



**POLITECNICO
DI TORINO**

Tesi di Laurea Magistrale
in Ingegneria Gestionale

**Progettazione ed implementazione di una
componente software previsionale
necessaria ad agevolare il riordino da
Ce.Di. a Fornitore nella Grande
Distribuzione Organizzata**

Relatore:

Prof. Guelfi Silvano

Candidato:

Matteo Rolando

Laurea Magistrale:

A.A 2020 | 2021



Indice

Indice.....	2
1 Introduzione.....	1
1.1 Chi è Linfa s.r.l.: storia e contestualizzazione.....	1
1.1.1 La storia.....	1
1.1.2 I Clienti.....	2
1.1.3 I punti di forza dell'azienda.....	3
1.2 L'idea di Tesi.....	5
1.3 La GDO: storia, peculiarità e struttura.....	8
1.3.1 Definizione.....	8
1.3.2 La storia della GDO.....	8
1.3.3 Tipologie e struttura delle GDO.....	12
2 Definizioni principali e osservazioni iniziali.....	16
2.1 Definizioni.....	16
2.1.1 Definizione di domanda commerciale.....	16
2.1.2 Definizione di serie storica di domanda.....	16
2.1.3 Definizione di previsione della domanda commerciale.....	16
2.1.4 Definizione di training algoritmico.....	16
2.1.5 Definizione di testing algoritmico.....	17
2.2 Contestualizzazione.....	17
2.3 Riordino automatico vs. riordino assistito.....	18
2.4 I benefici derivanti da un approccio "scientifico" al demand forecasting	
21	
2.4.1 Benefici conseguibili dagli Stakeholders.....	22
2.4.2 Benefici conseguibili dall'azienda GDO.....	22
2.5 Cosa c'era prima: il GENPO.....	23
2.5.1 GENPO: formulazione matematica.....	24
2.5.2 GENPO: logica di funzionamento.....	28
2.6 Cosa c'è oggi: il GENPO grafico abbinato al Linfa Forecaster (lato	
Ce.Di.).....	29
2.6.1 Il GENPO grafico: monitor Eventi e monitor Proposta ordine.....	29
2.6.2 Il Linfa Forecaster (lato Ce.Di.): riordino assistito.....	33
2.7 Cosa ci sarà in futuro: Il Linfa Forecaster (lato P.V.) e l'estensione nelle	
granularità utilizzabili per i dati di input.....	33
3 Progettazione: Analisi preliminari.....	36
3.1 Definizione del problema.....	36
3.1.1 Cause ed effetti del problema.....	36
3.1.2 Il processo di risoluzione precedente.....	38
3.1.3 Gli obiettivi.....	39
3.2 Soluzioni alternative vagliate.....	40
3.3 Livello di dettaglio e orizzonte previsionale.....	42
3.4 Logica e assunzioni.....	44



4	Progettazione: Il modello statistico/matematico.....	46
4.1	Analisi della tipologia di dati disponibili	46
4.1.1	Struttura delle tabelle	46
4.1.2	Comparazione tra la raccolta dati As-is e As-it-should-be.....	48
4.2	Strumenti e algoritmi statistico/matematici utilizzati.....	51
4.2.1	Box Plot	51
4.2.2	Naive	52
4.2.3	Medie e Medie Mobili (MM).....	53
4.2.4	Retta di regressione smorzata passante per un punto	55
4.2.5	Retta di regressione.....	56
4.2.6	Coefficiente di variazione (CV)	56
4.2.7	Autocorrelazione.....	57
4.2.8	Scomposizioni	58
4.2.9	Modellazione stagionale con retroazione	63
4.2.10	Algoritmo GENPO revisionato.....	64
4.2.11	Modelli di traslazione temporale	66
4.2.12	Croston base	67
4.2.13	Errori.....	70
4.2.14	Combined forecast	75
4.2.15	Test di ipotesi	76
4.3	Definizione del modello previsionale	78
4.3.1	Struttura del modello	78
4.3.2	History Generator	79
4.3.3	History Modulator	83
4.3.4	Raw Sales Cleaner	86
4.3.5	Automatic Time Series Classifier.....	91
4.3.6	Refined Sales Cleaner	96
4.3.7	Forecaster	98
5	Implementazione: l'infrastruttura software.....	101
5.1	Il Linfa Forecaster	101
5.2	Il Banco Prova	102
5.2.1	Backtesting.....	103
5.2.2	Benchmarking.....	106
5.2.3	Debugging	107
6	Le problematiche più rilevanti incontrate	108
6.1.1	Le offerte speciali	108
6.1.2	La velocità	110
7	Valutazioni finali e conclusioni.....	114
7.1	Test e risultati ottenuti.....	114
7.2	Conclusioni.....	118
8	Bibliografia	119
9	Ringraziamenti	122

1 Introduzione

La tesi in questione è nata come progetto svolto per l'azienda Linfa s.r.l., una softwarehouse, nata nell'ormai lontano 1989, con sede ad Imperia.

1.1 Chi è Linfa s.r.l.: storia e contestualizzazione

1.1.1 La storia

Linfa s.r.l. nasce, come detto poc'anzi, nel 1989 ad Imperia, per volere di Mauro Chilante, fondatore ed attuale proprietario dell'azienda.

La ditta sorse qualche decennio dopo il tramonto della seconda guerra mondiale per rispondere alla crescente esigenza di software gestionali necessari a ridurre costi e tempi dei processi aziendali. Il software ERP proposto dall'azienda all'epoca, oltre ad

essere più performante, nel contesto italiano in cui operava, e meno oneroso rispetto a quello dei competitor, aveva il pregio d'essere multiplatforma, era, cioè, svincolato dalla scelta hardware effettuata dal cliente. Fu proprio la libertà che tale applicativo offriva ad essere particolarmente apprezzata dagli acquirenti, libertà, inoltre, che consentì all'impresa di espandere notevolmente il proprio mercato di riferimento. La flessibilità sulla scelta della piattaforma permise, in aggiunta, di rendere le operazioni di migrazione all'applicativo Linfa estremamente più semplici ed economiche.

Dall'anno della sua fondazione Linfa conobbe una costante crescita, sia nel parco clienti, che nelle dimensioni aziendali. Questo fu possibile poiché molti dei pacchetti software competitor, spesso sviluppati internamente alle grandi imprese estere,



Figura 1-1: Linfa, software ERP integrato per la Grande Distribuzione Organizzata.

poggiavano su rigidità che mal si adattavano al panorama competitivo italiano, composto, prevalentemente, da piccole e medie imprese.

L'ampliamento, negli anni, degli stakeholders ha portato l'azienda a poter offrire, oggi, lavoro ad oltre 25 persone suddivise tra dipendenti e collaboratori esterni, ed ha favorito, inoltre, l'avviamento di una filiale presso Alassio, piccolo comune localizzato in provincia di Savona.

Le sfide più grandi che Linfa si troverà a dover affrontare, nell'immediato futuro, saranno certamente la transizione da piccola a media impresa, ed il primo cambio generazionale della sua storia.

1.1.2 I Clienti

Linfa si occupa, attualmente, di sviluppare, avviare e fornire assistenza post-vendita ad un unico software ERP integrato il cui target di riferimento è la Grande Distribuzione Organizzata italiana.

L'azienda vanta clienti lungo tutto lo Stivale. Ciascuno di essi possiede peculiarità proprie, sia per la dislocazione delle strutture operative, sia per il core business, sia, ancora, per l'organizzazione aziendale.



Figura 1-2: Panoramica delle insegne di alcuni clienti Linfa

Per fare alcuni esempi, possiamo identificare imprese a vocazione più regionale¹, quali Dimar nel nord Italia o Megamark nel sud Italia, ed imprese a respiro più nazionale, quali Lillo o CRAI. Allo stesso modo possiamo riconoscere aziende il cui core business è rappresentato dal comparto food and beverage, come Aspiag, ed aziende la cui attività principale è incentrata prevalentemente sui prodotti cosmetici, come General o Gottardo.

1.1.3 I punti di forza dell'azienda

Linfa ha la caratteristica d'essere poco commerciale e molto tecnica. A differenza di ciò che avviene tutt'oggi con i competitors, i clienti discutono di un progetto direttamente con la componente tecnica dell'azienda e non con quella commerciale, garantendone, fin da subito, la fattibilità tecnico-economica ed eliminando, di conseguenza, quel classico effetto "telefono senza fili" per cui le specifiche richieste dal cliente vengono spesso mal comprese o travisate a causa della lunga catena di passaggi intra-aziendali. Un altro vantaggio che ha portato questo *modus operandi* è il contatto diretto che gli operatori della GDO, negli anni, hanno mantenuto con gli sviluppatori, consentendo al team Linfa di acquisire profonde conoscenze nel settore, conoscenze che hanno permesso di assicurare agli stessi clienti le migliori funzionalità disponibili compatibili con la loro capacità di spesa, oltreché un'assistenza rapida ed efficiente.

Ciò che garantisce a Linfa di poter sedere al tavolo con i principali player della GDO italiana, pur essendo di modeste dimensioni, è stata, sicuramente, la flessibilità e la capacità di integrare abilmente le tre aree fondanti della GDO: amministrativa, commerciale e logistica. La logistica rappresenta, certo, l'area più importante, essendo il perno fondamentale su cui fa leva la grande distribuzione organizzata per trarre un vantaggio competitivo, ma la possibilità di disporre anche dei dati amministrativi e commerciali nello stesso database, senza necessitare di complicate e costose interfacce, è ciò che garantisce all'azienda una maggiore stabilità e sicurezza.

Una ulteriore peculiarità di Linfa è certamente rappresentata dall'offerta di un prodotto interamente sviluppato in casa, priva, dunque, di elementi terziarizzati.

¹ inteso in senso ampio come gruppo di regioni

I vantaggi di tale approccio gestionale sono molteplici, alcuni dei quali già menzionati precedentemente:

- Stabilità del software e qualità degli sviluppi costanti nel tempo;
- Integrazione dei vari settori aziendali in un unico software. L'assenza di integrazione, infatti, complicherebbe non poco il quadro aziendale. Si assisterebbe ad una moltiplicazione dei software aziendali e dei relativi contratti di licenza e acquisto, rendendo, in questa maniera, più difficoltosa la determinazione delle responsabilità in conseguenza di eventuali malfunzionamenti e dunque anche l'assistenza;
- Garanzia di intervento rapido, sia in fase di avviamento che a regime. L'assistenza, infatti, è generalmente svolta dagli sviluppatori stessi, i quali conoscono perfettamente sia le logiche sottostanti il programma che il DB;
- Crescita parallela delle competenze tra settore italiano della GDO e Linfa;
- Flusso di informazioni e feedback continuativi, con conseguente miglioramento e manutenzione costante del software;
- Affidabilità del lavoro tecnico, e garanzia della buona riuscita di nuovi progetti;
- Formazione degli operatori efficace ed efficiente, oltreché continuativa nel tempo;
- Gestione dei dati in un database unico ed eliminazione delle interfacce. Ciò riduce drasticamente, se non addirittura elimina, la possibile perdita di dati, i malfunzionamenti, la presenza di ridondanze ed i costi;
- Informazioni sempre corrette ed aggiornate in tempo reale;
- Scrittura strutturalmente simile dei files sorgenti tra tutti i programmatori. Ciò è garanzia di assistenza costante, anche in caso di assenza dello sviluppatore originario.

Linfa, inoltre, si è dotata, negli anni, di un case di sviluppo molto evoluto, che gli consente, oggi, di ridurre al minimo sia il *time-to-market* delle procedure richieste dal cliente che i *bug*. Tutto ciò nonostante il linguaggio attualmente più utilizzato dall'azienda, il COBOL, sia considerato piuttosto datato ed obsoleto.

Con l'apertura della filiale di Alassio nel 2008, il software Linfa ha ottenuto un volto più giovane e dinamico, grazie soprattutto all'utilizzo di linguaggi moderni dotati anche di strumenti grafici, quali VB.net, di casa Microsoft, e php.

L'utilizzo di tali linguaggi ha permesso all'impresa di portare alla luce il Linfa Desk, software grafico avente veste più moderna ed accattivante. Esso offre, ad oggi, le stesse identiche funzionalità offerte dal Linfa Suite, l'applicativo a carattere, più alcuni moduli nativi Windows, come i monitor grafici ed il magazzino 3D. Questo ha consentito all'azienda di conservare la stabilità dei programmi sviluppati in linguaggio COBOL potendo, al contempo, sfruttare tutte le potenzialità grafiche offerte oggi dall'hardware moderno.

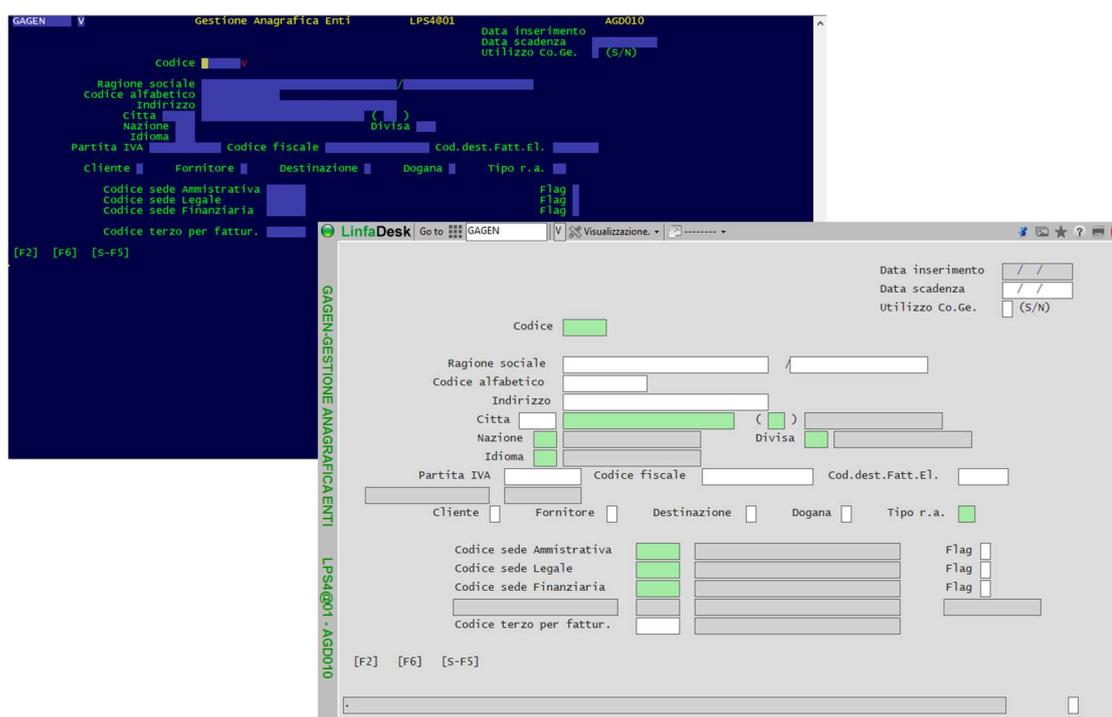


Figura 1-3: Linfa Suite e Linfa Desk a confronto

1.2 L'idea di Tesi

La Grande Distribuzione Organizzata nasce dall'esigenza di trasferire i prodotti dal produttore al consumatore nella maniera più efficiente possibile, e rappresenta oggi il canale di vendita principale attraverso il quale vengono intermediati oltre l'80% dei beni di largo consumo. La Supply Chain di tali prodotti vede una moltitudine di operatori in gioco: produttori, grossisti e dettaglianti rappresentano la parte sostanziale di questo anello distributivo, ma è bene notare che i loro ruoli possono variare notevolmente a seconda delle casistiche di analisi.

Ad ogni modo resta fermo il fatto precedentemente accennato: il ruolo della GDO "è quello di trasferire i beni, conferendo un valore al prodotto in relazione alla sua

disponibilità nei tempi, nei luoghi e nelle modalità desiderate dal consumatore finale”², cioè quello di fornire quella tipologia di valore aggiunto denominata utilità di tempo e luogo.

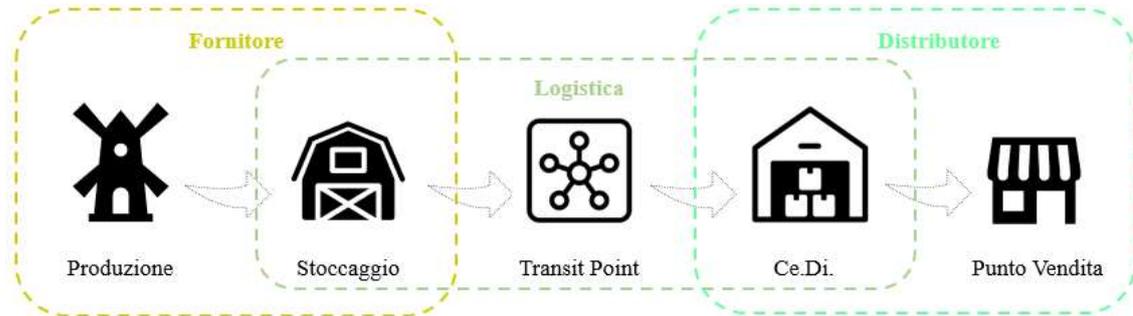


Figura 1-4: la supply chain nel largo consumo

Fornire un servizio di questo tipo implica la necessità di trattare con un numero elevatissimo di entità differenti. Le relazioni all’interfaccia tra i vari attori sono, generalmente, quelle più critiche ed un errore commesso in tale fase si propaga, poi, inevitabilmente, all’interno dell’azienda, generando una serie di costi aggiuntivi difficili da gestire e contenere.

La tesi in questione nasce proprio per rispondere a tale esigenza in maniera più puntuale e precisa rispetto al passato. Vediamo di capire ora come.

Il principale strumento di cui la GDO dispone per relazionarsi quotidianamente con il produttore/fornitore di merci è denominato “ordine a fornitore”, e può essere riassunto come un contratto sulla base del quale il produttore si impegna a fornire la quantità di merce richiesta nei tempi e nei modi stabiliti a fronte di un compenso concordato. L’utilizzo non adeguatamente ponderato di tale strumento determina, a cascata, una serie di problematiche che, come detto in precedenza, saranno poi difficili da gestire: saturazione dello spazio a magazzino, operazioni di *handling* supplementari, traffico aggiuntivo sulle banchine delle piattaforme logistiche vocate al *cross-docking*, ed infruttifera immobilizzazione di capitale sono solo alcune delle problematiche generate da un comportamento viziato adottato in questa fase del processo.

Limitare tutte queste problematiche impone all’azienda di adottare metodologie di riordino capaci di operare, per quanto possibile, in ottica *just-in-time*, limitando sia gli eccessi di merce dovuti alla sovrastima del fabbisogno, sia la penuria della merce generata dalla sottostima dello stesso. Il mondo ideale, dunque, vorrebbe che la

² Fonte: La logistica per la creazione di valore nella filiera del largo consumo

scorta di sicurezza rasentasse lo zero, questo fatte salve operazioni a carattere speculativo condotte dal management aziendale.

Per questo motivo Linfa ha deciso di investire, complice un'instabilità del mercato italiano su quel fronte, nel comparto dei software previsionali. In quest'ultimo anno, infatti, la nostra azienda ha notato come vi fosse necessità di uno strumento di *forecasting* più performante di quello oggi presente nel pacchetto offerto e meno costoso rispetto a quelli dei competitor.

Lo strumento oggi in uso in casa Linfa è denominato GENPO (GENerazione Proposta d'Ordine), e verrà discusso nel dettaglio nei capitoli successivi, con l'obiettivo di dare un quadro generale di ciò che c'è oggi, e del progetto attuato per mettere in piedi ciò che ci sarà domani. L'obiettivo generale del lavoro effettuato è stato, dunque, triplice:

- Progettazione di uno strumento di previsione della domanda partendo da dati, procedure e definizioni già esistenti, così da ridurre al minimo il time-to-market e limitare, in questa prima fase, la revisione di procedure già esistenti;
- Analisi di definizioni, metodologie di raccolta dati e processi necessari ad apportare modifiche migliorative in futuro, mantenendo lo strumento strutturalmente stabile;
- Costruzione dell'infrastruttura software necessaria.

Il progetto qui presentato sarà solo la prima parte di un'operazione molto più ampia, che vedrà ulteriori sviluppi e modifiche negli anni successivi alla redazione di questa tesi, con l'obiettivo sia di aprire nuovi orizzonti nell'utilizzo dei dati previsionali (applicandolo, ad esempio, anche al riordino dei punti vendita in maniera totalmente automatizzata, oppure ad altre aree che non siano quella commerciale), sia di raffinare il progetto in seguito ai feedback ricevuti.

Durante lo svolgimento della tesi si è fatta sentire, significativamente, la mancanza di libri, paper e articoli che rappresentassero un processo previsionale articolato nella sua totalità, e nelle sue varie casistiche. Le motivazioni che stanno alla base di tale vuoto bibliografico sono sicuramente da individuarsi in due ragioni: la prima è che molti dei tools previsionali, o comunque degli strumenti utili a tale scopo, ad oggi presenti sul mercato sono di tipo proprietario, fattore che impedisce ad entità esterne di conoscerne il processo; la seconda è che l'argomento, sotto molti aspetti, è tutt'ora oggetto di studi di approfondimento, e risulta essere collocato un po' sulla "frontiera" della conoscenza odierna. Sono state moltissime le domande a cui si è deciso di rispondere, in maniera, sì studiata, ma senza trovare reale riscontro nel materiale

bibliografico. L'idea è quella di continuare ad approfondire l'argomento di anno in anno, cercando di sfruttare al meglio sia le conoscenze sviluppate sui testi che quelle apprese grazie alla ricerca empirica.

1.3 La GDO: storia, peculiarità e struttura

Dopo aver analizzato l'ambito nel quale è stata svolta la tesi e le motivazioni che stanno alla base del lavoro, diventa ora utile considerare il contesto nel quale il progetto verrà svolto ossia quello della Grande Distribuzione Organizzata, identificata anche con l'acronimo di GDO.

1.3.1 Definizione

"Con il termine Grande Distribuzione Organizzata o Distribuzione Moderna, abbreviabile come GDO, ci si riferisce ad un insieme di punti vendita gestiti a libero servizio³, organizzati su grandi superfici e, generalmente, aderenti ad un'organizzazione o ad un gruppo che gestisce una serie di punti vendita contrassegnati da una o più insegne commerciali comuni (la cosiddetta catena distributiva)"⁴.

1.3.2 La storia della GDO

La storia della Grande Distribuzione Organizzata ha inizio nella seconda metà del XIX secolo. Negli Stati Uniti d'America, quella era l'epoca dell'industrializzazione, l'epoca in cui venivano presentati i primi progetti di un sistema ferroviario trans-continentale, l'epoca in cui il lavoro schiavistico era ancora legale nel sud del paese. Le automobili, i supermercati e gli strumenti informatici per l'assistenza ai processi aziendali ancora non esistevano, ma tutto ciò sarebbe presto cambiato.



*Figura 1-5: Punto vendita della A&P.
Foto scattata nel 1931.*

In quel periodo, a New York, fu fondata la Great Atlantic and Pacific Tea Company (A&P), una società nata con l'obiettivo di commerciare al dettaglio il Tè acquistato

³ Nella gestione a libero servizio è il consumatore a prelevare la merce dagli scaffali e a portarla alla cassa per effettuare il pagamento.

⁴ Fonte: Indagine conoscitiva sul settore della GDO – AGCM (Autorità Garante della Concorrenza e del Mercato)

all'ingrosso dalle grandi navi mercantili. Naturalmente l'azienda, all'epoca, non disponeva ancora di tutti i principi manageriali scientifici di cui dispone oggi la GDO, ma fornì il presupposto per iniziarne la ricerca e l'applicazione. Alla rivendita del Tè si aggiunsero ben presto altre tipologie di prodotti, sempre di importazione, come caffè, spezie ed estratti, trasformando una catena di negozi mono-prodotto in una catena di negozi multi-prodotto. Grazie ad A&P vennero introdotte alcune delle più importanti innovazioni di quel periodo:

- il modello di business basato sulla *chain store* (catena di negozi);
- la formula distributiva del *cash and carry*;
- l'integrazione tra produzione e distribuzione;
- la standardizzazione, intesa sia dal punto di vista del layout dei punti vendita, sia da quello dei prodotti. Non più tardi dell'inizio del secolo successivo, infatti, la compagnia disponeva del primo private label, ossia del primo prodotto commercializzato con il marchio del distributore anziché con quello del produttore.

Nello stesso periodo, la catena arrivò a contare oltre 20 negozi di proprietà, per giungere, nel 1919, a 4224 negozi.

Per il lavoro svolto in questa tesi, la nascita del format basato sulla catena di negozi ebbe un'importanza fondamentale. Grazie ad esso, infatti, divenne possibile raccogliere un'elevata quantità di informazioni, elementi che saranno alla base della nascita del demand forecasting quantitativo e della pianificazione delle scorte.

Il 1916, fu l'alba di una nuova *disruptive innovation*. In quel periodo nacque, a Memphis, il primo negozio a libero servizio del mondo denominato Piggly Wiggly.

Prima di questa rivoluzione, il processo d'acquisto era molto più oneroso, sia per il consumatore che per l'imprenditore. L'acquirente, infatti, per completare la spesa, doveva servirsi da tutta una serie di piccoli negozi specializzati: si passava dal panettiere, al fruttivendolo, al pasticciere,



Figura 1-6: Piggly Wiggly, il primo
Negozio self-service al mondo

ognuno dei quali disponeva di pochi prodotti, tutti dello stesso genere. Questo significava doversi muovere tra i diversi negozi, alle volte anche molto distanti tra loro, con notevole spreco di tempo e denaro. Per l'imprenditore, invece, i maggiori

costi erano dovuti al fatto che l'inservente dovesse servire ciascun cliente singolarmente. Era abitudine per l'acquirente consegnare la lista della spesa al commesso, ed era poi quest'ultimo a provvedere al prelievo dei prodotti richiesti, con conseguente riduzione del numero di clienti serviti per unità di tempo.

Con l'apertura del Piggly Wiggly il processo d'acquisto venne interamente invertito; la lista della spesa non doveva più essere consegnata all'inservente, ma era l'acquirente stesso a provvedere al prelievo dei prodotti dagli scaffali. Per tale motivo i prodotti vennero, per la prima volta, prezzati uno ad uno.

Il Piggly Wiggly diede vita ad altre due interessanti innovazioni utilizzate tutt'oggi: il carrello della spesa e la cassa strutturata a banco.

In seguito, negli anni compresi tra il 1920 ed il 1930 il contesto cambiò radicalmente. La crisi del '29 guidò i consumatori alla ricerca di prodotti a basso prezzo; le catene di negozi entrarono in una fase di sofferenza a seguito dell'attenzione politica e dell'anti-trust, i quali cercavano di arginarne la crescita esponenziale.

In questo contesto sorse, nel 1930, quello che fu definito il primo vero supermercato moderno del mondo: il King Kullen. A differenza del Piggly Wiggly, il supermercato di Michael J. Cullen era di dimensioni molto più elevate, suddiviso in reparti, disponeva di un ampio parcheggio all'esterno e possedeva un numero di



Figura 1-7: King Kullen in Jamaica Avenue.

referenze molto maggiore, comprese quelle non alimentari. Questo, inoltre, era in grado di offrire prezzi di molto inferiori rispetto a quelli proposti dai concorrenti, e, ciò nonostante, era in grado di trarne comunque un profitto. Le motivazioni alla base di questo vantaggio di costo erano dovute, fondamentalmente, a due fattori:

- Il modello di business adottato, ove il profitto non veniva realizzato tanto sui margini, quanto più sul volume del venduto. Kullen, infatti, era in grado di sfruttare le economie di scala che si generavano e all'interno del singolo supermercato, e, ancor più, all'interno dell'intera catena di negozi;
- La location scelta per i suoi punti vendita: a differenza dei predecessori, Kullen optò per localizzare i suoi negozi in aree meno urbanizzate e più degradate. Queste presentavano lo svantaggio di non essere immediatamente accessibili, ma assicuravano affitti meno onerosi e disponibilità di spazi più ampi.

In breve tempo, inoltre, questi svantaggi iniziali vennero completamente ribaltati grazie alla diffusione di due delle più importanti innovazioni dell'epoca

moderna: le auto e i frigoriferi. Per merito di queste ultime, infatti, i consumatori cambiarono radicalmente il proprio comportamento d'acquisto, divenendo propensi ad effettuare acquisti molto più voluminosi e meno frequenti.

Negli anni seguenti Kullen espanse la sua attività arrivando nel 1936, anno della sua morte, ad aprire ben 17 negozi.

Nel 1962, 17 anni dopo la fine della Seconda Guerra Mondiale, sulle orme del King Kullen nacque Walmart. L'idea di Sam Walton, fondatore e proprietario dell'azienda, era di sviluppare il proprio business facendo leva non solo sul vantaggio economico derivante dal prezzo, ma anche sull'eccellenza dei servizi offerti. Walton, in questa maniera, riuscì ad ottenere un doppio effetto:

- Attrarre i consumatori mediante la convenienza economica;
- Fidelizzare i clienti attraverso l'ottimo servizio offerto.

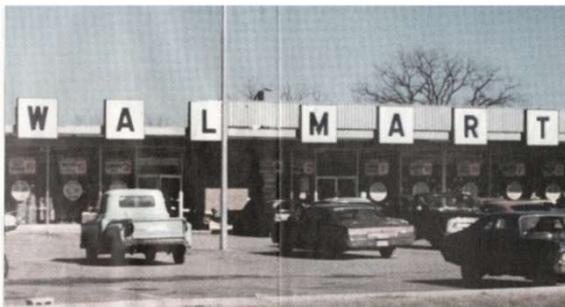


Figura 1-8: Primo Walmart store a Rogers, Arkansas

Fu proprio nell'ottica di offrire un elevato livello di servizio al cliente che Walton condivise la sua Vision con i partner e fu proprio tale condivisione a garantirgli il successo. Walmart divenne, così, la prima catena di negozi americana ad ottenere realmente un respiro nazionale. Ciò fu possibile anche grazie alla semplificazione che tecnologie

innovative, quali Personal Computer ed Internet, quest'ultimo accessibile al pubblico a partire dagli anni '80, erano in grado di generare nello scambio dati e nei processi aziendali.

Il reale sviluppo dell'IT technology avrà luogo, però, solamente all'alba della decade successiva, quando ne iniziò la rapida ascesa con l'introduzione, in un supermercato dell'Ohio, del bar-code e del bar-code scanner. Tale tecnologia consentì alle grandi catene di espandere notevolmente il proprio numero di referenze, che venne più che triplicato tra il 1974 ed il 1995. In questo periodo, inoltre, crebbe notevolmente l'importanza del lavoro di back-office, sia per l'elaborazione dei dati provenienti dal front-end, sia per il coordinamento e la gestione di entrambe le componenti di vendita al dettaglio e logistica. Quest'ultima in particolare, grazie all'informatizzazione crescente, tornò a svolgere un ruolo centrale.

In questo contesto la previsione della domanda acquisì ulteriore importanza. La computerizzazione, infatti, portò ad una lunga serie di risvolti positivi:

- Consentì la storicizzazione di una gran mole di dati;
- Semplificò l'accessibilità al dato;
- Ne consentì l'elaborazione;

Il tutto in maniera immensamente più semplice, veloce ed economica rispetto al passato.

In Europa lo sviluppo delle catene e dell'informatica fu più o meno simile, mentre l'emergere di una concentrazione del mercato elevata fu molto più tarda ad arrivare. In Italia, in particolare, le top 5 aziende della GDO controllavano, nel 1999, il 26% delle vendite⁵, contro il 56% e il 52% di Francia e Spagna e il 64% del Texas. Nel 2012 la concentrazione nel mercato alimentare italiano salì e le top 5 aziende arrivarono a detenere il 49% delle vendite⁶.

1.3.3 Tipologie e struttura delle GDO

La grande varietà nelle strutture organizzative, nelle merceologie e nelle strategie fa sì che risulti quanto mai complesso inquadrare le imprese afferenti a tale settore in categorie ben delineate ed universalmente valide.

Per tale motivo si è preferito fornire un quadro più ampio, illustrando, schematicamente, le principali configurazioni in cui la Distribuzione Moderna, generalmente, si muove.

Un primo spazio di manovra è individuabile nella forma societaria. A tal proposito, la bibliografia, suddivide la distribuzione alimentare moderna in due macrocategorie: la Grande Distribuzione (GD) e la Distribuzione Organizzata (DO). La Grande Distribuzione è identificata da un'unica impresa o da un gruppo societario che dispone di una catena di punti vendita di proprietà, mentre la

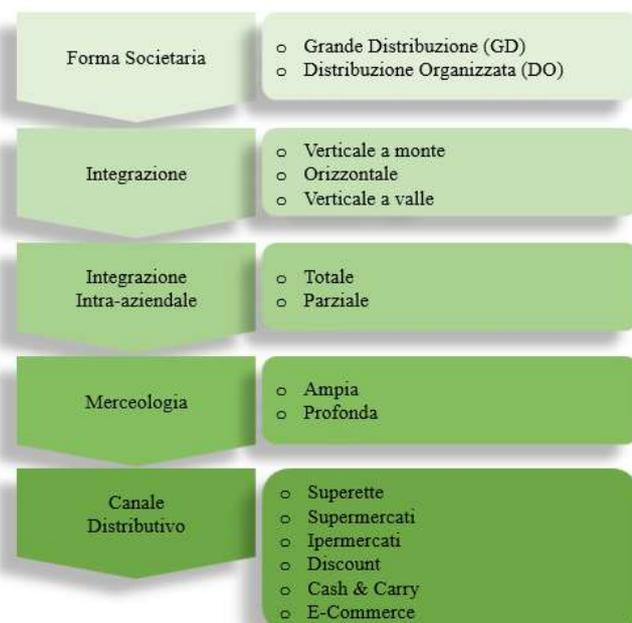


Figura 1-9: Mappa contenente le principali configurazioni della GDO italiana

⁵ Fonte: Supermarket evolution.pdf

⁶ Fonte: Indagine conoscitiva sul settore della GDO – AGCM (Autorità Garante della Concorrenza e del Mercato)

Distribuzione Organizzata è rappresentata da un insieme di punti vendita appartenenti ad enti giuridici differenti, legati, però, da un insieme di accordi, contratti e vincoli che standardizzano alcuni aspetti della rivendita e centralizzano alcune funzioni aziendali, quali la contrattazione degli acquisti, la logistica, le strategie promozionali e le campagne di pubblicizzazione.

La realtà, però, vede spesso parte degli aspetti dell'una e dell'altra tipologia coesistere. È facile, infatti, riscontrare, nelle imprese appartenenti a tale settore, sia punti vendita di proprietà, sia punti vendita associati mediante contratti di affiliazione commerciale o franchising.

Caso a sé fa Coop Italia. Strutturata come una cooperativa di consumo, Coop è, sovente, per affinità di forma societaria, racchiusa all'interno della definizione di Distribuzione Organizzata⁷, ma, in realtà, presenta peculiarità più tipiche della Grande Distribuzione⁸: P.V. di proprietà e concentrazione su base nazionale delle decisioni strategiche, commerciali e logistiche sono solo alcuni esempi di tali peculiarità.

L'integrazione dei passaggi intermedi, tra produttore e consumatore finale, rappresenta un secondo ambito in cui le imprese della GDO hanno ampia libertà di movimento, ed è, essenzialmente, di tre tipologie:

- Verticale a monte;
- Orizzontale;
- Verticale a valle.

La prima tipologia vede un'azienda espandere il suo controllo, quantomeno gestionale, negli *step* precedenti della *supply chain*. Così, ad esempio, una GDO che nasce come cooperativa di dettaglianti avrà l'opportunità di acquisire la logistica dell'ultimo miglio ed il CE.DI. (centro di distribuzione), mentre un'impresa logistica, nata come grossista, avrà l'opportunità di acquisire tutta la componente logistica a monte del CE.DI..

La seconda tipologia di integrazione vede la società ampliare la sua influenza in ambiti affini, con l'obiettivo di abbattere la concorrenza, ottenere ulteriori benefici sulle economie di scala e/o di scopo, rendere più completo l'assortimento, acquisire nuove fette di mercato oppure aumentare il proprio potere contrattuale nei confronti dei fornitori/clienti. Esempi lampanti di tali forme di integrazione sono le Supercentrali,

⁷ Fonte: Indagine conoscitiva sul settore della GDO – AGCM (Autorità Garante della Concorrenza e del Mercato)

⁸ Fonte: La logistica nelle imprese della grande distribuzione organizzata - Lara Penco

organizzazioni sotto le quali convergono svariate imprese GDO, fondate proprio con l'obiettivo di aumentare il potere contrattuale nei confronti dei fornitori.

La terza ed ultima tipologia di integrazione vede l'impresa estendere la propria impronta direzionale negli *step* susseguenti della *supply chain*. Così, ad esempio, una GDO nata come anello di congiunzione tra produttori e punti vendita avrà la possibilità di acquisire il controllo sulla distribuzione al dettaglio, quali i punti vendita stessi, o le piattaforme di *e-commerce*.

Un terzo spazio di manovra è rappresentato dall'integrazione interna alle forme di aggregazione quali la DO o le supercentrali d'acquisto. Questa tipologia di integrazione indica quanto un'azienda è in grado di agire come un *unicum*, un'entità unica ed irripetibile, nei confronti degli *stakeholders*, ed è fondamentale perché in grado di determinare l'effettivo potere di mercato dell'azienda stessa nei confronti di *supplier* e *retailer*. Alla definizione di questo livello di integrazione concorrono una molteplicità di fattori differenti come:

- Numerosità e rilevanza di funzioni e servizi centralizzati (logistica, insegna, ecc.);
- Caratteristiche strutturali del gruppo, intese come numero, dimensioni e grado di eterogeneità dei singoli operatori;
- Libertà decisionali ed operative dei singoli soggetti imprenditoriali componenti il gruppo.

Importante da segnalare, ai fini del presente elaborato, è questo: una funzione che, indipendentemente dal livello di integrazione aziendale, viene usualmente centralizzata è quella di contrattazione degli acquisti. L'entità a cui è effettivamente demandata tale funzione, generalmente, è la sezione commerciale degli uffici centrali, la quale controlla le attività sui Ce.Di. Come avremo modo di vedere anche più avanti, questi ultimi rappresentano il partner perfetto con cui sviluppare un modello previsionale, poiché movimentano, quotidianamente, una enorme mole di referenze che rappresentano già il prodotto finito (e che, dunque, non necessitano della parte di pianificazione dei fabbisogni di materiali, *MRP*) e non sono sottoposti a particolari vincoli di spazio per lo stoccaggio dei prodotti, o, per lo meno, tali vincoli non rappresentano una priorità.

Tornando all'argomento principale di questo paragrafo, un quarto ambito che caratterizza un'impresa del settore è di carattere merceologico e si identifica con la scelta tra ampiezza e profondità dell'assortimento. Fino ad ora abbiamo analizzato la distribuzione come fosse esclusivamente vocata al *grocery*. Nella realtà sappiamo, per contro, che è possibile trovare anche aziende distributive del tutto assimilabili

alla GDO che non trattano, o trattano in minima parte, prodotti *grocery*. Alcuni esempi sono le catene che commerciano elettronica, prodotti di cura della casa e della persona o del fai da te. L'introduzione della specializzazione, e dunque di una maggiore profondità dell'assortimento a discapito dell'ampiezza, è quella sottile differenza che intercorre tra GDO e GDS (acronimo di Grande Distribuzione Specializzata). La differenza sostanziale tra i due *modelli di business* è che il primo vende per lo più prodotti di largo consumo routinari, ossia il cui acquisto è generalmente impulsivo e poco ragionato, mentre il secondo commercia, in maniera molto più profonda, solo poche determinate tipologie di prodotti routinari, aggiungendo all'assortimento un'ampia gamma di prodotti il cui acquisto è usualmente più raro e costoso e dunque più ragionato e scaglionato nel tempo.

L'ultimo spazio importante di manovra per un'impresa del ramo è rappresentato dalla scelta del canale distributivo, che possiamo, ad oggi, racchiudere nei seguenti modelli:

- Superette;
- Supermercati;
- Ipermercati;
- Discount;
- Cash & Carry;
- E-commerce.

Pur non entrando nel dettaglio della definizione di ciascuno di essi, il loro è un ruolo importante ai fini delle tesi, poiché a ciascun formato di vendita corrisponderà una capacità media di smaltimento dei prodotti e, dunque, una capacità media di riapprovvigionamento degli stessi. Poiché il numero dei P.V. ed i relativi formati variano con costanza nel tempo, potrebbe rivelarsi importante tenere tale variabile in considerazione durante la fase di modulazione della previsione finale.

2 Definizioni principali e osservazioni iniziali

2.1 Definizioni

2.1.1 Definizione di domanda commerciale

Con il termine domanda commerciale si intende la manifestazione, da parte di una o più entità esterne all'azienda, della volontà di acquistare i beni da essa prodotti o distribuiti. Tale manifestazione può verificarsi all'interno di strutture preposte alla vendita diretta oppure mediante la stipula di contratti di acquisto. Talvolta, con il termine domanda, ci si riferisce anche alla richiesta di beni intermedi fatta da un reparto produttivo dell'azienda ad un altro, ma, in questo scritto, con tale termine ci si riferirà sempre ad un ordine di trasferimento di una determinata quantità di prodotto finito emesso da un Ce.Di. ad un fornitore oppure da uno spoke, un punto vendita dell'azienda stessa, all'hub, il magazzino centrale.

2.1.2 Definizione di serie storica di domanda

Con il termine serie storica di domanda si indica una particolare tipologia di time series costituita da una sequenza di valori misurabili di domanda commerciale ordinati temporalmente, e con campionamento non necessariamente regolare.

L'unità di campionamento o di aggregazione di più campionamenti viene denominata granularità della serie.

2.1.3 Definizione di previsione della domanda commerciale

Con il termine previsione della domanda commerciale ci si riferisce a quell'insieme di tecniche e algoritmi di tipo qualitativo o quantitativo che, mediante l'analisi delle serie storiche di domanda, intende giungere alla formulazione di una stima dell'entità futura della domanda commerciale sull'orizzonte previsionale stabilito, intendendo, con orizzonte previsionale, l'intervallo di tempo futuro sul quale l'azienda necessita della stima.

2.1.4 Definizione di training algoritmico

Con il termine training algoritmico ci si riferisce a quell'insieme di bucket, appartenenti ad un data set, non utilizzabili a fini previsionali poiché necessari per:

- *individuare e apprendere le regolarità interne alla serie storica;*

- *Mettere a punto i parametri interni agli algoritmi (best-fit parametrico).*

Oppure semplicemente perché rappresentano il minimo numero di dati necessari ad un algoritmo per generare una previsione.

2.1.5 Definizione di testing algoritmico

Con il termine testing algoritmico ci si riferisce a quell'insieme di bucket, appartenenti ad un data set, per i quali verrà generata una stima previsionale. Questa operazione consente di mettere a confronto, mediante il calcolo dello scostamento (errore) previsionale, il forecast ottenuto con quanto realmente accaduto, cosicché possa essere individuata una stima dell'accuratezza previsionale di ciascun algoritmo. Una volta effettuato il testing su tutto il bunch, sarà poi possibile scegliere, mediante l'operazione denominata best-fit algoritmico, l'algoritmo best-in-class, ossia quello su cui si intende fare affidamento per generare la previsione vera e propria.

2.2 Contestualizzazione

La previsione della domanda, per come verrà trattata in questo testo, è, in realtà, volutamente riduttiva, poiché legata all'ambito di indagine di questa tesi. Essa verrà trattata esclusivamente per la parte relativa a modelli di tipo quantitativo (statistico-matematici), ma è bene segnalare che essa potrebbe essere condotta anche per mezzo dell'utilizzo di metodi qualitativi, metodi, cioè, che poggiano su un determinato grado di soggettività. Esempi di quest'ultima tipologia di modelli sono, ad esempio, le indagini di mercato, i sondaggi ed il metodo delphi.

Nella Grande Distribuzione Organizzata, l'utente finale del software previsionale costruito è rappresentato dal buyer, figura professionale il cui ruolo in azienda è quello di contrattare, con produttori o distributori, le condizioni d'acquisto, i premi, le quantità minime riordinabili, nonché le quantità effettivamente da riordinare giorno per giorno. Quest'ultima mansione non sempre, nelle imprese di nostra analisi, è affidata al buyer. In alcune aziende esistono figure secondarie, denominate riordinatori, a cui viene demandato tale compito e, dunque, anche l'utilizzo del

software. Con il riordino, l'obiettivo del buyer/riordinatore è sostanzialmente di due tipi:

- Mantenere quel delicato equilibrio che consente al magazzino di evadere le richieste in tempo senza essere, al contempo, subissato da merce in arrivo oppure da merce posta a stock;
- Assicurare la corretta rotazione della merce deperibile.

Tale compito deve essere svolto continuativamente, o comunque periodicamente in maniera ravvicinata, per un numero di referenze molto ampio, che generalmente va dalle 4'000 alle oltre 10'000.

L'utilizzo dei metodi qualitativi da parte del buyer/riordinatore in un contesto di questo tipo presenta almeno due problematiche:

- La stima effettuata mediante metodologie qualitative, per essere attendibile, richiede un'importante spesa, in termini di tempo e di collaborazione interfunzionale, che non avrebbe senso sostenere, data la marginalità estremamente ridotta conseguibile da ciascuna referenza;
- La naturale tendenza umana a sovrastimare o sottostimare sistematicamente le quantità di domanda;

Mettendo assieme queste due informazioni, e aggiungendo che la velocità media di riordino richiesta ad un buyer/riordinatore nel settore di riferimento è di circa 20 secondi a prodotto, è facile comprendere come l'utilizzo di tali metodologie, da sole, non risulti una scelta molto oculata. Al contrario, risulta molto utile l'abbinamento di una metodologia qualitativa rapida, generalmente individuata e limitata all'esperienza del buyer/riordinatore nonché nelle informazioni in suo possesso, ad una metodologia quantitativa, specialmente per quei prodotti ad elevata deperibilità (freschi), ad alto consumo di capitale (vini, ed elettrodomestici) o ad ingente occupazione di volumetria disponibile a magazzino (acque).

2.3 Riordino automatico vs. riordino assistito

In questo periodo di lavori abbiamo assistito, impotenti, ad una "guerra fredda" intrapresa tra management aziendale, interessato ad un drastico taglio sull'impiego di risorse umane su quella mansione e buyer/riordinatori, interessati a preservare l'impiego ed il prestigio acquisito in azienda, anche a costo di osteggiare l'adozione di strumenti che effettivamente avrebbero potuto essere loro d'aiuto per ottimizzare e rendere maggiormente gratificante il lavoro. Il management, infatti, in qualità di figure aventi capacità di spesa, spingeva affinché il software da noi implementato



andasse nell'ottica del riordino automatico, mentre i buyer/riordinatori, i quali rappresentavano il *know-how* dell'azienda in tale ambito e, dunque, il passaggio obbligato per poter ottimizzare e testare efficacemente il programma, spingevano affinché il software andasse nella direzione del riordino assistito, lasciando loro ampie libertà di movimento. Tale prova di forza evidenzia come le figure interne all'azienda siano spesso soggetti a miopia e *bias* cognitivi che impediscono loro di scorgere la corretta via, rendendoli facili prede dei rappresentanti commerciali delle varie imprese dell'indotto che, interessati esclusivamente a vendere loro un prodotto, faranno leva sulle convinzioni pre-esistenti dei vari attori, anziché metterle in discussione per il bene aziendale.

Nel caso in analisi, la soluzione chiave è rappresentata dall'adottare ciascuna metodologia quando più opportuno.

Eliminare la componente umana dal lavoro, infatti, non si ritiene sia una strategia vincente, in quanto determinerebbe:

- La perdita di know-how su quella mansione, know-how che verrà passato in toto ad un fornitore esterno, il cui interesse primario non sempre collima con quello dell'azienda;
- Assenza di visione d'insieme. Un software è in grado di effettuare un gran numero di calcoli in pochi secondi, ma ha un difetto, può processare solo dati di cui l'azienda è conscia di disporre e che può riportare all'interno di un database, tralasciando informazioni estemporanee, non quantificabili o non pienamente comprensibili da una macchina, informazioni che possono anche essere determinanti per quel processo. Un esempio di tale comportamento è individuabile nel recente corona virus, ove serie temporali storicamente regolari hanno iniziato a comportarsi in maniera totalmente differente e le aziende GDO che avevano adottato il riordino automatico come metodo pressoché esclusivo si sono trovate, in un primo momento a sottostimare sistematicamente la domanda, dopodiché a sovrastimarla.

Lasciare ampie libertà al buyer/riordiatore, d'altro canto, non è altrettanto consigliabile, in quanto comporterebbe:

- Spreco di ore uomo su prodotti non cruciali per l'impresa. Esistono, infatti, prodotti che un'azienda è obbligata a conservare a stock per garantire il corretto funzionamento del suo *business*, ma che non impattano, o, comunque, non lo fanno in maniera significativa, sulle variabili critiche (marginalità, volumetria disponibile a magazzino o *market share*);

- Conseguente economizzazione nell'impiego di risorse su prodotti in grado di determinare il reale andamento dell'impresa;
- Elevata soggettività nella previsione, e conseguente difficoltà nella formalizzazione e nella trasmissione intra-aziendale della conoscenza acquisita;
- Riduzione della soddisfazione nell'espletamento della mansione. Come detto poc'anzi, una buona parte dei prodotti è di tipo non critico per un'azienda, e spesso non è nemmeno determinante per generare valore aggiunto. Per tali prodotti, com'è facile immaginare, la previsione è effettuata dal buyer/riordinatore mediante metodologie routinarie noiose, routine che una macchina sarebbe in grado di compiere in maniera estremamente più rapida, efficiente e precisa, consentendo al buyer/riordinatore di dedicare il tempo risparmiato su quei prodotti che sono, effettivamente, determinanti per l'impresa e in cui l'esperienza umana e le capacità personali del lavoratore possono realmente fare la differenza.

La soluzione ideale, dunque, mira a coniugare le abilità umane con la potenza di calcolo delle macchine, in maniera tale da poter conservare tutti i vantaggi fornibili dalle due risorse, limandone, al contempo, i difetti.

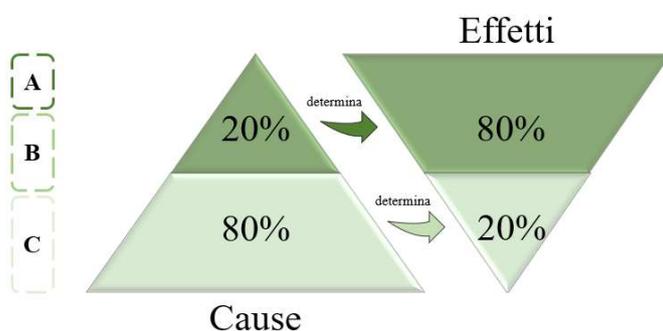


Figura 2-1: Principio di Pareto

Prima di evidenziare brevemente tale soluzione, osserviamo l'enunciato denominato principio di Pareto, spesso denominato anche regola 80/20. Esso afferma che, sui grandi numeri, il 20% delle cause produce l'80% degli effetti e viceversa. Così nel nostro caso, ad esempio, il 20%

dei prodotti determinerà l'80% del fatturato, il 20% dei prodotti occuperà l'80% della volumetria disponibile a magazzino e, ancora, il 20% dei prodotti sarà causa dell'80% delle movimentazioni. Dato il 20% precedente avremo che il restante 80% dei prodotti si comporterà in maniera opposta.

Applicando tale principio al caso di studio è possibile constatare come, all'interno di ogni azienda, esistano prodotti critici, prodotti, cioè, in grado di determinare il reale andamento dell'impresa. Per ciascuno di essi una metodologia a riordino assistito sarebbe certamente la soluzione ideale, poiché fondamentale può essere l'apporto di esperienza e abilità che i buyer/riordinatori sarebbero in grado di offrire alla base di

calcolo statistico/matematico fornito dalla macchina. Per i restanti prodotti, invece, un meccanismo a riordino automatico sarebbe certo più indicato.

Implementare una logica di questo tipo, inoltre, non richiederebbe notevoli sforzi aggiuntivi da parte dell'impresa. Scelta la variabile o il mix di variabili obiettivo, una semplice analisi ABC e alcune considerazioni aggiuntive sarebbero già sufficienti ad attuarne il principio.

2.4 I benefici derivanti da un approccio "scientifico" al demand forecasting

Osservando le differenti aziende italiane afferenti al settore della GDO è possibile notare come, ancora oggi, buona parte di queste utilizzi metodologie previsionali che potremmo definire artigianali, ove l'uso della calcolatrice coniugato all'esperienza di un buyer/riordinatore la fanno da padroni. In un mondo ove la corsa all'acquisizione di informazioni e dati si fa sempre più spietata, la Grande Distribuzione italiana sembra non rendersi interamente conto del piccolo tesoro informativo di cui dispone.

Analizzare i dati, comprenderli ed archivarli nella maniera corretta, rappresentano le azioni strategiche migliori per ottimizzare i propri processi, nonché il miglior modo esistente per avere una visione più chiara sia del passato (qual è stata la causa di stock-out in quel frangente?) che del futuro (la causa-effetto è ripetibile?). L'utilizzo di modelli quantitativi aiuta ad andare in quella direzione apportando benefici a chi ne fa uso.

Tali benefici sono davvero notevoli e molteplici ed impattano sull'azienda non in maniera localizzata, bensì nella sua interezza. Alcuni di questi sono già stati menzionati in altri paragrafi (vd. Riordino automatico vs. riordino assistito), altri non lo sono e meritano di esserlo, in modo tale da poterne dipingere una visione d'insieme.

In prima istanza possiamo pensare di suddividere l'insieme di tali benefici in:

- Benefici per gli stakeholders;
- Benefici per l'azienda GDO nella sua gestione interna.

2.4.1 Benefici conseguibili dagli Stakeholders

Osservando la definizione di Stakeholders⁹ è possibile notare come, tra di essi, siano annoverabili tutti i partner di filiera, i clienti e gli azionisti/la proprietà.

I vantaggi che un migliore *Demand Forecasting* potrebbe garantire a tali soggetti sono:

- Gestione efficace dei rapporti con i fornitori e con gli intermediari terzi che si evidenzia in un flusso di merce più continuo e regolare o nella stipula di contratti vantaggiosi per entrambe le parti (quantità più definite e deterministiche nel tempo);
- Soddisfazione del cliente, sia per la corretta disponibilità a scaffale del prodotto richiesto, sia per l'eventuale miglior prezzo che consegue alla maggiore efficienza dell'impresa nel trattamento dei prodotti stessi;
- Soddisfazione degli *Shareholders* grazie ad un aumento del ROI (Return On Investment) generato dalla corretta gestione del capitale e delle risorse. Esempi di tali migliorie sono la riduzione delle scorte, o comunque la migliore gestione delle stesse, e la riduzione del numero di viaggi e movimentazioni merce, con i conseguenti rischi connessi.

2.4.2 Benefici conseguibili dall'azienda GDO

Le imprese di grandi dimensioni che oggi giorno funzionano meglio sono quelle in grado di mantenere in perfetto equilibrio le attività poste all'interfaccia tra le varie funzioni aziendali. Una rottura di tale equilibrio rappresenta sicuramente un problema in più che dovrà essere risolto, ma, soprattutto, può determinare malumori e sovraccarico di lavoro per le funzioni aziendali più deboli. Nell'argomento in analisi, il corretto equilibrio è rappresentato dalla capacità del team commerciale di gestire gli acquisti in maniera tale da non sovraccaricare di lavoro o di materiale il magazzino, ed, inoltre, da un utilizzo ponderato del capitale messo a disposizione dal comparto di tesoreria/management.

⁹ Definizione: "Tutti i soggetti, individui od organizzazioni, attivamente coinvolti in un'iniziativa economica (progetto, azienda), il cui interesse è negativamente o positivamente influenzato dal risultato dell'esecuzione, o dall'andamento, dell'iniziativa e la cui azione o reazione a sua volta influenza le fasi o il completamento di un progetto o il destino di un'organizzazione". Da Enciclopedia Treccani

Fatta questa premessa, i vantaggi determinati da un migliore *Demand Forecasting* per l'impresa sono i seguenti:

- Riduzione del capitale immobilizzato, dovuto sia alla riduzione delle scorte necessarie, specialmente per i prodotti a più alta prevedibilità, sia all'aumento dell'indice di rotazione del magazzino, dovuto ad una riduzione della componente a denominatore¹⁰;
- Riduzione delle movimentazioni e conseguente riduzione di alcuni rischi da esse derivanti;
- Riduzione dei trasferimenti tra Ce.Di. Tale componente è l'incarnazione dell'inefficienza e, proprio per tale motivo, dovrebbe essere utilizzato come KPI di riferimento, KPI in grado di fornire un feedback sui reali miglioramenti che si è riusciti ad apportare al sistema di riordino. Quel che accade, nella pratica, è che un Ce.Di., in presenza di *overstock* su una o più referenze, o in mancanza di spazio sufficiente, può, se lo si reputa opportuno, effettuare un trasferimento di merce verso un altro Ce.Di. in *stock-out* su quei prodotti o, più semplicemente, che possiede sufficiente spazio per poterli stoccare;
- Riduzione di *stock-out*, *overstock* ed invenduti e, dunque, aumento del livello di servizio e riduzione dei costi;
- Riduzione nello spreco per le merci aventi elevata deperibilità.

2.5 Cosa c'era prima: il GENPO

Il GENPO, acronimo di GENERazione Proposta d'Ordine, era una maschera COBOL, appartenente al software Linfa, in grado di fornire quella che veniva denominata, in gergo, "proposta d'ordine". La proposta d'ordine è esattamente ciò che il nome suggerisce, una bozza dell'ordine al fornitore che il sistema Linfa proponeva al buyer/riordinatore, e che quest'ultimo poteva, a sua discrezione, decidere di ratificare o modificare. Tale proposta veniva generata automaticamente una volta che venivano specificate alcune variabili chiave come fornitore, magazzino da rifornire, e giornate di copertura¹¹ del magazzino stesso.

¹⁰ Indice di rotazione del magazzino = Vendita/Giacenza

¹¹ Con giorni di copertura si intende il numero di giorni in cui la merce stoccata in magazzino è in grado di "coprire" il venduto a Punto Vendita.

2.5.1 GENPO: formulazione matematica

Il calcolo sottostante alla proposta d'ordine veniva anch'esso scelto dal buyer/riordinatore, ed era selezionabile tra due opzioni:

- M: media mensile degli ultimi 6 mesi;
- P: calcolo, più complesso del precedente, che prendeva in analisi gli ultimi 19 mesi di storia (18 mesi di storico più quello in corso).

Tralasciando la prima opzione, data la sua evidente semplicità, approfondiamo nel seguito la seconda.

L'idea sottostante al calcolo di tipo P era ottenere una previsione giornaliera partendo da *bucket* a granularità mensile, tenendo conto del Venduto Medio Futuro calcolato all'Anno Precedente (vmf_{ap}) proiettato nell'anno corrente mediante un moltiplicatore indicante l'incremento/decremento della domanda rispetto all'anno precedente.

Analizzando il calcolo a posteriori, possiamo notare come il moltiplicatore rappresenti una sorta di tendenza locale, mentre la componente mediata una sorta di componente stagionale. L'assunzione forte che era stata fatta quindi, implicitamente, era che tutte le referenze, o comunque buona parte di esse, presentassero serie storiche contenenti regolarità di tipo simil stagionale.

Nel dettaglio, la formula matematica era impostata come segue:

$$pvg = \frac{\left(\frac{v6m_{ac}}{v6m_{ap}}\right) * \left(\frac{(vmc_{ap} + (vf1_{ap} * 3) + vf2_{ap})}{5}\right)}{30}$$

Ove:

- pvg è l'acronimo di Presunta Vendita Giornaliera
- $\frac{v6m_{ac}}{v6m_{ap}}$ è il moltiplicatore che evidenzia l'incremento/decremento nelle vendite dell'anno corrente rispetto al precedente, ed è formato dalla somma del Venduto degli ultimi 6 Mesi dell'Anno Corrente, $v6m_{ac}$, fratto la somma del Venduto degli stessi 6 Mesi dell'Anno Precedente, $v6m_{ap}$;
- $\left(\frac{(vm_{ap} + (vf1_{ap} * 3) + vf2_{ap})}{5}\right)$ rappresenta il Venduto Medio Futuro calcolato all'Anno Precedente, ed è costituito dalla somma di: Venduto nel Mese Corrente all'Anno Precedente pesato 1 ($vmc_{ap} * 1$), Venduto nel mese Futuro 1 all'Anno Precedente pesato 3 ($vf1_{ap} * 3$) e Venduto nel mese Futuro 2 all'Anno

Precedente pesato 1 ($vf2_{ap} * 1$), il tutto suddiviso per 5, che rappresenta la somma dei pesi assegnati a ciascuna componente del vmf_{ap} . Nella pratica, supponendo che la data odierna sia 15 Gennaio 2020, avremmo che:

- Il Mese Corrente Anno Precedente è Gennaio 2019;
 - Il Mese Futuro 1 Anno Precedente è Febbraio 2019;
 - Il Mese Futuro 2 Anno Precedente è Marzo 2019.
- Il divisore fisso, 30, è il fattore che serve a ricondurre a giornaliera una previsione mensile. Questa è, ovviamente, un'approssimazione determinata dall'assunzione semplificativa che tutti i mesi fossero formati da 30 giorni.

Da notare come tale formula menzioni il concetto di venduto e non quello di domanda. Tratteremo la questione più in dettaglio nel prosieguo di questa trattazione.

Ma torniamo al calcolo "P". Ottenuta la *Presunta Vendita Giornaliera*, il passaggio successivo che veniva intrapreso era quello di verificare se questa fosse anomala. L'accertamento di non regolarità veniva condotto nella seguente maniera:

$$(pvg * 30) > \left(\frac{vmc_{ap} + (vf1_{ap} * 3) + vf2_{ap}}{5} \right) * 2,5$$

Veniva, cioè, verificato se la previsione mensile, ottenuta come $pvg * 30$, superasse di 2,5 volte il Venduto Medio Futuro all'Anno Precedente. Nel caso così fosse, la pvg veniva ricalcolata utilizzando l'opzione M vista inizialmente.

La definizione matematica di venduto che veniva adottata, sia per il metodo P che per il metodo M, era la seguente:

$$v_i = sn_i + \frac{os_i}{dos} + \frac{m_i}{dm}$$

Ove:

- v_i sta per Venduto nel mese i ;
- sn_i rappresenta quello che viene chiamato Spedito in Normalità del mese i . Con spedito in normalità si intende quella quantità di merce non promozionata, in pezzi, che nel mese i è stata spedita regolarmente da un determinato magazzino centrale agli n punti vendita che ne avevano effettuato richiesta. Particolarità che merita menzione è che non tutti i punti vendita possono fare richiesta di un determinato prodotto, per farla devono avere quest'ultimo nel *cluster*, ossia nel gruppo di prodotti che il magazzino centrale mette a disposizione per quel PV;

- os_i rappresenta quello che viene chiamato spedito in Offerta Speciale nel mese i . Tali promozioni vengono definite a priori dal reparto marketing nel piano promozionale, e possono essere fatte sul prezzo (sconto) o sulle quantità (sconto quantità). Anche qui, particolarità che merita menzione, è che nel piano promozionale le offerte non vengono definite solo nel tempo e nella modalità, ma viene indicato anche chi avrà accesso a tale promozione, viene, cioè, indicato il *cluster* di PV che avrà accesso a tale offerta;
- m_i sono i Mancanti nel mese i , ossia quella porzione di ordini che il magazzino non è stato in grado di evadere o di farlo per tempo;
- dos e dm sono due divisori, costanti, che vengono impostati, dal cliente, nella parametrizzazione iniziale del sistema, e sono denominati, rispettivamente, Divisore vendite Offerte Speciali e Divisore Mancanti. Nella pratica $\frac{1}{dos}$ e $\frac{1}{dm}$ indicano la quota parte di offerte speciali o di mancanti di cui si vuole tenere conto nella computazione del venduto del mese.

Terminato il calcolo della pvg , la previsione finale, che veniva iscritta in proposta d'ordine, era ottenuta come:

$$scf_{gg\ cop} = pvg * ggcop_{eff} - g - oc + s$$

Ove:

- $scf_{gg\ cop}$ è la stima consolidata del fabbisogno sulle giornate di copertura richieste;
- $ggcop_{eff}$ rappresenta le giornate di copertura effettive, ossia le giornate di copertura immesse dal buyer/riordinatore al netto delle giornate festive;
- g è la giacenza a magazzino;
- oc sono gli ordini in corso al fornitore;
- s è la scorta minima, ed è definita come la giacenza minima, in pezzi, che si vorrebbe garantire a magazzino. Essa era settabile per ciascuna coppia prodotto-magazzino.

Il calcolo della scorta minima adottato era piuttosto semplice:

$$LT_{max} = LT_{dich} + SIC_{LT}$$
$$s = pvg * (LT_{max} * (1 + k_s))$$

Ove:

- LT_{max} indica il massimo lead time teoricamente concesso al fornitore;
- LT_{dich} rappresenta il lead time necessario, dichiarato dal fornitore stesso, per effettuare la consegna dal momento del ricevimento dell'ordine, mentre SIC_{LT} sono i giorni di sicurezza che si vogliono mantenere sul lead time. Entrambi questi valori non vengono calcolati, ma vengono indicati da un operatore all'interno della sezione anagrafiche (GFOR) del software Linfa in fase di registrazione del fornitore;
- k_s è una costante indicata, per ciascun prodotto, in fase di parametrizzazione del calcolo della scorta minima, e rappresenta un moltiplicatore percentuale vocato ad aumentare LT_{max} di una quantità definita dal buyer/riordinatore.

Per terminare l'exkursus sulla parte di calcolo racchiusa nel GENPO, dobbiamo aggiungere alla trattazione ancora due formule riguardanti:

- Il calcolo del Punto di Riordino;
- Il calcolo della Scorta Massima.

In Linfa il Punto di Riordino si identifica con una segnalazione, al buyer/riordinatore di riferimento, della necessità di riordinare, e veniva ricavato come:

$$pur = pvg * (LT_{max} * (1 + k_{pur}))$$

Ove $k_{pur} > k_s$ è un moltiplicatore, costante per ciascun prodotto, che determina un aumento dei tempi LT_{max} per decisione del buyer/riordinatore.

Il calcolo della scorta massima, invece, era definito come:

$$sx = pur * (1 + k_{sx})$$

Ove k_{sx} è un moltiplicatore del punto di riordino, costante per ciascun prodotto, definito dal buyer/riordinatore.

Osservando le formule matematiche è interessante notare come, in Linfa, la gestione delle scorte venga trattata in maniera completamente differente rispetto alle metodologie classiche riportate in bibliografia, sia a livello di definizioni che a livello logico. In particolare, analizzando la formulazione della scorta minima precedentemente riportata, è possibile constatare come questa differisca

profondamente dalla scorta di sicurezza calcolata mediante la formula di King¹², formula di maggiore utilizzo e popolarità. Interessante è anche notare come determinante, per l'impostazione dei parametri k_s , k_{pur} e k_{sx} , risulti la sensibilità e la soggettività dell'operatore, variabile estremamente meno determinante nella formula di King. Questa interessante scoperta è certamente un ottimo spunto di lavoro per migliorare, qualora lo si riterrà opportuno, la gestione delle scorte.

2.5.2 GENPO: logica di funzionamento

Noti i calcoli sottostanti, illustriamo ora qual era il suo funzionamento.

Dati i settaggi preliminari, la generazione della proposta d'ordine avveniva su decisione del buyer/riordinatore in seguito, generalmente, al manifestarsi di un evento su uno o più prodotti. Gli eventi venivano evidenziati da una serie di report generati da job notturni e da numerose interrogazioni, ed erano determinati da:

- Mancanti: prodotti per i quali venivano registrate mancate vendite;
- Allarmi: prodotti per i quali veniva registrato uno stock inferiore ad uno dei due livelli di allarme, individuati dal punto di riordino e dalla scorta minima.
- Prenotazioni: prodotti per i quali era già presente, a sistema, una prenotazione quantità ricevuta dai PV;
- Offerte: prodotti per i quali era in calendario l'avvio di un periodo promozionale;
- Nuovo inserimento: prodotti anagraficamente nuovi per i quali è prossima la data di inizio validità, la data, cioè, a partire dalla quale il prodotto potrà essere ordinato dai PV e dovrà, di conseguenza, essere disponibile a magazzino, pronto per la spedizione.

Generata la proposta d'ordine, il buyer/riordinatore aveva la possibilità di gestirla in due modalità differenti: modalità sintetica o modalità analitica.

Nella gestione sintetica, l'operatore poteva modificare le quantità suggerite per l'ordine su n prodotti contemporaneamente, avendo a disposizione informazioni brevi e concise, mentre nella gestione analitica le quantità suggerite potevano essere

¹² Formula di King: $SS = Safety\ Stock = Z \cdot \sqrt{\overline{LT} \cdot \sigma_D^2 + (\overline{D} \cdot \sigma_{LT})^2}$ ove Z rappresenta il livello di servizio, \overline{LT} il Lead Time medio, \overline{D} la domanda media, σ_D la deviazione standard della domanda, e σ_{LT} la deviazione standard del Lead Time.

modificate solamente su un prodotto per volta, disponendo, però, di informazioni dettagliate, e potendo, al contempo, rettificare condizioni d'acquisto ed omaggi.

Terminata la revisione della proposta d'ordine si otteneva l'ordine vero e proprio, il quale sarebbe stato, a seguito della conferma dell'operatore, automaticamente inviato al fornitore.

2.6 Cosa c'è oggi: il GENPO grafico abbinato al Linfa Forecaster (lato Ce.Di.)

I passi avanti effettuati con il lavoro che è stato compreso in questa tesi sono già notevoli, e sia la parte di calcolo che la gestione della proposta d'ordine hanno subito importanti e profonde revisioni.

2.6.1 Il GENPO grafico: monitor Eventi e monitor Proposta ordine

La prima operazione, decisa e messa in campo dalla proprietà Linfa, era un restyling completo del processo di revisione della proposta d'ordine, messa in opera, successivamente, da un abile team di colleghi.

Tale ammodernamento ha portato alla creazione di due moduli grafici denominati "Riordino assistito: Eventi" e "Riordino assistito: Proposta ordine". La creazione di questi due moduli ha consentito di rendere obsoleta, rispettivamente, tutta quella pletora di job notturni (JGF004, JGF010, JGM865, JGM101, OSV) necessaria alla generazione di report e tutta quella serie di maschere, posizionate a valle del GENPO, necessarie alla revisione della proposta d'ordine ed alla sua trasformazione in ordine effettivo (ORPOS, ORPOA, IMAG, NOTECA, IQPR, OSINTTN, STATP, STATPO, STATPS).

Con l'ingresso del modulo relativo agli Eventi, ciò che prima veniva stampato su carta, oggi è messo a disposizione del buyer/riordinatore mediante un unico e moderno monitor che rappresenta lo strumento base da cui avrà inizio il suo lavoro.

Gli eventi che scatenano la necessità di emettere un ordine non sono variati rispetto alla versione precedente, salvo l'aggiunta di una ulteriore casistica dovuta all'aggiunta di una nuova feature: il promemoria dell'agenda ordini, strumento che il buyer/riordinatore può adoperare per stabilire un particolare giorno in cui effettuare un determinato ordine.



Dati gli eventi del giorno, dunque, la teoria vorrebbe che il buyer/riordinatore emettesse un ordine per ciascuno dei fornitori di tali prodotti. Nella realtà, però, il software non prevede sistemi di controllo sull'operatività del buyer. Egli sarà, di conseguenza, libero di posticipare l'operazione qualora, una volta analizzati i dettagli, lo dovesse ritenere più opportuno.

Individuato il fornitore di interesse sul monitor Eventi, il buyer dovrà passare, successivamente, alla generazione della proposta d'ordine, ed alla sua revisione nell'apposito monitor (Proposta Ordine). Emesso effettivamente l'ordine, il sottoprocesso avrà termine e l'operatore sarà libero di tornare al monitor eventi per individuare il successivo fornitore da elaborare.

È proprio nel monitor della Proposta d'Ordine che è stato innestato il Linfa Forecaster, l'algoritmo progettato ed implementato dal Team Linfa, oggetto di questa tesi.

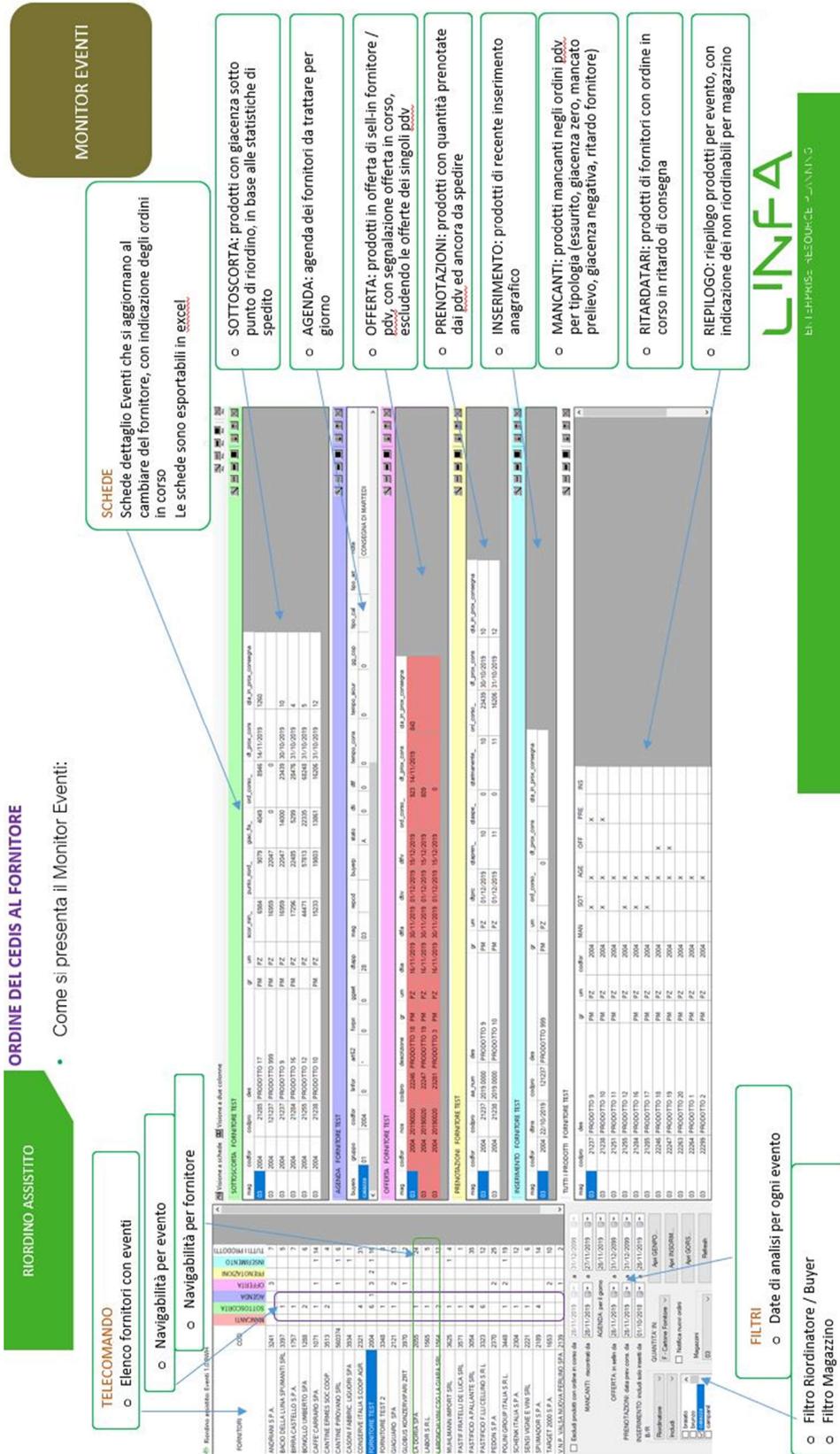


Figura 2-2: GENPO grafico - Monitor eventi

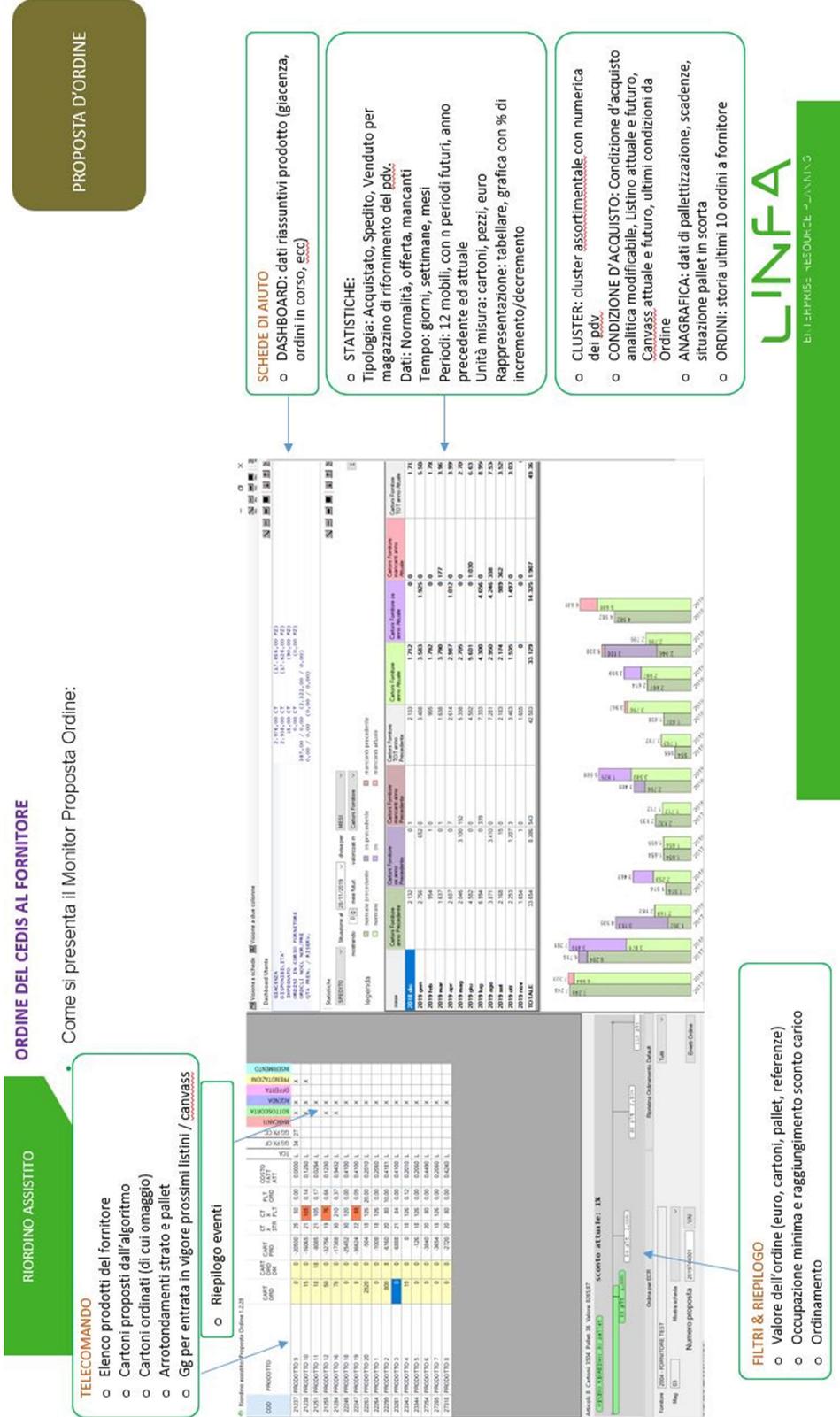


Figura 2-3: GENPO grafico – Proposta d'ordine

2.6.2 Il Linfa Forecaster (lato Ce.Di.): riordino assistito

Nato con l'obiettivo di "battere" le previsioni fornite dal vecchio calcolo di GENPO, il Linfa Forecaster è molto più di un semplice algoritmo di previsione. Costruito con la collaborazione dell'Ingegnere Maurizio Ciccione, la sua complessità interna non ha nulla a che vedere né con i calcoli precedentemente presentati per il GENPO, né con la semplicità dell'output finale. Quest'ultimo, in particolare, è costituito da 2 valori aggiuntivi, oltre alla previsione in sé: l'errore medio di previsione sullo storico, calcolato come Period To Date Weighted Absolute Percentage Error (o, più in breve, PTD_WAPE), ed il data quality. Ciascuno di essi fornisce un valore aggiunto sia alla previsione, sia alle informazioni a disposizione dell'operatore.

Entrando un po' più nel dettaglio, l'errore medio viene calcolato confrontando la previsione che l'algoritmo avrebbe generato nell'anno precedente, con i rispettivi dati effettivi ormai noti al momento del confronto, e fornisce informazioni preziose circa il grado di affidabilità della stima previsionale.

Il data quality, invece, non viene ricavato esclusivamente mediante un calcolo oggettivo, ma è il risultato di un misto tra considerazioni qualitative e quantitative fatte sulla bontà del dato in input (quantità e qualità dei dati di storico registrati a database) e fornisce importanti informazioni circa l'affidabilità, sia della stima previsionale, sia dell'errore medio.

Data la complessità iniziale del progetto, l'interlocutore scelto in partenza è stato quello recante meno problematiche e vincoli, nonché più competenza nel Demand Forecasting: gli uffici appartenenti al magazzino centrale. In questo contesto la tipologia di riordino adottata è stata, ovviamente, quella assistita. In tale maniera è stato possibile testare a fondo il modulo, senza incorrere in particolari rischi.

2.7 Cosa ci sarà in futuro: Il Linfa Forecaster (lato P.V.) e l'estensione nelle granularità utilizzabili per i dati di input

Un progetto ambizioso e tutto nuovo per Linfa è quello di portare il sistema di riordino, oggi applicato al Ce.Di., sui Punti Vendita, tenendo conto delle peculiarità e dei maggiori vincoli in essi presenti.

Nel caso dei P.V. le modalità di riordino che Linfa vorrebbe offrire sono, oltre a quella manuale già disponibile, quella assistita, e, segnatamente, quella automatica. Quest'ultima verrà articolata in due modalità:

- Con proposta d'ordine generata sulla base del Piano Consegne del Ce.Di;
- A riempimento massimo delle scorte, con proposta d'ordine generata sulla base del livello di giacenza (sotto punto di riordino) coniugata al Piano Consegne del Ce.Di ed al venduto. Questa seconda tipologia sarà applicabile a tutti quei prodotti a ridotta deperibilità per i quali si vuole garantire la disponibilità a scaffale.

L'idea di massima vede, nel caso di modalità manuale o assistita, un operatore, in mobilità davanti agli scaffali, generare gli ordini mediante App per smartphone, ordini che dovranno essere poi confermati ed inviati al Ce.Di. tramite il Portale P.V.¹³, mentre vede, nel caso delle modalità automatiche, gli ordini generati in maniera autonoma, monitorabili, successivamente, sempre mediante Portale P.V.

Preponderante, in questa parte di progetto, diverrà il rispetto dei vincoli imposti:

- Vincoli di riempimento dei mezzi di trasporto: dato il numero elevato di P.V., una saturazione inefficiente dei veicoli quivi diretti può generare una moltiplicazione dei viaggi stessi, determinando extra-costi che possono essere anche molto elevati;
- Vincoli di stoccaggio: dato lo spazio limitato a disposizione dei P.V., è fondamentale rispettare le corrette destinazioni di stock predisposte dallo stesso. A tal proposito diverrà necessaria la mappatura degli scaffali, parte fondamentale, ed alle volte unica, dello spazio disponibile a stock;
- Vincoli sulle consegne (vd. Piano Consegne Ce.Di.): non per tutti i P.V. le consegne sono di carattere quotidiano e non tutti i P.V. possono accogliere lo stesso numero di mezzi in consegna. Queste caratteristiche dipendono, ovviamente, dalla dimensione del P.V., ma soprattutto dalla capacità di vendita dello stesso. Per evitare inefficienze conseguenti a tali peculiarità, il Ce.Di. mette a disposizione il cosiddetto Piano delle Consegne, a cui ogni P.V. dovrà adeguarsi;
- Vincoli sulle quantità minime e massime ordinabili al Ce.Di.

Ma tornando all'attuale configurazione lato Ce.Di., abbiamo una considerazione da fare: le previsioni, attualmente, vengono elaborate a partire da time series aventi granularità mensile. Questa scelta presenta, sicuramente, alcuni vantaggi per tutte

¹³ Il Portale P.V. è lo strumento unico di interscambio documentale tra P.V. e Ce.Di. messo a disposizione già oggi nella suite Linfa. Esso è richiamabile da web server, è in grado di dialogare col server Linfa, e l'accesso è effettuabile mediante browser. Questa peculiarità ne consente l'utilizzo da svariati dispositivi (pc, tablet, smatphone), purché connessi a Internet. Il Portale, oltre che per gli ordini a Ce.Di. può essere utilizzato anche per: prenotazioni merce, resi, comunicazioni varie, e visione listini Ce.Di.



le referenze a lunga conservazione, ma presenta grossi limiti per prodotti freschi e freschissimi, ove l'utilizzo di dati settimanali e giornalieri sarebbe certo più indicato. Per tale motivazione, Linfa ha già messo allo studio l'estensione della soluzione LinfaForecaster in quella direzione, soluzione che verrà predisposta sia lato Ce.Di. che lato P.V.

3 Progettazione: Analisi preliminari

Dato il quadro generale fin qui esposto, possiamo ora entrare nel dettaglio del lavoro condotto. In questo capitolo andremo a definire, in maniera maggiormente approfondita, la problematica dalla quale è sorta la necessità progettuale, le alternative prese in considerazione, le assunzioni fatte ed alcune ulteriori considerazioni iniziali. Fatto ciò passeremo a scomporre il progetto, così da poter affrontare le difficoltà in maniera più semplice e proficua. Come è possibile intuire da queste premesse, la metodologia di lavoro adottata per costruire e portare a termine questo progetto è quella del *Problem Solving*.

3.1 Definizione del problema

3.1.1 Cause ed effetti del problema

Come accennato precedentemente, il compito di un'impresa GDO è quello di mettere a disposizione del cliente le merci del produttore/fornitore, ossia offrire la cosiddetta utilità di tempo e luogo. Dato questo compito, l'obiettivo, per ogni azienda, è quello di trarne un profitto, non necessariamente nel breve periodo.

Ma per quale motivo sono nate le GDO? Il produttore/fornitore non poteva assolvere egli stesso a tale compito?

Un'attività di questo tipo tende, per sua natura, a generare inefficienze:

- Inefficienze nei trasporti (numero di viaggi e riempimento dei mezzi);
- Inefficienze nello stoccaggio della merce;
- Inefficienze contrattuali.

La presenza di un'entità unica che fa da ponte, la GDO, e che tratta un enorme numero di referenze, consente di mitigare notevolmente tali inefficienze, e permette al fornitore/produttore di ottenere ulteriori vantaggi quali l'inserimento del suo prodotto nell'ampio assortimento a disposizione della catena di Punti Vendita legati alla GDO, e l'accesso a numerosi servizi (espositivi, promozionali, co-marketing, ecc.).

L'aumento della concentrazione di mercato ha permesso alla Grande Distribuzione di prosperare, nei primi anni, erodendo le quote di mercato dei negozi indipendenti ed

acquisendo potere di mercato. In tempi recenti, però, si è assistito a sintomi evidenti di inizio saturazione del mercato¹⁴, percepibili da alcuni dati, quali:

- Una quota di mercato degli indipendenti oramai inferiore all'1%¹⁵, quota considerata strutturale e difficile da intaccare;
- Una crescita marginale del fatturato, nell'ordine del +1/2%¹⁶, segno di maturità e saturazione del mercato;
- Una crescita dei margini operativi non corrispondenti alla crescita nelle vendite.

Questa frenata ha portato la Distribuzione Moderna Italiana a volgere l'attenzione sulle inefficienze interne ancora esistenti. Come noto, infatti, il profitto è determinato da ricavi meno costi. In un contesto ove la crescita dei ricavi diventa risicata, l'abbattimento dei costi diventa una priorità per continuare ad aumentare i profitti ed essere competitivi.

Fatta la premessa, la domanda a questo punto diventa: esistono operazioni chiave, su cui l'azienda ha potere di intervento, in grado di determinare un efficientamento consistente?

La risposta è sì, e sono, nel caso italiano, spesso identificabili in tutte quelle operazioni poste all'interfaccia tra i diversi attori del mercato: fornitori, distributori e punti vendita. Una di queste operazioni, in base a quanto osservato fin qui, è certamente il riordino, processo spesso non trattato con le *best practice* ormai note ed adottate in altri settori da oltre un decennio.

Ma quali sono le problematiche sottostanti al riordino che rendono così critico tale processo?

Il problema sostanzialmente, è solo uno: l'impossibilità di prevedere il futuro, e dunque di ottimizzare appieno il processo. Che sia in toto o in parte, tutte le altre criticità sono direttamente dipendenti da questa.

¹⁴ Fonte: Osservatorio sulla Gdo italiana e i maggiori operatori stranieri – MBRES (Medio Banca Ricerche E Studi)

¹⁵ Fonte: Indagine conoscitiva sul settore della GDO – AGCM (Autorità Garante della Concorrenza e del Mercato)

¹⁶ Salvo eventi estemporanei. La pandemia di Covid-19 nel 2020, ad esempio, ha portato le vendite a schizzare fino al +6,9% (Fonte: Sky TG24) in meno di un mese. Tali eventi sono, però, sostanzialmente non ripetibili, ed il loro effetto andrà, probabilmente, mitigandosi nel tempo.

Data, dunque, l'importanza di tale criticità, la quale assume a tutti gli effetti carattere assiomatico, è comunque possibile, utilizzando le assunzioni strutturate nel seguito, tentare di fornire una stima sui volumi futuri di merce domandata.

3.1.2 Il processo di risoluzione precedente

Il GENPO¹⁷, all'epoca, era nato proprio con questo obiettivo, fornire una stima della domanda. Nato in un'epoca ove internet ancora non esisteva e ove la documentazione in merito a tale argomento ancora scarseggiava, GENPO era stato pensato, di fatto, partendo dal nulla, in modo da ricalcare il più possibile la logica di ragionamento usata dai buyer. L'idea di fondo è, ancora oggi, molto interessante, tanto che si è deciso di non accantonarla. Essa presentava, però, alcune problematiche:

- Previsione calcolata a partire dal venduto: la stima previsionale non era basata sui dati storici di domanda, bensì su quelli del venduto¹⁸, eventualmente integrati con le quote di mancanti e/o offerte speciali definite, in maniera del tutto soggettiva, dal buyer in fase di parametrizzazione iniziale;
- Mancanza di una stima sull'affidabilità della previsione: il GENPO era in grado di restituire, unicamente, una stima del venduto, non era stato strutturato per fornire un grado di bontà della stessa (cioè la stima dell'errore previsionale calcolato sulla serie storica);
- Assunzione di serie storica continua e stagionale: il calcolo sottostante il GENPO partiva dall'assunzione implicita, molto forte, che tutte le serie storiche fossero di tipo continuo e stagionale. Ciò lo si è dedotto da un'analisi del prodotto esistente condotta nella fase iniziale del progetto;
- Approssimazioni e semplificazioni. La previsione veniva calcolata utilizzando alcune approssimazioni/semplificazioni:
 - o Utilizzo esclusivo dei dati storici aggregati a livello mensile. Ciò ha portato ad una inevitabile perdita di dettaglio della previsione sul breve periodo;
 - o Per semplificare, si è ipotizzato che i mesi fossero costituiti tutti da 30 giorni;
 - o Si è assunta una distribuzione delle vendite giornaliere, all'interno del mese, costante;

¹⁷ Con GENPO si intende, in maniera interscambiabile, sia la maschera che la formula sottostante tale maschera.

¹⁸ Analizzeremo nel seguito la differenza tra domanda e venduto, per ora importante è sapere che esiste.

- Si è assunto, non sappiamo se per errore o meno, che il mese determinante (quello avente più peso) fosse il mese successivo a quello attuale;
- La presunta vendita giornaliera, per come calcolata, non tiene conto, non solo del fatto che la distribuzione delle vendite giornaliere all'interno del mese potrebbe non essere costante, ma neanche dell'eventuale scavallamento al mese successivo dovuto alla finestra di tempo determinata dalle giornate di copertura;
- Utilizzo marginale dello strumento: negli anni più recenti si è notato come lo strumento GENPO sia stato sempre più accantonato da buyer/riordinatori in favore di alternative quali, l'utilizzo della calcolatrice, di semplici formule auto costruite (prevalentemente simil medie mobili) o di pacchetti software esterni a Linfa.

3.1.3 Gli obiettivi

Porsi degli obiettivi, in un progetto, è parte fondamentale del processo. Rinunciarvi equivarrebbe ad acquistare un'auto priva di volante: si accende, ma se si ingrana una marcia e si accelera non si potrà mai sapere né se l'auto andrà nella giusta direzione, né quanto tempo impiegherà ad arrivare a destinazione, né, soprattutto, se vi arriverà mai.

Importante, inoltre, non è solo porsi uno scopo, ma anche assicurarsi che questo sia di qualità, ossia che la sua formulazione risponda a requisiti ben precisi quali quelli indicati dalla metodologia S.M.A.R.T.¹⁹.

Alla luce di ciò, il traguardo finale principale che ci si è posti è stato quello di progettare ed implementare un previsore che fosse:

- Migliorativo statisticamente, sulla metrica d'errore denominata WAPE, rispetto all'algoritmo precedente. Ciò dovrebbe essere verificato considerando, in questa prima fase, il solo magazzino avente codice anagrafico Linfa '03' sul cliente di riferimento, e per mezzo di ALMENO un test statistico opportunamente scelto avente livello di significatività $\alpha = 5\%$;
- In grado di destare l'interesse dei clienti sin dalla prima riunione di presentazione;

¹⁹ S.M.A.R.T.: acronimo inglese che sta per Specific, Measurable, Achievable, Realistic, Time bounded.

- In grado di rispettare un TimeToMarket di 6 mesi, necessario a impedire un eventuale tentativo di subentro sul cliente da parte dei competitors.

Oltre alle finalità di tipo commerciale, ci si è posti anche obiettivi di tipo infrastrutturale. Il nuovo previsore avrebbe dovuto:

- essere agilmente estendibile in futuro, preferibilmente con l'aiuto dell'esperienza dei buyer;
- essere applicabile ad una eventuale logica di riordino automatico o semi-automatico.

3.2 Soluzioni alternative vagliate

Noto il problema a monte, le soluzioni adottabili erano molteplici. In ordine di costo decrescente, si sono vagliate:

- Reti neurali;
- Modelli per il time-series forecasting con ottimizzatori lineari e non lineari;
- Modelli per il time-series forecasting senza ottimizzatori;
- Correzione di tutte o di alcune delle problematiche individuate nel calcolo esistente (il GENPO);
- La possibilità di rimanere inerti, non intraprendendo, cioè, azione alcuna.

La prima opzione è stata scartata quasi subito, per due motivazioni: gli elevati costi di progettazione ed implementazione, non sostenibili da un'azienda come la nostra il cui obiettivo è fornire un software integrato (non specializzato), e la mancanza, quasi totale, del *know-how* necessario per affrontare il progetto. Un'ulteriore motivazione, meno tecnica e più commerciale, che ci ha portato a escludere velocemente la prima opzione è stata il *time-to-market* della soluzione. L'acquisizione delle competenze, le forze aziendali assegnate al progetto, nonché i tempi di progettazione e implementazione, non erano compatibili con la strategia temporale di ingresso nel mercato decisa dalla proprietà aziendale. Questo accantonamento non è stato, ovviamente, definitivo. In caso di successo della prima parte del progetto, ci si è proposti di rivalutare tale opzione nel futuro.

L'ultima soluzione e la penultima sono state, anch'esse, scartate quasi immediatamente. Data la pressione esercitata dai clienti e l'impegno economico da essi posto sul tavolo, rinunciare a fornire una soluzione avrebbe significato, non solo perdere un'opportunità di lavoro e di investimento, ma anche rischiare l'ingresso di

pacchetti software rivali sui clienti. D'altra parte, fornire una soluzione simile a quella esistente, anche se corretta da tutte le problematiche, avrebbe potuto, data la perdita di fiducia nello strumento, non destare sufficiente interesse da parte del management e del gruppo commerciale, comportando gli stessi risultati ottenuti rinunciando a presentare una soluzione.

Le due soluzioni vagliate più a fondo sono state, dunque, quelle centrali. In questi casi le competenze erano già presenti, in parte, in azienda, anche se non consolidate, né mai messe in pratica. In particolare, nel mio caso, le competenze nascevano dal percorso universitario, dal lavoro di Tesi triennale, e da un particolare interesse sul tema, mentre le competenze dell'Ingegnere Ciccione in materia erano di tipo affine, derivate dalla teoria dei segnali, sulla quale, in passato, aveva avuto occasione di lavorare.

La domanda a cui eravamo chiamati a rispondere, quindi, era se far uso o meno degli ottimizzatori di PL/PNL. L'utilità di tale strumento sarebbe sorta in fase di *best-fit parametrico*, allorquando sarebbe divenuto necessario, dati determinati vincoli, minimizzare la funzione d'errore degli algoritmi previsivi utilizzati. I principali algoritmi per i quali vi era occorrenza dello strumento erano:

- Single Exponential Smoothing (SES);
- Holt Exponential Smoothing (DES: Double Exponential Smoothing);
- Holt-Winters Exponential Smoothing (TES: Triple Exponential Smoothing);
- Weighted Moving Average (WMA).

Data la premessa, gli ottimizzatori valutati sono stati di due tipi:

- Open Source (gratuiti);
- Proprietari (con licenza).

Il risultato di tale valutazione è stato che, mentre gli ottimizzatori Open Source erano dominati da una velocità operativa troppo ridotta, gli ottimizzatori proprietari mostravano prezzi, in questa fase, per noi inaccessibili. Andando più a fondo si è scoperto che tali software sono, attualmente, "la frontiera" della ricerca, ed è sostanzialmente questo il motivo della abissale differenza esistente tra i pacchetti Open Source e quelli Proprietari.

Visti i risultati, un'ulteriore opzione è stata vagliata: all'interno della suite Office è presente l'applicazione Excel. Tale applicazione contiene uno strumento, denominato Risolutore, avente esattamente funzione di ottimizzatore. La soluzione presa in

esame, dunque, prevedeva la possibilità di impostare l'algoritmo sul programma da noi sviluppato, e poi utilizzare il risolutore Excel per ottenere il *best-fit* parametrico. Siffatto espediente presentava, però, altre problematiche:

1. Si obbligava il cliente ad acquisire le licenze necessarie da Microsoft, oltre all'acquisto del programma previsionale stesso;
2. Qualora già disponesse delle licenze, potevano presentarsi problemi di incompatibilità generati dall'acquisto di una versione differente da quella usata per l'implementazione del software previsionale;
3. La proprietà Linfa temeva che l'uso di Excel come motore di ottimizzazione potesse far sorgere dubbi di natura commerciale al cliente (ma allora il software è fatto su Excel? come mai è così caro?);
4. Le tempistiche di ottimizzazione, utilizzando Excel, non erano comunque conformi alle necessità, almeno non in questa prima fase, ove il software sarebbe stato lanciato contestualmente al sorgere delle necessità di riordino, e, dunque, avrebbe dovuto fornire il risultato nel giro di pochissimi secondi.

Eliminate tutte le possibili opzioni che prevedevano l'uso di un ottimizzatore, la scelta diveniva chiara: il progetto avrebbe dovuto fare utilizzo di modelli per il time-series forecasting senza ausilio di ottimizzatori.

Data la scelta rimaneva, però, ancora un quesito a cui rispondere: come fare best-fit parametrico per gli algoritmi di cui si è accennato in precedenza. Anche qui si presentavano molteplici possibilità: utilizzare un algoritmo di forza bruta, ovviamente scartato per le tempistiche operative richieste; sviluppare in casa un algoritmo euristico o, più semplicemente, non utilizzare, momentaneamente, quei determinati algoritmi, e tenerli presenti per un eventuale *upgrade* successivo.

Valutati i tempi a disposizione per il progetto, le forze in campo e l'eventuale utilità generata da un algoritmo euristico di base, si è optato per l'ultima alternativa.

3.3 Livello di dettaglio e orizzonte previsionale

A livello di dettaglio massimo la previsione della domanda potrebbe essere sviluppata:

- Su ogni cliente;
- Su ogni referenza;

- Sul minimo intervallo temporale in cui l'azienda necessita effettivamente di una previsione (giorni o ore).

Esistono anche altre variabili su cui si potrebbe dettagliare ulteriormente, ma è effettivamente utile esprimere la previsione ad un dettaglio così elevato? È certo che sia la soluzione che fornisca il più alto livello di affidabilità?

No, formulare una previsione così particolareggiata non è né la soluzione più utile, né la più affidabile. La bibliografia suggerisce fortemente di scendere al livello di dettaglio inferiore unicamente qualora risulti realmente necessario alle finalità aziendali, questo perché la statistica, spesso, mostra come dati maggiormente aggregati siano più facilmente interpretabili dagli algoritmi di sales forecast, vuoi perché l'incidenza del noise, il "rumore" di fondo non prevedibile, risulta inferiore, vuoi perché vengono ridotte le sporadicità presenti nei data set e, di conseguenza, le difficoltà previsionali intrinseche.

Dall'analisi condotta sulla GDO è emerso che:

- Sulla dimensione cliente (PV) non sarebbe stata necessaria una disaggregazione, in quanto, per il momento, il previsore avrebbe espletato la sua utilità unicamente nel ramo acquisti, e non sarebbe stato, invece, adoperato per l'organizzazione del lavoro logistico. Da ricordare, inoltre, che la prosecuzione del progetto vede l'inserimento del riordino automatico sui PV, cosa che permetterà, in futuro, di avere un quadro più preciso sulla dimensione cliente, molto più di quanto si sarebbe potuto fare in questo contesto, ove i dati utilizzati avrebbero ricalcato il venduto e sarebbero stati collezionati a livello Ce.Di.;
- Sulla dimensione referenza, per il processo di lavoro generalmente adottato dalla GDO, è stato necessario scendere al livello massimo di dettaglio, ma non si esclude, un domani, di elaborare la previsione tenendo anche conto della stima previsionale ad un livello ECR²⁰ superiore;
- Sulla dimensione tempo le necessità variavano da referenza a referenza. Prodotti secchi o in scatola, ad esempio, avrebbero tratto giovamento da bucket aggregati a livello mensile/quindicinale, prodotti freschi da bucket di

²⁰Con il termine ECR si intende, in questo testo, una struttura ad albero, denominata Albero delle Categorie, o, più comunemente, Albero ECR, il cui compito è raggruppare, su diversi livelli, le differenti tipologie di prodotti trattati da un Ce.Di.

ordine settimanale/giornaliero, e prodotti freschissimi da bucket rilevati a livello giornaliero/semi-giornaliero.

Innestando la precedente analisi sugli obiettivi del progetto, si è deciso, in prima istanza, di effettuare le previsioni con un dettaglio massimo sulle referenze, minimo sul cliente e aggregato mensilmente sulla variabile temporale, lasciando all'immediato futuro, post rilascio della prima parte di progetto documentata in questa tesi, la generazione delle previsioni sulle dimensioni temporali ulteriori nonché le valutazioni sui prodotti a cui tali previsioni aggiuntive saranno applicabili.

Scelto il livello di dettaglio, importante risulta anche la determinazione dell'orizzonte previsionale, l'identificazione, cioè, dell'arco temporale futuro necessario ai fini predittivi aziendali. Come visto per l'aggregazione dei dati, anche nella determinazione dell'orizzonte previsionale le necessità variano in base al prodotto di riferimento. In ogni caso, da un colloquio avuto con i colleghi che conoscono l'operatività dei clienti si è appreso che mai essi necessitano di un orizzonte previsionale superiore al bimestre.

Data la scelta di portare avanti, inizialmente, il solo livello di aggregazione mensile dei dati e dato che questo rappresenta, da specifiche, il minimo dettaglio di interesse, va da sé che l'orizzonte previsionale che andava qui posto era quello massimo.

3.4 Logica e assunzioni

Il Demand Forecasting si fonda sul presupposto che ciò che è avvenuto nel passato si ripeta, in maniera analoga, anche nel futuro. La logica dei metodi previsionali basati su *time series* è analizzare la serie storica, estrarre una o più regolarità (se esistenti) dalla serie, e rimodulare poi tali regolarità in ottica futura. Le regolarità più note e più frequenti su cui usualmente si indaga sono trend, stagionalità, e ciclicità.

Una delle assunzioni di partenza è che il venduto sia pari alla domanda e che questo sia spiegato completamente da tali regolarità più un noise di impatto ridotto. Tali assunzioni sono entrambe molto forti, e nella prosecuzione futura del progetto si tenterà di allentarle modificando l'acquisizione dati e attingendo all'esperienza dei buyer/riordinatori.

Le ulteriori assunzioni fatte, necessarie a poter svolgere la Tesi qui presentata, sono:



- Trend non soggetto a brusche variazioni: ciò è generalmente vero, salvo prodotti di nuovo inserimento, la cui curva potrebbe assumere un andamento di tipo logistico, o prodotti in declino, giunti alla fine del loro ciclo vitale;
- Prezzo circa costante o leggermente tendenziale: questa assunzione non risulta, invece, sempre vera, specie se consideriamo le offerte speciali, soggette a variazioni di prezzo anche molto significative in un arco di tempo ristretto. Questo argomento, dato il presunto impatto significativo, verrà trattato in futuro mediante considerazioni ad hoc.
- Disponibilità di minimo 36 mesi di storico: anche questa assunzione non risulta sempre verificata. Al fine di poter garantire l'adempimento di tale ipotesi si è fatto ricorso ad uno strumento, descritto nel prosieguo di questa Tesi, in grado di ricostruire, fittiziamente, uno storico ridotto;
- Ciclicità costante nel periodo di analisi: assunzione generalmente vera dato il ridotto arco temporale disponibile per ciascun dataset (3-5 anni).

4 Progettazione: Il modello statistico/matematico

4.1 Analisi della tipologia di dati disponibili

I dati ritenuti necessari per questa prima fase del progetto sono storicizzati in una tabella denominata FG101, tabella definita di "archivio magazzino Ce.Di.", contenente, tra gli altri, i dati relativi allo spedito²¹ da Ce.Di. a P.V. aventi granularità di tipo mensile.

4.1.1 Struttura delle tabelle

Il Data Base Linfa, per come strutturato, presenta una peculiarità, quella di non essere normalizzato, quella, cioè, di non poter garantire la completa assenza di ridondanze al suo interno. Le ragioni di questa particolarità sono da ricercarsi in motivazioni di tipo storico: come appreso all'inizio di questo testo il COBOL è il linguaggio di programmazione con cui Linfa è nata. All'epoca, però, i dati non venivano memorizzati su tabelle del DB, come oggi accade, ma venivano memorizzati su file appositamente strutturati, la cui nomenclatura iniziava sempre mediante lettera "F". Col passare degli anni, poi, gli sviluppatori hanno trasferito questi file *as-is* su un DB relazionale IBM Informix. Una ristrutturazione dei file durante il trasferimento in tabelle, al fine di rispettare i canoni della normalizzazione, avrebbe comportato la necessità di riadattare sorgenti ormai in produzione²² da anni, prodotti stabili, in cui la presenza di bug era stata ormai sostanzialmente annullata. Senza addentrarci nel dettaglio delle decisioni storiche intraprese, non oggetto di questa tesi, è da notare che tale problematica ha influito anche sul processo di progettazione del Linfa Forecaster. La tabella FG101, in particolare, presenta una struttura di tipo "orizzontale", ove dati che, teoricamente, sarebbe stato meglio porre in verticale sono stati, qui, disposti orizzontalmente su colonne. Osserviamo uno schema ridotto di tale tabella:

²¹ Spedito e venduto, nel prosieguo dell'analisi, saranno da considerarsi sinonimi

²² Con il termine "in produzione" si intende l'utilizzo dell'oggetto in questione nella reale operatività del cliente, e non in un ambiente di simulazione dedicato ai test.

codpro	mag	anno	v_qta_1	v_qta_2	...	v_qta_12	vos_qta_1	...	vos_qta_12	...
21237	03	2019	1550	2100		1380	0		1000	

Tabella 4-1: schema semplificato della tabella di DB denominata FG101

Ove:

- codpro: codice del prodotto, chiave;
- mag: codice del magazzino, chiave;
- anno: anno di riferimento dei dati, chiave;
- v_qta_1: quantità spedita/venduta (al netto dei resi) nel mese 1 dell'anno, cioè gennaio;
- v_qta_12 : quantità spedita/venduta (al netto dei resi) nel mese 12 dell'anno, cioè dicembre;
- vos_qta_1: quantità spedita/venduta in offerta speciale (al netto dei resi) nel mese 1 dell'anno, cioè gennaio;
- ecc.

I dati così posti originavano alcune problematiche:

- Determinare l'inizio effettivo della serie storica: i valori nulli di spedito, posti nei primi mesi del primo anno di storico, sono nulli perché non c'è stata richiesta/vendita o sono nulli perché il prodotto ancora non era disponibile?;
- Determinare se il primo dato positivo è parziale o totale: le vendite sono iniziate contemporaneamente all'inizio del mese? O sono iniziate a metà mese?;
- Necessità di trasporre i dati ed eliminare, dalla tabella così ottenuta, i dati non necessari come valori nulli iniziali e valori nulli (o anche positivi se siamo in fase di backtesting) di coda (esempio: siamo a febbraio 2020. Il record del 2020 conterrà valori presumibilmente positivi a gennaio e febbraio, mentre da marzo in poi tutti i valori saranno nulli). Questa necessità determina una proliferazione del codice sorgente utilizzato e, conseguentemente, dei potenziali bug ed implica, inoltre, una modifica parziale o totale di codice in caso di sostituzione della tabella di estrazione, per altro già preventivata inizialmente.

In tutto questo vi era però un lato positivo. Data l'orizzontalità dei dati, il numero di record in tabella veniva contenuto al massimo, garantendo così prestazioni notevoli durante l'estrazione dei dati a mezzo query.

4.1.2 Comparazione tra la raccolta dati As-is e As-it-should-be

Ma tralasciamo ora la struttura e analizziamone il contenuto. Il primo elemento critico, immediatamente rilevabile, che si rivela non compatibile con i nostri scopi è che i dati raccolti rappresentano il venduto e non la domanda.

Non disponendo dei dati di domanda ci si è posti, allora, il quesito di come poterli ricavare a partire dai dati raccolti. La soluzione è stata individuata nella formula matematica seguente:

$$D_t = SALES_t + LOST_t + BACKLOG_t \quad ^{23}$$

Ove:

- D_t : è la domanda commerciale rilevata in un generico periodo t ;
- $SALES_t$: sono le vendite di competenza del periodo t effettuate presso i punti vendita. Con vendite di competenza si intende la quota parte di domanda espressa dal cliente finale come libera volontà di acquisto dei prodotti finiti presso gli scaffali dei punti vendita, soddisfatta correttamente, completamente e senza ritardo, ossia non dipendente dalle eventuali mancate vendite del periodo precedente;
- $LOST_t$: indica la domanda di competenza del periodo che il PV non è stato in grado di soddisfare, né nel periodo t stesso, né in tutti i periodi successivi (rappresenta una stima);
- $BACKLOG_t$: è la quota di domanda di competenza del periodo t soddisfatta dal PV con ritardo (anche in questo caso, è definita da una stima).

Una raccolta dati di questo tipo, effettuata direttamente sui punti vendita, avrebbe il vantaggio di prevenire il cosiddetto *bullwhip effect*²⁴, ma richiederebbe una visibilità completa, verso valle, degli organi posti a monte della Supply Chain, nonché la necessità di gestire i Data Warehouse dei diversi punti vendita. Sfortunatamente, per il progetto in questione, non si disponeva dei dati raccolti sui PV, oppure se ne disponeva solo in parte (solitamente quelli relativi ai PV di proprietà della GDO). Qualora anche fossero stati disponibili tutti i dati, sarebbe rimasto il problema di trattare questa mole enorme di dati in maniera rapida ed efficiente. Per questi motivi

²³ Fonte: “Demand Planning: processi, metodologie e modelli matematici per la gestione della domanda commerciale” – Damiano Milanato

²⁴ “Effetto frusta”, un aumento della variabilità della domanda a mano a mano che si risale la Supply Chain.

si è deciso di ripiegare sui dati raccolti a livello magazzino, e riformulare la definizione dei parametri nel seguente modo:

- $SALES_t$: sono le vendite di competenza del periodo t effettuate ai punti vendita. Con vendite di competenza si intende tutta quella parte di domanda, espressa dal punto vendita, che il Ce.Di. è stato in grado di soddisfare correttamente, completamente e senza ritardo, ossia non dipendente dalle eventuali mancate vendite del periodo precedente;
- $LOST_t$: indica la domanda, espressa dai PV, di competenza del periodo che il magazzino centrale dichiara non essere in grado di soddisfare, né nel periodo t stesso, né in tutti i periodi successivi;
- $BACKLOG_t$: è la quota di domanda di competenza del periodo t soddisfatta con ritardo.

Questo ripiego, come si può ben immaginare, è peggiorativo rispetto all'acquisizione dei dati direttamente sui PV. La motivazione è semplice ed è legata all'*effetto bullwhip* precedentemente menzionato. Il magazzino centrale, nel tentativo di ottenere una stima dello spedito futuro, si ritroverà a calcolare una stima di una stima, e questo perché la previsione verrà calcolata su vendite, mancate vendite e vendite soddisfatte con ritardo basate sugli ordini da PV, che, a loro volta, saranno una previsione della libera volontà di acquisto dei prodotti da parte dei clienti finali. In altre parole, gli ordini emessi dai PV rappresentano già una prima stima della domanda reale ed il Ce.Di., volendo prevedere l'insieme delle vendite e non la reale domanda, si troverà a generare la stima di una stima che, inevitabilmente, aggraverà l'errore di calcolo previsionale.

Ci si potrebbe chiedere perché, a livello Ce.Di., non tentare di prevedere direttamente gli ordini emessi dai PV, senza passare dal calcolo di vendite, mancate vendite e backlog.

Gli ordini rappresentano il fabbisogno del PV. Se tale fabbisogno non viene soddisfatto al tempo t , è facile che al tempo $t + 1$ l'ordine emesso dal Punto Vendita sarà dato dalla somma del fabbisogno al tempo $t + 1$ più l'eventuale quota di fabbisogno non soddisfatta al tempo t più, ancora, una quota aggiuntiva del tutto variabile e soggettiva. Quest'ultima quota discende da un pensiero del tipo: "la volta precedente ho chiesto 100 e me ne hanno spediti 50. Provo ad ordinare 125-150, in questo modo dovrebbero spedirmene un po' di più". Prevedere gli ordini, dunque, comporterebbe la sistematica sovrastima delle reali necessità dei PV.

Nel caso di studio in analisi, determinare la domanda come descritto risulta comunque non meno problematico:

- La tabella FG101 contiene una colonna, denominata "mancanti", deputata alla registrazione delle mancate vendite. Sventuratamente, a tale colonna non è mai stata data una definizione approfondita, e questo ne ha determinato l'impossibilità di utilizzo. La formazione di tale dato, infatti, avviene per somma. Se al tempo t non riesco a soddisfare l'ordine, la quota non soddisfatta viene inserita tra i mancanti e se, all'ordine successivo, non riesco nuovamente a soddisfare l'ordine per la stessa quota, magari perché la merce non è ancora arrivata in magazzino, questa verrà segnata una seconda volta come mancante e così via. Tale colonna, dunque, conterrà la somma di tutte le quote di ordine non soddisfatte, eventualmente replicate, generata sia da quella quota di domanda che effettivamente diverrebbe *LOST*, sia da quella quota che diverrebbe, invece, *BACKLOG*. Determinare le componenti necessarie, separate o sommate, è risultato impresa non possibile con l'attuale sistema di *data collection*. Si vuol anche anticipare che l'impossibilità di trarre beneficio da tale colonna è stata testata anche a posteriori, durante la fase di test del Linfa Forecaster, con risultati non difforni dalle aspettative;
- Sempre la tabella FG101, inoltre, manca della gestione della competenza. Ogni vendita, cioè, viene registrata nel periodo in cui la merce fisicamente esce dal magazzino, e non come *BACKLOG* del periodo di competenza. Nel momento in cui questa tesi viene scritta, tale limite è stato sorpassato con l'introduzione di una nuova tabella, l'FG151, in grado di gestire rettifiche di questo tipo;
- A complicare un quadro già critico, si aggiungono anche le offerte speciali. Queste non possiedono, in tabella, una colonna mancanti a sé stante e le mancate vendite eventuali confluiscono, dunque, nella stessa colonna "mancanti" utilizzata per lo spedito "in normalità".

Date tutte le problematiche fin qui osservate e vista l'intenzione esistente che c'era di sostituire, in breve tempo, la tabella FG101 con l'FG151 è stato deciso, in prima analisi, e sempre con l'intenzione di rispettare il *time-to-market* imposto, di utilizzare esclusivamente l'addendo *SALES* come *driver* della domanda, cedendo al futuro l'acquisizione corretta dei dati ad oggi mancanti, o mal definiti, necessari alla corretta determinazione della domanda commerciale.

4.2 Strumenti e algoritmi statistico/matematici utilizzati

Prima di entrare nel dettaglio logico e strutturale del modello, argomento del paragrafo successivo, si vuole fornire una panoramica di tutti gli strumenti statistici e matematici, non elementari, utilizzati, in modo da agevolare la lettura nel seguito.

4.2.1 Box Plot

Presentato nel 1997 da John W. Tuckey, il Box Plot (su alcuni scritti denominato Box and Whiskers) è un diagramma utile, e a confrontare visivamente distribuzioni diverse, e ad identificare e rettificare i cosiddetti valori outliers, valori anomali determinati, vuoi da errori umani, vuoi da eventi spot difficilmente ripetibili in futuro, vuoi da eventi con probabilità di accadimento bassa che potrebbero agire da disturbo per gli algoritmi di classificazione o previsione.

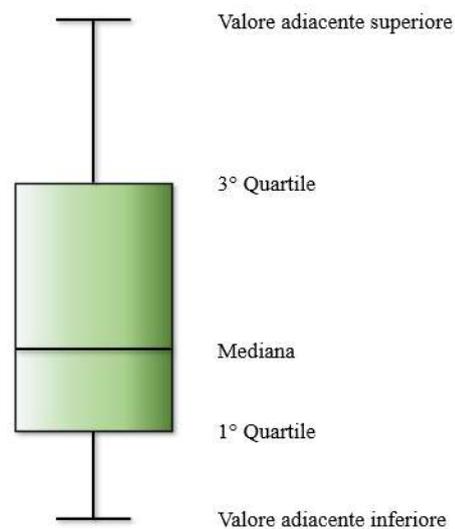


Figura 4-1: Box-plot

I pregi del Box Plot sono innumerevoli:

- Fa uso della cosiddetta statistica robusta, è in grado, cioè, di produrre risultati inferenziali sufficientemente insensibili a variazioni nelle assunzioni sulla distribuzione statistica. Strumenti come la regola empirica 68-95-97,5, per quanto più precisi e potenti, hanno l'enorme difetto di funzionare correttamente solo se l'assunzione di normalità viene rispettata;
- Non dipende dai valori estremi delle osservazioni;
- A differenza di altri metodi grafici, il Box Plot, per trarre conclusioni, non si basa esclusivamente sulla percezione visiva, ma ad essa abbina l'uso della statistica.

A livello strutturale, il Diagramma a Scatola è composto da una scatola e due "baffi". La scatola, a sua volta, è composta da una linea centrale, che identifica la mediana (Me), e da due linee esterne, una inferiore, che rappresenta il primo quartile²⁵ (Q_1),

²⁵ Un quantile di ordine p è definito come un valore Q_p tale per cui $p \times m$ osservazioni saranno ad esso inferiore e $(1-p) \times m$ saranno ad esso superiore, essendo m il numero di valori osservati. I quantili notevoli di nostro interesse sono quello di ordine 0.5, che individua la mediana, quello di ordine 0.25 denominato quartile inferiore Q_1 e infine quello di ordine 0.75 denominato quartile superiore Q_3 .

ed una superiore, che rappresenta il terzo quartile ($Q3$). Tra le due linee esterne del Box è racchiuso il 50% delle osservazioni, 25% da un lato della mediana, e 25% dall'altro. I due baffi sono, invece, determinati dal Valore Adiacente Inferiore, o VAI , e dal Valore Adiacente Superiore, o VAS .

Il VAI ed il VAS vengono ricavati nel seguente modo:

- Si calcola la distanza interquartile come $r = Q3 - Q1$;
- Il VAI si ottiene prendendo il più piccolo valore maggiore o uguale a $Q1 - 1,5r$;
- Il VAS si ottiene prendendo il più grande valore minore o uguale a $Q3 + 1,5r$.

Il Box Plot, così costruito, mette in evidenza due caratteristiche fondamentali di una distribuzione: la simmetria ed il grado di dispersione dei dati.

A differenza della regola 68 – 95 – 97,5, però, il diagramma a scatola non è in grado di definire con certezza la percentuale di valori che dovrebbero cadere all'interno del range compreso tra VAI e VAS , questo perché il Box Plot contiene, al suo interno, un certo grado di soggettività, mai negato neanche dal creatore, che si identifica con quell'1,5 con la quale viene moltiplicato il range interquartile.

4.2.2 Naive

Gli algoritmi di tipo Naive sono i più semplici algoritmi utilizzabili a fini previsionali. Data la loro banalità, essi possono essere utilizzati anche come benchmark nella valutazione di algoritmi più complessi.

I più noti algoritmi Naive, nonché quelli da noi adoperati, sono il Naive semplice (identificato anche solo come Naive) ed il Naive Stagionale.

Naive semplice

Sia $\vec{s} = (s_1, s_2, \dots, s_i, \dots, s_t)$ il vettore contenente la serie storica, e sia $\vec{F} = (F_{t+1}, F_{t+2}, \dots, F_{t+h}, \dots, F_{t+n})$ il vettore contenente le previsioni formulate sull'orizzonte previsionale. Di banale formulazione matematica e scevra da ipotesi, il Naive pone come previsione, su tutti gli n periodi dell'orizzonte previsionale, il valore dell'ultimo bucket storico s_t :

$$F_{t+h} = s_t \quad ^{26}$$

Ove F_{t+h} è il valore futuro previsto per il periodo $t + h$.

²⁶ Fonte: "Forecasting: Principle and Practice" – Rob J Hyndman and George Athanasopoulos

Naive Stagionale

Di altrettanta semplice formulazione, ma non priva di ipotesi, è il Naive Stagionale. In questo caso particolare, si assume che esista, nella serie in analisi, un qualche tipo di ciclo stagionale, e che la lunghezza del ciclo in questione sia noto a priori. La previsione viene ricavata mediante il calcolo seguente:

$$F_{t+h} = S_{t+h-L(\lfloor \frac{h-1}{L} \rfloor + 1)} \quad 27$$

Ove:

- L è la lunghezza del passo stagionale, dunque, ad esempio, 12 nel caso di dati a granularità mensile e stagionalità annuale;
- $\lfloor \frac{h-1}{L} \rfloor$ rappresenta la parte intera del rapporto $\frac{h-1}{L}$ minore o uguale al risultato del rapporto stesso. Dunque, continuando l'esempio precedente, se $L = 12$ e $h = 3$ avremo che $\lfloor \frac{h-1}{L} \rfloor = \lfloor \frac{3-1}{12} \rfloor = \lfloor \frac{1}{6} \rfloor = 0$, mentre se $h = 24$ risulta $\lfloor \frac{h-1}{L} \rfloor = \lfloor \frac{24-1}{12} \rfloor = \lfloor \frac{23}{12} \rfloor = 1$.

4.2.3 Medie e Medie Mobili (MM)

Media aritmetica

Ultimo algoritmo previsionale annoverabile tra quelli di base, utilizzabile anch'esso per il benchmarking, è quello della Media. La previsione per tutti i periodi futuri dell'orizzonte previsionale viene calcolata come media aritmetica di tutti i bucket passati. Matematicamente:

$$F_{t+h} = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^t S_i \quad 28$$

Media Mobile Semplice

Detta anche solo Media Mobile, la Media Mobile Semplice è il più banale algoritmo utilizzabile a scopo previsionale dopo quelli di tipo Naive e dopo quello della Media.

Data la sua semplicità e l'assenza di assunzioni a monte, tuttavia, anche la sua potenza è limitata, ed è consigliabile utilizzarla esclusivamente nei casi in cui la serie

²⁷ Fonte: "Forecasting: Principle and Practice" – Rob J Hyndman and George Athanasopoulos

²⁸ Fonte: "Forecasting: Principle and Practice" – Rob J Hyndman and George Athanasopoulos

storica sia di tipo stazionario oppure nei casi in cui algoritmi più avanzati non siano applicabili (fonte di variabilità non nota e pattern di regolarità non chiari).

Formalmente, il modello, assume la seguente struttura:

$$F_{t+h}(k) = \frac{1}{k} \sum_{i=t-k+1}^t S_i \quad 29$$

Ove k è l'ordine, unico parametro di questa equazione.

L'idea attorno cui il modello si radica e da cui prende forma è che osservazioni temporalmente più recenti abbiano significatività previsionale superiore rispetto a quelle più remote.

Media mobile centrata (MMC) (o Centred Moving Average)

Particolare tipologia di Media Mobile, la Media Mobile Centrata non può essere utilizzata a fini previsionali, ma le sue caratteristiche la rendono ottimale per:

- Filtrare i valori outlier;
- Approssimare molto bene una tendenza di tipo polinomiale;
- Ridurre il noise e mettere maggiormente in evidenza eventuali regolarità presenti nella serie.

Matematicamente la formula può essere così rappresentata:

$$\left\{ \begin{array}{ll} MMC_t(k) = \frac{1}{k} \cdot \sum_{i=-\left(\frac{k-1}{2}\right)}^{\frac{k-1}{2}} S_{t+i} & \text{con } t = \frac{k+1}{2}, \dots, n - \left(\frac{k-1}{2}\right) \quad \text{se } k \text{ dispari} \\ MMC_t(k) = \frac{1}{k} \cdot \left(\frac{S_{t-\frac{k}{2}}}{2} + \sum_{i=-\left(\frac{k}{2}-1\right)}^{\left(\frac{k}{2}-1\right)} S_{t+i} + \frac{S_{t+\frac{k}{2}}}{2} \right) & \text{con } t = k - \frac{k}{2} + 1, \dots, n - \left(k - \frac{k}{2}\right) \quad \text{se } k \text{ pari} \end{array} \right. \quad 30$$

Ove:

- $MMC_t(k)$ indica la Media Mobile Centrata di ordine k al tempo t ;
- n rappresenta il numero totale di osservazioni cui si vuole applicare MMC;
- s indica l'osservazione, nel nostro caso rappresentata dallo spedito a PV.

Tratto distintivo della Media Mobile Centrata, e motivazione della scelta di utilizzarla, è la capacità di smorzare e filtrare la serie originale senza ritardo, caratteristica non comune ai restanti componenti della famiglia delle Medie Mobili.

²⁹ Fonte: "Demand Planning: processi, metodologie e modelli matematici per la gestione della domanda commerciale" – Damiano Milanato

³⁰ Formula generalizzata ricavata da esempi estesi riportati su svariate fonti

4.2.4 Retta di regressione smorzata passante per un punto

Utile in abbinamento alla *MMC*, permette di approssimare i punti estremi del data set non calcolabili mediante la *MMC* stessa. Essendo una retta, inoltre, permette anche un prolungamento della stessa verso il futuro, potendo essere sfruttata, dunque, anche a fini previsionali. Nel nostro caso, in particolare, essa è stata utilizzata con quest'ultimo fine esclusivamente per ottenere una stima della tendenza nei bucket futuri appartenenti all'orizzonte previsionale.

Essendo stata, la formula, ricavata appositamente per questo elaborato, ne si riporta la dimostrazione.

Dimostrazione

L'equazione della retta esplicita, avente coefficiente angolare m ed intercetta q è definita come:

$$y = mx + q$$

Con una serie di passaggi rapidi si impone il passaggio della retta per il generico punto di coordinate (x_0, y_0) , si ricava l'intercetta e la si sostituisce all'interno dell'equazione della retta originale ottenendo, così, l'equazione finale della retta passante per un punto:

$$y_0 = mx_0 + q$$

$$q = y_0 - mx_0$$

$$y = mx + (y_0 - mx_0)$$

$$y = m(x - x_0) + y_0$$

Data l'equazione generica ottenuta, vogliamo individuare, ora, l'equazione della retta in grado di minimizzare la somma dei quadrati delle distanze intercorrenti tra la retta stessa ed i valori effettivamente osservati (metodo dei minimi quadrati). L'incognita, nel caso in analisi, è rappresentata dal coefficiente angolare m , mentre l'indice $i = 1, \dots, n$ esprime l' i -esimo valore effettivo osservato.

$$\text{Somma dei quadrati delle distanze} = \text{Errore} = E = \sum_{i=1}^n (m(x_i - x_0) + y_0 - y_i)^2$$

A questo punto si minimizza la funzione ponendo a 0 la derivata prima rispetto al coefficiente angolare:

$$\frac{dE}{dm} = 2 \cdot \sum_{i=1}^n (m(x_i - x_0) + y_0 - y_i)(x_i - x_0) = 0$$

Si svolgono i calcoli:

$$\sum_{i=1}^n m(x_i - x_0)^2 + \sum_{i=1}^n y_0(x_i - x_0) - \sum_{i=1}^n y_i(x_i - x_0) = 0$$

$$\sum_{i=1}^n m(x_i - x_0)^2 = \sum_{i=1}^n y_i(x_i - x_0) - \sum_{i=1}^n y_0(x_i - x_0)$$

$$m \cdot \sum_{i=1}^n (x_i - x_0)^2 = \sum_{i=1}^n y_i(x_i - x_0) - \sum_{i=1}^n y_0(x_i - x_0)$$

$$m = \frac{\sum_{i=1}^n y_i(x_i - x_0) - \sum_{i=1}^n y_0(x_i - x_0)}{\sum_{i=1}^n (x_i - x_0)^2}$$

Sostituendo la pendenza m calcolata all'interno della formula della retta passante per un punto otteniamo la formula finale della retta di regressione passante per un punto:

$$y = \frac{\sum_{i=1}^n y_i(x_i - x_0) - \sum_{i=1}^n y_0(x_i - x_0)}{\sum_{i=1}^n (x_i - x_0)^2} \cdot (x - x_0) + y_0$$

Al coefficiente angolare dell'espressione precedente viene, infine, applicato un fattore di smorzamento α compreso nell'intervallo $[0,1]$, così da ridurre la pendenza della retta di regressione ottenuta:

$$y = \left(\alpha \cdot \frac{\sum_{i=1}^n y_i(x_i - x_0) - \sum_{i=1}^n y_0(x_i - x_0)}{\sum_{i=1}^n (x_i - x_0)^2} \right) \cdot (x - x_0) + y_0$$

4.2.5 Retta di regressione

Versione semplificata della formula precedente, la retta di regressione semplice è utile nei casi in cui la tendenza presenti un andamento lineare:

$$y = \left(\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) \cdot (y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \right) \cdot (x - \bar{x}) + \bar{y}$$

4.2.6 Coefficiente di variazione (CV)

Utile, in abbinamento al calcolo della densità dei valori nulli, per determinare la continuità o sporadicità della serie, il Coefficiente di Variazione è uno strumento statistico, adimensionale, utilizzato per analizzare la dispersione dei dati attorno alla media, ed è definito come:

$$CV_s = \frac{\sigma_s}{|\mu_s|} = \frac{\sqrt{T \cdot \sum_{t=1}^T \left(s_t - \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T s_t \right)^2}}{\sum_{t=1}^T s_t} \quad 31$$

Ove:

- CV_s è il coefficiente di variabilità dello spedito;
- σ_s è la deviazione standard della serie di spedito;
- μ_s è la media dello spedito;
- T rappresenta il numero totale di osservazioni disponibili.

Se, con il calcolo della densità dei valori nulli, si nutrisse il dubbio che la serie possa essere di tipo sporadico, un CV_s superiore a 1 ne darebbe la conferma definitiva.

4.2.7 Autocorrelazione

Necessaria per la determinazione dell'esistenza e del passo del ciclo stagionale, l'autocorrelazione mette in evidenza l'eventuale presenza di una correlazione interna alla serie storica. Scorrendo i diversi testi e scritti, due diverse definizioni di autocorrelazione sono emerse: una teorica ed una pratica.

Autocorrelazione, formula teorica

$$ACF_D^{teo}(k) = \frac{\sum_{t=k+1}^T (D_1(t) - \mu_{D1})(D_2(t-k) - \mu_{D2})}{\sqrt{\sum_{t=k+1}^T (D_1(t) - \mu_{D1})^2 \cdot \sum_{t=k+1}^T (D_2(t-k) - \mu_{D2})^2}} \quad 32$$

Ove:

- $ACF_D(k)$ è l'AutoCorrelation Function della serie storica di domanda D per l'ordine k , ove l'ordine k rappresenta il lag temporale;
- $D_1(t)$ esprime il valore della domanda D al tempo storico t ;
- $D_2(t - k)$ esprime il valore della domanda D al tempo storico $t - k$;
- μ_{D1} indica la media di tutti i valori di domanda D nei periodi storici che vanno da $k + 1$ a T ;
- μ_{D2} indica la media di tutti i valori di domanda D nei periodi storici che vanno da 1 a $T - k$;

³¹ Fonte: "Demand Planning: processi, metodologie e modelli matematici per la gestione della domanda commerciale" – Damiano Milanato

³² Fonte: Fundamentals of forecasting using excel - Sheila M. Lawrence, Ronald K. Klimberg, Kenneth D. Lawrence

Autocorrelazione, formula pratica³³

$$ACF_D^{brat}(k) = \frac{\sum_{t=k+1}^T (D(t) - \mu_D)(D(t-k) - \mu_D)}{\sum_{t=1}^T (D(t) - \mu_D)^2}$$

Ove μ_D indica, in questo caso, la media di tutti i valori di domanda D disponibili nello storico (da 1 a T).

I valori ottenuti con la formula pratica differiscono relativamente poco da quelli ottenuti mediante la formula teorica allorquando il numero di osservazioni che compongono la serie storica sia elevato se confrontato con il numero di periodi di ritardo k .

4.2.8 Scomposizioni

Algoritmo di vitale importanza per il Sales Cleaning, la pulizia statistica della serie dai valori anomali, utilizzabile anche a fini previsionali, la Scomposizione consente, dato un data set, di scinderlo nelle sue 3 componenti di base: trend, stagionalità e rumore di fondo.

In particolare:

- Il trend è l'elemento in grado di evidenziare l'andamento di crescita o decrescita tendenziale di lungo periodo della variabile di interesse (rappresentata dallo spedito, nel nostro caso). La forma assumibile dalla tendenza è delle più varie. Possiamo trovare sviluppi lineari, polinomiali, logistici (sui nuovi prodotti in particolare), logaritmici o, più raramente nel nostro contesto, esponenziali. Data la difficoltà nell'individuare, mediante procedimenti matematici, la forma corretta della tendenza, ciò che solitamente, nella bibliografia analizzata, viene fatto, è assumere che la sua forma sia di tipo lineare, o, più raramente, polinomiale di secondo o terzo grado. L'approccio portato avanti nel lavoro qui presentato è stato di tipo differente. Si è deciso, infatti, di utilizzare l'algoritmo della Media Mobile Centrata, che, come visto precedentemente, è in grado di evidenziare molto bene le basse frequenze e di stimare la reale tendenza con molta precisione, approssimando poi i primi e gli ultimi bucket, non gestibili dalla MMC, con una

³³ Fonte: "Demand Planning: processi, metodologie e modelli matematici per la gestione della domanda commerciale" – Damiano Milanato

semplice retta di regressione passante, rispettivamente, per il primo e l'ultimo punto della MMC stessa;

- La stagionalità è la componente ciclica di oscillazione della serie attorno alla tendenza e può essere determinata dalla variazione della richiesta generata dal naturale susseguirsi delle stagioni dell'anno solare, piuttosto che da pattern periodici di altra natura, come promozioni, attività pubblicitarie e/o espositive.
- Il rumore di fondo rappresenta il fattore di casualità della serie o, meglio, il fattore la cui variabilità non trova spiegazione in singole cause note. Esso si determina in conseguenza di un numero molto elevato di concause differenti e non è, di conseguenza, prevedibile. L'evidenza della presenza di tale componente si evidenzia conseguentemente alla rimozione dei pattern noti di tendenza, ciclicità e stagionalità della serie e dovrebbe assumere distribuzione normale. Qualora così non fosse potrebbe essere utile indagare più a fondo l'esistenza di pattern ulteriori a quelli indicati.

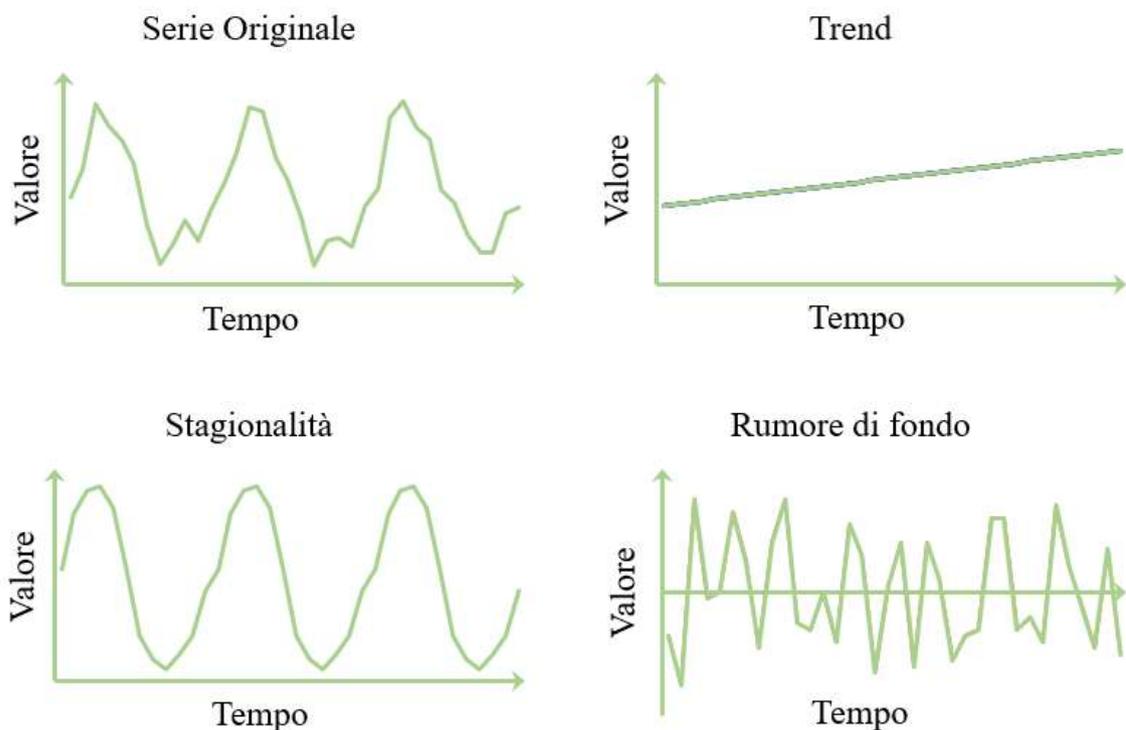


Figura 4-2: Scomposizione di una serie temporale

Due sono i modelli di Scomposizione utilizzati: quello additivo e quello moltiplicativo. Il modello misto sarà tenuto in considerazione, invece, per eventuali sviluppi futuri.

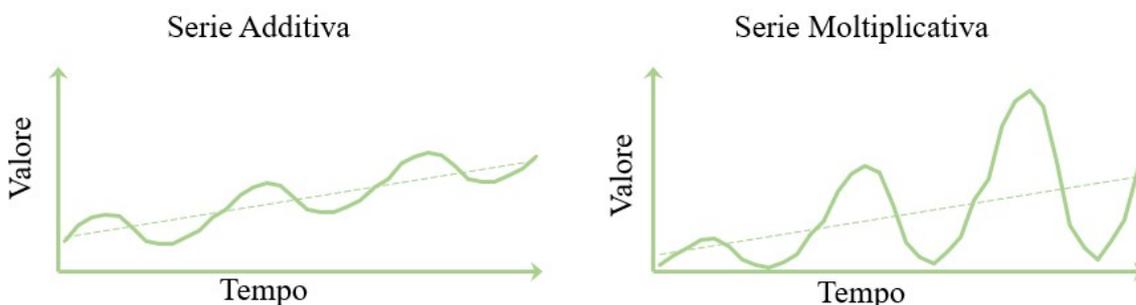


Figura 4-3: Modelli scompositivi utilizzati

Scomposizione moltiplicativa

Il modello di Scomposizione moltiplicativa assume una formulazione matematica della serie storica del tipo:

$$s_t = Trend_t \cdot Seas_t \cdot Rnd_t \quad 34$$

Ove:

- s_t è lo spedito al tempo t ;
- $Trend_t$ indica la componente tendenziale della serie al tempo t ;
- $Seas_t$ indica il fattore stagionale al tempo t ;
- Rnd_t rappresenta la componente randomica della serie, quella non prevedibile, al tempo t .

Il modello originale prevede, in realtà, una componente ulteriore determinata dalle fluttuazioni cicliche di lungo periodo dovute a fattori macroeconomici, denominata, appunto, Ciclicità. Nel modello utilizzato in questa tesi la Ciclicità è stata inglobata assieme al fattore di Tendenza, assumendo che questa permanga sostanzialmente invariata nei periodi analizzati. Un'assunzione di questo tipo si giustifica per due motivazioni:

- La brevità del periodo storico analizzato: i prodotti, nel comparto GDO, hanno spesso vita breve, difficilmente superiore ai 5 anni. Quand'anche questa fosse superiore, il prodotto avrebbe subito mutamenti talmente rilevanti (packaging, ingredienti, campagne marketing a supporto) da poter affermare che si stia trattando un prodotto differente. Anche per questo motivo, lo storico da noi analizzato non sarà mai superiore a 5 anni;

³⁴ Fonte: "L'approccio classico per l'analisi delle serie storiche" – Gianni Marliani

- Il metodo adottato per rilevare la componente Tendenziale non subisce forti influenze da un eventuale presenza di moderate Ciclicità: come visto, la MMC è in grado di rilevare molto bene le basse frequenze, tra le quali vi è compreso anche il fattore ciclico di lungo periodo.

Dunque, tornando al modello moltiplicativo, il trend può essere rilevato utilizzando il metodo della Media Mobile Centrata approssimata, ai bordi, con una retta di regressione smorzata.

Dato il Trend è poi possibile individuare la componente congiunta Stagionale e Casuale mediante il seguente calcolo:

$$Seas_t \cdot Rnd_t = \frac{S_t}{Trend_t} \quad 35$$

Mediando aritmeticamente su periodi omologhi i valori ottenuti dal calcolo precedente è possibile isolare la componente Stagionale e ricavarne una stima:

$$\widehat{Seas}_l = \frac{\sum_{i=1}^T Seas_t \cdot Rnd_t}{card\{K(l)\}} \quad 36$$

Ove $card\{K(l)\}$ identifica la cardinalità dell'insieme $\{K_l\}$ contenente i periodi stagionali omologhi, mentre $l = 1, \dots, L$ rappresenta l' l -esima stagione. Dunque, ad esempio, nel caso di stagionalità annuale e bucket mensili, avremo che l'insieme $K(1)$ conterrà tutti i Gennai osservati, $K(2)$ tutti i Febbrai, e così via.

Calcolati i diversi coefficienti, bisognerà poi verificare che venga soddisfatto il Principio di Conservazione delle Aree³⁷. Qualora ciò non accadesse, diverrà necessario, per ottenere i coefficienti di stagionalità effettivi, rimodellare i singoli elementi affinché rispettino tale principio. L'aggiustamento viene portato a termine per mezzo del seguente calcolo:

$$Seas_l = \frac{\widehat{Seas}_l}{\frac{\sum_{l=1}^L \widehat{Seas}_l}{L}}$$

³⁵ Fonte: "L'approccio classico per l'analisi delle serie storiche" – Gianni Marliani

³⁶ Fonte: "Demand Planning: processi, metodologie e modelli matematici per la gestione della domanda commerciale" – Damiano Milanato

³⁷ Il Principio di Conservazione delle Aree afferma che le oscillazioni stagionali devono esaurire il loro effetto all'interno del ciclo stesso. Conseguenza di tale principio è che nel modello moltiplicativo, la media dei coefficienti stagionali ricavati dovrà essere pari a 1, mentre nel modello additivo dovrà essere pari a 0. Le costanti 1 e 0 rappresentano i valori neutri per il coefficiente stagionale data l'operazione di moltiplicazione, nel primo caso, e l'operazione di somma nel secondo caso.

Ove $\frac{\sum_{l=1}^L \widehat{Seas}_l}{L}$ rappresenta la media delle stime delle componenti stagionali ottenute.

Per ottenere la componente di rumore Rnd_t sarà, a questo punto, sufficiente rimuovere dalla serie originale le componenti di stagionalità e tendenza calcolate:

$$Rnd_t = \frac{s_t}{Trend_t \cdot Seas_t}$$

Scomposizione additiva

Il modello di Scomposizione additiva assume, invece, una formulazione matematica della serie storica del tipo:

$$s_t = Trend_t + Seas_t + Rnd_t \quad 38$$

Una volta ricavata la componente di Trend, esattamente come nel caso moltiplicativo, è possibile calcolare la componente mista di stagionalità ed erraticità per mezzo della seguente relazione:

$$Seas_t + Rnd_t = s_t - Trend_t$$

Da cui è poi possibile isolare la componente stagionale e fornirne una stima:

$$\widehat{Seas}_l = \frac{\sum_{i=1}^T Seas_t + Rnd_t}{card\{K(l)\}}$$

Anche in questo caso, come per il precedente, sarà necessario verificare che il Principio di Conservazione delle aree venga rispettato, e, nel caso così non fosse, ricalcolare le stime dei fattori stagionali come:

$$S_l = \widehat{Seas}_l - \frac{\sum_{l=1}^L \widehat{Seas}_l}{L}$$

Determinata tendenza e stagionalità, estrapolare la componente Randomica della serie diventa, a questo punto, sufficientemente banale:

$$Rnd_t = s_t - Trend_t - Seas_t$$

Ricomposizione

Data la Scomposizione è possibile utilizzare la conoscenza ricavata per:

- Verificare la presenza di valori anomali nella componente randomica Rnd_t , correggerli, ed eventualmente ricomporre la serie così depurata;

³⁸ Fonte: "L'approccio classico per l'analisi delle serie storiche" – Gianni Marliani

- Stimare le quantità di spedito future mediante proiezione sull'orizzonte previsionale delle componenti regolari della serie (trend e stagionalità).

Nel secondo caso la stima dei valori futuri viene condotta mediante due espressioni distinte. Per il modello moltiplicativo avremo:

$$F_{t+h} = Trend_{t+h} \cdot Seas_{l,t+h}$$

Mentre per il modello additivo avremo:

$$F_{t+h} = Trend_{t+h} + Seas_{l,t+h}$$

Ove:

- $Trend_{t+h}$ è la proiezione futura della tendenza, calcolata come prolungamento della retta di regressione smorzata utilizzata per il calcolo degli ultimi punti del dataset, punti non calcolabili mediante MMC;
- $Seas_{l,t+h}$ è l'indice di stagionalità calcolato sui periodi omologhi al periodo $t + h$.

4.2.9 Modellazione stagionale con retroazione

Dati gli indici di stagionalità effettivi, calcolati mediante scomposizione o altro metodo, è possibile applicare un algoritmo di modellazione stagionale con retroazione, in grado, non solo di seguire il pattern stagionale, ma anche di adattare la nuova previsione al feedback ricevuto sull'errore commesso al forecast precedente.

Modellazione moltiplicativa stagionale con retroazione

La stima previsionale dello spedito viene così condotta:

$$F_{t+h} = \overline{s_{t+1}^{rett}} \cdot Seas_{l,t+h}$$

Con:

$$\overline{s_{t+1}^{rett}} = \overline{s_t^{rett}} \cdot (1 + \alpha \cdot Err_t)$$

Ed:

$$Err_t = \frac{S_t}{F_t} - 1$$

Ove:

- $\overline{s}_{t+1}^{rett}$ rappresenta la media rettificata dello spedito al tempo $t + 1$. L'inizializzazione di tale valore prevede di porre lo spedito medio rettificato al tempo i pari alla media non rettificata dello spedito nello stesso periodo, ossia, matematicamente, $\overline{s}_i^{rett} = \overline{s}_i$;
- $Seas_{l,t+h}$ è l'indice stagionale moltiplicativo calcolato sui periodi omologhi al periodo $t + h$;
- α è l'unico parametro dell'algoritmo, e rappresenta il fattore di smorzamento dell'errore commesso al periodo precedente. Un alpha elevato implicherà una risposta "nervosa" del $\overline{s}_{t+1}^{rett}$, e dunque un più rapido adattamento all'accaduto del mese precedente. Un alpha ridotto, al contrario, determina una risposta più moderata che darà maggior peso alle "basse frequenze", non facendosi influenzare in maniera rilevante dal rumore di fondo;
- Err_t indica l'errore che è stato commesso nel calcolo del forecast al tempo i –esimo.

Modellazione additiva stagionale con retroazione

Stesso principio, diversa assunzione di partenza, la modellazione additiva genera la previsione sulla base della seguente relazione:

$$F_{t+h} = \overline{s}_{t+1}^{rett} + Seas_{l,t+h}$$

Con:

$$\overline{s}_{t+1}^{rett} = \overline{s}_t^{rett} + \alpha \cdot Err_t$$

Ed:

$$Err_t = s_t - F_t$$

Ove $Seas_{l,t+h}$, in questo caso, rappresenta l'indice stagionale additivo calcolato sui periodi omologhi al periodo $t + h$.

4.2.10 Algoritmo GENPO revisionato

Come già anticipato in precedenza, il calcolo del GENPO era, e resta, un interessante metodo per la stima previsionale. Limandone i difetti è stato possibile applicarlo anche al Linfa Forecaster con notevoli risultati. La novità sostanziale, rispetto al calcolo storico, non è tanto a livello matematico, il quale, salvo qualche piccolo aggiustamento, resta pressoché invariato, quanto a livello metodologico/processuale.

A differenza di quanto avveniva in passato, nel contesto del Linfa Forecaster il GENPO verrà applicato esclusivamente quando ne sussistono i presupposti (serie certificata stagionale), verrà affiancato da una stima dell'errore previsionale commesso sullo storico, e verrà adoperato solamente a posteriori delle operazioni di pulizia statistica sullo storico. In altre parole: stesso calcolo, ma contesto completamente differente.

Ma osserviamo ora la formula matematica rinnovata:

$$F_{t+h} = \frac{\sum_{i=t-k}^t S_i}{\sum_{i=t-L-k}^t S_i} \cdot \left(\frac{w_1 \cdot S_{t+h-L-1} + w_2 \cdot S_{t+h-L} + w_3 \cdot S_{t+h-L+1}}{w_1 + w_2 + w_3} \right)$$

Ove:

- L rappresenta sempre la lunghezza di un ciclo stagionale;
- k indica il numero di periodi dell'anno da tenere in considerazione per calcolare l'incremento/decremento della domanda rispetto all'anno precedente, e deve essere strettamente inferiore alla lunghezza del ciclo stagionale L ;
- w_1, w_2 e w_3 sono i pesi assegnati alla componente stagionale. Dato l'ambito in cui viene utilizzata la formula avremo che $w_2 \geq w_{1,3}$, in quanto il mese corrente nell'anno precedente dovrebbe aver maggior peso rispetto ai mesi circostanti. La scelta del peso, fatto salvo il rispetto del vincolo precedente, può essere condotta mediante ottimizzazione, oppure applicando i pesi in maniera oculata. L'idea è che più il peso sarà distribuito in maniera uniforme, più l'andamento previsionale verrà smorzato, mentre più il peso verrà concentrato sul valore w_2 , più la previsione ricalcherà l'andamento dell'anno precedente.

Nel Linfa Forecaster, data la mancanza di ottimizzatori, si è scelto di adottare pesi identici a quelli del GENPO originale: $w_1 = 1, w_2 = 3, w_3 = 1$.

La verifica sulla componente di incremento, prevista nella formula originale, non avrà più senso d'esistere all'interno del Linfa Forecaster, questo perché la serie storica verrà già preventivamente depurata dai valori anomali.

Da notare, per concludere, che tale formula vale esclusivamente nel caso in cui l'orizzonte previsionale sia inferiore all'anno, ossia quando $h < L$. Essendo l'orizzonte, nel nostro caso, molto più ridotto, non si è reputato utile sviluppare una ulteriore formula per il caso $h \geq L$.

4.2.11 Modelli di traslazione temporale

Applicabili tanto a serie continue, quanto a serie sporadiche, i modelli di traslazione temporale ipotizzano che la storia si ripeterà nel futuro in maniera del tutto simile, vuoi per la cadenza della domanda, vuoi per la sua intensità o volume. I modelli di questo tipo, impiegati per il progetto in discussione, sono due: quello di shift, e quello di profilazione delle quantità.

Shift temporale

Dato un data set, il metodo di shift vuole che la previsione venga ottenuta, semplicemente, trasladando i dati di k periodi in avanti, applicandovi, successivamente, un coefficiente che tenga conto del trend rilevato negli ultimi due periodi storici omologhi:

$$F_{t+h} = s_{t+h-k} \cdot \delta_{t+h}$$

Con:

$$\begin{cases} \delta_{t+h} = \frac{s_{t+h-k} - s_{t+h-2k}}{s_{t+h-2k}} & \text{con } s_{t+h-2k} \neq 0 \\ \delta_{t+h} = 1 & \text{con } s_{t+h-2k} = 0 \end{cases} \quad 39$$

Ove:

- k indica il lag temporale applicato al data set. Quest'ultimo può risultare pari al ciclo stagionale, nel caso di serie continue stagionali, o può anche non essere interpretato come tale, nel caso, ad esempio, di serie intermittenti irregolari;
- δ_{t+h} indica il coefficiente che andrà ad incorporare la tendenza nel modello.

Profilazione temporale delle quantità

Data una serie storica, il modello di profilazione delle quantità genera la previsione smistando una determinata quantità di vendita B_0 , prevista o pianificata sul lungo periodo, su bucket temporali a granularità inferiore.

³⁹ Fonte: "Demand Planning: processi, metodologie e modelli matematici per la gestione della domanda commerciale" – Damiano Milanato

Nel contesto di questo progetto, si è optato per calcolare tale Sales Budget come media degli ultimi due intervalli di valori aventi estensione temporale pari a quella definita per il budget stesso, dunque:

$$B_0 = \frac{\sum_{i=t-b+1}^t S_i + \sum_{i=t-2b+1}^{t-b} S_i}{2}$$

Ove b indica il numero di bucket, mensili nel nostro caso, aggregati che andranno a formare il budget.

Ottenuto il budget, questo dovrà poi essere ripartito sui periodi omologhi dell'orizzonte temporale. Il coefficiente di proporzionamento che determina la ripartizione viene ottenuto come:

$$\delta_{t+h-b} = \frac{S_{t+h-n}}{\sum_{i=t-b+1}^t S_i}$$

Ove n è uguale alla parte intera superiore di $\frac{h}{b}$, cioè, matematicamente, $n = \left\lceil \frac{h}{b} \right\rceil$.

Esemplificando, nel caso di orizzonte temporale $h = 3$, e periodi a budget $b = 2$ avremo:

- Coefficiente di ripartizione uguale per il primo ed il terzo periodo dell'orizzonte temporale:

$$\delta_{t+1-2} = \frac{S_{t+1-1 \cdot 2}}{\sum_{i=t-2+1}^t S_i} = \frac{S_{t+3-2 \cdot 2}}{\sum_{i=t-2+1}^t S_i} = \delta_{t+3-2}$$

- Coefficiente di ripartizione per il secondo periodo dell'orizzonte temporale pari a:

$$\delta_{t+2-2} = \frac{S_{t+2-1 \cdot 2}}{\sum_{i=t-2+1}^t S_i}$$

Diventa ora semplice calcolare la previsione mediante la formula seguente:

$$F_{t+h} = B_0 \cdot \delta_{t+h-b} \quad 40$$

4.2.12 Croston base

Strumento applicabile per lo studio delle serie sporadiche irregolari, l'algoritmo di Croston, nella sua versione base, fornisce una logica alternativa di previsione nei casi in cui il data set presenti sporadicità molto elevata e l'ipotesi che esista una periodicità

⁴⁰ Fonte: "Demand Planning: processi, metodologie e modelli matematici per la gestione della domanda commerciale" – Damiano Milanato

latente all'interno della serie (ipotesi alla base di algoritmi quali shift temporale e profilazione delle quantità) si riveli quantomai insostenibile.

L'idea alla base del modello è suddividere il data set originale in due parti distinte: una serie contenente i soli valori positivi di venduto n_V ed una serie contenente gli intervalli di interarrivo del venduto n_Z .

La prima componente è ottenibile, semplicemente, rimuovendo dal dataset originale tutti i valori di spedito nulli. Così facendo si otterrà una serie continua di valori di domanda positiva sui quali sarà possibile applicare tutti gli algoritmi previsionali per serie continue visti fino ad ora meno quelli stagionali, in quanto un loro utilizzo risulterebbe improprio vista l'assenza di pattern regolari.

La seconda componente è, invece, ottenibile sottraendo da ogni periodo t , avente spedito positivo, il periodo $t - \delta$ positivo precedente. Essa indica, dunque, l'intervallo di tempo, denominato intervallo di interarrivo, che intercorre fra la manifestazione di un periodo avente quantità venduta superiore a zero ed il successivo. Formalizzando il calcolo avremo:

$$II_t = t - (t - \delta) = \delta$$

Sulla nuova serie così generata sarà poi possibile applicare gli stessi algoritmi previsivi indicati precedentemente per n_V .

Generate le due previsioni per n_V ed n_Z , $F_{\omega+j}$ ed $II_{\varphi+w}$ rispettivamente, il forecast per la serie originale verrà ottenuto, per questo progetto, applicando ogni valore positivo previsto ($F_{\omega+1}, F_{\omega+2}, ecc.$) prima o dopo il rispettivo presunto intervallo di interarrivo ($II_{\varphi+1}, II_{\varphi+2}, ecc.$) secondo il seguente algoritmo:

1. Sia t l'ultimo periodo dell'orizzonte temporale storico per la serie originale, ω quello della serie n_V e φ quello della serie n_Z . Sia, inoltre, H l'estensione dell'orizzonte previsionale della serie originale, h il periodo in esame appartenente all'orizzonte previsionale della serie originale, j il periodo in esame appartenente all'orizzonte previsionale della sotto serie continua, w il periodo in esame appartenente all'orizzonte previsionale della sotto serie di intervalli di interarrivo e sia z un contatore per l'intervallo di interarrivo. Si ponga $h = 1, j = 1, w = 1, e z = 1$;
2. Se $s_{t-z+1} = 0$ allora porre $z = z + 1$ e ripetere il passo 2, altrimenti andare al passo 3;

3. Se $z < II_{t+w}$ allora porre $F_{t+h} = 0$, $h = h + 1$ e $z = z + 1$, altrimenti, se il valore $z = II_{t+w}$, porre $F_{t+h} = F_{t+j}$, $h = h + 1$, $j = j + 1$, $w = w + 1$ e $z = 1$.
4. Se $h = H$ l'algoritmo termina, in quanto è stato coperto tutto l'orizzonte previsionale di interesse, altrimenti tornare al passo 3.

Per rendere il concetto chiaro riportiamo un rapido esempio.

Supponiamo di disporre di una serie storica originale così strutturata:

$$\{0, 0, 0, 0, 0, 10, 0, 5, 0, 0, 0, 17, 0, 0, 9\}$$

Essa verrà scissa in:

$$n_v = \{10, 5, 17, 9\}$$

Ed:

$$n_z = \{6, 2, 4, 3\}$$

Ottenuta sottraendo il primo periodo temporale t dello spedito a valore non nullo con il precedente:

$$II_1 = 6 - 0$$

$$II_2 = 8 - 6 = 2$$

$$II_3 = 12 - 8 = 4$$

$$II_4 = 15 - 12 = 3$$

Sulle due sotto serie così ricavate potranno essere applicati tutti gli algoritmi di sales forecasting cui si accennava precedentemente.

Supponendo, a questo punto, di disporre di un orizzonte temporale H costituito da tre periodi, di una previsione per il primo spedito positivo $F_{\omega+1} = 15$ e di una previsione per il primo intervallo di interarrivo $II_{\varphi+1} = 3$, sarà possibile ottenere il forecast finale per la serie originale sull'orizzonte previsionale:

- $F_{t+1} = 0$;
- $F_{t+2} = 0$;
- $F_{t+3} = 15$.

4.2.13 Errori

Perno dell'attività previsionale è il calcolo degli errori e delle relative deviazioni standard, le quali forniscono una misura dell'inaccuratezza e dell'imprecisione di ciascun algoritmo nella formulazione del forecast.

La valutazione degli errori avviene, semplicemente, confrontando, su un intervallo temporale passato, i bucket della serie originale, deputati alla fase di test, con i relativi forecast. Così facendo si può comprendere quanto le previsioni, formulate da uno degli algoritmi fin qui menzionati, siano in grado di ricalcare l'andamento reale del data set.

Facendo poi leva sull'assunzione di ripetibilità futura della storia, si potrà affermare che l'entità dell'errore rimarrà sostanzialmente stabile anche sui bucket temporali appartenenti all'orizzonte previsionale, consentendo di scegliere, nel bunch di algoritmi candidati, l'algoritmo *best-in-class*, l'algoritmo, cioè, avente errore minimo⁴¹. Questo sarà, dunque, l'elemento che verrà adoperato per la formulazione della previsione finale.

Appreso che la misura dell'entità dell'errore è calcolata mediante il confronto, è necessario comprendere, anche, come tale confronto debba essere eseguito. La misura dell'errore, infatti, non è univoca. Come avremo modo di osservare nel seguito, ogni metodologia di valutazione dell'errore possiede pregi e difetti, di cui, questi ultimi, non eliminabili, ma certamente mitigabili inserendo ciascuna misura in un opportuno KPI strutturato sulla base degli obiettivi aziendali. Per questioni di riservatezza sulla proprietà intellettuale, non daremo informazioni a riguardo del KPI definito per questo progetto, ma ci limiteremo a presentare alcune delle differenti forme di calcolo utilizzabili.

Misure puntuali

Error:

$$E_t = s_t - F_t$$

Vantaggi:

- Unità di misura dell'errore coincidente con quella del venduto e della previsione. Le tre grandezze possono quindi essere confrontate puntualmente l'una con l'altra.

⁴¹ Non discuteremo in questo testo delle eventuali problematiche generate dall'overfitting.



Svantaggi:

- Poca immediatezza nella comprensione dell'entità dell'errore;
- Impossibilità di confrontare l'errore con quello ottenuto da serie storiche appartenenti ad altre referenze.

Absolute Error:

$$AE_t = |s_t - F_t|$$

Vantaggi:

- Unità di misura dell'errore coincidente con quella del venduto e della previsione. Le tre grandezze possono quindi essere confrontate puntualmente l'una con l'altra;
- Interesse posto sull'entità dell'errore di stima, indipendentemente dal suo segno.

Svantaggi:

- Poca immediatezza nella comprensione dell'entità dell'errore;
- Impossibilità di confrontare l'errore con quello ottenuto su serie storiche di altre referenze.

Squared Error:

$$SE_t = (s_t - F_t)^2$$

Vantaggi:

- Penalizzazione degli errori di stima più elevati;
- Interesse posto sull'entità dell'errore di stima, indipendentemente dal segno.

Svantaggi:

- Unità di misura dell'errore non adimensionale, né coincidente con quella del venduto e della previsione;
- Difficoltà nella comprensione dell'errore.

Percentage Error:

$$PE_t = 100 \cdot \frac{s_t - F_t}{s_t}$$

Vantaggi:

- Comprensione dell'entità dell'errore immediata;
- L'errore commesso su bucket di data set diversi è agilmente confrontabile.

Svantaggi:

- In presenza di bucket a domanda nulla, l'errore, così definito, dovrebbe essere calcolato su una frazione impossibile. Per questo motivo tale tipologia di errore

ha senso adoperarla esclusivamente in presenza di serie continue strettamente maggiori di zero.

Misure di distorsione

Le misure di distorsione misurano la presenza di un errore sistematico (dunque avente sempre lo stesso segno) nella stima previsionale di una serie temporale. Sia T_A l'estensione dell'intervallo di training.

Mean Error:

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

Vantaggi:

- Attenzione posta sul segno. Un valore positivo di ME indicherà una tendenza alla sottostima, mentre un valore negativo suggerirà una tendenza alla sovrastima;
- Unità di misura dell'errore medio coincidente con quella del venduto e della previsione. Le tre grandezze possono quindi essere confrontate l'una con l'altra;

Svantaggi:

- Errori di segno diverso si compensano, facendo supporre, in maniera errata, che un errore medio basso corrisponda ad errori puntuali ridotti;
- Errore medio non confrontabile con quello ottenuto su altre serie temporali.

Mean Percentage Error:

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

Vantaggi:

- Errore adimensionale espresso come percentuale, confrontabile, pertanto, con lo stesso errore ottenuto su altri data-set;
- Comprensione dell'entità dell'errore immediata;
- Attenzione posta sul segno dell'errore.

Svantaggi:

- Errori di segno diverso si compensano;

- In presenza di bucket a domanda nulla anche l'errore medio, così definito, verrebbe a dover essere calcolato su una frazione impossibile.

Misure di dispersione

Le misure di dispersione misurano l'entità media dell'errore, indipendentemente dal segno con il quale esso si presenta.

Mean Absolute Error:

$$MAE = \frac{1}{T - T_A} \cdot \sum_{t=T_A+1}^T AE_t$$

Vantaggi:

- Attenzione posta sull'entità dell'errore, indipendentemente dal segno;
- Dimensione metrologica dell'errore identica a quella del venduto e della previsione.

Svantaggi:

- Errore non confrontabile con quelli ottenuti su dataset differenti;
- Comprensione dell'errore non immediata.

Mean Absolute Percentage Error:

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

Vantaggi:

- Errore adimensionale espresso come percentuale, confrontabile, pertanto, con lo stesso errore ottenuto su altri data-set;
- Comprensione dell'entità dell'errore immediata;
- Attenzione posta sull'entità dell'errore.

Svantaggi:

- In presenza di bucket a domanda nulla anche l'errore medio, così definito, verrebbe a dover essere calcolato su una frazione impossibile.

Weighted Absolute Percentage Error:

$$WAPE = \frac{1}{T - T_A} \cdot \sum_{t=T_A+1}^T 100 \cdot \frac{s_t - F_t}{\left(\frac{\sum_{t=1}^T s_t}{T}\right)} = \frac{100}{T - T_A} \cdot \sum_{t=T_A+1}^T \frac{s_t - F_t}{\left(\frac{\sum_{t=1}^T s_t}{T}\right)}$$

Vantaggi:

- Tutti quelli esposti per il *MAPE*;
- L'elemento posto a denominatore non avrà mai valore nullo.

Svantaggi:

- Errore gonfiato nel caso in cui la media generale dello storico risulti molto ridotta rispetto alla media locale;
- Errore ribassato nel caso in cui la media generale dello storico risulti molto elevato rispetto alla media locale.

Standard Deviation Error:

$$SDE = \sqrt{\frac{1}{T - T_A} \cdot \sum_{t=T_A+1}^T SE_t}$$

Vantaggi:

- Penalizzazione degli errori di stima più elevati;
- Interesse posto sull'entità dell'errore di stima, indipendentemente dal suo segno;
- Unità di misura dell'errore coincidente con quella del venduto e della previsione

Svantaggi:

- Difficoltà nella comprensione immediata dell'errore;
- Errore non confrontabile con quello ottenuto su data set differenti
- Nel caso di utilizzo in ambito software, elevato consumo di memoria, e, a seconda del tipo dato utilizzato, elevato rischio di overflow, od evidente rallentamento nella velocità d'esecuzione dei calcoli.

Tracking Signal:

$$TS = \frac{\sum_{t=T_A+1}^T E_t}{\sum_{t=T_A+1}^T AE_t}$$

Vantaggi:

- Attenzione posta sugli errori sistematici di segno, dunque *underforecasting* ed *overforecasting*;
- Comprensione semplice ed immediata del risultato, che varia nel range $[-1; +1]$. Valori nell'intorno di -1 indicano un errore sistematico di *overforecasting*, mentre valori nell'intorno di $+1$ sono indice di sistematico errore di *underforecasting*. Il valore nullo rappresenta la condizione di equilibrio;
- Misura adimensionale, confrontabile con lo stesso dato proveniente da altri data set;

Svantaggi:

- Un singolo errore elevato può compensare una moltitudine di piccoli errori di segno opposto;
- L'entità dell'*underforecasting* o dell'*overforecasting* non è ravvisabile.

4.2.14 Combined forecast

A valle della stima previsionale mediante algoritmi su menzionati e del calcolo dei relativi errori è possibile, per le serie continue regolari, tentare di migliorare ulteriormente il calcolo previsionale per mezzo di formule combinatorie. In particolare, in questo lavoro di Tesi, si è adottato un modello di combinazione che prevede, per ciascun algoritmo previsionale, l'attribuzione di un peso inversamente proporzionale all'errore da questo compiuto. Questo enunciato può essere rappresentato con l'espressione:

$$CF_t = \frac{\sum_{j \in Z} \frac{F_t(z_j)}{Err(z_j)}}{\sum_{j \in Z} \frac{1}{Err(z_j)}} \quad 42$$

Ove Z rappresenta il bunch di algoritmi utilizzati per la formulazione della previsione, mentre Err sta ad indicare una delle misure di dispersione viste, od un KPI ottenuto dalle stesse.

⁴² Fonte: "Demand Planning: processi, metodologie e modelli matematici per la gestione della domanda commerciale" – Damiano Milanato

4.2.15 Test di ipotesi

Test della mediana

Il test della mediana è un test non parametrico che viene utilizzato, in questo testo, per fare inferenza statistica: dati due campioni, si vuole testare se le mediane delle due popolazioni cui essi appartengono sono tra loro statisticamente identiche.

Tale test viene utilizzato prevalentemente quando vi è difficoltà nell'assegnazione di un rango alle misure estreme dell'intervallo (effetto, ad esempio, dell'utilizzo di strumentazioni in grado di fornire misurazioni limitate all'interno di un intervallo), ove si vengono a rilevare molti valori identici. Nel caso in esame, in realtà, le misure identiche vengono a trovarsi prevalentemente intorno alla mediana, non verso gli estremi. Dato questo fatto, si è ritenuto di applicarlo comunque in quanto non si è identificato un test, non parametrico, alternativo per la quale fosse possibile rispettarne tutte le assunzioni.

Detto questo, le ipotesi di partenza sono così strutturate:

- H_0 (ipotesi nulla) = le mediane delle due popolazioni sono identiche;
- H_a (ipotesi alternativa) = le mediane delle due popolazioni sono differenti.

Il test, dato il caso in esame strutturato su grandi campioni, verrà condotto mediante l'utilizzo del test χ^2 per tabelle 2×2 . I passi necessari per affrontarlo sono i seguenti:

- 1) Scegliere un livello di significatività α per il test di ipotesi;
- 2) Porre in ordine crescente i dati raccolti come se fossero parte di un unico campione;
- 3) Identificare la mediana di quest'unico campione;
- 4) Conteggiare, per ciascun campione, quanti dei dati raccolti sono inferiori alla mediana individuata al punto precedente, e quanti, invece, ne sono superiori o uguali. Riportare, poi, i risultati ottenuti nella tabella 2×2 della distribuzione di frequenza;

Algoritmo/ Contatore	< Mediana	\geq Mediana	Tot
Previsore 1	... (a)	... (c)	(e) = (a) + (c)
Previsore 2	... (b)	... (d)	(f) = (b) + (d)
Tot	(g) = (a) + (b)	(h) = (c) + (d)	(i) = (g) + (h) = (e) + (f)

Tabella 4-2: Test della mediana, tabella della distribuzione in frequenza

- 5) Costruire la tabella 2×2 della distribuzione attesa, ossia la tabella delle frequenze che ci si aspetterebbe di trovare nel caso in cui le due distribuzioni avessero mediana identica:

Algoritmo/ Contatore	< Mediana	\geq Mediana	Tot
Previsore 1	$(l) = \frac{(g)}{(i)} \cdot (e)$	$(n) = \frac{(h)}{(i)} \cdot (e)$	(e)
Previsore 2	$(m) = \frac{(g)}{(i)} \cdot (f)$	$(o) = \frac{(h)}{(i)} \cdot (f)$	(f)
Tot	(g)	(h)	(i)

Tabella 4-3: Test della mediana, tabella della distribuzione in attesa

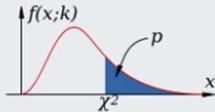
- 6) Costruire la statistica del test Chi-Quadro:

$$\chi_{calc}^2 = \frac{(\text{valore osservato} - \text{valore atteso})^2}{\text{valore atteso}}$$

$$= \frac{((a) - (l))^2}{(l)} + \frac{((b) - (m))^2}{(m)} + \frac{((c) - (n))^2}{(n)} + \frac{((d) - (o))^2}{(o)}$$

- 7) Individuare il valore teorico del Chi-quadro χ_{teo}^2 , per il grado di significatività scelto precedentemente e per un numero di gradi di libertà pari a 1 (in questo caso specifico), sulla tabella relativa:

Table of values of χ^2 in a Chi-Squared Distribution with k degrees of freedom such that p is the area between χ^2 and $+\infty$



k	Probability Content, p , between χ^2 and $+\infty$														
	0.995	0.99	0.975	0.95	0.9	0.75	0.5	0.25	0.1	0.05	0.025	0.01	0.005	0.002	0.001
1	3.927e-5	1.570e-4	9.820e-4	0.00393	0.0157	0.102	0.455	1.323	2.706	3.841	5.024	6.635	7.879	9.550	10.828
2	0.0100	0.0201	0.0506	0.103	0.211	0.575	1.386	2.773	4.605	5.991	7.378	9.210	10.597	12.429	13.816
3	0.0717	0.115	0.216	0.352	0.584	1.213	2.366	4.108	6.251	7.815	9.348	11.345	12.838	14.796	16.266
4	0.207	0.297	0.484	0.711	1.064	1.923	3.357	5.385	7.779	9.488	11.143	13.277	14.860	16.924	18.467
5	0.412	0.554	0.831	1.145	1.610	2.675	4.351	6.626	9.236	11.070	12.833	15.086	16.750	18.907	20.515
6	0.676	0.872	1.237	1.635	2.204	3.455	5.348	7.841	10.645	12.592	14.449	16.812	18.548	20.791	22.458
7	0.989	1.239	1.690	2.167	2.833	4.255	6.346	9.037	12.017	14.067	16.013	18.475	20.278	22.601	24.322
8	1.344	1.646	2.180	2.733	3.490	5.071	7.344	10.219	13.362	15.507	17.535	20.090	21.955	24.352	26.124
9	1.735	2.088	2.700	3.325	4.168	5.899	8.343	11.389	14.684	16.919	19.023	21.666	23.589	26.056	27.877
10	2.156	2.558	3.247	3.940	4.865	6.737	9.342	12.549	15.987	18.307	20.483	23.209	25.188	27.722	29.588
11	2.603	3.053	3.816	4.575	5.578	7.584	10.341	13.701	17.375	19.675	21.920	24.726	26.757	29.354	31.264

- 8) Condurre il test di ipotesi verificando che:

$$\chi_{teo}^2 > \chi_{calc}^2$$

Qualora tale disuguaglianza risulti verificata l'ipotesi nulla non potrà essere rifiutata, e si dovrà concludere che non vi è differenza statistica nelle mediane dei due campioni. Viceversa, nel caso in cui la disuguaglianza non risulti

verificata, si dovrà rifiutare l'ipotesi nulla H_0 ed accettare quella alternativa H_a .

4.3 Definizione del modello previsionale

4.3.1 Struttura del modello

Successivamente ad un approfondito lavoro di ricerca si è deciso di strutturare il modello su sei moduli, distinti, in modo da renderne più agevole la manutenzione e gli aggiornamenti, ma interconnessi, così da rendere il flusso di dati rapido ed efficiente. Di seguito ne riportiamo il nome ad essi assegnato ed una breve descrizione:

- *History Generator*: elemento adibito alla ricostruzione dello storico in assenza di dati sufficienti a generare una previsione affidabile, utile, dunque, per tutti quei prodotti di nuova o recente introduzione;
- *History Modulator*: l'obiettivo di tale componente è uniformare i dati, rimuovendo dallo storico le fonti di variazione conosciute quali quelle determinate dal calendario o dall'inflazione;
- *Raw Sales Cleaner*: blocco impiegato per una prima individuazione e rimozione "grezza" dei valori anomali;
- *Automatic Time Series Classifier*: modulo dedicato alla classificazione automatica delle serie storiche sulla base delle regolarità in esse presenti o assenti, nonché all'individuazione del passo del ciclo stagionale (se presente);
- *Refined Sales Cleaner*: data, in input, la classificazione, questa componente effettua una seconda individuazione e rimozione, più "raffinata", degli *outliers*.

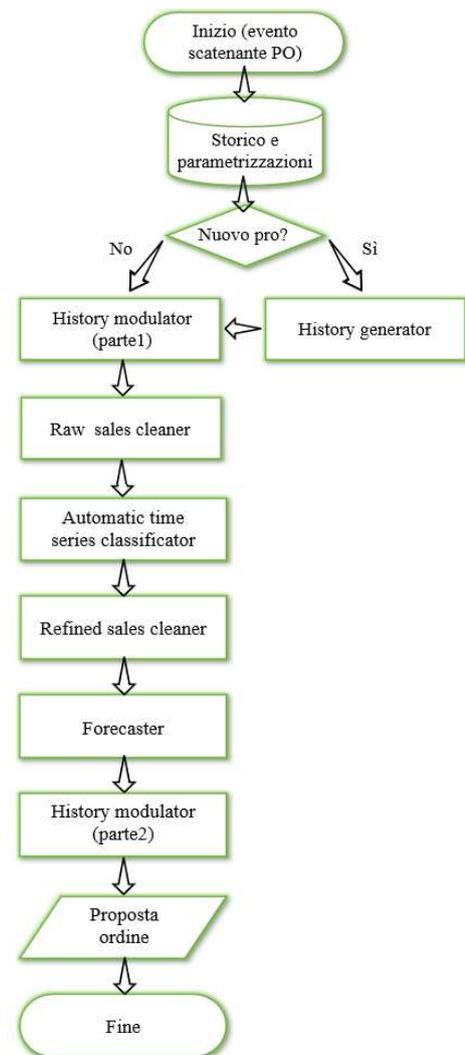


Figura 4-4: Diagramma di flusso del modello previsionale

Con quest'ultima affermazione si intende che la ricerca/rettifica dei valori anomali è in grado, in questo secondo caso, di tener conto delle eventuali regolarità/irregolarità presenti nel data set.

- *Forecaster*: cuore del processo, quest'ultimo blocco è deputato alla generazione di molteplici previsioni sullo storico esistente, alla determinazione degli errori medi commessi nel prevedere lo storico, al calcolo del data quality, ed al *best-fit algoritmico*, operazione di selezione dell'algoritmo previsivo migliore che verrà in seguito adoperato per la generazione della previsione finale.

4.3.2 History Generator

Una delle assunzioni, fatte a monte di questo lavoro, è che lo storico disponibile per i dati raccolti a granularità mensile sia di almeno 36 mesi. Come è ovvio, ciò non è sempre vero, poiché una parte non trascurabile di prodotti è generalmente nuova o di recente introduzione.

Ma da dove sorge la necessità di disporre di 36 mesi?

Due sono le concause determinanti tale esigenza:

- 24 mesi sono imprescindibili per individuare la presenza o l'assenza della componente stagionale nel data set a granularità mensile, componente che, date le tipologie di merci trattate, si rivela, spesso, determinante per la previsione;
- Ulteriori 12 mesi, almeno, sono poi necessari al previsore per:
 - o Determinare l'accuratezza previsionale, mediante il calcolo dell'errore medio di previsione;
 - o Definirne la precisione, attraverso il calcolo della deviazione standard.

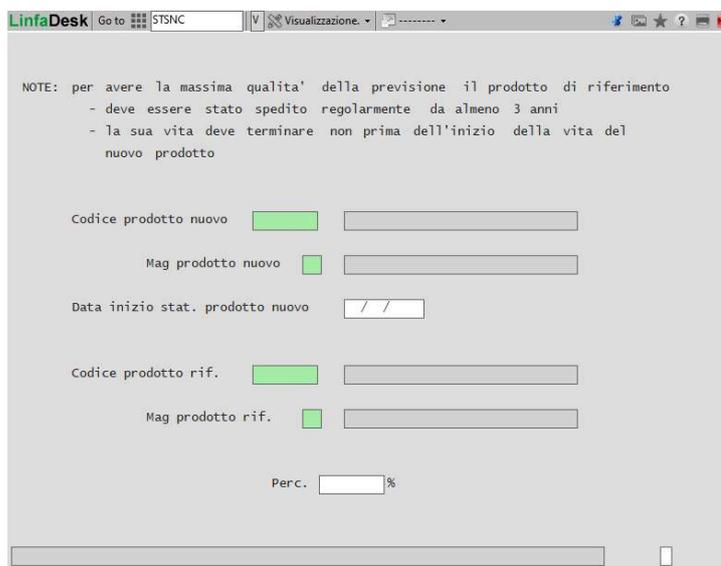
Nell'ottica di preservare tale assunzione, due erano le strade percorribili, una derivante dalla teoria dei segnali, l'altra più propria dal demand forecasting:

- Opzione 1, dalla teoria dei segnali: ribaltare il segnale nel passato fino a raggiungere il numero di bucket necessari;
- Opzione 2, dal demand forecasting: utilizzare la storia di un prodotto appartenente allo stesso ECR, o comunque la storia di un prodotto simile, opportunamente adattato, con la finalità di generare la quota parte di storico mancante alla nuova referenza.

Ciascuna delle due opzioni presentava vantaggi e svantaggi. In particolare, la prima opzione avrebbe avuto il pregio di non necessitare dell'intervento umano per funzionare, ma, dall'altra parte, avrebbe avuto il difetto di generare regolarità probabilmente non esistenti nella realtà, condizionando fortemente la previsione. La seconda opzione, invece, avrebbe potuto introdurre anch'essa delle regolarità nella serie storica, le quali, però, avrebbero avuto un margine superiore di attendibilità, in quanto ricavate da un prodotto simile. Inevitabile, tuttavia, sarebbe stata l'esigenza dell'intervento umano per indicare il prodotto simile da cui ricavare lo storico, nonché le eventuali variabili necessarie a modulare lo storico per adattarlo al nuovo prodotto.

Sia per questioni di marketing che di responsabilità, la quale, così facendo, sarebbe rimasta in capo al buyer, si è scelto di optare per la seconda alternativa, implementandola nella maniera seguente:

- Una nuova interfaccia utente, denominata STSNC, in carico alla collega ing. Irene Merlo, avrebbe permesso ai buyer/riordinatori l'inserimento, su una tabella creata appositamente (FG135), dei dati necessari a collegare la storia nel nuovo



NOTE: per avere la massima qualità della previsione il prodotto di riferimento

- deve essere stato spedito regolarmente da almeno 3 anni
- la sua vita deve terminare non prima dell'inizio della vita del nuovo prodotto

Codice prodotto nuovo

Mag prodotto nuovo

Data inizio stat. prodotto nuovo

Codice prodotto rif.

Mag prodotto rif.

Perc. %

Figura 4-5: Maschera STSNC

prodotto con quella del prodotto di riferimento scelto. Ciascun record della nuova tabella avrebbe previsto i seguenti campi:

- o Codice del nuovo prodotto;
- o Codice del magazzino in cui è stato inserito il nuovo prodotto;
- o Data di inizio dello storico (in Linfa denominato statistiche) del nuovo prodotto;
- o Codice del prodotto di riferimento;
- o Codice del magazzino d'appoggio del prodotto di riferimento;
- o Percentuale di aggiustamento da applicare allo storico del prodotto di riferimento per adattarlo alla storia del nuovo prodotto;

- Uno dei moduli del Linfa Forecaster, l'History Generator per l'appunto, avrebbe, dinamicamente, ricostruito la storia per la sola quota parte necessaria a raggiungere i 36 mesi richiesti dall'assunzione fatta a monte.

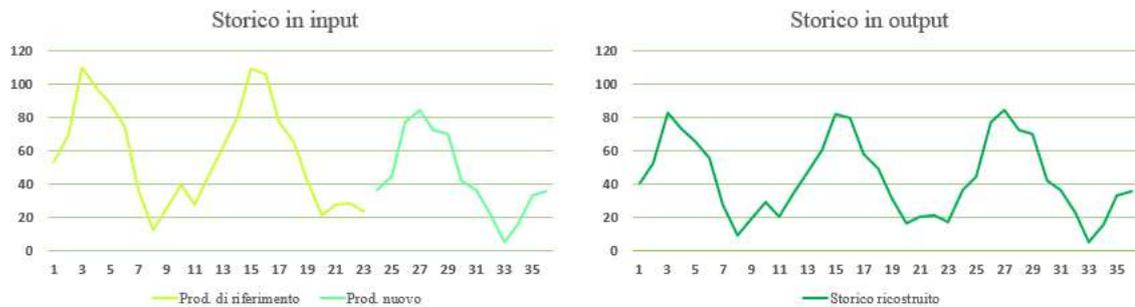


Figura 4-6: History generator, esempio di struttura dati in ingresso ed in uscita

Si vuole, ora, approfondire il funzionamento dell'History Generator:

recuperati, tramite query, i dati inseriti a DB dallo user, il programma segue due procedure distinte a seconda del numero di record presenti nello storico del prodotto nuovo in quel momento. L'idea fondante su cui si basa questo comportamento è dare, inizialmente, quando le informazioni a disposizione sono ancora totalmente insufficienti, piena fiducia al buyer e successivamente, una volta che la mole di dati inizia ad essere sufficiente per fare alcune considerazioni, metterlo in discussione apportando aggiustamenti e correzioni.

Considerando i dati raccolti a granularità mensile, il numero di record limite di storico del nuovo prodotto sotto il quale viene data piena fiducia al buyer, è 13 mesi, di cui uno, il primo, sarà generalmente parziale (è quello corrispondente alla data indicata dal buyer come data di inizio storico del nuovo prodotto, che potrebbe cadere, ad esempio, a metà mese). Dato un numero di record inferiore o uguale al limite, il programma attribuisce piena fiducia alla percentuale di aggiustamento indicata dal buyer, applicandola allo storico del vecchio prodotto as-is mediante la seguente relazione, detta di "riadattamento":

$$s_i^{newpro} = s_i^{refpro} * (1 + p)$$

Ove:

- i indica il tempo, e va dai 36 mesi antecedenti alla data "odierna" fino alla data indicata come "di inizio" storico del nuovo prodotto;
- s_i^{newpro} è lo spedito al tempo i -esimo del nuovo prodotto;

- s_i^{refpro} è lo spedito al tempo i -esimo del prodotto indicato come riferimento su STSNC;
- p indica la percentuale di adattamento riportata su STSNC.

Da notare che, tra lo storico rigenerato del nuovo prodotto e lo storico reale del prodotto di riferimento, viene mantenuta la corrispondenza temporale.

Il mese parziale subisce lo stesso identico trattamento, ma il valore ottenuto concorre solo in parte alla formazione dello storico di quel mese, e, per la precisione, contribuisce solo in proporzione al numero di giorni mancanti alla data di inizio storico del nuovo prodotto.

Nel caso in cui i record di storico per il nuovo prodotto siano più di 13 verrà tenuto un approccio alternativo, ove l'idea sottostante è quella di calcolare la percentuale di adattamento p che garantisce una media dell'ultimo anno di storico del prodotto di riferimento pari alla media del primo anno di storico del nuovo prodotto. Proceduralmente:

1. Viene calcolata, per il prodotto di riferimento, la media $\bar{X}_{last12}^{refpro}$ dei 12 mesi di storico precedenti all'ultimo mese;
2. Viene calcolata, per il nuovo prodotto, la media $\bar{X}_{first12}^{newpro}$ dei 12 mesi di storico successivi al primo mese;
3. Dati gli elementi precedenti la percentuale di adattamento verrà calcolata come:

$$p = \frac{\bar{X}_{first12}^{newpro} - \bar{X}_{last12}^{refpro}}{\bar{X}_{last12}^{refpro}}$$

4. La nuova percentuale di adattamento così ottenuta, qualora rientri in determinati limiti imposti a parametro, verrà utilizzata nella formula vista precedentemente in sostituzione di quella proposta dal buyer.

L'insidia insita nell'utilizzo di questo approccio rimaneva l'eventuale pigrizia/mancanza di tempo dell'operatore, il quale avrebbe potuto decidere di non utilizzare lo strumento messo a disposizione. Obbligare l'utente ad inserire i record nella tabella FG135 non è sembrato opportuno al nostro Team commerciale. Per questo motivo si è scelto di fornire comunque una previsione, anche nei casi in cui il prodotto nuovo non fosse stato registrato sulla FG135. Per quanto semplicistici e, in alcuni casi, poco affidabili, si è scelto, per i prodotti aventi una storia inferiore ai 25

mesi, di calcolare le previsioni con algoritmi di tipo Naive e Media Mobile, algoritmi in grado di mantenere la previsione limitata all'interno del range di dati di storico più recenti. Per i prodotti la cui storia è superiore o uguale a 25 mesi, invece, si è optato per utilizzare gli stessi algoritmi adoperati a regime. In questi ultimi casi sussiste, però, ancora uno svantaggio, rappresentato dal calcolo dell'errore medio su una finestra che va da 1 a 11 mesi di storico, e che, dunque, non garantisce completa affidabilità.

Restava ancora un'ultima problematica da risolvere. Come poteva un utente capire, data la previsione e dato l'errore, su quanti dati queste erano basate? Come poteva capire se quelle stime meritavano fiducia?

Per rispondere a queste esigenze è nato un indicatore, denominato "data quality", il cui range varia da 0 a 100, definito come:

$$data\ quality = \frac{n.ro\ di\ record}{36}$$

Ove con *n.ro di record* si intende il numero di bucket di storico disponibili per il nuovo prodotto.

Data la definizione, risulta comprensibile il significato dei due valori limite: un dataquality pari a 100 indicherà che previsione ed errore medio sono stati calcolati su uno storico completo, costituito da almeno 36 record; un dataquality nullo indicherà, invece, l'assenza di storico per quel prodotto, e, dunque, l'impossibilità di generare previsioni, o, comunque, la limitata affidabilità delle stesse, in caso di storico ricostruito mediante History Generator.

4.3.3 History Modulator

Definito, in gergo, Standardizzatore, l'History Modulator si occupa di uniformare i dati di storico, si occupa, cioè, di eliminare, dai valori di storico, tutte quelle determinanti di variabilità note a priori.

Correzioni di calendario

Una delle prime fonti di variabilità note è certamente quella legata al calendario. Prendendo ad esempio i mesi, granularità di interesse per questa tesi, ci si rende immediatamente conto che non tutti i mesi sono composti dallo stesso numero di giorni, e men che meno tutti i mesi sono costituiti dallo stesso numero di giornate

lavorative. Questo determina una variazione fisiologica nei dati in grado disturbare gli algoritmi deputati al mestiere previsionale.

Il procedimento di Standardizzazione scelto è tanto semplice quanto efficace:

$$s_i^{std\ cal} = \frac{\overline{gg}_{lav}}{gg_{lav,i}} * s_i$$

Ove:

- $s_i^{std\ cal}$ è lo spedito standardizzato sul calendario. Semplificando, rappresenta lo spedito che si avrebbe avuto se i giorni lavorativi del periodo i fossero stati pari a quelli medi;
- \overline{gg}_{lav} rappresenta il numero medio di giornate lavorative;
- $gg_{lav,i}$ indica il numero di giornate lavorative del periodo i ;
- s_i esprime lo spedito dell' i -esimo periodo.

Ottenute le previsioni sarà poi necessario invertire il processo di Standardizzazione, cosicché la previsione, effettuata sulle giornate lavorative medie, possa essere ricondotta alle giornate lavorative effettive del periodo:

$$s_i = \frac{gg_{lav,i}}{\overline{gg}_{lav}} * s_i^{std\ cal}$$

Altre correzioni

Vi sono innumerevoli correzioni che sarebbe opportuno implementare al fine di migliorare la qualità dell'output previsionale, da quella sulla popolazione a quella sull'inflazione. Ma una fra tutte riveste la più alta priorità di messa in pratica, poiché, oltre ad essere fonte di variabilità ad altissimo impatto, è tipica del settore in analisi per questa tesi, quello della Grande Distribuzione Organizzata. Stiamo parlando della standardizzazione per Punti di Vendita.

Come sappiamo i punti vendita possono variare notevolmente nel tempo, sia in eccesso che in difetto, determinando, di conseguenza, un apparente trend di crescita o di decrescita nella serie storica oltreché un'alterazione nel normale sviluppo del ciclo stagionale. Dato che l'apertura o la chiusura di Punti Vendita sono informazioni note a priori, potrebbe essere proficuo utilizzare, anche in questo caso, una correzione simile a quella vista per il calendario:

$$s_i^{std\ pv} = \frac{\overline{PV}}{PV_i} * s_i$$

Ove:

- $s_i^{std\ pv}$ è lo spedito standardizzato sui Punti di Vendita;
- \overline{PV} esprime la media della variabile scelta per il conteggio dei Punti Vendita;
- PV_i rappresenta il valore puntuale, nel i -esimo periodo, della variabile scelta per il conteggio dei PV .

La problematica, ancora da snocciolare, è quale variabile utilizzare per determinare il valore di PV . Un semplice conteggio, infatti, non sembrerebbe essere sufficiente, vista la diversa dimensione e posizione geografica dei Punti Vendita stessi. Una Superetta localizzata in una frazione montana, ad esempio, non potrà essere considerata alla stregua di un Ipermercato ubicato in centro a Milano in quanto a volumi di merce trattata. Per risolvere tale questione saranno messe al vaglio più opzioni:

- Rappresentare l'unità di PV con il metro quadro di superficie: così facendo la Superetta di $200\ m^2$ avrà un peso molto minore rispetto all'Iper di $3000\ m^2$, trascurando, però, l'eventuale effetto dovuto alla localizzazione del PV ;
- Rappresentare l'unità di PV con l'euro di fatturato: soluzione interessante, che potrebbe essere in grado di tener conto del volume d'affari a tutto tondo. Il rischio connesso a questa rappresentazione nasce dall'assegnazione dei cluster, di cui parleremo in seguito. Semplificando, gli Ipermercati potrebbero avere accesso a prodotti in grado di elevarne il fatturato (vd. profumi, prodotti parafarmaceutici, elettrodomestici), non accessibili alle Superette. Il secondo problema connesso a questa scelta è legato al fatto che nuovi PV non possiedono un fatturato pre-esistente, fatturato che dovrebbe essere, dunque, stimato;
- Rappresentare l'unità di PV come peso assegnato dal buyer: il vantaggio di questa metodologia è che permette di tener conto di tutti gli aspetti in grado di generare futura domanda, ma gli svantaggi sono la soggettività intrinseca nella metodologia e la necessità dell'intervento manuale da parte dell'operatore.

L'implementazione immediata di questa forma di standardizzazione presentava, inoltre, notevoli problematiche, dovute, specialmente, al reperimento dei dati necessari in tempi contenuti.

Un'ultima possibile correzione, cui si vuole accennare, è quella sulla base del prezzo. Fonte nota di variazione nelle quantità acquistate, il prezzo potrebbe essere trattato alla stregua delle altre correzioni fin qui osservate, non fosse che il legame tra le due variabili (quantità e prezzo) è, molto spesso, di tipo non lineare. Per tale motivo potrebbe essere più intelligente, anziché elaborare una strategia di correzione, adottare un modello previsivo di tipo regressivo polinomiale, assumendo il prezzo come variabile indipendente e la quantità come variabile dipendente.

In ogni caso, sempre incrociando le necessità con gli obiettivi, l'unica correzione che si è deciso di applicare in questa prima fase è quella di calendario, lasciando a future *release* il compito di riportare le ulteriori standardizzazioni trattate.

Trasformazioni matematiche

In determinati casi, utilizzare trasformazioni matematiche quali, ad esempio, quelle logaritmiche, esponenziali e Box-Cox, può aiutare a stabilizzare la serie storica originale, migliorando di conseguenza la previsione. Nel lavoro proposto questi strumenti non sono stati utilizzati, anche perché la loro utilità è, con tutta probabilità, circoscritta alla previsione di un ridotto numero di referenze, mentre obiettivo di questa prima fase di lavori era ottenere un miglioramento generale, lasciando i casi di studio specifici a futuri rilasci.

4.3.4 Raw Sales Cleaner

Compito di questo modulo è pulire il *Data Set* dai cosiddetti *Outlier*, valori anomali che potrebbero agire da disturbo per gli algoritmi di classificazione.

I moduli adibiti alla pulizia statistica sono, in realtà, due: quello denominato *Raw Sales Cleaner*, e quello denominato *Refined Sales Cleaner*. Il primo è detto *Raw*, grezzo, in quanto l'identificazione e la correzione dei valori *outlier* avviene in assenza di conoscenze pregresse sulle regolarità presenti all'interno della serie, fatta salva la continuità o sporadicità della stessa, mentre il secondo è detto *Refined*, raffinato, proprio perché rielabora la pulizia statistica sulla serie "originale" alla luce delle eventuali regolarità individuate nella fase precedente (quella di classificazione delle serie storiche).

Importanza dei valori outlier

Abbiamo fin qui parlato di "correzione" dei valori *outlier*, ma prima di procedere è opportuno fare un passo indietro.

Gli ambiti di applicazione della statistica sono veramente innumerevoli: dallo studio di fenomeni naturali (clima, terremoti, valanghe, ecc.), a quelli sociali (economia, sociologia, ecc.), piuttosto che ingegneristici (analisi del rischio, controllo qualità, ecc.) od altri. Dato questo fatto, è importante notare come in alcune applicazioni il valore più significativo, quello determinante, sia proprio l'*outlier*. Pensiamo alla botanica, ad esempio: presi più esemplari di un determinato ortaggio, quello di maggior interesse, che si vorrebbe poi poter riprodurre, sarà quello che, a parità di altre caratteristiche, si distingue per una particolare resistenza alle intemperie, che, di per sé, rappresenterebbe un'anomalia. Pensiamo ora all'analisi del rischio: una centrale nucleare, per la sua pericolosità, dovrebbe tenere in conto anche i pericoli più remoti. Se pensiamo alla centrale di nucleare di Fukushima, in Giappone, quante probabilità c'erano che si verificasse un maremoto con onde alte oltre 10 metri? Quasi nessuna probabilmente. Eppure un singolo valore *outlier* è stato in grado di generare un disastro di livello 7 nella International Nuclear Event Scale (Ines), pari solo a quello registrato per la catastrofe di Chernobyl. Correggere o eliminare i valori anomali durante l'analisi di una serie storica, dunque, è una pratica che può portare a conseguenze dannose, siano esse di tipo economico piuttosto che sociale. Più utile risulterebbe, invece, individuare tali valori, analizzarne cause ed effetti e catalogarli, cosicché entrino a far parte del *background* conoscitivo aziendale.

Calando, ora, le considerazioni fatte per gli altri ambiti all'interno del caso specifico di questa Tesi, possiamo intuire come, anche nel nostro caso d'analisi, l'elaborazione dei valori *outlier* potrebbe, nel lungo periodo, aumentare significativamente il *know-how* aziendale. Diverrebbe possibile, ad esempio, comprendere le motivazioni determinanti un venduto particolarmente elevato o ridotto, piuttosto che la causa provocante il successo o insuccesso di una promozione. Purtroppo, in ambito GDO, quasi mai i clienti dispongono di analisti adibiti a tale compito, né sembrano, al momento, mostrare interesse ad andare in quella direzione, probabilmente perché non la reputano economicamente conveniente. Ricordiamo inoltre, come accennato in precedenza, che ad oggi i buyer/riordinatori dispongono di circa venti secondi a prodotto per revisionare la proposta d'ordine, tempo, certo, non sufficiente a condurre analisi elaborate come queste.

Appreso il contesto in cui si sarebbe operato, si è deciso, in questo primo rilascio, di non storicizzare gli eventuali valori anomali riscontrati e di non creare strumenti software utili alla loro analisi. Le conseguenze connesse a questa scelta, non di Linfa, ma imposta dal mercato, sono:

- Aumento delle scorte necessarie a proteggersi da *shortage* derivanti da valori anomali in *surplus* sulla media di cui non si conosce la natura e la genesi e, di conseguenza, la possibile ripetibilità futura, oppure accettazione dell'aumentata probabilità di *stock-out*;
- Riduzione delle scorte al fine di evitare *overstock* conseguenza di valori anomali in difetto rispetto alla media di cui non si conosce la natura e la genesi e la possibile ripetibilità futura oppure accettazione dell'aumentata probabilità di *overstock*;
- Rinuncia a conoscere possibili nuovi driver della domanda di alcuni prodotti, magari anche chiave;
- Rinuncia al know-how scaturente dall'analisi dei suddetti valori.

Identificazione degli outliers per serie continue

Al fine di poter identificare i valori anomali presenti in una serie storica sono necessari, fondamentalmente, due elementi:

- Un algoritmo di *sales cleaning* e l'eventuale definizione dei suoi parametri;
- Una condizione matematica che certifichi la presenza di uno stato di anomalia.

Dopo un'attenta valutazione degli algoritmi applicabili, si è scelto, in questa prima fase di pulizia delle serie continue, di applicarne uno detto, in Teoria dei Segnali, passa basso, capace, cioè, di filtrare le "alte frequenze", rappresentate dal cosiddetto rumore bianco (*noise*) della serie. Questa operazione ha un interessante effetto, quello di porre in maggiore evidenza le eventuali regolarità presenti nello storico, rendendo, così, il data set più digeribile dagli algoritmi di Classificazione. L'algoritmo in questione è la Media Mobile Centrata, la quale, a differenza degli altri algoritmi appartenenti al ceppo delle Medie Mobili, segue l'andamento della serie temporale senza ritardo. La caratteristica interessante di questo algoritmo è la modulabilità del suo potere filtrante che, potenzialmente, può essere anche molto elevato.

L'unico parametro richiesto dalla Media Mobile Centrata (MMC) per entrare in funzione, quello che stabilisce la potenza del filtraggio, è l'ordine, indicato con k ,

equivalente al numero di valori di storico che si vuol mediare tra loro per ottenere il nuovo valore di storico.

La Media Mobile Centrata presenta, però, un handicap: i primi e gli ultimi valori della serie sarebbero andati persi, in quanto non calcolabili. Di per sé questo non rappresentava un problema per serie storiche lunghe, mentre lo sarebbe stato, invece, per *data set* aventi storia inferiore ai 36 mesi, o, peggio, ai 24 mesi, i quali, per poter calcolare l'errore medio su un numero di *bucket* non inferiore all'anno nel primo caso, e per poter accertare la presenza/assenza di stagionalità nel secondo caso, avrebbero avuto necessità di due *bucket* aggiuntivi ciascuno. In parole povere, l'utente avrebbe dovuto attendere due mesi in più per poter disporre di previsioni non calcolate mediante algoritmi semplicistici o per disporre di valori medi d'errore, calcolati sullo storico, affidabili, eventualità non sostenibile vista la generale brevità di vita dei prodotti trattati dalla GDO.

Per risolvere questo inconveniente si è deciso di ricorrere ad una approssimazione: i *bucket* mancanti alla MMC sarebbero stati calcolati mediante una retta di regressione smorzata passante, per il primo punto della MMC, in un caso, e per l'ultimo punto della MMC, nell'altro. La formula utilizzata a tale scopo è già stata presentata precedentemente, ed è la seguente:

$$y = \left(\alpha \cdot \frac{\sum_{i=1}^n y_i (x_i - x_0) - \sum_{i=1}^n y_0 (x_i - x_0)}{\sum_{i=1}^n (x_i - x_0)^2} \right) \cdot (x - x_0) + y_0$$

Data la MMC così strutturata, si definiscono *outlier* tutti quegli elementi per i quali il valore nel nuovo data set differisce dal valore nel data set originale. Come si può facilmente intuire, con un algoritmo simile, tutti o quasi tutti i valori della serie originale saranno identificati come *outlier*. Questa condizione, in realtà, non è ravvisabile come problema in questo frangente, anzi, rappresenta una condizione favorevole in quanto, come accennato precedentemente, pone in maggiore evidenza la bassa frequenza della serie.

Rettifica/Rimozione degli outliers per serie continue

Data la serie originale continua, e la serie ottenuta mediante MMC, la rettifica degli *outliers* avviene in maniera piuttosto semplice ed immediata, sostituendo, punto per punto, il *data set* filtrato con quello originale ove i valori differiscono.



Figura 4-7: Serie temporale continua originale e depurata grezza a confronto

Identificazione degli outliers per serie sporadiche

Utilizzare il medesimo algoritmo di pulizia visto per le serie continue presentava molteplici problematiche (numero di *bucket* positivi insufficiente, filtraggio falsato dai valori nulli, ecc.), per tale motivo l'algoritmo di *Sales Cleaning* scelto per le serie di tipo sporadico è il *Box-Plot*, applicato alla sola componente positiva estratta dalla serie storica originale.

Nella pratica, dato un *data set*, i parametri del *box-plot* vengono calcolati sulla base dei soli *bucket* aventi valore maggiore di zero, e solo su questi viene poi valutata la presenza di outlier. Così facendo si ottiene un doppio effetto:

- Viene preservato il pattern di sporadicità della serie originale;
- Il calcolo dei parametri (mediana, quartili, baffi) non viene influenzato dalla presenza di valori nulli. In presenza di valori nulli, infatti, i primi verrebbero "tirati" sempre più verso il basso all'aumentare della densità dei secondi, causando un eccessivo rilevamento di valori anomali superiori.

Rettifica/Rimozione degli outliers per serie sporadiche

La rettifica avviene sostituendo i valori identificati come outlier nello step precedente con il rispettivo Valore Adiacente. Alla componente nulla della serie, invece, non verrà applicata alcuna rettifica, ma verrà preservata as-is.

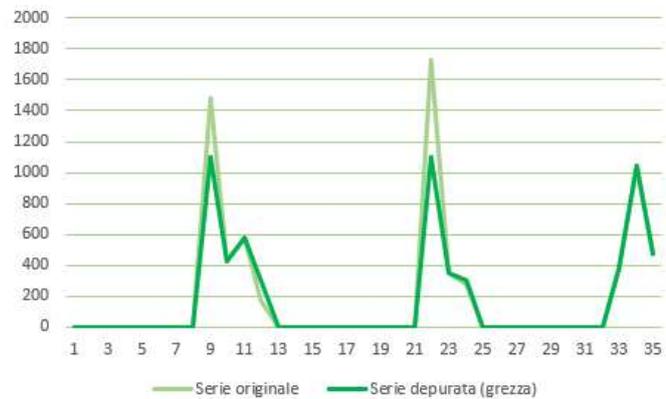


Figura 4-8: Serie temporale sporadica originale e depurata grezza a confronto

4.3.5 Automatic Time Series Classifier

Obiettivo di questo modulo è generare un primo insieme di conoscenze sulla serie storica, completate, successivamente, dalla fase di training del modulo forecaster, utili, sia per apprenderne la struttura ed il comportamento, sia per ottenerne, successivamente, una proiezione nel futuro.

L'algoritmo di classificazione delle serie di domanda consente di ricondurre un data set ad una determinata categoria pre-costituita, cosicché, in seguito, tutte le serie appartenenti alla stessa categoria possano essere trattate da algoritmi capaci di rispettarne peculiarità e specificità.

Cinque sono gli step che determinano la classificazione⁴³ mentre uno è l'output finale che si vuole ottenere: l'assegnazione della serie storica ad una delle foglie del cosiddetto Albero di Classificazione.

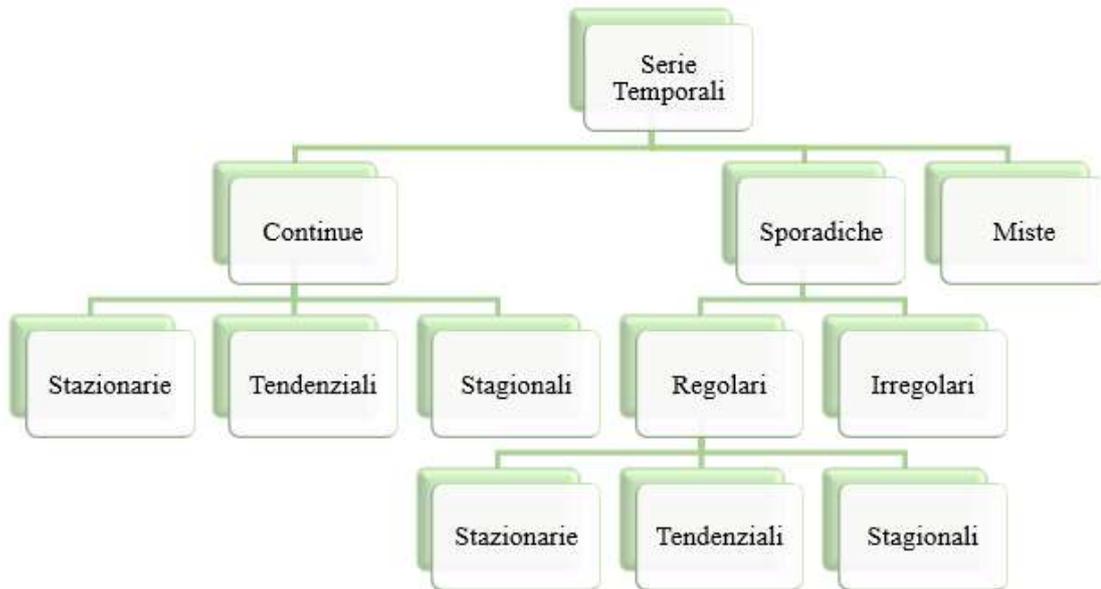


Figura 4-9: Albero di Classificazione o Classification Tree

Anche in questo caso, per questioni di riservatezza sulla proprietà intellettuale, si è deciso di non proseguire la trattazione nel dettaglio. Verrà data, piuttosto, una visione d'insieme, giusto per comprenderne la logica di base.

La classificazione è stata elaborata secondo una logica top-down. Si è, in altre parole, tentato di comprendere a quale categoria "radice" appartenesse la serie storica in oggetto, per poi proseguire sino all'individuazione della "foglia" più adatta.

⁴³ La struttura dell'algoritmo ricalca il TSAC riportato nel testo di Damiano Milanato, mentre le logiche sono state completamente riviste in seguito a dati empirici ottenuti da differenti test da noi eseguiti.

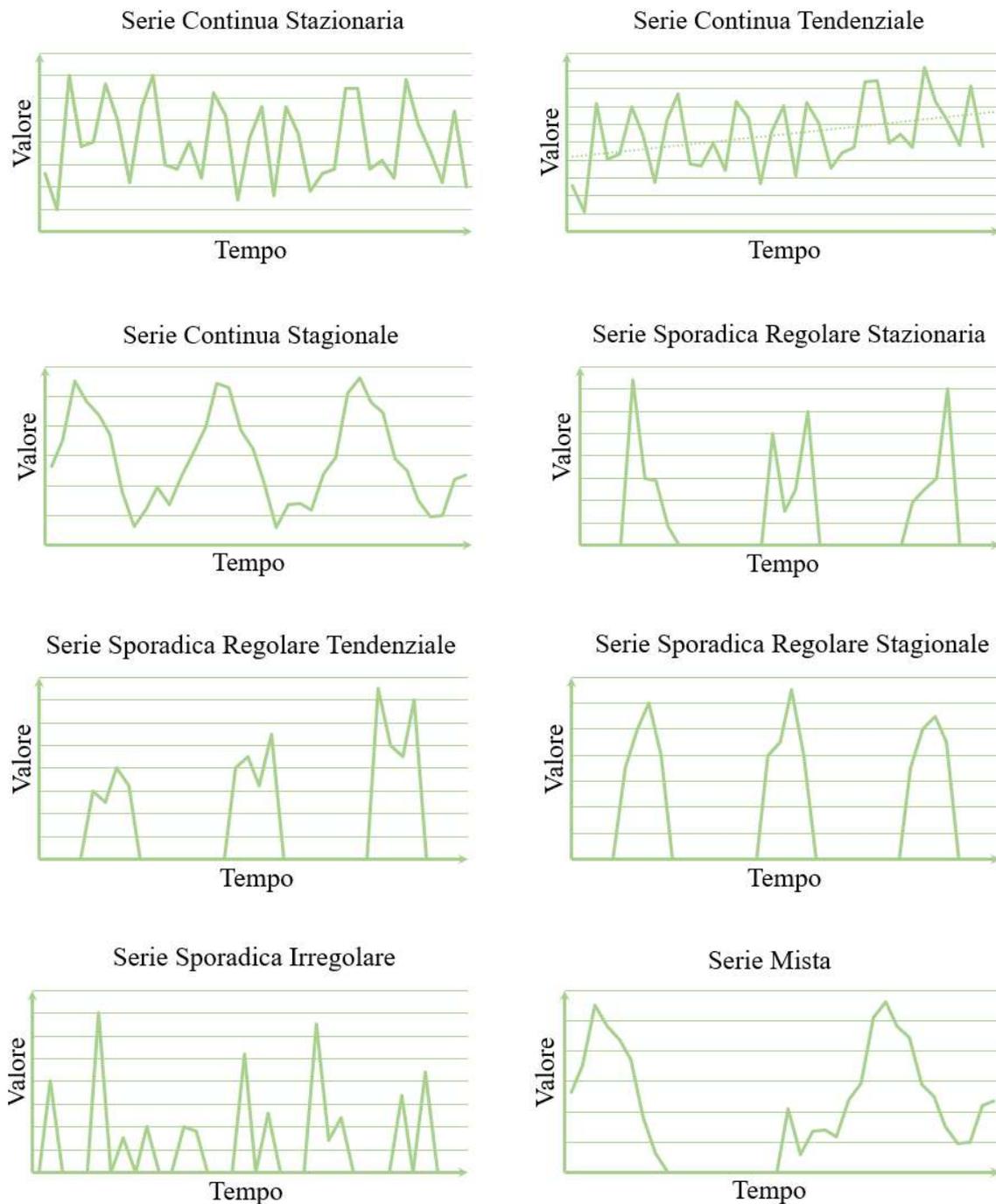


Figura 4-10: Esempi di alcune tipologie di serie e di loro assegnazione all'Albero di Classificazione

Test di continuità/sporadicità

Prerequisito necessario alla pulizia grezza, tale test viene applicato a monte della stessa, ma è comunque parte integrante di questo modulo.

Obiettivo dell'analisi è assegnare ciascun data set ad una delle tre macro-categorie riportate nell'Albero di Classificazione: serie continue, serie sporadiche e serie miste. Per farlo si è ricorso, anzi tutto, ad un algoritmo in grado di individuare i valori meno significativi della serie e precipitarli a zero, dopodiché si è calcolato il Coefficiente di Variazione e la Densità dei Valori Nulli, quest'ultima per mezzo della seguente espressione:

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

Con i valori ottenuti da Coefficiente di Variazione e Densità dei Valori Nulli si è poi condotto il test vero e proprio. Per l'individuazione delle serie miste, serie continue in cui, in un particolare periodo storico, si è assistito ad un intervallo di valori nulli contigui particolarmente rilevante, o, viceversa, serie sporadiche in cui si è assistito ad un intervallo di valori positivi contigui particolarmente rilevante, l'adozione di un ulteriore algoritmo di conteggio è stato necessario.

Serie sporadiche: test di periodicità stagionale

Obiettivo di questo test è comprendere se una serie, identificata come sporadica dall'analisi precedente, sia di tipo regolare, ove periodi a valori positivi si alternano, più o meno regolarmente, a periodi a valori nulli, oppure di tipo irregolare, ove non è distinguibile un pattern chiaro di sporadicità.

Per condurre il test, quattro sono gli elementi necessari:

- Generare, mediante un algoritmo di conteggio, la successione contenente gli intervalli di bucket consecutivi a valore positivo;
- Generare, mediante un algoritmo simile, la successione contenente gli intervalli di bucket consecutivi a valore nullo;
- Calcolare l'autocorrelazione secondo una delle due formule esposte, ed individuare la "stagionalità presunta" come l'autocorrelazione massima tra $ACF(1), \dots, ACF(12)$;
- Generare, sempre mediante algoritmo, la successione contenente congiuntamente il conteggio degli intervalli di bucket a valore positivo, e quello di intervalli di bucket a valore nullo.

Dati questi elementi, una serie è ascrivibile tra le sporadiche regolari se:

- Le prime due successioni degli intervalli ottenute sono sufficientemente omogenee internamente;

- La stagionalità presunta, od un suo multiplo, sono circa pari alla somma progressiva dei valori contenuti nell'ultima successione.

Serie continue e serie sporadiche regolari: test di stazionarietà

Per mezzo del test di stazionarietà è possibile comprendere se una serie temporale è di tipo stazionario e randomico, dunque oscillante attorno al suo valor medio e composta da solo rumore bianco, oppure se riporta, internamente, una qualche regolarità.

Importante evidenziare che tale test, nel caso di serie identificate come sporadiche regolari dall'analisi precedente, viene condotto esclusivamente sulla componente "positiva" della serie, sempre che questa sia costituita da intervalli di positività a più di un valore. La stessa logica, per altro, verrà applicata sempre, da questo punto in poi, sino al termine della fase di Forecasting, quando la sporadicità dovrà essere ricostruita per stimare l'errore medio previsionale commesso.

Tornando al tema attuale, calcolata l'autocorrelazione con lag compresi tra 1 e 12, condurre il test risulta piuttosto semplice e banale:

$$|ACF_k| < \delta_{flat} \quad \forall k = 1, \dots, 12$$

Ove δ_{flat} è un parametro compreso nell'intervallo [0,1] da impostare in fase di impianto del sistema. Qualora esso risulti verificato è possibile affermare che il *data set* è di tipo stazionario, altrimenti, casomai così non fosse, è possibile concludere che la serie conterrà quantomeno regolarità tendenziale, mentre quella stagionale dovrà essere indagata per mezzo del successivo test.

Serie continue e serie sporadiche regolari: test di stagionalità

Data una serie certificata non stazionaria dall'analisi precedente, un ulteriore test per sondare la presenza di stagionalità può essere condotto.

Il primo passo in tale direzione è la rimozione del trend dalla serie originale. La tendenza, infatti, agisce da disturbo nell'identificazione del ciclo stagionale attraverso l'autocorrelazione, gonfiando i valori nei lag più brevi, e svuotando quelli sui lag successivi.

Una volta rimossa la tendenza, per condurre il test è sufficiente ricalcolare l'autocorrelazione sul *data set* detrendizzato e da questa trarre le conclusioni.

4.3.6 Refined Sales Cleaner

Con la classificazione si riesce a dare un "vestito" a ciascun *data set*. Grazie a questo vestito diventa possibile procedere con una pulizia statistica dei valori anomali più raffinata, ed effettuare una previsione con algoritmi *ad hoc*.

Ma cosa si intende con pulizia raffinata?

L'idea sottostante questo modulo è tentare, quando possibile, di isolare la componente di *noise* della serie, e solo su questa indagare l'esistenza di valori anomali. La motivazione è comprensibile: valutare l'esistenza di *outliers* sul *data set* originale standardizzato significherebbe identificare come elementi anomali i valori più alti e più bassi della serie, non tenendo conto che questi potrebbero essere determinati, prevalentemente, dalla componente stagionale o tendenziale; valutare l'esistenza di questi sul *data set* scorporato dalle regolarità rilevate, permette, invece, di identificare come anomali quei valori ove è la sola componente randomica ad essere particolarmente elevata o ridotta.

Serie regolari continue e sporadiche (escluse sporadiche stazionarie)

Il processo parte dalla serie originale standardizzata. Da questa, la prima operazione che deve essere effettuata, salvo nel caso in cui la serie sia stazionaria, è la rimozione del trend e, nel nostro caso, ciò viene fatto per mezzo della Media Mobile Centrata approssimata, ai bordi, mediante retta di regressione passante per un punto oppure mediante regressione lineare semplice qualora il numero di dati positivi risulti troppo contenuto. L'ordine applicato alla media mobile dipende dal tipo di serie: su serie continue viene adottato un k pari a 12, mentre serie sporadiche si assume un k pari ai periodi identificati come "positivi" nell'arco di un anno.

Dalla serie detrendizzata così ottenuta, due sono le strade che potranno essere percorse: nel caso il *data set* sia classificato come stagionale sarà necessario procedere alla rimozione della stagionalità, mentre nel caso in cui esso sia classificato come tendenziale la rimozione della componente stagionale non sarà necessaria, e si passerà direttamente all'identificazione e correzione dei valori anomali.

Utilizzando l'algoritmo di decomposizione, additivo o moltiplicativo a seconda dei casi, è possibile calcolare gli indici stagionali, utili per poi rimuovere la componente stagionale dalla serie storica già detrendizzata.

Si dispone, arrivati a questo punto, di un *data set* contenente esclusivamente la componente randomica della serie originale standardizzata. Su questo, viene calcolato il *Box-Plot*, da cui si otterrà il valore adiacente inferiore ed il valore adiacente superiore. Gli elementi del *data set* esterni alla cinta formata da *VAI* e *VAS* vengono identificati, dall'algoritmo, come *outliers*, e, come tali, vengono rettificati rimpiazzando ciascuno di essi con il valore adiacente più prossimo.

Eseguita la pulizia statistica sulla componente randomica, il *data set* deve essere ricostruito. L'algoritmo scelto, adibito a tale compito, è quello di ricomposizione. Alla serie temporale randomica, dunque, verranno riapplicate le componenti stagionali e tendenziali, ottenendo la *baseline* storica depurata sulla quale verranno applicati gli algoritmi di *forecasting*.

Serie sporadiche stazionarie, serie irregolari e serie miste

Base di partenza, in questo caso, non è lo spedito standardizzato, bensì quello standardizzato e precipitato, cosicché valori particolarmente ridotti, prossimi a zero, che facilmente si presentano nelle serie sporadiche e miste, non interferiscano con il calcolo del box-plot, né possano essere identificati come valori anomali e, come tali, rettificati aumentandone il valore.

Fatta questa premessa, la procedura resta la stessa vista nell'ultima parte del sottoparagrafo precedente: si calcola il Box-plot ed i relativi valori adiacenti, dopodiché si rettificano gli elementi del dataset esterni a questi ultimi, effettuando una semplice sostituzione di questi con il valore adiacente più prossimo.

Si vuole aggiungere, ora, una considerazione sulle serie miste. Essendo, queste, serie particolari, il cui comportamento è cambiato nel corso del tempo, la strategia che si vorrebbe adottare per le future release è leggermente differente da quello fin qui esposto. L'idea sarebbe, prima di procedere con la pulizia vera e propria, tentare di capire qual è il/i periodo/i storico/i anomalo/i, e fare in modo di sostituire questo/i, vuoi per mano dell'operatore, vuoi con tecniche automatiche, con valori più tipici del normale andamento. Più complicato, invece, sarebbe gestire l'anomalia essendoci dentro. In altre parole, se prendessimo un prodotto, ed in data odierna ci ritrovassimo nel periodo in cui questo ha effettivamente un comportamento anomalo, avremmo due problematiche principali da risolvere:

- 1) Capire se effettivamente il periodo attuale è anomalo o se la modifica che si sta registrando nell'andamento storico è una variante che verrà mantenuta nel lungo periodo;
- 2) Nel caso in cui effettivamente ci si trovasse in un periodo anomalo, stimare il momento in cui tale anomalia avrà termine, e la serie storica riprenderà, dunque, a far registrare il suo "normale" comportamento.

4.3.7 Forecaster

Terminata la pulizia statistica raffinata dei valori anomali si avranno a disposizione tutti gli elementi necessari a formulare la previsione. Questo è un processo complesso, e per tale motivo, in questo testo, viene articolato in tre fasi distinte: fase di training algoritmico, fase di testing algoritmico e generazione del forecast finale.



Figura 4-11: Le tre fasi necessarie alla generazione del forecast

Fase di training algoritmico

Per ciascun algoritmo non banale del *bunch*, quest'ultimo determinato in base alla classificazione, la serie storica viene suddivisa in due parti: la prima, in ordine temporale, viene adibita al *training*, ossia all'apprendimento quantitativo del comportamento storico del *data set*, mentre la seconda è adoperata per il *testing*, ossia per testare, nei periodi successivi al *training*, la solidità delle regolarità apprese.

La fase di apprendimento non è necessariamente uguale per tutte le serie, né, tantomeno, per tutti gli algoritmi. GENPO, ad esempio, necessita di un ciclo stagionale

e mezzo per il *training*, mentre l'algoritmo di Ricomposizione ha bisogno di periodi di *training* più elevati, nell'ordine di ALMENO due cicli stagionali.

Algoritmi banali, invece, quali Naive e Media Mobile, non necessitano di un *training set* vero e proprio, in quanto non hanno bisogno di "apprendere" alcunché, ma piuttosto esigono un minimo set di dati (un periodo, nel caso del Naive, e k periodi nel caso della MM) per poter formulare la prima previsione del *test set*.

Fase di testing algoritmico

Obiettivo di questa fase è fornire una misura quantitativa dell'inaffidabilità della stima previsionale. Al fine di assolvere a tale compito, viene elaborata una previsione per ciascuno dei *bucket* appartenenti alla fase di test, ed i valori ottenuti vengono, una volta destandardizzati, confrontati, puntualmente, con i rispettivi valori storici della serie originale. Il metodo di calcolo adottato per effettuare tale confronto dipenderà dal KPI scelto per la valutazione dell'inaccuratezza. In ogni caso, le principali formule matematiche utili per effettuare il confronto sono state descritte nel sotto paragrafo 4.2.13 alla voce "Misure puntuali".

Da notare che è questo il contesto in cui vengono reintegrati, qualora la serie storica sia di tipo sporadico, i valori nulli, necessari a ripristinare il flusso temporale originale.

Computati i valori puntuali d'errore, diventa necessario, per semplificare il processo decisionale, ricavare una misura sintetica definita dal KPI scelto. I principali indicatori chiave sono quelli esposti nel sotto paragrafo 4.2.13 alla voce "Misure di distorsione" e "Misure di dispersione".

È in questa fase, infine, che, per alcuni algoritmi, sarebbe necessario fare *best-fit parametrico*, ossia ottimizzare i parametri interni del modello matematico minimizzandone la metrica sintetica d'errore. Questa operazione, nell'ambito di questa prima parte di lavoro, non è stata preventivata per le motivazioni già esposte in precedenza (costi eccessivi dei software di ottimizzazione).

Generazione del forecast finale

Ultima fase del processo di forecasting è la generazione della stima previsionale sull'orizzonte futuro definito. È questo il momento in cui le regolarità individuate, che siano stagionalità, pattern sporadico o altre, vengono realmente proiettate nel futuro.



Operazione chiave di quest'ultima fase è il *best-fit algoritmico*, ossia la scelta, all'interno del *bunch* di modelli matematici impiegati, dell'algoritmo più performante sul KPI sintetico d'inaccuratezza scelto, calcolato nella precedente fase di test. Fatto ciò, il *forecast* finale viene generato, nonché destandardizzato, su tutto l'orizzonte previsionale facendo uso del solo algoritmo *best-in-class*.

5 Implementazione: l'infrastruttura software

All'inizio dello svolgimento dei lavori, parte dell'infrastruttura software era già stata definita. Il GENPO grafico, in particolare, aveva già assunto quella che sarà poi la sua forma finale e definitiva. Due erano gli elementi che dovevano, invece, essere ancora valutati nella loro struttura software:

- Il Linfa Forecaster;
- Lo strumento, che verrà poi denominato Banco Prova, necessario alle operazioni di *backtesting* e *debugging*.

5.1 Il Linfa Forecaster

Complicato e complesso, il Linfa Forecaster ha trovato la sua collocazione in ambiente .NET. Utilizzare un linguaggio COBOL, infatti, avrebbe determinato notevoli problematiche, sia in fase di sviluppo, che in fase di debug.

Il tipo di applicazione scelto per lo sviluppo è quello della libreria di classi (.dll). La scelta intrapresa è motivata dalla necessità di suddividere il motore, dunque il previsore, dalla componente di interfaccia grafica e da quella di *backtesting*. Così facendo, infatti, il programma permette d'essere richiamabile da un qualunque eseguibile, Banco Prova e GENPO grafico nel nostro caso.

Al fine di rendere compatibili i diversi componenti grafici con il Linfa Forecaster è stata strutturata un'apposita interfaccia software che permette l'interazione e lo scambio di informazioni tra eseguibili e .dll. Tale interfaccia è composta da cinque metodi:

- Init: chiamata di inizializzazione effettuata una tantum. Scopo del metodo è inizializzare i parametri di base, prelevando le informazioni dal DB, e creare alcune tabelle necessarie lungo tutto il periodo in cui GENPO resterà aperto;
- PreLoadPO: chiamata che permette il pre-caricamento, in memoria locale, dei dati storici di tutti i prodotti appartenenti alla proposta d'ordine e degli eventuali prodotti di riferimento ad essi associati. Il metodo, attualmente, è di utilizzo esclusivo del GENPO grafico;
- PreLoadPro: chiamata che permette il pre-caricamento, in memoria locale, dei dati storici del solo codice prodotto indicato e dell'eventuale prodotto di

riferimento ad esso associato. Il metodo è, attualmente, di utilizzo esclusivo del Banco Prova;

- Process: è il metodo più oneroso, e si occupa di generare le stime previsionali vere e proprie passando per tutti i moduli descritti nella struttura del modello statistico/matematico;
- Quit: chiamata da effettuarsi alla chiusura del programma, una volta terminata la proposta d'ordine. Si occupa del rilascio delle risorse.

```
Public Enum TipoDati
    SpeditoNormale
    SpeditoOS
    MancantiNorm
    MancantiIOS
    TrasferimentiNorm
    TrasferimentiIOS
    SpeditoNormaleESpeditoOS
    MancantiNormEMancantiIOS
    TrasferimentiNormETrasferimentiIOS
    SpeditoNormaleEMancantiNorm
    SpeditoNormaleETrasferimentiNorm
    SpeditoOSeEMancantiIOS
    SpeditoOSETrasferimentiIOS
    SpeditoNormaleEMancantiNormETrasferimentiNorm
    SpeditoOSEMancantiOSETrasferimentiIOS
    SpeditoNormaleESpeditoOSEMancantiNormEMancantiIOS
    SpeditoNormaleESpeditoOSETrasferimentiNormETrasferimentiIOS
    SpeditoNormaleESpeditoOSEMancantiNormEMancantiOSETrasferimentiNormETrasferimentiIOS
End Enum

Public Interface InterfacciaPrevisore
    Function Init(ByVal dsp As DeskSpooler, ByVal linkedsrv As String, ByVal LWShost As String, ByVal startDate As DateTime) As Boolean
    Sub PreLoadPO(poAA As String, poNum As String, mag As String, ByVal startDate As DateTime, ByVal giornatedicopertura As Integer)
    Sub PreLoadPro(codpro As String, mag As String, ByVal startDate As DateTime, ByVal giornatedicopertura As Integer)
    Function Process(ByVal codpro As String, ByVal tipodati As TipoDati) As Hashtable
    Sub Quit()
End Interface
```

Figura 5-1: Codice sorgente dell'interfaccia previsore

5.2 Il Banco Prova

Di fondamentale importanza per l'espletamento di molteplici funzioni, il Banco Prova è stato, anch'esso, sviluppato in linguaggio VB.Net. La motivazione insita in tale scelta è, sicuramente, poter sfruttare in maniera diretta la libreria Linfa Forecaster, ma, soprattutto, potersi servire dei tools grafici messi a disposizione dall'ambiente di sviluppo .Net.

È importante evidenziare, inoltre, che il BP è stato pensato per essere utilizzato esclusivamente come tools interno Linfa, non come release fruibile dal cliente. Il suo compito principale è fornire dati quantitativi che permettano di capire se l'obiettivo che il Team si è posto è stato raggiunto. Valore aggiunto da esso fornito è anche la possibilità futura di replicare esperimenti per testare eventuali nuovi algoritmi che possano, a primo impatto, sembrare più performanti rispetto ai precedenti.

A livello funzionale, il Banco Prova rappresenta una sorta di arena nella quale i diversi algoritmi previsionali possono essere studiati e posti a confronto.

Le mansioni da questo svolte sono, come precedentemente accennato, molteplici, e fra le principali possiamo trovare:

- *Back Testing*;
- *Benchmarking*;
- *Debugging* massivo.

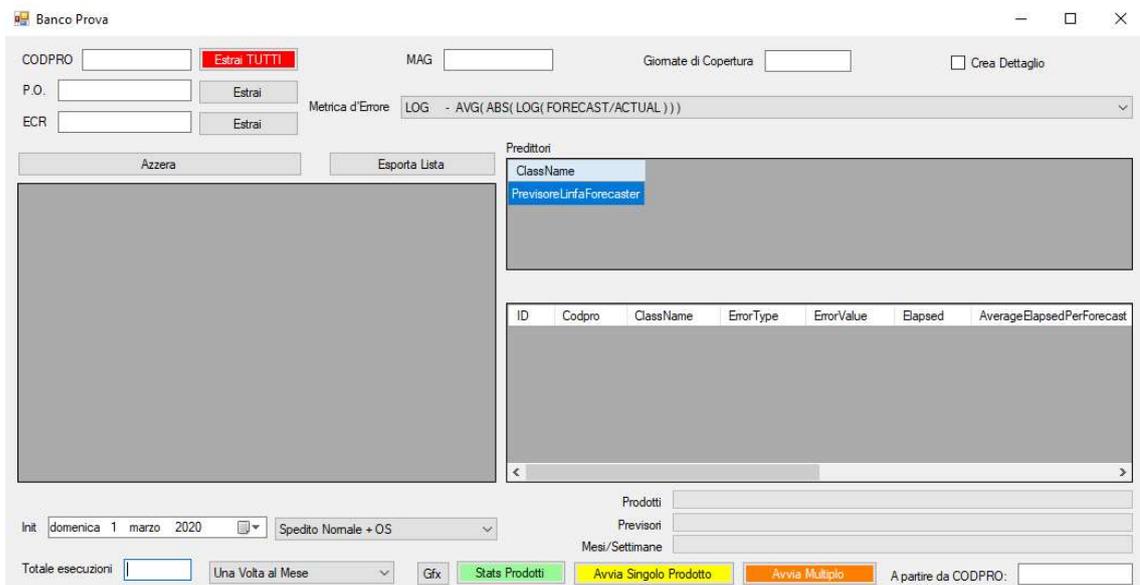


Figura 5-2: Il Banco Prova

5.2.1 Backtesting

Il *backtesting* è una pratica utile a testare la bontà di un modello previsionale, statistico/matematico nel caso specifico, per mezzo di un'analisi sui dati storici.

L'operazione, applicata ad ogni previsore, mette a confronto due vettori:

- Il vettore contenente lo spedito previsto su uno storico già accaduto;
- Il vettore contenente lo spedito storico effettivo nello stesso intervallo temporale determinato dal vettore precedente.

Il numero di bucket, dunque, è identico per entrambi i vettori, ed è stabilito a priori in base alla variabile "numero di esecuzioni" impostata. Grazie a tale confronto sarà possibile rilevare, sia misure d'errore di tipo puntuale, che misure d'errore di tipo aggregato, tutte indipendenti dal modello statistico/matematico adottato per generare la previsione.

Nel caso del *backtesting*, il Banco Prova è impiegato come revisore neutro esterno del modello, in maniera tale che la valutazione del modello risulti scevra da *overfitting* causato dalla generazione di previsioni su un futuro già noto.

In particolare, la revisione consiste nel simulare differenti scenari, in modo da poter poi valutare in quali casi ed in quale misura l'algoritmo risulta più o meno performante. Tale metodologia di lavoro ha consentito e consentirà al Team di individuare sì gli scenari migliori, ma soprattutto quelli peggiori, quelli, cioè, ove dovrebbe essere più semplice poter migliorare il risultato (anche se ciò non è sempre vero nel caso delle stime previsionali), cosicché possa essere attribuita loro maggiore priorità d'analisi e cosicché sia possibile sviluppare eventuali algoritmi ad hoc.

Ma cosa si intende per scenario?

Nel caso di studio, lo scenario è costituito da un **insieme di prodotti** elaborati secondo determinati **parametri**.

La selezione dei prodotti dello scenario può essere fatta:

- Come singolo prodotto;
- Per proposta d'ordine;
- Per ECR;
- Come intero assortimento.

Ai fini di determinare univocamente lo scenario è possibile, inoltre, scegliere anche il magazzino da cui dovrà pervenire la selezione di prodotti. Non è contemplata, ad oggi, la possibilità di selezionare prodotti da magazzini differenti per porli all'interno dello stesso scenario su BP. È possibile, in compenso, mediante estrazione CSV fornita dal software, generare due scenari distinti relativi a due differenti magazzini per poi combinarli, o porli a confronto nel caso del *benchmarking*, mediante strumenti esterni quali Microsoft Excel.

I parametri da settare per la determinazione univoca dello scenario, invece, sono:

- Tipo d'errore: può essere rappresentato dal KPI definito per l'algoritmo Linfa Forecaster, o da una qualunque altra tipologia d'errore (Tracking Signal, MAPE, ecc.);
- Giornate di copertura: variabili in un range da 1 a 60, esse rappresentano l'orizzonte previsionale;
- Elementi da prevedere: è la tipologia di previsione che si vuole ottenere in output, ed è definita dall'interfaccia come "TipoDati". Esempi di "Tipo Dati"

sono il solo spedito in normalità, il solo spedito in offerta, lo spedito in normalità più offerte, i soli mancanti, ecc.;

- Data di inizio esperimento: rappresenta la data del primo esperimento, una "data odierna" fittizia oltre la quale non verrà fornita, ai previsori, visibilità sui dati, in quanto dovrà essere determinata, a partire da questa, la prima previsione sull'orizzonte temporale richiesto;
- Modalità di ripetizione dell'esperimento: determina il criterio con il quale sarà individuata la data di simulazione successiva a quella di inizio esperimento, e può essere impostata su "una volta al mese" piuttosto che su "una volta al giorno", ad esempio;
- Numero di esecuzioni: numero di volte in cui l'esperimento viene ripetuto.

Per meglio comprendere quanto esposto, osserviamo il seguente esempio:

Si richiede al BP di calcolare l'errore di tipo WAPE commesso nella stima previsionale del solo spedito normale per i prodotti del magazzino 03 appartenenti alla proposta d'ordine numero 2019786075. Le giornate per cui si vorrebbe avere copertura sono pari a 7, e si vorrebbe ottenere una media del valore d'errore di ciascun prodotto su 12 ripetizioni dell'esperimento previsionale. Le 12 ripetizioni dovrebbero avere cadenza mensile a partire dal giorno 1/01/2019.

The screenshot shows the 'Banco Prova' application window. At the top, there are input fields for 'CODPRO' (with a red 'Estrai TUTTI' button), 'MAG' (03), 'Giornate di Copertura' (7), and a 'Crea Dettaglio' checkbox. Below these are 'P.O.' (2019786075) and 'ECR' fields, each with an 'Estrai' button. The 'Metrica d'Errore' is set to 'WAPE - AVG(ABS(FORECAST-ACTUAL))'. A table of products is displayed with columns: 'codpro', 'des', 're_rep', and 're_1'. The table contains 14 rows of product data. To the right of the table is a 'Preditori' section with a 'ClassName' field set to 'PrevisoreLinfaForecaster'. Below the table is a table with columns: 'ID', 'Codpro', 'ClassName', 'ErrorType', 'ErrorValue', 'Elapsed', and 'AverageElapsedPerForecast'. At the bottom, there are 'Prodotti', 'Previsori', and 'Mesi/Settimane' fields. The 'Totale esecuzioni' is set to 12, and the frequency is 'Una Volta al Mese'. The 'Avvia Multiplo' button is highlighted in red.

Figura 5-3: Parametrazioni di riferimento per l'esempio sopra descritto

Le stime previsionali, in questo esempio, verranno dunque calcolate su 12 "date odierne" fittizie distinte:

1/01/2019	1/02/2019	1/03/2019	1/04/2019	1/05/2019	1/06/2019
1/07/2019	1/08/2019	1/09/2019	1/10/2019	1/11/2019	1/12/2019

Tabella 5-1: Le 12 date di esecuzione per l'esempio riportato in figura precedente

L'*ErrorValue* di testata, che verrà riportato nel *datagridview* risultante, rappresenterà una media della metrica d'errore scelta su queste 12 date. Flaggando la *checkbox* "Crea Dettaglio" sarà possibile, invece, disporre di un *datagridview* ulteriore contenente il dettaglio riportante il confronto diretto tra *Forecast*, la previsione effettuata, ed *Actual*, il valore che storicamente si è poi presentato:

Data	Predittore	Forecast	Actual	ErrorMeasure	DataQuality	ErrorMsg	Classificazione
20190101	PrevisoreLinfaFor...	509,5217391304...	560		29		-
20190201	PrevisoreLinfaFor...	485,7307692307...	480		32		-
20190301	PrevisoreLinfaFor...	440,0833333333...	462,8571428571...		35		-
20190401	PrevisoreLinfaFor...	426,1153846153...	365,7142857142...		37		-
20190501	PrevisoreLinfaFor...	362,5	325,7142857142...		40		-
20190601	PrevisoreLinfaFor...	293,8461538461...	311,4285714285...		43		-
20190701	PrevisoreLinfaFor...	256	302,8571428571...		45		-
20190801	PrevisoreLinfaFor...	293,7037037037...	311,4285714285...		48		-
20190901	PrevisoreLinfaFor...	323,8461538461...	314,2857142857...		51		-
20191001	PrevisoreLinfaFor...	296,8	408,2857142857...		54		-

ID	Codpro	ClassName	ErrorType	ErrorValue	E
2	33427	PrevisoreLinfaForecaster	WAPE - AVG(ABS(FORECAST-ACTUAL))	0,12	9
3	33467	PrevisoreLinfaForecaster	WAPE - AVG(ABS(FORECAST-ACTUAL))	0,13	8
4	34366	PrevisoreLinfaForecaster	WAPE - AVG(ABS(FORECAST-ACTUAL))	0,20	9
5	34450	PrevisoreLinfaForecaster	WAPE - AVG(ABS(FORECAST-ACTUAL))	0,13	8

Figura 5-4: Visualizzazione dettaglio previsionale per il prodotto 33427

5.2.2 Benchmarking

Il *benchmarking* è una pratica di confronto utilizzata in vari ambiti aziendali. Nel caso in esame esso viene utilizzato per comparare il Linfa Forecaster con due algoritmi di riferimento: il Naive ed il GENPO.

ID	Codpro	ClassName	ErrorType	ErrorValue	E
15	34463	PredittoreNaive	WAPE - AVG(ABS(FORECAST-ACTUAL))	0,27	3
16	34463	PrevisoreGenpo	WAPE - AVG(ABS(FORECAST-ACTUAL))	0,25	1
17	34463	PrevisoreLinfaForecaster	WAPE - AVG(ABS(FORECAST-ACTUAL))	0,20	6
18	35358	PredittoreNaive	WAPE - AVG(ABS(FORECAST-ACTUAL))	0,11	3
19	35358	PrevisoreGenpo	WAPE - AVG(ABS(FORECAST-ACTUAL))	0,13	1
20	35358	PrevisoreLinfaForecaster	WAPE - AVG(ABS(FORECAST-ACTUAL))	0,10	12

Figura 5-5: Esempio di benchmarking

Il motivo dell'utilizzo di quest'ultimo come base del raffronto appare chiaro: verificare di aver raggiunto lo scopo del progetto. Per quanto riguarda il primo, invece, l'impiego come benchmark è dovuto alla sua semplicità e "stupidità". Se il nuovo algoritmo, infatti, non

risultasse sufficientemente migliorativo rispetto all'algoritmo più facilmente implementabile, adoperarlo sarebbe scelta poco sensata, poiché sicuramente più oneroso a livello computazionale e più complicato a livello strutturale.

La variabile principale che si è deciso di mettere a confronto è l'errore previsionale, calcolato mediante WAPE.

Metodo statistico di valutazione scelto per il benchmarking è stato un test non parametrico denominato test della mediana. Motivazione preponderante dietro tale scelta è la semplicità del test e la certezza che la distribuzione della popolazione di partenza non fosse né di tipo normale, né di tipo log-normale (quest'ultima testata mediante Normal Probability Plot).

Aggiuntivamente, si sono utilizzate anche alcune metodologie grafiche, come istogrammi e box-plot, in grado di rendere rilevabili, visivamente, differenze nelle distribuzioni.

Altri test valutati per l'analisi della tendenza centrale sono il test di Wilcoxon-Mann-Whitney ed il test U di Mann-Whitney, non applicabili a causa del mancato rispetto dell'ipotesi di continuità della scala utilizzata. In particolare, la causa determinante il mancato allineamento a tale condizione è data dall'approssimazione scelta per l'errore previsionale (a due decimali), la quale genera, di conseguenza, la rilevazione di un elevatissimo numero di valori discreti identici.

5.2.3 Debugging

Ultima funzione principale del Banco Prova, anche se non per questo la meno importante, è quella di *debugging* massivo, ossia la possibilità di testare, su una enorme mole di dati, il corretto funzionamento del *software*, sia a livello di codice, sia a livello di processo. Ciò ha permesso di fornire al cliente un prodotto già stabile, ed ha offerto anche la possibilità al Team di affinare l'algoritmo Linfa Forecaster sulla gestione dei casi rari e particolari.

6 Le problematiche più rilevanti incontrate

Molte sono state le problematiche incontrate nello svolgimento di questo lavoro. Di alcune si è già fatto menzione durante lo svolgimento dei capitoli precedenti, mentre altre non sono state ancora esposte. Senza la pretesa di voler essere esaustivi, si vorrebbero presentare, in questo capitolo, alcune delle più rilevanti non ancora poste in evidenza.

6.1.1 Le offerte speciali

Difficoltà, di non poca rilevanza, è stato definire il trattamento delle offerte speciali.

Nel software Linfa le modalità di conduzione di ciascuna promozione vengono definite a priori. Incognito rimane, però, il quantitativo di merce in offerta che dovrà essere spedito. È, infatti, il Punto Vendita, mediante emissione ordine a Ce.Di., a stabilirne il fabbisogno.

Permangono, dunque, tutte le classiche difficoltà già esposte, e spesso risolte, della previsione merce in normalità, più alcune peculiari di quella in promozione. Nello specifico:

- Non è possibile, almeno non con i dati attualmente disponibili, stabilire l'intensità della promozione. La campagna marketing, in particolare, non è gestita dal reparto commerciale della GDO, ma da quello della casa produttrice, e, pertanto, le informazioni su forme pubblicitarie adottate, capitale investito, risorse umane impiegate, packaging, eccetera non risultano accessibili lato Linfa. Questo determina, anche qualora vi fosse un chiaro pattern di regolarità temporale, l'impossibilità di stabilire l'impatto che questa potrà avere;
- Un'ulteriore difficoltà nello stabilire l'intensità promozionale è determinata dal reperimento dei dati storici dei cluster (di PV in questo caso) che hanno avuto accesso ad una determinata promozione. Le modalità di offerta non sono, infatti, universali su tutti i punti vendita, ma sono in chiave di "linea", dipendono, cioè, dal cluster in cui sono stati inseriti.
- Gli intervalli di tempo promozionale hanno durata inferiore al mese (granularità dei dati di questa prima parte dei lavori), e promozioni diverse su uno stesso prodotto potrebbero accavallarsi in quanto destinate a linee diverse. Ciò determina una incompleta comprensione del dato storico

denominato "spedito in offerta speciale", unico campo di raccolta dei dati promozionali presente a DB ove tutte le informazioni di dettaglio vanno a perdersi. Per dirla in altre parole, dato il campo di DB "spedito in offerta speciale", non è possibile ricavare, per una singola e determinata promozione storica, la quantità di merce venduta, a meno che essa non sia l'unica promozione effettuata nel mese o nell'arco temporale scelto come riferimento;

Date le premesse, era stato, inizialmente, deciso di tralasciare la previsione delle offerte, su cui i buyer, avendo una più ampia visione di insieme, avrebbero potuto garantire certamente una miglior performance. Con il proseguire dei lavori, si è però, notato come in molti casi lo spedito in offerta, in un certo senso, "cannibalizzasse" lo spedito in normalità. In altre parole, ci si è resi conto che, per una buona fetta di prodotti, la presenza di offerte determinava un crollo delle vendite del prodotto normale. A tale comportamento si è data la seguente spiegazione: in presenza di offerta su quel prodotto, il cliente potrebbe decidere di effettuare un acquisto più grosso del normale, non per aumentarne il consumo, bensì per tenere quota parte del prodotto a scorta, riducendo, di conseguenza, gli acquisti nel periodo seguente, quando la promozione sul prodotto cessa d'esservi.

La soluzione, che è parsa più opportuna per risolvere queste casistiche, era adottare metodologie di interpolazione lineare che approssimassero lo spedito in normalità, altrimenti pesantemente alterato. Purtroppo, l'applicazione di tali metodiche è risultata di difficile messa in opera a causa della densità, a volte anche molto elevata, di promozioni. Ciò, infatti, determina la possibilità che vi siano anche più di due/tre bucket di fila inquinati dalla presenza di promozioni. Effettuare un'interpolazione tra i bucket non affetti da offerte posti agli estremi dell'intervallo, dunque, risulterebbe un'approssimazione eccessiva, valutata dal Team poco sensata.

Non restava, dunque, che riconsiderare, almeno in parte, la decisione iniziale di tralasciare la previsione delle promozioni.

Due erano le possibili vie operative a questo punto:

- Trattare le quantità in offerta separatamente dalle quantità in normalità (dunque generare due previsioni differenti);
- Accorpare le due quantità, ed effettuare un'unica stima futura.

Date le difficoltà, precedentemente esposte, nello stabilire l'intensità delle promozioni, e data l'elevata presenza di serie sporadiche tra gli storici dei soli spediti in offerta, la seconda opzione è sembrata quella più opportuna.

Nello specifico, la predizione finale è stata fornita rispettando la seguente logica:

1. Si genera la previsione per il solo spedito in normalità;
2. Si genera la previsione per lo spedito aggregato (normalità + offerta speciale);
3. Si confrontano i KPI d'errore calcolati ai punti precedenti. Il Linfa Forecaster restituirà, come stima futura, la previsione, tra le due, avente minore inaccuratezza, specificando se questa è determinata per mezzo del solo spedito in normalità, o dallo spedito aggregato.

6.1.2 La velocità

Durante la prima fase di presentazione del software al cliente, la nota di critica più marcata è stata fatta in merito alle prestazioni. Due erano le motivazioni principali sottostanti tale critica: il fatto che il buyer/riordinatore disponesse, già di per sé, di pochissimo tempo per revisionare la proposta d'ordine ed il fatto che il Linfa Desk non consentisse all'operatore di proseguire con altri lavori durante il caricamento dei dati. Il riordinatore non poteva, cioè, cambiare schermata e porre il GENPO in background durante l'attesa.

Posto il fatto che la seconda motivazione riportava, implicitamente, notevoli difficoltà di risoluzione, oltreché la necessità di coinvolgere ulteriori risorse nel progetto, si è optato per questa scelta: rendere il singolo programma più performante, eliminando alla radice l'insorgere della necessità di cambiare schermata e proseguire il lavoro in conseguenza dell'attesa.

Per comprendere meglio quali fossero i moduli del programma responsabili dei rallentamenti si è fatto ricorso ad uno strumento grafico interno di misura delle prestazioni denominato Linfa Witness.

Situazione iniziale

Mediante verifica iniziale, si è appreso che il caricamento del nuovo GENPO grafico impiegava, all'epoca dei primi test, circa 8 secondi ad aprirsi in assenza del nuovo previsionale. Collegandovi, poi, il Linfa Forecaster si aggiungevano circa 0,760 secondi a previsione. Essendo che le previsioni fatte per ogni prodotto erano due (uno sul solo spedito normale, ed una sulla somma di spedito normale e spedito in offerta), si otteneva un totale di 1,52 secondi a prodotto, da aggiungere agli 8 secondi iniziali. Su una proposta d'ordine piccola di 18 prodotti, come quella riportata nell'immagine, il buyer poteva, dunque, attendere anche fino a 30 secondi che il GENPO caricasse grafica, statistiche e proposta stessa, tempo che egli avrebbe impiegato per processare un prodotto e mezzo. In ogni caso, anche supponendo che l'algoritmo fornisse una proposta d'ordine perfetta, non bisognosa di revisione, si può ben capire che un'attesa così elevata, senza poter fare nulla nel frattempo, può essere snervante, specie su proposte d'ordine medie e grandi, sulle quali il tempo d'attesa poteva anche passare il minuto/minuto e mezzo.

Chiamata	Ripetizioni	MinTM	MaxTM	TempoTot	UserTM	UserCNT	Tipo	Media	Mediana	Deviaz
PredittoreLinfaForecaster.Process.ReadStorico()	36	0,29	0,56	12,43	0	0	red	0,35	0,491	0,05
PredittoreLinfaForecaster.Normalizza.ReadGiornateFestive()	36	0,22	1,36	12,14	0	0	red	0,34	0,439	0,19
PredittoreLinfaForecaster.Process.TrimStorico()	36	0,01	0,01	0,31	0	0	yellow	0,01	0,012	0
PredittoreLinfaForecaster.Normalizza.Standardizzazione()	36	0,01	0,02	0,42	0	0	yellow	0,01	0,016	0
PredittoreLinfaForecaster.Classificazione.PuliziaGrezza()	36	0,01	0,01	0,32	0	0	yellow	0,01	0,013	0
PredittoreLinfaForecaster.Classificazione.Classificazione()	36	0,01	0,02	0,35	0	0	yellow	0,01	0,015	0
PredittoreLinfaForecaster.Process.Intermezzo Class-PuliziaFine	36	0	0,01	0,28	0	0	yellow	0,01	0,012	0
PredittoreLinfaForecaster.Process.PuliziaFine()	36	0,01	0,02	0,39	0	0	yellow	0,01	0,016	0
PredittoreLinfaForecaster.Process.Previsione()	36	0,01	0,04	0,61	0	0	yellow	0,02	0,024	0
PredittoreLinfaForecaster.Process.DeStandardizzazione()	36	0,01	0,01	0,32	0	0	yellow	0,01	0,012	0

Figura 6-1: Rilevamento velocità pre-ottimizzazioni mediante Witness

Andando più a fondo nel problema, ci si è accorti che il peso maggiore, determinante il forte calo prestazionale, era dovuto alla componente di trasferimento dati, da Data Base a PC locale, mediante query.

La logica adottata fino a quel momento era di trattare tutti i prodotti singolarmente. Il GENPO, dunque, richiedeva al Linfa Forecaster, attraverso i metodi pubblici dichiarati sull'interfaccia software, l'elaborazione di ogni prodotto singolarmente. Per ciascuno di essi venivano, dunque, lanciate le query che permettevano di caricare le *datatable* locali con i dati necessari al processo, con il risultato che, per la solita proposta d'ordine piccola di 18 prodotti, potevano essere lanciate dalle 34 alle 51 query, alcune delle quali avrebbero, per altro, restituito sempre gli stessi dati per tutta la proposta d'ordine.

Definita la problematica, la risoluzione scelta è stata quella di spostare le query in testa al programma, in maniera tale da effettuare una sola volta ciascuna ad inizio elaborazione. Si è, così, passati, da 34-51 query, variabili in base alla lunghezza della PO, a 2-3 query, indipendentemente dalla lunghezza della PO. Questa operazione ha consentito di ottenere notevoli risultati, ma ha richiesto la rivisitazione di alcune logiche del programma. Nello specifico, uno è stato il metodo aggiuntivo che ha richiesto un passaggio logico. Il metodo, denominato PreLoadPO, consente di caricare, mediante una sola query, la storia dell'intera proposta d'ordine, corredata della storia degli eventuali prodotti di riferimento indicati sulla STSNC, in una *datatable* locale. Acquisiti i dati, si è fatto in modo di mantenere il procedimento previsionale invariato, costruendo un'altra *datatable* d'appoggio che mediante "select" sulla *datatable* principale ricavata dalla PreLoadPO estraesse, ed elaborasse, un prodotto alla volta, esattamente come accadeva in precedenza. Per completare l'operazione di miglioramento delle prestazioni, ulteriori ottimizzazioni sono state apportate alla componente di codice, tentando di eliminare, ove possibile, la creazione di nuovi oggetti, l'allocazione in memoria di dati non necessari o l'utilizzo di cicli "For" innestati. Risultato finale di tali operazioni è stato, per le query, passare, sulla PO piccola, dai 24-36 secondi, variabili in base alla lunghezza della PO stessa, ad 1-1 secondo e mezzo, indipendentemente dalla lunghezza della PO, mentre, per quanto concerne le ottimizzazioni di codice, si sono ridotti notevolmente i tempi di tutte le chiamate, ma sono stati resi vani a causa dell'appesantimento della DeStandardizzazione avvenuto contestualmente alle operazioni di ottimizzazione.

Chiamata	Ripetizioni	MinTM	MaxTM	TempoTot	UserTM	UserCNT	Tipo	Media	Mediana	Deviaz
PredittoreLinfaForecaster.Process.ReadStoricoPO()	1	0,36	0,36	0,36	0	0	red	0,36	0,36	0
PredittoreLinfaForecaster.Normalizza.ReadGiornateFestive()	1	0,24	0,24	0,24	0	0	red	0,24	0,24	0
PredittoreLinfaForecaster.Process.ReadStoricoDaCache()	38	0	0,02	0,02	0	0	red	0	0	0
PredittoreLinfaForecaster.Process.TrimStorico()	38	0	0,02	0,04	0	0	yellow	0	0	0
PredittoreLinfaForecaster.Normalizza.Standardizzazione()	30	0	0,02	0,04	0	0	yellow	0	0	0
PredittoreLinfaForecaster.Classificazione.PuliziaGrezza()	30	0	0,02	0,02	0	0	yellow	0	0	0
PredittoreLinfaForecaster.Classificazione.Classificazione()	30	0	0,02	0,04	0	0	yellow	0	0	0
PredittoreLinfaForecaster.Process.Intermezzo Class-PuliziaFine	30	0	0	0	0	0	yellow	0	0	0
PredittoreLinfaForecaster.Process.PuliziaFine()	30	0	0,02	0,1	0	0	yellow	0	0	0,01
PredittoreLinfaForecaster.Process.Previsione()	30	0	0,03	0,23	0	0	yellow	0,01	0	0,01
PredittoreLinfaForecaster.Process.DeStandardizzazione()	30	0,08	0,11	2,63	0	0	yellow	0,09	0,14	0,01
PredittoreLinfaForecaster.Process.Primo caso dtq=0	8	0	0	0	0	0	yellow	0	0	0

Figura 6-2: Rilevamento velocità post-ottimizzazioni mediante Witness

Al termine di queste operazioni si è raggiunta una velocità considerata, dal cliente, accettabile, e per tale motivo si è deciso di non proseguire oltre.

Resta aperta la possibilità, in ogni caso, che il codice venga appesantito, in futuro, a causa dell'aggiunta di nuovi algoritmi previsionali e di strumenti di ottimizzazione. A tal proposito si dispone già di alcune soluzioni per mantenere invariate le prestazioni:



- Effettuare un *refactoring* completo e approfondito, eliminando le componenti, rimaste dopo la prima passata, che ancora possono determinare rallentamenti, specialmente sulla chiamata di DeStandardizzazione che, come visto, è quella che al momento più pesante;
- Effettuare ottimizzazioni spinte sul codice, passando da un linguaggio interpretato ad un linguaggio macchina. Questa operazione renderebbe, però, molto più complicato leggere, mantenere e modificare il software;
- Spezzare il software in due componenti, una *Server* ed una *Client*. La componente *Server*, che verrebbe attivata in notturna al fine di evitare appesantimenti sulla macchina, si occuperebbe della generazione della Classificazione, la quale permanerebbe invariata fino a che l'errore di previsione non dovesse oltrepassare una soglia d'allarme predefinita, mentre la componente *Client* si occuperebbe, una volta prelevata la Classificazione depositata su DB dal *Server*, di generare la Previsione vera e propria.

7 Valutazioni finali e conclusioni

7.1 Test e risultati ottenuti

Giunti al termine della progettazione e dell'implementazione del software, più test sono stati condotti considerando scenari differenti, in maniera tale da verificare che i previsori avessero comportamenti sostanzialmente uniformi al variare delle date iniziali di backtesting.

Constatato che effettivamente non vi fossero comportamenti eccessivamente difforni, due sono stati gli scenari approfonditi al fine di certificare il raggiungimento dell'obiettivo. Prima di analizzare ciascuno dei due, con i rispettivi risultati, si vuole ri-sintetizzare, brevemente, il procedimento utilizzato per giungere ai risultati finali: ottenute, per mezzo del Banco Prova, le stime previsionali e gli errori WAPE sia per il solo spedito in normalità, che per lo spedito in normalità sommato allo spedito in offerta speciale, si è generata una nuova tabella che prendesse, dei due, il caso in grado di generare l'errore minimo. Fatto ciò si sono calcolati alcuni indicatori di sintesi classici (media, mediana, range interquartile) così da fornire un primo quadro approssimativo dei risultati ottenuti. A seguire, al fine di scegliere il test di ipotesi più appropriato da utilizzare, si è voluto testare se la distribuzione dei dati fosse di tipo log-normale. Certificato, mediante analisi grafica del q-q plot, che tale ipotesi non poteva essere sostenuta, si è deciso di adottare il test della mediana come test di ipotesi più appropriato, corredandolo di elementi grafici, quali box-plot ed istogrammi, in grado di fornire ulteriori informazioni e garanzie.

Scenario 1

Per ogni prodotto del magazzino 03 si sono generate 24 previsioni, una ogni mese, a partire dall'1/1/2017. Per ciascun prodotto si è poi calcolato il WAPE. Trenta sono le giornate di copertura impostate per questo primo scenario.

Nell'immagine sottostante è possibile osservare i dati di sintesi sull'errore WAPE rilevati:

	PredittoreGenpoClassico	PredittoreNaive	PrevisoreLinfaForecaster
Media Tot	0,54	0,43	0,39
Mediana Tot	0,28	0,29	0,22
Range IQ	0,31	0,22	0,23
Media 100%	0,42	0,37	0,31
Mediana 100%	0,24	0,26	0,19
Range IQ 100%	0,19	0,17	0,15

La tabella è suddivisa in indicatori calcolati sui soli prodotti aventi un *dataquality* pari al 100%, ed indicatori calcolati su tutti i prodotti,

Figura 7-1: Indicatori sintetici per lo scenario 1

indipendentemente dal *dataquality*.

Come si può intuire comparando media e mediana, vi è una forte asimmetria nella distribuzione dell'errore, che si assottiglia nel caso in cui si osservino i soli prodotti aventi *dataquality* medio pari a 100%, ma che rimane comunque rilevante. Ricordando che le medie, al contrario delle mediane, sono molto sensibile ai valori *outlier*, ed osservando che le stesse permangono elevate per tutti i predittori, anche nel caso in cui il *dataquality* sia pari a 100, possiamo dedurre che alcuni prodotti risultano intrinsecamente molto difficili da prevedere, indipendentemente dal tipo di algoritmo utilizzato.

I dati di sintesi calcolati sul totale dei prodotti evidenziano, inoltre, un valore nettamente più alto rispetto alla porzione avente qualità del dato massima. Ciò è dovuto, essenzialmente, ai prodotti nuovi, quelli, cioè, ove i dati non raggiungono i 36 mesi di storia alla data di simulazione impostata e per i quali, in questo contesto, non si è utilizzata la ricostruzione dello storico mediante STSNC (il Team non disponeva di conoscenze approfondite in merito all'assortimento, cosa di cui disporrà il buyer/riordinatore, e, pertanto, l'utilizzo dell'STSNC sarebbe risultato un lavoro lungo, complesso, e non determinante per il raggiungimento dell'obiettivo).

A seguire il test di normalità eseguito mediante q-q plot ha certificato la non log-normalità della distribuzione.

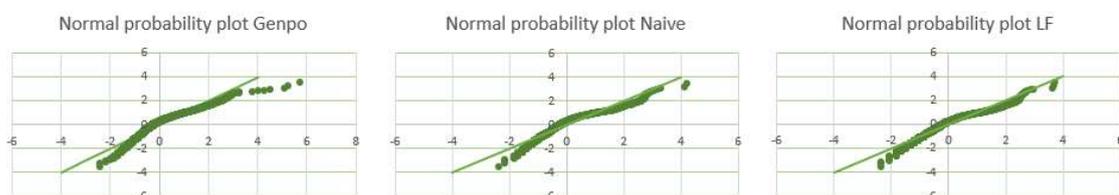


Figura 7-2: Diagramma di probabilità normale dei tre previsori

Non potendo, dunque, fare uso degli strumenti statistici parametrici, ci si è orientati su quelli non parametrici. L'unico test individuato, per il quale era possibile rispettarne tutte le assunzioni, è il test della mediana, che è stato dunque così condotto:

Confronto 1 - H ₀ : i due campioni sono estratti da popolazioni aventi la stessa mediana			
Algoritmo	< Mediana pop	>= Mediana pop	TOT
PredittoreGenpoClassico	1118	1324	2442
PredittoreNaive	1063	1379	2442
TOT	2181	2703	4884
Riferimento			
Algoritmo	< Mediana pop	>= Mediana pop	
PredittoreGenpoClassico	1090,5	1351,5	2442
PredittoreNaive	1090,5	1351,5	2442
TOT	2181	2703	4884
	test		teorico
Chi-quadro	0,668271435	<	3,84
L'ipotesi nulla H ₀ non può essere rifiutata (mediane uguali) ad un livello di significatività del 5%			

Confronto 2 - H ₀ : i due campioni sono estratti da popolazioni aventi la stessa mediana			
Algoritmo	< Mediana pop	>= Mediana pop	TOT
PredittoreGenpoClassico	1118	1324	2442
PrevisoreLinfaForecaster	1478	964	2442
TOT	2596	2288	4884
Riferimento			
Algoritmo	< Mediana pop	>= Mediana pop	
PredittoreGenpoClassico	1298	1144	2442
PrevisoreLinfaForecaster	1298	1144	2442
TOT	2596	2288	4884
	test		teorico
Chi-quadro	25,10015408	>	3,84
L'ipotesi nulla H ₀ deve essere rifiutata (mediane diverse) ad un livello di significatività del 5%			

Confronto 3 - H ₀ : i due campioni sono estratti da popolazioni aventi la stessa mediana			
Algoritmo	< Mediana pop	>= Mediana pop	TOT
PredittoreNaive	1063	1379	2442
PrevisoreLinfaForecaster	1478	964	2442
TOT	2541	2343	4884
Riferimento			
Algoritmo	< Mediana pop	>= Mediana pop	
PredittoreNaive	1270,5	1171,5	2442
PrevisoreLinfaForecaster	1270,5	1171,5	2442
TOT	2541	2343	4884
	test		teorico
Chi-quadro	34,05253837	>	3,84
L'ipotesi nulla H ₀ deve essere rifiutata (mediane diverse) ad un livello di significatività del 5%			

Data la ridotta potenza del test adottato, causata da un utilizzo parziale dell'informazione desumibile dai dati, si è ritenuto opportuno affiancare, al suddetto test, grafici esplicativi quali box plot ed istogrammi:



Scenario 2

Per ogni prodotto del magazzino 03 si sono generate 24 previsioni, una ogni mese, a partire dall'1/1/2017. Per ciascun prodotto si è poi calcolato il WAPE. Quindici sono le giornate di copertura impostate.

Sostanzialmente questo secondo scenario è stato analizzato per avere certezza che il miglioramento, precedentemente certificato, non fosse condizionato dal numero delle giornate di copertura.

I dati di sintesi, in questo caso, sono i seguenti:

	PredittoreGenpoClassico	PredittoreNaive	PrevisoreLinfaForecaster
Media Tot	0,54	0,43	0,39
Mediana Tot	0,29	0,29	0,23
Range IQ	0,31	0,22	0,23
Media 100%	0,42	0,37	0,31
Mediana 100%	0,25	0,26	0,19
Range IQ 100%	0,19	0,17	0,15

Figura 7-3: Indicatori sintetici per lo scenario 2

copertura, tali dati sono praticamente identici salvo variazioni minime. Anche in

Come è possibile osservare, confrontando questo riquadro con il precedente calcolato su 30 giornate di

questo caso si è verificata la non log-normalità delle distribuzioni, ed un test della mediana è stato condotto, ottenendo gli stessi risultati visti per lo scenario precedente.

7.2 Conclusioni

Il lavoro fin qui svolto è stato certamente molto impegnativo e fruttifero, ma la notevole complessità del mondo della grande distribuzione e l'utilizzo di una base dati non perfettamente strutturata ha influito pesantemente sui risultati ottenuti. Come evidenziato durante tutto lo sviluppo di questo testo, c'è ancora molto su cui è possibile lavorare per ampliare/migliorare il previsore. La prima cosa da mettere sotto i riflettori, in futuro, è, però, la base dati.

Ad oggi, infatti, la raccolta informazioni non consente, per come è strutturata, di sfruttare al meglio le capacità del nuovo software, sia perché parte dell'informazione viene persa (si veda in proposito le colonne mancanti e offerte speciali), sia perché una parte non viene proprio raccolta (non si dispone di uno storico dei PV che avevano accesso ad un determinato prodotto, o di uno storico dei prezzi). L'espressione informatica "*garbage in, garbage out*" aiuta molto bene a comprendere il problema: se in input forniamo dati qualitativamente poveri, in output non potremo che ottenere altrettanto. Come si può notare, infatti, nonostante il già notevole miglioramento, possiamo dire di essere ancora lontani dal disporre, per la quota maggioritaria di prodotti, di una previsione accurata. Certamente parte del problema può essere attribuibile al mancato utilizzo di algoritmi noti e molto utilizzati quali *Exponential smoothing* semplice, doppio e triplo, ma non si può negare che la mancanza di informazioni complete e precise sia il problema prevalente.

Nonostante ciò l'obiettivo imposto è stato raggiunto con la sola esclusione del time to market, risultato superiore al previsto di circa due mesi. Fortunatamente tale ritardo non ha comportato conseguenza alcuna, grazie anche alla costante attenzione e partecipazione che si è riusciti ad instaurare con il cliente.

Ad oggi il software è stato correttamente installato sul cliente, e la nostra azienda è in costante contatto con i buyer/riordinatori dello stesso per verificarne il corretto funzionamento e per sfruttare il dialogo con essi aperto per implementare migliorie ed adeguare le logiche al processo di lavoro aziendale.

8 Bibliografia

- Introduzione:
 - La logistica nelle imprese della grande distribuzione organizzata - Lara Penco
 - Indagine conoscitiva sul settore della GDO – AGCM (Autorità Garante della Concorrenza e del Mercato):
<https://www.agcm.it/dettaglio?db=C12564CE0049D161&uid=973E4D42D69C4A11C1257BC60039BBA0&view=vw0201&title=IC43-SETTORE%20DELLA%20GRANDE%20DISTRIBUZIONE%20ORGANIZZATA&fs=>
 - La logistica per la creazione di valore nella filiera del largo consumo – GS1 Italy: https://gs1it.org/content/public/46/e6/46e65baf-6bbf-4a01-a304-929a7d6899b3/logistica_creazione_valore_filiera.pdf
 - Nascita e sviluppo della Distribuzione Alimentare Moderna – Bernardo Caprotti: <http://www.georgofili.net/articoli/nascita-e-sviluppo-della-distribuzione-alimentare-moderna/3828>
 - The Industrial Revolution in the United States – LOC (Library Of Congress): <https://www.loc.gov/classroom-materials/industrial-revolution-in-the-united-states/>
 - The Evolution of the Supermarket Industry: From A&P to Walmart- Paul B. Ellickson
 - The bizarre story of Piggly Wiggly, the first self-service grocery store – Kat Eschner: <https://www.smithsonianmag.com/smart-news/bizarre-story-piggly-wiggly-first-self-service-grocery-store-180964708/>
 - L'ingrosso nel nuovo contesto di mercato – Roberto Ravazzoni: https://www.confcommercio.it/documents/20126/0/L%E2%80%99in_grosso+nel+nuovo+contesto+di+mercato.pdf/7193001b-7291-4486-b525-9d287348dba6?version=1.0&t=1582103782621
 - Winning the food fight: best practices for managing grocery retail supply chains – Johanna Smaros: <https://www.relexsolutions.com/managing-grocery-retail-supply-chains/>
 - Albero delle categorie: la classificazione dei prodotti condivisa – GS1 Italy: <https://gs1it.org/migliorare-processi/relazione-industria-distribuzione-best-practice-ecr/albero-categorie-classificazione-condivisa-prodotti/>
 - Category management, il modello operativo per il sistema Italia – Indicod-ECR: <https://www.slideshare.net/Musselius/ecr-italy-category-management>

- Definizioni principali e osservazioni iniziali:
 - Demand Palnning: processi, metodologie e modelli matematici per la gestione della domanda commerciale -. Damiano Milanato
 - Enciclopedia Treccani: <https://www.treccani.it>
 - Manuali e presentazione del prodotto disponibili in Linfa.

- Analisi preliminari:
 - Osservatorio sulla Gdo italiana e i maggiori operatori stranieri – MBRES (Medio Banca Ricerche E Studi) (https://www.mbres.it/sites/default/files/resources/rs_Focus-GDO-2018.pdf)
 - Executive guide for improvement and change – Beecroft G. Dennis, Duffy Grace L, Moran John W.

- Progettazione: Il modello statistico/matematico:
 - Demand Palnning: processi, metodologie e modelli matematici per la gestione della domanda commerciale -. Damiano Milanato
 - L’approccio classico per l’analisi delle serie storiche – Gianni Marliani: https://local.disia.unifi.it/marliani/stat_eco_A/lucidi_SS.pdf
 - Webinars Forecastpro.com: <https://www.forecastpro.com/resources/webinars/>
 - Fundamentals of forecasting using excel - Sheila M. Lawrence, Ronald K. Klimberg, Kenneth D. Lawrence
 - Forecasting: Principles and Practice – Rob J. Hyndman, George Athanasopoulos: <https://otexts.com/fpp2/>
 - Capitolo XIII: trasformazioni dei dati con test per normalità e per outlier - Lamberto Soliani: <http://www.dsa.unipr.it/soliani/capu13.pdf>
 - Strategie e tecniche di demand planning and sales forecasting – Fabrizio Dallari: http://my.liuc.it/MatSup/2007/Y74016/GP2_Previsionsi.pdf
 - Predictive Analytics with Microsoft Excel: working with Seasonal Time Series – Conrad Carlberg: <https://www.informit.com/articles/article.aspx?p=2433607&seqNum=2>
 - Forecasting using R – Rob J. Hyndman: <https://robjhyndman.com/talks/RevolutionR/3-Seasonality.pdf>
 - The complete guide to time series analysis and forecasting - Marco Peixeiro: <https://towardsdatascience.com/the-complete-guide-to-time-series-analysis-and-forecasting-70d476bfe775>
 - Lo studio delle serie storiche – Agostino Tarsitano: <http://www.ecostat.unical.it/tarsitano/didattica/statecm2/sestor1.pdf>

- Valutazioni finali e conclusioni:
 - Test non parametrici per più campioni – Lamberto Soliani:
<http://www.dsa.unipr.it/soliani/capu15.pdf>
 - Metodi non parametrici per due campioni indipendenti – Lamberto Soliani: <http://www.dsa.unipr.it/soliani/capu9.pdf>
 - Confrontare due proporzioni o due percentuali: il test chi-quadrato - Ezio bottarelli:
http://www.quadernodiepidemiologia.it/epi/assoc/chi_qua.htm
 - Metodi non parametrici con ordinamento delle informazioni – Marco Bagliacca: <http://bagliacca.altervista.org/pdf/stat16.pdf>
 - Lucidi di Statistica – Rita Pizzi:
<https://homes.di.unimi.it/pizzi/probppt/> (stat4.ppt)
 - Q-Q plot: <https://meetheskilled.com/q-q-plot-ed-uso-in-normality-test/>

- Siti e altro materiale utile:
 - <https://www.logisticaefficiente.it>
 - <https://docs.microsoft.com/it-it/dotnet/api/?view=netframework-4.0>
 - L'OSA: dai punti vendita all'intera supply chain (riordino coop):
https://gs1it.org/content/public/2e/19/2e196208-d17f-454a-983e-57608b3a0f80/osaday_gcuffaro.pdf
 - Piggly Wiggly: https://en.wikipedia.org/wiki/Piggly_Wiggly
 - King Kullen: <https://www.kingkullen.com/about-us/>
 - Walmart: <https://corporate.walmart.com/our-story/our-history>
 - <https://www.researchgate.net/topic/Statistical-Data-Analysis>
 - <https://www.researchgate.net/topic/Outliers>

9 Ringraziamenti

Ci sono dei finali che raccontano tutto, e poi ce ne sono altri, quelli più belli, che hanno più il sapore di un nuovo inizio...

Per me la Laurea, oggi, rappresenta questo, un nuovo inizio, la possibilità di riscattare questi anni in cui tante sono state le occasioni perse e gli errori commessi.

Prima di concentrarmi per sempre sul futuro e su ciò che ho intenzione di costruire, vorrei voltarmi indietro ancora una volta e ringraziare tutte quelle persone che in qualche modo hanno segnato, in positivo, la mia vita universitaria.

In primis voglio ringraziare tutta la mia famiglia, partendo da papà.

Ti ringrazio per tutto pa', dall'avermi insegnato l'onestà, l'umiltà e la semplicità all'aver sostenuto i miei studi con le tue fatiche. Ti ringrazio anche per non avermi mai imposto nulla, cercando, al contrario, di instaurare sempre un dialogo costruttivo. Sei il miglior padre che potessi avere e per questo spero, un giorno, potrai vedere in me l'uomo che hai sempre cercato in tutti questi anni.

Voglio poi ringraziare la mia Mamma, forse una delle poche a credere fino in fondo, insieme ad Ila, che, nonostante tutto, alla fine, ce l'avrei fatta. Ti ringrazio per avermi fornito una spalla su cui aggrapparmi nei giorni in cui il mio umore era più nero, e ti ringrazio per non aver mai girato il dito in una piaga già molto dolorosa, pur chiedendomi sempre notizie durante tutto il mio percorso. Credo sia fondamentale avere qualcuno che crede nelle tue capacità anche nelle difficoltà, e tu lo hai fatto, per questo non posso che ringraziarti.

Un ringraziamento speciale va anche agli Zii, roccheforti della cultura familiare, sempre pronti ad aiutarmi a valorizzare tutti i miei lavori più importanti. La scuola e la società hanno bisogno di più persone come voi, sono felice e fiero d'essere vostro nipote.

Ringrazio anche le mie Nonne, pietre angolari della famiglia e formidabile esempio di vita; persone incredibili che dimostrano, ogni santo giorno, nonostante tutte le difficoltà che questa vita ha riservato loro, una straordinaria forza d'animo.

Un ringraziamento particolare voglio farlo anche a Monica, personalità di spicco che non passa certo inosservata, ma con un cuore grande come una casa. Ti ringrazio per avermi trattato, da quando ci siamo conosciuti fino ad oggi, alla stregua di un figlio. Lo hai sempre fatto nel silenzio, senza chiedere nulla in cambio, qualità tanto rara quanto preziosa.

Allo stesso modo vorrei ringraziare anche i miei fratelli, Luca, Vanda, Renzo e tutti i familiari, vivi o passati a miglior vita, che in questi anni han saputo regalarmi sorrisi e aiuto disinteressato.

Ringrazio quella che reputo un po' la mia seconda famiglia: Giulia, Paola, Francesca e Antonio. Quando avevo più bisogno mi avete accolto, pur non avendo nessun tipo d'obbligo a farlo. Le persone buone esistono, e voi ne siete l'esempio. Vi chiedo scusa per essere scomparso ultimamente, ma sentivo d'avervi, in qualche modo, deluso. Tornerò presto a trovarvi, questa è una promessa!

Voglio ringraziare anche i miei compagni d'università partendo da Mario, Robi, Dani ed Ema, il primo per molti motivi: perché fa parte degli incredibili esempi di vita al pari delle mie nonne, perché quando tutti noi compagni di corso eravamo in



difficoltà a comprendere una materia i suoi appunti perfetti comparivano magicamente a fare luce, e soprattutto perché, nonostante la lontananza, sei l'amico più stretto che potrò mai avere. Il secondo perché non solo è stato compagno di banco formidabile, al pari di Ema e Dani, ma perché, oltre ad avermi ospitato, ha passato un'intera notte con me su un esame che avrei avuto il giorno successivo pur di farmelo passare. Lo ringrazio, inoltre, assieme a tutta la squadra Domenico Panetta, Domenico Narducci, Giuliano Sansone, Francesco Scollo e Davide Toppan, per avermi aiutato sui progetti di gruppo di alcuni esami quando, per motivi familiari, sono stato costretto ad allontanarmi da Torino per alcuni mesi. Dani ed Ema sono gli amici che non si possono non ringraziare. Sono stato loro ospite più volte, con loro ho mangiato, riso fino a soffocare, e fatto Team inseparabile su quasi tutti i progetti della magistrale. A questi ringraziamenti voglio aggiungere tutti coloro che han contribuito, in diverse forme, a rendere la mia esperienza universitaria migliore: Patri, Mario, Step, Egi, Fili, Nico, Fede, Nader, Eli, Giada, Ste (o Fania per gli amici) e tutti coloro che sicuramente mi sarò dimenticato di citare, ma che non sono stati da meno. Vi voglio bene ragazzi.

Non posso poi non ringraziare anche TUTTI i miei colleghi di lavoro e capi. Ringraziamenti particolari vanno a Enrico, persona che mi ha introdotto nel mondo lavorativo prendendomi pazientemente sotto l'ala, a Mauro e Matteo, proprietari di Linfa, imprenditori capaci e incredibilmente rispettosi del lavoro umano, ed a Maurizio, un vero sapiente con la quale ho costruito un fantastico rapporto che va ben oltre il lavoro qui svolto. Vi ringrazio per avermi accolto sin da subito a braccia aperte, e vi ringrazio per la fiducia che mi avete accordato nella costruzione di questo progetto quantomai poco banale. Ringrazio in modo particolare, poi, anche tutti coloro che in Linfa mi hanno fatto da mentori, anche su altri argomenti non legati strettamente a questo progetto, Giovanni, Luciano, Leo, Marino, Piero, Gianvito, Franco, Ivan, Irene, Roberto e Valerio.

Ci avviciniamo alla fine, la vera fine di questo lavoro di Tesi... Prima di terminare, però, ancora due sono le persone che vorrei ringraziare.

Il mio relatore di tesi, Prof. Silvano Guelfi, una delle persone che, con il suo corso di Strategia Aziendale, mi ha lasciato l'entusiasmo e la voglia di approfondire maggiore di tutto il mio percorso universitario. Lo ringrazio anche per aver accettato di accompagnarmi in questo progetto, nonostante i suoi innumerevoli e pressanti impegni lavorativi.

E infine arrivi tu, Ilaria, quella che mi sopporta da ben 12 anni. Ho condiviso tutto con te, gioie e dolori. Hai visto tutte le mie imperfezioni e, nonostante questo, sei sempre rimasta accanto a me. Per tutto questo non posso che dirti grazie, e continuare ad amarti ogni giorno come ho fatto in questi 12 anni. Insieme abbiamo riso, abbiamo pianto, abbiamo viaggiato ed abbiamo creato. Tanti sono i progetti che abbiamo in testa, ed ora, finalmente, avrò le energie per combattere, al tuo fianco, tutte le battaglie che questa Terra vorrà sottoporci. Sei la mia Amica, il mio Centro, il mio Cuore, il mio Tutto...

Tante sarebbero ancora le persone da ringraziare, e molti di voi avrebbero meritato, certo, ringraziamenti migliori. Ma, come potrete immaginare, scrivere altre 120 pagine di ringraziamenti non mi è possibile. Perciò ringrazio tutti, ancora una volta. Davvero, siete state le persone migliori che potessi incontrare...

Spero, un giorno, di poter ricambiare quanto voi avete fatto per me.

Un abbraccio,

Matteo