 | 72  | 84          | 70          | 60 | 222 | 92          | 81          | 95  | 61  | 66          | 68          | 129 | 56        | 27        |
| 26 | 86  | 75          | 70          | 61 | 96  | 187         | 234         | 96  | 88  | 62          | 60          | 130 | 56        | 26        |
| 27 | 79  | 83          | 86          | 62 | 0   | 120         | 84          | 97  | 52  | 81          | 90          | ... | ...       | ...       |
| 28 | 54  | 80          | 77          | 63 | 0   | 32          | 9           | 98  | 55  | 60          | 48          |     |           |           |
| 29 | 0   | 61          | 50          | 64 | 0   | 9           | 1           | 99  | 56  | 56          | 55          |     |           |           |
| 30 | 0   | 16          | 7           | 65 | 20  | 2           | 2           | 100 | 82  | 56          | 55          |     |           |           |
| 31 | 71  | 4           | 2           | 66 | 82  | 15          | 20          | 101 | 69  | 75          | 84          |     |           |           |
| 32 | 90  | 53          | 75          | 67 | 104 | 64          | 86          | 102 | 59  | 71          | 67          |     |           |           |
| 33 | 72  | 80          | 90          | 68 | 134 | 93          | 105         | 103 | 71  | 62          | 58          |     |           |           |
| 34 | 86  | 74          | 69          | 69 | 77  | 123         | 136         | 104 | 52  | 69          | 71          |     |           |           |
| 35 | 72  | 83          | 86          | 70 | 103 | 89          | 71          |     |     |             |             |     |           |           |

Figura 0.27 Confronto nell'applicazione del metodo Single Exponential Smoothing con il Double Exponential Smoothing



**Figura 0.28** Grafico dell'andamento dello Smorzamento Esponenziale Semplice (SES) e del Double Exponential Smoothing (DES)

Come si vede in Figura sopra, i valori di fit dello smorzamento esponenziale semplice e doppio quasi coincidono o comunque sono molto vicini. Differisce invece il forecast fatto al periodo attuale  $t = 104$ , cioè all'ultima settimana di Maggio 2009, per i 26 periodi futuri. Lo SES prevede un valore costante  $F_{t=105} = F_{106} = \dots = 56$  (il SES andrebbe calcolato ricorsivamente ogni volta che si rende disponibile un nuovo dato storico in modo da "aggiornare" la previsione futura). Invece lo DES prevede un trend decrescente.

Di seguito vengono riportate le performance dei due metodi sul codice PF5:

| CODART | QTA' | CLASSE MOVIMENTAZIONE | DI | Average A | SINGLE SMOOT | EXP    | DOUBLE SMOOT | EXP    |
|--------|------|-----------------------|----|-----------|--------------|--------|--------------|--------|
| PF5    | 4212 | ALTA MOVIMENTAZIONE   |    | 40,1      | MAPE         | 37,86  | MAPE         | 46,72  |
|        |      |                       |    |           | MAD          | 15,49  | MAD          | 18,16  |
|        |      |                       |    |           | MSD          | 523,12 | MSD          | 780,37 |
|        |      |                       |    |           | MAD/A        | 0,39   | MAD/A        | 0,45   |

**Figura 0.29** Errori dello Smorzamento Esponenziale Semplice e Doppio

Come si può notare, per questo codice lo smorzamento esponenziale semplice performa meglio del suo omologo, con una differenza di  $46,72 - 37,86 = 8,86\%$  se guardiamo al MAPE (che può essere considerato un parametro di performance significativo in questo caso in quanto, come si può notare da Figura 0.30, siamo in presenza di una serie storica con pochissimi valori nulli), mentre se guardiamo al MAD/A tale differenza è uguale a  $0,45 - 0,39 = 0,06 = 6\%$ .

## Scomposizione delle serie storiche

### Scomposizione moltiplicativa

Vediamo ora un metodo il cui obiettivo primo è l'estrazione delle componenti principali da una serie storica di domanda, eventualmente precedentemente ripulita dagli outlier statistici. L'analisi delle componenti di una serie storica aiuta i decisori di demand planning a studiare ed interpretare le caratteristiche quantitative e qualitative della domanda commerciale, al fine di predisporre interventi di mercato rivolti al sostenimento delle vendite. La conoscenza delle singole componenti è indispensabile, qualora si voglia generare il piano statistico di domanda riaggregando gli elementi di base di una serie storica, dati da trend, stagionalità e ciclicità.

Esistono due macroclassi di metodologie per l'estrazione delle componenti di una serie storica: modelli moltiplicativi, trattati in questo paragrafo, e modelli addittivi, affrontati in quello successivo. L'obiettivo dei modelli di scomposizione delle serie storiche è quello di determinare le seguenti componenti in una serie storica continua e regolare:

- componente di tendenza (per ipotesi, di tipo lineare)  $T_t$ ;
- componente di stagionalità  $S_t$ ;
- componente ciclica di lungo periodo  $C_t$ ;
- componente erratica, relativa alle fluttuazioni casuali attorno alla media  $M_t$ ;

Il modello moltiplicativo assume per la serie originale  $D_t$  una formulazione matematica del tipo :

$$D_t = S_t \cdot T_t \cdot C_t \cdot M_t$$

La sola componente di trend  $T_t$  presenta, dal punto di vista metrologico, le stesse dimensioni della domanda commerciale  $D_t$ .

Le fasi dell'algoritmo di scomposizione moltiplicativa per una serie continua e regolare  $D_t$ , estesa nell'intervallo  $t = 1, \dots, T$ , sono le seguenti :

1. Identificazione della componente congiunta di trend e ciclicità:  $T_t \cdot C_t$  ;
2. Identificazione della componente congiunta di stagionalità e oscillazione casuale attorno alla media  $S_t \cdot M_t$  ;
3. Isolamento della componente di stagionalità  $S_t$  ;
4. Destagionalizzazione della serie storica originale  $D_t$  ;
5. Isolamento della componente di tendenza  $T_t$  ;
6. Isolamento della componente di ciclicità  $C_t$  ;
7. Isolamento della componente di fluttuazione casuale  $M_t$  ;

Le componenti possono essere quindi riassemblate per generare il piano previsionale di domanda, mediante proiezione nel futuro delle componenti elementari.

### ***Fase 1: identificazione congiunta di trend e ciclicità***

Per ottenere la componente congiunta moltiplicativa di trend e ciclicità, pari a  $T_t \cdot C_t$  , si possono utilizzare due metodologie distinte: media mobile centrata e metodo delle differenze prime.

**Media mobile Centrata.** Si applica l'algoritmo di media mobile centrata (MA) alla serie storica originale  $D_t$  , ponendo come valore di ampiezza della media centrale la lunghezza  $\tau = L$  del ciclo stagionale di vendita. Questo algoritmo presenta una variante della media mobile semplice, tale per cui i valori inclusi nella media aritmetica sono equamente distribuiti a destra e a sinistra del valore corrente t-esimo della serie storica: la media risulta quindi centrata attorno al valore di domanda  $D_t$  in corso di analisi. Formalmente, il calcolo della media centrata di semiampiezza  $\tau/2$  avviene utilizzando la formula :

$$MA_t(\tau) = \frac{1}{\tau + 1} \cdot \sum_{\theta=t-\tau/2}^{t+\tau/2} D_\theta$$

La componente congiunta di trend e ciclicità si determina dunque tramite la relazione:

$$T_t \cdot C_t = MA_t(\tau = L)$$

per ciascun periodo della serie storica originale  $D_t$ .

Nella serie intermedia, ottenuta tramite media centrale, sono state rimosse la componente di stagionalità e le fluttuazioni irregolari casuali attorno al valor medio. Esistono diverse procedure per calcolare i valori estremi della media centrale, ai bordi sinistro e destro della serie storica  $T_t \cdot C_t$ , non calcolabili tramite la formula standard  $MA_t$ ; si rimanda al paragrafo della media mobile centrata l'approfondimento di tale questione.

**Differenze prime.** Questo metodo, di semplice applicazione, determina la componente congiunta moltiplicativa  $T_t \cdot C_t$  attraverso il calcolo delle differenze prime fra valori consecutivi della serie storica originaria; una differenza del primo ordine è pari alla differenza tra la domanda storica del periodo corrente  $D_t$  e la domanda del periodo precedente  $D_{t-1}$ . In formule :

$$T_t \cdot C_t = D_t - D_{t-1}$$

**Fase 2: identificazione congiunta di stagionalità ed erraticità**

La componente congiunta di stagionalità  $S_t$  e rumore casuale attorno al valor medio  $M_t$  si ottiene, nel modello di scomposizione moltiplicativa, eseguendo il rapporto tra la serie originale di domanda  $D_t$  ed il prodotto tra le componenti moltiplicative di trend e ciclicità:

$$S_t \cdot M_t = \frac{D_t}{MA_t(L)} \quad \text{oppure} \quad S_t \cdot M_t = \frac{D_t}{T_t \cdot C_t} = \frac{D_t}{D_t - D_{t-1}}$$

**Fase 3: isolamento della componente di stagionalità**

La componente di stagionalità  $S_t$ , depurata dal rumore di domanda, viene calcolata eseguendo la media aritmetica dei valori della componente congiunta  $S_t \cdot M_t$  per periodi di tempo omologhi rispetto alla lunghezza del ciclo stagionale di vendita. Ad esempio, i mesi di Gennaio vengono mediati tra loro, nel caso in cui la granularità temporale di analisi sia mensile ed il ciclo di vendita annuale; analogo discorso vale per le seconde settimane di ogni trimestre, nel caso di stagionalità pari a 12 o 13 settimane. Per ciascun bucket del ciclo stagionale  $l = 1, \dots, L$  (ciascun mese in un anno, ciascuna settimane in un semestre, ecc...) viene isolata la componente stagionale  $S_l$  :

$$S_l = \frac{\sum_{t \in K(l)} S_t \cdot M_t}{\text{card}\{K(l)\}}$$



essendo  $K(l)$  l'insieme che contiene i periodi omologhi di tipo 1 (ad es. Gennaio 2004, Gennaio 2005, Gennaio 2006, ecc..).

I coefficienti  $S_l$  rappresentano valori adimensionali, oscillanti attorno al valore 1, e definiscono la percentuale di vendita analizzata nella serie storica:

- un valore mensile di stagionalità  $S_l = 1$  indica che le vendite del singolo mese  $l$  sono in linea con il valor medio calcolato sui periodi di un insieme di stagioni;
- un valore mensile di stagionalità  $S_l = 1,4$  indica che le vendite del mese  $l$  sono superiori del 40% rispetto alla media stagionale;
- un valore mensile di stagionalità  $S_l = 0,9$  indica che le vendite del mese  $l$  sono inferiori del 10% rispetto alla media stagionale

Vale la relazione  $S_l = S_{l+L}$ , per ogni periodo omologo  $l = 1, \dots, L$ .

#### ***Fase 4: destagionalizzazione della serie storica***

Rimuovendo della componente stagionale dalla serie storica di partenza  $D_t$  e la componente stagionale isolata in fase 3, otteniamo la serie storica destagionalizzata :

$$DS_t = \frac{D_t}{S_l(t)} = T_t \cdot C_t \cdot M_t$$

essendo  $S_l(t)$  il coefficiente stagionale del periodo  $t$ , di classe  $l$

#### ***Fase 5: isolamento della componente di trend***

La componente di trend  $T_t$ , supposta di tipo lineare, viene ottenuta interpolando i valori della serie storica destagionalizzata  $DS_t$  (output della fase 4 del metodo moltiplicativo) con il tempo  $t = 1, \dots, T$ , ovvero applicando un modello di regressione lineare semplice, avente:

- la serie storica destagionalizzata  $DS_t$  come variabile dipendente di output;
- la sequenza temporale  $t = 1, \dots, T$  come variabile indipendente di input;

Si ottiene l'espressione lineare per la componente di tendenza

$$T_t = a \cdot t + b$$

funzione del tempo  $t$  e dei coefficienti  $a$  e  $b$  della retta di regressione, stimati mediante il metodo dei minimi quadrati. Tale relazione veniva applicata nel passato come componente di trend, il quale si suppone continuare anche nei bucket futuri, oggetto di indagine da parte dei modelli di demand forecasting.

### ***Fase 6: isolamento della componente ciclica di lungo periodo***

La componente di ciclicità di lungo periodo  $C_t$  viene ottenuta rapportando i valori di domanda ottenuti mediante il calcolo della media mobile centrata, relativi alla componente congiunta di trend e ciclicità, alla retta di regressione esplicativa della sola componente di tendenza:

$$C_t = \frac{T_t \cdot C_t}{T_t} = \frac{MA_t(L)}{\alpha \cdot t + b}$$

Come nel caso dei coefficienti di stagionalità  $S_t$ , anche la componente ciclica di lungo periodo è espressa mediante valori adimensionali  $C_t$ , dimensionalmente ottenuti dal rapporto tra due tendenze calcolate in modo differente.

### ***Fase 7: isolamento della componente di fluttuazione casuale***

L'ultimo step dell'algorithm di scomposizione moltiplicativa di una serie  $D_t$  prevede la determinazione della componente erratica  $M_t$  della serie originaria, fluttuante in modo non prevedibile attorno al valor medio. Dopo aver destagionalizzato e detrendizzato la serie storica originaria, ottenendo la nuova serie adimensionale con

$$DST_t = \frac{D_t}{S_t(t) \cdot T_t} = \frac{D_t}{S_t(t) \cdot (\alpha \cdot t + b)}$$

si determina la componente erratica  $M_t$  applicando la seguente formula:

$$M_t = m \cdot DST_t = \frac{m \cdot D_t}{S_t(t) \cdot T_t}$$

essendo  $m$  la media aritmetica di tutti i valori della serie storica iniziale  $D_t$ , calcolata su tutti i periodi storici  $t = 1, \dots, T$ .

Attraverso la conoscenza delle componenti di stagionalità e trend di una serie storica, è possibile compiere alcune analisi di Demand Analytics. Ad esempio è possibile:

- calcolare l'incremento o il decremento percentuale delle vendite di periodo mediante rapporto tra due componenti di trend contigue:

$$\Delta D_t = 100 \cdot \frac{T_t - T_{t-1}}{T_{t-1}}$$

- calcolare la variazione percentuale delle vendite fra due periodi omologhi per stagionalità, collocati distanti un ciclo stagionale di lunghezza  $L$  sull'asse dei bucket:

$$\Delta D_t = 100 \cdot \frac{T_t - T_{t-L}}{T_{t-L}}$$

- definire profili di vendita stagionali mediante isolamento della componente stagionale di domanda. Se, ad esempio,  $L = 12$ , dal ciclo di vendita annuale discretizzato su base mensile si ricavano 12 valori  $\{S_1, S_2, \dots, S_{12}\}$ , normalizzati ad 1, da utilizzare come serie percentuale di stagionalità, da applicare su una quantità complessiva di budget  $B_0$ , definita per una stagione di vendita su un determinato segmento prodotto-mercato, ottenendo i quantitativi mensili di vendita (demand forecast  $F_t$ ) attraverso la relazione:

$$F_t = B_0 \cdot S_t(t)$$

per tutti i periodi dell'orizzonte di previsione  $t = T + 1, T + 2, \dots$

### Scomposizione additiva

Il modello additivo di scomposizione (Additive Decomposition) di una serie storica continua e regolare assume per la serie originale  $D_t$  una formulazione matematica del tipo:

$$D_t = S_t + T_t + C_t + M_t$$

nella quale i diversi contributi regolari della domanda sono sommati linearmente.

Tutte le componenti presentano, dal punto di vista metrologico, le stesse dimensioni della domanda commerciale  $D_t$ .

Le fasi dell'algoritmo di scomposizione additiva per una serie storica  $D_t$ , estesa nell'intervallo  $t = 1, \dots, T$ , sono le seguenti:

1. identificazione della componente congiunta di trend e ciclicità:  $T_t + C_t$
2. identificazione della componente congiunta di stagionalità e oscillazione casuale attorno alla media:  $S_t + M_t$ ;
3. isolamento della componente di stagionalità  $S_t$  ;
4. isolamento della componente di fluttuazione casuale  $M_t$ .

Il metodo della media mobile centrata  $MA_t(L)$  è utilizzabile per il calcolo della componente congiunta additiva di trend e ciclicità, con passo di stagionalità  $L$  pari alla lunghezza del ciclo stagionale della serie.

La componente congiunta additiva di stagionalità e rumore casuale si determina per differenza, nota la componente  $T_t + C_t$ :

$$S_t + M_t = D_t - (T_t + C_t)$$

Le componenti periodiche di stagionalità, in numero pari ad  $L$ , si determinano mediando aritmeticamente i valori  $S_t + M_t$  su periodi omologhi :

$$S_t = \frac{\sum_{t \in K(l)} (S_t + M_t)}{\text{card}\{K(l)\}}$$

essendo  $K(l)$  l'insieme che contiene i periodi omologhi di tipo 1 (ad es. Gennaio 2004, Gennaio 2005, Gennaio 2006, ecc..). Infine, la componente erratica  $M_t$  viene nuovamente isolata per differenza di componenti regolari note:

$$M_t = D_t - (T_t + C_t + S_t)$$

### Ricomposizione moltiplicativa

Nei paragrafi precedenti abbiamo analizzato come operare una scomposizione della serie storica, arrivando ad estrapolare le componenti di media  $M_t$ , tendenza  $T_t$ , stagionalità  $S_t$ , e ciclicità  $C_t$ .

Le singole componenti, estratte per studiare le caratteristiche quantitative di serie storiche continue e regolari, possono essere ricomposte per generare il piano previsionale di domanda nei periodi dell'orizzonte di pianificazione.

E' possibile formulare la previsione  $F_{t+k}$  per i periodi futuri  $t + k$ ,  $k = 1, 2, \dots$  utilizzando il seguente modello moltiplicativo di sales forecasting, noto come *Multiplicative Time Series Decomposition*:

$$F_{t+k} = T_{t+k} \cdot S_{(l),t+k} = [a \cdot (t + k) + b] \cdot S_{(l),t+k}$$

calcolando la retta di regressione per la componente di tendenza lineare e proiettandola nel futuro sui periodi  $t + k$ , modulando ciascun termine di trend utilizzando la curva di stagionalità, supponendo che il generico periodo  $t + k$  sia di tipo  $l$ , in relazione alla stagionalità di passo  $L$ .

Le componenti di tendenza e stagionalità, determinate mediante il modello di scomposizione moltiplicativa, possono anche essere applicate e quantità consolidate di sales budget, generate a livello temporale aggregato, per modularne l'andamento nei bucket disaggregati dell'orizzonte di pianificazione.

Ad esempio, disponendo di una quantità iniziale di budget  $B_0$  pianificata per il prossimo anno (12 mesi) per un certo segmento prodotto-mercato, è possibile profilare tale valore costante nei mesi del ciclo stagionale di vendita:

- mensilizzando la quantità aggregata  $B_0$
- calcolandone la componente stagionale in ciascun periodo

La previsione di domanda per il generico bucket futuro  $t + k$  è calcolata tramite la formula:

$$F_{t+k} = \frac{D_0}{12} \cdot S_{(12),t+k}$$

supponendo assenza di trend significativi di variazione della domanda.

Qualora si voglia inserire la componente di tendenza per la previsione della domanda in una serie storica continua non stagionale, avendo a disposizione la quantità iniziale di budget  $B_0$  da profilare sul prossimo anno, occorre determinare il valore iniziale di budget  $B_1$  per il primo periodo di previsione  $t + 1$ , corrispondente all'intercetta  $b$  della retta di regressione  $T_t = a \cdot t + b$ , risolvendo l'equazione:

$$\sum_{t=0}^{L-1} (a \cdot t + B_1) = B_0$$

nell'incognita  $B_1$ . I valori successivi di budget mensile  $B_2, B_3, \dots$  si modulano sulla retta di tendenza lineare, assumendo i valori:

$$B_2 = B_1 + a ; B_3 = B_1 + 2a ; \dots ; B_k = B_1 + a \cdot (k - 1)$$

### Applicazione con Minitab 15: Additive Decomposition vs Multiplicative Decomposition

Minitab 15 consiglia di applicare il metodo della scomposizione quando:

- abbiamo dati o senza trend o con trend costante
- abbiamo dati con un pattern stagionale costante
- la componente stagionale è o additiva o moltiplicativa con il trend
- vogliamo avere previsioni di lungo termine

**Modello additivo o moltiplicativo?** Un modello di serie temporale è moltiplicativo quando il livello e i componenti stagionali vengono moltiplicati insieme, mentre è additivo quando vengono sommati.

- Si consiglia di scegliere un modello moltiplicativo quando la grandezza del pattern stagionale nei dati dipende dalla grandezza dei dati. In altre parole, la grandezza del pattern stagionale cresce o decresce con il crescere o decrescere dei valori dei dati
- Al contrario, è bene scegliere il modello additivo quando la grandezza del pattern stagionale nei dati non dipende dalla grandezza dei dati. In altre parole, la grandezza del pattern stagionale non cambia se la serie “va su o va giù”

Se il pattern dei dati non è molto chiaro, ed abbiamo difficoltà a scegliere tra il metodo moltiplicativo e quello additivo, possiamo allora provare entrambi e scegliere quello che ci genera l'errore minore. Nel caso della nostra azienda abbiamo scelto di utilizzare la procedura che genera l'errore minore.

**Esempio con PF2.**Riprendiamo l'esempio del prodotto PF2 e vediamo come si comporta per questo codice i modelli di scomposizione additiva e moltiplicativa .

Il codice PF2 è un codice Slow Moving, in quanto:

- $CV=0,39$
- $ADI=1,11$

Viene pertanto inserita la serie storica, come si può vedere nella figura seguente, comprendente le osservazioni storiche raggruppate con granularità settimanale (come richiesto dalla nostra azienda in questione) nel solito periodo temporale che va dalla seconda settimana di Giugno 2007 alla seconda settimana di Giugno 2009.

Le poche opzioni da scegliere in Minitab 15 nell'applicazione del modello sono:

- Stagionalità annuale (52 settimane)
- Modello con Trend + Stagionalità
- Previsioni per un periodo di un anno (52 settimane)

| CODART | SETTIM | QTY |  | SETTIM | QTY |  | SETTIM | DECOMP<br>ADD | DECOMP<br>MULTIPL |
|--------|--------|-----|--|--------|-----|--|--------|---------------|-------------------|
| PF2    | 1      | 45  |  | 53     | 38  |  | 105    | 35            | 37                |
| PF2    | 2      | 51  |  | 54     | 100 |  | 106    | 97            | 98                |
| PF2    | 3      | 111 |  | 55     | 98  |  | 107    | 95            | 96                |
| PF2    | 4      | 104 |  | 56     | 111 |  | 108    | 108           | 109               |
| PF2    | 5      | 91  |  | 57     | 91  |  | 109    | 88            | 90                |
| PF2    | 6      | 92  |  | 58     | 69  |  | 110    | 67            | 68                |
| PF2    | 7      | 67  |  | 59     | 149 |  | 111    | 146           | 146               |
| PF2    | 8      | 38  |  | 60     | 153 |  | 112    | 149           | 148               |
| PF2    | 9      | 0   |  | 61     | 56  |  | 113    | 52            | 54                |
| PF2    | 10     | 0   |  | 62     | 0   |  | 114    | 4             | 0                 |
| PF2    | 11     | 0   |  | 63     | 0   |  | 115    | 4             | 0                 |
| PF2    | 12     | 21  |  | 64     | 0   |  | 116    | 5             | 0                 |
| PF2    | 13     | 96  |  | 65     | 42  |  | 117    | 37            | 40                |
| PF2    | 14     | 120 |  | 66     | 71  |  | 118    | 66            | 67                |
| PF2    | 15     | 69  |  | 67     | 109 |  | 119    | 105           | 104               |
| PF2    | 16     | 77  |  | 68     | 137 |  | 120    | 133           | 131               |
| PF2    | 17     | 54  |  | 69     | 71  |  | 121    | 67            | 68                |
| PF2    | 18     | 56  |  | 70     | 66  |  | 122    | 62            | 63                |
| PF2    | 19     | 61  |  | 71     | 34  |  | 123    | 30            | 33                |
| PF2    | 20     | 47  |  | 72     | 82  |  | 124    | 78            | 79                |
| PF2    | 21     | 59  |  | 73     | 51  |  | 125    | 47            | 49                |
| PF2    | 22     | 67  |  | 74     | 72  |  | 126    | 69            | 70                |
| PF2    | 23     | 97  |  | 75     | 55  |  | 127    | 52            | 53                |
| PF2    | 24     | 67  |  | 76     | 52  |  | 128    | 49            | 51                |
| PF2    | 25     | 87  |  | 77     | 64  |  | 129    | 61            | 62                |
| PF2    | 26     | 119 |  | 78     | 142 |  | 130    | 140           | 140               |
| PF2    | 27     | 71  |  | 79     | 47  |  | 131    | 72            | 73                |
| PF2    | 28     | 49  |  | 80     | 60  |  | 132    | 50            | 50                |
| PF2    | 29     | 0   |  | 81     | 0   |  | 133    | 0             | 0                 |
| PF2    | 30     | 7   |  | 82     | 0   |  | 134    | 7             | 7                 |
| PF2    | 31     | 60  |  | 83     | 34  |  | 135    | 60            | 61                |
| PF2    | 32     | 87  |  | 84     | 100 |  | 136    | 88            | 89                |
| PF2    | 33     | 86  |  | 85     | 135 |  | 137    | 86            | 87                |
| PF2    | 34     | 47  |  | 86     | 88  |  | 138    | 45            | 46                |
| PF2    | 35     | 64  |  | 87     | 84  |  | 139    | 60            | 61                |
| PF2    | 36     | 103 |  | 88     | 87  |  | 140    | 99            | 98                |
| PF2    | 37     | 42  |  | 89     | 61  |  | 141    | 38            | 40                |
| PF2    | 38     | 57  |  | 90     | 94  |  | 142    | 53            | 54                |
| PF2    | 39     | 78  |  | 91     | 77  |  | 143    | 75            | 75                |
| PF2    | 40     | 106 |  | 92     | 62  |  | 144    | 104           | 104               |
| PF2    | 41     | 70  |  | 93     | 52  |  | 145    | 68            | 69                |
| PF2    | 42     | 37  |  | 94     | 62  |  | 146    | 34            | 36                |
| PF2    | 43     | 78  |  | 95     | 58  |  | 147    | 74            | 74                |
| PF2    | 44     | 62  |  | 96     | 47  |  | 148    | 58            | 59                |
| PF2    | 45     | 69  |  | 97     | 48  |  | 149    | 65            | 66                |
| PF2    | 46     | 63  |  | 98     | 87  |  | 150    | 59            | 60                |
| PF2    | 47     | 78  |  | 99     | 37  |  | 151    | 74            | 74                |
| PF2    | 48     | 72  |  | 100    | 89  |  | 152    | 68            | 68                |
| PF2    | 49     | 106 |  | 101    | 63  |  | 153    | 102           | 101               |
| PF2    | 50     | 73  |  | 102    | 89  |  | 154    | 70            | 70                |
| PF2    | 51     | 79  |  | 103    | 54  |  | 155    | 76            | 76                |
| PF2    | 52     | 88  |  | 104    | 22  |  | 156    | 85            | 85                |

Figura 0.31 Confronto tra Scomposizione additiva (Decomp add) e moltiplicativa (Decomp multipl) (in blu sono indicate le previsioni)

## Additive Decomposition

Vediamo ora il Trend per capire l'andamento generale delle vendite del prodotto finito 2 (PF2). Come si può notare dal grafico seguente siamo in presenza di dati praticamente privi di trend:

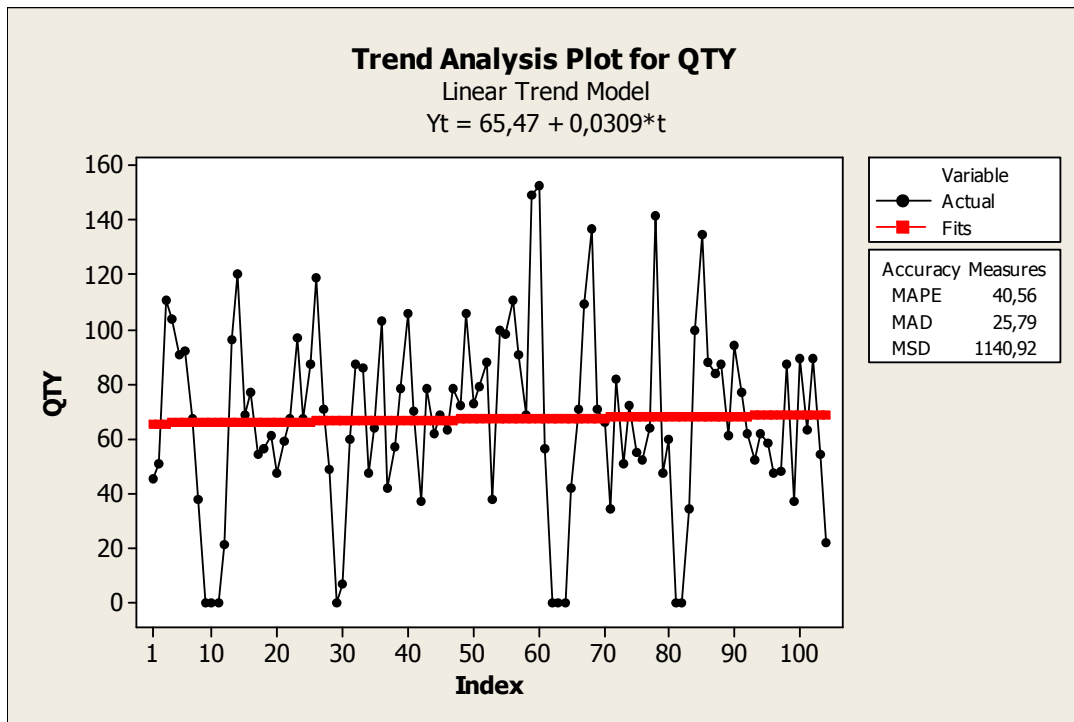


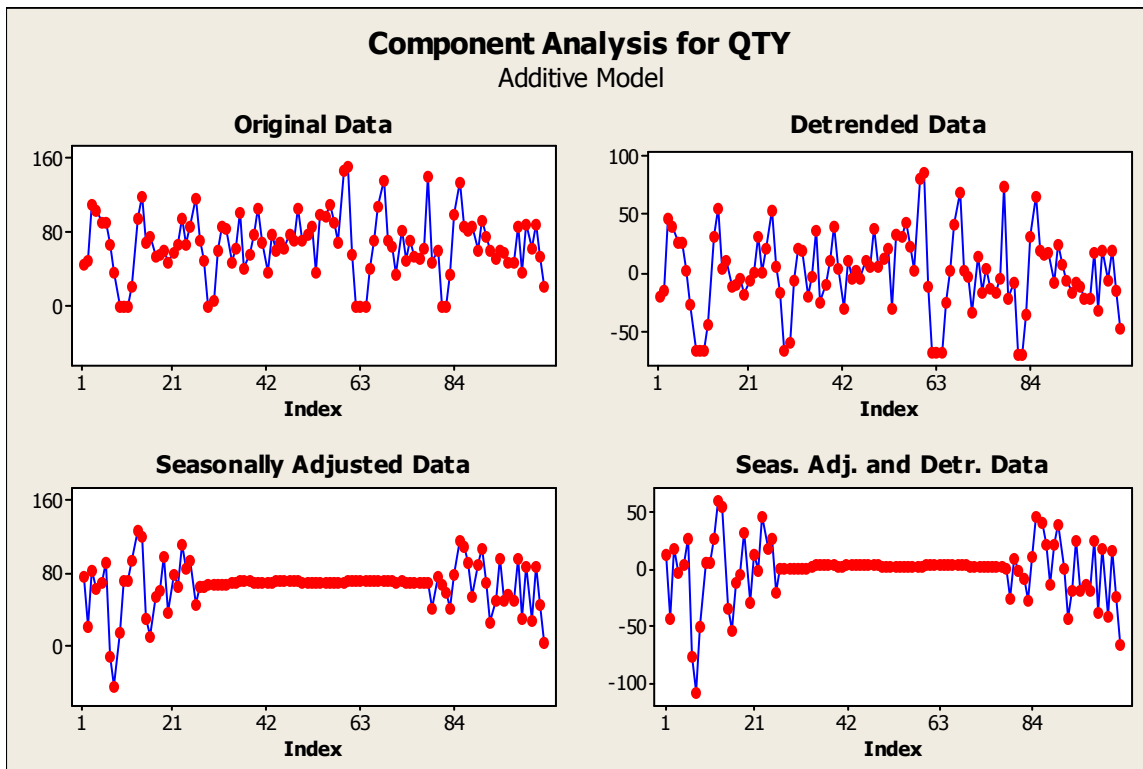
Figura 0.32 Trend dei dati in esame

Vediamo ora l'Analisi delle Componenti:

- Series: sono le osservazioni originali della serie storica
- Detrended Data: sono ottenuti sottraendo la componente di trend dai dati (come si può notare siamo quasi in assenza di trend)
- Seasonally adjusted data: ottenuti sottraendo gli indici stagionali dai dati
- Seasonally Adjusted and Detrended Data: vengono così visualizzati I residuals, cioè la fluttuazione irregolare dopo aver sottratto gli effetti del trend e della stagionalità

**Interpretazione:** poiché i seasonally adusted hanno un andamento abbastanza diverso rispetto alle osservazioni originarie (cosa che non si può dire per i detrended data), possiamo concludere che è presente una componente di stagionalità ma non di trend.





**Figura 0.33** Analisi delle componenti di trend e stagionalità per il prodotto finito PF2

Passiamo ora all'analisi stagionale. Vengono riportati i seguenti grafici:

- Grafico degli Indici stagionali;
- Grafico della variazione percentuale all'interno di ogni stagione;
- Boxplot dei dati per periodo stagionale;
- Boxplot dei residuals per periodo stagionale;

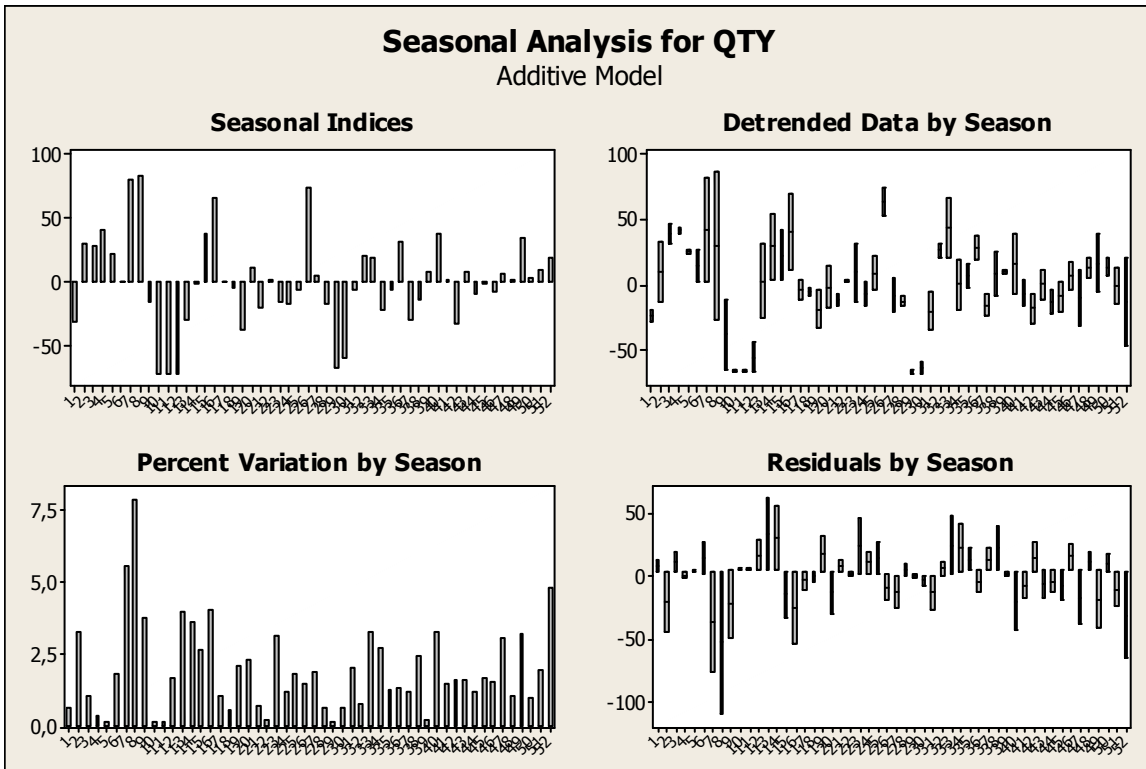


Figura 0.34 Analisi Stagionale dei dati in esame

### Multiplicative Decomposition

Vediamo ora L'Analisi delle componenti e l'analisi stagionale fatta attraverso il modello moltiplicativo:

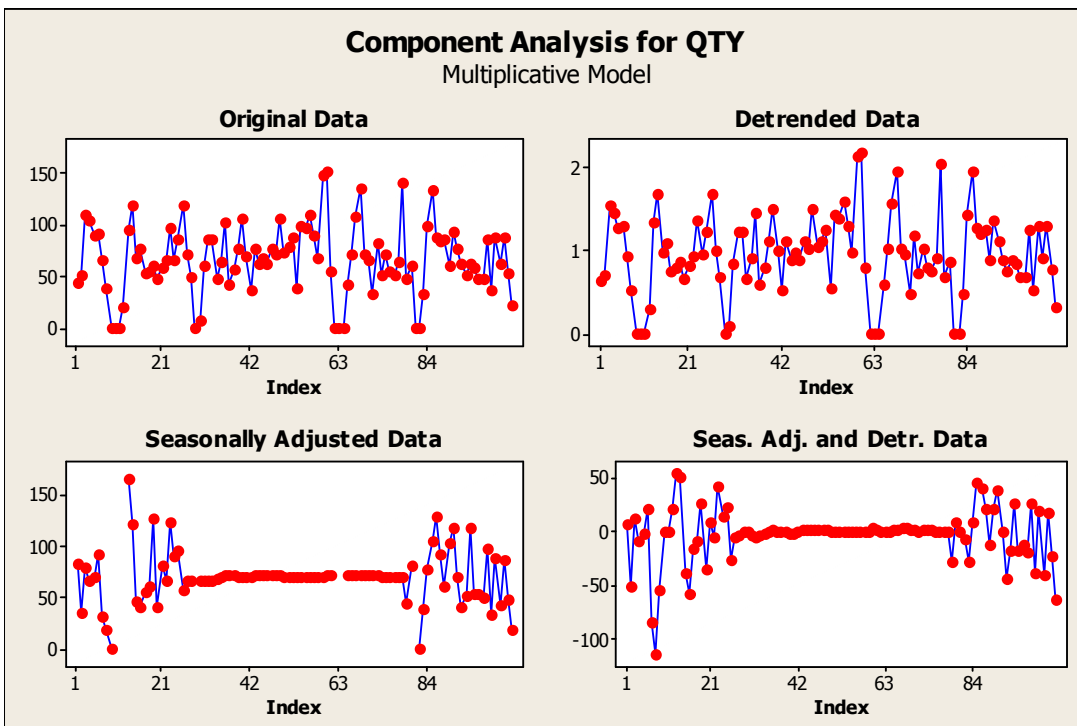


Figura 0.35 Analisi delle componenti per il Modello Moltiplicativo

**Interpretazione:** Valgono anche qui le stesse interpretazioni fatte per il modello additivo, pertanto non abbiamo una componente di trend ma abbiamo una componente stagionale . Infatti i seasonally adusted data hanno un andamento abbastanza differente rispetto ai dati originali mentre ciò non si può dire per i dati originali.

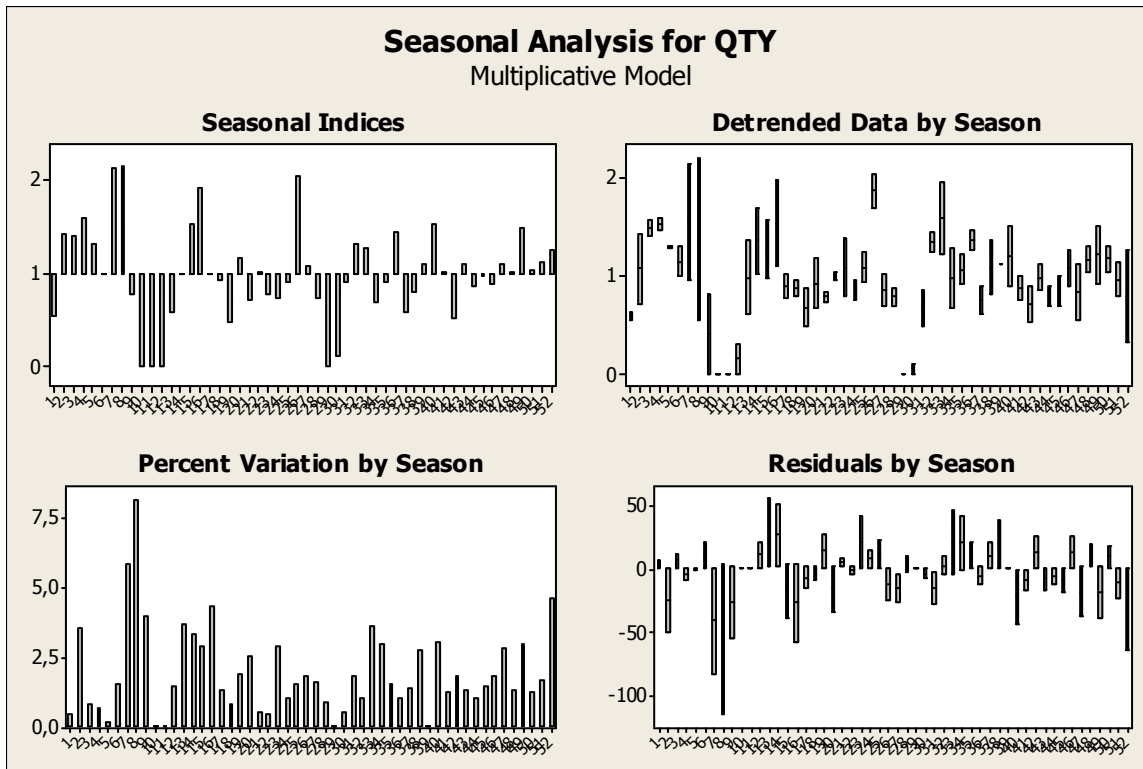


Figura 0.36 Analisi stagionale per il modello moltiplicativo

### Risultati del Forecasting con Multiplicative e Additive Decomposition

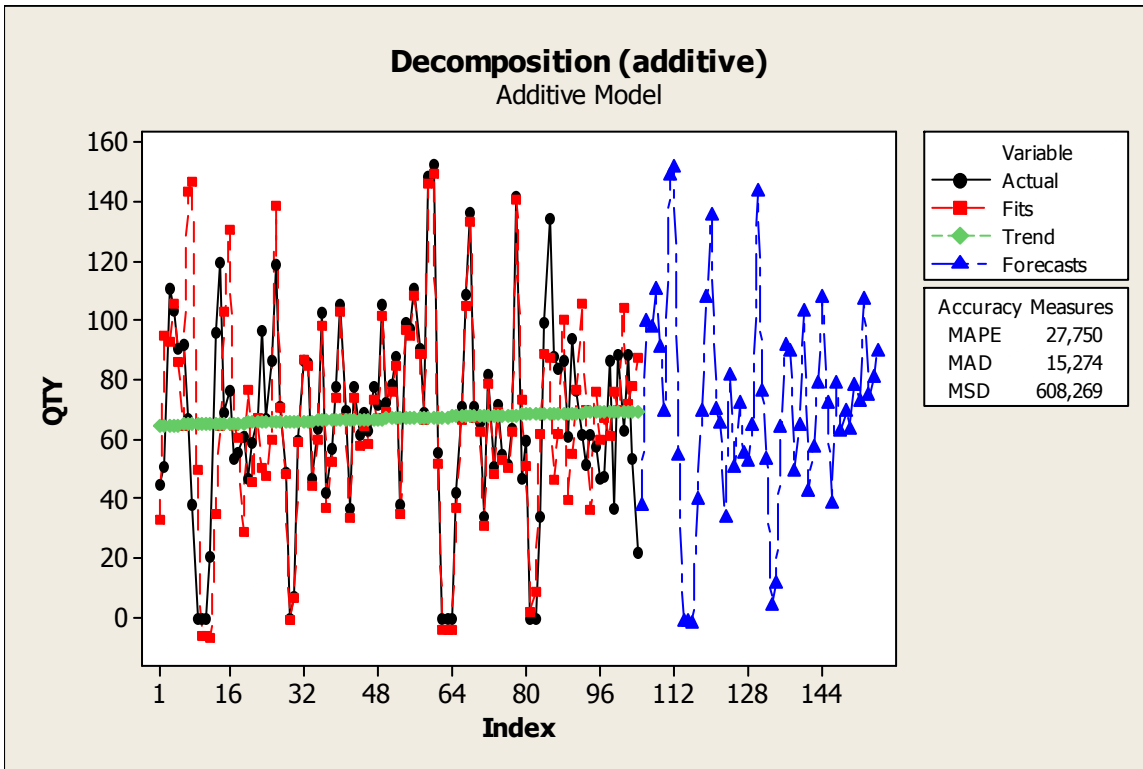


Figura 0.37 Grafico delle previsioni effettuate con il modello della Scomposizione Additiva

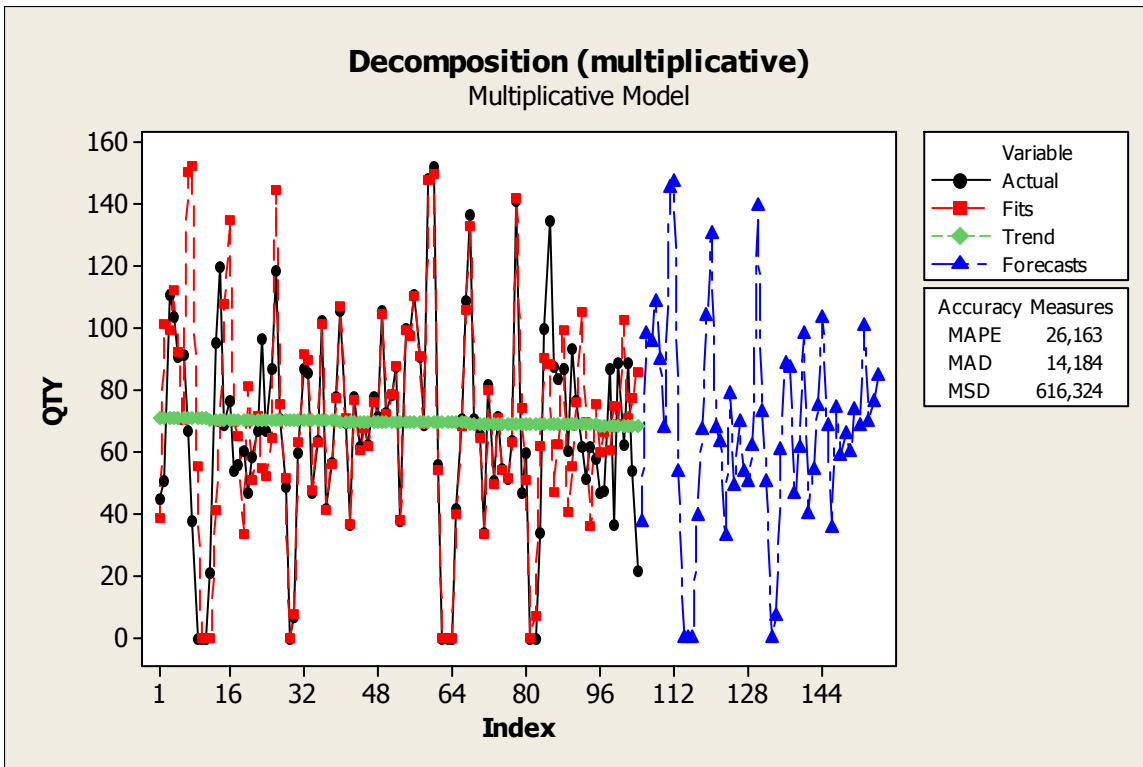


Figura 0.38 Grafico delle previsioni effettuate con il modello della Scomposizione Moltiplicativa

Il confronto tra i due grafici ci fa vedere come il modello additivo riconosca una leggera componente di trend positiva, mentre il modello moltiplicativo valuta una componente di trend sostanzialmente nulla.

| NUOVA DENOMINAZIONE | QTA' | CLASSE DI MOVIMENTAZIONE | Average A | DECOMPOSITION (additive) |        | DECOMPOSITION (multipl) |        |
|---------------------|------|--------------------------|-----------|--------------------------|--------|-------------------------|--------|
|                     |      |                          |           |                          |        |                         |        |
| PF2                 | 7070 | ALTA MOVIMENTAZIONE      | 66,4      | MAPE                     | 29,59  | MAPE                    | 26,53  |
|                     |      |                          |           | MAD                      | 16,34  | MAD                     | 14,52  |
|                     |      |                          |           | MSD                      | 637,73 | MSD                     | 608,66 |
|                     |      |                          |           | MAD/A                    | 0,25   | MAD/A                   | 0,22   |

**Figura 0.39 Errori a confronto tra metodo di Scomposizione Addittiva e Moltiplicativa**

Dalla valutazione degli errori, vediamo che la Scomposizione Moltiplicativa performa meglio in questo caso rispetto a quella Addittiva. Infatti il modello moltiplicativo risulta avere un MAD/A=0,22 (e un MAPE =26,5%) mentre il modello additivo presenta un MAD/A=0,25 (e un MAPE=29,6%).

**Esempio di applicazione della Scomposizione Addittiva e Moltiplicativa ad un codice materia prima (MP14)**

Vediamo ora l'applicazione ad una materia prima dei modelli sopraesposti. Tale codice è uno Slow Moving con CV=0,26 e ADI=1,12. Già da questi valori possiamo dedurre che siamo in presenza di un codice che con ogni probabilità non metterà in crisi i nostri modelli di forecasting.

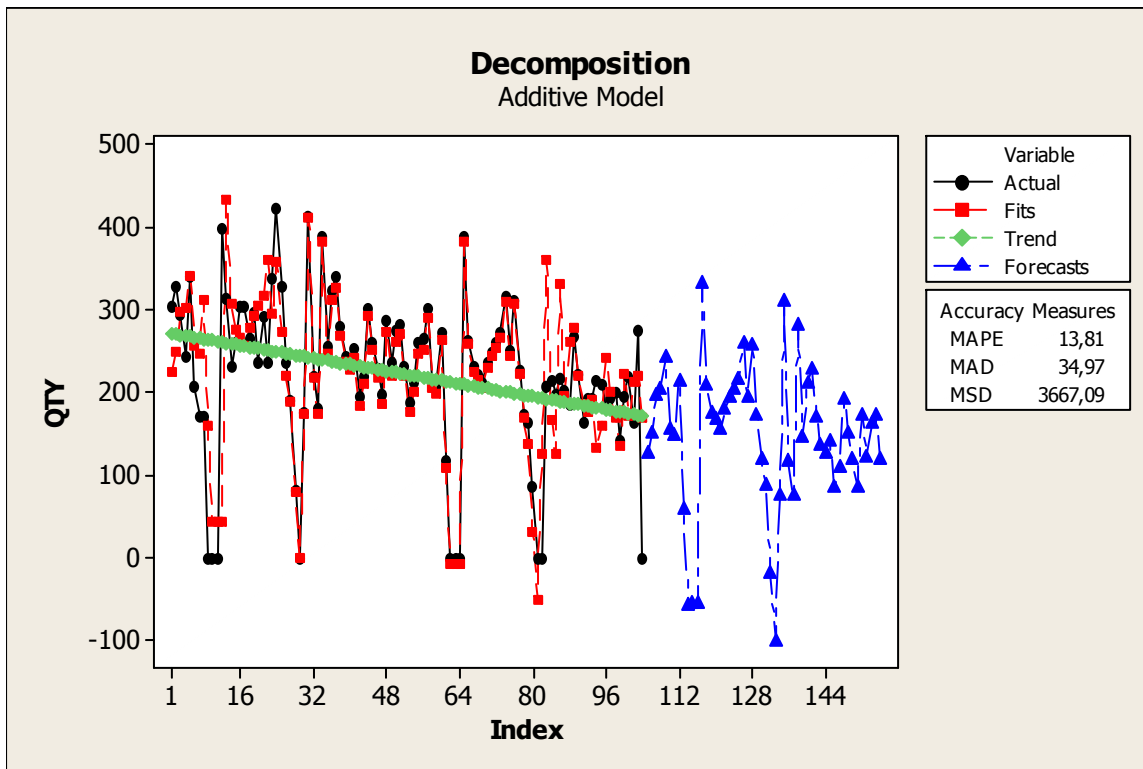


Figura 0.40 Applicazione del modello di Scomposizione Additiva alla materia prima MP14

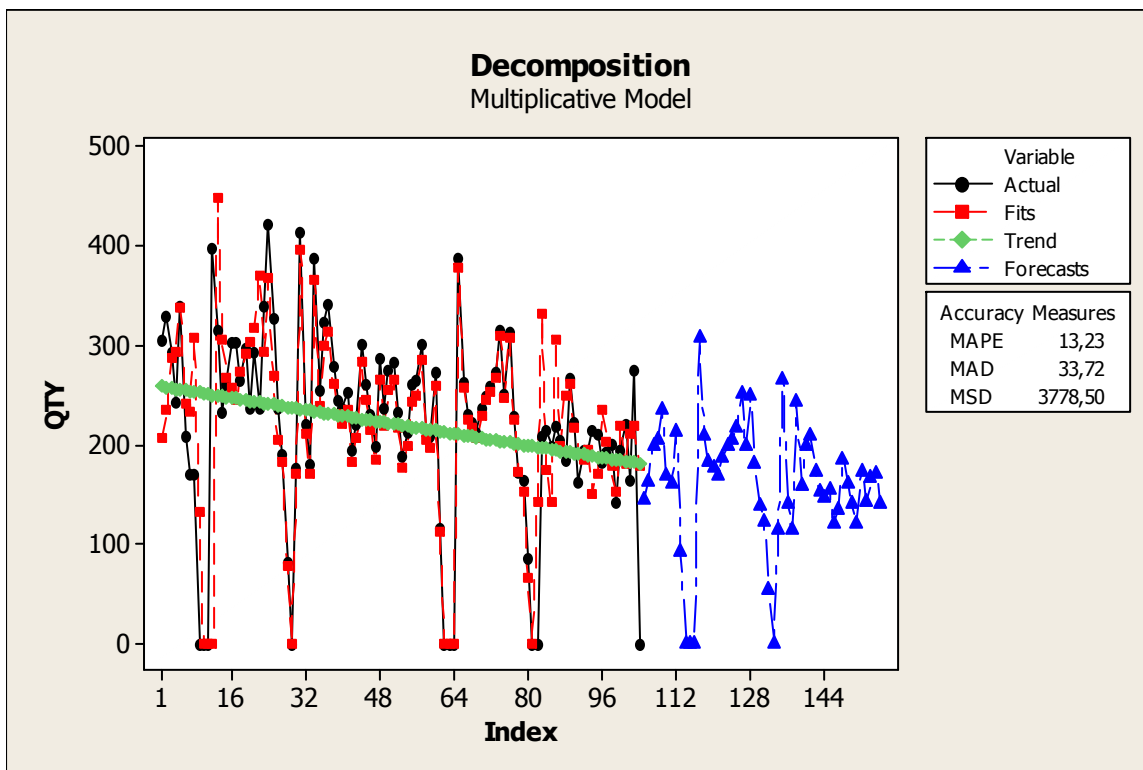


Figura 0.41 Applicazione del modello di Scomposizione Moltiplicativa alla materia prima MP14

Vediamo ora le performance dei due metodi:

| CODART | CV WEEK | ADI WEEK | DESCRIZIONE | QTA'  | CLASSE DI MOVIMENTAZIONE | Average A | DECOMPOSITION (additive) |         | DECOMPOSITION (multipl) |         |
|--------|---------|----------|-------------|-------|--------------------------|-----------|--------------------------|---------|-------------------------|---------|
|        |         |          |             |       |                          |           |                          |         |                         |         |
| MP14   | 0,26    | 1,12     | SLOW MOVING | 23023 | MEDIA MOVIMENTAZIONE     | 221,4     | MAPE                     | 13,81   | MAPE                    | 13,23   |
|        |         |          |             |       |                          |           | MAD                      | 34,97   | MAD                     | 33,72   |
|        |         |          |             |       |                          |           | MSD                      | 3667,09 | MSD                     | 3778,50 |
|        |         |          |             |       |                          |           | MAD/A                    | 0,16    | MAD/A                   | 0,15    |

Figura 0.42 Performance della Somposizione Additiva e Moltiplicativa a confronto

Come si può notare, entrambi i metodi effettuano delle previsioni offrendo un'accuratezza predittiva molto elevata. In questo caso siamo sicuri che le previsioni fatte per le varie settimane sono affidabili pertanto potremo pianificare di mantenere a magazzino una bassa scorta di sicurezza (vedi prossimo capitolo).

## Modello di Holt-Winters

### Modello moltiplicativo di Holt-Winters

Il modello di Winters, noto anche come *smorzamento esponenziale triplo (triple exponential smoothing)* aggiunge, alle componenti media e tendenziale, la componente regolare di ciclicità dovuta alle stagioni di vendita.

### Modellazione delle componenti di domanda

Le componenti di media, trend e stagionalità sono stimate secondo le seguenti formule ricorsive:

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

La componente media smorzata al periodo corrente t (time now) risulta linearmente proporzionale, tramite il coefficiente adimensionale  $\alpha$ , alla domanda storica del medesimo periodo, destagionalizzata mediante il coefficiente adimensionale  $S_{t-L}$ , ed alla componente

media  $M_{t-1}$ , calcolata nel bucket precedente  $t-1$ , ed incrementata additivamente della componente tendenziale  $T_{t-1}$  rilevata nel medesimo periodo.

La componente tendenziale smorzata al periodo corrente  $t$  è linearmente proporzionale, tramite il coefficiente adimensionale  $\beta$ , alla differenza dei valori medi consecutivi di domanda nei bucket corrente e precedente ed alla componente di trend  $T_{t-1}$  rilevata nel medesimo periodo.

La componente tendenziale smorzata al periodo corrente  $t$  è linearmente proporzionale, tramite il coefficiente adimensionale  $\beta$ , alla differenza dei valori medi consecutivi di domanda nei bucket corrente e precedente ed alla componente di trend  $T_{t-1}$ , calcolata nel bucket precedente  $t - 1$ .

Infine, la componente stagionale smorzata al periodo corrente  $t$  è linearmente proporzionale, tramite il coefficiente adimensionale  $\gamma$ , alla domanda storica  $D_t$  del medesimo periodo divisa per la componente media di periodo  $M_t$ , ed alla componente stagionale  $S_{t-L}$ , calcolata nel bucket  $t - L$ , distante dal bucket corrente un intero ciclo stagionale di lunghezza  $L$  (ad esempio  $L=12$  mesi o 52 settimane per stagionalità annuali). Per ipotesi, la lunghezza  $L$  del ciclo stagionale di domanda, espressa nelle opportune unità di misura temporali, è un parametro noto del modello di Winters.

Le tre formule di calcolo di media, trend e stagionalità smorzati si applicano in senso cronologico, partendo dal primo bucket storico  $t = 1$  e procedendo in avanti, fino a raggiungere l'ultimo periodo passato  $T$ , avendo assegnato convenzionalmente quantità iniziali per i valori di domanda media  $M_0$  e trend  $T_0$ .

Dall'analisi delle formule ricorsive per il calcolo dei valori ricorsivi  $M_t$ ,  $T_t$  e  $S_t$ , si osserva che:

- la quantità  $D_t/S_{t-L}$  rappresenta la domanda di periodo depurata dalla componente stagionale che ne altera il valore rispetto al valor medio della domanda destagionalizzata e detrendizzata;
- la quantità  $D_t/M_t$  rappresenta la componente corrente non smorzata del coefficiente di stagionalità per il periodo  $t$ , per il cui ottenimento la domanda di periodo è stata divisa per il valore medio  $M_t$ . La successiva applicazione dei coefficienti stagionali  $S_t$  ai valori medi  $M_t$  in modalità previsiva genera la modulazione della domanda futura media rispetto ai pattern periodici propri dei cicli stagionali di vendita



### **Utilizzo predittivo del modello**

La previsione della domanda  $F_{t+k}$  per i bucket futuri  $t+k$ ,  $K = 1, 2, 3, \dots$ , si ottiene mediante la seguente relazione di applicazione della media smorzata  $M_t$ , corretta additivamente con il termine di tendenza lineare  $T_t$  e moltiplicativamente con il termine di stagionalità  $S_t$ :

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

essendo  $M_t, T_t$  e  $S_{t-L}$  valori calcolati al termine dell'ultimo periodo storico  $T = t$ , in modo ricorsivo partendo dal primo valore disponibile nella serie storica. Dal punto di vista metrologico, le quantità  $M_t$  e  $T_t$  continuano ad avere la stessa unità di misura della domanda, mentre i coefficienti di stagionalità sono valori adimensionali.

Dal punto di vista strutturale, il modello matematico presentato, noto anche come *modello moltiplicativo congiunto di Holt-Winters*, rappresenta:

1. la componente di tendenza  $T_t$  in modo additivo (modello di Holt);
2. la componente di stagionalità  $S_t$  in modo moltiplicativo (modello di Winters);

La combinazione delle componenti di tendenza e stagionalità, unitamente alle modalità di scomposizione additiva e moltiplicativa, consente di generare altri modelli di time series forecasting concettualmente analoghi al modello di Holt-Winters, differenti nella formulazione matematica.

I coefficienti moltiplicativi e adimensionali di stagionalità  $S_{t-L}, S_{t-2L}, \dots$ , riferiti a bucket omologhi equidistanti un ciclo stagionale, non sono uguali tra loro, come prescritto dalla formula ricorsiva per il calcolo dei termini  $S_t$ . Il modello completo presentato in questo paragrafo precedente: la serie di tendenza non lineare espressa tramite i coefficienti adimensionali  $\delta_k$  si sostituisce al termine temporale  $k$ , linearmente crescente lungo l'orizzonte di pianificazione.

Condizione necessaria e sufficiente affinché il modello di Holt-Winters sia correttamente applicabile a serie storiche continue e regolari, affette da tendenza lineare e stagionalità, è disporre di almeno  $2L$  periodi di domanda nella serie storica di vendita nell'intervallo di training dell' algoritmo, pari cioè a due cicli completi di vendita: questo vincolo risulta essere:

- necessario, altrimenti il modello non è in grado di generare i coefficienti stagionali  $S_{t-L}$ , determinati dal confronto tra coppie di valori di domanda  $D_t$  equidistanti un ciclo di vendita di lunghezza L;
- sufficiente, in quanto il modello può essere utilizzato in modalità predittiva anche non disponendo di ulteriori valori di domanda storica, all'interno dell'intervallo di test.

### Inizializzazione del modello di Holt-Winters

Le tre relazioni ricorsive che caratterizzano la formulazione del modello matematico di Holt-Winters devono essere inizializzate, per poter essere calcolate in modo ricorsivo a partire dal primo bucket dell'orizzonte storico  $t = 1$ , in corrispondenza del quale assumono la seguente forma funzionale:

- componente media  $M_1 = \alpha \cdot \frac{D_1}{S_{1-L}} + (1 - \alpha) \cdot (M_0 + T_0)$ ;
- componente di tendenza lineare  $T_1 = \beta \cdot (M_1 - M_0) + (1 - \beta) \cdot T_0$ ;
- componente stagionale  $S_1 = \gamma \cdot \frac{D_1}{M_1} + (1 - \gamma) \cdot S_{1-L}$ ;

Occorre determinare i valori iniziali dei parametri  $M_0, T_0$  ed un intero ciclo di valori di stagionalità  $S_t$ , avendo a disposizione i valori della serie di domanda negli intervalli di training e di test. Si procede utilizzando le formule seguenti, calcolate nell'ordine presentato:

1. valore iniziale della componente di tendenza lineare: si esegue la differenza tra i valori medi di domanda  $D_t$  per i primi due cicli stagionali e la si divide per la lunghezza temporale L di una stagione:

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

2. valore iniziale della componente media: si calcola come somma tra la domanda media del secondo ciclo stagionale e la componente iniziale di tendenza moltiplicata per un semiciclo stagionale:

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

3. valore iniziale dei periodi omologhi di un ciclo per la componente stagionale: per ciascun periodo  $l = 1, \dots, L$  del ciclo periodico di vendita si calcola un coefficiente moltiplicativo di stagionalità  $S_{0,l}$ , nel modo seguente: si rapportano dapprima le domande di due periodi omologhi  $l$  successivi (ad esempio, i mesi di luglio appartenenti rispettivamente al primo ed al secondo ciclo storico di vendita ( $c = 1$  e  $c = 2$ ), gli anni 2005 e 2006) alle rispettive medie di ciclo; questi due valori vengono quindi mediati aritmeticamente :

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

Dalla modalità di calcolo dei valori iniziali delle componenti di media, trend e stagionalità si comprende ulteriormente la necessità di dover disporre di un volume di dati storici di domanda almeno pari a due cicli di stagionalità.

### Best-fit parametrico per il modello di Holt-Winters

Il modello di Holt-Winters prevede la taratura dei coefficienti di importanza relativa delle componenti regolari di media, tendenza e stagionalità, rispettivamente modellizzate dai parametri  $\alpha, \beta, \gamma$ . Il best-fit parametrico per la definizione dei valori ottimali di tali parametri di input richiede di minimizzare l'errore di previsione registrato lungo tutti i periodi del test set, dopo che l'algoritmo ha terminato la fase di addestramento nei periodi caratterizzanti l'intervallo di training della serie storica.

I periodi storici dell'intervallo di addestramento servono al modello di Holt-Winters per calcolare i valori iniziali delle componenti di domanda, rispettivamente date dai termini  $D_t, M_t$  e  $S_t$  in corrispondenza del periodo  $T_A$ , ultimo bucket appartenente al training set.

I periodi storici dell'intervallo di fitting servono al modello per valutare la qualità predittiva di terne alternative di valori  $\{\alpha, \beta, \gamma\}$  per i parametri di importanza relativa delle tre componenti regolari della serie storica continua.

Il best-fit parametrico consiste, nel caso del modello di Holt-Winters, nella scelta della terna ottima ledi valori  $\{\alpha^*, \beta^*, \gamma^*\}$ , tali da rendere minima un'assegnata metrica d'errore (MAPE, MSE o MAD/A), valutata nei bucket del test set.

Una volta trovati, i parametri  $\{\alpha^*, \beta^*, \gamma^*\}$  vengono applicati al modello per calcolare i valori iniziali  $M_t, T_t$  e  $S_t$  in corrispondenza dell'ultimo bucket storico  $t = T$ , da impiegare nell'equazione predittiva  $F_{t+k} = (M_t + k \cdot T_t) \cdot S_{t+k-L}$  per il calcolo della previsione della domanda.

### *Self Adapting Forecasting Technique*

Gli intervalli reali continui di variabilità dei parametri  $\{\alpha^*, \beta^*, \gamma^*\}$  vengono discretizzati campionando ad intervalli regolari valori numerici per i parametri stessi. Ad esempio, se il delta di campionamento è pari a  $\Delta = 0,1$ , i seguenti valori dei coefficienti  $\{\alpha^*, \beta^*, \gamma^*\}$  vengono generati:  $\{0,1, 0,2, 0,3, \dots, 1\}$  (dieci valori per ciascun parametro). In generale, la metodologia SAFT prevede di fissare:

- un valore minimo per ciascuno dei tre parametri  $\{\alpha_{min}, \beta_{min}, \gamma_{min}\}$ ;
- un valore per l'intervallo di campionamento  $\Delta$ , eventualmente variabile per ciascun parametro;

Il metodo best-fit parametrico basato sulla tecnica SAFT di discretizzazione a griglia calcola l'errore di previsione all'interno del test set, simulando in modo esaustivo la previsione di domanda in corrispondenza di tutte le possibili combinazioni discrete di terne  $\{\alpha^*, \beta^*, \gamma^*\}$  estraibili dalla griglia formata dai valori campionati (in numero pari a  $10^3=1000$  nell'esempio con passo di campionamento pari a 0,1) quali ad esempio  $\{\alpha = 0,1, \beta = 0,1, \gamma = 0,1\}$ ;  $\{\alpha = 0,1, \beta = 0,1, \gamma = 0,2\}$ ;  $\{\alpha = 0,1, \beta = 0,1, \gamma = 0,3\}$ ; ...;  $\{\alpha = 0,1, \beta = 0,2, \gamma = 0,1\}$  ;  $\{\alpha = 0,1, \beta = 0,2, \gamma = 0,2\}$  ; ..., applicando ricorsivamente le formule:

$$\alpha_{j+1} = \alpha_j + \Delta_\alpha ; \quad \beta_{j+1} = \beta_j + \Delta_\beta ; \quad \gamma_{j+1} = \gamma_j + \Delta_\gamma ;$$

inizializzate tramite le assegnazioni :  $\alpha_0 = \alpha_{min}$  ,  $\beta_0 = \beta_{min}$  ,  $\gamma_0 = \gamma_{min}$  . Le relazioni incrementali si arrestano quando i coefficienti superano il valore unitario, uscendo dal range di ammissibilità.

Assegnati i parametri  $\{\alpha_{min}, \beta_{min}, \gamma_{min}\}$  e  $\Delta$  come prescritto dal metodo SAFT, una volta determinati i valori ottimi  $\{\alpha^*, \beta^*, \gamma^*\}$  coerenti con la discretizzazione operata, è possibile registrare i valori ottenuti ed arrestare la ricerca, oppure procedere ad una seconda fase di ricerca di ulteriori valori  $\{\alpha', \beta', \gamma'\}$  migliori dei precedenti, riducendo la granularità di incremento  $\Delta$  dei valori nell'intorno dei valori ottimi precedentemente trovati  $\{\alpha^*, \beta^*, \gamma^*\}$ .

Se, ad esempio,  $\{\alpha^* = 0,7, \beta^* = 0,4, \gamma^* = 0,1\}$ , ponendo  $\Delta_2 = 0,01 = \Delta/10$ , viene ricalcolata la previsione di domanda lungo i bucket del test set in corrispondenza dei seguenti valori dei parametri  $\{\alpha, \beta, \gamma\}$ :

- $\alpha = 0,61; 0,62; \dots; 0,69; 0,71; 0,72, \dots, 0,79;$
- $\beta = 0,31; 0,32; \dots; 0,39; 0,41; \dots; 0,49$
- $\gamma = 0,01; 0,02; \dots; 0,09; 0,11; \dots; 0,19$

Identificata la nuova terna di valori ottimi  $\{\alpha', \beta', \gamma'\}$  tali per cui si verifica che ad esempio  $MSE(\alpha', \beta', \gamma') < MSE(\alpha^*, \beta^*, \gamma^*)$ , il procedimento può essere arrestato o continuato nuovamente, riducendo ulteriormente la granularità della ricerca, nell'intorno della nuova soluzione ottima  $\{\alpha', \beta', \gamma'\}$ .

### ***Adaptive Extended Exponential Smoothing***

Mentre la tecnica SAFT è un algoritmo euristico di tipo statico, nel senso che ciascuna terna di parametri  $\{\alpha, \beta, \gamma\}$  viene applicata inalterata su tutto l'orizzonte di test, la tecnica di smorzamento esponenziale adattivo (AEES) rappresenta una metodologia euristica dinamica, la quale procede nella ricerca dei valori ottimali dei parametri  $\{\alpha, \beta, \gamma\}$  nel modo seguente:

- le componenti di tendenza  $\beta$  e stagionalità  $\gamma$  vengono calcolate in modo statico mediante il metodo SAFT, tipicamente assegnando passi di incremento  $\Delta = 0,1$  e  $\Delta = 0,01$ ;
- la componente media  $\alpha$  viene calcolata in modo dinamico, procedendo dal primo bucket  $T_A + 1$  del test set fino all'ultimo periodo storico  $T$ , aggiornando dinamicamente il valore corrente del parametro  $\alpha$  in modo auto adattivo, in funzione della qualità della previsione corrente  $F_t$ , in relazione alla domanda effettiva  $D_t$  nota nel generico bucket  $t$  dell'intervallo di test.

In altri termini, ad ogni incremento unitario della cronologia temporale avviene quanto segue:

- il modello di sales forecasting calcola la previsione  $F_{t+1}$  per il periodo successivo, avendo a disposizione la serie storica di domanda fino al valore  $D_t$ , i parametri  $\beta$  e  $\gamma$  correntemente sotto test per le componenti di trend e stagionalità (per l'intera

lunghezza dell'intervallo di test), l'ultimo valore  $\alpha_t$  calcolato al bucket precedente per il parametro d'importanza della componente media di domanda;

- viene misurato l'errore  $E_{t+1}$  compiuto dalla previsione  $F_{t+1}$  sul periodo  $t + 1$ , essendo l'algoritmo tarato con i parametri correnti  $\{\alpha_t, \beta, \gamma\}$ ;
- viene aggiornato il nuovo valore  $\alpha_{t+1}$  per il parametro di media, in funzione dell'errore puntuale percentuale di previsione commesso nel bucket  $t$ ;
- viene calcolata la nuova previsione per il bucket successivo  $F_{t+2}$ , con la nuova terna di valori  $\{\alpha_{t+1}, \beta, \gamma\}$  in cui  $\alpha_{t+1}$  è variato rispetto ad  $\alpha_t$ .

Il ciclo iterativo prosegue fino a raggiungere l'ultimo bucket storico  $T$ . Il numero di soluzioni di sales forecasting alternative da comprare è dato, nell'esempio di discretizzazione per i parametri  $\{\beta, \gamma\} = \{0,1; 0,2; \dots; 1\}$  dal valore  $1 \cdot 10 \cdot 10 = 100$ , di un ordine di grandezza inferiore rispetto alla onerosa metodologia SAFT.

L'autoapprendimento progressivo del modello di sales forecasting, tipico del modello AEES, si basa sul fatto che il modello di previsione riaggiorna dinamicamente il valore del parametro  $\alpha$  in funzione dell'errore commesso allo step precedente, calcolando iterativamente la previsione per il solo bucket storico successivo. L'entità della nuova parametrizzazione di  $\alpha$  è proporzionale, in modo lineare, all'errore percentuale commesso nel generare la previsione  $F_t$  per il periodo  $t$ . La metodologia AEES di autoaggiornamento dei coefficienti moltiplicativi  $\alpha$  di validità generale, e può essere applicata:

- anche ai coefficienti di tendenza e stagionalità;
- ai modelli di smorzamento esponenziale semplice, doppio e triplo;

Nel caso del modello di Holt-Winters, l'autoadattamento parametrico si applica:

- nel periodo di test, per il calcolo delle metriche di errore e per la determinazione dei valori finali  $M_t, T_t$  e  $S_t$  di lancio della previsione sui bucket  $t + 1, t + 2, \dots$ , dell'orizzonte di pianificazione;
- nel momento in cui valori di domanda futura  $D_{t+1}, D_{t+2}, \dots$  si rendono disponibili, per il riaggiustamento dei parametri, al fine di utilizzarli nelle nuove edizioni del sales forecast.

## Applicazione con Minitab 15

Si consiglia di utilizzare il modello moltiplicativo di Holt-Winter con Minitab per smorzare i dati in una serie storica, e per effettuare una previsione di medio-lungo termine (da 6 mesi a qualche anno, pensando di avere una granularità mensile).

In particolare Minitab consiglia di utilizzare questo metodo di previsione quando:

- abbiamo dati con o senza trend;
- abbiamo dati che presentano componente stagionale; la grandezza del pattern stagionale è proporzionale al valore dei dati
- la serie è continua, ovvero non presenta valori nulli ( e qui sta la non applicabilità del modello al nostro caso)

Minitab calcola il metodo di Winters usando come valori delle costanti di smorzamento  $\{\alpha = 0,2 ; \beta = 0,2 ; \gamma = 0,2\}$ .

Come appena detto, Holt-Winters non può essere applicato a serie storiche che presentano “buchi”, cioè valori nulli. Pertanto non è stato possibile applicare il modello allo studio oggetto di questa tesi.

### Modello additivo di Winters

Ora vediamo sinteticamente la versione additiva del modello di Holt-Winters. Non staremo a ripetere tutte le considerazioni fatte per il modello moltiplicativo, limitandoci a segnalare solo ciò che cambia nel modello additivo di Holt-Winters rispetto a quello moltiplicativo.

Le componenti di media, trend e stagionalità sono caratterizzate dalle seguenti equazioni:

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

dalle quali si evince che entrambe le componenti di trend e stagionalità sono di tipo additivo, equivalenti alla domanda commerciale dal punto di vista metrologico.

La previsione di domanda  $F_{t+k}$  per i bucket dell'orizzonte di pianificazione è:

$$F_{t+k} = M_t + k \cdot T_t + S_{t+k-L}$$

ottenuta mediante media algebrica delle tre componenti.

Con riferimento all'ottimizzazione parametrica per i coefficienti di smorzamento  $\{\alpha, \beta, \gamma\}$ , si applicano le metodologie già illustrate nel caso del modello moltiplicativo.

## Applicazione con minitab 15

Ecco l'esempio dell'applicazione del modello additivo di Holt-Winters al codice prodotto finito **PF1**, che risulta essere un codice con alto volume di movimentazione e Slow moving, infatti:

- quantità venduta in due anni = 3863 pz ;
- ADI=1,13 e CV=0,35;

Ecco il grafico dei valori previsti e delle previsioni, in cui:

- in Nero sono segnati i valori storici
- in Rosso i predicted values
- in Verde i Forecast
- in Blu i Forecast sopra e sotto il 95% del Prediction Interval

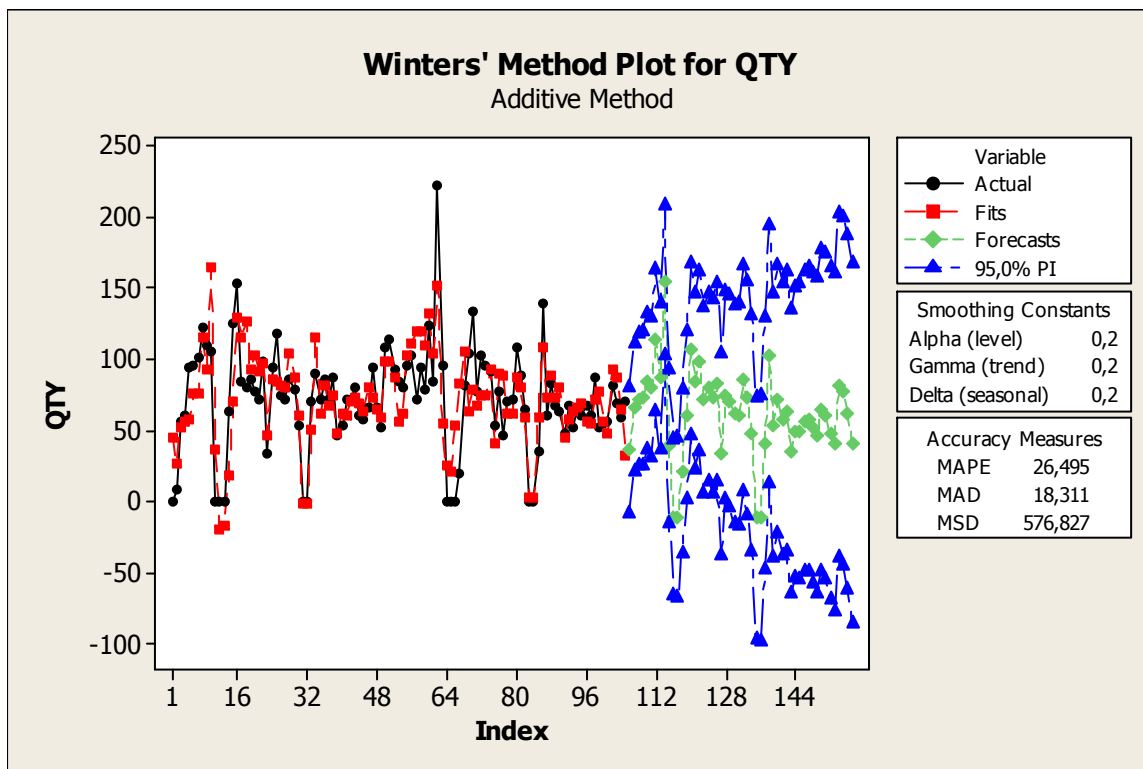


Figura 0.43 Applicazione del Modello Additivo di Holt-Winters al prodotto finito PF1

Parimenti, vediamo l'applicazione del modello additivo di Holt-Winters alla materia prima **MP16**. Tale materia prima (si tratta di un tappo asta centrale) ha le seguenti caratteristiche:

- volume di movimentazione annuo =30190 pz; pertanto siamo di fronte ad un codice altamente movimentato



- $CV=0,43$  e  $ADI=1,12$ ; per questo è un codice Slow Moving;

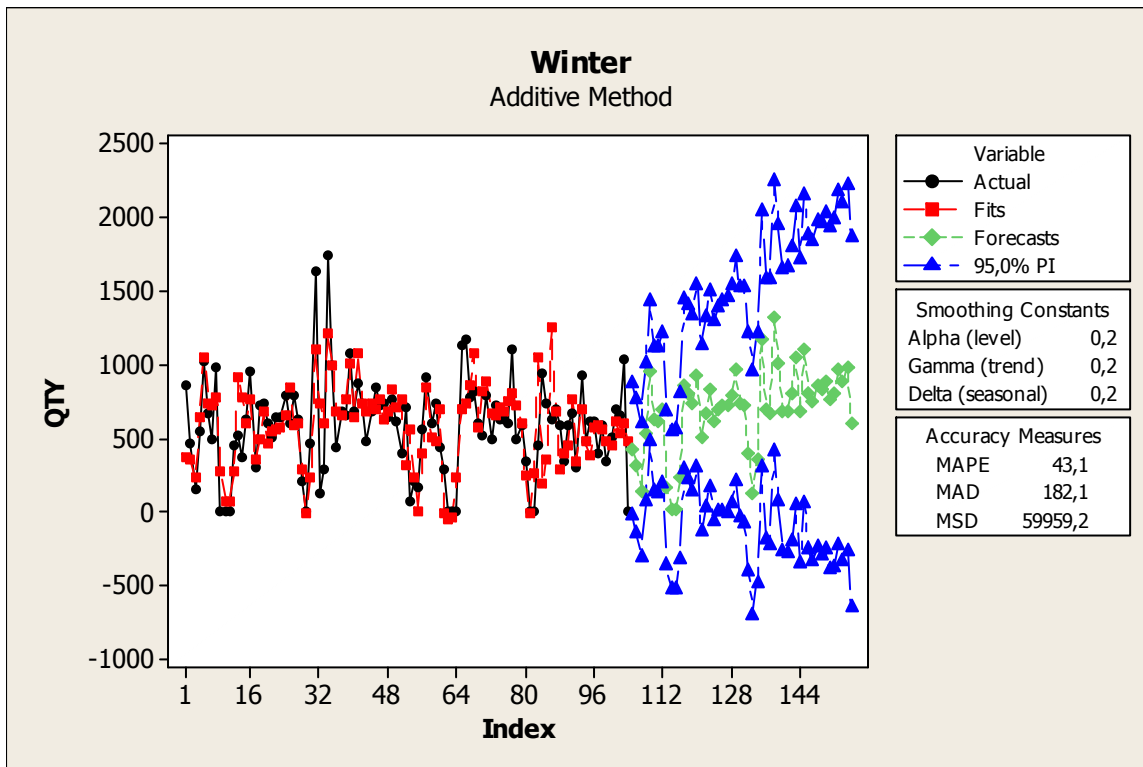


Figura 0.44 Applicazione del modello additivo di Holt-Winter alla materia prima MP16

Ora vediamo dettagliatamente gli errori commessi da questo metodo :

| CODART | CV WEEK | ADI WEEK | DESCRIZIONE | QTA'  | CLASSE DI MOVIMENTAZIONE | Average A | WINTER (additive) |          |
|--------|---------|----------|-------------|-------|--------------------------|-----------|-------------------|----------|
|        |         |          |             |       |                          |           | MAPE              | MAD      |
| MP16   | 0,43    | 1,12     | SLOW MOVING | 60380 | ALTA MOVIMENTAZIONE      | 580,6     | MAD               | 182,10   |
|        |         |          |             |       |                          |           | MSD               | 59959,20 |
|        |         |          |             |       |                          |           | MAD/A             | 0,31     |
|        |         |          |             |       |                          |           | MAPE              | 43,10    |

Figura 0.45 Performance del modello additivo di Holt-Winter applicato alla materia prima MP16

# Applicazione e risultati dei metodi di Forecasting

Obiettivo di questo capitolo è analizzare i risultati ottenuti tramite l'applicazione dei modelli di Forecasting alle serie storiche dei prodotti della Alfa srl, arrivando ad indicare quali metodi sono più performanti anche in relazione alle classi definite dagli indicatori CV e ADI. Inoltre inquadrerò i risultati nell'ottica del demand planning della Alfa srl, giungendo a proporre strategie di gestione diverse per codici prevedibili e per codici non prevedibili

## Reperimento dei dati nella Alfa srl

### Suddivisione settimanale delle Time Series

Dopo attente valutazioni, la Alfa srl è giunta alla conclusione che potevano essere estratti dati attendibili di vendita di prodotti finiti e di consumo di materie prime solo riguardo al periodo temporale che va da Giugno 2007 a giugno 2009. Pertanto l'analisi della presente Tesi ha riguardato i dati riferiti a questo periodo temporale.

Di conseguenza, sono stati inviati al sottoscritto dei dati in un database Access riguardanti le singole richieste dei vari codici con la relativa data e quantità richiesta.

La prima opera di elaborazione ed estrazione che ho operato è stata raggruppare i dati per:

- singolo codice;
- per stesso periodo temporale;

In un primo tempo, prima di applicare i vari metodi di Forecasting tramite Minitab 15 alle varie serie storiche, si è deciso di effettuare una prima analisi dei dati con granularità mensile ed utilizzando fogli Excel.

Tuttavia, dopo anche alcuni incontri con i responsabili della Alfa srl, si è optato per raggruppare le serie storiche con granularità settimanale. Infatti la Alfa srl ha bisogno di previsioni che entrino nel dettaglio settimanale, essendo questo il tempo di riferimento che l'azienda utilizza per gli approvvigionamenti. Previsioni mensili sono state ritenute troppo generiche e non rispondenti alle esigenze aziendali.

Di conseguenza, le richieste dei codici sono state raggruppate per settimana. Nel fare ciò sono sorti però degli inconvenienti, perché mentre la suddivisione mensile è univoca (i mesi non variano da un anno all'altro, cioè il primo mese dell'anno è sempre gennaio, e gennaio 2007 è paragonabile a gennaio 2008, sia in termini di giorni che di periodo nell'anno), purtroppo la suddivisione settimanale non lo è. Qual è la prima settimana nell'anno? Quella in cui cadono i primi sette giorni dell'anno? Oppure quella che termina con la prima

domenica anche se il 1 gennaio è ad esempio un giovedì? Oppure la prima serie completa di sette giorni che va da lunedì a domenica ( in questo caso verrebbero quasi sempre “persi” alcuni giorni all’inizio dell’anno, perché raramente il 1 Gennaio coincide con un Lunedì)?

Ho scelto allora una suddivisione univoca delle settimane, in modo da non “perdere” dei giorni o non duplicare dei giorni in due settimane diverse. Infatti una suddivisione ambigua delle settimane avrebbe potuto portare a due conseguenze opposte:

- “perdere” la richiesta di un codice avvenuta in un giorno “ambiguo” (di solito a cavallo tra due anni diversi);
- duplicare su due settimane la stessa richiesta del codice;

Ecco la suddivisione scelta:

| <b>Dal giorno</b> | <b>al giorno</b>  | <b>ID settimana</b> |   |
|-------------------|-------------------|---------------------|---|
| 11/06/2007        | 17/06/2007        | 1                   | } <b>1° e 2° anno<br/>(serie storica)</b> |
| 18/06/2007        | 24/06/2007        | 2                   |   |
| 25/06/2007        | 01/07/2007        | 3                   |   |
| 02/07/2007        | 08/07/2007        | 4                   |   |
| 09/07/2007        | 15/07/2007        | 5                   |   |
| 16/07/2007        | 22/07/2007        | 6                   |   |
| 23/07/2007        | 29/07/2007        | 7                   |   |
| 30/07/2007        | 05/08/2007        | 8                   |   |
| ...               | ...               | ...                 |   |
| 25/05/2009        | 31/05/2009        | 103                 | } <b>3° anno<br/>(previsione)</b>         |
| 01/06/2009        | 07/06/2009        | 104                 |   |
| <b>08/06/2009</b> | <b>14/06/2009</b> | <b>105</b>          |   |
| <b>15/06/2009</b> | <b>21/06/2009</b> | <b>106</b>          |   |
| ...               | ...               | ...                 |   |
| <b>24/05/2010</b> | <b>30/05/2010</b> | <b>155</b>          |   |
| <b>31/05/2010</b> | <b>06/06/2010</b> | <b>156</b>          |   |

**Tabella 0.3 Suddivisione univoca delle settimane nel periodo considerato**

Notare come il periodo riguardante l’orizzonte di Forecast sia sempre indicato con colore azzurro ed in grassetto.

## Utilizzo di dei fogli Excel

Le prime serie storiche estratte avevano granularità mensile e pertanto risultavano essere più compatte. Tali serie storiche sono state utilizzate per una prima applicazione dei vari metodi di previsione effettuata tramite fogli di lavoro Excel.

Ne vediamo un esempio nella Figura seguente in cui possiamo notare alcuni dettagli.

Innanzitutto nel riquadro dallo sfondo azzurro possiamo notare le equazioni che caratterizzano il metodo.

Le metriche di errore adottate sono state:

- ME : Mean Error
- MSE: Mean Squared Error
- MAPE: Mean Absolute Percentage Error
- MAD: Mean Absolute Deviation
- MAD/A: Standardized MAD

Per una completa trattazione delle metriche di errore si rimanda al CAP III.

La ricerca dei valori ottimali dei parametri  $\{\alpha_{Holt-Winter}, \beta_{Holt-Winter}, \gamma_{Holt-Winter}\}$  è avvenuta attraverso l'utilizzo del risolutore. In particolare sono stati trovati quei parametri  $\{\alpha^*, \beta^*, \gamma^*\}$  ottimi che minimizzavano l'errore MAD/A. E' importante sottolineare al riguardo che più di una volta è successo che risultassero valori diversi dei parametri  $\{\alpha^*, \beta^*, \gamma^*\}$  a seconda che si impostasse la minimizzazione di un tipo di errore a differenza di un altro.

Questo è dovuto alla diversità intrinseca delle diverse metriche di errore. Infatti passa una notevole differenza tra le varie minimizzazioni:

- **min MSE:** tenderà a restituire valori di  $\{\alpha^*, \beta^*, \gamma^*\}$  che limano soprattutto gli errori di previsione di grande ampiezza;
- **min MAPE:** : tenderà a restituire valori di  $\{\alpha^*, \beta^*, \gamma^*\}$  che riducono al minimo gli errori comuni (sia di grande che di piccola ampiezza);

Infine possiamo notare bene dal grafico come il metodo di Holt-Winter, dopo una prima fase di auto-apprendimento, si adegui alla serie storica e ne cerchi di copiare l'andamento (sempre con un periodo o due di ritardo).

| Holt-Winters' Trend and Multiplicative Seasonality Method (s=4) |        |                          |                |                |                 |                                 |         |                                    |   |                    |
|---|--------|--------------------------|----------------|----------------|-----------------|---------------------------------|---------|------------------------------------|---|--------------------|
| Month   | Period | Actual<br>Y <sub>t</sub> | L <sub>t</sub> | b <sub>t</sub> | S <sub>t</sub>  | Holt-Winters'<br>F <sub>t</sub> |         | (Y <sub>t</sub> - F <sub>t</sub> ) | (Y <sub>t</sub> - F <sub>t</sub> ) <sup>2</sup> | AbsolPerc<br>Error |
| giu-07  | 1      | 152                      |                |                |                 |                                 | 0,70    |                                    |   |                    |
| lug-07  | 2      | 313                      |                |                |                 |                                 | 1,43    |                                    |   |                    |
| ago-07  | 3      | 78                       |                |                |                 |                                 | 0,36    |                                    |   |                    |
| set-07  | 4      | 331                      | 218,50         | 5,06           | 1,51            |                                 |         |                                    |   |                    |
| ott-07  | 5      | 257                      | 263,40         | 5,06           | 1,13            | 155,52                          | 101,48  | 10297,84                           | 101,48  | 39,49              |
| nov-07  | 6      | 288                      | 250,05         | 5,06           | 0,88            | 384,57                          | -96,57  | 9325,22                            | 96,57   | 33,53              |
| dic-07  | 7      | 137                      | 290,25         | 5,06           | 0,83            | 91,07                           | 45,93   | 2109,53                            | 45,93   | 33,53              |
| gen-08  | 8      | 273                      | 263,88         | 5,06           | 1,07            | 447,36                          | -174,36 | 30400,88                           | 174,36  | 63,87              |
| feb-08  | 9      | 199                      | 243,53         | 5,06           | 0,84            | 304,27                          | -105,27 | 11081,88                           | 105,27  | 52,90              |
| mar-08  | 10     | 219                      | 248,60         | 5,06           | 0,86            | 219,00                          | 0,00    | 0,00                               | 0,00  | 0,00               |
| apr-08  | 11     | 210                      | 253,70         | 5,06           | 0,91            | 209,87                          | 0,13    | 0,02                               | 0,13  | 0,06               |
| mag-08  | 12     | 264                      | 255,63         | 5,06           | 0,97            | 276,24                          | -12,24  | 149,89                             | 12,24   | 4,64               |
| giu-08  | 13     | 284                      | 281,96         | 5,06           | 0,96            | 218,69                          | 65,31   | 4265,10                            | 65,31   | 23,00              |
| lug-08  | 14     | 323                      | 310,88         | 5,06           | 0,99            | 247,61                          | 75,39   | 5684,19                            | 75,39   | 23,34              |
| ago-08  | 15     | 160                      | 277,71         | 5,06           | 0,71            | 287,34                          | -127,34 | 16214,70                           | 127,34  | 79,59              |
| set-08  | 16     | 255                      | 277,59         | 5,06           | 0,93            | 273,35                          | -18,35  | 336,72                             | 18,35   | 7,20               |
| ott-08  | 17     | 272                      | 283,00         | 5,06           | 0,97            | 270,78                          | 1,22    | 1,49                               | 1,22  | 0,45               |
| nov-08  | 18     | 199                      | 264,02         | 5,06           | 0,74            | 286,58                          | -87,58  | 7669,70                            | 87,58   | 44,01              |
| dic-08  | 19     | 201                      | 273,00         | 5,06           | 0,80            | 190,84                          | 10,16   | 103,24                             | 10,16   | 5,06               |
| gen-09  | 20     | 227                      | 268,64         | 5,06           | 0,89            | 259,16                          | -32,16  | 1034,48                            | 32,16   | 14,17              |
| feb-09  | 21     | 173                      | 247,53         | 5,06           | 0,71            | 266,21                          | -93,21  | 8687,24                            | 93,21   | 53,88              |
| mar-09  | 22     | 219                      | 264,59         | 5,06           | 0,82            | 186,55                          | 32,45   | 1052,72                            | 32,45   | 14,82              |
| apr-09  | 23     | 254                      | 282,40         | 5,06           | 0,90            | 216,52                          | 37,48   | 1404,41                            | 37,48   | 14,75              |
| mag-09  | 24     | 188                      | 266,74         | 5,06           | 0,71            | 255,40                          | -67,40  | 4543,40                            | 67,40   | 35,85              |
| giu-09  | 25     |                          |                |                |                 | 193,64                          |         |                                    |   |                    |
| lug-09  | 26     |                          |                |                |                 | 226,83                          |         |                                    |   |                    |
| ago-09  | 27     |                          |                |                |                 | 252,53                          |         |                                    |   |                    |
| set-09  | 28     |                          |                |                |                 | 203,02                          |         |                                    |   |                    |
|   |        |                          |                |                | Total MSE       |                                 |         |                                    |   | 5718,13            |
|   |        |                          |                |                | Test Data ME    |                                 |         |                                    |   | -14,41             |
|   |        |                          |                |                | Test Data MSE   |                                 |         |                                    |   | 3409,82            |
|   |        |                          |                |                | Test Data MAPE  |                                 |         |                                    |   | 21,39              |
|   |        |                          |                |                | Average A       |                                 |         |                                    |   | 229,87             |
|   |        |                          |                |                | Test Data MAD/A |                                 |         |                                    |   | 0,19               |

$\alpha_{HW} = 0,273$   
 $\beta_{HW} = 0,000$   
 $\gamma_{HW} = 0,659$

Level :  $L_t = \alpha \frac{Y_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1})$   
 Trend :  $b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}$   
 Seasonal :  $S_t = \gamma \frac{Y_t}{L_t} + (1 - \gamma)S_{t-s}$   
 Forecast :  $F_{t+m} = (L_t + b_t m)S_{t-s+m}$

Anche qui ho fatto variare i valori di  $\alpha$ ,  $\beta$  e  $\gamma$  con il risolutore per minimizzare il valore di MAD/A

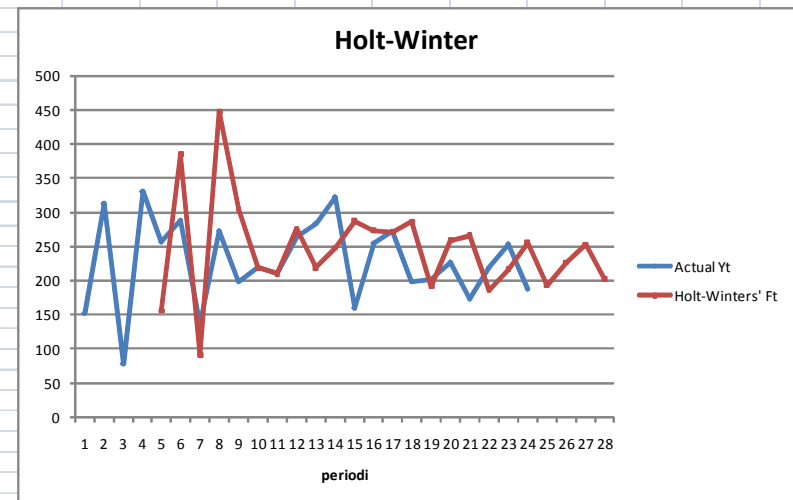


Figura 0.46 Esempio di applicazione dei metodi di previsione attraverso foglio Excel (Holt-Winter con stagionalità quadrimestrale)



## Utilizzo di Minitab 15

### Dati analizzati

L'utilizzo di fogli Excel nell'applicazione di modelli di previsione può essere di aiuto finché si deve testare un limitato numero di modelli di Forecasting su un limitato numero di codici. Pertanto l'utilizzo di Excel non è stato più conveniente per l'applicazione dei metodi e modelli di previsione su larga scala ad un elevato numero di codici (5% del totale). I modelli di previsione sono stati applicati a:

- 19 serie storiche di prodotti finiti (PF1, PF2, ..., PF19);
- 19 serie storiche di materie prime (MP1, MP2, ..., MP19);



Dopo attente analisi ho scoperto solo alla fine che erano state fornite le serie storiche sbagliate dei codici MP1, MP2, MP3, MP4, MP5 e MP6. Infatti i dati inviati erano riferiti al prelievo da uno dei magazzini interni, e pertanto

non possono essere considerati rappresentativi della reale richiesta della Alfa. Di conseguenza nei risultati finali si troveranno solo i risultati dell'applicazione dei modelli di previsione alle materie prime MP7, MP8, ..., MP19.

Di seguito viene riportato l'elenco dei prodotti finiti e delle materie prime oggetto di analisi:

| CODART | DESCRIZIONE | QTA' | CLASSE DI MOVIMENTAZIONE |
|--------|-------------|------|--------------------------|
|--------|-------------|------|--------------------------|

|             |                               |      |                         |
|-------------|-------------------------------|------|-------------------------|
| <b>PF1</b>  | PARETE FISSO 70 H.1900        | 7726 | ALTA MOVIMENTAZIONE     |
| <b>PF2</b>  | PANNELLO VASCA PIEGHEVOLE 140 | 7070 | ALTA MOVIMENTAZIONE     |
| <b>PF3</b>  | BOX DOCCIA ANG. 70X90         | 6515 | ALTA MOVIMENTAZIONE     |
| <b>PF4</b>  | PORTA DOCCIA 2000 90          | 5586 | ALTA MOVIMENTAZIONE     |
| <b>PF5</b>  | PORTA DOCCIA 2000 75          | 4212 | ALTA MOVIMENTAZIONE     |
| <b>PF6</b>  | PORTA DOCCIA SCORREVOLE 120   | 861  | MEDIA MOVIMENTAZIONE    |
| <b>PF7</b>  | BOX DOCCIA PORTA 90 H.1900    | 829  | MEDIA MOVIMENTAZIONE    |
| <b>PF8</b>  | PORTA DOC. SCORREVOLE 105     | 795  | MEDIA MOVIMENTAZIONE    |
| <b>PF9</b>  | PORTE 800                     | 760  | MEDIA MOVIMENTAZIONE    |
| <b>PF10</b> | BOX DOCCIA GIRO 70X90         | 719  | MEDIA MOVIMENTAZIONE    |
| <b>PF11</b> | PORTA DOCCIA                  | 316  | BASSA MOVIMENTAZIONE    |
| <b>PF12</b> | PORTA DOCCIA GIREVOLE 2A 90   | 278  | BASSA MOVIMENTAZIONE    |
| <b>PF13</b> | PORTA DOCCIA GIREVOLE 70      | 266  | BASSA MOVIMENTAZIONE    |
| <b>PF14</b> | BOX DOCCIA GIRO 80X100        | 199  | BASSA MOVIMENTAZIONE    |
| <b>PF15</b> | LATO BOX DOCCIA ANGOLO 76     | 169  | BASSA MOVIMENTAZIONE    |
| <b>PF16</b> | PARETE FISSO 90               | 54   | BASSISS. MOVIMENTAZIONE |
| <b>PF17</b> | FISSO 85 H.1900               | 52   | BASSISS. MOVIMENTAZIONE |
| <b>PF18</b> | LATO BOX DOCCIA ANGOLO 83     | 45   | BASSISS. MOVIMENTAZIONE |
| <b>PF19</b> | BOX DOCCIA MAXI 180 H.2000    | 29   | BASSISS. MOVIMENTAZIONE |

**Tabella 0.4 Elenco dei prodotti finiti oggetto dell'analisi di Forecasting**

La colonna "QTA" (quantità) rappresenta il totale di richieste nell'orizzonte di analisi, cioè nei due anni presi in considerazione. La "classe di movimentazione" non ha nulla a che fare né con la classe commerciale né con la suddivisione ABC. Serve solo come indicatore per capire se abbiamo a che fare con un codice altamente richiesto oppure no.

## Materie prime

Vediamo ora quali sono state le materie prime oggetto di analisi

| <b>CODART</b> | <b>DESCRIZIONE</b>               | <b>QTA'</b> |
|---------------|----------------------------------|-------------|
| <b>MP7</b>    | LASTRA 320x1842                  | 4808        |
| <b>MP8</b>    | LASTRA 350x1842                  | 10392       |
| <b>MP9</b>    | LASTRA 408x1832 TRASPARENTE      | 4173        |
| <b>MP10</b>   | LASTRA 300x1788                  | 2936        |
| <b>MP12</b>   | GUA.VERT. CENTR.SOFF.2000 BIANCA | 15535       |
| <b>MP13</b>   | GUA.VERT. LATERALE SOFF+GIREVOLE | 101775      |
| <b>MP14</b>   | MAGNETE RIC.GRIGIO               | 23023       |
| <b>MP15</b>   | MANIGLIA COMPLETA CROMO          | 46223       |
| <b>MP16</b>   | TAPPO ASTA CENTRALE              | 60380       |
| <b>MP17</b>   | CERNIERA CROMO                   | 17997       |
| <b>MP18</b>   | PROFILO A MURO INOX              | 3726        |
| <b>MP19</b>   | GUIDA SUPERIORE INOX             | 585         |

**Tabella 0.5 Elenco delle materie prime oggetto di applicazione del Forecasting**

E' importante da subito notare che si è provveduto a cambiare ed eliminare dalla descrizione dei codici ogni riferimento concreto all'azienda Alfa srl.



## Risultati ottenuti per i prodotti finiti

Nelle pagine seguenti vengono riportati i risultati ottenuti dai metodi di Forecasting, schematizzati in griglie onnicomprensive. Vediamo innanzitutto come analizzare tali tabelle.

Ho deciso di raggruppare i dati in griglie in cui:

- ✚ le righe rappresentano i vari codici;
- ✚ le colonne rappresentano i diversi metodi;
- ✚ la colonna “TOTALE CODICE” sta ad indicare la media dei risultati raggiunti per ogni codice; tale indicatore è un utile strumento per capire quanto un codice sia prevedibile;
- ✚ l’ultima riga “TOTALE METODO” sta ad indicare la media dei risultati raggiunti dai singoli metodi per tutti i codici oggetto di esame; tale valore è un utile indicatore della bontà del metodo ed inoltre serve per confrontare tra di loro le performance dei vari modelli;
- ✚ la colonna “PREVEDIBILITA” è un primo commento sui risultati ottenuti dall’applicazione dei metodi di previsione; sono stati utilizzati come valori di soglia  **$MAD/A > 0,50$**  per discernere tra codice **prevedibile** e **non prevedibile**. Con  **$MAD/A > 0,80$**  i codici sono stati classificati come **assolutamente non prevedibili**. Infatti un errore di previsione di oltre l’80% è stato giudicato assolutamente troppo elevato ed inaccettabile: infatti nessuna politica di pianificazione può essere basata su previsioni così poco accurate.
- ✚ Vengono riportati in fondo gli indicatori di REGOLARITA’ (CV ed ADI) con conseguente descrizione della classe. Come vedremo in seguito è possibile tracciare una correlazione tra classe individuata dagli indicatori e valori dei risultati di previsione che è lecito attendersi.
- ✚ Infine nella colonna “MIGLIOR METODO” viene riportato il metodo che ha meglio performato.

## Metodi di Forecasting utilizzati

E’ stata compiuta un’attenta ricerca e selezione dei metodi di previsione presenti in letteratura . In particolare si è utilizzato il manuale di Statistica “Forecasting: methods and applications” di Spyros Makridakis & co. ed il libro di Damiano Milanato “Demand Planning”.

I metodi di Forecasting applicati, attraverso l’ausilio di Minitab 15, sono stati i seguenti:

1. **Scomposizione additiva** (*Additive Decomposition*);
2. **Scomposizione moltiplicativa** (*Multiplicative Decomposition*);
3. **Media mobile centrata su n periodi** (*n-periods Centered Moving Average*):
  - Su 4 periodi: MA(4);
  - Su 8 periodi: MA(8);
  - Su 12 periodi: MA(12);
  - Su 16 periodi: MA(16);
4. **Smorzamento Esponenziale Semplice** (*Single Exponential Smoothing*);
5. **Smorzamento Esponenziale doppio** (*Double Exponential Smoothing*);
6. **Modello di Holt-Winter additivo** (*Additive Winter*);

Questi metodi sono stati selezionati ed implementati agevolmente tramite Minitab 15.

Nel proseguo della trattazione, per riferirsi ai vari metodi di previsione, saranno utilizzati i nomi per esteso o gli acronimi seguenti:

Legenda

- |                 |                                     |
|-----------------|-------------------------------------|
| <b>1. ADEC</b>  | <b>Additive Decomposition</b>       |
| <b>2. MDEC</b>  | <b>Multiplicative Decomposition</b> |
| <b>3. MA(i)</b> | <b>Moving average on i periods</b>  |
| <b>4. SES</b>   | <b>Single Exponential Smoothing</b> |
| <b>5. DES</b>   | <b>Double Exponential Smoothing</b> |
| <b>6. AW</b>    | <b>Additive Winter</b>              |

### **Interpretazione delle performance dei modelli previsionali**

La prima considerazione da fare, guardando ed analizzando attentamente i risultati della Tabella 1, è che i metodi applicati danno risultati molto diversi da codice a codice. Infatti per codici di classe Slow Moving e con alta movimentazione, gli errori di previsione si attestano tra il 20 e il 25%.

#### **Esempio di prodotto PREVEDIBILE:**

Ad esempio per il prodotto finito PF1, codice pienamente Slow Moving (ADI=1,13 ; CV= 0,35) abbiamo:

|       | ADEC   | MDEC   | MA(4)   | MA(8)   | MA(12)  | MA(16)  | SES    | DES    | AW     |
|-------|--------|--------|---------|---------|---------|---------|--------|--------|--------|
| MAPE  | 26,59  | 27,46  | 28,25   | 27,30   | 23,95   | 24,19   | 32,81  | 34,98  | 26,50  |
| MAD   | 15,56  | 15,06  | 29,95   | 27,33   | 23,51   | 22,53   | 26,46  | 27,06  | 18,31  |
| MSD   | 783,05 | 894,40 | 1874,80 | 1562,33 | 1255,22 | 1231,99 | 1385,2 | 1505,4 | 576,83 |
| MAD/A | 0,22   | 0,21   | 0,42    | 0,38    | 0,33    | 0,31    | 0,37   | 0,38   | 0,25   |

**Figura 0.48 Risultati dei metodi di Forecasting per il prodotto finito PF1**

Per questo codice, il miglior metodo risulta pertanto essere il MDEC (Multiplicative Decomposition,  $\frac{MAD}{A} = 0,21$ ). Tale errore di previsione è in linea con i risultati garantiti dalle migliori società di consulenza che applicano modelli di Forecasting.

### **Esempio di prodotto NON PREVEDIBILE:**

Ora vediamo l'esempio di un codice non prevedibile. Infatti i modelli di forecasting presentano basse performance nel prevedere tale codice. Il prodotto in esame è il PF18, codice pienamente LUMPY, che presenta un'alta variabilità della domanda ( $CV = 0,63$ ) ed un altissimo intervallo di interarrivo ( $ADI = 3,85$ ).

Ecco i risultati ottenuti per il PF18:

|       | ADEC  | MDEC  | MA(4) | MA(8) | MA(12) | MA(16) | SES   | DES   | AW    |
|-------|-------|-------|-------|-------|--------|--------|-------|-------|-------|
| MAPE  | 55,51 | 72,01 | 52,90 | 61,20 | 62,72  | 64,59  | 66,16 | 85,80 | 38,84 |
| MAD   | 0,51  | 0,39  | 0,46  | 0,53  | 0,55   | 0,56   | 0,65  | 0,64  | 0,52  |
| MSD   | 0,91  | 0,75  | 0,57  | 0,66  | 0,72   | 0,75   | 0,83  | 1,37  | 0,56  |
| MAD/A | 1,19  | 0,89  | 1,07  | 1,23  | 1,27   | 1,30   | 1,50  | 1,47  | 1,21  |

**Figura 0.49 Errori di previsione dei metodi di Forecasting per il prodotto PF18**

Per tale codice il metodo più performante risulta essere il MDEC con  $\frac{MAD}{A} = 0,89$ .

Tuttavia, come vedremo nel prossimo capitolo (CAP 6), questo codice verrà classificato come NON PREVEDIBILE e pertanto le previsioni non verranno utilizzate nella politica di pianificazione in quanto considerate troppo poco attendibili.

### **Classifica dei metodi**

Strutturando le prestazioni dei differenti metodi in una potenziale classifica di merito si ottiene la situazione evidenziata nella Tabella 5.9.

Attribuendo un peso ad ogni posizione di merito, si può tentare la determinazione di una "best performance" complessiva su tutti i codici analizzati. I pesi impiegati sono quelli evidenziati dall'ultima colonna (POSIZ) della tabella Tabella 5.10.

Nella Tabella 0.10 vengono riportati i risultati dei vari metodi ordinati dal primo (metodo più performante) all'ultimo (metodo meno performante). Infatti in quest'ultima tabella vengono contabilizzate le singole posizioni raggiunte da tutti i metodi utilizzati.

Ad esempio, il metodo MDEC ha raggiunto la 1<sup>a</sup> posizione per il codici PF1, e pertanto totalizza 1 punto, ancora la 1<sup>a</sup> posizione per il codice PF2, e quindi totalizza ancora 1 punto, mentre raggiunge la 7<sup>a</sup> posizione per il prodotto PF3 e pertanto totalizza 7 punti e così via fino a raggiungere complessivamente 44 punti. Sommando i punteggi accumulati per tutti i codici si ottiene il *total score* della Tabella 5.10. Il parametro *average score* viene ottenuto dal precedente attraverso la divisione per il numero di codici, nel nostro caso 19.

Dalla Tabella 5.10 emerge come i metodi *ADEC*, *MDEC* e *AW* nel caso in esame della previsione di prodotti finiti di un'azienda di cabine doccia abbiano un comportamento medio migliore rispetto agli altri.

| CODICI |      |      |      |      |      |      |      |      |      |      |      |      |      |      |      |      |      |      |       |
|--------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|-------|
| PF1    | PF2  | PF3  | PF4  | PF5  | PF6  | PF7  | PF8  | PF9  | PF10 | PF11 | PF12 | PF13 | PF14 | PF15 | PF16 | PF17 | PF18 | PF19 | POSIZ |
| MDEC   | MDEC | ADEC | ADEC | MDEC | ADEC | AW   | MDEC | ADEC | ADEC | ADEC | ADEC | ADEC | MDEC | ADEC | MDEC | MDEC | MDEC | MDEC | 1     |
| ADEC   | ADEC | AW   | MDEC | ADEC | MDEC | MA4  | ADEC | MA16 | AW   | AW   | MDEC | MDEC | ADEC | MDEC | ADEC | ADEC | ADEC | ADEC | 2     |
| AW     | AW   | MA16 | AW   | MA4  | AW   | ADEC | MA4  | AW   | MA4  | MDEC | MA4  | AW   | AW   | AW   | AW   | AW   | AW   | MA4  | 3     |
| MA16   | MA16 | MA12 | MA4  | MA12 | MA4  | MDEC | AW   | MA4  | MDEC | MA4  | AW   | MA4  | MA4  | MA4  | MA4  | MA4  | MA4  | AW   | 4     |
| MA12   | MA12 | SES  | MA12 | MA16 | MA12 | MA8  | MA12 | MA8  | MA16 | MA8  | MA8  | SES  | MA8  | MA8  | MA8  | MA8  | MA8  | MA8  | 5     |
| SES    | SES  | DES  | MA16 | MA8  | MA8  | MA12 | MA16 | MA12 | MA12 | MA12 | MA12 | MA12 | SES  | MA12 | MA12 | MA12 | MA12 | MA12 | 6     |
| DES    | DES  | MDEC | MA8  | SES  | MA16 | MA16 | MA8  | MDEC | MA8  | SES  | MA16 | MA8  | MA12 | MA16 | MA16 | SES  | MA16 | MA16 | 7     |
| MA8    | MA8  | MA8  | SES  | DES  | SES  | SES  | SES  | SES  | SES  | MA16 | SES  | MA16 | MA16 | SES  | SES  | MA16 | DES  | SES  | 8     |
| MA4    | MA4  | MA4  | DES  | AW   | DES  | DES  | DES  | DES  | DES  | DES  | DES  | DES  | DES  | DES  | DES  | DES  | SES  | DES  | 9     |

**Tabella 0.6 Classifica di merito dei differenti metodi sui diversi codici di analisi**

| Metodo | TOTAL SCORE | AVERAGE SCORE |
|--------|-------------|---------------|
| ADEC   | 30          | 1,6           |
| MDEC   | 44          | 2,3           |
| AW     | 61          | 3,2           |
| MA(4)  | 84          | 4,4           |
| MA(12) | 106         | 5,6           |
| MA(8)  | 114         | 6,0           |
| MA(16) | 116         | 6,1           |
| SES    | 138         | 7,3           |
| DES    | 162         | 8,5           |

**Tabella 0.7 Valutazione complessiva dello score di ciascun metodo di previsione per i prodotti finiti**

## Risultati ottenuti per le materie prime

Per le materie prime valgono le stesse considerazioni fatte per i prodotti finiti.

Prima vengono riportati i risultati ottenuti per ogni codice, ordinando i metodi di previsione dal migliore al peggiore in base al risultato ottenuto dal parametro standardized MAD ( $MAD/A$ ).

| CODICI |      |      |      |      |      |      |      |      |      |      |      |       |
|--------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|-------|
| MP7    | MP8  | MP9  | MP10 | MP12 | MP13 | MP14 | MP15 | MP16 | MP17 | MP18 | MP19 | POSIZ |
| MA12   | MA12 | ADEC | AW   | ADEC | MDEC | MDEC | MDEC | ADEC | MDEC | MDEC | MA4  | 1     |
| MA16   | MA4  | MA4  | ADEC | AW   | ADEC | ADEC | ADEC | AW   | ADEC | ADEC | MA8  | 2     |
| MA4    | MA16 | AW   | MA4  | MA4  | AW   | AW   | AW   | MA4  | AW   | AW   | SES  | 3     |
| MA8    | MA8  | MA8  | MA8  | MDEC | MA4  | MA4  | MA4  | MA12 | MA4  | MA4  | DES  | 4     |
| SES    | AW   | MA12 | MA12 | MA12 | MA8  | SES  | SES  | MA8  | MA12 | MA12 | MA12 | 5     |
| DES    | DES  | MA16 | MA16 | MA8  | MA16 | MA8  | MA16 | MA16 | MA16 | MA16 | AW   | 6     |
| AW     | SES  | SES  | SES  | MA16 | MA12 | MA16 | MA12 | MDEC | SES  | MA8  | MA16 | 7     |
| ADEC   | ADEC | MDEC | DES  | SES  | SES  | MA12 | DES  | SES  | DES  | SES  | MDEC | 8     |
| MDEC   | MDEC | DES  | MDEC | DES  | DES  | DES  | MA8  | DES  | MA8  | DES  | ADEC | 9     |

Tabella 0.8 Classifica di merito dei differenti metodi sui diversi codici di analisi

|        | TOTAL SCORE | AVERAGE SCORE |
|--------|-------------|---------------|
| MA(4)  | 37          | 3,1           |
| ADEC   | 40          | 3,3           |
| AW     | 45          | 3,8           |
| MA(12) | 58          | 4,8           |
| MDEC   | 59          | 4,9           |
| MA(8)  | 65          | 5,4           |
| MA(16) | 68          | 5,7           |
| SES    | 78          | 6,5           |
| DES    | 94          | 7,8           |

Tabella 0.9 Valutazione complessiva dello score di ciascun metodo di previsione per le materie prime

Per le materie prime, come si può notare dalla Tabella 5.12, non è così netta la differenza tra metodi molto performanti e metodi poco performanti. Inoltre, il metodo più accurato in questo caso è la media mobile su 4 periodi MA(4), seguita dalla Scomposizione Additiva e dal modello di Holt Winter Additivo.

## Risultati generali

A questo punto possiamo indagare quale sia la classifica finale per tutti i codici, sia materie prime che prodotti finiti.

|        | TOTAL<br>AVERAGE | AVERAGE<br>SCORE |
|--------|------------------|------------------|
| ADEC   | 70               | 2,3              |
| MDEC   | 103              | 3,3              |
| AW     | 106              | 3,4              |
| MA(4)  | 121              | 3,9              |
| MA(12) | 164              | 5,3              |
| MA(8)  | 179              | 5,8              |
| MA(16) | 184              | 5,9              |
| SES    | 216              | 7,0              |
| DES    | 256              | 8,3              |

Tabella 0.10 Classifica finale per tutti i codici oggetto di analisi dell'azienda Alfa srl

Come ci aspettavamo, la classifica generale di tutti i codici oggetto di analisi, sia materie prime che prodotti finiti, rende evidente che i migliori metodi di previsione che meglio si adattano a prevedere l'andamento futuro dei codici della Alfa srl sono in ordine:

1. ADEC Additive Decomposition
2. MDEC Multiplicative Decomposition
3. AW Additive Winter

Assolutamente non possono essere utilizzati lo Smorzamento Esponenziale Semplice (SES) e tanto meno lo Smorzamento Esponenziale Doppio (DES) per la bassa accuratezza previsionale.

## Relazione tra regolarità e prevedibilità

Come ho già accennato, vi è un forte legame tra le classi individuate dagli indicatori di regolarità - Average Interdemand Interval (ADI) e Coefficient of Variation (CV) – e la prevedibilità di un codice. Infatti già da subito possiamo dire che:

- I codici **Slow Moving** sono codici PREVEDIBILI; infatti:
  - $(MAD/A)_{Slow\ Moving} < 0,25$  (valore max)
  - $(MAD/A)_{Slow\ Moving} < 0,19$  (valore medio)
- I codici **Erratic** sono codici che possono essere sia PREVEDIBILI (soprattutto i codici con valori di CV di poco superiori a 0,49) sia NON PREVEDIBILI (soprattutto i codici con valori di CV elevati); infatti:
  - $0,30 < (MAD/A)_{Erratic} < 0,65$

- I codici **Intermittent** sono codici innanzitutto poco rappresentati tra i codici analizzati. Infatti abbiamo solo due prodotti finiti intermittenti PF17 e PF19 e una materia prima MP19. Fornire valori medi con un campione così piccolo è sicuramente non prudente; mi limito a dire che solo il codice MP19 è risultato essere prevedibile con  $(MAD/A)_{Intermittent} = 0,34$  (risultato ottenuto attraverso la Media Mobile su 4 periodi MA(4) )
- I codici **Lumpy** sono i MENO PREVEDIBILI rispetto alle altre classi di regolarità. Al riguardo sono stati fatti studi approfonditi in Letteratura Internazionale come “Managing Lumpy demand for aircraft spare parts” (A.Regattieri, M. Gamberi, R. Gamberini, R. Manzini, 2005), “On the categorization of demand patterns” (Syntetos & co., 2005), “Forecasting and Stock Control for Lumpy demands (Croston, 2000) solo per citarne alcuni. Hanno tipicamente un comportamento Lumpy i ricambi e le spare parts. Nel nostro caso aziendale:  
 $-(MAD/A)_{Slow Moving} > 0,70$  (con punte anche sopra 1,20) ;

### Performance del Forecasting per classe di regolarità

Ho analizzato i risultati ottenuti nella Tabella A e nella Tabella B, cercando di ricavare una classifica finale dei metodi di Forecasting per ogni classe di regolarità.

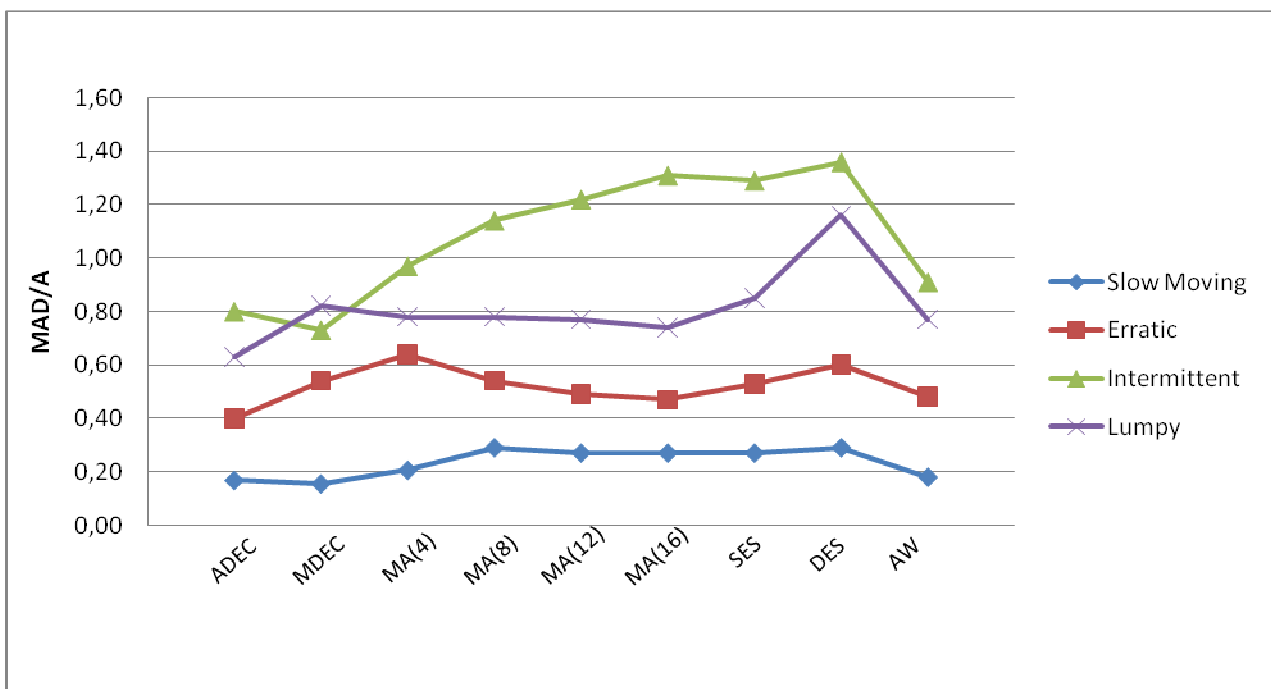
|  |              |
|--|--------------|
|  | Slow moving  |
|  | Erratic      |
|  | Intermittent |
|  | Lumpy        |

|        | AVERAGE SCORE |        | AVERAGE SCORE |        | AVERAGE SCORE |        | AVERAGE SCORE |
|--------|---------------|--------|---------------|--------|---------------|--------|---------------|
| ADEC   | 1,7           | ADEC   | 2,2           | MA(4)  | 2,7           | ADEC   | 2,5           |
| MDEC   | 2,3           | AW     | 2,9           | MDEC   | 3,3           | MDEC   | 3,7           |
| AW     | 3,3           | MA(4)  | 3,8           | MA(8)  | 4,0           | MA(4)  | 3,7           |
| MA(4)  | 4,4           | MDEC   | 3,9           | ADEC   | 4,3           | AW     | 4,0           |
| MA(12) | 5,2           | MA(12) | 5,3           | AW     | 4,3           | MA(8)  | 5,2           |
| MA(16) | 5,8           | MA(8)  | 5,5           | MA(12) | 5,7           | MA(12) | 5,2           |
| SES    | 6,9           | MA(16) | 5,9           | SES    | 6,0           | MA(16) | 5,7           |
| MA(8)  | 7,0           | SES    | 7,1           | MA(16) | 7,3           | SES    | 7,5           |
| DES    | 8,4           | DES    | 8,4           | DES    | 7,3           | DES    | 8,3           |



Nelle tabelle precedenti ho estrapolato i dati di errore (MAD/A) di ogni metodo rispetto alle varie classi di Regolarità. Infatti sono stati suddivisi i risultati ottenuti in base alla classe di regolarità definita dai parametri CV e ADI.

Da notare che si confermano come migliori i metodi di Scomposizione additiva e moltiplicativa (per i codici Slow Moving e Lumpy). Da sottolineare pure la buona performance del metodo Additivo di Holt-Winter per i codici erratici. Infine dobbiamo tenere presente che la classifica dei metodi per i codici intermittenti si basa solo su un campione di 3 codici pertanto non è da considerarsi significativa.



#### 0.50 Andamento medio del parametro MAD/A al variare del metodo di previsione

Dal grafico 0.51 possiamo visualizzare l'andamento medio del parametro MAD/A al variare del metodo di previsione per le quattro classi di codici (Slow Moving, Erratic, Intermittent e Lumpy).

Ecco alcune considerazioni:

- Il MAD/A medio è 0,65; tuttavia, come già sottolineato precedentemente, vi sono categorie per cui l'errore medio è assai più basso, come gli Slow Moving, mentre altre per cui l'errore medio è assai più alto (Lumpy ed Intermittent);
- Il parametro dominante è la *Lumpiness* (cioè quanto è più o meno spiccata la caratteristica dell'intermittenza di tipo Lumpy): il peggior metodo di previsione per un codice "meno lumpy" si comporta comunque meglio del miglior metodo su un

codice con una lumpiness più forte (si confrontino al proposito gli andamenti dei codici Slow Moving ed Erratic)

- Anche da questo grafico si può notare come i metodi di previsione con performance migliori siano la **Additive Decomposition**, **Additive Winter** e **Multiplicative Decomposition**

## **Classificazione e Pianificazione della domanda**

In questo ultimo capitolo tratteremo ed analizzeremo la nuova classificazione che si vuole dare ai codici di Classe A commerciale dell'azienda Alfa srl. Tali codici verranno suddivisi

in quattro sotto-classi, per ognuna delle quali verrà proposta una specifica politica di Pianificazione.

## Classificazione dei prodotti finiti

Tutta l'analisi sui metodi di previsione effettuata fino a questo punto si è svolta per quei codici (prodotti finiti e materie prime) che la Alfa srl considera di classe commerciale A. Rivediamo brevemente nella tabella seguente quali sono le caratteristiche delle tre classi commerciali utilizzate nella impresa in esame.

| Classe<br>Commerc | Definizione   | Volume <sup>(*)</sup> | n° item <sup>(*)</sup>  |
|-------------------|---|-----------------------|-------------------------|
| <b>A</b>          | <ul style="list-style-type: none"> <li>• prodotti finiti a catalogo</li> <li>• consegna da magazzino</li> <li>• gestione a stock</li> </ul>                               | 94.181 pz<br>(59 %)   | 280 codici<br>(2 %)     |
| <b>B</b>          | <ul style="list-style-type: none"> <li>• prodotti finiti a catalogo</li> <li>• configurazione “rara”</li> <li>• consegna in 2-3 settimane</li> </ul>                      | 65.246 pz<br>(41 %)   | 15.702 codici<br>(98 %) |
| <b>C</b>          | <ul style="list-style-type: none"> <li>• prodotti finiti con dimensioni personalizzate o configurazioni “rarissime”</li> <li>• consegna in 3-4 settimane o più</li> </ul> |                       |                         |

**Tabella 0.11** Suddivisione delle classi commerciali nell'azienda Alfa srl

Per una più approfondita spiegazione si veda il paragrafo “1.2.2 Metodo attuale di pianificazione nella Alfa srl” del CAP 1.

## Nuova classificazione dei prodotti di classe commerciale A

I codici di classe commerciale A si differenziano dagli altri prodotti perché devono soddisfare un vincolo fortissimo: devono essere pronti per la consegna da magazzino.

Come abbiamo già avuto di approfondire nel Capitolo 1, la classe commerciale utilizzata nella Alfa srl non ha nulla a che vedere con i criteri logistici o di pianificazione. Chi decide quali prodotti devono essere di classe commerciale A è l'ufficio marketing; la produzione e la logistica si devono adeguare a tali decisioni.

| Soglia di qtà | Volume         | Codici        | Classe A      |            |            |           | Classe B & C  |            |               |            |
|---------------|----------------|---------------|---------------|------------|------------|-----------|---------------|------------|---------------|------------|
|               |                |               | Volume        |            | Codici     |           | Volume        |            | Codici        |            |
| > 50 pz/mese  | 56.273         | 39            | 56.273        | 100%       | 39         | 100%      | -             | 0%         | -             | 0%         |
| > 40 pz/mese  | 60.904         | 48            | 60.391        | 99%        | 47         | 98%       | 513           | 1%         | 1             | 2%         |
| > 30 pz/mese  | 68.621         | 67            | 66.501        | 97%        | 62         | 93%       | 2.120         | 3%         | 5             | 7%         |
| > 20 pz/mese  | 78.574         | 102           | 75.228        | 96%        | 93         | 91%       | 3.346         | 4%         | 9             | 9%         |
| > 10 pz/mese  | 93.685         | 191           | 86.514        | 92%        | 159        | 83%       | 7.171         | 8%         | 32            | 17%        |
| > 5 pz/mese   | 107.138        | 350           | 92.616        | 86%        | 228        | 65%       | 14.522        | 14%        | 122           | 35%        |
| <b>Tutti</b>  | <b>159.427</b> | <b>15.982</b> | <b>94.181</b> | <b>59%</b> | <b>280</b> | <b>2%</b> | <b>65.246</b> | <b>41%</b> | <b>15.702</b> | <b>98%</b> |

Come si può notare nella precedente tabella:

- attualmente esistono molti codici in classe B che vendono più di alcuni codici in classe A;
- quindi è opportuno rivedere l'attuale assegnazione della classe A ai codici;

Di conseguenza, la mia proposta alla Alfa srl è quella di suddividere la classe A in più sottoclassi. Infatti tale classe commerciale A deve essere ulteriormente suddivisa perché i consumi di vendita e la regolarità di consumo sono molto diversificati.

Si è utilizzata allo scopo una matrice che incrocia:

- la classificazione a volume in base ai pezzi (A: 80%, B: 95%, C: 100%)
- la classificazione della regolarità di consumo in base ai parametri CV e ADI

Infatti la classificazione fatta attraverso i parametri di Regolarità è quella rappresentata in Figura 6.1:

- i codici **Slow Moving** diventano di classe **A** (molto regolare);
- i codici **Erratic** (con  $CV < 0,80$ ) ed **Intermittent** (con  $ADI < 2,00$ ) diventano di classe **B** (mediamente regolare);
- i codici **Very Erratic** (con  $CV > 0,80$ ) e **Very Intermittent** (con  $ADI > 2,00$ ) ed i codici **Lumpy** diventano di classe **C**;

### Suddivisione della REGOLARITA' in tre classi ABC

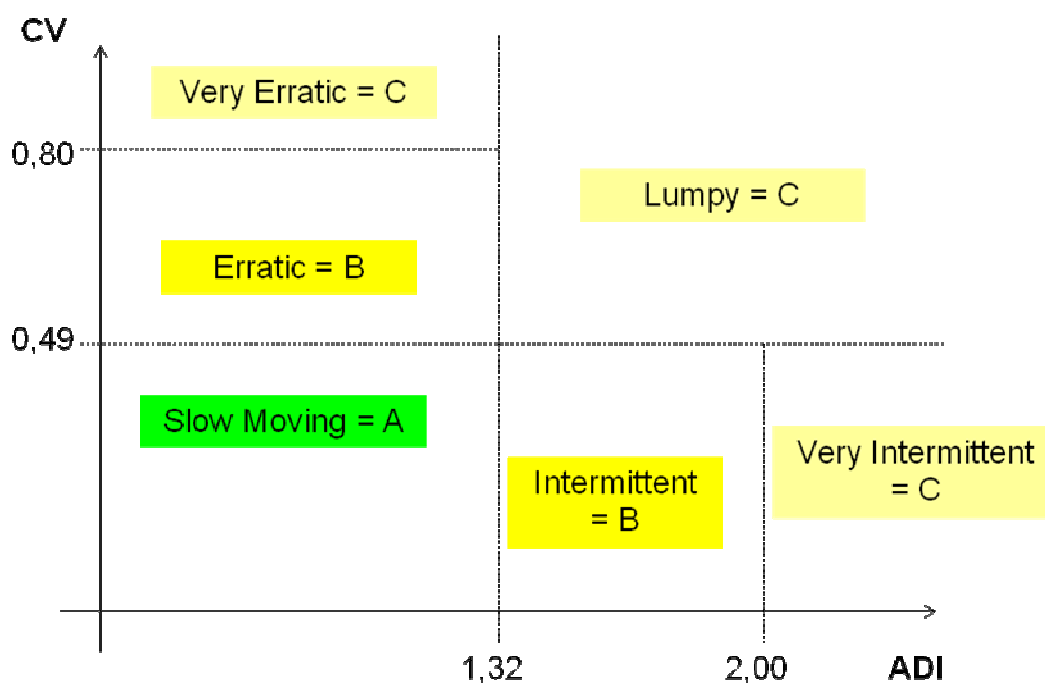


Figura 0.52 Suddivisione della classe commerciale A secondo i parametri CV e ADI

Pertanto vengono riportate in una matrice che incrocia **Regolarità** (asse orizzontale) con **Volume** (asse verticale) :

|                 |        | REGOLARITA' |        |        |        |       |        | TOT    |        |
|-----------------|--------|-------------|--------|--------|--------|-------|--------|--------|--------|
|                 |        | A           |        | B      |        | C     |        |        |        |
| VOLUME IN PEZZI | A      | 51.745      | 54,9%  | 18.529 | 19,7%  | 5.221 | 5,5%   | 75.495 | 80,2%  |
|                 |        | 51          | 18,2%  | 33     | 11,8%  | 10    | 3,6%   | 94     | 33,6%  |
|                 | B      | 4.444       | 4,7%   | 5.235  | 5,6%   | 4.383 | 4,7%   | 14.062 | 14,9%  |
|                 |        | 27          | 9,6%   | 36     | 12,9%  | 32    | 11,4%  | 95     | 33,9%  |
|                 | C      | 87          | 0,1%   | 2.074  | 2,2%   | 2.463 | 2,6%   | 4.624  | 4,9%   |
|                 |        | 1           | 0,4%   | 31     | 11,1%  | 59    | 21,1%  | 91     | 32,5%  |
| TOT             | 56.276 | 59,8%       | 25.838 | 27,4%  | 12.066 | 12,8% | 94.181 | 100,0% |        |
|                 |        | 79          | 28,2%  | 100    | 35,7%  | 101   | 36,1%  | 280    | 100,0% |

|    |  |     |  |       |         |
|----|--|-----|--|-------|---------|
| AA |  | AA* |  | pezzi | % pezzi |
| AB |  | AC  |  | item  | % item  |

Figura 0.53 Nuove classi per i codici di classe commerciale A

Ora abbiamo suddiviso in quattro classi i codici appartenenti alla “vecchia” classe commerciale A.

Si è deciso di utilizzare come dimensione di analisi il Volume (anziché il Valore, come accade in molti casi simili ) in quanto tale dimensione è stata ritenuta la più significativa per la ditta Alfa srl. Infatti le diverse politiche di pianificazione, che verranno introdotte in seguito, dipendono molto dal volume di richiesta annua dei codici in esame.

## Definizione delle politiche di pianificazione

A questo punto siamo in grado di poter introdurre politiche mirate di pianificazione per ciascuna nuova classe introdotta .

Di seguito viene riportata la Tabella 6.3 in cui vengono riassunte le politiche di gestione che si vogliono applicare alle nuove classi:

| Classe |     | Consegna | Modalità di gestione   | Politica di gestione   |
|--------|-----|----------|--|--|
| A      | AA  | da stock | <ul style="list-style-type: none"> <li>•previsione sul singolo codice</li> <li>•MPS per definire il piano di produzione</li> <li>•anticipazione per livellare la capacità</li> </ul> | <ul style="list-style-type: none"> <li>•EOQ;</li> <li>•aggregazione di periodo</li> <li>•SS = 1 week</li> </ul>  |
|        | AA* |          |  | <ul style="list-style-type: none"> <li>•EOQ</li> <li>•SS = 2 week</li> </ul>                                     |
|        | AB  |          | <ul style="list-style-type: none"> <li>•no previsioni</li> <li>•produzione ordini acquisiti del periodo</li> </ul>   | <ul style="list-style-type: none"> <li>•Modello ad intervallo di riordino fisso</li> <li>•SS = 2 week</li> </ul> |
|        | AC  |          |  | <ul style="list-style-type: none"> <li>•Modello ad intervallo di riordino fisso</li> <li>•SS = 4 week</li> </ul> |
| B      |     | 2-3 week | <ul style="list-style-type: none"> <li>•no previsioni</li> <li>•produzione per ordine</li> </ul>   | <ul style="list-style-type: none"> <li>•lotto = ordine</li> <li>•no SS</li> </ul>                                |
| C      |     | 3-4 week | <ul style="list-style-type: none"> <li>•no previsioni</li> <li>•produzione per ordine</li> </ul>   | <ul style="list-style-type: none"> <li>•lotto = ordine</li> <li>•no SS</li> </ul>                                |

Figura 0.54 Politiche di gestione per le varie classi di codici

Vediamo meglio in dettaglio le innovazioni che ho deciso di introdurre ed i motivi che hanno portato a tali scelte.

### Classe AA e AA\*

Innanzitutto vediamo i codici **AA** e **AA\***: tali codici sono caratterizzati da medio-alta regolarità e da alti volumi. Per tali codici, come ho avuto modo di sottolineare precedentemente, le previsioni danno ottimi risultati (*high accuracy*) e pertanto possono a buon diritto essere utilizzate come base per impostare una politica di pianificazione. Il modello che si è deciso di applicare a tali codici è il *Lotto Economico*.

Infatti i codici AA e AA\* rispettano le prerogative del modello:

- Hanno una domanda quasi costante (infatti il CV ha valori bassi);
- Costo di emissione di un ordine e il costo di set-up è costante
- Il costo unitario di acquisto e il costo unitario di produzione è costante
- Il costo unitario di acquisto e di produzione è costante
- La capacità dei magazzini non è vincolante
- La “i” (percentuale di costo per mantenimento a magazzino è costante

Per i codici AA e AA\* verrà quindi calcolato il lotto economico volta per volta mantenendo sempre una Scorta di Sicurezza che mi possa coprire per 1 settimana (AA) o 2 settimane (AA\*).

### **Classi AB e AC**

Per le classi **AB** e **AC** non viene prodotto il *demand forecast* perché non vi sono le condizioni di accuratezza previsionale sufficiente.

Vengono pertanto prodotte le quantità acquisite tramite gli ordini cliente.

Dopo varie applicazioni, tra i modelli di gestione a scorta è stato scelto il “Modello a intervallo di riordino fisso” perché garantiva i minor costi totali e il miglior Livello di Servizio.

Inoltre tale modello è quello che più si addice a tali codici in quanto:

1. Il periodo di controllo della giacenza viene assunto regolare e costante (cadenza settimanale);
2. L'entità dell'ordine emesso è variabile;

Per i codici di classe AB viene tenuta una scorta di sicurezza che possa coprire 2 settimane di fabbisogno, mentre per i codici di classe AC viene mantenuta una scorta di 4 settimane (per via della più alta variabilità di tali codici, infatti non dimentichiamo che tali codici hanno un *Coefficient of Variation* alto).



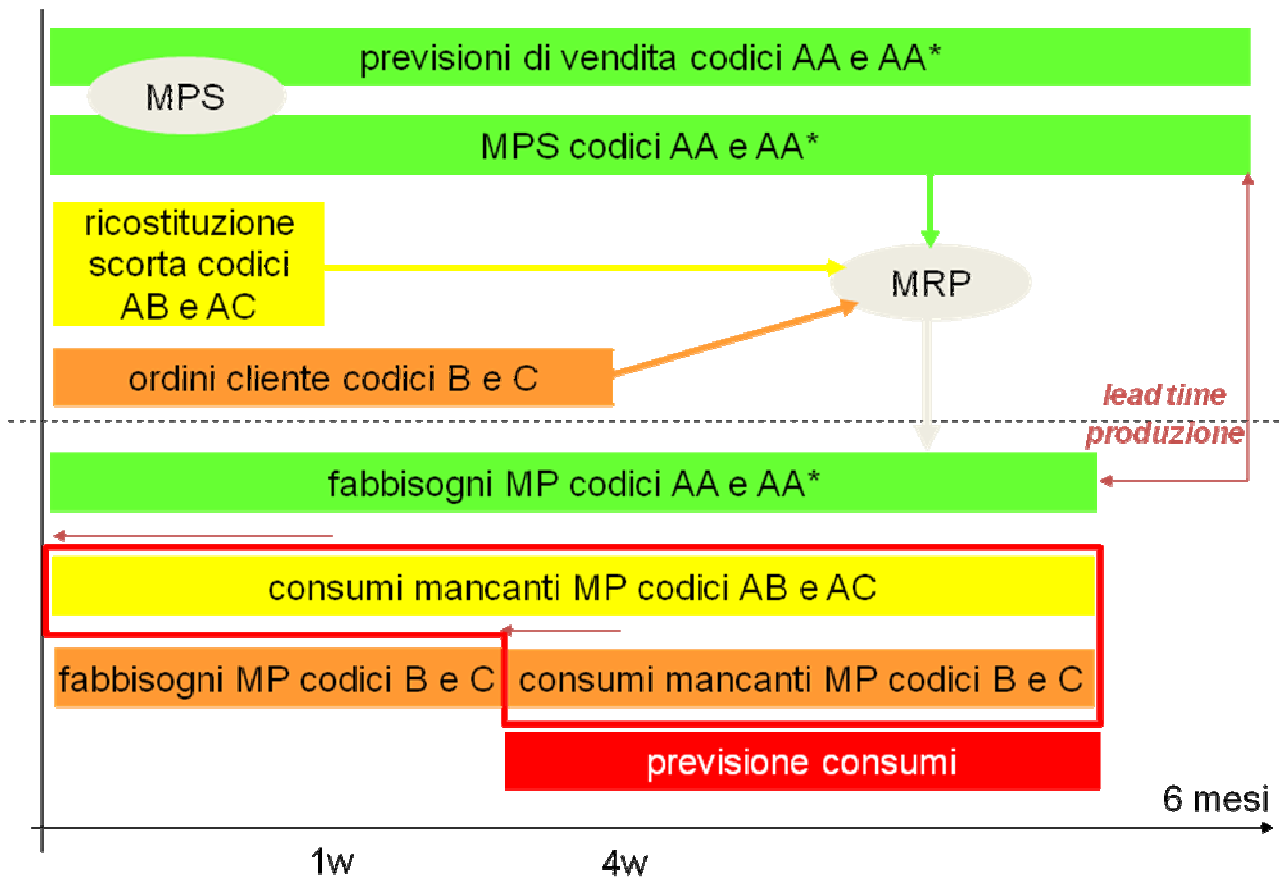


Figura 0.55 Schema del modello di pianificazione

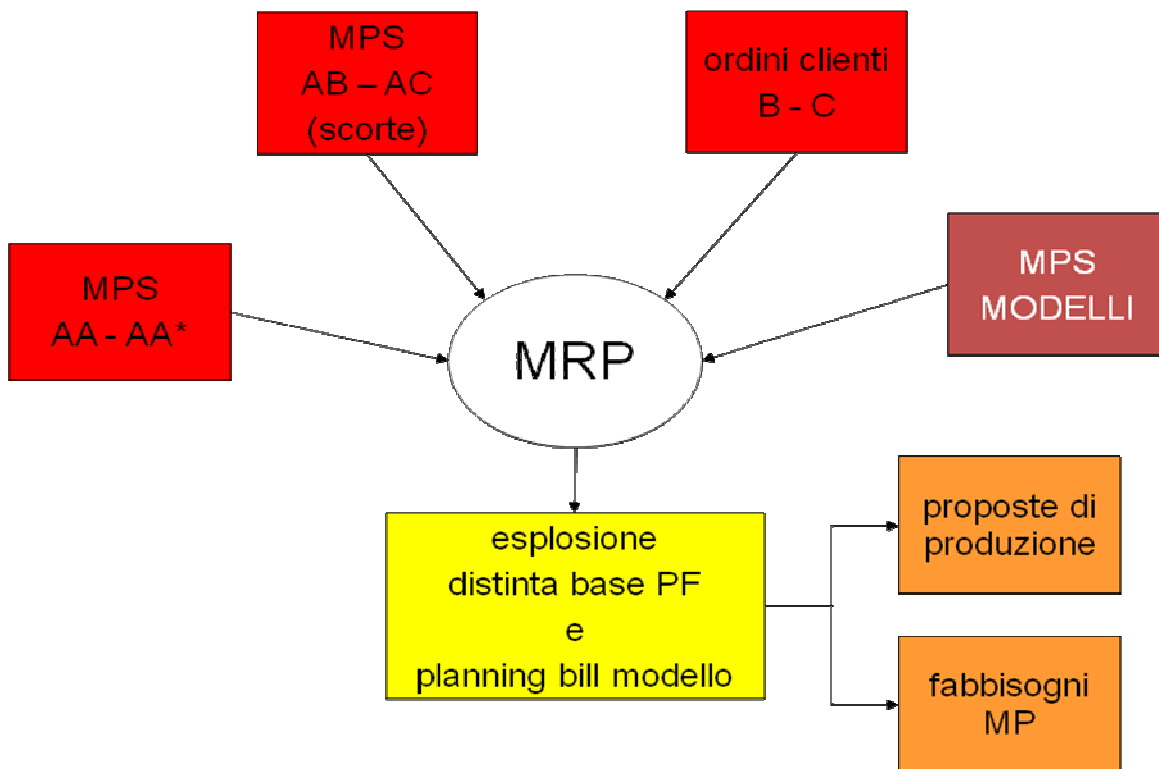
Nella figura precedente viene riportato lo schema del modello di pianificazione.

L'MRP viene formato dai seguenti input:

1. Le previsioni di vendita dei prodotti AA e AA\* mi indicano quanto sarà la richiesta di tali codici nei prossimi 6 mesi; pertanto produco una quantità "arrotondata" al lotto economico di tali codici;
2. La ricostituzione della scorta dei codici AB e AC mi indica quali richieste e quanto produrre;
3. Per i prodotti B e C si procede solo tramite gli ordini cliente;

Pertanto l'MRP ora è in grado di indicarmi qual è il fabbisogno di materie prime. Notare che devo sempre tener presente il Lead Time di approvvigionamento di tali codici nonché il Lead Time di Produzione dei codici AA e AA\* in questa operazione.

In seguito viene rischematizzato questo processo:



**Figura 0.56** Processo di formazione del MRP

### Pianificazione dei codici AB e AC

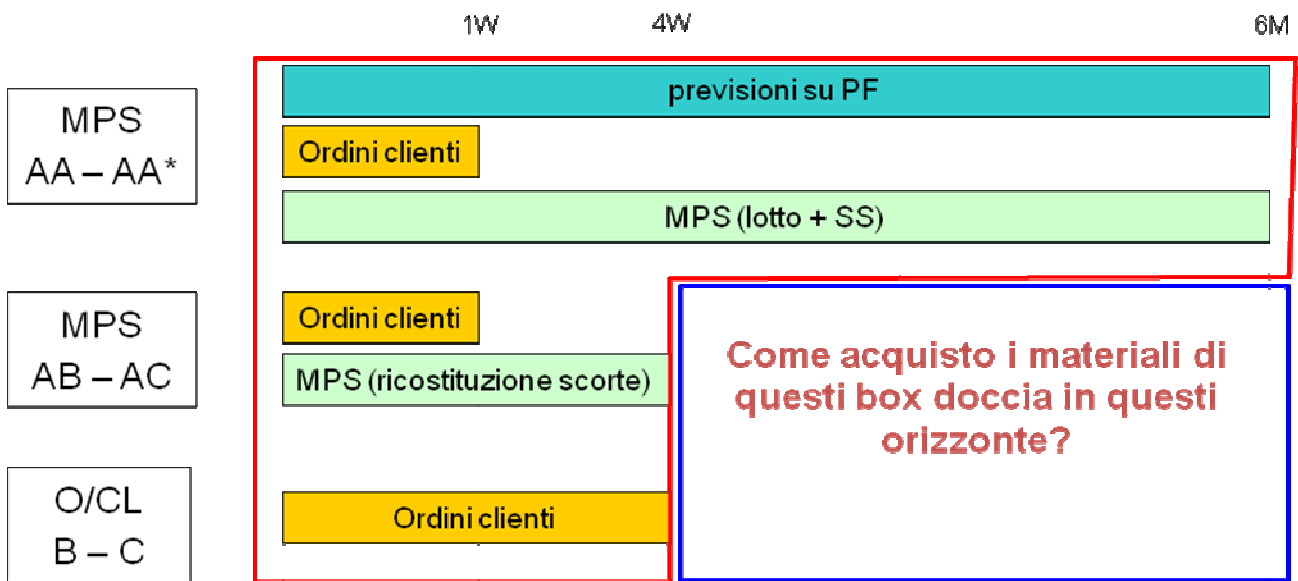
Per i codici AB e AC avviene quanto segue:

- nessuna previsione, solo ordini clienti (evasi da stock)
- MPS creati per ricostituire la scorta erosa dagli ordini clienti
- MPS trasmessi a MRP il quale:
  - genera le proposte di produzione per i semilavorati
  - calcola il consumo previsto di materie prime
    - MP già approvvigionate attraverso le previsioni per modello

### Pianificazione dei codici B e C

- nessuna previsione, solo ordini cliente
- non si utilizza MPS
- non si ricorre a scorte di PF
- generazione di un ordine di produzione per ogni ordine cliente acquisito

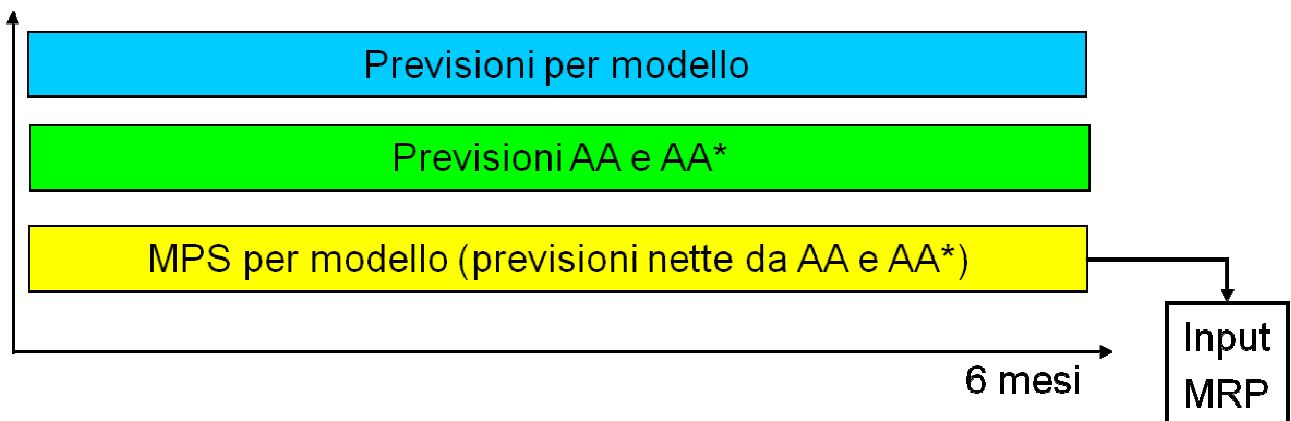
## Sintesi del modello di pianificazione



**MRP esplode  
distinta base PF**

Ora è necessario sottolineare che:

- i forecast per modello sono indispensabili per ottenere le previsioni di consumo delle materie prime
- occorre sottrarre le previsioni dei codici AA e AA\* a quelle per modello per non duplicare i fabbisogni



Pertanto viene quanto segue:

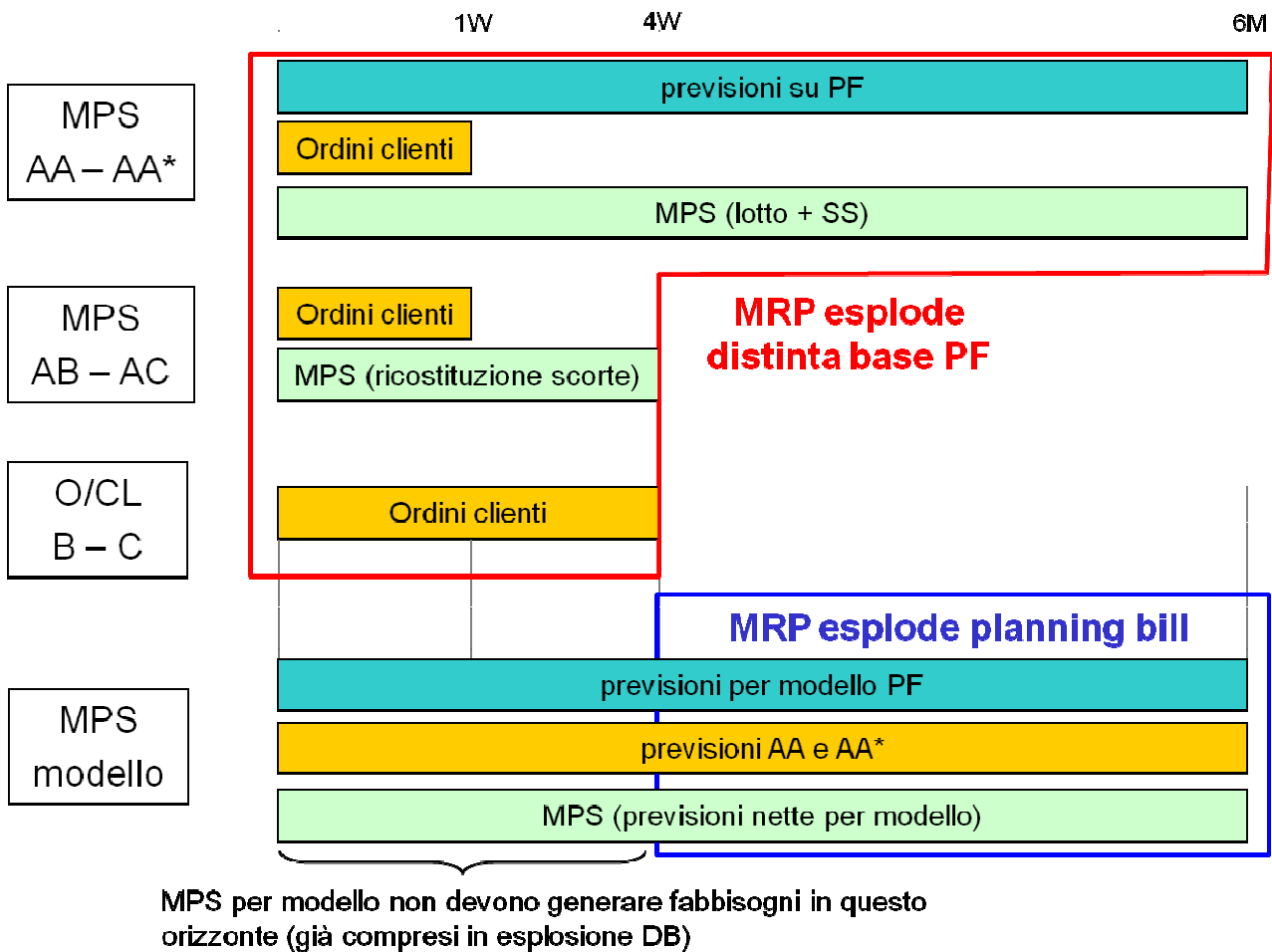


Figura 0.57 Schema di pianificazione

Partendo dallo schema di pianificazione della Figura 6.6 vediamo che le previsioni andranno fatte per:

- previsioni di vendita per i box doccia di classe AA e AA\*
- previsioni di consumo per le materie prime necessarie a tutti gli altri box doccia

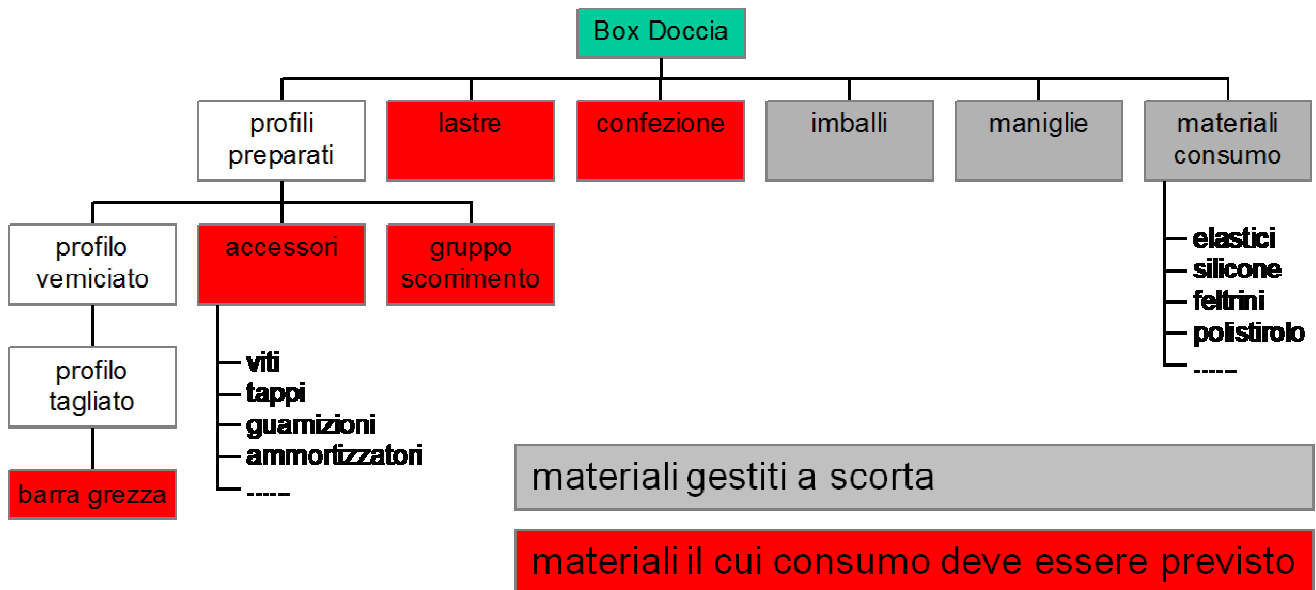
### Previsione del consumo di materie prime

Da una prima analisi la differenziazione dei codici di materiale d'acquisto da prevedere potrebbe dipendere essenzialmente dal modello di box doccia.

E' necessario quindi:

- allestire delle planning bill di modello per definire il mix delle materie prime di ogni modello

- effettuare delle previsioni di vendita per modello
- depurare tali previsioni da quanto previsto per le classi AA e AA\*
- esplodere la planning bill per calcolare il fabbisogno dei materiali d'acquisto



## Planning bill

Ora ci possiamo chiedere: Come costruire le planning bill?

- mix di materie prime calcolato unicamente in base ai volumi dei codici di classe AB, AC, B, C
  - escludere AA e AA\* perché i loro fabbisogni sono pianificati a partire dalle previsioni di vendita sul codice finito, non dalle previsioni per modello
- escludere dal mix della planning bill i codici con percentuali in volume irrilevanti
- gestire a scorta queste materie prime escluse dal mix

## Gestione a scorta dei materiali

Per sperimentare la bontà e la applicabilità dei metodi di gestione proposti, ho implementato i modelli del Lotto Economico e di Intervallo di riordino fisso ai prodotti finiti e alle materie prime oggetto delle analisi di Forecast.

## Economic order quantity

Ho applicato il modello del Lotto Economico ai codici di classe AA e AA\*.

| CODART | QTA' | Average<br>A<br>[pz/sett] | Potenzialità<br>produttiva<br>pz/h | GIACENZA<br>MEDIA [pz] | SETUP<br>[min/lotto] | Lead Time<br>produz [gg<br>lavorativi] | COSTO DI<br>PRODUZ |
|--------|------|---------------------------|------------------------------------|------------------------|----------------------|--|--------------------|
| PF1    | 7726 | 72,0                      | 24,5                               | 221                    | 15 MIN               | 7                                      | 104                |
| PF2    | 6970 | 67,1                      | 24,5                               | 176                    | 15 min               | 7                                      | 95                 |
| PF3    | 6515 | 61,6                      | 12,5                               | 213                    | 15 MIN               | 7                                      | 112                |
| PF4    | 5586 | 52,9                      | 10,6                               | 115                    | 15 MIN               | 7                                      | 112                |

Tabella 0.12 Alcuni dati dei prodotti PF1, PF2, PF3 e PF4

Nella tabella precedente possiamo osservare alcuni dati di produzione della Alfa srl. Da sottolineare quanto siano veloci i set-up (solo 15 min in media); la Alfa definisce in 80€/setup il costo appunto per ogni set-up.

### OBIETTIVI APPLICAZIONE EOQ:

1. Ridurre la GIACENZA MEDIA
2. Ridurre i costi di SET-UP
3. Aumentare il LIVELLO DI SERVIZIO

Ora applicherò il modello del *Lotto Economico di produzione EOQ* ai codici AA e AA\* e il modello a *Intervallo di riordino fisso IR* ai codici AB e AC, dopodiché confronteremo i risultati ottenuti con i dati riferiti alla pratica corrente della Alfa srl per vedere se ci sono stati dei miglioramenti.

### Lotto economico: il codice PF2

Tale codice è dotato dei seguenti dati:

- Vecchia giacenza= 221 pz
- $Y$ =domanda media settim=67,1 pz/sett
- DEVIATIONE  $STD_{domanda}$ =33,8
- $i$ =% annuale del costo di magazzinaggio
- $\chi$ =potenzialità produttiva=980 pz/sett
- $C$ =costo di set-up=80 €
- $Y$ =domanda annuale =34

- P=costo di produzione=104 €/pz
- $LT_p$ =lead time di produzione=7 gg lavor=1,4 sett

Ora devo ricercare la quantità ottimale di produzione (lotto economico):

$$Q_{opt} = \sqrt{\frac{2 \cdot C \cdot Y}{H} \cdot \left(\frac{\chi}{\chi - y}\right)} = \sqrt{\frac{2 \cdot 80 \cdot 3489}{0,20 \cdot 104} \cdot \frac{980}{(980 - 67,1)}} = 169,73 \text{ pz}$$

Impongo un Livello di Servizio=95%  $\rightarrow k=1,65$

Passiamo a calcolare il livello di riordino:

$$LR = y \cdot LT_p + k \cdot \sigma_y \cdot \sqrt{LT_p} = 67,1 \cdot 1,4 + 1,65 \cdot 33,8 \cdot \sqrt{1,4} = 160$$

Vediamo un esempio di andamento della giacenza con questa politica di lotto (vengono riportate solo alcune settimane per brevità):

|                     |     |     |     |     |     |     |     |     |     |     |     |     |     |     |     |
|---------------------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| SETTIMANA           | 105 | 106 | 107 | 108 | 109 | 110 | 111 | 112 | 113 | 114 | 115 | 116 | 117 | 118 | ... |
| PREVISIONE          | 37  | 98  | 96  | 109 | 90  | 68  | 146 | 148 | 54  | 0   | 0   | 0   | 40  | 67  | ... |
| ORDINE<br>TERMINATO |     |     |     | 169 | 169 | 169 | 0   | 0   | 169 | 169 | 169 | 0   | 0   | 0   | ... |
| GIACENZA            | 221 | 123 | 27  | 87  | 166 | 267 | 122 | -26 | 89  | 258 | 427 | 427 | 388 | 320 | ... |

La nuova giacenza viene pertanto come media dell'ultima riga:

- NUOVA GIACENZA= 188 pz
- RISPARMIO dovuto alla nuova giacenza inferiore:
- $\Delta_{giacenza} \cdot H = (221 - 189) \cdot 20,8 = 666 \text{ €/anno}$

Il risparmio dovuto al minor numero di set-up è invece:

- $(40 - 21) \cdot 80 = 1520 \text{ €/anno}$

Pertanto il nuovo metodo introduce un forte risparmio  $1520 + 666 = 2186 \text{ €/anno}$

Inoltre viene garantito un LS=95% a fronte del livello di servizio precedente di solamente dell'88%, con quindi un  $\Delta_{LS} = 7\%$ , valore assolutamente non trascurabile.

## Modello ad intervallo di riordino fisso

I codici AB e AC hanno caratteristiche di regolarità e di volume che non si addicono all'applicazione dell'EOQ.

Per tali codici serve un modello che mi permetta di variare liberamente la quantità da produrre (o da acquistare nel caso delle materie prime) da periodo a periodo in modo che possa coprirmi con una certa scorta di sicurezza. L'intervallo di riordino deciso per la Alfa srl è la settimana.

### Intervallo di riordino fisso: il codice PF6

Il PF6 è un codice AB e pertanto, come deciso precedentemente, deve avere una SS che copra 2 settimane.

DATI:

- $y=8,22$  pz/sett
- $\sigma_y=8,22$
- LS=95%

$$\text{Scorta di Sicurezza } SS = k \cdot k \cdot \sigma_y \cdot \sqrt{LT_p + IR} = 1,65 \cdot 5,9 \cdot \sqrt{1,4 + 1} = 15,1 = 16 \text{ pz}$$

La scorta di sicurezza copre effettivamente due settimane ( $y=8,22$  pz/sett, quindi 16 pz mi coprono per circa due settimane)

Livello obiettivo:

$$LO = y \cdot (LT_p + IR) + k \cdot \sigma_y \cdot \sqrt{LT_p + IR} = 8,22 \cdot (1,4 + 1) + 15,1 = 34,81 \text{ pz}$$

$$\text{Giacenza media: } SS + y \cdot \frac{IR}{2} = 20 \text{ pz}$$

Essendo la vecchia giacenza della Alfa srl di 27 pezzi il risparmio è:

$$\Delta_{\text{giacenza}} \cdot H = (27 - 20) \cdot 80 \cdot 0,2 = 112 \text{ €}$$

Inoltre con questa politica si calcola, tramite opportuna simulazione che vengono fatti 25 setup all'anno. Anche con la precedente politica venivano fatti 25 set-up pertanto non vi è risparmio sotto questa voce.

Con questa politica viene garantito un Livello di servizio del 95% a fronte del livello di servizio precedente di solamente l'88%, con quindi un  $\Delta_{LS} = 7\%$ , valore sicuramente rilevante.





| <b>COD<br/>ART</b> | <b>QTA'</b> | <b>Lead<br/>Time</b> | <b>Volum<br/>e</b> | <b>CV<br/>e<br/>AD<br/>I</b> | <b>CLAS<br/>SE</b> | <b>POLITIC<br/>A</b> | <b>COSTO<br/>PRODUZ</b> | <b>GIACENZ<br/>A old</b> | <b>GIACE<br/>NZA<br/>new</b>   | <b>RISPAR<br/>MIO [€]</b> | <b>SET-<br/>UP<br/>OLD</b> | <b>SET-<br/>UP<br/>NEW</b>       | <b>RISPARMIO [€]</b> |
|--------------------|-------------|----------------------|--------------------|------------------------------|--------------------|----------------------|-------------------------|--------------------------|--------------------------------|---------------------------|----------------------------|----------------------------------|----------------------|
| <b>PF1</b>         | 7726        | 7 gg                 | A                  | A                            | AA                 | EOQ                  | 104                     | 221                      | 189                            | 665,6                     | 40                         | 21                               | 1520                 |
| <b>PF2</b>         | 7070        | 7 gg                 | A                  | A                            | AA                 | EOQ                  | 104                     | 194                      | 180                            | 291,2                     | 37                         | 19                               | 1440                 |
| <b>PF3</b>         | 6515        | 7 gg                 | A                  | B                            | AA                 | EOQ                  | 95                      | 213                      | 206                            | 133                       | 40                         | 12                               | 2240                 |
| <b>PF4</b>         | 5586        | 7 gg                 | A                  | A                            | AA                 | EOQ                  | 88                      | 115                      | 103                            | 211,2                     | 35                         | 28                               | 560                  |
| <b>PF5</b>         | 4212        | 7 gg                 | A                  | A                            | AA                 | EOQ                  | 127                     | 124                      | 112                            | 304,8                     | 35                         | 17                               | 1440                 |
| <b>PF6</b>         | 861         | 7 gg                 | B                  | B                            | AB                 | IR fisso             | 82                      | 27                       | 20                             | 114,8                     | 25                         | 25                               | 0                    |
| <b>PF7</b>         | 829         | 7 gg                 | B                  | B                            | AB                 | IR fisso             | 250                     | 23                       | 19                             | 200                       | 28                         | 30                               | -160                 |
| <b>PF8</b>         | 795         | 7 gg                 | B                  | B                            | AB                 | IR fisso             | 303                     | 11                       | 10                             | 60,6                      | 22                         | 17                               | 400                  |
| <b>PF9</b>         | 760         | 7 gg                 | B                  | C                            | AC                 | IR fisso             | 523                     | 39                       | 17                             | 2301,2                    | 18                         | 15                               | 240                  |
| <b>PF10</b>        | 719         | 7 gg                 | B                  | B                            | AB                 | IR fisso             | 227                     | 13                       | 18                             | -227                      | 23                         | 14                               | 720                  |
| <b>PF11</b>        | 316         | 7 gg                 | B                  | B                            | AB                 | IR fisso             | 199                     | 4                        | 6                              | -79,6                     | 17                         | 10                               | 560                  |
| <b>PF12</b>        | 278         | 7 gg                 | B                  | B                            | AB                 | IR fisso             | 509                     | 7                        | 7                              | 0                         | 19                         | 9                                | 800                  |
| <b>PF13</b>        | 266         | 7 gg                 | B                  | C                            | AC                 | IR fisso             | 515                     | 6                        | 6                              | 0                         | 15                         | 12                               | 240                  |
| <b>PF14</b>        | 199         | 7 gg                 | B                  | B                            | AB                 | IR fisso             | 590                     | 6                        | 4                              | 236                       | 15                         | 12                               | 240                  |
| <b>PF15</b>        | 169         | 7 gg                 | B                  | C                            | AC                 | IR fisso             | 700                     | 3                        | 4                              | -140                      | 9                          | 8                                | 80                   |
| <b>PF16</b>        | 54          | 7 gg                 | C                  | C                            | AC                 | IR fisso             | 648                     | 4                        | 3                              | 129,6                     | 8                          | 7                                | 80                   |
| <b>PF17</b>        | 52          | 7 gg                 | C                  | B                            | AB                 | IR fisso             | 620                     | 3                        | 6                              | -372                      | 12                         | 10                               | 160                  |
| <b>PF18</b>        | 45          | 7 gg                 | C                  | C                            | AC                 | IR fisso             | 980                     | 2                        | 2                              | 0                         | 10                         | 8                                | 160                  |
| <b>PF19</b>        | 29          | 7 gg                 | C                  | B                            | AB                 | IR fisso             | 1012                    | 1                        | 2                              | -202,4                    | 5                          | 5                                | 0                    |
|                    |             |                      |                    |                              |                    |                      |                         |                          | <b>Rispar<br/>mio<br/>GIAC</b> | <b>3627</b>               |                            | <b>Rispar<br/>mio<br/>Set-up</b> | <b>10720</b>         |

## Conclusioni

Come si può vedere dalla tabella precedente le innovazioni introdotte hanno portato ad un miglioramento su tre fronti:

1. Hanno permesso di ridurre le giacenze medie a magazzino per un risparmio totale quantificato in **3627€** per i prodotti finiti e di **2785€** per le materie prime
2. Hanno portato ad un minore numero di setup annui di produzione per un risparmio totale di **10720 €** per i prodotti finiti e **5750 €** per le materie prime
3. Ha portato ad un minor costo di emissione degli ordini delle materie prime per un risparmio totale annuo di **4311€**
4. Hanno permesso di impostare e raggiungere un Livello di Servizio del **95%** a fronte di un precedente livello del 88%

I precedenti valori ottenuti si riferiscono ai 19 prodotti finiti e alle 12 materie prime oggetto di analisi. Ricordiamo che tali codici sono solo il 5% dei prodotti finiti e delle materie prime della Alfa srl. Pertanto si stima che per la Alfa srl possa arrivare a risparmiare con il sistema proposto fino a **428 860 €/anno**.

Inoltre il nuovo sistema di previsione e pianificazione:

- Riduce drasticamente gli stock-out e i conseguenti costi di mancanza e danni di immagine; la Alfa srl considerava questo aspetto come uno dei propri punti deboli. Ora potrà affrontare il mercato con un'arma in più.
- Semplifica e fluidifica il sistema interno di approvvigionamento delle materie prime e di pianificazione del fabbisogno dei prodotti finiti; questo progetto, una volta che sarà convertito in software, consentirà di liberare molte risorse umane della nostra ditta da applicare in altri ambiti; già ora, prima che sia pronto il software, si passa da una pianificazione dei fabbisogni giornaliera ad una settimanale, con evidente risparmio di costi umani e di tempo.
- Il sistema delle previsioni della domanda futura permette alla dirigenza di avere un'arma in più per poter attuare politiche aziendali di lungo periodo.
- Il sistema di previsioni ridurrà l'incertezza dei consumi futuri di Prodotti Finiti e Materie Prime, con conseguente maggior consapevolezza e sicurezza nell'applicare le politiche di gestione e pianificazione
- L'introduzione dei parametri di regolarità CV e ADI permette, oltre che di scegliere la politica che più si addice per ogni classe di codice, di capire il vero

comportamento dei codici. Tramite il CV e l'ADI si potrà dimostrare più efficacemente ad esempio all'ufficio marketing che un codice che si è voluto introdurre nella classe commerciale A non si addice ad essere gestito a stock. Il CV e l'ADI permetteranno anche quindi di rivedere le tecniche di assegnazione delle classi commerciali A, B e C ai vari codici.

## BIBLIOGRAFIA

1. A.A.GHOBBAR, C.H.FRIEND, *Sources of intermittent demand for aircraft spare parts within airline*, Journal of Air Transport Management 8 (2002), pp.221-231
2. A.REGATTIERI, M.GAMBERI, R.GAMBERINI, R.MANZINI, *Managing lumpy demand for aircraft spare parts*, Journal of Air Transport Management 11(2005) pp.426-431
3. J.D.CROSTON, *Forecasting and Stock Control for Intermittent Demands*, Operational Research Quarterly (1970-1977), vol.23,No.3(Sep.,1972)pp.289-303
4. A.A.GHOBBAR, C.H.FRIEND, *Evaluation of forecasting methods for intermittent parts demand in the field of aviation : a predictive model*, Computers & Operations Research, 2003,pp.2097-2114
5. A.A.SYNTETOS, J.E.BOYLAN,J.D.CROSTON, *On the categorization of demand patterns*, Journal of the Operational Research Society(2005), pp.495-503
6. A. PARESCI, A. PERSONA, E.FERRARI, A.REGATTIERI, *Logistica*, Progetto Leonardo, Bologna, 2002
7. D.MILANATO, *Demand planning*, Springer, 2008
8. S.MAKRIDAKIS, S.C. WHEELWRIGHT, R.J.HYNDMAN, *Forecasting*, 3<sup>rd</sup> Edition 1998
9. A.REGATTIERI, R. MANZINI , *Manutenzione dei Sistemi di Produzione*,Progetto Leonardo, 2007
10. C.MORA, Appunti e dispense dell'esame di "Sistemi di Produzione Avanzati LS" , , 2009, Bologna