

POLITECNICO DI TORINO

Corso di Laurea

Ingegneria della Produzione Industriale e dell'Innovazione Tecnologica

Tesi di Laurea Magistrale

**La Previsione della Domanda di mercato e la sua
Accuratezza: Il caso Procter & Gamble**



Relatori

Prof. Maurizio Schenone

Prof. Paolo Trucco

Candidato

Francesca Eleonora Vigna

28 Ottobre 2019

Ringraziamenti

Un particolare ringraziamento al Professore Maurizio Schenone per avermi sempre supportata con grande disponibilità.

Grazie Mamma e Papà, senza di voi non sarei qui. Rendervi orgogliosi è la mia più grande gioia. Vi voglio un bene infinito e, anche se sono spesso lontana, sono sempre vicino a voi col pensiero.

Grazie nonna Ciccìa, per avermi permesso, grazie ai tuoi insegnamenti, di diventare chi sono oggi. Mi manchi ogni giorno, nonna. Vorrei tanto che fossi qui oggi.

Grazie al nonno, agli zii, ai cugini, che mi sostengono e mi perdonano tutte le volte che manco ai pranzi di famiglia.

Grazie Fil, che mi stai sempre accanto e sei sempre pronto a fare il tifo per me, anche quando mi rendo terribilmente insopportabile o prendo decisioni difficili. Quuuuack.

Grazie Tommy, che mi guardi da lassù con la nonna.

Grazie ai miei tutor e manager: ad Azzurra ed Edo per il costante supporto in questi mesi e per aver permesso la realizzazione di questo lavoro; e ad Andrea, per gli innumerevoli consigli e aiuti per sopravvivere tra Procter, laurea e ASP. A tutti i colleghi del team per l'estrema disponibilità e l'affetto dimostrati in questi mesi.

Grazie Gre, presenza costante da circa 12 anni. Sei sempre pronta a darmi forza e ad appoggiarmi, nonostante i miei mille difetti. Mi manchi terribilmente amica mia.

Grazie Giudi, la coinquilina e compagna di stanza migliore che si possa avere. Grazie per esserci sempre stata e per essere il mio porto sicuro ogni volta che ti vedo.

Grazie Kiwi, sono stati 5 anni meravigliosi, passati insieme, dall'inizio alla fine. Grazie per l'infinito supporto, le mille sclerate, le mille risate, i piccioni, il monossido di carbonio, il giaccone addosso nelle school dell'ASP.

Grazie Martalle, senza di voi non so come avrei resistito a Nizza, lo sapete bene ahah. Grazie per tutte le serate passate insieme a confidarci, lamentarci, consolarci. Siete state un pilastro fondamentale di questi cinque anni.

Grazie Zegodini, per aver reso questi due anni di ASP indimenticabili. Grazie per le nottate passate a ridere, prenderci in giro e sclerare su questi famosi display (no, non gli schermi della tv).

Grazie di cuore a tutti voi. Sono sicura di non ringraziarvi abbastanza, ma senza di voi tutto questo non sarebbe stato possibile. Sapete quanto sia poco sdolcinata ma, al di là di queste parole, ognuno di voi sa l'importanza che ricopre per me. Vi voglio bene.

Sommario

1. Introduzione	6
2. Obiettivi del forecasting e implicazioni sulla supply chain	9
2.1. L'impatto del forecast sulla supply chain	9
2.1.1. Produce- to-Forecast vs Produce-to-Order	10
2.2. Importanza e implicazioni del Forecast	15
3. Le tecniche di previsione della domanda.....	19
3.1. Metodi qualitativi	19
3.2. Metodi quantitativi.....	21
3.2.1. Metodi quantitativi basati su serie storiche	22
3.2.2. Metodi Esplicativi.....	38
3.3. Considerazioni	43
4. Errori di previsione e principali misure di errore	46
4.1. Principali misure di errore	47
4.1.1. Errore Medio (ME)	48
4.1.2. Deviazione Media Assoluta (MAD).....	49
4.1.3. Errore percentuale medio (MPE).....	50
4.1.4. Errore percentuale medio assoluto (MAPE).....	51
4.1.5. Tracking Signal (TS)	52
5. <i>Digital Revolution</i> alla portata di tutti: nuovi strumenti per l'analisi dei dati	54
5.1. Knime	55
5.2. Microsoft PowerBI	59
6. Il Caso Procter & Gamble.....	62

6.1.	Introduzione	62
6.2.	La storia. P&G in Italia e nel Mondo.....	63
6.3.	La funzione <i>Product Supply</i> e il <i>forecasting</i> in P&G.....	66
6.4.	Processo di gestione del <i>forecast</i> promozionale in Italia.....	74
6.4.1.	Sistemi e logiche utilizzate	75
6.5.	Misure di forecast <i>accuracy</i> e di errore utilizzate in P&G	80
6.5.1.	Output Measures	82
6.5.1.	In-Process Measures	84
6.6.	Aree di intervento e stato dell'arte	89
6.7.	Implementazione dei miglioramenti e risultati conseguiti.....	92
6.7.1.	Promo Daily Tracking Report.....	93
6.7.2.	Weekly Promotion Meeting	97
6.7.3.	Analisi delle <i>Root-Cause</i> delle deviazioni	97
6.7.4.	Affidabilità delle stime in Sys_1. Ciclo PDCA	101
6.7.5.	<i>Phasing</i> settimanale degli ordini promozionali. Ciclo PDCA	108
7.	Conclusioni	113
8.	Bibliografia	115

1. Introduzione

Anche in un mondo sempre più tecnologicamente avanzato, connesso e rapido, in cui i consumatori finali possono ordinare i prodotti più diversi e averli consegnati a casa propria entro poche ore e in cui i beni che acquistiamo sono sempre più frequentemente realizzati *just in time*, la stima della domanda continua ad avere estrema rilevanza.

Essa è infatti il primo tassello alla base di numerose decisioni conseguenti: da quelle più strategiche e di lungo periodo (investimenti, localizzazione di impianti industriali, finanziamenti di ricerca e sviluppo) fino a quelle di medio e breve termine necessarie per garantire il funzionamento efficace ed efficiente di una qualsiasi attività produttiva (definizione dei livelli di scorta, delle risorse umane necessarie, dei turni produttivi etc.). Un *forecast* accurato è, quindi, alla base di una corretta gestione dei processi e permette di ridurre i costi e aumentare l'efficienza, avendo implicazioni positive sulle attività successive.

Pertanto, la presente tesi magistrale tratterà l'importanza, al giorno d'oggi, della previsione della domanda e le relative implicazioni sul resto della *Supply Chain*.

La tesi è suddivisa in due parti principali: una prima parte teorica di introduzione e inquadramento dell'argomento e una seconda parte, più pratica, basata sui lavori svolti durante il tirocinio nel dipartimento di Market Planning di Procter & Gamble Italia.

Il candidato, durante un'esperienza lavorativa di sei mesi, si è infatti occupato di analizzare i processi di *demand forecasting* e i relativi risultati di accuratezza, con particolare attenzione agli eventi promozionali, allo scopo di individuare le principali cause di deviazione e implementare azione correttive. In questo

elaborato verranno descritti nel dettaglio i risultati delle analisi e le soluzioni proposte ed implementate al fine di migliorare l'*accuracy*.

Nel dettaglio, la parte teorica viene suddivisa in quattro capitoli.

Il primo, introduttivo, tratta gli obiettivi del *forecasting* e gli impatti che questo può avere sulla *Supply Chain*, sia questa *Produce-to-Forecast* o *Produce-to-Order*.

In seguito, il secondo capitolo riguarda le principali tecniche di previsione della domanda, trattando sia metodi qualitativi che quantitativi. In questo contesto, esempi numerici, quasi sempre realizzati a partire dallo stesso set di dati, aiutano nella comprensione delle possibili applicazioni di ognuno. Vengono quindi riportate alcune considerazioni, poi riprese nel caso pratico, su come i metodi quantitativi e qualitativi possano convivere tra loro.

Nel terzo capitolo si analizzano invece gli errori di previsione e le misure per valutarli.

Nel quarto e ultimo capitolo della prima parte, si accenna brevemente a due *software*, la cui popolarità è cresciuta negli ultimi anni, che permettono l'elaborazione e l'analisi di grandi moli di dati, senza la necessità di uno specifico *background* di programmazione informatica. I dati disponibili e potenzialmente utili per la costruzione di un *forecast* accurato sono oggi tantissimi e la chiave risiede proprio nella capacità di elaborarli in maniera facile ed efficace. Questi strumenti si sono infatti rivelati essenziali per le analisi svolte durante il tirocinio.

La seconda parte, costituita da un corposo capitolo, tratta quindi il caso pratico sopra citato. Dopo una breve presentazione dell'azienda e della sua struttura, viene descritto come viene calcolato il *forecast* in P&G, e quali sono gli attori coinvolti nel processo.

Con specifico riferimento agli eventi promozionali, si presentano le misure utilizzate dall'azienda per verificare l'accuratezza delle stime e i relativi risultati.

L'ultima parte è infine dedicata alla descrizione delle specifiche analisi svolte dal candidato a partire dai risultati di accuratezza, e alla presentazione delle soluzioni implementate per il loro miglioramento. In particolare, sono descritti due processi di miglioramento continuo (implementati secondo uno schema *Plan-Do-Check-Act*) che sono stati costruiti per verificare l'affidabilità delle stime iniziali condivise dai venditori e le tempistiche di ordine dei clienti, cause principali di risultati di accuratezza inferiori al *target*.

È importante ricordare che nomi e numeri utilizzati nelle spiegazioni e negli esempi riferiti al caso pratico sono fittizi.

2. Obiettivi del forecasting e implicazioni sulla supply chain

Il termine *forecast* indica, genericamente, una previsione. In molte aziende di medie e grandi dimensioni esisteranno quindi *forecast* di natura e obiettivi differenti: previsioni di domanda, previsioni di vendita, previsioni finanziarie (budget), previsioni di produzione etc.

È però importante comprendere come, se il processo di pianificazione è strutturato correttamente, il *forecast* di partenza dovrebbe essere solo uno ed in particolare la previsione della domanda. In funzione di questo *forecast*, che rappresenta quindi il pieno potenziale di vendita, ogni funzione potrà elaborare i dati per arrivare a costruire le diverse previsioni da utilizzare per rispondere alle diverse necessità aziendali (Chase, 2009).

Con riferimento alla letteratura di settore, il dizionario APICS¹ definisce il *forecasting* come “l’attività volta a stimare le vendite e il consumo di un bene, affinché questo possa essere prodotto o acquistato in quantità appropriate” (APICS, 2013).

Pertanto, in questo elaborato parleremo quindi di *forecast* riferendoci sempre alla previsione della domanda di mercato.

2.1. L’impatto del forecast sulla supply chain

Un sistema logistico-produttivo complesso, come quello alla base delle grosse multinazionali produttrici di beni di consumo, è normalmente caratterizzato da *supply chain* estremamente complesse, sia in termini di lunghezza (paesi se non

¹ “American Production and Inventory Control Society”, associazione Americana riconosciuta per definire *best practices* e *standards* nel settore della logistica e della *supply chain*.

continenti, stabilimenti, magazzini) che in termini di attori coinvolti (fornitori di diversi livelli, stabilimenti di produzione propri o di terzi, mercati, clienti).

Le scelte che vengono fatte nella definizione del sistema di pianificazione e produzione possono quindi avere impatti enormi che, in ultimo, si rifletteranno in un *trade-off* tra i costi sostenuti dall'azienda e il livello di servizio offerto ai clienti (Coyle, Langley, Gibson, Novack, & Bardi, 2008).

Queste scelte non sono ovviamente univoche. Aziende diverse, ma anche *supply chain* e/o matrici di categorie e mercati differenti all'interno di una stessa azienda, potrebbero richiedere un sistema di gestione della produzione totalmente diverso.

Un bilanciamento non adeguato si tradurrebbe immediatamente in costi insostenibili che potrebbero non essere neanche sufficienti a garantire un livello di servizio accettabile.

Un'azienda che si trova costantemente in difficoltà nel rispondere alle richieste dei propri clienti nei tempi da loro richiesti, si troverebbe a dover ricorrere a soluzioni di urgenza estremamente costose (ordini urgenti, trasporti rapidi etc.) che potrebbero comunque rivelarsi insufficienti a raggiungere la soddisfazione del cliente.

Al contrario, un'azienda strutturata per rispondere in maniera estremamente rapida a qualsiasi richiesta, in un mercato che non lo richiede e che non valuta questa rapidità come un valore aggiunto, si troverebbe ad erodere il suo profitto a causa di una struttura di costi non ottimizzata.

2.1.1. Produce- to-Forecast vs Produce-to-Order

I modelli estremi che possono essere applicati alla gestione di un sistema logistico-produttivo sono, nelle loro varie declinazioni, il *Produce-to-Forecast* ed il *Produce-to-Order*.

Seppur l'analisi dettagliata di questi sistemi esuli dalla trattazione di questa tesi, un accenno alle loro caratteristiche e a come questi possano venire impiegati, permette di comprendere in maniera più chiara quanto, ancora oggi, l'accuratezza delle previsioni di vendita ricopra un ruolo fondamentale in moltissimi settori.

- Il *Produce-to-Forecast* prevede che la produzione di un determinato prodotto (o semilavorato) sia basata esclusivamente sulle previsioni della domanda di mercato.
- Il *Produce-to-Order*, al contrario, prevede che la produzione avvenga solo a fronte di un ordine certo di un cliente.

In una *supply chain* gestita completamente in *Produce-to-Forecast* i vari attori si troveranno a lavorare nella cosiddetta logica *push*: ognuno acquisterà materie prime e produrrà i propri prodotti finiti (che, nella visione più ampia del sistema produttivo, potrebbero essere semilavorati) esclusivamente sulla base di previsioni, "spingendo" il proprio output verso un magazzino o direttamente verso l'anello successivo della *supply chain*.

Questo sistema ha rappresentato per decenni la logica dominante nella maggior parte dei settori industrializzati.

Il *Produce-to-Order* è apparso in letteratura nel corso degli ultimi due decenni del secolo scorso, all'interno delle tecniche di *Lean Manufacturing* nate in Giappone, in particolare nel settore *automotive*.

Infatti, Taiichi Ohno, ingegnere giapponese considerato padre fondatore del *Toyota Production System*, riconosceva tra le 7 categorie di sprechi (*Muda*) da lui identificate nel 1988, sia la sovrapproduzione, che le scorte, entrambi considerati alla base della logica *push*. Pertanto, questo significava che questo tipo di sistema poteva essere migliorato e Ohno in primis cominciò a considerare l'eliminazione

degli sprechi come opportunità di ottimizzazione non solo a livello locale, ma considerando l'intera *supply chain*.

“Ero solito raccontare agli operatori una storia a proposito di un'imbarcazione di canottaggio da 8. Un vogatore potrebbe pensare di essere più forte di un altro e remare con più forza. Questo sforzo extra disturberà il processo dell'intera imbarcazione e la manderà fuori dalla gara”.

(Ohno, 1988)

Da questo aneddoto è facile capire come le varie tipologie di sprechi non possano essere considerate allo stesso modo, in quanto le ripercussioni di alcune sul resto della *supply chain* sono più gravi di quelle di altre (Abilla, 2011).

Per esempio, le attese sono meno pericolose rispetto all'eccesso di produzione o alle scorte non necessarie. Infatti, per Ohno, le scorte erano uno dei primi punti su cui intervenire, al fine di eliminarle totalmente.

In una *supply chain* gestita completamente in *Produce-to-Order*, ogni attore baserà qualsiasi operazione di acquisto o di produzione sulla base della certezza del successivo utilizzo del risultato del suo processo produttivo, trovandosi quindi in un sistema *pull*. L'intero processo si origina con un'azione dell'ultimo anello della catena (acquisto del cliente finale) che a cascata provocherà delle azioni su quelli precedenti (produzioni, ordini di materie prime che verranno a loro volta prodotte, etc..).

Questo modello, che potrebbe sembrare estremamente più efficiente del *Produce-to-Forecast*, è però applicabile nella sua interezza solo in determinati settori. L'*automotive*, dove è nato, ne resta l'esempio principale.

Il cliente finale è infatti disposto ad aspettare diversi mesi tra il momento dell'ordine e la consegna della sua vettura, in cambio di ricevere un prodotto

completamente “personalizzato” in base alle sue esigenze (colore, motorizzazione, optional...).

Oggi, i sistemi produttivi del mondo dell’auto, hanno infatti raggiunto l’estremo della logica *pull* raggiungendo il cosiddetto *Just-in-Time (JIT)*: l’ordine del cliente finale mette in moto i primi anelli della *supply chain* che andranno ad assemblare i diversi componenti nel giusto mix per raggiungere la personalizzazione richiesta, e consegneranno questi all’anello successivo nel momento esatto e nella giusta sequenza in cui devono essere utilizzati.

Il desiderio di “personalizzazione” da parte dei consumatori finali ha oggi raggiunto anche settori dove un sistema completamente *pull* non è pensabile: un esempio, che sarà anche oggetto del caso studio trattato nella seconda parte di questa tesi, è il mondo dei beni di largo consumo (o *FMCG: Fast Moving Consumer Goods*).

Produrre e consegnare una singola unità di detersivo per lavatrice nel momento in cui un consumatore la desidera (o, senza estremizzare, quanto ne acquista una analoga da uno scaffale di un supermercato) non sarebbe possibile.

Questa tipologia di prodotti è caratterizzata da un basso valore unitario e le economie di scala durante il processo produttivo sono essenziali per garantire un prezzo competitivo.

Parallelamente il consumatore si aspetta di trovare il prodotto che cerca sullo scaffale del supermercato, nel momento in cui desidera acquistarlo, ed il numero di varianti oggi disponibili è in continua crescita.

Questo non significa però che il settore *FMCG*, oggi, debba essere gestito completamente in *Produce-to-Forecast*. La complessità del processo produttivo di ogni prodotto, la lunghezza della *supply chain* ed il tipo di mercato in cui si opera determineranno uno specifico split della *supply chain*, che potrà operare in modalità *pull* da un certo anello in poi, ed in modalità *push* in quelli precedenti.

Un prodotto rapido da produrre, che viene confezionato in uno stabilimento localizzato vicino ai clienti finali, ma che richiede delle etichette stampate da un fornitore localizzato all'estero, potrebbe operare in modalità *pull*, o *make-to-order* fino al confezionamento (il prodotto finito verrà confezionato solo sulla base di un ordine di un cliente) ma in modalità *push* verso gli step precedenti (le etichette verranno quindi ordinate al fornitore e prodotte sulla base del *forecast* del prodotto finito).

In conclusione, è importante sottolineare che, nonostante siamo soliti associare il termine *pull* ad un sistema efficiente e il termine *push* ad una struttura obsoleta e non ottimizzata (Zotteri & Brandimarte, 2007), questo non è sempre vero, ma dipende dalle condizioni.

Per ogni *supply chain* è necessario trovare il giusto bilanciamento. I casi intermedi sono ovviamente infiniti e possono diventare estremamente complessi (uno stesso prodotto, ad esempio, può richiedere una strategia *push* verso alcuni fornitori e *pull* verso altri) ma nella quasi totalità dei casi a partire da un certo punto della *supply chain* il *forecast* diventa necessario e la sua accuratezza quindi estremamente importante.



Figura 1 - Ogni *supply chain* (prodotto/mercato) richiede un diverso setup della *supply chain*, spostando più o meno a valle il punto di transizione tra *Make-to-Forecast* (*Push*) e *Make-to-Order* (*Pull*)

2.2. Importanza e implicazioni del Forecast

Da quanto evidenziato nel corso dei paragrafi precedenti, si evince come prevedere la domanda sia essenziale per la totalità delle aziende.

Un'azienda che, grazie all'innovazione tecnologica e al settore in cui opera, riesce ad organizzare il suo sistema produttivo completamente in modalità *Produce-to-Order*, dovrà comunque utilizzare il *forecast* per costruire il budget finanziario, per valutare gli investimenti necessari per far fronte ai volumi attesi, o per livellare la sua capacità produttiva nel medio-lungo periodo in modo da poter rispondere in maniera efficiente alle richieste del mercato.

Un'azienda che invece, interamente o a partire da un certo punto della *supply chain*, deve operare in modalità *Produce-to-Forecast*, utilizzerà le previsioni di domanda anche nel breve termine per guidare l'acquisto delle materie prime, l'andamento del sistema produttivo e i livelli di scorte conservati a magazzino.

È evidente come, per la sua natura previsionale, un *forecast* non potrà mai raggiungere la correttezza assoluta. È però altrettanto chiaro come la sua accuratezza sia importante al fine di raggiungere risultati e obiettivi aziendali e, al contrario, come grossi errori di *forecast* possano portare criticità rilevanti.

I modelli e i sistemi che possono essere utilizzati per la previsione della domanda sono molteplici e ne verranno analizzati alcuni nel corso dei paragrafi successivi.

Ad ogni modo, qualunque sia il modello utilizzato, è importante che garantisca l'imparzialità della previsione e che questa venga verificata attraverso l'analisi dei risultati storici. A seconda di come viene costruito il *forecast* e di chi sono gli attori coinvolti, potrebbero infatti venire inseriti elementi volti a condizionarlo.

Gli esempi possono essere molteplici: il dipartimento di *marketing* può essere portato a sovra-stimare le vendite per giustificare un ingente investimento in pubblicità, il dipartimento di vendite può voler nascondere alla *leadership* una

previsione più bassa del voluto sperando nel frattempo che si verifichi qualche evento inaspettato. Al contrario, un altro attore coinvolto nel processo decisionale potrebbe essere portato a sotto-stimare le previsioni, in modo che i risultati siano poi percepiti come “una buona notizia”.

Un *forecast* è definito bilanciato, o *unbiased*, quando – qualunque sia la tecnica con la quale è stato costruito – le probabilità che le vendite siano superiori o inferiori è del 50%.

$$p_{overship} = p_{undership} = 50\%$$

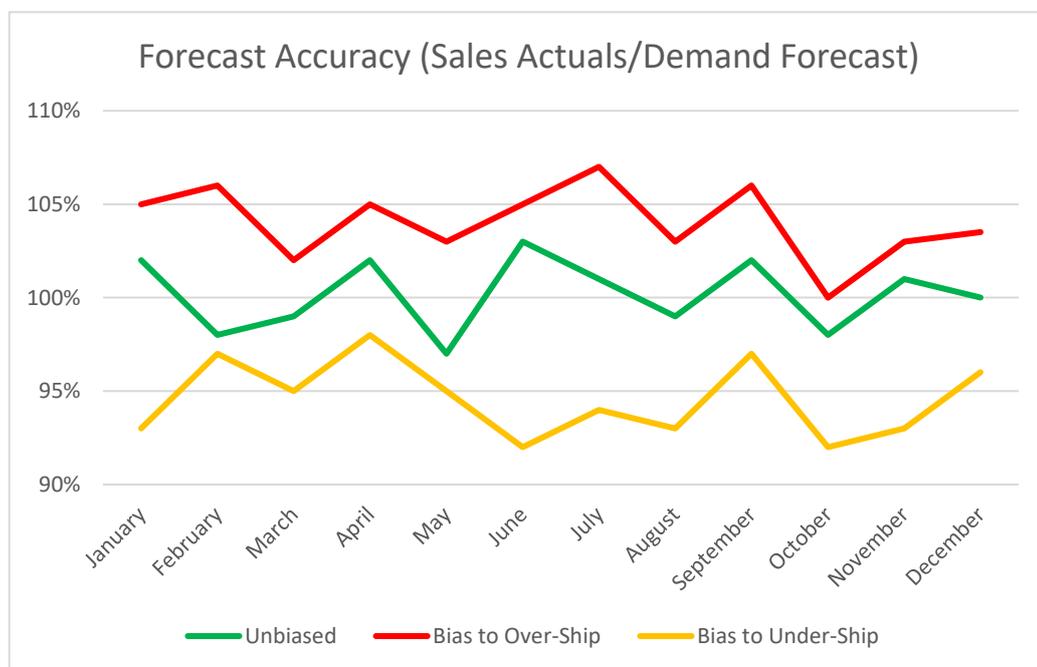


Figura 2: Accuratezza del Forecast. Esempi di forecast bilanciato (*unbiased*), tendente ad essere overstimato (*bias to under-ship*), tendente ad essere sottostimato (*bias to over-ship*)

La Figura 2 mostra i risultati di *Accuracy* (rapporto tra le vendite che si sono realizzate ed il *forecast* calcolato in precedenza e relativo allo stesso periodo) rispetto a 3 modelli di previsione differenti.

La serie in rosso identifica chiaramente un modello di *forecast* che tende, continuamente (*bias to over-ship*), a sottostimare i risultati. Al contrario quella

in arancione identifica un modello che tende a sovrastimare i risultati (*bias to under-ship*). La serie in verde indica invece un *forecast* bilanciato vicino al 50% di probabilità di essere sopra o sotto-stimato.

Sapendo, per ipotesi, che il *forecast* non potrà essere sempre perfetto (anche la serie in verde, infatti, alterna risultati di *accuracy* superiori e inferiori al 100%), l'assenza di un *bias* costante è un elemento importantissimo per ridurre e limitare nel tempo gli effetti derivanti da un *forecast* errato.

Si è spiegato in precedenza come la previsione di domanda sia alla base di diversi processi aziendali (budget finanziario, previsioni di marketing etc..) e gli errori di previsione avranno ripercussioni su ognuno di questi. Vista la natura di questo elaborato ci limiteremo a citare i principali effetti sulla *supply chain*.

Implicazioni sulla supply chain di un forecast over-stimato

- Eccesso di materie prime, semilavorati e prodotti finiti in stock: quanto più la *supply chain* in esame opera in modalità *produce-to-forecast*, quanto più una sovrastima della domanda provocherà eccesso di inventario.

Questo, all'interno di un sistema produttivo, provoca diversi rischi:

- Capitale immobilizzato all'interno del ciclo produttivo e conseguente riduzione della capacità di investimento;
 - Costi di stoccaggio e trasporto;
 - Rischio di problemi di capacità (potrebbe verificarsi un eccesso di stock di un certo materiale che impedisce l'approvvigionamento di un altro prodotto invece necessario);
 - Rischi di danneggiamento e obsolescenza delle scorte (con relativi costi di smaltimento e riacquisto).
- Costi dovuti a risorse variabili inutilizzate

Anche in un sistema *Produce-to-Order* è infatti comune che parte la forza lavoro possa essere incrementata o ridotta a seconda della previsione di

volume del periodo (facendo, ad esempio, ricorso a risorse temporanee e spostando risorse tra un reparto e l'altro). Risorse variabili inutilizzate si traducono immediatamente in costi fissi che non vengono riassorbiti dal volume venduto.

Implicazioni sulla supply chain di un forecast sotto-stimato

- Mancate vendite qualora i materiali/prodotti presenti in stock non siano sufficienti a coprire le richieste dei clienti, nei tempi da loro desiderati;
- Diminuzione del livello di servizio percepito dal cliente, a causa di mancate consegne o di consegne ritardate;
- Extra costi per cercare di far fronte alla domanda con ordini urgenti, trasporti più rapidi, capacità produttiva incrementata all'improvviso;

A conclusione di questo capitolo, è ora chiaro come ogni *supply chain* debba strutturarsi in modo da trovare il giusto equilibrio tra costi e livello di servizio, e come questo risultato possa essere il frutto di un *mix* di sistemi e logiche diverse che, in misura più o meno rilevante, saranno in ogni caso influenzate dal *forecast* e dalla sua accuratezza.

Nei prossimi capitoli analizzeremo come questo possa essere determinato e successivamente analizzato per identificarne e correggerne le sue deviazioni.

3. Le tecniche di previsione della domanda

Dopo aver illustrato, nel precedente capitolo, quale è l'obiettivo del forecast e quali sono le sue implicazioni, vediamo ora le principali tecniche per la sua determinazione.

Le tecniche di previsione della domanda si dividono in due principali categorie: **metodi qualitativi** e **metodi quantitativi**.

3.1. Metodi qualitativi

Si basano sull'esperienza e sulle intuizioni di specialisti e sono pertanto più soggettivi. Grazie a questa caratteristica, possono essere utilizzati anche in assenza di dati storici e permettono di tenere in considerazione nell'analisi presunti cambiamenti sociali, legati per esempio al comportamento dei consumatori, ed economico-finanziari, come una recessione o una ripresa dell'economia.

Rientrano in questa prima categoria.

Inchieste e sondaggi di mercato

Sono sottoposti direttamente ai consumatori finali e vengono utilizzati per ricavare informazioni sui prodotti esistenti e non (ad esempio preferenze sulle caratteristiche o sui brand). Se strutturati bene e rivolti al giusto target della popolazione, possono essere molto efficaci. In genere ci si rivolge ad aziende specializzate in indagini di mercato per la stesura dei sondaggi, in quanto il tempo e il costo necessari non sono indifferenti.

Indicazioni dalla forza vendita

Le previsioni in questo caso sono basate sull'intuizione degli agenti di vendita, che, operando a livello locale direttamente sul territorio, conoscono da vicino le esigenze e i desideri di clienti e consumatori.

Analogie tra prodotti

Usate spesso nel caso di lanci di nuovi prodotti. Siccome non si possono avere informazioni sul prodotto in questione, si cercano beni simili (per tipologia di clientela, utilizzo, ciclo vita) e si vanno a valutare i dati storici di questi ultimi al fine di sviluppare una previsione.

Panel di esperti

Manager di diverse aree funzionali dell'impresa (finance, marketing, sales, produzione) si riuniscono e sviluppano le previsioni. Gli incontri necessari possono essere più o meno numerosi a seconda del business case.

Uno dei vantaggi di questo metodo è il coinvolgimento di diverse funzioni aziendali; uno svantaggio è il fatto che, a differenza di come si vedrà nel metodo Delphi, qui i pareri non vengono espressi in anonimato e quindi ci potrebbe essere il timore del giudizio altrui;

Metodo Delphi

Tecnica iterativa che consiste nel sottoporre un questionario anonimo a un gruppo scelto di esperti per più round. Dopo un primo giro di risposte, il facilitatore sintetizza i risultati ottenuti (sempre in maniera anonima) e sottopone un nuovo set di domande agli specialisti. In questo modo essi, alla luce di quanto appena detto, hanno modo di rivedere le risposte date in precedenza e cambiare

punto di vista. Dopo diversi round ci si aspetta che le risposte vadano a convergere verso un'unica opinione.

Il metodo si conclude quando viene raggiunto uno specifico criterio stabilito inizialmente, come la quasi unanimità tra i partecipanti o il numero di round effettuati. I punti di forza di questo metodo consistono nel fatto che i partecipanti mantengano l'anonimato, e siano quindi liberi di esprimere le proprie opinioni. Inoltre, la creazione di nuove idee è stimolata dal fatto che vengono presi in considerazione anche i pareri altrui e, data la rigorosa struttura del flusso di informazioni, alla fine, se si è agito correttamente, si arriva ad una risposta precisa al problema posto inizialmente.

Gli svantaggi del metodo riguardano principalmente le tempistiche, in quanto il tempo richiesto per svolgere i diversi round è elevato, la necessità della presenza di un facilitatore e di un campione di esperti abbastanza numeroso.

3.2. Metodi quantitativi

Sono tecniche oggettive, basate su dati numerici.

In base ai fattori tenuti in considerazione, si dividono in due categorie principali: **modelli basati sulle serie storiche** e **modelli esplicativi**.

Modelli quantitativi basati sulle serie storiche

Sono detti anche metodi unidimensionali o reattivi. Si basano sull'assunzione che la domanda futura rispecchi fedelmente i pattern della domanda passata e che quindi i valori futuri possano essere dedotti facilmente da quelli passati.

Quindi, oltre alle componenti della domanda e al tempo, non vengono prese in considerazione altre variabili e pertanto sono molto efficaci quando i cambiamenti della domanda dipendono dal tempo, ma sono molto poco accurati

qualora le differenze dipendano da altre variabili (prezzo, attività promozionali, concorrenza) (Zotteri & Brandimarte, 2007)

Modelli esplicativi

Ci si riferisce a questi metodi anche con il nome di metodi multidimensionali o proattivi e l'ipotesi di partenza è che la domanda futura sia strettamente legata ai cambiamenti di altre variabili esterne.

Per esempio, un aumento delle vendite può essere legato alla diminuzione dei prezzi o all'aumento delle promozioni in-store, fattori slegati dalle componenti della domanda che qui sono però considerati. Per esempio, se il modello osserva che, quando il prezzo decresce, la domanda sale, prevedrà che se in futuro l'azienda abbasserà i prezzi, la domanda aumenterà di conseguenza.

3.2.1. Metodi quantitativi basati su serie storiche

Una serie storica è un insieme di osservazioni collezionate in maniera sequenziale nel tempo. Come accennato precedentemente, l'obiettivo è quello di trovare le componenti della serie, al fine di elaborare una legge matematica che permetta di fare un'estrapolazione sul futuro.

Una serie può essere caratterizzata da quattro diverse componenti:

- Componente di Trend: indica la tendenza della previsione a crescere (o decrescere) sul lungo periodo. In assenza di Trend, la domanda viene definita *stazionaria* e ogni scostamento dal valor medio è dovuto a cause aleatorie;
- Componente Stagionale: rappresenta una variazione della domanda che si verifica con periodicità accertata (es. ogni mese, ogni anno);
- Componente Ciclica: indica oscillazioni della domanda che si ripetono ciclicamente. A differenza delle variazioni stagionali però, in questi casi la

durata del ciclo è solitamente legata a fenomeni di natura economica e non è facilmente prevedibile;

- Componente Random: è composta da fattori eterogenei di natura incerta che portano a fluttuazioni nella domanda. Viene chiamata anche Variazione Residua in quanto rappresenta ciò che rimane dopo aver depurato la serie dalle componenti di Trend, Ciclica e Stagionale;

In conclusione, si può quindi affermare che:

$$Previsione = Trend_t + Stagionalità_t + Ciclicità_t + Random_t$$

dove t = tempo poiché, come detto, nei metodi basati sulle serie storiche il tempo ricopre un ruolo fondamentale ed è la variabile indipendente di cui la domanda è funzione. Un esempio grafico delle quattro componenti di una serie storica è rappresentato in Figura 3.

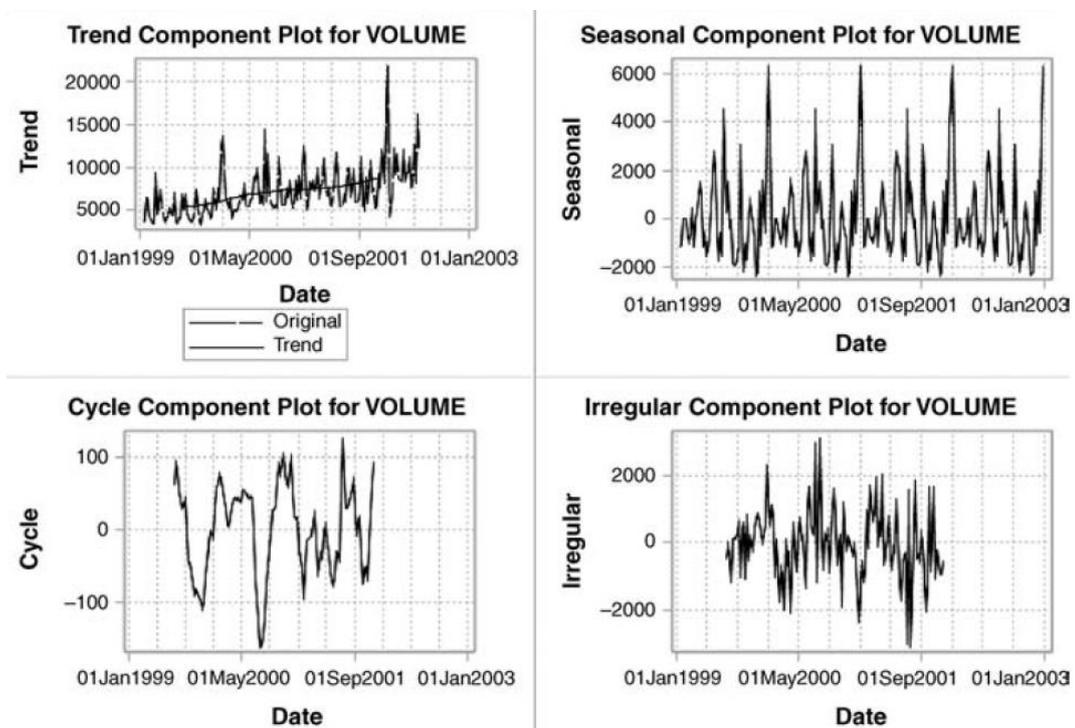


Figura 3 Raffigurazione delle componenti della domanda in funzione del tempo

La procedura di base per effettuare una previsione utilizzando le serie storiche prevede:

1. La scelta del modello opportuno per rappresentare la domanda in analisi;
2. La raccolta dei dati, che devono essere abbastanza numerosi, equispaziati nell'arco di tempo considerato e non estratti casualmente da un campione più grande;
3. La stima dei parametri del modello sopra elencati;
4. La previsione della domanda futura con il modello e i parametri stabiliti;
5. La valutazione del risultato ottenuto e l'effettuazione di eventuali modifiche;

Esistono diversi metodi che si basano sulle serie storiche. Nei paragrafi seguenti ne verranno analizzati alcuni: il metodo *Naive*, le medie mobili semplici di ordine k , le medie mobili ponderate, il *exponential smoothing* semplice, il *exponential smoothing* doppio, il *exponential smoothing* triplo, il metodo Box-Jenkins.

3.2.1.1. Il Metodo Naive

È un modello semplicistico in cui si assume che la domanda futura sia esattamente identica a quella dell'anno (o del periodo temporale considerato) passato. Evidentemente, l'efficacia di questo metodo è ridotta e viene utilizzato principalmente come metro di paragone con i risultati ottenuti con altri modelli matematici.

La legge di questo metodo è la seguente, dove t indica il tempo:

$$Y_t = Y_{t-1}$$

3.2.1.2. Medie mobili semplici di ordine k

È un metodo molto utilizzato in caso di domande stazionarie. Tiene in considerazione un numero limitato di osservazioni precedenti rispetto al momento di analisi e viene definita “mobile” in quanto, nonostante il numero totale di osservazioni sia fisso, i periodi considerati variano: non appena entra in analisi un dato relativo a un periodo più recente, il dato relativo al periodo più vecchio viene scartato.

Pertanto, al fine di effettuare la previsione, bisogna determinare il numero di periodi k da tenere in considerazione.

A questo scopo, viene scelto il valore che minimizza lo scarto quadratico medio e quindi l'errore.

$$\sigma_k = \sqrt{\frac{\sum_{j=(k+1)}^t (P_j - X_j)^2}{t - (k + 1)}}$$

dove

- P_j rappresenta la previsione della domanda all'istante di tempo j ed è calcolata come media dei k dati precedenti;
- X_j la domanda effettiva al tempo j , t il numero di periodi totali
- k , come detto, il numero di periodi da considerare.

Dopo aver calcolato l'errore (σ) per i diversi k e aver scelto il k che permette di minimizzarlo, viene calcolata (solo per il k scelto), la previsione della domanda P .

$$P_{t+1} = \frac{\sum_{i=1}^k X_{t-k+i}}{k}$$

Per completezza, viene calcolata anche la Banda di Confidenza, ossia l'intervallo delimitato dai due limiti, inferiore e superiore, entro i quali si ha la probabilità (stabilita a priori) che cada il valore reale della previsione.

$$P_{t+1} \pm \tau_{\frac{\alpha}{2}, t-(k+1)} \sigma_k$$

dove

- τ rappresenta il valore della *t di Student* (ottenuto dall'incrocio del livello di confidenza stabilito e dei gradi di libertà, dalle relative tabelle),
- α il livello di significatività a cui viene associata la banda di confidenza,
- σ_k lo scarto quadratico medio,
- $t-(k+1)$ i gradi di libertà.

A seguire viene riportato un caso numerico a titolo di esempio:

Data la domanda di dentifrici in Italia espressa in milioni da gennaio 2018 ad agosto 2019, si vuole andare a prevedere quale sarà la domanda di settembre.

I dati di partenza sono i seguenti:

Anno	2018												2019							
Mese	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug
Domanda X_j (M)	47	33	30	26	42	40	44	46	39	41	35	38	41	42	42	37	43	37	40	42

Tabella 1 Esempio applicazione media mobile semplice di ordine k: dati di partenza

Per prima cosa, si vuole determinare il numero di periodi k, e quindi si va a calcolare lo scarto quadratico medio ottenuto con diversi valori di k, stabiliti a priori. Per semplicità di calcolo, i valori di k considerati andranno da 2 a 6; le formule utilizzate sono quelle sopra citate;

Dati		k=2		k=3		k=4		k=5		k=6	
Mese	Domanda Xj (M)	Pj	(Xj-Pj)^2								
gen-18	47										
feb-18	33										
mar-18	30	40,00	100,00								
apr-18	36	31,50	20,25	36,67	0,44						
mag-18	42	33,00	81,00	33,00	81,00	36,50	30,25				
giu-18	40	39,00	1,00	36,00	16,00	35,25	22,56	37,60	5,76		
lug-18	44	41,00	9,00	39,33	21,78	37,00	49,00	36,20	60,84	38,00	36,00
ago-18	46	42,00	16,00	42,00	16,00	40,50	30,25	38,40	57,76	37,50	72,25
set-18	39	45,00	36,00	43,33	18,78	43,00	16,00	41,60	6,76	39,67	0,44
ott-18	41	42,50	2,25	43,00	4,00	42,25	1,56	42,20	1,44	41,17	0,03
nov-18	35	40,00	25,00	42,00	49,00	42,50	56,25	42,00	49,00	42,00	49,00
dic-18	38	38,00	0,00	38,33	0,11	40,25	5,06	41,00	9,00	40,83	8,03
gen-19	41	36,50	20,25	38,00	9,00	38,25	7,56	39,80	1,44	40,50	0,25
feb-19	42	39,50	6,25	38,00	16,00	38,75	10,56	38,80	10,24	40,00	4,00
mar-19	42	41,50	0,25	40,33	2,78	39,00	9,00	39,40	6,76	39,33	7,11
apr-19	37	42,00	25,00	41,67	21,78	40,75	14,06	39,60	6,76	39,83	8,03
mag-19	43	39,50	12,25	40,33	7,11	40,50	6,25	40,00	9,00	39,17	14,69
giu-19	37	40,00	9,00	40,67	13,44	41,00	16,00	41,00	16,00	40,50	12,25
lug-19	40	40,00	0,00	39,00	1,00	39,75	0,06	40,20	0,04	40,33	0,11
ago-19	42	38,50	12,25	40,00	4,00	39,25	7,56	39,80	4,84	40,17	3,36
Σ			375,75		282,22		282,00		245,64		215,56
gdl= t -(k+1)			17		16		15		14		13
σ=			4,70		4,20		4,34		4,19		4,07

Tabella 2 Esempio applicazione media mobile semplice di ordine k: calcolo dello scarto quadratico medio

I calcoli mostrano che lo scarto quadratico minima si ottiene, tra i vari valori di k utilizzati in questo esercizio, con k=6. Pertanto, questo valore verrà utilizzato nel calcolo della previsione.

$$P(\text{Settembre}19) = \frac{(42 + 37 + 43 + 37 + 40 + 42)}{6} = 40 \text{ M}$$

Considerando poi un livello di significatività del 5% e 13 gradi di libertà (poiché $20 - (6 + 1) = 13$), si ricava il valore t di Student dalle tabelle sottostanti e si calcola di conseguenza la banda di confidenza, ottenuta appunto come somma o sottrazione al valor medio di previsione di una variabilità definita sui dati storici per il valore della t di Student;

		Livello di confidenza									
		0.995	0.99	0.975	0.95	0.90	0.80	0.75	0.70	0.60	0.55
Gradi di libertà	1	63.66	31.82	12.71	6.31	3.08	1.376	1.000	0.727	0.325	0.158
	2	9.92	6.96	4.30	2.92	1.89	1.061	0.816	0.617	0.289	0.142
	3	5.84	4.54	3.18	2.35	1.64	0.978	0.765	0.584	0.277	0.137
	4	4.60	3.75	2.78	2.13	1.53	0.941	0.741	0.569	0.271	0.134
	5	4.03	3.36	2.57	2.02	1.48	0.920	0.727	0.559	0.267	0.132
	6	3.71	3.14	2.45	1.94	1.44	0.906	0.718	0.553	0.265	0.131
	7	3.50	3.00	2.36	1.89	1.41	0.896	0.711	0.549	0.263	0.130
	8	3.36	2.90	2.31	1.86	1.40	0.889	0.706	0.546	0.262	0.130
	9	3.25	2.82	2.26	1.83	1.38	0.883	0.703	0.543	0.261	0.129
	10	3.17	2.76	2.23	1.81	1.37	0.879	0.700	0.542	0.260	0.129
	11	3.11	2.72	2.20	1.80	1.36	0.876	0.697	0.540	0.260	0.129
	12	3.05	2.68	2.18	1.78	1.36	0.873	0.695	0.539	0.259	0.128
	13	3.01	2.65	2.16	1.77	1.35	0.870	0.694	0.538	0.259	0.128
	14	2.98	2.62	2.14	1.76	1.35	0.868	0.692	0.537	0.258	0.128
	15	2.95	2.60	2.13	1.75	1.34	0.866	0.691	0.536	0.258	0.128
	16	2.92	2.58	2.12	1.75	1.34	0.865	0.690	0.535	0.258	0.128
	17	2.90	2.57	2.11	1.74	1.33	0.863	0.689	0.534	0.257	0.128
	18	2.88	2.55	2.10	1.73	1.33	0.862	0.688	0.534	0.257	0.127
	19	2.86	2.54	2.09	1.73	1.33	0.861	0.688	0.533	0.257	0.127
	20	2.85	2.53	2.09	1.72	1.33	0.860	0.687	0.533	0.257	0.127

Tabella 3 Tabella per la determinazione della T di Student, a partire dal livello di confidenza e i gradi di libertà

da cui $t = 2.16$ e pertanto la previsione di settembre, associata alla sua banda di confidenza, sarà uguale a:

$$40 \pm (2.16 * 4.07) \rightarrow 40 \pm 8.8$$

*Si noti che il calcolo della t di student deve essere effettuato considerando una singola coda. Volendo ottenere un livello di significatività totale del 5%, dobbiamo effettuare il calcolo considerando un livello di significatività di 2.5% ($0.05/2 = 0.025$; una delle due code), che porta ad un livello di confidenza di 0.975 ($1-0.025=0.975$).

Il metodo delle medie mobili è un metodo semplice in grado di smorzare le variazioni stocastiche; il più grande svantaggio consiste nel fatto che non si tiene conto di trend e stagionalità e pertanto va utilizzato in caso di domande stazionarie, che non presentano forti aumenti o cali.

3.2.1.3. Medie mobili ponderate

Questo metodo consiste nella raffinazione delle *Medie Mobili Semplici*, infatti, in aggiunta, permette di attribuire un peso diverso a ciascun dato. In questo modo, per esempio, si può attribuire un peso maggiore ai dati del passato più recente in quanto ritenuti più affidabili rispetto a dati molto vecchi.

In questo caso, oltre al numero di periodi k , andrà stabilito il peso w associato a ogni dato (e quindi alla domanda effettiva di ogni periodo).

Tornando all'esempio di prima:

Vengono associati i pesi ai vari X_j e, assumendo $k=6$, viene calcolata la previsione per settembre 2019.

$$\begin{aligned} P(\text{Settembre 2019}) &= 42 * 0,166959088 + 40 * 0,16684059 + 37 * 0,166725915 + 43 \\ &\quad * 0,166607418 + 37 * 0,166492743 + 42 * 0,166374246 \\ &= 40,17 M \end{aligned}$$

Il metodo quindi, seppur molto dispendioso in termini di tempo e mole di dati richiesti, viene utilizzato in casi in cui è importante dare una diversa rilevanza ai dati.

3.2.1.4. Exponential Smoothing Semplice

L'*Exponential Smoothing* è una tecnica simile alle *medie mobili ponderate*, che prevede l'associazione decrescente dei pesi ai diversi valori della serie storica secondo una legge esponenziale. Infatti, il concetto di Exponential Smoothing prevede proprio che "il forecast sia calcolato usando medie pesate, dove il peso decresca esponenzialmente muovendosi verso il passato. (Hyndman & Athanasopoulos, 2014)

Questo consente, come nel caso delle *medie mobili ponderate*, di dare più rilevanza ai dati più recenti, in quanto considerati più affidabili.

La tecnica è stata sviluppata a partire dal 1950 e presenta diverse varianti. (Hyndman et al., 2002)

Per esempio, secondo il modello di Brown (1961) la previsione della domanda per il periodo $t+1$, effettuata all'istante t viene calcolata come segue:

$$P_{t+1} = P_t + a * (X_t - P_t) \text{ ossia } P_{t+1} = a * X_t + (1 - a) * P_t$$

Andando a sostituire P_t , la formula viene generalizzata come segue e viene utilizzata nell'applicazione pratica sotto riportata a titolo di esempio.

$$P_{t+1} = a * X_t + \sum_{i=1}^n a(1 - a)^i * X_{t-i} + (1 - a)^{n+1} * P_{t-n}$$

dove

- a è la costante di smorzamento, compresa tra 0 e 1.

Nel caso in cui a è vicino ad 1, il modello sarà in grado di reagire velocemente a cambiamenti della domanda; invece, quando è vicino a 0, il tempo di reazione del modello ai cambiamenti della domanda è maggiore.

Per definire a si utilizza lo stesso metodo seguito per determinare k nel caso delle medie mobili: si definiscono a priori dei valori e si va a scegliere quello per cui lo scarto quadratico medio dell'errore della previsione risulta minimizzato. In questo caso, siccome i gradi di libertà sono $t-2$, lo scarto quadratico medio viene calcolato come segue:

² I gradi di libertà sono pari a $t-2$ in quanto un grado viene sottratto siccome si considera un campione estratto da una popolazione più grande e si sta facendo quindi un'inferenza e un altro grado viene tolto a causa dell'assunzione usata per inizializzare i parametri;

$$\sigma_k = \sqrt{\frac{\sum_{j=2}^t (P_j - X_j)^2}{t - 2}}$$

Applicazione pratica:

Ripetiamo l'esempio già utilizzato nel paragrafo 3.2.1.2 per la stima della domanda di Dentifrici del mese di Settembre 2019, ma questa volta utilizzando la tecnica del Exponential Smoothing semplice.

I valori della costante di smorzamento α , scelti a priori, equivalgono a 0.2, 0.5 e 0.8.

Anno	2018												2019							
Mese	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug
Domanda X_j (M)	47	33	30	26	42	40	44	46	39	41	35	38	41	42	42	37	43	37	40	42

Tabella 4 Esempio applicazione Exponential Smoothing Semplice: dati di partenza

Per inizializzare i parametri, si assume $P_1 = X_1$, quindi $P_1 = 47$.

*Per $j = 2$ e per ogni α , si calcola $P_2 = \alpha * X_{j-1} + (1 - \alpha) * P_{j-1}$.*

In seguito, si procede con il calcolo di σ (usando la formula soprariportata) per ogni α e si sceglie il valore α cui corrisponde l'errore minore. In questo caso quindi, i grandi di libertà sono pari a 18 e il σ minore, pari a 5,29, è ottenuto con $\alpha = 0.8$. Pertanto, questo valore sarà quello utilizzato nel calcolo della previsione.

Dati		a=	0,2	a=	0,5	a=	0,8
Mese	Domanda Xj	Pj	(Xj-Pj)^2	Pj	(Xj-Pj)^2	Pj	(Xj-Pj)^2
gen-18	47	47,00		47,00		47,00	
feb-18	33	47,00	196,00	47,00	196,00	47,00	196,00
mar-18	30	44,20	201,64	40,00	100,00	35,80	33,640
apr-18	36	41,36	28,73	35,00	1,00	31,16	23,43
mag-18	42	40,29	2,93	35,50	42,25	35,03	48,55
giu-18	40	40,63	0,40	38,75	1,56	40,61	0,37
lug-18	44	40,50	12,22	39,38	21,39	40,12	15,04
ago-18	46	41,20	23,01	41,69	18,60	43,22	7,70
set-18	39	42,16	10,00	43,84	23,46	45,44	41,54
ott-18	41	41,53	0,28	41,42	0,18	40,29	0,51
nov-18	35	41,42	41,27	41,21	38,58	40,86	34,31
dic-18	38	40,14	4,58	38,11	0,01	36,17	3,34
gen-19	41	39,71	1,66	38,05	8,69	37,63	11,33
feb-19	42	39,97	4,12	39,53	6,12	40,33	2,80
mar-19	42	40,38	2,64	40,76	1,53	41,67	0,11
apr-19	37	40,70	13,69	41,38	19,20	41,93	24,34
mag-19	43	39,96	9,24	39,19	14,51	37,99	25,13
giu-19	37	40,57	12,73	41,10	16,77	42,00	24,97
lug-19	40	39,85	0,02	39,05	0,91	38,00	4,00
ago-19	42	39,88	4,48	39,52	6,13	39,60	5,76
t	20						
Σ	815		569,64		516,88		502,88
gdl=			18		18		18
σ=			5,63		5,36		5,29

Tabella 5 Esempio applicazione Exponential Smoothing Semplice: calcolo dello scarto quadratico medio

Infine, la previsione di settembre e la relativa banda di confidenza (con un livello di significatività del 5%) vengono calcolate come segue:

$$P(\text{Settembre 2019}) = 0.8 * 42 + (1 - 0,8) * 39.60 = 41.52 M$$

BANDA DI CONFIDENZA			
gdl=	18		
alfa=	0,05		
t tabella=	2,1	t*sigma=	11,10
Banda=	41.52 ± 11.10		

Tabella 6 Esempio applicazione Exponential Smoothing Semplice: calcolo della banda di confidenza

L'exponential smoothing è una tecnica molto semplice da implementare, che permette di ottenere un forecast accurato, dando più rilevanza ai dati più recenti. Il principale svantaggio però è che, come per le medie mobili, può essere utilizzato solo in casi di domanda stabile, che presenta solo fluttuazioni casuali.

Per sopperire a questo limite, sono stati sviluppati altri metodi, in grado di gestire trend e stagionalità e poter quindi esaminare anche domande non stazionarie.

3.2.1.5. Exponential Smoothing Doppio

Detto anche modello di Holt, è un Exponential Smoothing semplice più generale, poiché viene applicato a serie storiche che presentano anche un trend, ossia una tendenza di fondo a crescere o decrescere e che nei sotto-intervalli temporali si può considerare lineare.

In questo caso vi sono due costanti di smorzamento, entrambe comprese tra 0 e 1: α , già presente nel caso di Exponential Smoothing semplice e β , relativa al trend.

Le formule utilizzate in questo caso sono le seguenti:

$$P_{t,t+\tau} = S_t + \tau * G_t$$
$$S_t = a * X_t + (1 - a) * (S_{t-1} + G_{t-1})$$
$$G_t = b * (S_t - S_{t-1}) + (1 - b) * G_{t-1}$$

dove:

- τ rappresenta l'intervallo temporale tra i dati;
- S_t indica la stima dell'intercetta della serie al tempo t ;
- G_t indica la stima della pendenza della serie al tempo t ;

La previsione, siccome la serie storica viene considerata lineare localmente, si ottiene quindi dalla somma dell'intercetta e della pendenza moltiplicata per il fattore τ .

Il processo di inizializzazione dei parametri prevede che vengano effettuate due stime:

- Si assume che a $t=1$ l'intercetta sia pari alla domanda: $S_1 = X_1$;
- Per quanto riguarda la pendenza a $t=1$, si assume che $G_1 = X_2 - X_1$;

- Per quanto riguarda le costanti di smorzamento a e b , viene scelta la combinazione che va a minimizzare l'errore σ . I gradi di libertà sono pari a $t-3$ ³.

$$\sigma_k = \sqrt{\frac{\sum_{j=2}^t (P_j - X_j)^2}{t - 3}}$$

Applicazione pratica:

A partire dall'esempio dell'Exponential Smoothing semplice (paragrafo 3.2.1.4), si vuole calcolare la previsione della domanda di dentifrici in Italia per Settembre 2019. La costante di smorzamento α è pari a 0.8, mentre per β si deve andare a valutare il valore che ottimizza il modello tra 0.3 e 0.5;

Nel primo caso quindi si considera $\alpha=0.8$ e $\beta=0.3$. Si inizializzano i parametri e si va a calcolare l'errore, che risulta essere pari a 7.94. \grave{u}

Il procedimento viene ripetuto per il caso $\alpha=0.8$ e $\beta=0.5$; In questo caso l'errore risulta essere pari a 7.20. Quindi, essendo l'errore minore, per il calcolo della previsione di settembre verranno usati i valori delle costanti di smorzamento di questa seconda casistica.

³ I gradi di libertà sono pari a $t-3$ in quanto un grado viene sottratto siccome si considera un campione estratto da una popolazione più grande e si sta facendo quindi un'inferenza e due altri gradi vengono tolti a causa delle assunzioni usate per inizializzare i parametri;

a	0,8						a	0,8							
b	0,3						b	0,5							
Dati							Dati								
Mese	Domanda Xj	St	Gt	Pt,t+1	(Pj-Xj)^2	Sigma	Mese	Domanda Xj	St	Gt	Pt,t+1	(Pj-Xj)^2	Sigma		
gen-18	47	47,0	-14,0				gen-18	47	47,0	-14,0					
feb-18	33	33,0	-14,0	33,0	0,0		feb-18	33	33,0	-14,0	33,0	0,0			
mar-18	30	27,8	-11,4	19,0	121,0		mar-18	30	27,8	-9,6	19,0	121,0			
apr-18	36	32,1	-6,7	16,4	382,6		apr-18	36	32,4	-2,5	18,2	316,8			
mag-18	42	38,7	-2,7	25,4	274,8		mag-18	42	39,6	2,3	30,0	145,0			
giu-18	40	39,2	-1,7	36,0	16,0		giu-18	40	40,4	1,6	41,9	3,7			
lug-18	44	42,7	-0,2	37,5	42,6		lug-18	44	43,6	2,4	42,0	4,2			
ago-18	46	45,3	0,7	42,5	12,0		ago-18	46	46,0	2,4	46,0	0,0			
set-18	39	40,4	-1,0	46,0	48,7		set-18	39	40,9	-1,4	48,4	88,2			
ott-18	41	40,7	-0,6	39,4	2,6		ott-18	41	40,7	-0,8	39,5	2,2			
nov-18	35	36,0	-1,8	40,1	25,6		nov-18	35	36,0	-2,7	39,9	24,4			
dic-18	38	37,2	-0,9	34,2	14,6		dic-18	38	37,0	-0,8	33,2	22,6			
gen-19	41	40,1	0,2	36,3	21,9		gen-19	41	40,0	1,1	36,2	23,0			
feb-19	42	41,7	0,6	40,3	3,0		feb-19	42	41,8	1,4	41,1	0,8			
mar-19	42	42,1	0,6	42,3	0,1		mar-19	42	42,3	0,9	43,3	1,6			
apr-19	37	38,1	-0,8	42,6	31,5		apr-19	37	38,2	-1,5	43,2	38,2			
mag-19	43	41,9	0,6	37,3	32,1		mag-19	43	41,7	1,0	36,7	39,8			
giu-19	37	38,1	-0,7	42,4	29,6		giu-19	37	38,1	-1,3	42,7	32,7			
lug-19	40	39,5	-0,1	37,4	7,0		lug-19	40	39,4	0,0	36,8	10,0			
ago-19	42	41,5	0,5	39,4	6,9		ago-19	42	41,5	1,0	39,3	7,2			
t	20			42,0		7,943109	t	20			42,5			7,199593	

Tabella 7 Esempio applicazione Exponential Smoothing Doppio: calcolo dello scarto quadratico medio

La previsione di settembre sarà quindi uguale a:

$$P(\text{Settembre}) = 41.5 + (1 * 1) = 42.5$$

e la banda di confidenza, considerando un livello di significatività del 5%, sarà pari a:

Previsione Settembre	42,5				
t	1				
Gradi di libertà	17				
t(α/2,17)	2,11				
Previsione con un grado di confidenza del 95%		27,3	< P <	57,7	

Tabella 8 Esempio applicazione Exponential Smoothing Doppio: calcolo della banda di confidenza

Come detto in precedenza, l'Exponential Smoothing Doppio permette di modellare serie storiche affette da trend. Come ogni modello quantitativo, si basa su forti assunzioni e, man mano che l'orizzonte temporale di previsione aumenta, diventa più sensibile agli errori nella stima del fattore di trend. Un altro forte svantaggio di questo metodo è l'impossibilità di modellare serie stagionali. Per quest'ultima casistica, infatti, si utilizza l'Exponential Smoothing Triplo, o modello di Winters, che verrà brevemente presentato nel paragrafo seguente.

3.2.1.6. Exponential Smoothing Triplo

Il metodo viene utilizzato principalmente per serie storiche affette da stagionalità. La domanda in questi casi presenta, oltre alla tendenza a crescere o decrescere, alcune fluttuazioni legate al periodo dell'anno, alle condizioni atmosferiche o al giorno della settimana, dette appunto fluttuazioni stagionali.

Si pensi per esempio all'industria del cibo, dove il consumo di alcuni prodotti alimentari è strettamente legato alle condizioni atmosferiche (come la cioccolata calda o il gelato) o alle festività (come per esempio il tacchino il giorno del *Thanksgiving* negli Stati Uniti o il Panettone a Natale in Italia).

Questo metodo prevede la stima dell'intercetta della serie al tempo t S_t , della pendenza della serie al tempo t G_t e della componente stagionale $C_{t-s+\tau}$ funzione della lunghezza di una stagione S .

Le costanti di smorzamento sono 3: a relativa al livello di smorzamento, b relativa al trend e c relativa alla stagionalità. La scelta dei coefficienti dei parametri può essere fatta, come visto in precedenza, cercando di minimizzare l'errore oppure utilizzando un solver con un algoritmo di ottimizzazione.

Per calcolare la previsione, possono essere usati due modelli, uno additivo e uno moltiplicativo. Nel seguito sono riportate le formule per inizializzare i parametri e per il calcolo della previsione, nel caso di utilizzo di un modello additivo.

Inizializzazione dei parametri:

- Stima dell'intercetta all'istante s : $S_s = \frac{1}{s} * \sum_{t=1}^s X_t$
- Stima del Trend all'istante s : $G_s = \frac{1}{s} * \sum_{t=1}^s \frac{X_{t-s} - X_t}{s}$
- Stima dell' i -esimo indice stagionale: $C_i = X_i - S_s$

Formule per il calcolo della previsione:

$$\begin{aligned}P_{t,t+\tau} &= S_t + \tau * G_t + C_{t-s+\tau} \\S_t &= a * (X_t - C_{t-s}) + (1 - a)(S_{t-1} + G_{t-1}) \\G_t &= b(S_t - S_{t-1}) + (1 - b)G_{t-1} \\C_t &= c(X_t - S_t) + (1 - c)C_{t-s}\end{aligned}$$

L'*exponential smoothing triplo* è il più complesso tra i metodi di livellamento esponenziale, ma permette di modellare anche serie affetta da stagionalità e trend. Il principale limite di questo metodo è che, siccome usa molti fattori, necessita di un ampio spettro di informazioni per poter essere utilizzato correttamente. Pertanto, siccome servono molti dati storici, il rischio è di utilizzare dati anche molto vecchi rispetto al presente (anche di 5 o 10 anni prima) che hanno poca incidenza sul risultato futuro e rischiano quindi di falsare la previsione (Zotteri & Brandimarte, 2007).

In generale, comunque, lo smorzamento esponenziale è molto utilizzato per modellare le serie storiche, in quanto permette di ottenere risultati precisi in maniera abbastanza semplice e veloce.

3.2.1.7. Metodo Box-Jenkins

L'ultimo metodo proposto basato sulle serie storiche è il metodo Box-Jenkins. Questa procedura è stata sviluppata dai matematici Box e Jenkins negli anni 70 e serve per costruire, a partire dall'osservazione dei dati, un modello ARIMA (*autoregressive integrated moving-average*) per l'approssimazione del processo generatore della serie storica.

Il metodo si compone di 4 fasi principali:

1. Analisi preliminare, in cui ci si deve accertare che la serie storica sia stazionaria (condizione necessaria per poter utilizzare il metodo).

2. Identificazione del modello più appropriato alla serie storica in analisi grazie a strumenti statistici.
3. Determinazione dei parametri del modello scelto al punto 2, usando metodi come la massima verosimiglianza e il metodo dei minimi quadrati.
4. Verifica della bontà del modello.

In genere, per l'applicazione di questa procedura si utilizzano software appositi e pertanto, dettagli aggiuntivi e applicazioni pratiche non saranno oggetto di questa tesi.

3.2.2. Metodi Esplicativi

Spesso, la domanda non è sempre solo funzione del tempo e, come anticipato nell'introduzione del presente capitolo, i modelli esplicativi tengono infatti conto anche di altre variabili esterne. Queste variabili possono essere il prezzo, la concorrenza sul mercato, le condizioni atmosferiche, il traffico. Infatti, i modelli esplicativi trovano le relazioni tra la domanda e le variabili che la influenzano e pertanto permettono, oltre ad analizzare il comportamento della domanda attuale, anche di predire l'effetto di una combinazione di input sulla domanda futura (Zotteri & Brandimarte, 2007).

In questi casi, in genere, l'analista vuole predire la variabile Y (per esempio la domanda) a partire da una serie di variabili "esplicative" X_n (come prezzo e pubblicità). L'obiettivo è quindi quello di realizzare un modello che relazioni Y e X_n dove l'entità e il numero di queste ultime variabili indipendenti è scelto dall'analista stesso (Chase, 2009).

I modelli esplicativi sono generalmente molto complessi in quanto le variabili da cui dipende la domanda sono molteplici e di varia natura e le relazioni tra le variabili indipendenti sono complicate e non lineari (per esempio, se tagliando il prezzo del 50% si ottiene un aumento della domanda di 100 unità, riducendo il

prezzo del 100% e quindi regalandolo, non ci si può aspettare un incremento della domanda di solo 200 unità).

Esistono diversi modelli esplicativi, ed i due principali verranno enunciati nei paragrafi seguenti: la regressione lineare (il più diffuso) e la regressione multipla.

3.2.2.1. La Regressione Lineare

La regressione lineare rappresenta un metodo di previsione del valore di una variabile dipendente (o endogena) Y , dato il valore di un'altra variabile indipendente (o esogena) X . Siccome la regressione lineare identifica il modello di regressione in cui la relazione tra le due variabili forma una linea retta, viene espresso dalla formula seguente.

$$\hat{Y} = a + bX$$

dove

- a rappresenta l'intercetta della retta,
- b la pendenza
- \hat{Y} è l'equazione della retta di regressione, dove per retta di regressione si intende quella che, fra tutte le rette del piano, meglio approssima i dati di partenza del modello.

Il metodo con cui viene calcolata si chiama metodo dei minimi quadrati.

Dati una serie di punti sperimentali di coordinate (x_i, y_i) che rappresentano la popolazione osservata, la retta di regressione (detta anche dei minimi quadrati) è quella per cui la quantità E , che rappresenta gli scostamenti dei punti dalla retta, risulta minimizzata.

La quantità E , ossia l'errore totale, viene calcolato come somma dei quadrati delle distanze verticali di ciascuna coppia (x_i, y_i) dal corrispondente punto sulla retta di regressione $(x_i, ax_i + b)$.

$$E = \sum_{i=1}^n (ax_i + b - y_i)$$

Un esempio di retta di regressione e relative distanze verticali è mostrato in Figura 4.

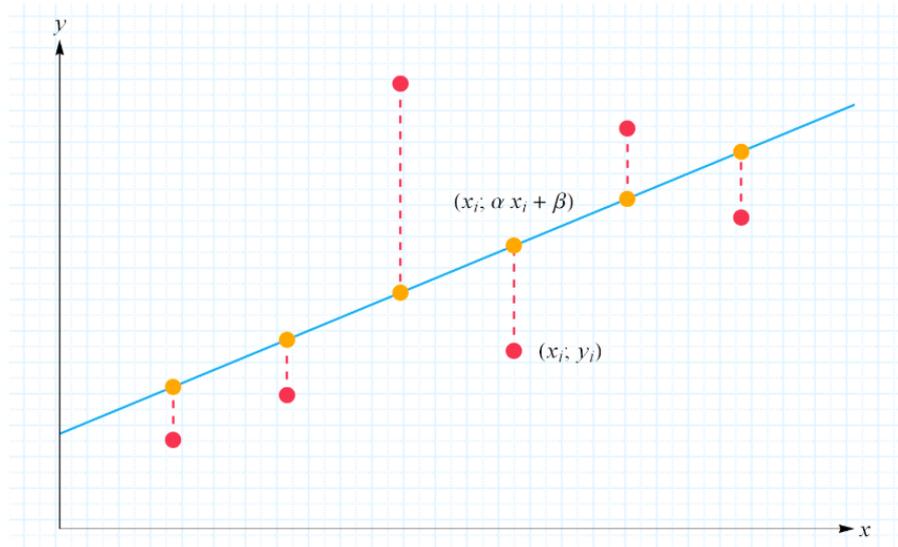


Figura 4 Retta di regressione lineare con evidenza delle distanze verticali

Risulta quindi ovvio che se i punti sono perfettamente allineati, l'errore sarà pari a 0.

Applicazione pratica:

A partire da osservazioni sperimentali circa il variare della domanda di uno specifico prodotto per il bucato in base al variare del prezzo, si vuole determinare la retta di regressione utilizzando il metodo dei minimi quadrati e quindi la previsione della domanda futura.

I dati sono i seguenti:

Prezzo (€)	€ 4,45	€ 4,25	€ 4,50	€ 4,70	€ 4,95	€ 3,90	€ 4,40	€ 4,35	€ 4,60	€ 4,25	€ 4,10	€ 3,12
Domanda (M)	10,5	11,2	9,3	8,2	7,6	14,3	10,3	11,6	10,4	12,1	13,5	13,7

Tabella 9 Esempio applicazione Regressione Lineare: dati di partenza

Andando a disegnare e calcolare la retta di regressione utilizzando un foglio di calcolo, si ottiene il grafico mostrato in Figura 5 e i valori sotto riportati.

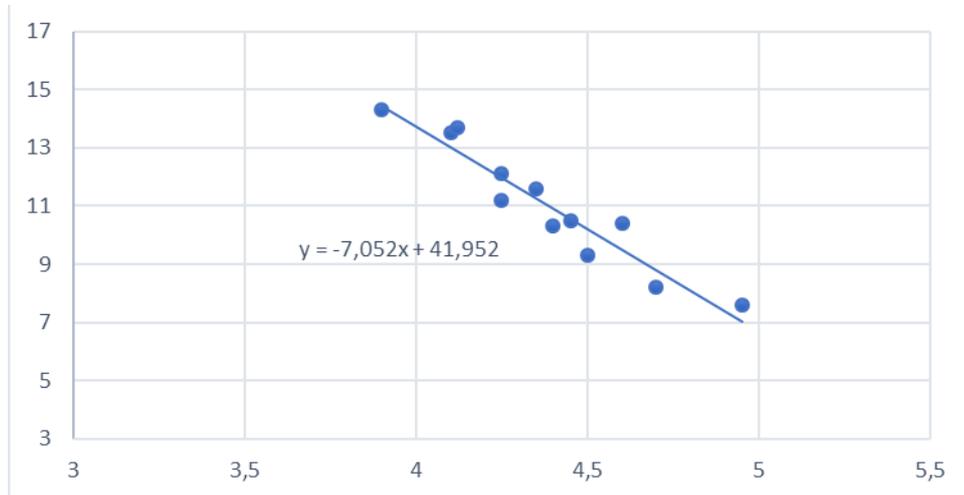


Figura 5 Esempio applicazione Regressione Lineare: rappresentazione grafica della retta di regressione

Il coefficiente angolare b è pari a $-7,052$ e l'intercetta a è pari a $41,952$. In questo caso quindi, essendo il coefficiente angolare < 0 , significa che l'associazione tra le variabili x e y è negativa, ossia al crescere di x la variabile y decresce.

Pertanto, avendo stabilito un prezzo di $4,55$ euro, si va a calcolare la previsione di vendita in milioni.

$$\text{Domanda} = -7,052 * 4,55 + 41,952 = 9,9 \text{ M}$$

Quando si utilizza un modello di regressione lineare, è utile calcolare anche due indici, al fine di contestualizzare i numeri ottenuti.

Il primo indici di chiama Indice di Correlazione lineare e viene indicato con $\rho_{x,y}$. È stato introdotto da Bravais e Pearson ed è un indice della linearità della relazione fra le variabili X e Y .

Il suo valore varia tra -1 e 1 :

- Se il suo valore è molto vicino a 1 o a -1 , significa che la relazione è molto lineare e quindi che il metodo utilizzato, ossia quello di regressione

lineare, è adatto a rappresentare i dati. Se il coefficiente è positivo, allora l'inclinazione della retta è positiva, viceversa, è negativa;

- Se il valore del coefficiente di correlazione è invece vicino allo 0, significa che le variabili sono indipendenti o legate da una relazione di tipo non lineare e pertanto il modello di regressione lineare non può essere ritenuto affidabile in questo caso.

Il secondo indice da prendere in considerazione è il Coefficiente di Determinazione, che è pari al coefficiente di correlazione $\rho_{x,y}$ elevato al quadrato e viene indicato con R^2 . Infatti, il suo valore è compreso tra 0 e 1. Siccome questo indice misura l'affidabilità del modello, quanto più il suo valore sarà vicino a 1, tanto migliore sarà la rappresentazione di Y tramite la retta di regressione.

Se R^2 è pari a 1 (e quindi $\rho_{x,y}$ è pari a +1, Y è linearmente dipendente da X ed esiste una regressione lineare perfetta, per cui il modello rappresenta perfettamente i dati.

Nell'applicazione pratica sopra riportata R^2 era pari a 0,91 e $\rho_{x,y}$ a 0,95, pertanto il modello poteva essere considerato affidabile e le variabili dipendenti linearmente.

3.2.2.2. La Regressione Multipla

La regressione multipla si basa sui concetti di base della regressione lineare, ma, in questo caso, per prevedere il valore della variabile dipendente Y, si utilizzano due o più variabili indipendenti.

Il modello additivo di regressione multipla viene descritto dalla seguente equazione:

$$\hat{Y} = b_0 + b_1X_1 + b_nX_n$$

dove

- \hat{Y} : la variabile dipendente di cui si vuole fare la previsione (la domanda)
- b_0 : intercetta
- b_n : coefficienti stimati
- x_n : variabili indipendenti

In questo caso, i calcoli sono più complessi e una maggiore difficoltà risiede nella scelta delle variabili indipendenti. Infatti capita spesso che, nonostante un gran numero di variabili possano potenzialmente avere un impatto sulla domanda, soltanto alcune debbano effettivamente essere considerate nell'analisi ed inserite nel modello di regressione.

Per poter utilizzare questo modello bisogna in primis avere un numero adeguato di dati: idealmente sono considerate sufficienti 5 osservazioni per ogni variabile indipendente. Inoltre, questi dati devono riferirsi allo stesso periodo temporale e si deve poter assumere con un alto grado di affidabilità che la relazione tra le variabili possa essere considerata continuativa anche nel futuro.

3.3. Considerazioni

In conclusione, le tecniche previsionali accennate in questa trattazione, nonostante non siano esaustive, coprono già numerose casistiche differenti.

Come accennato in precedenza, la scelta tra un metodo e l'altro è complessa ed è difficile, e anche errato, cercare di stabilire uno standard di utilizzo, siccome le motivazioni alla base della decisione possono essere di varia natura. L'obiettivo finale è che il metodo selezionato (o il mix di metodi) sia in grado di produrre previsioni che siano chiare e condivise dal management, con lo scopo di essere utilizzate per poter prendere decisioni.

È importante ribadire il concetto che, nel momento in cui si effettua la scelta, vanno tenuti in considerazione i seguenti principi (Makridakis & Hibon, 2000):

- Usando metodi complessi dal punto di vista statistico non si ottengono necessariamente risultati più accurati, rispetto a metodi di previsione più semplici;
- L'accuratezza del metodo dipende dai dati che si hanno a disposizione. Un metodo generalmente ritenuto più preciso, non è detto che sia necessariamente più accurato, indipendentemente dai dati disponibili.
- La performance dei vari metodi dipende dalla lunghezza dell'arco temporale di previsione.
- Non sempre la combinazione di più metodi risulta essere più accurata del modello usato singolarmente, ma, anzi, bisogna prestare attenzione alla combinazione di più tecniche.

Non si può stabilire a priori un modello previsionale che sia più affidabile degli altri, ma la scelta va presa in base ai dati disponibili, al budget, al grado di precisione che si vuole raggiungere, al tempo disponibile per fare l'analisi.

Allo stesso modo non si può affermare che i modelli quantitativi funzionino sempre meglio e siano necessariamente più accurati dei qualitativi: dipende dal tipo di casistica che si sta analizzando e dal tipo di domanda che si vuole prevedere. Infatti, i metodi qualitativi, oltre a essere in genere più semplici, sono anche molto flessibili e permettono quindi di analizzare situazioni nuove e complesse. D'altra parte, i quantitativi, nonostante siano meno reattivi ai cambiamenti della domanda e richiedano assunzioni sul comportamento dei consumatori (domanda stabile, stagionale, in crescita etc) riescono a gestire una quantità di dati maggiore e a ottenere risultati affidabili e oggettivi.

Spesso la soluzione corretta può essere un insieme delle due tipologie. Vedremo nel caso pratico illustrato nel capitolo 6 come una multinazionale leader mondiale nel settore dei beni di consumo costruisca il suo *forecast* con un processo che è l'insieme di dati qualitativi e modelli quantitativi.

4. Errori di previsione e principali misure di errore

Dopo aver presentato le diverse tecniche per calcolare la previsione della domanda, lo scopo di questa sezione è quello di introdurre il concetto di *Errore di Previsione* e le diverse misure con cui viene calcolato.

Come visto nel capitolo 0 è indispensabile che la previsione della domanda sia il più accurata possibile, e, pertanto, l'errore dovrà essere minimizzato.

Per *Errore di Previsione* della domanda si intende la differenza tra il valore effettivo e il valore previsto e può essere espresso in valore assoluto o in percentuale.

$$\text{Errore} = e_t = A_t - F_t$$

dove

- A_t indica il valore effettivo di vendite che si è realizzato nel periodo t ,
- F_t la previsione di vendita relativa allo stesso periodo t .

Utilizzando questa formula (e non il viceversa $F_t - A_t$), l'errore risulta essere positivo quando la domanda effettiva è maggiore di quella prevista, e quindi in caso di *underestimation*, mentre è negativo in caso di *overestimation*, quando la domanda prevista è superiore a quella realizzata.

A partire da questa formula per il calcolo dell'errore, l'accuratezza della previsione viene espressa come il suo complemento a 1.

$$\text{Accuratezza di Previsione} = 1 - \text{Errore di Previsione in \%}$$

Gli errori di previsione si dividono in due grandi gruppi: **errori sistematici** ed **errori casuali**.

- Errori Sistematici: sono quegli errori che avvengono sempre nello stesso senso: sempre per difetto o sempre per eccesso.
- Errori Casuali: variano in maniera imprevedibile e influenzano il risultato talvolta per eccesso, talvolta per difetto, ma non sono mai sempre nella stessa direzione. Questo tipo di errore non è spiegabile dal modello previsione utilizzato.

4.1. Principali misure di errore

In questa sezione verranno presentate le principali misure di errore. Per ognuna di esse verrà riportata, oltre a una breve spiegazione teorica, anche una semplice applicazione pratica, in modo tale da chiarire i concetti e poter fare dei confronti fra le varie misure.

I dati che verranno utilizzati in questi casi sono gli stessi per tutte le misure e riguardano le vendite e le previsioni di vendita di un prodotto legato all'igiene personale, espresse in migliaia di unità.

Mese (t)	Vendite Realizzate (At)	Previsione di Vendita (Ft)
1	100	100
2	90	100
3	120	110
4	140	110
5	110	140
6	120	90
7	110	120
8	90	110
9	70	80
10	85	120

Tabella 10 Dati di partenza utilizzati nelle applicazioni pratiche di esempio di utilizzo delle misure di errore

4.1.1. Errore Medio (ME)

ME è la media degli errori e indica se l'errore della previsione è mediamente in eccesso ($ME > 0$) o in difetto ($ME < 0$).

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (A_t - F_t)$$

dove

- t rappresenta il periodo di tempo,
- n il numero di periodi,
- A_t le vendite che si sono realizzate nel periodo t ,
- F_t la previsione di vendita relativa allo stesso periodo di tempo.

Applicazione pratica:

Mese (t)	Vendite Realizzate (At)	Previsione di Vendita (Ft)	Errore (At - Ft)
1	100	100	0
2	90	100	-10
3	120	110	10
4	140	110	30
5	110	140	-30
6	120	90	30
7	110	120	-10
8	70	110	-40
9	130	70	60
10	150	120	30
n =10		Tot	70

Tabella 11 Esempio di calcolo dell'errore medio

$$ME = \frac{70}{10} = 7 \text{ unità}$$

Il valore ottenuto è piuttosto ridotto, ma potrebbe trarre in inganno. Infatti, il più grande svantaggio di questa misura è il fatto di tenere in considerazione i segni degli errori. In questo modo, errori negativi andranno a compensare errori positivi e il risultato sarà pertanto migliore e non rappresentativo della realtà.

Per risolvere questo limite, si utilizza il MAD, o Deviazione Media Assoluta, descritta nel seguito.

4.1.2. Deviazione Media Assoluta (MAD)

Come ME, è calcolata come differenza tra domanda effettiva e domanda prevista, ma, in questo caso, l'errore viene considerato in valore assoluto. La misura viene quindi definita come "media dei valori assoluti delle deviazioni tra i valori osservati e i valori previsti" (APICS Dictionary, 14th Edition).

La formula è la seguente:

$$MAD = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |A_t - F_t|$$

dove, come nel caso precedente,

- t rappresenta il periodo di tempo,
- n il numero di periodi,
- A_t le vendite ce si sono realizzate nel periodo t ,
- F_t la previsione di vendita relativa allo stesso periodo di tempo.

Applicazione pratica:

Mese (t)	Vendite Realizzate (At)	Previsione di Vendita (Ft)	Errore (At - Ft)	Errore Assoluto At - Ft
1	100	100	0	0
2	90	100	-10	10
3	120	110	10	10
4	140	110	30	30
5	110	140	-30	30
6	120	90	30	30
7	110	120	-10	10
8	70	110	-40	40
9	130	70	60	60
10	150	120	30	30
n=10			Tot	250

Tabella 12 Esempio di calcolo della deviazione media assoluta

E quindi:

$$MAD = \frac{250}{10} = 25 \text{ unità}$$

Come facilmente pronosticabile, il MAD è nettamente superiore al ME, in quanto non considera il segno degli errori.

In genere è quindi preferibile utilizzare il MAD rispetto all'errore medio.

4.1.3. Errore percentuale medio (MPE)

Questa misura è la media di tutti gli errori percentuali. Come l'errore medio, tiene conto del segno dell'errore e pertanto può essere utilizzato come indicatore di tendenza ad *under* o *overestimare* le previsioni.

$$MAP = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{(A_t - F_t)}{A_t} \times 100$$

dove:

- t rappresenta il periodo di tempo
- n il numero di periodi
- A_t le vendite che si sono realizzate nel periodo t
- F_t la previsione di vendita relativa allo stesso periodo di tempo t

Applicazione Pratica:

Mese (t)	Vendite Realizzate (At)	Previsione di Vendita (Ft)	Errore % ((At - Ft)/At) *100
1	100	100	0.0
2	90	100	-11.1
3	120	110	8.3
4	140	110	21.4
5	110	140	-27.3
6	120	90	25.0
7	110	120	-9.1
8	70	110	-57.1
9	130	70	46.2
10	150	120	20.0
n =10		Tot	16.3

Tabella 13 Esempio di calcolo dell'errore percentuale medio

$$MAP = \frac{16.3}{10} = 1.63 \%$$

Avendo ottenuto un MAP positivo, si può affermare che, in media, c'è una tendenza a sottostimare la previsione della domanda.

Come per l'errore medio, anche questa misura ha un grande limite in quanto errori negativi possono annullare errori positivi. Quindi, viene in genere sostituita con il calcolo del MAPE, spiegato nel seguito.

4.1.4. Errore percentuale medio assoluto (MAPE)

Il MAPE è la misura di errore più utilizzata in assoluto, in quanto, considerando gli errori in valore assoluto, evita che i negativi e i positivi si compensino.

E' molto simile al MAD, ma, mentre quest'ultimo viene espresso il valore assoluto, il MAPE viene espresso in percentuale e quindi, essendo una misura relativa, viene preferito in quanto facilita i confronti.

Il MAPE viene calcolato nel modo seguente:

$$MAPE: \frac{1}{n} \sum_{t=1} \frac{|A_t - F_t|}{A_t} * 100$$

Nonostante il suo largo utilizzo, la misura presente dei difetti, di cui bisogna essere a conoscenza.

- Non può essere utilizzato quando la domanda effettiva è pari o vicino a 0;
- Penalizza meno nei casi in cui la previsione viene sottostimata, rispetto ai casi in cui viene sovrastimata (questo perché, verso il basso l'errore percentuale non può essere superiore a 100 punti percentuali, ma verso l'alto non c'è un limite).

Applicazione pratica:

Mese (t)	Vendite Realizzate (At)	Previsione di Vendita (Ft)	Errore % ($ At - Ft /At$)*100
1	100	100	0.0
2	90	100	11.1
3	120	110	8.3
4	140	110	21.4
5	110	140	27.3
6	120	90	25.0
7	110	120	9.1
8	70	110	57.1
9	130	70	46.2
10	150	120	20.0
n=10		Tot	225.5

Tabella 14 Esempio di calcolo del MAPE

$$MAPE = \frac{225.5}{10} = 22.55\%$$

In questo caso, si ottiene un valore molto più alto rispetto al MPE, in quanto, come detto, gli errori vengono considerati in valore assoluto.

4.1.5. Tracking Signal (TS)

Viene utilizzato quando la validità del modello previsionale utilizzato è incerta. Permette di esprimere la differenza tra il valore previsto e quello reale della domanda, espresso come numero di deviazioni media assolute.

Infatti, viene calcolato come rapporto tra RSFE (*Running Sum of Forecast Errors*), ossia la somma algebrica delle deviazioni tra i valori previsti e reali della domanda e il MAD, precedentemente spiegato.

$$TS = \frac{RSFE}{MAD}$$

E' importante notare che la somma algebrica degli errori di previsione è una somma cumulativa che tiene conto dei segni degli errori e non usa il valore assoluto. Pertanto, il Tracking Signal può essere sia positivo che negativo, a indicare la tendenza a sovra o sottostimare le previsioni.

Applicazione Pratica:

Considerando i calcoli effettuati precedentemente:

$$TS = \frac{70}{25} = +2,8$$

Avendo ottenuto un TS positivo, si può affermare che la tendenza è quella di sottostimare la previsione della domanda.

5. *Digital Revolution* alla portata di tutti: nuovi strumenti per l'analisi dei dati

Digital Revolution, Industria 4.0, Automation sono termini che negli ultimi anni sono sempre più diventati realtà, trasformando profondamente il mondo del lavoro in molteplici settori.

Se inizialmente questa “rivoluzione” era caratterizzata dalla nascita o dallo sviluppo esponenziale di nuovi settori (si pensi al mondo delle *Digital App*, dei servizi digitali e della *sharing economy*) o dalla “automazione” di specifici processi in mondo industriale (robotica, nuovi metodi di produzione e fabbricazione), oggi ha permeato la quasi totalità dei comparti andando ad intaccare anche lavori d'ufficio “tradizionali”.

Recenti studi promossi dalla Commissione Europea e dal World Economic Forum hanno stimato che, entro il 2022, il 54% dell'attuale forza lavoro non avrà le competenze necessarie per continuare a svolgere il proprio lavoro (World Economic Forum, 2018).

Non essendo ovviamente possibile sostituire più della metà della forza lavoro europea in quattro anni, sia dal punto di vista dell'offerta di candidati che dal punto di vista sociale, le aziende devono sviluppare rapidamente dei piani per formare in maniera efficace gli attuali dipendenti (European Commission, 2019).

Il mondo del *Demand Planning* si inserisce perfettamente in questo contesto: la mole di dati disponibili aumenta continuamente (dati storici sempre più dettagliati, dati di vendita e inventario condivisi direttamente tra clienti e fornitori, preferenze di acquisto derivate in tempo reale dal mondo dei social network e dell'e-commerce) ma, nella maggioranza dei casi, solo persone

altamente qualificate (Ingegneri Informatici, *Data Analysts*, *Data Scientists*) sono in grado di accedervi e di sfruttarne il pieno potenziale.

Negli ultimi anni sono stati sviluppati e si stanno diffondendo diversi software *user friendly* che permettono di svolgere operazioni prima precluse a chiunque non avesse un background specifico molto solito, in maniera più semplice e possibile da apprendere attraverso specifici training.

Questa tendenza è visibile negli ambiti più diversi, ma l'analisi dei dati è sicuramente uno di questi.

Nei paragrafi successivi verranno introdotti a livello generale un software per l'elaborazione di grandi mole di dati (Knime) e uno per la loro visualizzazione (Microsoft Power BI).

Queste due soluzioni, oltre a rispondere all'esigenza ora trattata di rendere accessibili in modo semplice le informazioni disponibili nell'era 4.0, sono alla base delle analisi e soluzioni proposte durante il tirocinio che verrà trattato nel capitolo 6.

5.1. Knime

Knime è un software - *Open Source* per uso non commerciale - sviluppato da un gruppo di ricerca dell'Università di Costanza (Germania) e definito come *un'ambiente modulare, che permette la costruzione facile, grafica e interattiva di una "data pipeline"* (Berthold, Cebron, Dill, & Gabriel, 2008)

L'interfaccia grafica di Knime è costituita da un'area di lavoro dove è possibile costruire il proprio flusso di dati. Gli elementi principali di un flusso sono i nodi e le connessioni.

Nodi

I nodi rappresentano le singole operazioni che vengono svolte. Knime comprende già un ampio set di nodi per svolgere le operazioni più comuni; a questi possono poi aggiungersene altri sviluppati da terzi (o proprietari di aziende che hanno adottato Knime e hanno bisogno di operazioni particolari o connessioni a sistemi specifici).

Le principali tipologie di nodi sono:

- **Nodi di input:** servono per l'importazione di dati all'interno del flusso. Ne esistono di molteplici a seconda della fonte utilizzata (file Excel, documenti condivisi in uno *Sharepoint*, database di diverso tipo, file di testo, connessioni a sistemi informativi aziendali)
- **Nodi di manipolazione:** servono per effettuare operazioni sui dati e rappresentano normalmente il cuore di un flusso Knime. Ne esistono centinaia che spaziano dalle operazioni matematiche più semplici, alla cancellazione di righe o colonne sulla base di determinati criteri anche variabili, all'unione di fonti diverse (*join* tra più tabelle o, più semplicemente, l'equivalente di un *VLOOKUP* in Excel), alla manipolazione di stringhe di testo o di date etc.
- **Nodi decisionali:** permettono di "prendere decisioni" e indirizzare l'esecuzione verso un ramo diverso del flusso di dati sulla base di specifici criteri. Questi possono essere fissi o – attraverso specifici nodi – utilizzare tecniche di *Machine Learning* e *Artificial Intelligence*
- **Nodi di analisi statistica:** permettono di effettuare analisi statistiche sui dati
- **Nodi di output:** servono per l'esportazione del risultato del flusso. Come per l'input la destinazione può essere molteplice (un documento Excel, l'aggiornamento di un database, l'invio di una e-mail etc...)

Connessioni

Le connessioni servono per collegare i nodi tra di loro. Si dividono in due tipi:

- **Connessioni di dati:** rappresentano il flusso logico dei dati e connettono tra di loro i nodi in maniera che l'output di un nodo diventi l'input di uno o più nodi successivi.
- **Connessioni di flusso:** permettono di stabilire vincoli temporali tra rami diversi all'interno del flusso. Impediscono ad esempio che un nodo venga eseguito prima di un altro, anche se tra questi due non vi è alcuna connessione di dati diretta.

In Figura 6 è riportato un esempio di un semplice flusso di dati. I nodi in arancione sono *nodi di input*, quelli in giallo *nodi di manipolazione* e quelli in rosso e grigio *nodi di output*.

Le linee nere sono quindi *connessioni di dati* e la linea rossa è una *connessione di flusso*.

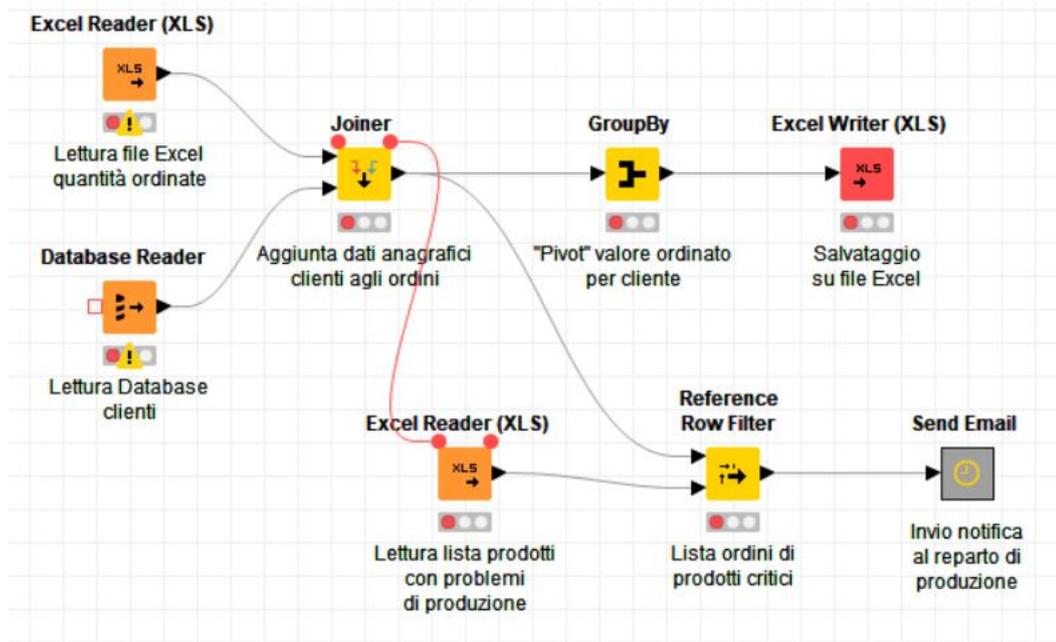


Figura 6 Esempio di flusso Knime

Il flusso di esempio legge da un file Excel le quantità ordinate per prodotto e codice cliente, le incrocia con un database contenente i dati dei clienti, e genera un report excel giornaliero con l'informazione del fatturato per cliente.

Parallelamente, attraverso un secondo ramo, viene inviato un messaggio di posta elettronica automatico allo stabilimento per segnalare gli ordini su prodotti la cui produzione è particolarmente complessa.

Senza entrare nel dettaglio di come avviene la configurazione del flusso, l'immagine mostra già come l'interfaccia sia estremamente intuitiva. Allo stesso modo le impostazioni dei singoli nodi possono essere decise e modificate in modo molto semplice.

Quanto realizzato in questo esempio, come in molti flussi realizzati con Knime, senza utilizzare particolari nodi di analisi o *Machine Learning*, potrebbe essere ugualmente ottenuto attraverso Excel. E questo sarebbe quanto finora avrebbe probabilmente fatto la maggioranza delle aziende.

L'utilizzo di Knime, anche per operazioni semplici ma ripetitive, porta notevoli vantaggi rispetto all'uso di un foglio di calcolo:

- **Facile ripetizione delle operazioni:** è sufficiente che gli input vengano aggiornati (in maniera manuale o automatica) ed il flusso ripeterà le operazioni per cui è stato creato su un nuovo set di dati, senza necessità di alcuna verifica o modifica. La stessa operazione su Excel richiederebbe la modifica manuale dei file, con il conseguente dispendio di tempo e rischio di errori manuali.
- **Possibilità di lettura di database molto grossi:** Knime elabora senza problemi grosse mole di dati, che vengono poi filtrate durante il flusso a seconda delle esigenze. Un normale foglio di calcolo potrebbe non riuscire, o comunque richiedere molto tempo di ricalcolo, per mettere insieme più fonti di dati voluminose.

- **“Maneggevolezza” di eventuali file di output:** qualora l’output di un flusso Knime sia un file – che magari dovrà poi essere utilizzato per qualche processo di lavoro – questo sarà “leggero” non contenendo alcuna formula o legame ad altri documenti. Tutte le operazioni sono state svolte da Knime che ha poi generato un semplice documento con i dati di output.

L’esempio qui citato era ovviamente molto semplice, ma dimostra come la creazione di un simile flusso e il successivo utilizzo giornaliero, possa essere alla portata di “chiunque” abbia ricevuto un training di base sullo strumento.

In parallelo, lo stesso *tool* può essere utilizzato per effettuare operazioni molto più complesse, o su molti più dati, magari in preparazione di una loro successiva visualizzazione con un *tool* di *Business Intelligence* come *PowerBI*, che verrà illustrato nel seguito.

Questo è infatti l’approccio che è stato utilizzato per l’analisi dei dati di *Demand* e *Forecast Accuracy* durante il tirocinio formativo descritto in seguito.

5.2. Microsoft PowerBI

PowerBI è un software sviluppato da Microsoft e ora incluso, in maniera opzionale, nel diffuso pacchetto *Office 365* per le aziende.

PowerBI rientra nella famiglia dei software di *Business Intelligence* ed è disegnato per aggregare dati provenienti da molteplici fonti e creare, in modo semplice e intuitivo, dei cruscotti (o *dashboard*) che ne permettano una facile visualizzazione e analisi.

Le fonti di input, anche in questo caso, possono essere molteplici (file Excel, database, sistemi informativi aziendali etc.) e – nel caso in cui i dati richiedano elaborazioni complesse prima di poter essere visualizzati – possono comprendere l’output di un flusso *Knime*.

L'interfaccia di *PowerBI* si divide in due aree principali: gestione dei dati/*query* e creazione/visualizzazione della *dashboard*.

Attraverso la prima vengono importate le diverse fonti di dati e stabilite le connessioni tra di loro.

Attraverso la seconda viene invece creato l'output finale, che potrà poi essere condiviso ad altri utenti, anche su dispositivi mobili.

Gli elementi principali di una *dashboard* sono dette Visualizzazioni. Le visualizzazioni sono gli elementi grafici che andranno a comporre il cruscotto finale (tabelle, grafici, valori, mappe etc.). A differenza di un foglio di calcolo, queste visualizzazioni sono però dinamiche.

Semplicemente cliccando un determinato valore in una visualizzazione, tutte le altre si filtreranno automaticamente, in modo da mostrare solo i dati relativi a quanto selezionato.

Un semplice esempio di *dashboard* è mostrato in figura Figura 7.

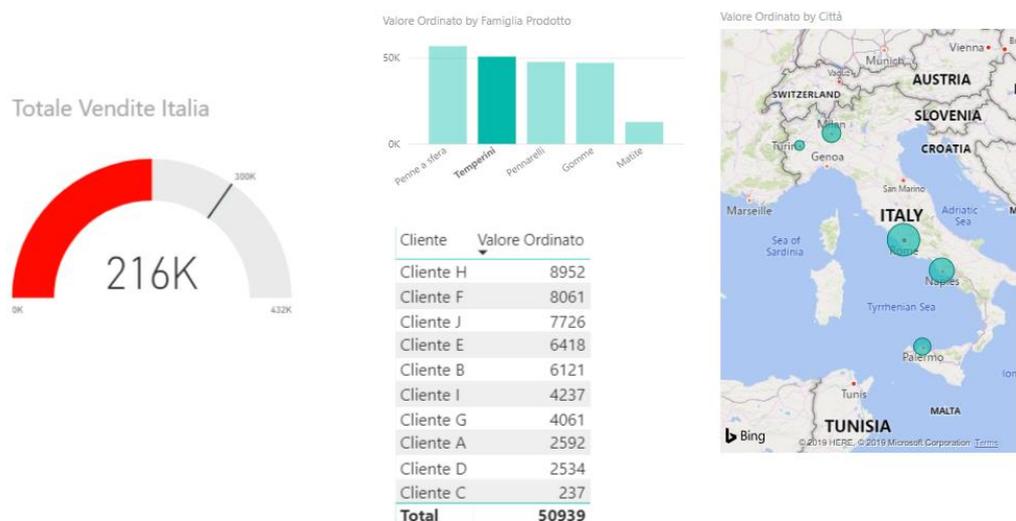


Figura 7 Esempio di Dashboard PowerBI.

In questo esempio, a partire da una base di dati contenenti l'elenco dettagliato degli ordini, è stata creata una visualizzazione che mostri facilmente le vendite totali rispetto al target e permetta di ricavare le aggregazioni desiderate per cliente, prodotto o città.

Nell'immagine, l'utente ha selezionato la famiglia "temperini" nell'istogramma: in questo modo la tabella per cliente e la mappa si sono aggiornate immediatamente mostrando solo i dati relativi ai temperini. Allo stesso modo, cliccando su una città sulla mappa, avrebbe potuto sapere immediatamente qual è il prodotto più venduto in quella determinata città e a quali clienti.

L'esempio è molto semplice, ma permette di intuire le infinite potenzialità offerte da un software simile, nonostante l'interfaccia grafica semplice.

È infatti sufficiente un training di livello medio per arrivare a creare una *dashboard* da zero e, chiunque, senza alcuna formazione, può utilizzare una *dashboard* creata da altri ottenendo quindi l'accesso immediato a grandi moli di dati che gli sarebbero prima state precluse.

Vedremo in seguito come, l'unione di *Knime* e *PowerBI* abbia permesso di analizzare e visualizzare complessi elementi del mercato e migliorare significativamente alcuni input al processo di *Demand Planning* seguito durante il tirocinio.

6. Il Caso Procter & Gamble

6.1. Introduzione

Alla base di questo capitolo vi è un'esperienza semestrale di tirocinio svolta dal candidato nel corso dell'anno 2019 presso il dipartimento di *Market Planning* della sede di Roma della multinazionale americana Procter & Gamble.

Oggetto del tirocinio è stata l'analisi dei processi e dei sistemi utilizzati per la previsione della domanda del mercato locale, al fine di valutare e implementare cambiamenti che potessero portare a migliori risultati di *Forecast Accuracy*. Chiave del progetto era il ricorso all'automazione e ai nuovi strumenti digitali oggi disponibili, affinché l'obiettivo potesse accompagnarsi con una riduzione di quella parte di lavoro "manuale" a basso valore aggiunto svolto dal reparto.

Attraverso questa esperienza verrà quindi evidenziato come i concetti teorici illustrati nei capitoli precedenti vengano effettivamente messi in pratica in un'azienda multinazionale, leader nel settore dei beni di consumo e più volte riconosciuta come *benchmark* per il funzionamento della sua *supply chain* (Gartner, 2019)⁴.

Il capitolo inizierà quindi con una breve introduzione generale sull'azienda cui seguirà un approfondimento specifico sul suo modello organizzativo europeo, necessario per poi comprendere come le previsioni di mercato di paesi distinti tra loro possano essere integrate in un'unica *supply chain* globale.

⁴ Gartner, società di consulenza leader del settore, redige ogni anno la classifica delle migliori aziende al mondo per risultati ed efficienza delle proprie *supply chain*. Nel 2019 P&G è stata confermata, per il quinto anno consecutivo, nella categoria *Master*, insieme a Apple, Amazon, McDonald e Unilever. Un gruppo a parte riservato a quelle aziende che rappresentano un primato indiscusso diventando *benchmark* per il settore.

Si entrerà quindi nel dettaglio di come vengono catturati e gestiti gli input del mercato necessari alla costruzione e all'aggiornamento del *forecast* e a quali sistemi si utilizzino.

Dopo un'introduzione alle misure utilizzate per la verifica dell'accuratezza del *forecast*, si mostreranno i principali risultati e le analisi svolte dal candidato per comprendere le maggiori cause di inaccuratezza. Nella parte finale si presenteranno quindi i processi proposti ed implementati dal candidato per la loro correzione.

Alcuni dettagli e alcuni valori numerici verranno omessi dalla trattazione, o generalizzati quando possibile, per ragioni di riservatezza aziendale.

6.2. La storia. P&G in Italia e nel Mondo

Procter & Gamble vede le sue origini nel 1837, posizionandola quindi tra le aziende più longeve al mondo. Nacque a Cincinnati, Ohio, dall'incontro tra Williman Procter, emigrato inglese e produttore di candele e James Gamble, emigrato irlandese e apprendista produttore di saponi. Trovandosi entrambi a contrattare per alcune materie prime in comune, decisero di unire le proprie forze fondando la *Procter & Gamble Company*.

Già dai primi anni la ricerca e l'innovazione erano alla base dei prodotti da loro venduti. Nel 1879, grazie alla formulazione di un nuovo sapone caratterizzato dal basso costo di produzione, altissima qualità e dalla caratteristica unica del galleggiamento, venne lanciato *Ivory*, il primo *brand* iconico della storia dell'azienda (nonché il primo della storia del *marketing* moderno).

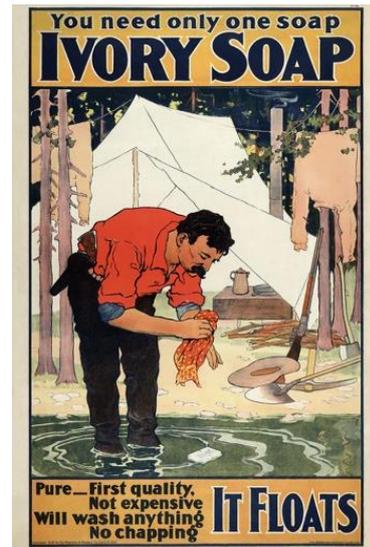


Figura 8 La prima saponetta Ivory e il suo primo poster pubblicitario

Lo sviluppo di P&G è quindi stato inarrestabile. Mantenendo salde le proprie radici su innovazione continua, prodotti di qualità superiore e *marketing* all'avanguardia, l'azienda è cresciuta sia geograficamente (P&G opera oggi in 70 paesi al mondo, con più di 5 miliardi di consumatori) che ampliando la propria offerta verso categorie di prodotto molto diverse tra loro.

Dopo aver raggiunto i quasi 200 brand diversi, a partire dal 2014/2015 è stata messa in atto una nuova strategia volta alla focalizzazione solo su quei brand "chiave" per le competenze e i profitti. Attraverso vendite, consolidamenti e cessioni P&G ha quindi ridotto le proprie dimensioni andandosi a focalizzare su circa 60/70 brand che, a livello mondiale, rappresentavano più del 90% del profitto.

La P&G di oggi, che nell'anno fiscale 2018/2019 ha fatturato globalmente 68 miliardi di dollari e impiega circa 90000 persone, è quindi divisa in 5 macro-settori, definiti SBU (*Sector Business Units*):

- Cura della Casa e dei Tessuti (*Fabric and Home Care*)
- Igiene Orale e Cura della Salute Personale (*Health Care*)
- Rasatura (*Grooming*)

- Cura della Bellezza (*Beauty Care*)
- Cura dei Bambini e della Donna (*Baby and Feminine Care*)
- Cura della Famiglia (*Family Care*)

In Figura 9 sono schematizzati i principali brand appartenenti ai diversi settori.



Figura 9 Macrosettori e Principali Brand P&G (2019)

- in grassetto sono evidenziati i brand commercializzati in Italia

- i brand contrassegnati con * sono presenti in Italia ma distribuiti attraverso una Joint Venture

P&G è in Italia dal 1956 e, ad oggi, commercializza prodotti appartenenti a 4 dei 6 *Sector Business Units* prima enunciati.

Cura della Famiglia non è infatti presente in Europa mentre, Cura dei Bambini e della Donna, nel nostro paese è distribuita attraverso *Fater*, una *joint venture* paritetica tra P&G e Gruppo Angelini che, solo per l'Italia, gestisce i brand P&G *Pampers, Ace, Tampax e Always*.

In Italia sono attive tre sedi:

- Roma. È l'headquarter per le attività commerciali, di *marketing* e logistica rivolte al mercato di Italia, Spagna e Portogallo (con sedi satellite a Lisbona e Madrid). È qui che ha sede il reparto di *Market Planning*, oggetto del tirocinio ora trattato;
- Gattatico (Reggio Emilia). Stabilimento produttivo per i detersivi liquidi volti alla pulizia delle superfici dure della casa. Qui vengono prodotti Viakal e Mastrolindo (e brand similari) per tutti i mercati europei;
- Pomezia (Roma). Stabilimento produttivo per i detersivi liquidi per il bucato. Qui viene prodotto il Dash, marchio storico in Italia, e detersivi simili poi esportati in altri paesi.

6.3. La funzione *Product Supply* e il *forecasting* in P&G

In qualità di tirocinante il candidato era inserito all'interno della funzione aziendale *PS, Product Supply*.

PS è la funzione che ingloba tutte le attività necessarie a "rendere il prodotto disponibile sugli scaffali dei clienti" e rappresenta quindi la *Supply Chain* nella sua più ampia concezione.

Le principali sotto-funzioni inglobate nel PS sono quindi:

- *Purchasing*: responsabile di trattare con i fornitori di materie prime, semilavorati e servizi necessari alla produzione
- *Manufacturing*: comprende tutti gli stabilimenti produttivi, risultando quindi il gruppo più numeroso come numero di dipendenti
- *Supply Network Operations*: questo macro-gruppo racchiude tutti quei ruoli volti alla gestione della *supply chain* e al servizio verso il mercato.

È al suo interno che il tirocinio ha avuto luogo ed è a sua volta diviso in sotto-funzioni:

- *Business Planning*: responsabile, per ogni categoria e a livello regionale (Europeo), della pianificazione aggregata di medio-lungo periodo;
- *Market Planning, Demand Planning, Supply Planning, Initiative Planning*: funzioni di planning volte alla stima della domanda, alla conseguente stima di produzioni e acquisti di materie prime e alla pianificazione e gestione di nuovi lanci. Vedremo in maggior dettaglio nel paragrafo seguente come queste funzioni differiscono e collaborano tra loro;
- *Transportation & Warehousing*: funzioni di pianificazione, organizzazione e gestione operativa della rete distributiva – sia tra siti P&G – che verso i clienti finali
- *Customization*: responsabile dello studio e della produzione di materiali di visibilità *ad hoc* per mercato/cliente per la promozione di specifici prodotti (display espositivi, multipacchi promozionali etc.)
- *Customer Service & Order Management*: all'interno di ogni mercato, responsabile delle relazioni giornaliere con i clienti per tematiche di servizio logistico, reclami e fatturazione

- *Customer Logistics*: funzione del mondo PS che lavora, a stretto contatto con la forza vendite, insieme ai clienti per trovare le migliori soluzioni logistiche per entrambe le parti

Visto quindi, in termini generali, come sono suddivise le attività del mondo *Product Supply* e più specificatamente *Supply Network Operations* in P&G, vediamo più nel dettaglio quali sono i gruppi e le funzioni coinvolte nel processo di previsione della domanda.

Dall'introduzione risulta chiaro come P&G sia un'azienda dalla struttura molto complessa: diversi mercati, ognuno caratterizzato dalle proprie specificità, che commercializzano prodotti appartenenti a categorie diverse, ognuna con la propria supply chain, ma spesso caratterizzate da produzioni centralizzate per tipologia di prodotto.

Fino a qualche anno fa tutte le attività di pianificazione/previsione erano decentralizzate e localizzate vicino ai mercati serviti o agli stabilimenti di produzione.

Semplificando al massimo, ogni mercato aveva il proprio dipartimento di *Demand Planning* responsabile di stimare, in tutte le sue componenti, le previsioni di vendita di ogni prodotto. Il *forecast* dei diversi mercati veniva quindi utilizzato dai diversi reparti di *Supply Planning*, siti all'interno degli stabilimenti produttivi, per la pianificazione delle linee produttive e dei livelli di inventario di ogni prodotto.

Oggi non è più così. Nei capitoli precedenti si sono visti i principali metodi per la stima della domanda che, seppur diversi uno dall'altro e applicabili a casi diversi a seconda della complessità, dei dati e degli strumenti a disposizione e dell'accuratezza richiesta, sono per lo più basati su dati storici e calcoli statistici.

D'altro canto, le nuove tecnologie, rendono la condivisione di dati, informazioni e comunicazioni molto facile, indipendentemente dalla distanza fisica degli attori coinvolti.

Con queste basi si è creato un unico centro di pianificazione, comune per tutte le categorie di prodotto e per tutti i mercati europei, chiamato *Planning Service Center (PSC)*, con sede a Varsavia. All'interno del PSC, tra le altre responsabilità, sono state integrate tutte le funzioni di *Supply Planning* (ogni linea produttiva, di ogni stabilimento europeo, viene ora pianificata da Varsavia) e il grosso delle funzioni di *Demand Planning*.

Se è stato però possibile integrare completamente le funzioni di *Supply* (oggi, nella pianificazione della produzione di uno stabilimento, è effettivamente indifferente dove si trova il "pianificatore", garantito che abbia accesso a tutte le informazioni necessarie), per *Demand* non vale lo stesso principio.

In un mercato dinamico come quello dei beni di consumo oggi, i dati storici e le leggi statistiche possono rappresentare un elemento importante, ma non possono essere l'unico alla base del *forecast*.

I piani di *marketing*, le attività promozionali proprie o della concorrenza, i trend di mercato, il modo in cui vengono introdotti nuovi prodotti sul mercato possono influenzare in maniera sostanziale la domanda.

Su questa base si fonda il dipartimento di *Market Planning*. Il *Market Planning* ha sede in ogni mercato e, per ogni categoria, rappresenta l'anello di congiunzione tra il mondo commerciale (*Sales, Marketing*) e il mondo della *supply chain* (*Planning Service Center* di Varsavia).

Ha quindi il compito di raccogliere, vedremo come, tutti quegli input che non si potrebbero ottenere dalla sola analisi statistica, valutarne l'attendibilità e condividerli in maniera strutturata con il gruppo di *Demand Planning* di Varsavia in modo che possano venir considerati, in aggiunta alla base statistica, per ottenere il *forecast* finale.

Questi elementi vengono definiti *Business Intelligence* e, principalmente, possono essere raggruppati in 2 macro-aree:

- **Promozioni:** le attività promozionali, studiate e implementate dal reparto vendite insieme ai clienti, possono condizionare in maniera sostanziale la domanda. La categoria dei beni di consumo (FMCG) è infatti guidata in maniera sostanziale dalle offerte (il consumatore è spinto a comprare di più o di meno, una variante piuttosto che un'altra, o addirittura a cambiare prodotto/brand a seconda della migliore offerta che trova nel punto vendita) e queste non vengono ripetute in maniera uguale o prevedibile tutti gli anni.

Una promozione potrebbe quindi fare aumentare in maniera sostanziale la domanda di un determinato prodotto in un certo periodo, andando potenzialmente a ridurre quella di una variante alternativa oppure quella dello stesso prodotto ma in un periodo successivo.

- **Iniziative:** con il termine iniziative, in P&G, ci si riferisce a tutti i lanci di nuovi prodotti. Questi variano dai più grossi (nuovo prodotto o nuova categoria immessa nel mercato) ai più semplici (cambio nome/codice a barre di un prodotto esistente in seguito, ad esempio, ad un'innovazione nella formula) ma, in tutti i casi, hanno un grosso impatto sul forecast. Il momento in cui il nuovo prodotto verrà presentato ai clienti, il tempo previsto affinché tutti lo ordinino e si crei il primo inventario, eventuali attività promozionali legate al lancio, l'accettazione del nuovo prodotto da parte dei consumatori sono elementi che solo chi è veramente coinvolto nelle dinamiche del mercato può stimare.

Rientrano in questa categoria anche i casi di *listing* (inserimento nel proprio assortimento) e *delisting* (cancellazione dal proprio assortimento) di un determinato prodotto – di per sé già lanciato – da parte di un determinato cliente.

Risulta ora evidente come gli elementi sopra descritti non potrebbero scaturire da un'analisi statistica di dati passati o di trend di mercato generali, qualunque sia la metodologia implementata, e che un *team di planning* coinvolto nelle dinamiche commerciali sia necessario affinché tutti gli aspetti siano presi in considerazione nella costruzione del *forecast* finale.

Riassumendo, definiamo *Business Intelligence*, o *BI*, quegli elementi specifici necessari alla costruzione di un *forecast* il più accurato possibile, che derivano da una conoscenza approfondita del mercato e delle sue dinamiche, di corto e lungo periodo.

Il *forecast* finale è quindi il risultato dell'unione, analizzata e gestita dal gruppo di *Demand Planning* di Varsavia, tra *forecast* statistico e *business intelligence*. Come illustrato nel capitolo 3, questo è un chiaro esempio di come tecniche qualitative e quantitative possano convivere e completarsi al fine di ottenere un *forecast* accurato. In questo caso specifico, la *business intelligence* ha natura più qualitativa, mentre il *forecast* statistico ha ovviamente fondamento più quantitativo.

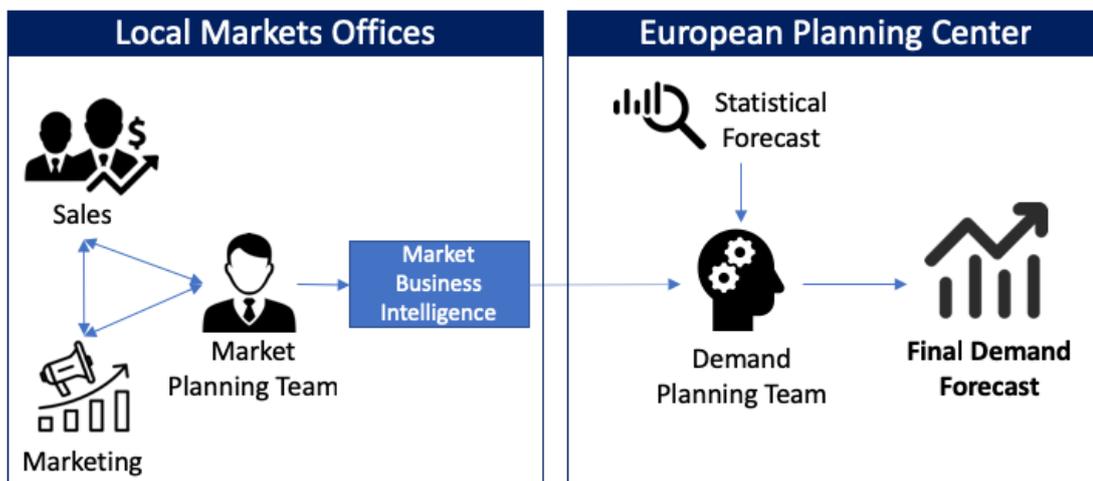


Figura 10 Relazioni tra i mercati ed il Planning Center centrale per la creazione del forecast

È quindi responsabilità del *Market Planning* locale ottenere le informazioni necessarie alla costruzione dei dati di *business intelligence*, valutarne l'attendibilità e filtrarne solo quelli rilevanti, e condividerle in maniera strutturata e attraverso i sistemi standard con il *Demand Planning* centrale.

Se sono effettivamente molto strutturati, e quindi uguali per ogni mercato/categoria, i processi ed i sistemi utilizzati a Varsavia, lo stesso non si può dire, e non potrebbe essere, per i mercati locali.

Questi, in Europa, sono infatti estremamente diversi tra loro, con dinamiche fortemente peculiari, e un sistema perfetto in un paese potrebbe non funzionare in un altro.

Si considerino i grafici in Figura 11, che mostrano la ripartizione per cliente dell'80% delle vendite annuali P&G in Italia e Regno Unito (dati 2018/2019, in valore relativo per ragioni di riservatezza). È evidente l'enorme frammentazione del mercato italiano, storicamente caratterizzato da moltissimi gruppi e cooperative, dove sono necessari 57 clienti per raggiungere l'80% del volume, rispetto a quello Inglese dove ne sono sufficienti 14.

6.4. Processo di gestione del *forecast* promozionale in Italia

In Italia le stime promozionali vengono condivise dai venditori responsabili di ogni cliente, o direttamente (principalmente per le attività locali) oppure attraverso il *manager* di riferimento per la categoria di prodotto e gruppo di clienti, che si occupa di collezionare le previsioni delle diverse aree e condividere il *forecast* finale in caso di promozioni grosse a livello interregionale o nazionale. Chiunque sia il responsabile della condivisione della stima, questa viene inserita in un software, che d'ora in avanti per ragioni di riservatezza definiremo Sys_1, che ha un duplice scopo:

- L'apertura degli sconti, affinché – nel periodo della promozione – agli ordini dello specifico clienti vengano applicate le condizioni commerciali concordate
- La condivisione delle stime con il *Market Planning*

Come prima descritto, è quindi responsabilità del *Market Planning* l'analisi di queste stime, per valutarne ragionevolezza e rilevanza, e la loro condivisione con il *Planning Service Center* mediante la creazione di una *DA, Detailed Assumption*. Nei paragrafi seguenti verranno descritti più nel dettaglio i sistemi coinvolti ed il processo utilizzato.

6.4.1. Sistemi e logiche utilizzate

6.4.1.1. Sys_1: software per la condivisione delle stime

Pur senza entrare nei dettagli tecnici, una breve panoramica del funzionamento di Sys_1, volta a descrivere quali sono i dati disponibili nel software e come questi possano essere letti, è utile per una miglior comprensione dei passaggi successivi. L'interfaccia del sistema è *web-based*, rendendolo quindi facilmente accessibile attraverso PC o Tablet dal team commerciale.

Il sistema è in realtà molto semplice e, per ogni promozione, richiede che vengano specificati:

- Il Cliente
- Il periodo promozionale, inteso come date di *Sell-In* (periodo in cui il cliente può ordinare prodotto da P&G con la scontistica accordata per la specifica promozione) e di *Sell-Out* (periodo di promozione nel punto vendita per i consumatori finali)
- Il Nome della Promozione

Definiti quindi i valori caratterizzanti l'attività, viene richiesto di indicare le famiglie di prodotto o, qualora disponibili, i codici specifici ed il corrispondente volume atteso.

In Figura 12 è mostrata l'interfaccia del sistema (semplificata per motivi riservatezza) con una promozione a titolo di esempio. In questo caso è riportata una stima per due famiglie di prodotto (in diverse unità di misura) e per un codice specifico.

SYS_1: Vedi Promozione			
Nome Promozione:	PROMO 1		
Cliente:	Cliente 1		
Periodo di Sell-In:	10/10/2018 - 20/10/2018		
Periodo di Sell-Out:	24/10/2018 - 8/11/2018		
Famiglia o codice	Descrizione	Stima Unità	Stima SU
Famiglia 1	Prodotti per la pulizia		2000
Famiglia 2	Prodotti per l'igiene	1000	
4654	Espositore di dentifrici	550	

Figura 12 Interfaccia di Sys_1 per l'inserimento di una promozione

Giornalmente, ogni *Planner* utilizza un report Excel con tutte le promozioni inserite in Sys_1 relative alla sua categoria e una specifica colonna che evidenzia le variazioni di volume rispetto all'ultimo report consultato. In questo modo può facilmente individuare le nuove promozioni o eventuali modifiche ad attività già analizzate in passato.

Risulta evidente come questo software non sia altro che uno strumento strutturato per il passaggio delle informazioni tra il *Sales* e il *Market Planning*. Affinché i dati possano essere verificati e trasformati in un effettivo *input* a livello di codice prodotto e settimana da inserire in una DA, sono necessarie successive elaborazioni.

Queste, da circa 12 mesi, vengono svolte con l'ausilio di un nuovo *software* ideato dal team di Market Planning Italiano, denominato Gate.

6.4.1.2. Gate Tool

Gate è lo strumento ora utilizzato dai *planner* in Italia per la conversione delle stime ricevute tramite Sys_1 in *input* dettagliati da condividere con il *Planning Service Center*.

Fino al 2018 questo *software* non esisteva e tutte le elaborazioni necessarie venivano svolte manualmente.

Il sistema è stato implementato poche settimane prima dell'inizio del tirocinio e, come sarà descritto in seguito, il suo mantenimento, così come l'ideazione e l'implementazione di nuove funzioni, in collaborazione con un fornitore esterno responsabile della programmazione, è stata parte integrante del progetto di stage.

Le funzionalità principali di Gate sono le seguenti:

1. Lettura del report Excel di Sys_1, contenente le stime promozionali condivise da *Sales*.
2. Conversione di tutte le stime in un'unità di misura comune, detta SU⁵
3. Analisi delle vendite storiche del cliente, per ripartire le stime ricevute a livello di famiglia sui codici effettivamente acquistati, in base al loro peso relativo
4. Ripartizione del volume stimato su più settimane, sulla base della ripartizione storica rispetto alla data di *sell-out* delle precedenti promozioni
5. Valutazione della rilevanza della stima, mediante il confronto del volume ottenuto, per codice e settimana, con il *forecast* già presente nel sistema.
6. Generazione di un file che può essere direttamente importato in Sys_2, per la creazione della DA.

La penultima funzione in ordine logico, cioè la valutazione della rilevanza della stima, è quella cui è dovuto il nome *Gate*. Gate includerà infatti nell'input per

⁵ SU, abbreviazione di *Statistical Unit*: unità di misura adimensionale utilizzata per confrontare volumi di prodotti diversi. Ogni prodotto ha un fattore di conversione pezzi fisici/SU determinato sulla base della sua tipologia e di altri specifici criteri.

Sys_2 solo quei volumi, per codice e settimana, che hanno superato una soglia di rilevanza, definita come il 40% del *forecast* non consumato.

Forecast non consumato

$$= \frac{TotalFcst_{Code}}{week} - \frac{Other DAs_{Code}}{week} - Promo\ volume\ previously\ rejected_{Code/Week}$$

Il *forecast non consumato* indica quindi il volume presente a sistema ma non dovuto ad input promozionali, siano questi stati in precedenza assegnati (che avevano cioè superato la soglia) o rigettati (ritenuti sotto soglia durante la precedente elaborazione) da Gate.

I passaggi precedenti (1-4) sono invece volti all'automazione di tutte quelle attività (analisi dati, confronti, ricerca informazioni) per la definizione di un volume previsto per ogni codice prodotto e settimana.

Con riferimento alla stessa promozione utilizzata per la descrizione di Sys_1, la Tabella 15 mostra un estratto dell'elaborazione effettuata da Gate.

ID	Codice	Quantità	SU/Unità di vendita	Quantità SU	Cancellato	Assegnato	Week-2	Week -1	Sellout	Week +1
Famiglia 1	Famiglia 1	2000		2000	40	1958				
ID_1	111	708		708	14	694	49%	49%	1%	1%
ID_2	112	508		508	10	498	49%	49%	1%	1%
ID_3	115	783		783	16	766	49%	49%	1%	1%
Famiglia 2	Famiglia 2	1000	UDV		747					
ID_4	134			3	3		30%	30%	30%	1%
ID_5	567			160	160		30%	30%	30%	1%
ID_6	678			585	585		30%	30%	30%	1%
ID_9	4654	550	UDV	10062		10062	49%	49%	1%	1%

Tabella 15 Estratto del risultato dell'elaborazione di Gate relativa ad una promozione

Le righe in giallo corrispondono a stime ricevute a livello di famiglia (passaggio 1). Le righe in grigio mostrano la ripartizione della stima sui codici normalmente acquistati dal cliente e corrispondenti a quella determinata famiglia (passaggio 3), e tutti i volumi vengono mostrati in SU (passaggio 2).

Le ultime 4 colonne indicano come la stima di ogni codice verrà ripartita sulle 4 settimane intorno al *Sell-Out* (passaggio 4).

Per ogni settimana il sistema valuta quindi la rilevanza della previsione attraverso il criterio prima descritto (passaggio 5). La somma delle previsioni di ogni settimana/codice giudicate rilevanti costituiscono il volume "assegnato", mentre quelle scartate compongono il volume "cancellato".

Nell'esempio specifico vediamo come la stima della famiglia "1" e dello specifico codice "ID_9" siano state riflesse in *forecast* quasi internamente. La stima relativa alla famiglia dei "2" è stata invece completamente scartata essendo giudicata "irrilevante".

Il volume definito "cancellato" non verrà inserito nella DA ma verrà comunque salvato nel database in modo da essere utilizzato nel calcolo del *Forecast non consumato* per le successive elaborazioni.

6.4.1.3. Sys_2: software per la condivisione della BI

Come già illustrato più volte, Sys_2 è il *software* P&G con cui tutti i paesi condividono le informazioni di *Business Intelligence* con il *Planning Service Center*. La sua interfaccia principale è *web-based* ma è anche possibile creare una DA importando uno specifico file Excel. Attraverso questa funzionalità il risultato dell'elaborazione di Gate può essere velocemente trasformato in una DA in Sys_2.

Il sistema, ma questa parte viene gestita esclusivamente dal *Planning Service Center* di Varsavia, è poi interfacciato con SAP, in modo che il *Demand Planner*, se lo ritiene corretto e dopo aver apportato eventuali aggiustamenti, possa riflettere direttamente gli input ricevuti dai vari mercati nel *forecast* finale.

I dati presenti in Sys_2 sono quelli alla base di tutte le misure di *Forecast Accuracy* che verranno descritte nei paragrafi successivi.

6.5. Misure di forecast *accuracy* e di errore utilizzate in P&G

Come illustrato nel precedente paragrafo 6.3, le organizzazioni logistico-commerciali dei diversi paesi europei (o SMO), sono responsabili di contribuire alla costruzione del *forecast* di vendita, per quanto concerne i volumi promozionali. Queste informazioni, al pari di quelle relative alle promozioni delle cosiddette iniziative (lanci di nuovi prodotti, innovazione dei prodotti attuali etc.), costituiscono quella che in P&G è definita *Business Intelligence* (o *BI*). Al fine di monitorare l'andamento delle promozioni rispetto al volume stimato, con il duplice scopo di agire sia dal lato commerciale che dal lato operativo (di *supply chain*) in caso di deviazioni, sia in eccesso che in difetto, sono state implementate delle misure di errore definite *BI Accuracy Measures*.

Nei seguenti paragrafi verranno illustrate la logica ed il funzionamento delle principali misure di accuratezza delle stime che vengono tracciate, monitorate e analizzate in P&G.

Al fine di permettere un'adeguata comprensione di quanto verrà spiegato, è necessaria una premessa riguardante la metodologia ed il livello di dettaglio con cui i diversi paesi condividono le proprie stime, in particolare quelle relative alle promozioni commerciali.

Un'attività promozionale, per sua definizione, viene realizzata da uno o più specifici clienti. Questi, soprattutto in un paese come l'Italia caratterizzato da una grandissima frammentazione (si veda il paragrafo 6.3), possono essere aggregati in gruppi più grandi, definiti *Golden Customer*.

Il primo livello di aggregazione necessario per la stima di una promozione è quindi il cliente, o *Golden Customer*, che acquisterà i prodotti per la vendita promozionale.

Il secondo livello di dettaglio è invece rappresentato dai prodotti. Sebbene anche questi possano essere raggruppati in famiglie, il *forecast* promozionale è sempre condiviso a livello di singolo GTIN (o codice a barre). Questo livello di dettaglio può coincidere con quello della stima inizialmente ricevuta dal gruppo vendite o può invece derivare dall'esplosione di una stima iniziale ad un livello di aggregazione più elevato, in base ai volumi relativi storicamente acquistati dallo specifico cliente.

Il terzo livello di dettaglio di una stima promozionale è il tempo, espresso in volume atteso per settimana.

Queste stime, raccolte, studiate e lavorate dal team di *Market Planning*, vengono condivise con il *Planning Service Center* di Varsavia, attraverso il *software* aziendale denominato Sys_2.

Ogni input promozionale viene definito infatti *Detailed Assumption* (o DA).

Tipologie di Misure

Le misure di accuratezza, come ogni KPI (*Key Performance Indicator*) in P&G, si dividono in *Output Measure* e *In-Process Measures*.

- Output measures: misurano il risultato di un processo, così come percepito all'esterno.
- In-Process measures: misurano elementi propedeutici al raggiungimento del risultato finale (misurato dalle *Output measures*), e possono essere utili per individuare in anticipo possibili cause di deviazione.

Orizzonte di Previsione

Ogni misura di accuratezza, con logiche differenti, confronta i dati effettivi di vendita con le previsioni relative allo stesso periodo. Considerato però che le previsioni possono essere riviste più volte avvicinandosi alla data – o periodo –

cui si riferiscono, ogni misura dovrà anche specificare verso quale stima vengono confrontati i dati reali.

Con riferimento ai volumi promozionali, le principali misure vengono valutate rispetto alla stima inserita nei sistemi qualche settimana prima rispetto alla data di spedizione. Verranno in questa sede definite misure “*A medio termine*”.

Per permettere di effettuare analisi più accurate in determinati casi, vengono anche tracciate misure di accuratezza a “*A breve termine*” e a “*A lungo termine*” ossia considerando i dati di input inseriti nei sistemi rispettivamente poco e molto tempo prima rispetto al momento della misurazione.

Si consideri che durante la trattazione non si dettaglierà il significato di “*breve termine*”, “*medio termine*” e “*lungo termine*” per ragioni di riservatezza.

6.5.1. Output Measures

Weekly DA Accuracy a medio termine

Indicatore settimanale che misura lo scostamento tra il *forecast* previsto (DA) e gli *shipments* che si sono realizzati (SH) sui codici (GTIN) stimati, per ogni *Detailed Assumption*.

In questo caso, essendo la misura ufficiale, la versione del *forecast* considerata è quella inserita nei sistemi qualche settimana prima della settimana presa in esame e gli *shipments* riguardano tutti e solo i codici che erano stati stimati a quel tempo.

Questo significa che se un determinato cliente, nel periodo di una determinata promozione, acquista prodotti diversi da quelli per cui era presente una stima, i relativi volumi non verranno considerati al fine del calcolo dell'accuratezza.

Allo stesso modo, per ogni prodotto – o GTIN – verranno conteggiati solo i volumi che si sono realizzati nelle settimane in cui era presente una stima.

$$DA\ Accuracy_{medio\ termine} = SH/FCST_{mediotermines}$$

La misura è considerata “a target” tra l’80% e il 120%. Ovviamente, sotto l’80% significa che vi è stato un *undershipment* (o che il *forecast* è stato *overstimato*), mentre sopra il 120% che si è verificato *overshipment* (o *underestimated forecast*).

Un esempio di calcolo di *Da Accuracy* per il cliente “Cliente_1”, è mostrato in Tabella 16.

Golden Customer	Promo	GTIN	Anno.Sett.	SH	FCST	DA Acc.
Cliente_1	Sconti_estate	4103330031167	2019.29	346	480	72%
Cliente_1	Sconti_estate	4103330031155	2019.29	418	640	65%
Cliente_1	Sconti_estate	4103330031144	2019.29	207	0	/
Tot.				=346+418=764	=480+640=1120	=764/1120=68%

Tabella 16 Esempio di calcolo Weekly DA Accuracy a medio termine

Weekly Weighted Hit Rate a medio termine

Mentre la *DA Accuracy* va a misurare il risultato aggregato di ogni evento promozionale, il *Weighted Hit Rate* mira a valutare, all’interno di un determinato evento, l’accuratezza delle stime di ogni singolo codice (o GTIN).

Anche in questo caso la misura ufficiale utilizzata è la versione a *Medio termine*, riferita cioè alla stima inserita nei sistemi qualche settimana prima della settimana presa in esame e gli *shipments* riguardano solo i codici che erano stati stimati.

Il processo di calcolo di questa misura è il seguente:

1. Viene calcolata l’accuratezza per ogni GTIN

$$GTIN\ Accuracy_{a\ medio\ termine} = SH_{GTIN}/FCST_{mediotermines_{GTIN}}$$

2. Vengono sommate le stime solo di quei prodotti la cui *GTIN Accuracy* è compresa tra il 50% e il 150%

$$Forecast_{at\ target} = \sum_{50\% < GTINAcc < 150\%} FCST_{mediotermines_{GTIN}}$$

3. È quindi definito *Weighted Hit Rate* il rapporto tra la stima inizialmente condivisa su quei codici che si sono rivelati “a target”, rispetto alla stima totale dell’evento promozionale

$$Weighted\ Hit\ Rate_{mediotermines} = \frac{Forecast_{at\ target}}{FCST_{mediotermines}}$$

La misura viene considerata “a target” quando supera il 60%.

Un esempio di calcolo di *Weighted Hit Rate* è illustrato in Tabella 17.

Golden Customer	Promo	GTIN	Anno.Sett.	SH	FCST	Hit rate
Cliente_2	Cliente_2 ottobre	8001090523341	2019.28	5000	22000	=5000/22000=23%
Cliente_2	Cliente_2 ottobre	8001090531872	2019.28	18000	11000	=18000/11000=164%
Cliente_2	Cliente_2 ottobre	8001090531902	2019.28	7500	14000	=7500/14000=54%
Cliente_2	Cliente_2 ottobre	8001090531933	2019.28	18000	13500	=18000/12500=133%
Tot:				48500	60500	

WHR	=(14000+13500)/60500=45%
-----	--------------------------

Tabella 17 Esempio di calcolo Weekly Weighted Hit Rate a medio termine

6.5.1. In-Process Measures

Tra le *In-Process Measures* rientrano sia i corrispettivi delle *Output Measures* Weekly (DA Accuracy a medio termine e Weekly Weighted Hit Rate a medio termine), ma calcolate a breve e lungo, sia alcune misure che nascono direttamente come *In-process* al fine di permettere una rapida identificazione di eventuali *trend* di deriva che potrebbero tradursi in risultati negativi nelle misure *Output*.

Tra queste citeremo il *Numero di Duplicati*, la *Total DA Size* e il *Numero di DA senza shipment*.

Numero di Duplicati

Più che una vera misura, il *Numero di Duplicati* è un indicatore che viene utilizzato per segnalare possibili inesattezze nelle altre misure. Si ha un caso di duplicati se più DA contengono una stima di volume riferita a:

- Stesso Golden Customer;
- Stessa settimana;
- Stesso GTIN/Prodotto.

Questo può verificarsi sia in casi di errore (la stessa stima promozionale è stata inserita più di una volta) sia qualora si accavallino diverse promozioni riferite allo stesso *Golden Customer*. È un caso che, con la complessa organizzazione dei clienti in Italia, può effettivamente verificarsi. Riferendosi all'esempio del Golden Customer 5, qualora ci siano due cooperative che svolgono diverse attività promozionali che si sovrappongono per un periodo e condividono uno o più prodotti, questo può dare origine ad un caso di duplicati.

Un esempio di promozioni che potrebbero dare origine ad un caso di "DA duplicate" è rappresentato in Tabella 18.

Nome Promo	Cliente	Golden Customer	Data di Sellout	Prodotto	Forecast Wk1	Forecast Wk 2	Forecast Wk 3	Forecast Wk 4
Volantino soci	Cliente_1	Golden Customer_5	29/07/2019	A	10	20	15	5
Volantino soci	Cliente_1	Golden Customer_5	29/07/2019	B	5	7	7	2
Volantino soci	Cliente_1	Golden Customer_5	29/07/2019	C	30	20	10	10
Sconti ABC	Cliente_2	Golden Customer_5	12/8/2019	F			5	20
Sconti ABC	Cliente_2	Golden Customer_5	12/8/2019	B				30

Tabella 18 Esempio di promozioni che potrebbero causare DA duplicate (prodotto B, settimana 32)

Due DA duplicate, riferite effettivamente a promozioni diverse, appurato che non si tratti di un errore, per quanto assolvano la loro funzione di trasmettere un *input* promozionale utile alla determinazione del *forecast*, determinano incongruenze nelle *in-process measures* e *output measures* di *Accuracy* prima descritte.

Per il calcolo delle *Accuracy* viene infatti confrontato il *forecast* di ogni *DA*, con il volume del rispettivo prodotto effettivamente spedito al corrispondente *Golden Customer* in quella settimana.

Il sistema non ha alcun modo di distinguere il volume spedito tra una promozione e l'altra. Questo significa che, in caso di duplicati, il volume spedito sarà confrontato con entrambe le *DA*, andando a falsare il risultato della misura. Tornando all'esempio mostrato in Tabella 18, qualora nella settimana 32 fossero state spediti 5 pezzi del prodotto B per la promozione "Volantino Soci" e 25 per la promozione "Sconti ABC", le misure di accuratezza confronterebbero un volume spedito di 30 unità con un *forecast* di 2, nel caso della prima promozione (indicando quindi un grosso *over-shipment*) e con un *forecast* di 30 per la seconda promozione (indicando quindi un'accuratezza del 100%, anche se la specifica attività aveva riportato un *under-shipment*).

Nei paragrafi seguenti vedremo come, durante il tirocinio, sono state applicate logiche correttive ad alcuni report per minimizzare questo problema.

Total DA Size

La misura, riferita a attività ormai terminate, viene usata per classificare le promozioni in 4 classi, a seconda del loro volume:

- DA con volume sotto 1 MSU;
- DA con volume compreso tra 1 e 5 MSU;
- DA con volume compreso tra 5 e 10 MSU;
- DA con volume superiore a 10 MSU;

Nel dettaglio, viene conteggiato il numero di *DA* appartenente ad ogni classe e viene calcolato il rapporto tra il volume delle *DA* di ogni gruppo e il volume totale. In questo modo è possibile individuare facilmente le promozioni più rilevanti e analizzare il trend (in termini di quantità ordinate) dei vari clienti.

Come esempio, riportiamo di seguito i dati del Cliente_10 riferito al mese di Giugno 2019.

Nel dettaglio, infatti:

Week	Golden Customer	DA name	FCAST
2019.23	Cliente_10	DA1	9.6
2019.25	Cliente_10	DA2	8.2
2019.25	Cliente_10	DA3	25.5
		Tot	43.3

Tabella 19 Total DA Size - Dati di esempio

- Week 23: c'è una sola DA (DA1), il cui forecast è di 9.6 MSU. Pertanto, la DA rientra ovviamente nella classe "5 to 10 MSU".
- Week 25: ci sono due DA; la prima (DA2) ha un forecast di 8.2 e rientra nel bucket "5 to 10 MSU", la seconda (DA3) invece fa parte della classe "Above 10 MSU", in quanto ha un volume previsto di 25.5 MSU.

Il volume totale delle due DA è di 33.7 MSU. Pertanto, il 24% ($8.2/33.7 = 24\%$) del volume totale è tra 5 e 10 MSU, e il 76% ($25.5/33.7 = 76\%$) sopra le 10 MSU.

Ipotizzando che per questo cliente e categoria si ottengano valori simili nelle settimane a seguire, si potrebbe affermare che il Cliente_10 è solito aprire a settimane alterne promozioni con volume compreso tra 5 e 10 MSU o superiore.

Numero di DA senza shipments per più di una settimana

La misura mostra il numero di promozioni che non hanno avuto ordini per più di una settimana, nonostante ci fosse un volume previsto. In questo modo queste casistiche "a rischio" possono essere monitorate facilmente e possono essere presi provvedimenti adeguati.

Per esempio, nel mese di luglio, per il Cliente_12 c'è stata una promozione che non ha avuto ordini per più di una settimana.

Infatti, nonostante ci fosse volume previsto, per la DA “Sconti Fortissimi”, non si sono realizzate consegne nelle settimane 24,25 e 26.

Week	Golden Customer	DA name	SH	FCAST
2019.24	Cliente_12	Sconti fortissimi	0	300
2019.25	Cliente_12	Sconti fortissimi	0	200
2019.26	Cliente_12	Sconti fortissimi	0	600

Tabella 20 Dati di esempio DA senza shipment

Numero di DA con 0 Shipments durante l'intera durata

Questa misura è un caso particolare della precedente “Numero di DA senza shipments per più di una settimana”. La differenza è che, in questo caso, la misura viene calcolata una volta che la promozione è terminate e serve ad indicare quei casi dove, nonostante ci fosse volume previsto, non è mai realizzato uno shipment durante l'intera vita della promozione.

L'attenta analisi di questa misura permette di evidenziare ex-post quelle casistiche dove l'accuratezza è stata nulla e di prendere, qualora necessario, provvedimenti adeguati (per esempio nel caso in cui ci siano molti casi ripetuti per la stessa combinazione di cliente/categoria).

Per citare un caso di esempio, andando ad analizzare approfonditamente un evento segnalato da questa misura si era rilevato come il cliente avesse già prodotto nei suoi magazzini in quantità sufficiente per svolgere la promozione ma questo non era stato tenuto in considerazione dal venditore.

6.6. Aree di intervento e stato dell'arte

Nel capitolo precedente sono state illustrate le varie misure di *forecast accuracy* che vengono tracciate regolarmente. Nello strutturare il processo di analisi e miglioramento si è focalizzata l'attenzione su quelle ritenute strategiche al fine di ottenere un miglioramento dell'accuratezza della previsione significativo e sostenuto nel tempo.

Si sono quindi selezionate le due *Output Measures*, indicatrici quindi dell'efficacia dell'intero processo, e un'ulteriore *In-Process* (la *Total DA Accuracy*) che permette di comprendere meglio i risultati delle prime due.

Le 3 misure che verranno attivamente discusse in seguito sono quindi:

1. Total DA Accuracy

Misura che confronta, a promozione terminata, la stima iniziale della promozione con gli *shipments* totali che si sono realizzati per i codici che erano stati stimati sin dal principio.

2. Weekly DA Accuracy a medio termine

Indicatore settimanale che misura, per ogni promozione, lo scostamento tra il *forecast* previsto qualche settimana prima rispetto alla settimana presa in esame e gli *shipments* che si sono realizzati sui codici stimati.

3. Weekly Weighted Hit Rate a medio termine

Misura che, al contrario delle altre sopra citate, non si focalizza sul risultato aggregato di ogni evento promozionale, ma sull'accuratezza di ogni singolo codice contenuto nella stima della promozione. Anche qui si fa riferimento alla previsione di qualche settimana settimane prima rispetto a quella presa in esame.

Le altre misure sono state utilizzate per effettuare analisi puntuali qualora fosse necessario approfondire specifici aspetti.

Il perchè della scelta

La *Total DA Accuracy* è stata scelta come misura da monitorare in quanto considera la visione d'insieme della DA in tutto il periodo in cui era attiva. Il suo valore indica la *performance* dell'intera promozione, senza considerare cosa succede nelle singole settimane o ai singoli codici stimati. Pertanto, analizzandola, si può capire facilmente il *macro problema* a causa del quale l'*accuracy* non è ottimale e concentrarsi su quello.

La *DA Accuracy* a medio termine è stata inserita nel cruscotto degli indicatori da controllare poichè, oltre ad essere la misura ufficiale a livello europeo, permette di analizzare le *Detailed Assumptions* in maniera più precisa rispetto alla Total DA. Consente infatti di capire cosa è accaduto durante ogni settimana della vita della promozione.

Il *Weekly Weighted Hit Rate*, invece, viene preso in considerazione poichè, data l'elevata granularità con cui viene calcolato, permette di concentrare l'attenzione su ciò che succede a livello di codice all'interno dell'evento promozionale.

In conclusione, queste tre misure insieme permettono di effettuare un'analisi completa e di analizzare i problemi per gradi, secondo un approccio *top-down*: dapprima si considera l'evento nella sua totalità, poi si passa allo *split* settimanale dell'intera promozione, e infine all'analisi dettagliata a livello di codice.

Il confronto tra *Total DA* e *Weekly DA Accuracy* è anche necessario per valutare tutti quei casi in cui problemi di indisponibilità del prodotto (dovuto ad un qualsiasi problema o ritardo lungo la *supply chain*) hanno richiesto uno spostamento forzato degli ordini rispetto a quanto inizialmente richiesto dal cliente.

La sola analisi della *Weekly DA Accuracy* potrebbe infatti evidenziare casi di *undershipment*, e avviare di conseguenza una conversazione con *Sales* e *Customer*

Logistics per identificarne le cause, quando invece il risultato negativo era dovuto a cause logistiche e non commerciali.

Ipotizzando quindi un mondo ideale con *un'accuracy* del 100% per tutte e tre queste misure si otterrebbe una situazione in cui:

- Le stime iniziali sono perfette e viene globalmente spedito al cliente quanto *forecastato* dal principio, senza ricadere in situazioni di *under* o *overshipments* (*Total DA Accuracy 100%*)
- Il *phasing* settimanale è accurato e pertanto ogni settimana viene spedito al cliente quanto previsto, permettendo quindi una corretta pianificazione della produzione, dei trasporti etc. (*DA Accuracy a medio termine 100%*)
- I codici richiesti dal cliente corrispondono a quelli stimati, sia in termini di codice prodotto che di volume (*Weekly Weighted Hit Rate a medio termine 100%*)

I risultati, prima dell'inizio delle analisi e dei miglioramenti, erano i seguenti:

	Target	Jul-18	Aug-18	Sep-18	Oct-18	Nov-18	Dec-18	Jan-19	Feb-19	Mar-19	Apr-19	May-19	Jun-19	Jul-19	Weighted Average Feb-Jul 19
Total DA Accuracy	80%-120%	NA	NA	70%	67%	68%	65%	77%	76%	80%	74%	71%	94%	62%	61%
Weekly DA Accuracy Medio termine	80%	82%	56%	63%	69%	65%	66%	69%	85%	69%	53%	78%	60%	65%	74%
Weekly Weighted Hit Rate Medio termine	60%	35%	32%	28%	29%	33%	40%	42%	44%	31%	35%	35%	31%	42%	35%

Tabella 21 Risultati Output Measures - Luglio 2018-Luglio2019

Come si può facilmente notare, tutte le misure considerate non raggiungevano il target per quasi la totalità dei mesi presi in esame.

Pertanto, è stato messo in piedi un processo strutturato, con l'obiettivo ultimo di migliorare le misure di *forecast accuracy* stabilite.

La definizione del processo è stata oggetto del tirocinio svolto dal candidato e i risultati verranno esposti nei paragrafi successivi.

6.7. Implementazione dei miglioramenti e risultati conseguiti

In P&G, per ogni processo “ricorrente”, vengono stabiliti i cosiddetti DMS (*Daily Management System*). All’interno di un DMS vengono stabilite chiaramente le attività da svolgere e le relative persone responsabili, le tempistiche e scadenze, i metodi e i sistemi da utilizzare.

Questa metodologia di lavoro, derivazione del *Lean manufacturing*, permette di tenere traccia delle attività e di assicurarsi che eventuali deviazioni vengano prontamente osservate e affrontate di conseguenza.

Durante il tirocinio è stato quindi definito un nuovo DMS di *BI Accuracy* che chiarisse e definisse il processo di monitoraggio dell’accuratezza delle promozioni.

A questo scopo sono state definite le attività necessarie, sviluppati alcuni sistemi informativi che le rendessero possibili e definito il relativo calendario giornaliero, settimanale e mensile.

Come visto precedentemente, tutti i giorni, i *demand planner* utilizzano il tool locale - *GATE* - per elaborare le promozioni nuove e inserirne il *forecast* nei sistemi. Col tempo, però, ci si è accorti della mancanza di uno strumento che permettesse di monitorare l’andamento delle promozioni già elaborate da *GATE* in maniera facile, veloce e quanto più automatica possibile.

Le analisi venivano svolte in maniera manuale dai singoli *planner* e solo in seguito a grosse deviazioni che venivano individuate, normalmente, o a causa di problemi di disponibilità prodotto o di segnalazioni di eccesso di stock.

Pertanto, durante il tirocinio, è stato sviluppato uno strumento che potesse aiutare i *demand planner* a risolvere questo problema: il *Promo Daily Tracking Report*, o DTR.

6.7.1. Promo Daily Tracking Report

Il *Promo Daily Tracking Report* consente di monitorare l'andamento delle promozioni sia a livello aggregato di totale *Detailed Assumption*, che a livello più dettagliato di singolo codice.

Il DTR è stato pensato e sviluppato con l'obiettivo di fornire ai *demand planner* un unico strumento che contenesse tutte le informazioni utili ad individuare gli scostamenti rilevanti e ad effettuarne l'analisi, eliminando o minimizzando la necessità di ricercare dati e informazioni all'interno di altri sistemi.

È stato quindi ideato e creato un flusso Knime, software di manipolazione dei dati presentato nel Capitolo 5 della tesi, che aggregasse tutti i dati utili provenienti da diversi sistemi informativi.

Le fonti da cui derivano i dati di input sono:

- Un tool europeo (*Europe Demand Database*), da cui si estraggono le informazioni circa il *forecast* inserito nelle DA e gli *shipments* delle promozioni in esame. L'orizzonte temporale dei dati copre un periodo di 11 settimane (da -5 settimane rispetto alla settimana corrente a +6)
- Il *Sys_1* (già presentato nel paragrafo 6.4.1.1) da cui derivano le stime iniziali delle promozioni, comunicate dalla forza vendite
- *GATE*, per la verifica dei risultati della sua elaborazione, in particolare relativi a quanto volume fosse stato assegnato e quanto cancellato rispetto alla stima di *Sys_2*.
- *SAP*, per la consultazione del *masterdata* dei prodotti e dei clienti oggetto delle promozioni (codici, descrizioni...)

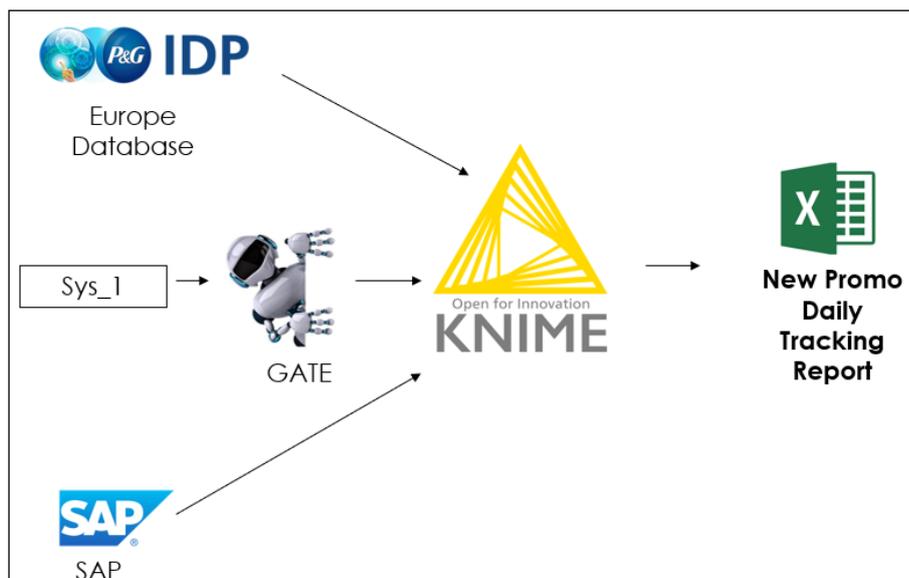


Figura 13 Fonti di Input del Daily Tracking Report

Il *Daily Tracking Report* prende la forma di un file Excel, automaticamente aggiornato tutti i giorni.

Le informazioni contenute nel *Promo Daily Tracking Report* sono:

Informazioni generiche circa le promozioni: categoria, *Golden Customer*, nome della promozione, codice e descrizione del prodotto, date di *Sell-in* e *Sell-out*..

Categoria	Golden Customer	Da Status	Nome DA	Codice	Descrizione Prodotto	Inizio Sell-in	Fine Sell-in	Sell-out
Cura Casa	Golden Customer_1	Active	Promoestate	111	Descr_1	07.10.2019	25.10.2019	17.10.2019
Bucato	Golden Customer_2	Rejected	PrezziBassi	456	Descr_2	04.10.2019	31.10.2019	15.10.2019
Igiene Orale	Golden Customer_3	Non elaborato	GrandiMArche	624	Descr_3	01.10.2019	21.20.2019	10.10.2019
Elettrodomestici	Golden Customer_4	Expired	PromoTV	689	Descr_4	01.08.2019	27.08.2019	13.08.2019
Rasatura	Golden Customer_5	Non caricata	ScontoScuola	346	Descr_5	29.09.2019	18.10.2019	12.10.2019

Tabella 22 Informazioni generiche DTR

La colonna “DA Status” indica lo status di quella particolare promozione all’interno dei sistemi. È una colonna importante nell’analisi in quanto permette di intercettare in anticipo eventuali problemi che potrebbero essere intercorsi durante le precedenti fasi di elaborazione e caricamento in Sys_2 della stima.

In particolare, gli stati possibili sono:

- *Active*: significa che la promozione è correttamente visibile nei sistemi;
- *Expired*: si riferisce a una promozione che è ormai conclusa;
- *Rejected*: indica che il volume promozionale relativo al codice in esame è stato interamente rigettato da GATE poichè giudicato non rilevante; quest'informazione viene comunicata per completezza, ma non consiste in una casistica in cui i *planner* debbano intervenire e correggere l'errore;

Negli ultimi due casi, invece, lo status indica che si è verificato un errore e che quindi gli utenti devono investigare la casistica al fine di correggerla.

In particolare:

- *Non caricata*: caso in cui la promozione è stata correttamente elaborata da GATE, ma poi non viene trovata in Sys_2; potrebbe essersi verificato qualche problema di sistema, questa casistica va investigata per assicurarsi che la stima promozionale sia effettivamente visibile alla *supply chain*;
- *Non elaborata*: indica una promozione che non è stata correttamente elaborata da GATE (il volume che deriva da Sys_1 non è stato né assegnato, né rigettato). Anche in questo caso è importante che i *planner* riescano ad individuare facilmente la problematica, in modo da risolverla tempestivamente.

Informazioni circa le quantità di forecast e shipments: per ogni promozione (o ogni codice, a seconda del livello di aggregazione che si sta considerando) viene indicato il volume promozionale stimato inizialmente dalla forza vendita (volume in Sys_1), i risultati dell'elaborazione di GATE (quantità assegnata e quantità rigettata), la stima previsionale caricata in Sys_2 dai *planner* e la quantità di volume effettivamente spedito relativo alla promozione in esame.

Categoria	Golden Customer	Da Status	Nome DA	Stima Sys_1	GATE Rigettato	GATE Assegnato	TOT Forecast	TOT SH
Cura Casa	Golden Customer_1	Active	Promoestate	1000	100	900	900	700
Bucato	Golden Customer_2	Rejected	PrezziBassi	800	800	0		
Igiene Orale	Golden Customer_3	Non elaborato	GrandiMarche	500				
Elettrodomestici	Golden Customer_4	Expired	PromoTV	950	0	950	950	1300
Rasatura	Golden Customer_5	Non caricata	ScontoScuola	1100	300	800		

Tabella 23 Informazioni relative a forecast e shipment DTR

Inoltre, per ogni settimana relativa alla durata della promozione, vengono riportati il volume in *forecast* e quello realmente spedito. Il fatto di riportare le quantità non solo aggregate, ma anche suddivise sulle settimane, permette ai *planner* di analizzare il *phasing* della promozione e di aumentare/ridurre il *forecast* delle settimane successive rispetto a quella che si sta analizzando, sulla base di come stanno andando le vendite.

Questa è una delle attività principali richieste ai mercati durante il *Weekly Demand Control*: collegamento telefonico settimanale, che avviene il giovedì pomeriggio o il venerdì mattina, tra il *planner* locale e il *Demand Planner* del *planning service center*. In questa sede viene analizzato l'andamento della categoria (vendite totali rispetto a stime iniziale) per correggere il *forecast* delle settimane seguenti.

L'andamento delle promozioni, e le relative aspettative di recuperare eventuali *undershipment* durante le settimane seguenti, o viceversa, vengono discusse in questa sede. Grazie al DTR il *planner* può verificare facilmente, prima del WDC, quali sono le promozioni in corso caratterizzate dagli scostamenti più grandi e contattare il venditore di riferimento per capirne le ragioni e le aspettative sulle settimane seguenti. In questo modo, durante la connessione con Varsavia, avrà già a disposizione tutte le informazioni per svolgere il meeting in maniera efficace.

Il *Promo Daily Tracking Report* è uno strumento molto apprezzato dagli utenti finali, in quanto trova soluzione anche al problema delle DA duplicate spiegato nel paragrafo 6.5.1.

Infatti, qualora ci sia nella stessa settimana più di una promozione dello stesso cliente, con volume sullo stesso codice, la quantità spedita viene divisa per il numero di promozioni che rientrano in questa casistica. Inoltre, le celle relative vengono colorate di giallo, evidenziando il fatto che il valore riportato riguarda degli *shipments* non reali, ma equamente divisi per il numero di promozioni del cliente in quel periodo, su quel codice.

In questo modo il volume totale spedito risulterà corretto, evitando che lo stesso volume venga contato più di una volta.

Per quanto riguarda il processo settimanale, sono state introdotte due novità:

1. Weekly Promotion Meeting
2. Analisi della causa base (root cause) delle principali deviazioni

6.7.2. Weekly Promotion Meeting

Il *Weekly Promotion Meeting* è una riunione, settimanale appunto, in cui partecipano membri di *Market Planning* e di *Customer Logistics*.

L'obiettivo è quello di discutere insieme circa l'andamento delle promozioni principali in corso, a partire dalle informazioni riportate nel *Promo Daily Tracking Report*. In questo modo, qualora ci fossero grandi scostamenti tra ciò che era previsto e ciò che si sta realizzando, il *Market Planning* può ricevere feedback tempestivi sulle intenzioni dei clienti, grazie alla collaborazione tra *Customer Logistics* e il *Sales*, e aumentare/ridurre il *forecast* di conseguenza.

6.7.3. Analisi delle Root-Cause delle deviazioni

Al fine di raccogliere dati per capire quali azioni correttive intraprendere per migliorare le misure di *forecast accuracy*, è stato ideato e implementato il processo di *BI Rootcausing*, anche in questo caso con l'ausilio di un tool automatico per

eliminare le attività a non valore aggiunto legate alla ricerca di informazioni in molteplici sistemi.

Tutte le settimane, infatti, viene richiesto ai *demand planner* di investigare le promozioni che hanno avuto una performance molto bassa. In particolare, si chiede una *rootcause* per tutti quegli eventi promozionali che:

- presentano un *gap* tra volume in *forecast* e volume spedito rilevante, la cui soglia varia a seconda della categoria in esame
- hanno avuto una performance “*fuori target*”, ossia la misura (*Total DA Accuracy*, o *Weekly DA Accuracy a medio termine*, a seconda di quale si sta analizzando) vale meno di 80% o più di 120%

Le promozioni che soddisfano i due requisiti sopra riportate vengono individuate grazie all'utilizzo di un flusso *Knime*, in maniera completamente automatica. Infatti, i dati di input derivano da un file contenente tutte le promozioni attive, preso dal tool europeo di demand (Europe Demand Database). Attraverso il flusso *Knime*, questo file viene filtrato, ottenendo in output un file contenente solo le promozioni fuori target, con un gap oltre una soglia definita. Queste promozioni vengono quindi automaticamente inserite nel “**File delle Rootcause**”, che viene poi completato dai *demand planner*.

Il *File delle Rootcause*, sviluppato grazie ai feedback degli utenti finali, guida i *demand planner* nell'analisi delle promozioni, facilitandoli nel giungere alla causa base della mancata *performance* grazie ad informazioni aggiuntive e menu a tendina.

Nel file sono riportate, per le DA da investigare, le informazioni presenti nel *Promo Daily Tracking Report*. In questo modo i *planner* non devono andare alla ricerca delle informazioni, ma hanno facilmente accesso a dati quali la stima iniziale comunicata dal *sales*, il risultato dell'elaborazione di GATE, il *forecast* e gli *shipments* totali e sulle varie settimane della promozione etc.

Queste informazioni permettono loro di analizzare velocemente l'andamento della promozione nella sua totalità e lo split settimanale, essendo quindi in grado di capire se la bassa *performance* è dovuta a stime iniziali errate, *phasing* settimanale sbagliato, codici in disallineamento con gli ordini del cliente etc.

Inoltre, per semplificare il lavoro e per tenere traccia in maniera ordinata dei risultati, al fine di poterli facilmente analizzare in un secondo momento, sono stati inseriti dei menu a tendina, in cui i planner devono selezionare la *rootcause* adeguata.

I menu a tendina sono tra loro dipendenti guidando l'utente alla ricerca di una causa il più dettagliata possibile. È poi disponibile una colonna per l'inserimento di commenti liberi, che permette di indicare riferimenti a situazioni specifiche legate alla promozione in esame.

Categoria	Golden Customer	Nome DA	SHIP	FCAST medio termine	GAP	ROOTCAUSE	DETTAGLI
Cura Casa	Golden Customer_1	DA_1	19686	9408	-10278	Phasing Posticipato	Ordini spostati, causa availability
Bucato	Golden Customer_2	DA_2	1008	7938	6930	Promo Undershipment	Overstima, Sales error
Igiene Orale	Golden Customer_3	DA_3	2000	250	-1750	Promo Overshipment	Mancanza stima rinalzi
Elettrodomestici	Golden Customer_4	DA_4	2851	30293	27442	Ordini su referenze errate	

Figura 14 File delle Rootcause - Esempio

I menu a tendina identificano tutti i possibili motivi per cui la *performance* della DA è stata bassa. Sono strutturati su due livelli e nel dettaglio contengono le voci indicate in Tabella 24 .

Rootcause	Dettagli
Promo Undershipment	Overstima, Sales Error
	Cliente aveva stock on ground
	Promo terminata prima del previsto
	Stralci causa availability
	Stima su referenza errata
Promo Overshipment	Mancanza stima rinalzi
	Sottostima in Sys_1
Phasing anticipato	Chiusure
Phasing positicipato	Ordini spostati causa availability
	Ordine al punto vendita invece che al magazzino
	Chiusure
Ordini su referenza sbagliata	

Tabella 24 Menu a tendina file delle Root Cause

Per esempio, qualora considerando una promozione il volume totale effettivamente spedito sia minore di quello previsto, la causa può essere una sovrastima da parte del team delle vendite, il fatto che il cliente avesse ancora prodotto in stock, la mancata disponibilità del codice ordinato etc.

Nel caso in cui invece, per esempio, il volume totale previsto e quello spedito siano allineati, ma ci siano forti deviazioni sulla singola settimana, il problema è il *phasing*, cioè la distribuzione delle stime sulle settimane.

Questo può risultare anticipato o posticipato rispetto a quanto previsto a causa di festività o chiusure aziendali, a un cambio di strategia di distribuzione del cliente (con consegna dell'ordine P&G al suo Centro di Distribuzione piuttosto che direttamente ai punti vendita) o anche a cause imputabili alla *supply chain*.

In caso di problemi di disponibilità del prodotto può infatti venir chiesto al cliente, tramite il reparto *Customer Service*, di accettare una consegna in ritardo rispetto a quanto inizialmente richiesto. Qualora questo avvenga anche l'accuratezza settimanale del *forecast* ne risulterà intaccata: le vendite effettive saranno infatti distribuite differentemente rispetto a quanto stimato ed effettivamente richiesto dal cliente.

Il risultato del processo di *Root Causing* settimanale viene quindi aggregato e analizzato al fine di individuare cause ricorrenti sullo stesso cliente e intraprendere le azioni correttive necessarie.

In seguito ai primi mesi di analisi, si è evidenziato come le principali cause di risultati non soddisfacenti di *BI Accuracy*, fossero:

- *Undershipment*, a causa di una stima eccessiva in Sys_1
- *Phasing*, diverso da quello previsto anche in assenza di specifiche cause straordinarie

Per questa ragione, parallelamente al processo di DMS appena descritto, si è deciso di concentrare gli ultimi mesi del tirocinio sull'analisi dettagliata di questi due fattori e alla definizione e implementazione di un piano di azione specifico, che sarà descritto nel paragrafo successivo.

6.7.4. Affidabilità delle stime in Sys_1. Ciclo PDCA

Al fine di affrontare in maniera sistematica il problema delle stime eccessive inserite in Sys_1, si è deciso di sviluppare un cruscotto *PowerBI* che permettesse di monitorare, in maniera costante e automatica, l'andamento di questo indicatore per ogni coppia cliente/categoria.

Vengono utilizzate due fonti dati principali:

- Il Report della *Total DA Accuracy*, ottenuto dal tool Europeo (*European Demand Database*), per ottenere, per ogni promozione, il valore totale degli *shipment* alla fine dell'evento (eliminando l'effetto del *phasing* settimanale) e, secondariamente, la stima iniziale inserita nella DA.
- Il database di *Gate*, per confrontare gli *shipment* con il *forecast* inizialmente presente in Sys_1 a prescindere dall'elaborazione poi effettuata da Gate.

Dall'unione di queste due informazioni sono stati implementati in *PowerBI* una serie di indicatori che permettano di individuare facilmente quei clienti caratterizzati da un costante trend di *undershipment* rispetto alle stime di Sys_1. L'analisi è basata sugli ultimi 6 mesi di dati (*rolling*, ogni mese viene aggiunto l'ultimo concluso e rimosso il primo) e, al fine di definire in maniera oggettiva i casi di "costante *undershipment*", sono stati stabiliti i seguenti criteri:

- Almeno 10 promozioni nel periodo considerato, per assicurarsi che l'analisi abbia una rilevanza statistica
- *Undershipment* di almeno il 20% (cioè, Total DA uguale o inferiore a 80%) su più del 65% delle promozioni considerate

L'immagine in Figura 15 mostra il cruscotto relativo a questo primo livello di analisi, evidenziando in rosso quei clienti che ricadono nei criteri appena enunciati. Come detto, per ragioni di riservatezza il nome del cliente non viene mostrato in questo elaborato.

Semplicemente selezionando la riga relativa ad un cliente (nell'immagine, a titolo di esempio, è selezionato "CLIENTE_1") viene mostrato il secondo livello di dettaglio, con i dati per singola categoria (Figura 16).

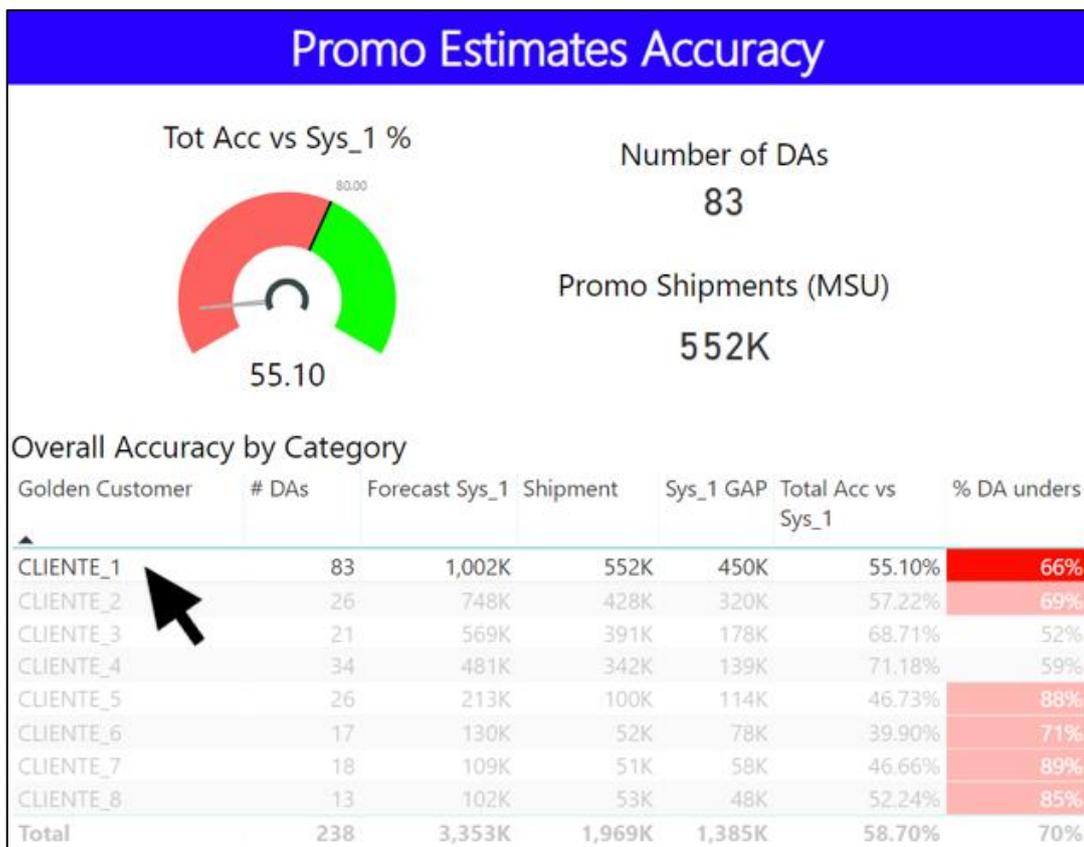


Figura 15 Affidabilità delle stime Sys_1 - Cruscotto PBI – Dettaglio per Cliente

CLIENTE_1

Overall Accuracy by Category

SBU	# DAs	Forecast Sys_1	Shipment	Sys_1 GAP	Total Acc vs Sys_1	% DA unders
F&HC	61	886K	480K	407K	54.11%	62%
ORALCARE	10	86K	52K	33K	61.00%	90%
HAIRCARE	9	22K	16K	5K	75.96%	67%
SKINPERSCR	1	4K	1K	3K	16.73%	100%
APPLIANCES	1	3K	1K	2K	40.41%	100%
SHAVECARE	1	2K	2K	0K	108.54%	
Total	83	1,002K	552K	450K	55.10%	66%

Figura 16 Affidabilità delle stime Sys_1 - Cruscotto PBI – Dettaglio per Cliente/Categoria

Vediamo quindi come “CLIENTE_1”, su un totale di 83 promozioni realizzate nel periodo considerato, abbia spedito meno dell’80% di quanto previsto nel 66% dei casi e, in totale, abbia avuto un risultato di accuratezza verso le stime iniziali inserite in Sys_1 del 55%.

Osservando quindi la seconda visualizzazione, contenente il dettaglio per categoria relativo a quel cliente, si evince come le combinazioni maggiormente impattanti siano le stime di *Fabric&Home Care* e di *Oral Care*, caratterizzate sia da uno scarso valore relativo di accuratezza che da un volume assoluto sufficientemente critico.

È ovviamente necessario tenere in considerazione che il dato appena visto è relativo alla totalità degli eventi, mediando quelli che sono stati sovrastimati con quelli invece sottostimati.

Al fine di ottenere un miglioramento dei risultati totali di accuratezza, si è quindi deciso di affrontare il problema delle promozioni sovrastimate andando a proporre una riduzione sistematica delle stime originariamente condivise tramite Sys_1, per le combinazioni cliente/categoria critiche individuate tramite il cruscotto *PowerBI*.

Considerato comunque che la quasi totalità delle combinazioni analizzate è anche caratterizzata da alcuni casi di sottostima è stato deciso, almeno in un primo momento, di applicare una riduzione conservativa che non fosse superiore al 10%.

Si è quindi deciso di classificare le combinazioni critiche in due classi di severità, applicando una riduzione del 10% a quella caratterizzata da *overtime* particolarmente rilevanti e costanti e del 5% ai casi caratterizzati da una maggiore variabilità (eventi con grande *overtime* accanto ad eventi sottostimati).

Per l'assegnazione delle classi si è calcolato il *coefficiente di variazione* σ^* (deviazione standard relativa) del risultato di accuratezza di tutti i singoli eventi promozionali inclusi nell'analisi cliente/categoria.

Questo coefficiente, ottenuto dal rapporto tra deviazione standard e media dei singoli dati, permette la comparazione tra le diverse combinazioni cliente/categoria.

$$\sigma^* = \frac{\sigma_{accuracy\ vs\ Sys_1}}{\mu_{accuracy\ vs\ Sys_1}}$$

Le combinazioni caratterizzate da un σ^* inferiore a 0.75 ricadono quindi nella prima classe (*overstime* costanti) ed è stato loro assegnato un coefficiente di riduzione del 10%. Viceversa, nei casi in cui la variabilità era maggiore ($\sigma^* > 0.75$) si è attribuita una riduzione del 5%.

Tornando all'esempio del "CLIENTE_1", la Tabella 25 mostra i risultati del calcolo.

Per la categoria *Fabric&Home Care*, caratterizzata da sovrastime rilevanti ma da alta variabilità (esistono quindi, all'interno del campione di dati, anche casi di sottostima) è stata proposta una riduzione del 5%. Per la categoria *Oral Care* invece, dove i casi di sovrastima sono costanti, la riduzione proposta è del 10%.

Categoria	Golden Customer	# DA	Tot. Acc vs Sys_1	% DA sovrastimata	Absolute GAP (MSU)	σ^*	Coefficiente di riduzione proposto
Fabric&HomeCare	Cliente_1	61	54%	62%	407	12	5%
OralCare	Cliente_2	10	61%	90%	33	0.7	10%

Tabella 25 Calcolo del coefficiente di riduzione per un cliente d'esempio

Definito come individuare le combinazioni cliente/categoria critica in modo facile e sostenibile, e stabilito il criterio per la determinazione del coefficiente di riduzione, si è passati all'implementazione.

Ideando una modifica alla logica di elaborazione di Gate è stato implementato nel *software* un parametro, opzionale e a livello di coppia cliente/categoria, di modifica percentuale della stima presente nel file di Sys_1, prima delle successive elaborazioni.

È stata quindi effettuata una simulazione, utilizzando lo stesso campione relativo a tutti i dati promozionali inseriti nel sistema negli ultimi 6 mesi, andando a

ricalcolare il valore della *Total DA Accuracy* immaginando che alle stime iniziali fosse stato applicato il coefficiente di riduzione, dove previsto.

Solo con questa prima modifica applicata a poche combinazioni cliente/categoria, il risultato a livello nazionale sarebbe migliorato di tre punti percentuali, passando dal 61% al 64%.

È altresì necessario considerare che questa stima non considera l'ulteriore miglioramento che deriverà dall'elaborazione di Gate, che andrà ad amplificare il beneficio dal momento che il volume che sarà considerato "non rilevante" risulterà maggiore.

Provata la potenzialità di questo approccio, si è voluto strutturare un processo che lo rendesse sostenibile nel tempo, in modo da rivedere costantemente i coefficienti di riduzione applicati e aggiornarli sulla base dei più recenti risultati di accuratezza ottenuti.

Si è utilizzato l'approccio *PDCA (Plan-Do-Check-Act)* o *Ciclo di Deming*. Il ciclo di Deming, schematizzato in Figura 17, è uno dei principali strumenti per ottenere il cosiddetto *miglioramento continuo*. Il principio che ne sta alla base è che ad un primo ciclo di miglioramento, ne seguirà un altro che si baserà su esperienze, conoscenze o risultati ottenuti durante il primo (Bose , 2011).

È strutturato in 4 fasi. Una fase iniziale di pianificazione (Plan), in cui viene definito e identificato il problema da affrontare e pianificato il piano di azione. La seconda fase è quella di azione (Do), in cui quanto identificato durante il passaggio precedente viene messo in pratica. La terza è la fase di controllo, in cui viene verificato che i risultati ottenuti siano in linea con gli obiettivi previsti. Nell'ultima fase (Act) vengono implementate azioni correttive qualora siano stati identificati dei problemi durante la fase di Check. Il ciclo è iterativo e senza fine: dopo la fase *Act* si ripartirà dalla pianificazione, per identificare nuove aree di miglioramento possibile.

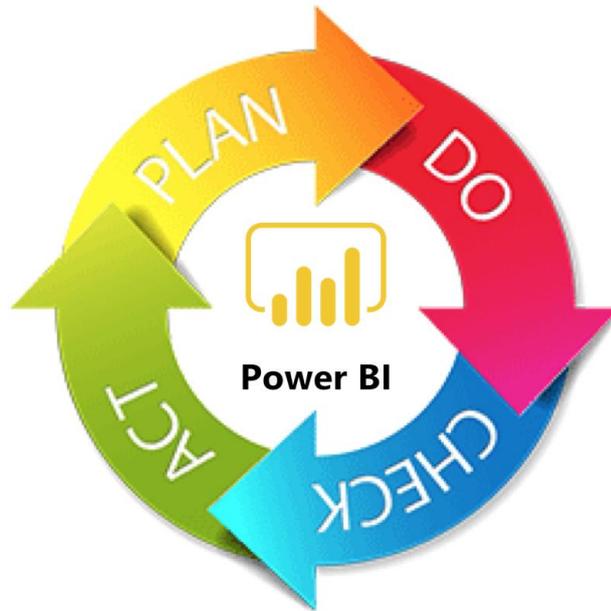


Figura 17 Il Ciclo di Deming

Applicato al caso studio dell'accuratezza delle stime promozionali, il ciclo *PDCA* è stato implementato come segue.

- **P (Plan):** attraverso il cruscotto *PowerBI*, sempre aggiornato con i dati di accuratezza per tutte le combinazioni cliente/categoria, si procede mensilmente all'individuazione delle combinazioni critiche e alla determinazione dei nuovi coefficienti di riduzione;
- **D (Do):** i coefficienti di riduzione per le combinazioni critiche vengono inseriti o aggiornati nella configurazione di Gate, ed utilizzati quindi in tutte le elaborazioni promozionali successive;
- **C (Check):** settimanalmente, durante le revisioni dei KPI (*Key Performance Indicator*) del team di *Market Planning* si monitora l'andamento delle misure di accuratezza e di eventuali problemi di servizio (disponibilità prodotto) o *excess stock* dovuti ad errate stime promozionali;
- **A (Act):** se necessario si modificano i criteri per il calcolo del coefficiente di riduzione, o per la determinazione delle classi di severità, in modo da rendere la modifica delle stime più o meno aggressiva

Un simile approccio PDCA è stato applicato anche alla seconda macro-causa individuata attraverso il *BI DMS* descritto all'inizio del paragrafo: l'errato *phasing* settimanale delle stime.

6.7.5. *Phasing* settimanale degli ordini promozionali. Ciclo PDCA

A partire dagli stessi dati di accuratezza utilizzati per l'analisi e la correzione del problema delle sovrastime in Sys_1, è stato sviluppato un cruscotto *PowerBI* anche per l'analisi del *phasing* settimanale delle spedizioni rispetto alle stime.

In prima istanza, analizzando il comportamento dei clienti insieme al gruppo di *Customer Logistics*, si è identificata la necessità di differenziare i prodotti sfusi, cioè ordinati per il posizionamento a scaffale, dai *display* promozionali.

Questi ultimi vengono infatti normalmente ordinati interamente prima dell'inizio del *Sell-Out* della promozione, con un anticipo sufficiente a garantirne la distribuzione ai diversi punti vendita e all'allestimento delle aree promozionali. Il prodotto sfuso invece, oltre a essere caratterizzato da una distribuzione più semplice, può anche essere riordinato a *sell-out* iniziato per rifornire gli scaffali.

Il cruscotto *PowerBI* permette quindi di identificare rapidamente, per ogni combinazione cliente/categoria/sfuso-display il *phasing* medio riscontrato nelle promozioni degli ultimi 6 mesi.

Il volume spedito per settimana viene quindi diviso per il volume spedito durante l'intera promozione (in un intervallo compreso tra le tre settimane precedenti e le due successive al *sell-out*) ottenendo il *phasing* percentuale, come mostrato in Figura 18 (estratto di *PowerBI*).

Golden Customer	Display	# DAs	% SO -3	% SO -2	% SO -1	% SO	% SO +1	% So +2
CLIENTE_1		145	0.39%	23.02%	27.70%	27.88%	19.95%	1.06%
CLIENTE_1	Display	94	0.40%	15.13%	65.77%	12.10%	6.61%	-0.02%
CLIENTE_5		62	1.45%	32.19%	55.36%	7.41%	3.53%	0.00%
CLIENTE_2		51	3.47%	44.26%	30.63%	11.90%	6.91%	0.00%
CLIENTE_4		47	1.69%	31.32%	40.03%	19.10%	7.73%	0.01%
CLIENTE_3		40	0.05%	3.44%	54.86%	22.08%	19.46%	0.11%
Total		748	3.80%	23.66%	41.88%	17.35%	11.32%	0.57%

Figura 18 Phasing degli ordini promozionali - Cruscotto PBI

Il *phasing* percentuale ottenuto è stato quindi confrontato con quello prima utilizzato da Gate per la sua elaborazione, che era comunque basato su dati storici, ma meno dettagliati.

Il confronto è mostrato in Tabella 26 dove, in giallo, sono indicati gli scostamenti più rilevanti.

		Sellout W-3	Sellout W-2	Sellout W-1	Sellout W	Sellout W+1	Sellout W+2
Prodotto Sfuso	GATE		37%	39%	21%	2%	
	ACTUAL	3%	23%	41%	19%	13%	1%
Display	GATE		67%	31%	2%	0%	
	ACTUAL	8%	31%	50%	8%	3%	0%

Tabella 26 Phasing: confronto tra logica di Gate e dati effettivi riferiti all'intero mercato

È in primo luogo evidente come i *display* seguano effettivamente delle dinamiche diverse, e non completamente in linea con le aspettative iniziali. Prima del *Sell-Out*, in media, risulta infatti spedito l'80% del volume (contro un 90% atteso), e con un rilevante 8% a tre settimane prima dell'inizio (periodo finora non considerato nell'elaborazione).

Il restante 10% risulta invece spedito nella settimana di inizio *Sell-out* o nei primi giorni di quella successiva: la dettagliata analisi per cliente che segue dimostrerà come questo sia particolarmente vero per quei clienti che ordinano i *display* per consegna diretta presso i punti vendita, eliminando quindi il passaggio dal loro centro di distribuzione e i relativi tempi.

Osservando invece i dati relativi al prodotto sfuso, le principali differenze che si rilevano, sempre a livello medio su tutti i clienti nazionali, sono un maggior volume concentrato nella settimana immediatamente precedente al *Sell-out* e un quantitativo rilevante (14%) di ordini di reintegro effettuati a promozione iniziata.

Verificata quindi la necessità di rivedere la logica utilizzata da Gate per dividere la stima sulle settimane, come nel caso dell'analisi sulle stime, si è proceduto con un secondo livello di analisi verificando il comportamento dei singoli clienti.

A titolo di esempio, si riportano i risultati delle analisi relative a due dei principali clienti.

- “CLIENTE_3”: come si evince dalla Tabella 27, il cliente ordina nella settimana immediatamente precedente il *Sell-Out* il 55% del prodotto sfuso e la totalità dei *display*. Il resto del prodotto sfuso viene principalmente ordinato nella stessa settimana di inizio della promozione (22%) e a promozione già iniziata (20%).

In giallo sono evidenziate le principali differenze rispetto alla precedente configurazione di Gate. Essendo estremamente rilevante il volume in *display* ordinato da questo specifico cliente, la sola differenza riscontrata nelle due settimane precedenti il *Sell-Out* ha un peso significativo nei risultati totali di *Accuracy*.

CLIENTE_3		Sellout W-3	Sellout W-2	Sellout W-1	Sellout W	Sellout W+1	Sellout W+2
Prodotto Sfuso	GATE		10%	50%	35%	5%	
	ACTUAL		3%	55%	22%	20%	
Display	GATE		90%	10%			
	ACTUAL			100%			

Tabella 27 Phasing: confronto tra logica di Gate e dati effettivi riferiti a “CLIENTE_3”

- “CLIENTE_2”: il confronto tra dati previsti da Gate e volumi effettivi è riassunto in Tabella 28. Questo cliente è caratterizzato da una lunga catena

distributiva tra il proprio centro di distribuzione ed i punti vendita, localizzati su tutto il territorio nazionale.

È infatti evidente, rispetto a “CLIENTE_3” come il *phasing* degli ordini risulta anticipato rispetto all’inizio delle promozioni, con una percentuale rilevante di spedizioni (superiore al 80% per i *display* e vicina al 50% per lo sfuso) già a due settimane dall’inizio del *Sell-Out*.

CLIENTE_2		Sellout W-3	Sellout W-2	Sellout W-1	Sellout W	Sellout W+1	Sellout W+2
Prodotto Sfuso	GATE		40%	30%	30%		
	ACTUAL	5%	45%	31%	12%	7%	
Display	GATE		50%	50%			
	ACTUAL		83%	9%	5%	3%	

Tabella 28 *Phasing: confronto tra logica di Gate e dati effettivi riferiti a "CLIENTE_2"*

Andando a simulare manualmente, solo per i quattro clienti per cui sono stati rilevati gli scostamenti più grandi, il miglioramento sul risultato finale di *Weekly DA Accuracy a medio termine*, si è rilevato un incremento del 5% sul risultato dei clienti specifici e del 2% sul risultato nazionale, portandolo da 69% a 71%.

È quindi evidente come la correzione della ripartizione effettuata da Gate applicata a tutti i clienti porterebbe ad un miglioramento rilevante dei risultati nazionali.

Sulla base di quanto rilevato attraverso l’analisi effettuata in *PowerBI*, si è quindi andati a correggere le percentuali di ripartizione settimanali utilizzate da Gate durante l’elaborazione per tutte le combinazioni di cliente/tipo prodotto.

Per rendere sostenibile nel tempo questo processo di verifica e correzione, e catturare eventuali scostamenti (dovuti, per esempio, a cambi di strategia dei clienti) anche in questo caso il processo è stato reso strutturato mediante l’applicazione del metodo *PDCA*.

In questo caso il ciclo è stato strutturato come segue:

- **P (Plan):** attraverso il cruscotto *PowerBI*, sempre aggiornato con i dati di *phasing* per tutte le combinazioni cliente/display-sfuso, si procede al confronto tra il *phasing* effettivamente verificatosi con quanto utilizzato da Gate
- **D (Do):** i parametri di Gate vengono corretti per riallinearli a quanto effettivamente riscontrato
- **C (Check):** come nel caso del coefficiente di riduzione delle stime, settimanalmente si verifica l'andamento delle *output measures* di *BI Accuracy* e si analizzano eventuali problemi che potrebbero essere stati generati da un errata divisione settimanale delle stime;
- **A (Act):** se necessario si modificano le percentuali inserite verificando perché quanto rilevato sui dati storici non si stia più verificando

7. Conclusioni

Nei capitoli precedenti si è trattato in maniera esaustiva quale sia lo scopo del *forecast* e l'importanza della sua accuratezza. Si è visto come un'azienda di beni di consumo delle dimensioni di Procter & Gamble, utilizzi il *forecast* in molteplici e diverse fasi della sua *supply chain* e lo usi per prendere decisioni strategiche di lungo periodo e per organizzare la produzione e distribuzione dei prodotti nel medio e breve periodo.

Altresì, il caso pratico dimostra in maniera evidente come, specialmente per grosse aziende operanti in mercati diversi con più tipologie di prodotto, la costruzione delle stime sia tutt'altro che semplice e non possa affidarsi esclusivamente ad un metodo quantitativo. Se questi possono essere e sono utilizzati per la costruzione di una stima di partenza, questa dovrà essere integrata di tutti quegli elementi non desumibili dai dati storici e che possono provenire dalle fonti più diverse.

Qualunque siano queste fonti e la tipologia dei dati disponibili, è però di primaria importanza riuscire a leggerle e analizzarle in maniera efficace. Le informazioni che oggi le aziende hanno a disposizione sono moltissime, sia per la determinazione delle stime che per l'analisi dell'accuratezza. Diventa quindi indispensabile strutturare dei sistemi che permettano l'analisi e l'utilizzo di tutti i dati disponibili nel modo più semplice e indicato per l'obiettivo da raggiungere. Le soluzioni proposte ed implementate come conclusione del progetto di tirocinio, cioè la revisione dei parametri utilizzati per la validazione delle stime comunicate dai venditori e la loro ripartizione settimanale, sono infatti relativamente semplici da implementare una volta stabilite, ma spesso celate dietro un enorme mole di dati non facilmente accessibile.

La strutturazione di un processo *top-down* che permetta in primo luogo di individuare le macro-aree di intervento, seguito dall'individuazione dei dati a disposizione e del miglior modo per analizzarli, sono indispensabili per apportare miglioramenti sostanziali.

Infatti, come dimostrato nel capitolo 5, una volta individuate le principali cause del problema in esame (inaffidabilità delle stime iniziali per alcuni clienti e inatteso *phasing* settimanale delle spedizioni) e strutturato un processo che permettesse l'analisi dei dati a disposizione, è stato relativamente facile ottenere un rilevante miglioramento dell'accuratezza. Solo applicando le correzioni proposte ad un primo gruppo di pochi clienti – utilizzati per stimare l'effetto delle modifiche – i risultati nazionali delle misure di accuratezza analizzate sono migliorate sensibilmente: la *Total DA Accuracy* sarebbe cresciuta di 3 punti percentuali, mentre la *Weekly DA Accuracy a medio termine* di 2.

L'effetto potenzialmente ottenibile dall'estensione di quanto proposto all'intero mercato si prevede quindi che porterà miglioramenti di notevole entità.

I processi che vengono implementati devono quindi essere sufficientemente chiari e strutturati in modo semplice per permetterne la sostenibilità nel tempo. In questo i nuovi strumenti digitali oggi facilmente accessibili, come *Knime* e *Power BI*, ricoprono un ruolo essenziale.

Non bisogna comunque dimenticare che in questo elaborato si sono affrontate solo alcune delle potenzialità offerte da questi strumenti e dall'innovazione tecnologica in generale: la mole di dati disponibile cresce quotidianamente e le tecniche per la loro analisi e previsione devono avanzare parallelamente. Parte delle analisi qui presentate, in un prossimo futuro, potranno essere ulteriormente migliorate e automatizzate grazie alle tecniche di *Machine Learning* e *Artificial Intelligence* già oggi in uso in diversi ambiti.

8. Bibliografia

- Achieving Supply Chain Excellence Through Technology*. (2004). Montgomery Research Inc.
- APICS. (2013). *APICS Dictionary*. Chicago.
- Berthold, M. R., Cebron, N., Dill, F., & Gabriel, T. R. (2008). *KNIME – The Konstanz Information Miner*. University of Konstanz.
- Bose, T. (2011). *Total Quality of Management*. Pearson Education.
- Brockwell, D. (2017). *Introduction to Time Series and Forecasting*. Springer.
- Chase, C. W. (2009). *Demand-Driven Forecasting*. New Jersey: SAS Institute.
- Chopra, S. a. (2011). *Supply Chain Management, Planning and Operations*. Prentice-Hall.
- Coyle, J., Langley, B., Gibson, B., Novack, R., & Bardi, E. (2008). *Supply Chain Management: A Logistics Perspective*. Boston: Cengage Learning.
- cpdaopgoe. (s.d.). *qdigweja*.
- Crum, C. G. (2003). *Demand Management Best Practices: Process, Principles and Collaboration*. Ross Publishing Inc.
- Engel, D. (2004). 5) *Overcoming the Challenge of Innovation: Synchronizing Your Supply Chain and Improving Product Lifecycle Management*. International Conference Proceedings.
- European Commission. (2019). *Digital Skills: New Professions, New Educational Methods, New Jobs*. Luxembourg.
- Gartner. (2019). *The Gartner Supply Chain Top 25 for 2019*. Stamford, USA.
- Hyndman, R. (2018). *Forecasting: principles and practice*. OTexts.
- Makridakis, S., & Hibon, M. (2000). *The M3-Competition: results, conclusions and implications*. International Journal of Forecasting.
- Ohno, T. (1988). *Toyota Production System: Beyond Large-Scale Production*. Productivity Press.
- Robert, B. (2004). *Achieving Your Supply Chain Goals: Conquering the 'First Mile' Hurdle of Data Capture*.
- Schenone, M. (2018). *Programmazione della produzione e logistica*.

World Economic Forum. (2018). *The Future of Jobs Report*. Geneva.

Zotteri, G., & Brandimarte, P. (2007). *Introduction to Distribution Logistics*.
Hoboken, USA: Wiley.