

POLITECNICO DI TORINO

Dipartimento di Ingegneria Gestionale e della Produzione

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale



Tesi di Laurea Magistrale

Demand forecasting in sanità: analisi dei fattori che influenzano la domanda di trattamenti implantari presso le cliniche del network “Primo, CareDent e Oasi Medica”

Relatore
Prof. Carlo Cambini

Candidato
Clara Di Maria

Anno accademico 2020/2021

Indice

Introduzione.....	1
Capitolo 1 La previsione della domanda nella supply chain ..3	
1.1 Il Supply Chain Management.....	3
1.1.1 I processi decisionali di Supply Chain Management	10
1.1.2 L'importanza delle previsioni.....	12
1.2 L'impatto delle previsioni sulla Supply Chain	14
1.3 La logistica in ambito sanitario	17
1.4 Casi Studio	21
1.4.1. Demand forecasting in pharmaceutical supply chains: A case study.....	21
1.4.2 Reducing uncertainty in demand for blood.....	27
Capitolo 2 Tecniche di previsione della domanda.....	32
2.1 Le caratteristiche della domanda.....	32
2.2 Il processo di previsione della domanda	33
2.3 Classificazione dei metodi di previsione.....	36
2.3.1 Metodi qualitativi.....	38
2.3.2 Metodi quantitativi.....	40
2.4 Indicatori di accuratezza previsionale	56
Capitolo 3 Il contesto aziendale.....	60
3.1 Il mercato odontoiatrico	60
3.2 Il Network: Primo, Oasi Medica e CareDent	66
3.2.1 Il sistema di gestione degli acquisti	69
3.2.2 L'implantologia dentale.....	73

Capitolo 4 Descrizione del modello econometrico e analisi dei risultati	77
4.1 I dati panel.....	77
4.2 Il modello proposto	79
4.2.1 Descrizione delle variabili	79
4.2.2 Analisi dei risultati.....	87
4.2.3 Demand Forecasting	96
4.3 Considerazioni finali	98
Capitolo 5 Conclusioni	101
ALLEGATO A – Elenco cliniche.....	103
ALLEGATO B – Demand forecasting	105
Bibliografia e Sitografia.....	107

Ringraziamenti

Al termine di questo lavoro desidero rivolgere un ringraziamento speciale a tutti coloro che, in diverso modo, sono stati al mio fianco durante questo percorso.

In primis, vorrei ringraziare il Professore Carlo Cambini, relatore di questa tesi, per l'infinita disponibilità e pazienza; grazie per il supporto continuo. Inoltre, ringrazio la Professoressa A.C. Cagliano per i suoi preziosi consigli.

Un ringraziamento particolare va al Dottor Mirko Puccio per avermi accolta all'interno della realtà aziendale di Primo Group ed aver reso possibile la realizzazione di questo lavoro; ringrazio, inoltre, Riccardo Mala, per la sua grande disponibilità.

Desidero dedicare il raggiungimento di questo traguardo a Walter, mio fratello, il mio migliore amico ed il mio più grande sostenitore. Grazie per ogni singola parola, per la forza che mi hai sempre trasmesso e per aver creduto in me anche quando io stavo per smettere di farlo. Ti auguro di esaudire ogni tuo desiderio. A mia madre, che ha sempre anteposto la mia felicità a qualunque altra cosa. Sei stata la mia guida in questo viaggio iniziato nel piccolo asilo del nostro paese e terminato al Politecnico di Torino. Non sarei quel che sono oggi senza di te. A te devo tutto.

A mio padre, ad ogni singolo sacrificio fatto e alla fiducia che ha sempre riposto in me. Tutto questo non sarebbe stato possibile senza il tuo sostegno. Grazie per avermi dato la possibilità di spiccare il volo, prometto di non dimenticare mai la strada che mi riporta al nido.

Un ringraziamento speciale è dedicato a Giovanni, all'infinita pazienza e all'amore con cui mi è stato accanto in questi anni. Grazie per avermi sempre incoraggiato, aspettato. Grazie per esserci.

A Rosanna, coinquilina prima e amica per sempre. Hai reso questi anni a Torino l'avventura più bella della mia vita. In te ho trovato una complice, una seconda famiglia. Grazie per essere esattamente così come sei.

A Giulia, alle parole che non abbiamo bisogno di dire per capirci, grazie per avermi sempre aspettata senza che nulla sia cambiato. Alla mia Compi, con la quale ho iniziato ed in un certo qual modo sto terminando il mio percorso universitario. Sarai sempre la mia collega del cuore.

A tutti i miei amici. A coloro che hanno sempre trovato il modo di farsi sentire vicini. A voi, oltre ad un affettuoso ringraziamento, voglio chiedere scusa per non essere stata sempre presente come avrei dovuto.

Infine, rivolgendomi alla me di qualche anno fa, vorrei ringraziarla per aver avuto il coraggio di intraprendere questo arduo percorso. Rivolgendomi alla me di oggi, vorrei ricordarle di aver superato ostacoli che sembravano insormontabili con le sue sole forze e di essere, dunque, orgogliosa di se stessa.

Ad maiora.

Introduzione

La previsione della domanda riveste un ruolo fondamentale per il raggiungimento del successo aziendale. Qualsiasi processo decisionale presuppone, infatti, la formulazione di ipotesi e previsioni sulle quali basare scelte sia strategiche che operative. I contesti altamente competitivi e in continua espansione, in cui opera oggi la maggior parte delle imprese, rendono necessaria la ricerca di quei fattori considerati determinanti per la crescita del proprio business.

Il presente lavoro di tesi è stato sviluppato a partire dall'esperienza di tirocinio svolta presso la società Primo s.r.l., centro nevralgico del grande network di cliniche odontoiatriche nato dalla collaborazione delle società Centri Dentistici Primo, CareDent e Oasi Medica. L'analisi svolta nasce dalla necessità del Gruppo di implementare un sistema di previsione della domanda di trattamenti implantari, sulla base del quale riuscire a migliorare i processi di acquisto e gestione dell'inventario, oltre che fornire elevati livelli di servizio ai propri pazienti. L'obiettivo dell'elaborato è, dunque quello identificare ed analizzare i fattori ritenuti determinanti per la domanda di tali prestazioni e di proporre una stima della relativa funzione di domanda.

L'elaborato è strutturato in 5 capitoli.

Il primo capitolo è dedicato ad una panoramica generale dei concetti di supply chain management e del ruolo che il processo di previsione della domanda svolge non soltanto all'interno delle singole imprese, ma lungo l'intera catena. Particolare attenzione è posta sull'ambito sanitario, all'interno del quale i processi di previsione della domanda assumono una certa rilevanza. Dalla ricerca in letteratura emerge come i processi di demand forecasting si stiano diffondendo in ambito sia farmaceutico che ospedaliero, come dimostrano i due casi studio riportati.

Nel secondo capitolo vengono presentate le principali caratteristiche del processo di demand forecasting, insieme alle metodologie di previsione della domanda presenti in letteratura. Dopo una prima classificazione delle diverse tecniche, si procede alla descrizione delle stesse e all'identificazione dei principali vantaggi offerti da ciascuna di esse.

Il terzo capitolo è dedicato alla presentazione della realtà aziendale all'interno della quale è stato condotto lo studio. Viene presentata dapprima una panoramica generale del mercato odontoiatrico, con particolare attenzione posta sulla nascita dell'Odontoiatria Organizzata. Segue la presentazione del network costituito da Primo, Caredent e Oasi Medica, realtà leader nel settore dell'Odontoiatria Organizzata a livello nazionale. Tra le diverse categorie di prestazioni erogate dalle cliniche del gruppo, il focus è posto sull'implantologia dentale, la cui richiesta di trattamenti è in continua crescita. Il quarto capitolo è interamente dedicato all'analisi econometrica che conduce alla definizione della funzione di domanda di impianti dentali. Prima di entrare nel vivo dell'analisi, viene fornita una descrizione delle variabili considerate rilevanti. Insieme ad indicatori di carattere prettamente socio-economico, rappresentativi delle diverse condizioni economiche e demografiche che caratterizzano le zone in si trovano le diverse cliniche, vengono considerati elementi caratteristici delle diverse entità oggetto di studio. Mediante un'analisi di regressione multipla, implementata grazie all'ausilio del software statistico Stata, è stato possibile individuare le variabili il cui impatto sulla domanda di trattamenti implantari risulta essere significativo. Si è proceduto, dunque, alla previsione della domanda per i mesi di Gennaio e Febbraio 2021 e al confronto con i valori della domanda reale per ciascuna clinica. Vengono riportati, inoltre, possibili spunti per il Gruppo circa la possibilità di rendere ancora più completo il modello e di ampliare l'analisi anche alle nuove cliniche.

Nel quinto ed ultimo capitolo si riportano le considerazioni finali circa lo studio condotto, i risultati ottenuti ed i possibili sviluppi, sempre nell'ottica di un miglioramento continuo.

Capitolo 1

La previsione della domanda nella supply chain

Il processo di previsione della domanda, circoscritto in passato all'interno della singola impresa, è divenuto oggi un processo di tipo trasversale. Alla luce dell'importanza che riveste l'integrazione della singola impresa all'interno di più ampie catene di fornitura, è fondamentale comprendere la rilevanza così come gli impatti delle previsioni lungo la filiera. I sistemi logistico-produttivi sono profondamente influenzati dal processo di previsione, dal quale dipende la definizione di una serie di piani, sia di lungo che di breve periodo. Il focus è posto sull'ambito sanitario, un contesto in cui i processi logistici rivestono particolare rilevanza, non soltanto in termini economici. La previsione rappresenta un valido strumento a supporto delle aziende sanitarie, il cui obiettivo è quello di implementare un sistema efficiente ed efficace, assicurandosi la disponibilità dei prodotti quando necessario e garantendo così un elevato livello di servizio ai pazienti.

1.1 Il Supply Chain Management

Il crescente livello di concorrenza che caratterizza oggi i mercati globali, insieme alla riduzione del ciclo di vita di molti prodotti e alle crescenti aspettative dei clienti, rappresentano soltanto alcuni dei fattori che stanno determinando nelle imprese di tutto il mondo una profonda revisione organizzativa e gestionale. Le imprese sono spinte a migliorare sempre più la qualità più che la quantità dei prodotti offerti, dovendo al contempo riuscire a destreggiarsi in un ambiente ogni giorno più competitivo. Appare, dunque, evidente come non sia più possibile immaginare che un'impresa possa risultare competitiva nel lungo periodo muovendosi isolata dal contesto della filiera produttiva; al contrario, risulta fondamentale che i diversi soggetti coordinino le loro attività eliminando, per quanto possibile, ogni forma di barriera.

Il fitto intreccio di relazioni che intercorrono tra gli attori, unitamente al flusso di merci ed informazioni scambiate, ha dato vita a strutture complesse ed articolate chiamate *Supply Chain*, network di organizzazioni che sono coinvolte, attraverso collegamenti a monte e a valle, nei diversi processi ed attività che producono valore in termini di prodotti e servizi al cliente finale.

Il termine *Supply Chain Management (SCM)* o *Gestione della Catena di Fornitura* appare per la prima volta nella letteratura logistica nel 1982 come approccio di gestione delle scorte, con un'enfasi sulla fornitura di materie prime (Oliver e Webber, 1982). Il SCM viene presentato in letteratura come l'ultimo stadio del processo evolutivo del concetto di *Logistica*. Declinata inizialmente come necessità di distribuzione fisica dei prodotti, la logistica ha assunto nel tempo accezioni diverse e sempre più ampie. Negli anni Ottanta viene coniata l'espressione *logistica dei materiali* per indicare le attività volte ad assicurare la corretta acquisizione, movimentazione e gestione dei materiali al fine di garantire il costante e tempestivo rifornimento alla produzione e agli altri enti utilizzatori. La fase successiva del percorso evolutivo segna un radicale cambiamento in quanto comporta la trasformazione della logistica da insieme di attività operative a sistema interfunzionale che si pone come mezzo per il raggiungimento di più elevati livelli di performance. Emerge il concetto di *logistica integrata*, sintetizzato in modo preciso nella definizione proposta nel 1986 dal Council of Logistics Management (CLM) secondo cui essa rappresenta *il processo di pianificazione, implementazione e controllo dell'efficiente ed efficace flusso e stoccaggio di materie prime, semilavorati e prodotti finiti e delle relative informazioni dal punto di origine al punto di consumo con lo scopo di soddisfare le esigenze dei clienti*. La consapevolezza da parte delle aziende che il miglioramento nella gestione dei flussi all'interno della catena logistica non può prescindere dal coinvolgimento degli attori esterni, conduce all'attuale concetto di SCM. Esso si presenta come un processo di tipo trasversale il cui fine ultimo è quello di integrare attività come la logistica per coordinarla con altre come il marketing, gli acquisti, le vendite, la produzione e persino il posizionamento strategico.

In questa ottica, il concetto di SCM non deve essere inteso come sinonimo di logistica integrata, bensì come un nuovo sistema di management in cui la singola azienda diventa parte di una rete di entità organizzative che integrano i propri processi per fornire prodotti, servizi e informazioni che creano valore per il consumatore.

Nel corso del tempo sono state proposte svariate definizioni del termine, tuttavia è possibile riassumerne il concetto generale se lo si descrive come *un*

approccio integrato, orientato al processo dell'approvvigionamento, della produzione e della consegna di prodotti e la prestazioni di servizi ai clienti. Il SCM si esplicita attraverso la gestione delle relazioni con i sub-fornitori, i fornitori, gli intermediari, i distributori, i clienti finali in interdipendenza con le operazioni interne, per quanto concerne le materie prime, i semilavorati, i prodotti finiti, generando un flusso economico/finanziario oltreché di informazioni tra i soggetti interessati (MIT 2000). Il SCM riconosce l'importanza della collaborazione tra attori successivi, dal produttore primario ai consumatori finali, per meglio soddisfare la domanda dei consumatori a costi inferiori (Bechtel e Jayaram, 1997). L'attenzione è rivolta alla gestione delle relazioni in un'ottica di cooperazione e fiducia e al riconoscimento che, se gestito correttamente, l'intero possa essere più grande della somma delle parti.

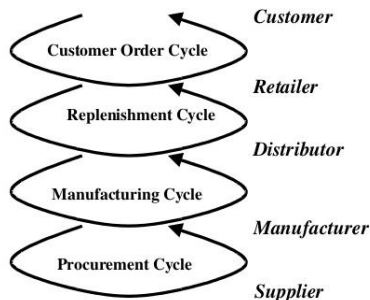


Figura 1.1 – La visione ciclica della Supply Chain

Come mostrato in *Figura 1.1*, la struttura della supply chain può essere ben rappresentata mediante una vista a processi o cicli; questi si realizzano in modo simultaneo e al contempo sequenziale all'interfaccia tra due stadi successivi. La visione ciclica definisce chiaramente come il SCM includa tutti i processi e gli attori coinvolti nel ciclo di vita di un prodotto, partendo dal cliente, del quale si analizzano le esigenze e al quale sarà consegnato il prodotto o servizio, e risalendo la catena sino ai fornitori. L'obiettivo è quello di creare processi di produzione e funzioni logistiche senza soluzione di

continuità lungo la catena come un'arma competitiva efficace che non può essere facilmente duplicata dai concorrenti.

La molteplicità di attori e processi coinvolti, insieme all'assenza di un comune modello di implementazione della supply chain, hanno reso piuttosto difficoltoso lo sviluppo di un approccio sistemico ed integrato del SCM. Per far fronte a tale difficoltà, diversi studiosi hanno sviluppato nel corso degli anni modelli che fungessero da riferimento alle aziende per gestire in modo integrato la catena di fornitura.

Modello SCOR®

Al fine di realizzare una gestione integrata della catena di fornitura, il Supply Chain Council nel 1996 definisce e sviluppa il modello di riferimento SCOR® (Supply Chain Operations Reference). Il modello contiene diverse sezioni, destinate rispettivamente alla descrizione dei principali macro-processi gestionali, alla definizione di opportune metriche per misurare il livello di performance di tali processi e alle best practices da implementare. In particolare, per quanto concerne i principali processi di gestione, il SCM viene visto come l'integrazione di cinque macro processi:

Plan: il processo di pianificazione riguarda l'insieme di attività finalizzate al bilanciamento della domanda e dell'offerta aziendale. Prevede una fase relativa all'identificazione delle priorità nelle richieste e alla valutazione delle risorse disponibili. I piani definiti durante tale processo vengono trasferiti all'intera supply chain.

Source: i processi di approvvigionamento rendono disponibili beni e servizi necessari per soddisfare la domanda. Sulla base della schedulazione delle richieste di consegna viene gestita la ricezione della merce ed effettuato il controllo qualità; segue il trasferimento dei lotti negli appositi magazzini e l'autorizzazione al pagamento.

Make: la produzione è definita come l'insieme delle operazioni di trasformazione che conducono dalla materia prima al prodotto finito necessario per soddisfare la domanda. Una volta completato il prodotto,

seguono le operazioni di controllo qualità e packaging, che lo rendono disponibile per il magazzino o per la consegna al cliente.

Deliver: questi processi si legano agli ordini confermati dei clienti, in base ai quali viene definito un piano generale di carico e spedizione. Definiti il trasportatore e il percorso, viene inviata al magazzino una lista di prelievo in base alla quale effettuare il carico degli automezzi. Il processo si chiude con l'effettiva spedizione della merce assieme alla necessaria documentazione.

Resi: i processi relativi alla gestione dei resi sono stati gli ultimi ad essere inseriti nel metodo SCOR®; tali processi sono relativi al flusso inverso di materiale e informazioni sui prodotti difettosi o in surplus.

Il modello SCOR, in definitiva, introducendo una modalità standardizzata d'implementazione della supply chain, rappresenta un eccellente strumento per tutte le aziende, in particolar modo per quelle integrate in catene articolate.

Modello GSCF

L'elevato livello di integrazione che si intende raggiungere tra i diversi stadi della catena ha fatto sì che si parli oggi di *Gestione Integrata della Supply Chain*. Una supply chain ben integrata implica, infatti, il coordinamento dei flussi sia di materiali che di informazioni tra fornitori, produttori, distributori, clienti ed ogni altro soggetto coinvolto nella catena logistico-produttiva. Il *Global Supply Chain Forum* (GSCF) definisce il Supply Chain Management come *l'integrazione dei processi aziendali chiave dall'utilizzatore finale ai fornitori originali che fornisce prodotti, servizi e informazioni che aggiungono valore per i clienti e altri stakeholder*. Questa comprensione più ampia del concetto di SCM ha spinto nel 1998 Douglas M. Lambert e i colleghi del Global Supply Chain Forum a sviluppare il *framework* riportato in *Figura 1.2*. Il modello proposto si caratterizza per una visione olistica, che affronta le problematiche di gestione della supply chain non limitandosi agli aspetti puramente logistici, ma considerando molti altri rilevanti processi:

Customer Relationship Marketing: il processo di gestione delle relazioni con i clienti include tutte le attività poste in essere per identificare i clienti chiave, stabilire e mantenere con essi rapporti duraturi. Rientra in tale ambito il

processo di segmentazione dei clienti e l'individuazione delle attività che generano valore per questi ultimi.

Customer Service Marketing: il servizio clienti diventa il punto di contatto chiave per la gestione del contratto. Fornisce al cliente informazioni sulle date di spedizione e sulla disponibilità dei prodotti attraverso le interfacce con le operazioni di produzione e distribuzione delle organizzazioni.

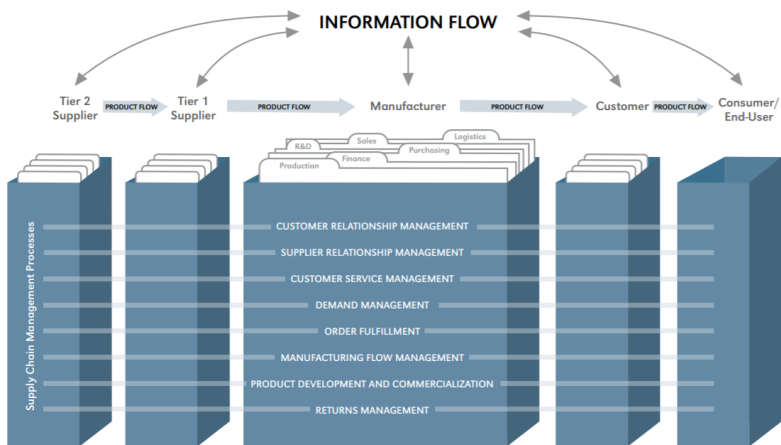


Figura 1.2 - Il modello GSCF. Fonte: Lambert, 1998.

Demand Management: la domanda dei clienti rappresenta la principale fonte di variabilità. Un SCM efficace non può, dunque, prescindere dal considerare il processo di gestione della domanda al fine di bilanciare le esigenze del cliente con le capacità di fornitura dell'azienda. Parte di tale processo implica il tentativo di determinare cosa, quando e quanto i clienti acquisteranno. A tal fine è necessario utilizzare dati sempre aggiornati ed affidabili per ridurre l'incertezza e rendere i flussi efficienti

Order Fulfillment: il processo di evasione dell'ordine comprende tutte le attività produttive, logistiche e amministrative necessarie per la consegna al cliente del prodotto o servizio nei tempi e nelle modalità convenute. E' bene

sviluppare alleanze con i principali membri della catena di fornitura per soddisfare le esigenze dei clienti e ridurre i costi totali di consegna.

Manufacturing Flow Management: la gestione del flusso di produzione comprende tutte le attività legate in maniera diretta alla realizzazione del prodotto. Per le aziende il cui flusso produttivo segue la tradizionale logica *Make to Stock*, i prodotti vengono spinti attraverso l'impianto sulla base di un programma predeterminato. L'incapacità di tale modello nel rispondere ai cambiamenti del mercato ha determinato la necessità di sistemi più flessibili, in cui la produzione è trainata dalle esigenze del cliente. In alcuni casi gli ordini vengono elaborati su base *Just in Time*.

Procurement: la gestione del processo di approvvigionamento è mutato significativamente rispetto al passato; i fornitori divengono parte integrante non soltanto del processo produttivo, ma anche dello sviluppo di nuovi prodotti, grazie ad alleanze strategiche a lungo termine. Oltre ad una notevole riduzione dei tempi, si raggiunge in tal modo il coordinamento richiesto tra ingegneria, acquisti e fornitura.

Product Development & Commercialization: Il time-to-market rappresenta oggi un elemento di forte criticità. Poiché il ciclo di vita dei prodotti si è ridotto nel tempo, è necessario che questi siano sviluppati ed immessi sul mercato in tempi sempre più brevi; affinché ciò sia possibile clienti e fornitori devono essere parte attiva del processo di sviluppo del prodotto.

Returns: la gestione dei resi come processo aziendale offre la stessa opportunità di ottenere un vantaggio competitivo sostenibile come la gestione della catena di approvvigionamento da una prospettiva in uscita. Una gestione efficace del processo dei resi consente l'identificazione di opportunità di miglioramento della produttività e progetti innovativi.

In questa visione allargata proposta dal Global Supply Chain Forum, la gestione integrata della rete di fornitura comprende tutti i processi chiave di business. L'obiettivo primario è quello di massimizzare il livello di servizio offerto al cliente finale, ottimizzando contestualmente i costi operativi ed il capitale impegnato.

1.1.1 I processi decisionali di Supply Chain Management

Le imprese che svolgono attività di progettazione, produzione e distribuzione di prodotti e servizi nell'ambito di supply chain interaziendali affrontano processi decisionali articolati, che coinvolgono spesso i diversi partner della filiera (cfr. Figura 1.3). I processi decisionali relativi alla definizione della strategia logistico-produttiva (*Supply Chain Strategy*) ed il conseguente dimensionamento delle facilities (*Supply Chain Network Design*) hanno un impatto significativo nel lungo periodo ed una frequenza di revisione generalmente annuale. I processi relativi alla pianificazione (*Supply Chain Planning*), esecuzione (*Supply Chain Execution*) e controllo (*Supply Chain Analytics*) rientrano, invece, tra i processi di natura operativa, caratterizzati da una maggiore frequenza di revisione.

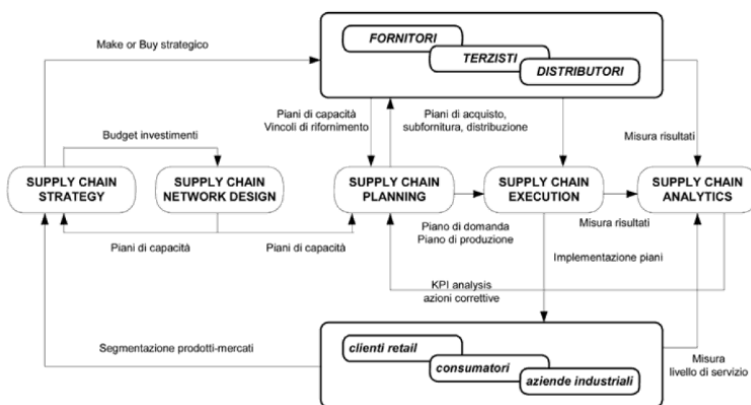


Figura 1.3 – Processi decisionali di Supply Chain Management. Fonte:Milanato, 2008

Nell'ambito della pianificazione riveste particolare importanza la definizione del *Demand Plan*. Il piano di domanda rappresenta il commitment aziendale circa il volume di vendite da sostenere nel futuro, al fine di soddisfare le aspettative dei clienti, fornendo loro un adeguato livello di servizio, ed ottenere adeguati margini di profitto, generando redditività per l'impresa. Con il termine *Demand Planning* si fa, dunque, riferimento all'insieme dei processi aziendali, delle metodologie gestionali e delle tecniche atte a supportare la definizione del Demand Plan. Quest'ultimo rappresenta l'input principale per

la definizione dei piani operativi, quali il piano di produzione (Production Plan), acquisto (Procurement Plan), distribuzione (Distribution Plan) e posizionamento dello stock presso i nodi della supply chain (Inventory Plan). Tali piani definiscono il fabbisogno di materiali e capacità logistico-produttiva, in base al quale definire schedulazioni di breve periodo.

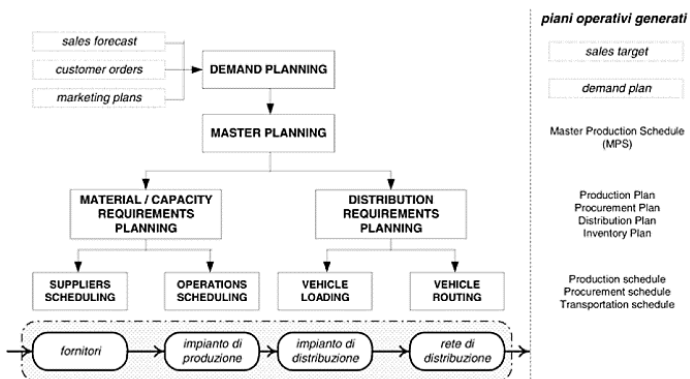


Figura 1.4 – Legame tra i processi di Sales Forecast, Demand Planning e definizione dei Piani Operativi di carattere logistico-produttivo. Fonte:Milanato, 2008

La previsione delle vendite (Sales Forecast) rappresenta uno tra i principali processi che costituiscono il Demand Planning (cfr.Figura 1.4). Tale previsione, ottenuta mediante l'utilizzo di modelli matematici di forecasting, viene espressa in termini di quantità di prodotto che i singoli mercati si aspettano di ricevere nel futuro. L'attività di previsione delle vendite deve essere distinta dall'attività di pianificazione. La previsione consiste, infatti, nella proiezione della domanda attesa di un prodotto su un dato mercato, mentre i piani delineano l'insieme di specifiche azioni manageriali da attuare per soddisfare la domanda prevista, alla luce delle azioni intraprese dal marketing e dagli ordini ricevuti (Mentzer e Moon, 2005). La previsione della domanda rappresenta, dunque, un processo che influenza notevolmente lo svolgimento delle attività aziendali e, di conseguenza, i rapporti con gli altri anelli della supply chain.

1.1.2 L'importanza delle previsioni

I moderni sistemi logistico-produttivi si trovano ad operare in contesti caratterizzati da elevata variabilità. Il *Forecasting*, ovvero la pratica di prevedere ed interpretare cosa accadrà in futuro partendo dalla considerazione di eventi passati e presenti, rappresenta uno strumento decisionale che aiuta le imprese a far fronte all'impatto derivante dall'incertezza del domani. L'obiettivo di questo strumento è quello di sfruttare al meglio le informazioni disponibili per guidare le attività delle organizzazioni verso target prestabiliti stimando la domanda futura di beni e/o servizi. Il *Demand Forecasting* è definito come *il tentativo di determinare oggettivamente la natura e l'entità di ciascuna richiesta che un'azienda può ragionevolmente attendersi in un prefissato orizzonte di tempo* (R. Melloni, 2006). Il processo di previsione della domanda muove la programmazione strategica, tattica e operativa dell'intera azienda, dalla formulazione della strategia, alle previsioni finanziarie, alla definizione dei quantitativi di materiali di cui è necessario rifornirsi, avviare alla produzione e, infine, distribuire.

A *livello strategico*, dunque considerando il lungo periodo, le previsioni rappresentano uno strumento indispensabile per anticipare i cambiamenti futuri dell'ambiente competitivo ed economico; ciò consente alle imprese di individuare e sfruttare prima degli altri le opportunità offerte dal mercato, ottenendo così un vantaggio competitivo. Rientrano in tale ambito le valutazioni relative allo sviluppo di nuovi prodotti e le scelte legate alle strategie di sourcing e vendita.

A *livello tattico* le previsioni riguardano periodi medio-lunghi; sono utili per determinare il futuro fabbisogno di risorse, in termini di materiali, macchinari, personale, e procedere quindi alla pianificazione della domanda.

Riducendo l'orizzonte temporale, l'importanza delle previsioni risulta evidente anche a *livello operativo*; una corretta previsione della domanda si traduce, infatti, in un'efficiente schedulazione della produzione, del personale e dei trasporti. Le previsioni rivestono un ruolo critico per il corretto svolgimento delle operations di un'azienda: adeguati livelli di materiali e mezzi di produzione devono essere ottenuti al prezzo più basso possibile, analogamente alla forza lavoro; deve, inoltre, essere implementato un

adeguato servizio logistico per evitare colli di bottiglia nella movimentazione dei prodotti dalla produzione al consumatore.

Per comprendere a pieno l'importanza del forecasting all'interno di una supply chain risulta opportuno soffermarsi sui principali modelli di gestione di un sistema logistico-produttivo. Tali modelli possono essere ricondotti a due logiche principali, *Make to Order* (MTO) e *Make to Stock* (MTS).

Il modello *Make to Order* si sviluppa all'interno delle tecniche di Lean Manufacturing. In un sistema che opera secondo la logica MTO ogni attore basa le proprie decisioni sulla certezza del successivo utilizzo del risultato del suo processo produttivo. L'intero processo si origina con un'azione proveniente dall'ultimo anello della catena: la produzione inizia solo dopo aver ricevuto un ordine dal cliente. Ciò consente di offrire a quest'ultimo prodotti customizzati e al contempo di ridurre i livelli di stock. Nonostante negli ultimi anni molte catene logistiche si stiano organizzando secondo la logica MTO, che come detto prevede il dimensionamento del sistema sulla base della domanda reale, la combinazione di alcuni fattori fa sì che ciò non sempre sia possibile. In particolare, ogniqualvolta il tempo necessario per lo svolgimento delle attività di acquisto, produzione e distribuzione (lead time) risulta superiore rispetto al tempo di consegna che il cliente si aspetta (delivery time), il sistema non può essere guidato dagli ordini. In tali circostanze prevale la logica *Make to Stock*: la produzione risulta anticipata rispetto all'effettivo concretizzarsi della domanda e i beni stoccati nell'attesa di essere venduti. E' proprio in tali circostanze che il processo di previsione della domanda diviene un valido strumento di supporto alla pianificazione delle attività logistico-produttive, essendo necessario stimare in anticipo la domanda proveniente dal mercato. Nelle imprese con una produzione MTS le previsioni servono per stabilire le quantità di prodotti finiti da lanciare in produzione.

A differenza di quanto possa apparire, anche i sistemi che operano secondo la logica MTO ricorrono a previsioni, le quali sono necessarie per definire gli acquisti di quei componenti che non possono essere ordinati dopo l'acquisizione della richiesta del cliente, per via dei lunghi tempi di consegna. La complessità del processo produttivo e la lunghezza della supply chain determinano spesso la necessità di applicare entrambe le logiche, lavorando

in logica pull (su ordine) sino ad un certo anello della catena e in logica push (su previsione) in tutti gli anelli a monte. Il punto in cui si ha il cambiamento di logica è detto *Customer Order Decoupling Point (CODP)* e la sua posizione varia in base al livello di penetrazione della domanda lungo la catena. In Figura 1.5 vengono rappresentati i cinque modelli produttivi individuati da J.C. Wortmann, in ciascuno dei quali il CODP assume una diversa posizione in base al rapporto tra il lead time cumulativo di produzione e il delivery time. Quando il tempo di consegna atteso è inferiore al tempo necessario per lo svolgimento delle diverse attività, solo le fasi finali possono essere realizzate nei tempi concessi dal cliente e ciò determina un più ampio orizzonte temporale su cui estendere la previsione della domanda.

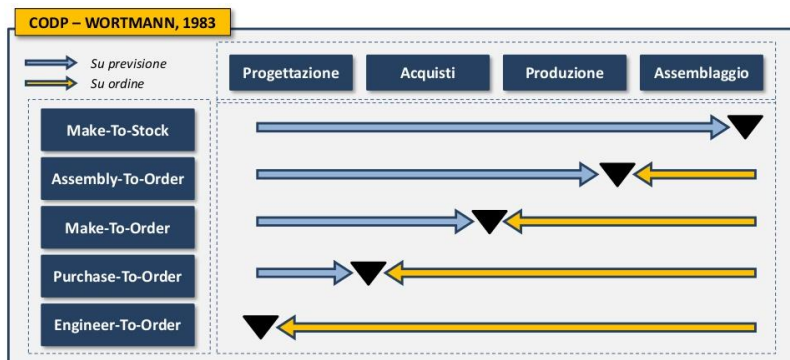


Figura 1.5 – I sistemi produttivi secondo J.C. Wortmann

Al fine di riuscire a conciliare quanto più possibile gli obiettivi di efficacia ed efficienza, ovvero offrire un elevato livello di servizio a costi contenuti, ciascuna supply chain organizzerà se stessa in modo da farsi guidare quanto più possibile dalla domanda reale e ricorrendo quando necessario al processo di previsione, assicurandosi che questo sia il più accurato possibile.

1.2 L'impatto delle previsioni sulla Supply Chain

L'aumento dell'accuratezza previsionale è stato considerato da sempre il principale obiettivo dei miglioramenti nelle attività di previsione delle vendite

aziendali. Ciò risulta giustificato dagli effetti che una maggiore forecast accuracy può avere sulla performance aziendale, in termini di riduzione dei costi e di miglioramento del servizio offerto ai clienti. Il concetto di accuratezza previsionale attiene alla corrispondenza dei valori previsti ai valori effettivi della domanda; consapevoli del fatto che nessuna previsione può essere considerata del tutto affidabile, previsioni accurate consentono di ottenere notevoli benefici, tra i quali:

- **Riduzione delle scorte**

Le capacità di previsione consentono alle aziende di collaborare in modo più efficace con i fornitori per raggiungere livelli di inventario ottimali e ridurre la probabilità di eccedenze o carenze di prodotti. La riduzione delle scorte si traduce in una riduzione del capitale impiegato, degli spazi occupati in magazzino o nei container e del rischio di deperimento o obsolescenza dei prodotti che restano a lungo in attesa di essere consumati.

- **Maggiore soddisfazione del cliente**

Una previsione accurata della domanda garantisce ai consumatori la possibilità di ricevere i propri prodotti senza ritardi nella catena di fornitura. Ciò aumenta la fidelizzazione e la soddisfazione dei clienti.

- **Migliore programmazione della produzione**

Le previsioni di vendita rappresentano dati in input per la definizione del Demand Plan, a partire dal quale viene sviluppato il Master Production Schedule (Piano Principale di Produzione) ed individuato il conseguente fabbisogno di materiali e capacità produttiva. Previsioni accurate determinano, quindi, un miglior allineamento tra la programmazione delle attività di procurement e produzione e le richieste del mercato, eliminando la necessità di apportare continue variazioni ai piani definiti.

- **Riduzione dei costi**

Oltre a ridurre i costi relativi ai materiali inutilizzati, la previsione aiuta anche ad abbattere i costi associati a una serie di altre attività di produzione come l'allocazione e la gestione delle risorse, l'approvvigionamento di materie prime e persino alcune attività di front-office o di contatto con i clienti.

Se da una parte l'accuratezza del processo previsionale determina notevoli benefici, dall'altra non si può prescindere dal considerare il forte impatto che stime errate hanno sulle diverse funzioni aziendali e, più in generale, sull'intera supply chain. Conoscere gli impatti che gli errori di previsione hanno sulla stessa crea una base per la definizione di un obiettivo realistico per l'accuratezza della previsione stessa. In letteratura sono presenti diversi studi relativi alla valutazione degli impatti degli errori di previsione su alcune parti specifiche della catena di fornitura, quali il nervosismo del modello MRP (Ho e Irlanda, 1998), l'incremento dei costi e le carenze di inventario del sistema MRP (Lee e Adam, 1986), l'instabilità della pianificazione e livello di servizio del sistema (Xie et al., 2004).

Gli impatti dovuti agli errori di previsione possono essere riassunti in tre categorie principali:

- Impatti sulla pianificazione
- Impatti sulla capacità
- Impatti sull'inventario

A seconda che l'errore di previsione possa essere espresso in termini di forecast sovra-stimato o sotto-stimato, le implicazioni che ne derivano possono essere diverse.

Forecast sovra-stimato

Una previsione è detta sovra-stimata quando la domanda reale risulta inferiore a quella prevista. Ciò determina:

- eccedenza di stock lungo la catena che si traduce in un incremento di capitale immobilizzato, un incremento dei costi di stoccaggio e trasporto, oltre che a rischi legati a problemi di capacità, danneggiamento e obsolescenza delle scorte;
- costi dovuti ad un inefficiente utilizzo delle risorse umane e logistiche.

Forecast sotto-stimato

Una previsione è detta sotto-stimata quando la previsione è inferiore rispetto alla domanda effettiva. In questo caso tra i principali effetti:

- mancate vendite qualora i prodotti presenti in stock non siano sufficienti a coprire le richieste dei clienti, nei tempi da loro desiderati;
- diminuzione del livello di servizio percepito dal cliente, a causa di consegne mancate o effettuate in ritardo;
- extra costi per cercare di far fronte alla domanda con ordini urgenti, trasporti più rapidi, incremento improvviso della capacità produttiva.

Gli errori nella previsione della domanda rappresentano, inoltre, una tra le principali cause dell'*Effetto Bullwhip*. Noto anche come *Effetto Forrester*, tale fenomeno consiste nell'incremento non lineare della variabilità della domanda lungo la supply chain. Una variazione rilevata dall'ultimo anello viene amplificata lungo l'intera catena, proprio come l'oscillare di una frusta, determinando una distorsione. Tra le principali ed indesiderate conseguenze:

- un'eccedenza di stock lungo tutto la catena;
- un decremento del livello di servizio dovuto ad un assortimento non ottimale, alla possibilità che si verifichino rotture di stock;
- un inefficiente utilizzo di risorse umane e logistiche, dovuto all'incertezza sulla stima degli ordini.

L'effetto Bullwhip appare ancor più rilevante quando le diverse aziende che operano all'interno della supply chain effettuano previsioni indipendenti, modificando i propri piani di approvvigionamento e produzione senza allinearsi con gli altri anelli della catena. Ciò dimostra ancora una volta la necessità di implementare una gestione integrata della supply chain, basata sulla collaborazione ed il coordinamento tra i diversi attori coinvolti.

1.3 La logistica in ambito sanitario

La missione essenziale della logistica e, più in generale, della gestione della catena di approvvigionamento, è quella di raggiungere l'efficienza operativa migliorando al contempo la reattività nei confronti dei clienti. Tale definizione, di carattere generale, risulta essere valida anche in ambito sanitario, pur essendoci in tale contesto peculiarità che meritano particolare attenzione. La mission delle aziende sanitarie è quella di erogare le prestazioni mediche necessarie a garantire il buono stato di salute del paziente,

offrendogli un servizio tempestivo, efficace e qualitativamente adeguato alle aspettative. Con il termine *Logistica Sanitaria* si fa riferimento al coordinamento delle operazioni che concorrono ad erogare il servizio richiesto dal paziente. Analogamente a quanto accade nelle aziende operanti in ambito industriale o commerciale, la corretta gestione del flusso di materiali ed informazioni è determinante affinché possa essere fornita una risposta adeguata in termini di efficienza ed efficacia. Gli approvvigionamenti, così come le attività di gestione dell'inventario, diventano in tal senso un processo strategico completamente orientato all'aumento della qualità del servizio.

Per quanto concerne il flusso dei materiali, i farmaci rappresentano la categoria che richiede maggiore attenzione ed una gestione estremamente puntuale; caratterizzati da un valore medio-alto per singola unità, necessitano spesso spazi di stoccaggio ad hoc, oltre a dover essere sottoposti ad un attento controllo in relazione alle date di scadenza. A questi si uniscono molti altri beni sanitari, quali dispositivi medici, materiale per laboratori di analisi, materiale radiografico, strumentario chirurgico, materiali non strettamente farmacologici, ma comunque impiegati a supporto dei processi sanitari e senza i quali questi ultimi non potrebbero essere svolti. Garantire un'adeguata disponibilità di materiali e beni necessari per lo svolgimento delle prestazioni, in termini sia qualitativi che quantitativi, è un obiettivo che non può essere raggiunto semplicemente incrementando il livello di scorte. Tale scelta, indesiderata all'interno di ogni realtà aziendale, determina significative inefficienze in ambito sanitario. Tra i principali effetti:

- un'elevata inefficienza dei farmaci, legata alla elevata probabilità che diverse confezioni tra quelle a scorta scadano, determinando l'esigenza di distruggerle;
- un forte impegno finanziario per l'azienda, connesso all'esigenza di anticipare notevolmente rispetto all'utilizzo l'acquisto di materiali anche molto costosi, immobilizzando una elevata quantità di capitale circolante;
- la necessità di incrementare lo spazio destinato allo stoccaggio o l'eccessivo riempimento degli spazi di stoccaggio disponibili.

Contestualmente è fondamentale evitare che si verifichino situazioni di stock-out; l'impatto di eventuali ritardi o mancanze di farmaci o altri beni influisce direttamente sul livello di assistenza fornita al paziente, motivo per cui i costi di uno stock-out non possono essere espressi solo in termini monetari, ma comprendono aspetti ben più ampi.

Un'attenta gestione del flusso di materiali sanitari e attrezzature diventa un fattore cruciale per mantenere elevati standard e ridurre al contempo i costi. In particolare, i materiali rivestono un ruolo fondamentale poiché le spese per la logistica e la gestione degli approvvigionamenti hanno un impatto considerevole sui budget in ambito sanitario (Persona, Battini, Rafele, 2008). La necessità di migliorare le performance operative dei sistemi sanitari è oggetto di numerosi studi nella letteratura scientifica (Hollingsworth, 2008) che si focalizzano sul paziente, sulla gestione dei materiali, sull'organizzazione delle attività operative e aziendali. L'ambito logistico risulta di notevole interesse alla luce dell'elevato peso che tali attività possono avere sulla struttura dei costi aziendali (Landry, Philippe, 2004). Inoltre, è importante sottolineare come spesso i problemi che impediscono alle aziende sanitarie di erogare cure tempestive ed efficaci siano riconducibili ad aspetti di carattere logistico-produttivo, come mancanza di materiale adeguato o ritardi e lunghi tempi d'attesa.

La complessità che caratterizza la supply chain delle aziende sanitarie, ed in particolar modo quella ospedaliera, ha condotto alla distinzione tra *macro logistica* e *micro logistica* (Villa, 2012). La macro logistica comprende tutte le operazioni di gestione dei flussi di materiale e delle relative informazioni tra i diversi attori della rete che si svolgono prevalentemente all'esterno della struttura sanitaria. Vengono gestiti i flussi di farmaci, presidi, attrezzature, materiali di consumo dal punto di origine, rappresentato dai produttori, fino all'ingresso dell'ospedale o talvolta all'ingresso dei singoli reparti. Gli attori che operano in tale ambito sono generalmente operatori logistici, esperti del settore. La micro logistica si occupa, invece, della gestione delle scorte e della corretta somministrazione di farmaci e altri presidi al paziente; riguarda, dunque, i flussi che si svolgono all'interno dei singoli reparti e, a differenza del caso precedente, gli attori coinvolti sono coloro che poi erogano il servizio

al paziente, ovvero medici o infermieri. In questo ambito il grado di specializzazione è piuttosto basso e la capacità di prendere decisioni di tipo logistico si rivela spesso inadeguata.

Nonostante molti studi confermino come una gestione integrata della catena di fornitura riduca i costi organizzativi, i tempi di ciclo e porti a prestazioni più elevate senza compromettere la qualità, il settore sanitario è costantemente in ritardo rispetto al settore commerciale nell'implementazione dei principi del SCM. In primo luogo le aziende sanitarie si trovano a dover gestire diverse tipologie di materiali, caratterizzati da esigenze gestionali marcatamente diverse; come naturale conseguenza della diversità di beni, la responsabilità organizzativa della funzione logistica risulta spesso frammentata e dispersa tra più unità organizzative, che operano in maniera indipendente. Tra i principali fattori che hanno determinato la mancanza di integrazione dei processi logistico-produttivi (Cagliano, Grimaldi, Rafele, 2018):

- Politiche gestionali di breve termine e frequenti mutamenti direzionali;
- Frequenti modifiche normative;
- Flussi informativi confusi;
- Difficoltosa introduzione e standardizzazione degli strumenti informatici;
- Carenza e rotazione delle risorse umane;
- Resistenza al cambiamento e cristallizzazione nei ruoli;
- Assenza di autorità di gestione trasversali;
- Carenza di progettazione unificata dei processi e di visione trasversale: “logica dei silos”.

Analogamente alle realtà industriali e commerciali, anche le aziende sanitarie si trovano oggi ad operare in un contesto caratterizzato da continui mutamenti. Ciò rende la gestione organizzativa notevolmente più complessa, aumentando parallelamente le transazioni messe in atto al loro interno. Ne consegue la necessità di dedicare maggiore attenzione allo sviluppo e all'implementazione di logiche manageriali capaci di creare valore. Le ragioni che stanno alla base di tale attenzione sono principalmente la riduzione dei costi e lo spreco di risorse, insieme alla volontà di offrire elevati livelli di servizio al cliente, garantire la sicurezza dei pazienti e la salute pubblica (Uthayakumar e Priyan).

I progressi nella tecnologia, insieme ai crescenti investimenti nei sistemi informativi della catena di fornitura, hanno determinato la disponibilità di una gran quantità di dati relativi sia ai piani di cura che agli ordini di acquisto. Molte aziende sanitarie dispongono oggi di dati storici sui consumi effettuati durante periodi piuttosto lunghi che ben si prestano ad analisi previsionali accurate. Alla luce dell'importanza che la disponibilità di materiali e beni sanitari assume in ambito sanitario, il processo di previsione della domanda rappresenta uno strumento particolarmente utile.

In luoghi specifici, come la suite chirurgica, la tecnologia di previsione può essere utilizzata per prevedere la domanda in base alla pianificazione dell'ospedale, ai dati demografici dei pazienti e persino alle esigenze stagionali. Tra i principali vantaggi livelli di inventario ridotti in sala operatoria, minori costi per la preparazione del caso e tassi di riempimento e livelli di servizio migliori. A ciò si unisce spesso un aumento della soddisfazione clinica, della produttività e anche della sicurezza dei pazienti.

1.4 Casi Studio

1.4.1. Demand forecasting in pharmaceutical supply chains: A case study

L'industria farmaceutica è conosciuta come una delle più forti nei settori di R&D che ha prestato relativamente meno attenzione allo sviluppo della tecnologia legata alla supply chain. Gli elevati margini ottenuti dalle vendite di prodotti originali hanno permesso all'industria di sostenere elevati costi di gestione, ma la scadenza dei brevetti e, di conseguenza, un notevole aumento del numero di società di produzione generiche, stanno richiedendo all'industria farmaceutica di prestare attenzione alle sfide della domanda futura, confermando così l'importanza dell'efficacia di una gestione integrata. Nonostante l'accuratezza delle previsioni sia ancora una grande sfida nell'industria farmaceutica, nell'articolo *Demand forecasting in pharmaceutical supply chains: A case study* gli autori G. Merkurjevaa, A. Valbergab e A. Smirnov propongono una procedura integrata per la previsione della domanda nella catena di approvvigionamento farmaceutica. Viene

presentato un caso studio per la fornitura di prodotti farmaceutici da un grossista a una società di distribuzione operante in un mercato emergente; vengono proposti tre diversi metodi di previsione.

Caso Studio

PharmaLog funge da grossista e fa parte di una catena di approvvigionamento di prodotti farmaceutici; fornisce un collegamento tra le imprese manifatturiere dell'UE e la CSI e i distributori in Asia centrale (*Figura 1.6*).

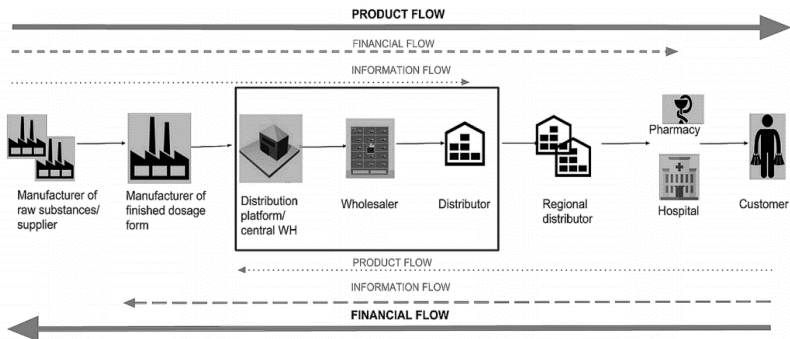


Figura 1.6 – Flussi e attori coinvolti nella supply chain di prodotti farmaceutici

Il distributore affiliato *PharmaDis* si trova nel mercato emergente e rivende solo prodotti sul mercato. Mentre *PharmaDis* ha accesso diretto ai dati di mercato e di vendita, *PharmaLog* ha accesso ai dati forniti dai produttori (dati storici di vendita, disponibilità dei prodotti, modifiche future dei prodotti, scorte, marketing pianificato, etc.). *PharmaDis* è una startup e deve far fronte alle crescenti sfide nella previsione della domanda. Operando da meno di un anno in un contesto di mercati emergenti, non soltanto mancano insieme di dati storici, ma quelli presenti sono caratterizzati da elevata volatilità. Di conseguenza, i dati disponibili per la previsione della domanda hanno fluttuazioni relativamente elevate.

Attualmente, gli ordini di acquisto sono generati in base alla domanda di prodotto prevista dai distributori regionali in base ai dati di vendita e scorte disponibili sulla piattaforma di distribuzione. La funzione di previsione della domanda viene eseguita dal grossista utilizzando i dati di vendita di mercato

del distributore. La previsione settimanale viene calcolata in base alla media mobile delle ultime 13 settimane di vendita. La disponibilità di dati di mercato e l'accesso ai dati del produttore forniscono un terreno sufficiente per stabilire previsioni collaborative come progetto congiunto di due società.

Approccio utilizzato

L'algoritmo generale utilizzato per la previsione dei prodotti sul mercato include i seguenti passaggi principali:

- Analisi del trend del set di dati storici per esaminare le prestazioni del mercato e del prodotto
- Applicazione degli effetti degli eventi ex-trend che si verificano ma non si riflettono nei dati storici
- Conversione dei dati di tendenza nei risultati previsionali. Nel caso più semplice, l'andamento dei dati storici viene eseguito disegnando una linea proiettata (tendenza) nel futuro.

Esperimenti

Nel caso studio sono stati eseguiti esperimenti di previsione della domanda per uno specifico prodotto farmaceutico ACT0002UZ01. I dati di vendita settimanali per il prodotto contengono 41 punti dati. Vengono studiati tre scenari sperimentali basati sull'applicazione di diversi metodi di previsione: il metodo della media mobile semplice, la regressione lineare multipla e la regressione simbolica con programmazione genetica. Per gli scenari di regressione, sono stati presi in considerazione i seguenti fattori che potenzialmente influenzano la domanda del prodotto: il listino prezzi del distributore, il prezzo di vendita scontato del prodotto, il numero di vendite settimanali in un mese e il tasso di cambio medio settimanale.

Scenario 1

Il primo scenario previsionale è basato sul metodo della Media Mobile Semplice (SMA). I calcoli previsionali sono stati eseguiti per un numero di periodi pari a 4 e a 13 settimane tenendo conto della frequenza media delle fluttuazioni dei dati e sulla base della prassi generale applicata nelle aziende operanti nei mercati emergenti. In entrambi i casi, l'errore assoluto è elevato

rispetto alla domanda totale osservata (Tabella 1). Con la media delle deviazioni assolute in tutti i periodi (MAD), la deviazione standard stimata dell'errore di previsione è grande rispetto ai dati effettivi. Infine, la previsione sembra essere distorta e sottostimata poiché un intervallo di valori del segnale di tracciamento (TS) scende al di sotto di -6 e raggiunge i suoi valori minimi, -8,3 e -6,2. Il modello SMA si basa su previsioni adattive; consente di aggiornare il valore medio mobile della domanda dopo la visualizzazione di ogni osservazione e quindi reagisce alle ultime variazioni del modello di domanda. Nell'esperimento i dati storici sulla domanda sono troppo complicati e non corrispondono chiaramente alle fluttuazioni periodiche della domanda. Ecco perché il modello SMA genera previsioni di vendita incoerenti e imprecise.

Scenario 2

Nella seconda serie di esperimenti, l'analisi di correlazione e regressione lineare è stata condotta per determinare la relazione causale tra la domanda del prodotto e i fattori che influenzano la stessa. Sono stati costruiti due modelli di regressione sequenziale. Ogni modello è rappresentato da un'equazione algebrica lineare con più di una variabile indipendente.

Nell'iterazione 1 è stato costruito un modello di regressione lineare con 3 variabili indipendenti: il prezzo di base, il prezzo scontato e un numero di vendite settimanali per un mese (WeekNoM). In questo caso, i risultati per la correlazione mostrano una forte relazione tra la domanda del prodotto e il prezzo scontato del prodotto, mentre la variabile WeekNoM viene presa in considerazione solo sulla base del giudizio degli esperti. Di conseguenza, l'equazione di regressione della domanda appare come segue:

$$\text{Domanda} \approx 17660 - (0,089 \cdot \text{PrezzoBase}) - (0,75 \cdot \text{PrezzoScontato}) + (42824 \cdot \text{WeekNoM}) \quad (1)$$

Poiché il P value è pari a 0,678, l'effetto del prezzo di base non è considerato statisticamente significativo e quindi escluso da ulteriori considerazioni. Nell'iterazione 2, il modello di regressione della domanda con due variabili indipendenti è descritto dalla seguente equazione:

$$\text{Domanda} \approx 15876 - (0,752 \cdot \text{PrezzoScontato}) + (43128 \cdot \text{WeekNoM}) \quad (2)$$

Rispetto al modello SMA, l'errore assoluto e la deviazione assoluta media sono inferiori di oltre il 50% in caso di previsioni basate sulla regressione (cfr. tabella 1). I grafici previsionali calcolati in base ai modelli di regressione sequenziale sono mostrati in *Figura 1.7*.

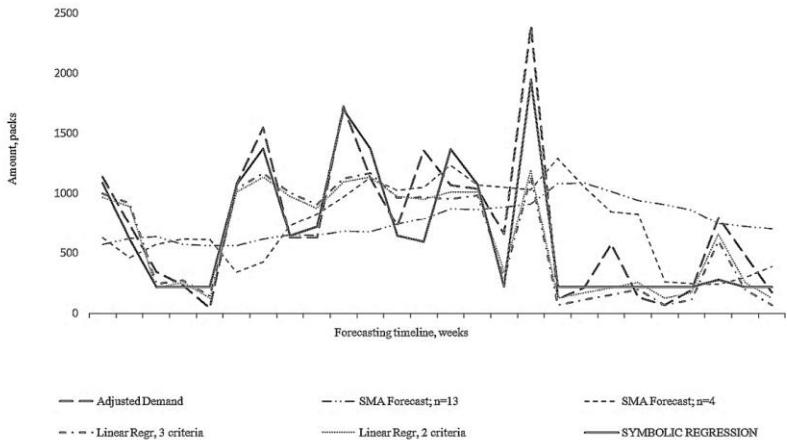


Figura 1.7 - Confronto tra i dati storici e le previsioni della domanda ottenute mediante l'applicazione di tre diverse metodi

Le regressioni lineari mostrano risultati migliori rispetto al modello SMA e hanno migliore capacità di riprodurre il comportamento del modello di domanda. Tuttavia, manca ancora la capacità di prevedere con precisione il picco di domanda delle vendite. L'intervallo TS scende al di sotto di -6 e le previsioni sono ancora considerate costantemente sottostimate. Inoltre, è necessario che vengano presi in considerazione fattori diversi dal prezzo che possono influenzare la domanda, come le dimensioni e l'invecchiamento della popolazione, il rapporto uomo/donna, etc.

Scenario 3

Nell'ultima serie di esperimenti viene costruito un modello di previsione simbolico basato sulla regressione. La regressione simbolica consente di

trovare espressioni matematiche in una forma simbolica che meglio si adatta ai dati di problema e prevede una variabile dipendente da variabili esplicative con il minimo errore. La struttura del modello non è predefinita e devono essere determinate sia la forma simbolica che i coefficienti per le variabili. Il set di dati del problema è lo stesso analizzato nello scenario di regressione lineare, nella seconda iterazione. Il numero massimo di generazioni è definito sperimentalmente pari a 50 e la dimensione della popolazione è pari a 1000 individui. Il fit del modello è valutato dal coefficiente di Pearson R^2 . I nodi dell'albero disponibili sono valori reali costanti in un intervallo di $[-20; 20]$, variabili esplicative, funzioni aritmetiche, esponenziali e logaritmiche. In questo scenario sono stati eseguiti 25 esperimenti e il modello che mostra il miglior fitting si esprime in forma esponenziale:

$$\text{Domanda} \approx (\text{EXP}(\text{EXP}(\frac{1}{(1/(-0889 \cdot \text{WeekNoM}) + 0,362)})) + 27444,607)/(0,413 \cdot \text{PrezzoScontato})) \cdot 4,885E - 10 + 212,491 \quad (3)$$

Il modello si adatta ai dati con valori del coefficiente elevati: $R^2 \approx 0,934$ per il set di prova e $R^2 \approx 0,824$ per il set utilizzato per il test. Mostra un maggior livello precisione rispetto a un modello lineare (2) ottenuto a partire dagli stessi dati. I parametri delle prestazioni del modello sono riportati nella tabella 1. In particolare, la regressione simbolica con un'applicazione della programmazione genetica ha mostrato i più bassi valori in termini di errore assoluto e MAD in tutti gli scenari di previsione e gli esperimenti.

I risultati degli esperimenti di previsione della domanda sono stati discussi da esperti invitati che operano nel campo della logistica e gestione della catena di approvvigionamento nell'azienda farmaceutica. La previsione basata sulla regressione simbolica è stata selezionata come metodo più appropriato.

Tabella 1: Stime di errore relative alla previsione della domanda per tutti gli esperimenti.

Forecasting method	Total Demand	Absolute Error	MAD	Standard deviation of forecast error	TS Interval
SMA for n =13	19 754	13 577	12 361	15 451	[-8.3, 4.8]
SMA for n =4	19 754	11 964	12 465	15 581	[-6.2, 1.1]
Linear regression,3 cr.	19 754	6 224	5 725	7 156	[-16.0, 1.8]
Linear regression,2 cr.	19 754	5 718	5 606	7 007	[-15.2, 0.4]
Symbolic Regression	19 754	4704	3 741	4 676	[-12.7, 0.3]

1.4.2 Reducing uncertainty in demand for blood

Le principali sfide affrontate in ambito sanitario includono l'incertezza nella domanda, nella gestione dell'inventario e degli ordini, nella scadenza e nelle risorse umane limitate (Privett e Gonsalvez). La mancanza di informazioni accurate, come le informazioni sulla domanda, può indurre la direzione a prendere decisioni sugli ordini che comportano uno spreco di risorse e costi sanitari elevati. Ciò è particolarmente critico quando il prodotto in questione ha una breve durata

Caso studio

La ricerca condotta da Sima M. Förtsch e Elena A. Khapalova si propone di determinare i modelli di previsione ottimali per la domanda mensile di sangue, consentendo così agli ospedali e alle banche del sangue di ridurre l'incertezza nella domanda. Ulteriori benefici riguardano l'abbassamento dei costi, la riduzione dello spreco di sangue e la conservazione di risorse limitate. I dati sulla domanda giornaliera sono stati ottenuti da un centro del sangue di New York per il periodo compreso tra Gennaio 2006 e Dicembre 2012.

Approcci utilizzati

Sono stati utilizzati più approcci per prevedere la domanda. Nonostante in generale si possa pensare che il modello di previsione adeguato dipenda dal particolare gruppo sanguigno, lo studio mostra che non sono necessari più modelli e che una tecnica di previsione può essere utilizzata per tutti i tipi di sangue. Tra le diverse tecniche implementate, al termine dello studio la metodologia Box-Jenkins si è dimostrata la scelta ottimale, in quanto ha fornito previsioni accurate per la domanda totale di sangue (TBD) e per tutti i singoli gruppi sanguigni ad eccezione del tipo A-.

Dai dati raccolti è emerso che la richiesta di sangue varia a seconda del giorno della settimana; come emerge dalla Tabella 2 la domanda risulta più alta il giovedì e più bassa nei fine settimana, dunque l'andamento non è stazionario.

Tabella 2: Domanda quotidiana di sangue.

Da gennaio 2006 a dicembre 2012								
Giorno	Domenica	Lunedì	martedì	mercoledì	giovedì	Venerdì	Sabato	Settimana
%	6%	18%	17%	17%	22%	14%	7%	100%
Giornaliera								
(sangue)								

Per poter applicare approcci di previsione come Box-Jenkins e VARMA è necessario riuscire ad avere coerenza nella variabilità della domanda di sangue, ovvero rendere stazionari i dati. A tal fine si è scelto di aggregare la domanda di quattro settimane consecutive per creare un mese "artificiale".

Esperimenti

All'interno dello studio sono stati implementati sei diversi modelli di previsione della domanda: Naïve, Moving-Average con periodo pari a 4 (4P_MA), Exponential Smoothing (ES), Time-Series-Decomposition (TSD), Autoregressive Moving-Average (ARMA), noto anche come approccio Box – Jenkins, e Vector Autoregressive Moving Average (VARMA).

Tali modelli sono stati scelti con cura dopo aver esaminato le caratteristiche della domanda e aver individuato i parametri caratterizzanti ciascuno di essi. Gli errori dei modelli di previsione sono stati confrontati misurando RMSE (errore quadratico medio radice) e MAPE (errore percentuale assoluto medio). Sono stati inoltre confrontati gli errori percentuali medi (MPE) per garantire che i modelli non fossero distorti. In Tabella 3 sono riportati i valori RMSE, MAPE e MPE per ogni modello, sia per la domanda totale di sangue che per i singoli gruppi. Mentre i valori di MAPE e MPE sono cambiati così marginalmente utilizzando vari modelli di previsione da rendere un professionista riluttante a fare affidamento tali misure, il valore di RMSE spesso è cambiato in modo tale da guidarci verso la scelta del miglior modello di previsione. I risultati mostrano che la tecnica Box-Jenkins può standardizzare e snellire il processo di previsione, in quanto non rende necessario l'uso di diversi modelli per diversi gruppi sanguigni. ARMA è risultato essere il modello di previsione superiore per 8 serie temporali su 9,

indipendentemente dal prodotto: l'eccezione è il gruppo sanguigno A- per il quale il TSD era un modello di previsione superiore da utilizzare.

Tabella 3: Misure di accuratezza per TBD e ciascun gruppo sanguigno.

	TBD (1 / 2006-12 / 2012)					B + (1 / 2006-12 / 2012)					
	Ingenuo	4P_MA	ES	TSD	ARMA (3, 2)	Ingenuo	4P_MA	ES	TSD	ARMA (3, 1)	
RMSE	1576	1008	911	1169	414	RMSE	321	174	166	213	93
MAPE	4	3	2	3	1	MAPE	7	4	4	5	2
MPE	0.00	-0,001	0.00	0.00	-0,001	MPE	0.00	-0,005	-0,005	-0,002	-0,001
	O + (1 / 2006-12 / 2012)					B - (1 / 2006-12 / 2012)					
	Ingenuo	4P_MA	ES	TSD	ARMA (2, 2)	Ingenuo	4P_MA	ES	TSD	ARMA (3, 3)	
RMSE	823	478	446	489	263	RMSE	96	50	2812	46	38
MAPE	5	3	3	3	2	MAPE	12	7	455	6	5
MPE	0.00	-0,001	0.00	-0,001	-0,001	MPE	-0,003	-0,002	-4,59	-0,006	0.001
	O - (1 / 2006-12 / 2012)					AB + (1 / 2006-12 / 2012)					
	Ingenuo	4P_MA	ES	TSD	ARMA (3, 3)	Ingenuo	4P_MA	ES	TSD	ARMA (1, 1)	
RMSE	246	137	132	128	99	RMSE	72	30	30	31	26
MAPE	8	4	4	4	3	MAPE	15	7	7	7	6
MPE	-0,001	0.005	0.007	-0,005	0.005	MPE	-0,009	-0,013	-0,017	-0,007	-0,004
	A + (1 / 2006-12 / 2012)					AB - (1 / 2006-12 / 2012)					
	Ingenuo	4P_MA	ES	TSD	ARMA (3, 1)	Ingenuo	4P_MA	ES	TSD	ARMA (2, 1)	
RMSE	653	413	389	515	194	RMSE	31	13	13	12	12
MAPE	6	3	3	5	2	MAPE	22	9	9	9	8
MPE	-0,001	-0,004	-0,003	0.00	0.00	MPE	-0,015	-0,015	-0,022	-0,014	-0,020
	A - (1 / 2006-12 / 2012)										
	Ingenuo	4P_MA	ES	TSD	ARMA (1, 1)						
RMSE	211	91	88	86	91						
MAPE	10	4	5	4	4						
MPE	-0,002	-0,002	-0,003	-0,002	0.001						

La Tabella 4 mostra i parametri per i migliori modelli ARMA per gruppo sanguigno. Tali parametri possono essere utilizzati per prevedere le richieste mensili per la domanda totale e per i singoli gruppi sanguigni.

Tabella 4: Modelli e parametri ARMA per TBD e ciascun gruppo sanguigno.

Gruppo sanguigno	Miglior modello	Parametri (<i>p</i> -i valori sono tra parentesi); <i>p</i> -value ≤ 0.05 shows significance
TBD	(3, 2)	$Y(t) = \underset{(0.91)}{-36.6} - \underset{(0.00)}{1.89Y(t-1)} - \underset{(0.00)}{1.51Y(t-2)}$ $- \underset{(0.00)}{0.35Y(t-3)} - \underset{(0.00)}{1.63a(t-1)} - \underset{(0.00)}{0.96a(t-2)} + 849$
O+	(1, 1)	$Y(t) = \underset{(0.54)}{1.82} + \underset{(0.00)}{0.47Y(t-1)} + \underset{(0.00)}{0.316a(t-1)}$ $+ \underset{(0.00)}{0.96a(t-1)} + 423$
O-	(3, 4)	$Y(t) = \underset{(0.00)}{11.30} - \underset{(0.00)}{0.92Y(t-1)} - \underset{(0.00)^a}{0.17Y(t-2)}$ $+ \underset{(0.01)}{0.55Y(t-3)} - \underset{(0.16)^a}{0.34a(t-1)} + \underset{(0.00)}{0.67a(t-2)}$ $+ \underset{(0.00)}{0.88a(t-3)} - \underset{(0.58)^a}{0.14a(t-4)} + 100$
A+	(3, 1)	$Y(t) = \underset{(0.80)}{-19.49} - \underset{(0.00)}{1.24Y(t-1)} - \underset{(0.00)}{0.65Y(t-2)}$ $- \underset{(0.00)}{0.30Y(t-3)} - \underset{(0.00)}{0.97a(t-1)} + 372$
A-	(1, 1)	$Y(t) = \underset{(0.34)}{-0.07} - \underset{(0.68)^b}{0.04Y(t-1)} - \underset{(0.00)}{0.89a(t-1)} + 88$
B+	(1, 1)	$Y(t) = \underset{(0.5)}{-4.84} + \underset{(0.92)^c}{0.01Y(t-1)} + \underset{(0.00)}{0.58a(t-1)} + 165$
B-	(1, 1)	$Y(t) = \underset{(0.03)}{0.75} + \underset{(0.09)^d}{0.18Y(t-1)} + \underset{(0.00)}{0.97a(t-1)} + 45$
AB+	(1, 1)	$Y(t) = \underset{(0.33)}{-1.282} - \underset{(0.02)}{0.31Y(t-1)} - \underset{(0.00)}{0.57a(t-1)} + 29$
AB-	(1, 2)	$Y(t) = \underset{(0.38)}{-0.31} - \underset{(0.00)}{0.92Y(t-1)} - \underset{(0.12)^e}{0.11a(t-1)}$ $+ \underset{(0.00)}{0.85a(t-2)} + 12.8$

Sebbene la metodologia Box-Jenkins sia appropriata per prevedere la domanda di un singolo prodotto (caso univariato), per prevedere una categoria di prodotti (caso multivariato) risulta opportuno ricorrere ad un altro modello, VARMA multivariato. Ciò è dovuto al fatto che il modello VARMA riesce ad includere la relazione tra le richieste dei gruppo sanguigni così come i movimenti storici richiesti per ogni singolo gruppo sanguigno. Come mostrato in Tabella 5, tutti i modelli VARMA presentano errori di previsione inferiori

rispetto ai modelli univariati ARMA, ad eccezione dei casi in cui $q=3$, ovvero per i modelli VARMA (3, 3) e (2, 3). Ciò ha indicato che i modelli VARMA sono più robusti all'errata identificazione del numero di errori di previsione storici (cioè ritardi di p e q) rispetto ai modelli ARMA.

Tabella 5: Confronto delle prestazioni: modelli VARMA rispetto ai modelli ARMA.

Errori di previsione	Baseline	Modelli VARMA (Includere tutti gli 8 gruppi sanguigni che insieme formano TBD)								
	TBD									
	ARMA	(3, 2)	(1, 1)	(2, 1)	(3, 1) *	(1, 2)	(1, 3)	(2, 2)	(3, 2)	(2, 3)
RMSE	414	371	367	366	368	386	378	382	437	417
MAPE	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
MPE	-0.0012	0.0002	0.0002	0.0002	0.0002	0.0002	0.0003	0.0003	0.0002	0.0002

Analogamente a ARMA, tale approccio richiede un pacchetto statistico specializzato. Infine, sebbene la metodologia VARMA multivariata sia la più adatta per la previsione della domanda di più prodotti e il modello sembra essere robusto per valori di ritardo scelti in modo errato di p e q (fintanto che sono ragionevolmente vicini), per applicare questa tecnica il professionista deve avere una comprensione più avanzata dell'econometria e dei test speciali del modello. L'approccio Box-Jenkins, d'altra parte, è molto più facile da applicare e, molto probabilmente, sarà di utilità più pratica per i centri ematologici.

Capitolo 2

Tecniche di previsione della domanda

Le tecniche previsionali oggi disponibili sono molteplici. In letteratura i modelli previsionali sono classificati in metodi qualitativi o soggettivi e in metodi quantitativi o oggettivi. La scelta di un particolare modello dipende fortemente dalle caratteristiche della domanda che si intende prevedere; cionostante ogni processo di previsione presenta alcune fasi comuni, l'individuazione delle quali ne facilita l'implementazione. Raggiungere elevati livelli di accuratezza previsionale è fondamentale per poter fare affidamento sulle previsioni generate; la misurazione degli errori risulta, infatti, importante tanto quanto la corretta scelta del metodo.

2.1 Le caratteristiche della domanda

La variazione della domanda nel tempo può essere ricondotta a diversi fattori che risultano, a seconda delle loro caratteristiche, più o meno prevedibili. In generale, qualsiasi tipologia di domanda osservata presenta due componenti:

Componente sistematica, D_t : dovuta all'azione individuabile e misurabile di cause determinabili; questa misura il valore atteso della domanda.

Componente casuale, ε_t : definita per esclusione come la parte di domanda osservata che devia dalla componente sistematica. L'entità di questa componente non può essere prevista a causa della natura aleatoria degli eventi che la costituiscono; è possibile, tuttavia, ricavare una stima della sua dimensione e variabilità.

La componente sistematica risulta essere a sua volta costituita da:

Componente stagionale, S_t : definita come l'andamento ricorrente e regolare della domanda nell'arco dell'anno; è caratterizzata da un andamento oscillatorio con ciclo di ampiezza e periodo costante nel tempo.

Componente tendenziale, T_t : la tendenza o trend rappresenta il tasso di variazione della domanda a lungo termine e può essere positivo, negativo o nullo; durante l'intero ciclo di vita del prodotto può variare diverse volte come conseguenza del cambiamento di uno o più fattori capaci di influire sul mercato.

Componente ciclica, C_t : è caratterizzata da ampie oscillazioni nell'andamento della domanda che hanno solitamente una durata di uno o due anni. Il ciclo, visto a breve termine, può presentare una tendenza al rialzo o al ribasso.

Al fine di ottenere una previsione che sia quanto più accurata possibile è fondamentale conoscere i diversi fattori collegati alla domanda, in primis i livelli di domanda passati, lo stato attuale del sistema economico, i dati relativi al prezzo di vendita; solo essendo in possesso di gran parte di questi dati, infatti, è possibile individuare con precisione la tecnica di previsione più adatta al bene e al settore di mercato oggetto di analisi.

La Figura 2.1 mostra una rappresentazione grafica delle componenti sopra descritte:

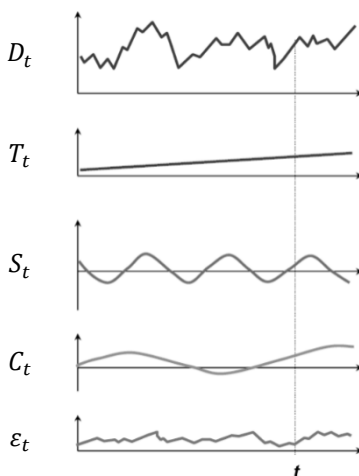


Figura 2.1 – Rappresentazione grafica delle principali componenti della domanda

2.2 Il processo di previsione della domanda

Il processo di previsione della domanda, cui spesso ci si riferisce con l'espressione *Demand Forecasting*, è definito come l'insieme delle attività tese a prevedere quale sarà l'evoluzione, qualitativa e quantitativa, della

domanda di un prodotto o servizio in un determinato intervallo temporale. Il processo di previsione si articola in alcune fasi, presentate di seguito.

Analisi dei processi decisionali

Il processo di previsione non può aver inizio senza aver prima analizzato il processo decisionale che si intende supportare. In questa prima fase viene impostato l'output di base del processo di previsione (definizione del prodotto, time bucket, domanda di mercato, scelta dell'orizzonte previsionale e della frequenza degli aggiornamenti). Ciò porta alla definizione di una corretta gerarchia della previsione, in funzione degli obiettivi da raggiungere. Se il processo di previsione è troppo dettagliato, l'output è troppo impreciso; d'altra parte, se il processo di previsione è troppo aggregato, l'output è generico e difficilmente aiuta il decisore.

Raccolta dati

La previsione, come qualsiasi altra statistica, risulta fortemente condizionata dal set di dati utilizzati per calcolare la stessa; in altri termini, la qualità delle previsioni finali dipende, tra le altre cose, dalla qualità e quantità dei dati e delle informazioni utilizzate per generare la previsione. Quali siano le informazioni chiave per ottenere una buona stima è un aspetto che non può essere definito in maniera univoca, in quanto la rilevanza stessa delle informazioni dipende dallo specifico problema di previsione. Ciononostante alcune considerazioni di carattere generale possono risultare utili al fine di non tralasciare o considerare erroneamente le variabili in oggetto. La previsione cerca di prevedere il comportamento futuro di una variabile esogena, nel caso in questione, la domanda futura.

E' bene, dunque, che come input del processo di previsione sia utilizzata la domanda, piuttosto che le vendite. La disponibilità dei prodotti censura, infatti, la domanda dei clienti, i quali non possono acquistare più di quanto è effettivamente disponibile. (Brandimarte e Zotteri, 2007)

Analisi della domanda

Al fine di ottenere una stima del livello di domanda futura non si può prescindere dall'analizzare l'andamento e le caratteristiche della domanda

reale. Come approfondito di seguito, tutte le tecniche di previsione di tipo quantitativo prevedono assunzioni circa il modello e le caratteristiche della domanda. Risulta evidente, dunque, l'importanza di individuare l'entità delle diverse componenti della domanda (cfr. paragrafo 2.1) e di farne un uso appropriato; ad esempio, il fatto di considerare una componente stagionale come se fosse una tendenza falserebbe tutta la previsione.

Selezione della tecnica di previsione e messa a punto dei parametri

Il quarto step del processo di previsione ha l'obiettivo di individuare il modello più adeguato da utilizzare. Nel caso di situazioni poco complesse la scelta ricade generalmente su uno dei modelli esistenti. Tuttavia, la crescente complessità del contesto socio-economico in cui le imprese si trovano ad operare è tale da richiedere spesso il ricorso a metodi più articolati, in alcuni casi costruiti ad hoc; è il caso di quei contesti in cui la domanda presenta caratteristiche uniche, difficilmente analizzabili mediante i metodi tradizionali. Di pari importanza alla scelta del modello risulta la definizione dei relativi parametri, dai quali dipende la bontà della previsione. La selezione di un modello dovrebbe essere basata sulla sua capacità di prevedere la domanda futura; l'incertezza intrinseca nel concetto di futuro rende difficile la selezione del modello "migliore". Coloro che si occupano di previsione giudicano la qualità di un modello osservando la loro capacità di generare piccoli errori. Un approccio diffuso è quello di osservare quali sarebbero state le prestazioni del modello di previsione se fosse stato utilizzato in passato. Nonostante questa sia spesso l'unica alternativa possibile, non risulta di certo essere la migliore: assumendo implicitamente l'invariabilità del modello di domanda, eventuali cambiamenti della stessa non verrebbero in alcun modo rilevati, generando così una previsione del tutto inaffidabile.

Generazione della previsione

Una volta selezionato il modello e impostati i parametri, è possibile iniziare a usarli per generare previsioni della domanda. Durante questa fase, i dati vengono elaborati e le previsioni utilizzate per prendere decisioni.

Misurazione degli errori di previsione

Nonostante venga spesso trascurata, tale fase riveste un ruolo rilevante in un'ottica di miglioramento del processo di previsione; è proprio partendo dagli errori rilevati che è possibile, infatti, migliorare la qualità del lavoro nel tempo. Da ciò l'importanza di tenere costantemente traccia degli errori, in modo da individuare qualsiasi incoerenza tra il modello e il comportamento della domanda corrente, che in contesti reali è dinamico e richiede, quindi, accordature periodiche. L'incertezza, inoltre, misurata dall'errore di previsione, modifica la natura stessa dei problemi decisionali e di pianificazione: è bene essere sin da subito consapevoli che in condizioni di incertezza scenari molto diversi potrebbero avverarsi.

2.3 Classificazione dei metodi di previsione

In letteratura i modelli previsionali sono classificati in due macro-categorie: metodi qualitativi e metodi quantitativi.

Metodi qualitativi

I metodi di previsione qualitativa sono anche noti come metodi soggettivi; essi si basano, infatti, sull'esperienza e sulle opinioni di esperti del settore, oltre che su quanto rilevato mediante analisi ed indagini di mercato. Tali metodi presentano il vantaggio di essere estremamente flessibili: non richiedono alcuna ipotesi esplicita sulla relazione tra le informazioni ritenute pertinenti e le previsioni e ciò li rende applicabili anche in situazioni piuttosto complesse. Possono essere utilizzati in assenza di dati storici e ciò li rende particolarmente adatti quando si ha a che fare con il lancio di nuovi prodotti. Permettono, inoltre, di tenere in considerazione all'interno dell'analisi presunti cambiamenti sociali, legati per esempio al comportamento dei consumatori, ed economico-finanziari, come una recessione o una ripresa dell'economia; la capacità degli esseri umani di catturare le variabili che divengono via via rilevanti fa sì che tali metodi riescano a cogliere i cambiamenti nel modello di domanda.

Se da una parte, condizione necessaria affinché tali metodi funzionino, ovvero restituiscano una previsione della domanda quanto più accurata, è che coloro che effettuano la previsione siano effettivamente veri esperti, dall'altra è

opportuno ricordare come tali approcci restino in ogni caso suscettibili agli errori umani. Benchè gli esperti e i consumatori coinvolti nelle ricerche di mercato mirino a rimanere obiettivi, le loro risposte possono essere fortemente influenzate da pregiudizi personali, oltre che da eventuali incentivi provenienti dall'esterno. Ciononostante i metodi qualitativi sono spesso gli unici disponibili; conoscere i loro punti deboli, così come i relativi vantaggi, è indispensabile per procedere ad una consapevole applicazione degli stessi.

Metodi quantitativi

I metodi quantitativi, noti anche come metodi oggettivi, si caratterizzano per l'impiego di modelli matematici e dati storici. Al contrario dei metodi qualitativi, richiedono un'assunzione esplicita sul comportamento della domanda, specificando ad esempio se si tratta di una domanda stagionale, piuttosto che stabile, o in lineare aumento. Questo, oltre a renderli meno flessibili dei precedenti, fa sì che il metodo di previsione funzioni molto male qualora il comportamento della domanda cambiasse nel tempo. D'altra parte, principale vantaggio di tali metodi è quello di non essere influenzati da alcuna componente soggettiva, nè da eventuali programmi di incentivi, il che li rende capaci di fornire risultati molto coerenti. Non dovendo ricorrere ad esperti risultano, inoltre, più efficienti, in quanto un numero abbastanza elevato di prodotti e mercati può essere gestito con risorse molto limitate.

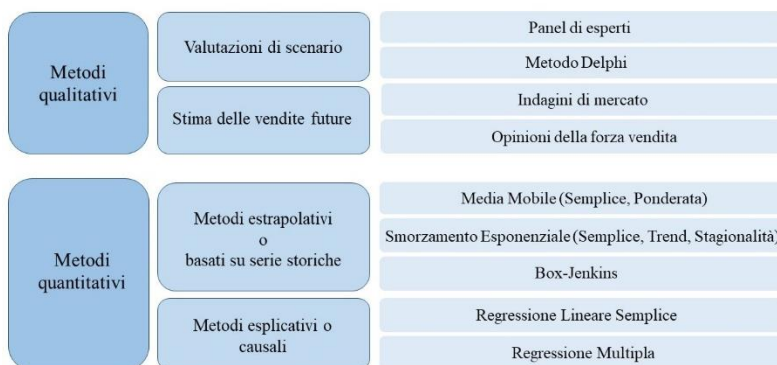


Figura 3.1 – Classificazione dei modelli di previsione

Come mostrato in Figura 3.1, le due macro-categorie presentano a loro volta ulteriori distinzioni. Per un'analisi più dettagliata delle principali metodologie di previsione si rimanda ai sottoparagrafi 3.3.1 e 3.3.2, dedicati rispettivamente ai metodi qualitativi e quantitativi.

Nonostante i metodi qualitativi e quantitativi siano spesso presentati come soluzioni alternative, in molti contesti risulta particolarmente utile integrarli per sfruttare i rispettivi punti di forza. Una miscela dei due approcci può godere della flessibilità e della reattività degli esseri umani e della coerenza di un algoritmo. I risultati ottenuti da un metodo quantitativo possono essere controllati e adattati da esperti umani per tenere conto di tutte le variabili di cui i sistemi quantitativi non tengono correttamente conto. Al contrario, si può pensare di utilizzare le previsioni qualitative come input per una previsione di tipo quantitativo. Dal momento che non esiste il metodo migliore in assoluto, l'idea di fondo è quella di poter scegliere uno o più metodi che forniscano, per il problema in questione, la previsione migliore possibile.

2.3.1 Metodi qualitativi

I metodi qualitativi si distinguono in *valutazioni di scenario*, aventi come obiettivo quello di comprendere i trend in atto nel mercato, e *stime delle vendite future*, che si pongono come obiettivo quello di identificare il volume di vendite atteso. Il ricorso ad un panel di esperti, insieme al metodo Delphi rappresentano le metodologie maggiormente utilizzate per effettuare valutazioni di scenario; le indagini di mercato e le opinioni della forza vendita si focalizzano, invece, sugli aspetti legati al comportamento e alle preferenze dei consumatori e si collocano all'interno della seconda famiglia di metodi.

Panel di esperti

Le previsioni vengono sviluppate da un ristretto gruppo di esperti appartenenti alle diverse aree funzionali dell'azienda (marketing, finanzia, produzione, vendita). Durante gli incontri i manager di tutti i livelli interagiscono direttamente tra loro, con scambi di idee ed informazioni. Se da una parte il coinvolgimento di tutti i livelli e funzioni aziendali rappresenta un vantaggio

di tale metodo, dall'altra il timore dinanzi ai manager di livello superiore potrebbe non far emergere tutte le opinioni, riducendo così l'efficacia del metodo.

Metodo Delphi

Si tratta di una tecnica iterativa che consiste nel sottoporre un questionario anonimo ad un gruppo di esperti per più round. Dopo un primo giro di risposte, il facilitatore sintetizza i risultati ottenuti e sottopone ai partecipanti un nuovo set di domande. Questi ultimi hanno così modo di rivedere le risposte date ed eventualmente cambiare punto di vista. Il metodo si conclude quando viene raggiunto uno specifico criterio stabilito, come la quasi unanimità tra i partecipanti. Garantendo l'anonimato, il metodo fa sì che i partecipanti siano liberi di esprimere le proprie opinioni. Data la rigorosa struttura del flusso di informazioni, alla fine, se si è agito correttamente, si arriva ad una risposta precisa al problema posto inizialmente. Gli svantaggi del metodo riguardano principalmente le tempistiche, in quanto il tempo richiesto per svolgere i diversi round è elevato, oltre alla necessità della presenza di un facilitatore e di un campione di esperti abbastanza numeroso.

Indagini di mercato

Per effettuare questo tipo di previsione, le aziende si rivolgono spesso ad imprese specializzate nelle condurre indagini di mercato. Si tratta di interviste sottoposte direttamente ai consumatori finali per ricavare informazioni relative alle previsioni di acquisto e alle preferenze su caratteristiche o brand dei prodotti esistenti. Se ben strutturate e rivolte al giusto target della popolazione, possono essere molto efficaci.

Opinioni della forza vendita

Le previsioni in questo caso sono basate sull'intuizione degli agenti di vendita che, operando a livello locale direttamente sul territorio, conoscono da vicino le esigenze e i desideri dei consumatori. Ciascun agente di vendita stima la domanda futura relativamente al proprio territorio per il prossimo periodo. L'ipotesi alla base di questo metodo, anche se non sempre vera, è che le persone più vicine al cliente conoscano meglio le sue necessità future. Queste

informazioni vengono successivamente aggregate per giungere a previsioni globali per ciascuna area geografica o famiglia di prodotti.

2.3.2 Metodi quantitativi

I metodi di tipo quantitativo si distinguono in:

Metodi estrapolativi

Sono comunemente noti come *metodi basati sulle serie storiche*, in quanto si basano sull'assunzione che la domanda futura rispecchi fedelmente i pattern della domanda passata e che quindi i livelli di domanda futuri possano essere dedotti a partire da quelli passati. In particolare, una serie storica si definisce formalmente come *una sequenza di valori $D_1...D_n$ assunti da una grandezza misurabile e osservati in corrispondenza di specifici intervalli temporali di norma equidistanti*. Oltre alle componenti della domanda e al tempo, non vengono prese in considerazione altre variabili; ciò rende tali modelli molto efficaci quando i cambiamenti della domanda dipendono dal tempo, ma molto poco accurati qualora vi siano altre variabili che determinano una variazione della domanda (prezzo, concorrenza, promozioni, pubblicità etc.). Il modo più semplice ed intuitivo per studiare una serie storica è quello di usare una rappresentazione grafica; ciò consente di individuare l'esistenza delle diverse componenti della domanda.

Prima di procedere all'analisi più dettagliata dei principali **metodi basati sulle serie storiche**, si riportano alcune indicazioni circa la nomenclatura utilizzata:

$F_{t,h}$: è la previsione generata nel periodo t con un orizzonte h , quindi $F_{t,h}$ è una previsione della domanda al tempo $t + h$, dove $h = 1,2,3..$

Y_t : è la realizzazione al momento t della variabile che cerchiamo di prevedere; nei nostri esempi è la domanda al tempo t .

$e_t = Y_t - F_t$ è l'errore di previsione al tempo t .

Media Mobile Semplice

La media mobile semplice rappresenta il più semplice tra i modelli di serie temporali. L'idea che sta alla base del metodo è che la domanda si mantenga

costante nel tempo: la previsione di domanda viene generata, infatti, proiettando nel futuro l'andamento della domanda passata.

I valori assunti dalla domanda possono essere intesi come generati da un processo del tipo:

$$Y_t = E(d_t) + \varepsilon_t \quad (3.1)$$

dove $E(d_t)$ rappresenta il parametro che si intende stimare, ovvero la domanda attesa, mentre ε_t è un termine che identifica il rumore di fondo, tale per cui $E(\varepsilon_t) = 0$. Consapevoli del fatto che la domanda non si manterrà perfettamente costante nel tempo, in realtà ci si aspetta che abbia un andamento del tipo:

$$E(d_t) = E(d_{t-1}) + e_t \quad (3.2)$$

dove $E(e_t) = 0$.

L'algoritmo utilizzato per la stima del livello di domanda futura (B_t) tiene in considerazione un numero limitato di osservazioni precedenti rispetto al momento in cui si sta svolgendo l'analisi. In altri termini, la domanda futura è calcolata come media delle ultime k osservazioni della domanda:

$$B_t = \sum_{i=t-k+1}^t \frac{Y_i}{k} \quad (3.3)$$

Il parametro k può essere considerato come una "finestra di tempo" applicata ai dati passati per includere solo quelli più recenti. La media è detta, infatti, *mobile* in quanto viene costantemente aggiornata sostituendo via via l'ultimo dato disponibile al più lontano del tempo.

$$F_{t,h} = B_t \quad \forall h \quad (3.4)$$

Notevole importanza riveste il valore assunto dal parametro k , la cui scelta ci pone dinanzi ad un compromesso. Se da una parte è desiderabile un modello che sia in grado di filtrare il rumore, al fine di evitare di considerare osservazioni della domanda significativamente superiori o inferiori alla media, dall'altra ugualmente apprezzata è la capacità del modello di reagire prontamente ai cambiamenti della domanda. Per elevati valori di k , l'eccessiva variabilità di una singola osservazione ha un impatto più attenuato sulla

media, ma ciò richiede un maggior tempo perché il modello si adatti a qualsiasi variazione significativa della domanda media. Al contrario, per valori inferiori di k , la media mobile è molto reattiva, ma allo stesso tempo molto sensibile al rumore.

Media Mobile Ponderata

Tale metodo si propone di migliorare alcuni aspetti critici della Media mobile, nella quale viene attribuito il medesimo peso a tutti i dati che costituiscono la serie. La media mobile ponderata consente, invece, di attribuire un peso diverso a ciascun dato: si può attribuire un peso maggiore ai dati del passato più recente in quanto ritenuti più affidabili rispetto a dati molto vecchi, garantendo che la somma di tutti i pesi sia pari ad 1. In questo caso, oltre al numero di periodi k , deve essere stabilito il peso w associato a ogni dato.

La domanda futura risulta, quindi, essere determinata come:

$$B_t = \frac{\sum_{i=1}^t (W_{t+1-i} \cdot Y_{t+1-i})}{\sum_{i=1}^t W_{t+1-i}} \quad (3.5)$$

dove W_t è il peso relativo nel periodo t .

Dato il maggior dispendio di tempo e l'elevata mole di dati richiesti, tale metodo viene utilizzato nei casi in cui risulta molto importante attribuire una diversa rilevanza ai dati.

Smorzamento Esponenziale Semplice

Si tratta di una tecnica molto simile alle medie mobili ponderate, in quanto prevede l'associazione decrescente dei pesi ai diversi valori della serie storica, secondo una legge di tipo esponenziale. Il concetto di Exponential Smoothing prevede, infatti, che *il forecast sia calcolato usando medie pesate, dove il peso decresca esponenzialmente muovendosi verso il passato*. (Hyndman e Athanasopoulos, 2014). Analogamente alle medie mobili, si assume che la domanda sia stocastica, ma stazionaria o al più che mostri delle lievi fluttuazioni. L'attuale livello della domanda è stimato attraverso una media ponderata tra l'ultima osservazione della domanda Y_t e la precedente previsione B_{t-1} .

$$B_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha) B_{t-1}, \quad 0 \leq \alpha \leq 1 \quad (3.6)$$

dove α è il coefficiente di dispersione esponenziale (*smoothing parameter*), che assume un valore compreso tra 0 e 1. Ogni qualvolta la domanda effettiva Y_t è maggiore di quanto stimato, il valore di B_{t-1} viene incrementato, al contrario viene ridotto quando la domanda risulta essere inferiore a quanto previsto. Data l'ipotesi di una domanda stazionaria nel tempo, la previsione generata in un dato momento t è la stessa per tutti gli orizzonti previsionale h :

$$F_{t,h} = B_t \quad \forall h$$

In base a quanto detto si ricava:

$$F_{t,h} = \alpha Y_t + (1 - \alpha) F_{t-1,h}, \quad 0 \leq \alpha \leq 1 \quad \forall h. \quad (3.7)$$

La reattività del modello è fortemente influenzata dal parametro α , che gioca un ruolo molto simile al ruolo di k nella media mobile. Quando $\alpha=1$ l'algoritmo si comporta proprio come una media mobile con finestra di tempo unitaria ($k=1$) e quindi reagisce molto prontamente a cambiamenti nella domanda. Per $\alpha=0$ la stima precedente B_{t-1} non è influenzata dall'ultima osservazione della domanda Y_t e quindi $B_t = B_{t-1}$; ciò rallenta la rapidità con cui la previsione riflette il cambiamento.

Combinando le equazioni 3.6 e 3.7 si ottiene:

$$F_{t,h} = B_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha) B_{t-1} = B_{t-1} + \alpha (Y_t - B_{t-1}) \quad \forall h. \quad (3.8)$$

La previsione generata al tempo t risulta essere uguale a quella generata al tempo $t-1$ più un termine corretto attraverso il parametro α ; questo può essere interpretato come l'errore commesso durante il tentativo di prevedere la domanda al tempo $t-1$. Lo smorzamento esponenziale può essere considerato come un metodo che tende a correggere l'errore, riducendo la previsione quando gli errori sono positivi, aumentandola quando sono negativi.

Risulta da ciò evidente come il peso attribuito all'osservazione della domanda al tempo $t-i$ sia una funzione decrescente di i .

Il forte impatto del parametro α sulla reattività del modello giustifica la particolare attenzione posta sulla scelta dello stesso. E' bene riuscire ad adattare il parametro alle variazioni della domanda, riducendone o incrementandone il valore a seconda che ci si trovi rispettivamente in presenza di domanda costante o variabile. Al fine di individuare l'andamento della domanda, e poter quindi procedere alla scelta del livello di α più appropriato, è possibile utilizzare il cosiddetto *tracking signal* (TS_t):

$$TS_t = \alpha \cdot \frac{e_t}{Y_t} + (1 - \alpha) TS_{t-1}, \quad 0 \leq \alpha \leq 1. \quad (3.9)$$

Il *tracking signal* (segnale di tracciamento) è fondamentalmente una media smussata degli errori più recenti; esso misura il tasso di variazione della domanda. Se la domanda attesa è relativamente stabile, la previsione della domanda è unbiased, per quanto imprecisa possa essere; gli errori, positivi in alcuni periodi e negativi in altri, tendono ad annullarsi e il segnale di tracciamento tende ad essere prossimo a zero. Al contrario, se la domanda inizia a crescere (diminuire), lo smorzamento esponenziale genera previsioni conservative (ottimistiche) e gli errori tendono ad essere positivi (negativi); in tal caso gli errori tendono a sommarsi piuttosto che annullarsi e il segnale di tracciamento differisce significativamente da zero. In quest'ultimo caso saranno preferibili elevati valori di α . Gli elevati costi associati alle operazioni di controllo di un gran quantità di parametri determinano spesso il ricorso a metodi *self-adaptive*, in cui il valore di α dipende generalmente dal TS_t . Un'alternativa è quella di porre $\alpha = \alpha |TS_t|$, che garantisce che il valore di α cambi proporzionalmente al valore assoluto del *tracking signal*.

Il modello di previsione proposto si basa su un algoritmo di tipo ricorsivo: come si evince dall'equazione 3.8, la previsione della domanda per il periodo t dipende dalla stima effettuata per il periodo precedente $t-1$. Tale caratteristica rende imprescindibile l'inizializzazione dell'algoritmo, ovvero la generazione della prima stima B_0 , la quale risulta avere un forte impatto sull'intero processo di precisione. Indicato con I il numero di osservazioni della domanda, esistono diversi approcci per definire il valore di partenza B_{t-1} :

Una prima opzione è quella di iniziare con una stima pari a zero, $B_{t-1} = 0$. Nel caso di bassi valori di α e di un ristretto numero di intervalli di tempo, ciò rende la stima corrente B_t e le previsioni future $F_{t,h}$ significativamente distorte.

Un'alternativa prevede che $B_{t-1} = Y_{t-1}$, ovvero che la prima stima del livello della domanda venga posta pari alla prima osservazione della domanda. In altri termini, si utilizza la domanda nel periodo $t-1$ per prevedere la domanda stessa, violando così il principio di non anticipazione. Se da una parte ciò risulta accettabile in fase di inizializzazione, dall'altra è necessario sottolineare che la prima osservazione Y_{t-1} non può essere utilizzata per misurare l'accuratezza e la distorsione del processo di previsione.

Un terzo approccio prevede di utilizzare la media dei primi l periodi per inizializzare la stima del livello della domanda:

$$B_{t-1} = \sum_{i=t-l+1}^{t-1} \frac{Y_i}{l} \quad (3.10)$$

In questo caso, l'inizializzazione si basa su l periodi piuttosto che su uno solo. Ciò consente di catturare con maggiore precisione la domanda media a lungo termine ma, analogamente al secondo approccio, determina l'inutilizzabilità dei primi l periodi per giudicare la qualità del processo di previsione.

Smorzamento Esponenziale con Trend

Con il termine *trend* (o tendenza) si fa riferimento ad un cambiamento coerente della domanda prevista nel tempo. L'incremento (o decremento) della domanda nel tempo può essere di tipo *lineare* o *esponenziale*. In entrambi i casi si osserva una variazione costante, ma mentre nel primo caso lo è in termini assoluti, nel secondo la variazione è costante in termini percentuali. Poiché lo smorzamento esponenziale non risulta essere adeguato in presenza di trend, Holt (1959) propone una procedura che cerca di separare il livello temporaneo della serie storica dal trend. Conosciuto anche come **Metodo di Holt**, l'approccio proposto si caratterizza per la presenza di due parametri:

B_t : la domanda prevista (o il livello della domanda) nel periodo t ;
 T_t : il trend della domanda nel periodo t ; un valore di T_t positivo denota una domanda in crescita, al contrario un valore negativo una sua riduzione.

In particolare, data l'ipotesi di tendenza lineare, si ha:

$$F_{t,h} = B_t + hT_t \quad (3.11)$$

In altre parole, la previsione della domanda per il periodo $t+h$ è uguale al livello di riferimento nel periodo t più h volte la crescita che ci si aspetta in un singolo periodo. A differenza di quanto prevede lo Smorzamento Esponenziale Semplice, in cui il livello di domanda B_t è calcolato mediando l'ultima osservazione della domanda con l'ultima stima della stessa (vedi equazione 3.6), in presenza di un processo non stazionario tali valori non sono direttamente comparabili; la domanda al momento t può essere confrontata con la previsione più recente, ovvero quella generata al tempo $t-1$.

$$B_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha)(B_{t-1} + T_{t-1}), \quad 0 \leq \alpha \leq 1. \quad (3.12)$$

Per quanto concerne la stima del trend, questa è ottenuta calcolando la media pesata tra la previsione più recente e la differenza degli ultimi due livelli di domanda stimati:

$$T_t = \beta (B_t - B_{t-1}) + (1 - \beta) (T_{t-1}), \quad 0 \leq \beta \leq 1. \quad (3.13)$$

Per poter differenziare le velocità alle quali vengono aggiornate le stime B_t e T_t il modello prevede, oltre alla costante di smorzamento α , la presenza di un ulteriore parametro relativo al trend, β . Gli effetti di un valore alto piuttosto che basso di β sono assimilabili a quelli di α . Entrambi i parametri devono essere inizializzati. Un'inizializzazione ragionevole richiede almeno due osservazioni per essere in grado di giudicare se la domanda sta aumentando piuttosto che diminuendo nel tempo. Scegliendo di inizializzare l'algoritmo con questo set minimo di informazioni, l'andamento della domanda può essere stimato prendendo la differenza tra due periodi successivi:

$$T_0 = Y_2 - Y_1 \quad (3.14)$$

Considerato un processo in cui la domanda è non stazionaria, Y_1 e Y_2 non possono essere utilizzati direttamente per stimare il livello di base della domanda al momento 0. Si procede, quindi, ad eliminare il valore della tendenza, ottenendo:

$$B_0 = \frac{(Y_1 - 1 \cdot T_0) + (Y_2 - 2 \cdot T_0)}{2} \quad (3.15)$$

Supponendo di utilizzare 1 punti per inizializzare i due parametri T_1 e B_1 , si può procedere in diversi modi:

Si può utilizzare la *regressione lineare*, valido strumento per interpolare i dati sulla domanda e identificare una tendenza lineare. Nella regressione lineare la domanda Y è la variabile dipendente mentre il tempo t è quella indipendente. Quindi la regressione lineare imposta i parametri a e b di una linea retta $y = a + b \cdot t$. Questi due parametri possono essere utilizzati per inizializzare la domanda di base ed il trend al tempo 0: $B_0 = a$ e $T_0 = b$.

E' possibile ricorrere ad un metodo più semplice che esamina i livelli medi della domanda e la tendenza media durante i primi l periodi. Al fine di rendere comparabili le osservazioni della domanda in periodi diversi viene stimato un fattore di tendenza. Durante i primi l periodi si osservano $l-1$ differenze tra periodi di domanda successivi. Pertanto, il livello di tendenza iniziale T_0 è dato dalla media di questi $l-1$ aumenti (diminuzioni) della domanda:

$$T_0 = \frac{\sum_{i=2}^l Y_i - Y_{i-1}}{l-1} = \frac{Y_l - Y_1}{l-1} \quad (3.16)$$

Appare evidente come tale metodo non sfrutti appieno tutte le informazioni disponibili. Dal momento che vengono utilizzate solo due osservazioni di domanda per inizializzare il fattore di tendenza T_0 , si potrebbe pensare di considerare semplicemente le prime due osservazioni. Tuttavia, quando si utilizzano $l > 2$ osservazioni della domanda, la differenza prevista tra Y_l e Y_1 è relativamente grande e quindi la stima T_0 è meno soggetta al rumore. Una volta che abbiamo generato una stima del fattore di tendenza, possiamo sfruttarlo per rendere le l osservazioni della domanda direttamente comparabili e usarle per inizializzare la domanda prevista B_0 . Possiamo separare la tendenza dalla domanda di base e rendere comparabili tutte le osservazioni della domanda in modo da poterle utilizzare per inizializzare B_0 .

Per fare ciò, si sottrae da un'osservazione generica della domanda Y la tendenza che abbiamo osservato durante i periodi, dal tempo 0, $i \cdot T_0$:

$$B_0 = \frac{\sum_{i=1}^l (Y_i - i \cdot T_0)}{l} \quad (3.17)$$

Come tutti i modelli, anche quest'ultimo presenta alcuni inconvenienti. Man mano che l'orizzonte previsionale h cresce, esso è sempre più sensibile a qualsiasi errore nella stima del fattore di tendenza T_t . Il modello presuppone che la tendenza che abbiamo osservato in passato durerà in futuro. In realtà, questo non è uno svantaggio di per sé, poiché tutti i metodi di previsione quantitativa fanno una sorta di ipotesi di stabilità del modello di domanda. Tuttavia questa ipotesi può portare a scarse prestazioni nei "punti di svolta" del mercato: in tali casi il metodo di previsione proietterà una crescita (diminuzione) anche quando la domanda sta iniziando a diminuire (crescere). Questo può aprire un ampio divario tra le aspettative dell'azienda e la domanda effettiva. Più lungo è l'orizzonte previsionale, maggiore è il problema poiché qualsiasi errore nella stima di T_t è moltiplicato per h .

Smorzamento Esponenziale con Stagionalità

Le fluttuazioni stagionali, legate generalmente al periodo dell'anno o alle condizioni ambientali, rappresentano una tra le fonti di non stazionarietà della domanda. Prima di discutere i dettagli di un modello con stagionalità è necessario identificare la periodicità delle fluttuazioni della domanda che vogliamo analizzare. Un'opzione è quella di studiare la periodicità delle fluttuazioni della domanda all'interno di ogni anno. In tal caso, a seconda che il time bucket coincida con il giorno, la settimana o il mese, la stagione dura rispettivamente 365, 52, 12 periodi. Si denota con s la durata della stagione che si sceglie di analizzare. I fattori di questo metodo di previsione sono il livello medio della domanda B_t e i fattori di stagionalità S_t necessari per descrivere correttamente le fluttuazioni della domanda in una stagione; tali fattori sono aggiornati nel tempo. Il modello di domanda alla base di questi strumenti di previsione è

$$F_{t,h} = B_{t,h} \cdot S_{t+h-s} \quad \text{per } h \leq s; \quad (3.18)$$

Se si considera un orizzonte previsionale che supera la singola stagione:

$$F_{t,h} = B_{t,h} \cdot S_{t+h-\lceil \frac{h-1}{s} \rceil, s} \quad (3.19)$$

La previsione generata nel periodo t per il periodo t+h considera la stima più recente del livello medio della domanda B_t e la più recente stima del fattore di stagionalità appropriato. Dal momento che la domanda è un processo non stazionario, non è possibile stimare la domanda media attraverso la somma delle osservazioni della domanda provenienti da periodi diversi.

Per aggiornare la stima precedente della domanda media B_{t-1} , si deve capire se l'ultima osservazione della domanda è superiore o inferiore alle aspettative. Quindi, quando si vuole aggiornare la precedente stima della domanda media B_{t-1} con l'osservazione di un dato mese, si deve considerare la stagionalità del mese specifico. In altre parole, devono essere eliminate le fonti di non stazionarietà dall'ultima osservazione della domanda in modo che possa essere confrontata direttamente con la precedente stima della domanda media:

$$B_t = \alpha \frac{Y_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha)B_{t-1} \quad 0 \leq \alpha \leq 1 \quad (3.20)$$

Si assume che la stagionalità sia additiva piuttosto che moltiplicativa, dunque si sottrae l'aumento (diminuzione) stagionale piuttosto che dividere per il fattore stagionalità. Inoltre, l'ultima osservazione della domanda viene divisa per il fattore di stagionalità S_{t-s} , relativo ad una stagione precedente.

Il fattore di stagionalità cerca di determinare se la domanda prevista in un mese specifico è superiore o al di sotto della media; nel primo caso il fattore stagionalità è superiore a 1, inferiore nel secondo. Un fattore stagionalità pari a 2 indica che la domanda prevista per un certo mese sarà il doppio della domanda mensile media. Per aggiornare le stime precedenti si confronta l'ultima osservazione della domanda Y_t con l'ultima stima della domanda media B_t . Il rapporto tra queste due variabili indica se la domanda durante l'ultimo mese era al di sopra o al di sotto della domanda media mensile. Il fattore di stagionalità viene stimato come segue:

$$S_t = \gamma \frac{Y_t}{B_t} + (1 - \gamma)S_{t-s} \quad 0 \leq \gamma \leq 1 \quad (3.21)$$

dove γ è un parametro di smorzamento.

I parametri α e γ determinano la velocità alla quale i parametri B_t e S_t vengono aggiornati, influenzando così la capacità di filtrare il rumore e di reagire prontamente ai cambiamenti della domanda. La domanda media B_t viene aggiornata ogni singolo periodo, i fattori di stagionalità, invece, una sola volta in una stagione, ogni periodo s .

Essendo un metodo di previsione ricorsivo, è necessario inizializzare i fattori di stagionalità S_t e domanda media iniziale B_0 . Considerando una stagionalità annuale e time bucket mensili, i fattori di stagionalità catturano la differenza tra la domanda in ogni mese specifico e la domanda media annuale, dunque si ha bisogno di s punti dati. B_0 risulta pari alla media delle s osservazioni della domanda mentre i fattori di stagionalità sono uguali al rapporto tra la domanda nel periodo correlato la domanda media:

$$B_0 = \frac{\sum_{i=1}^s Y_i}{s} \quad (3.22)$$

$$S_{j-s} = \frac{Y_j}{B_0} \quad \text{per } j = 1 \dots s \quad (3.23)$$

Tale metodo utilizza una vasta gamma di fattori e quindi richiede un set di informazioni abbastanza grande per funzionare correttamente. Tuttavia, considerando un lungo periodo passato per calibrare il modello, si potrebbe finire per usare osservazioni di domanda piuttosto vecchie che potrebbero avere poco a che fare con l'attuale. Maggiore è il valore di s , più parametri dobbiamo stimare e meno informazioni sono disponibili per stimare ogni singolo parametro. Da ciò ne deriva che l'adozione di questo metodo con un piccolo time bucket e lunghe stagioni può essere pericoloso e portare a scarse prestazioni.

Smorzamento Esponenziale con Trend e Stagionalità

È un modello di previsione che combina due caratteristiche della domanda. Si consideri una domanda che tende a crescere (diminuire) nel lungo periodo e si assuma che tale trend sia lineare; oltre a questa tendenza si rilevano

fluttuazioni stagionali, che si assumono moltiplicative. Il modello previsionale è definito come:

$$F_{t+h} = (B_t + h \cdot T_t) \cdot S_{t+h-s} \left[\frac{h-1}{s+1} \right] \quad (3.24)$$

In altre parole si considera il livello di base della domanda al tempo t (B_t) e la variazione che ci si aspetta durante l'orizzonte previsionale h (cioè $h \cdot T_t$). $B_t + hT_t$ è il livello della domanda che ci aspetteremmo nel periodo $t+h$ se non ci fosse stagionalità o il fattore stagionalità di quel periodo fosse 1. Pertanto, per generare una previsione accurata si terrà conto della stagionalità relativa al periodo $t+h$, che è un fattore moltiplicativo che indica se la domanda attesa nel periodo $t+h$ sarà al di sopra o al di sotto della linea di tendenza generale. Come nei casi precedenti, secondo passaggio consiste nell'progettare una procedura per aggiornare gli $s+2$ parametri con le osservazioni più recenti sulla domanda:

$$B_t = \alpha \frac{Y_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha) (B_{t-1} + T_{t-1}) \quad 0 \leq \alpha \leq 1 \quad (3.25)$$

$$T_t = \beta (B_t - B_{t-1}) + (1 - \beta) (T_{t-1}) \quad 0 \leq \beta \leq 1 \quad (3.26)$$

$$S_t = \gamma \frac{Y_t}{B_t} + (1 - \gamma) (S_{t-s}) \quad 0 \leq \gamma \leq 1 \quad (3.27)$$

Per l'inizializzazione del metodo è necessario considerare almeno $s+1$ periodi, poichè per la stima della tendenza si confrontano periodi con stessa stagionalità. Il fattore di tendenza può essere inizializzato come segue:

$$T_0 = \frac{Y_{s+1} - Y_1}{s} \quad (3.28)$$

Il problema di tale scelta è rappresentato dal fatto che T_0 è influenzato dalla stagionalità, entrambe le osservazioni della domanda dipendono da un indice di stagionalità e quindi anche la loro differenza. Quando l'indice di stagionalità è significativamente superiore o inferiore a 1 è più appropriato utilizzare almeno $2s$ osservazioni della domanda, cioè due stagioni intere. In questo

modo è possibile stimare s differenze tra coppie di domande che condividono lo stesso indice di stagionalità. La singola differenza è influenzata dalla stagionalità, tuttavia la media delle differenze è effettivamente influenzata dalla stagionalità media che è 1.

Quindi in questo caso inizializzamo il fattore di tendenza come segue:

$$T_0 = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s \frac{Y_{s+i} - Y_i}{s} = \frac{1}{s^2} \sum_{i=1}^s (Y_{s+i} - Y_i) \quad (3.29)$$

Per stimare i fattori moltiplicativi di stagionalità si confrontano le osservazioni della domanda effettiva Y_t con quelle che ci saremmo aspettati se non ci fosse stata stagionalità, ovvero con il punto corrispondente sulla linea $Y = B_0 + T_1 \cdot t$ riportata in Fig. . Se i punti sono al di sopra della linea, la stagionalità è maggiore di 1, viceversa è minore di 1.

Per la stima di B_0 , preliminare a quella dei fattori di stagionalità, le osservazioni della domanda devono essere rese comparabili; pertanto, si rimuove la tendenza da queste osservazioni sottraendo la crescita prevista $t \cdot T_0$ dall'osservazione della domanda Y_t . La stima della domanda di base iniziale è:

$$B_0 = \frac{\sum_{i=1}^l (Y_i - iT_0)}{l} \quad (3.30)$$

In questo modo i periodi 1 e $s+1$ sono sovrarappresentati nel campione e questo potrebbe portare a una distorsione. Per risolvere questo problema si calcola la domanda media in ciascuno degli s periodi in una stagione. Quindi prendiamo la domanda media in tutti i periodi per ottenere una stima della domanda di base senza tendenza e senza stagionalità:

$$B_0 = \frac{[(Y_{s+1} - (s+1)T_0) + (Y_1 - T_0)]/2 + \sum_{i=2}^s (Y_i - iT_0)}{s} \quad (3.31)$$

Si può, dunque, procedere al calcolo degli indici di stagionalità come segue:

$$S_{j,s} = \frac{\sum_{k=0}^{l/(s-1)} \frac{Y_{j+ks}}{(B_0 + (j + ks)T_0)}}{l/s - 1} \quad (3.32)$$

Approccio Box-Jenkins

Il metodo proposto da Box e Jenkins nel 1976 viene ampiamente utilizzato per individuare il modello ARMA (Auto Regressive Moving Average). I modelli autoregressivi sono modelli stocastici in cui il valore attuale di un processo viene espresso da un'aggregazione lineare di valori precedenti dello stesso processo insieme al rumore bianco (errore):

$$B_t = \varphi_1 B_{t-1} + \varphi_2 B_{t-2} + \dots + \varphi_p B_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (3.33)$$

dove ε indica il rumore bianco, mentre φ , θ , p e q sono costanti.

I modelli ARMA sono basati sull'ipotesi che possa esistere un comportamento uniforme di qualche tipo nel modello storico dei dati, che può essere utilizzato per prevedere la domanda, anche se il comportamento generale delle serie temporali può cambiare da un periodo all'altro. L'andamento storico della domanda può includere casualità, ciclicità o stagionalità.

Un modello ARMA (p, q) è un modello misto dato dalla combinazione di un modello Auto Regressivo (AR) ed uno Media Mobile (MA); p indica i modelli e i movimenti (errori) nelle previsioni, mentre q indica gli errori riscontrati nelle medie mobili. I modelli ARMA hanno lo stesso aspetto dei modelli di regressione; tuttavia, vengono utilizzate variabili dipendenti ritardate invece delle variabili indipendenti. La loro somiglianza con i modelli di regressione è la ragione per cui non si è in grado di usarli quando i dati non sono stazionari. Trovare l'ordine corretto di ARMA (ovvero la selezione di p e q) è un approccio iterativo migliorato da Box e Jenkins.

Metodi esplicativi

L'ipotesi che sta alla base di tali metodi è che esista una relazione causa-effetto tra la domanda e altre variabili, in altri termini che la domanda futura sia strettamente legata ai cambiamenti di variabili esterne (prezzo, promozioni, situazione economica etc). Ad esempio, un aumento delle vendite può essere legato alla diminuzione dei prezzi o all'aumento delle promozioni,

fattori slegati dalle componenti della domanda che qui sono però considerati. Questa loro caratteristica fa sì che siano noti come *modelli causali*.

La preferenza per il termine *esplicativi* deriva dal fatto che in realtà le statistiche dietro tali modelli difficilmente forniscono una relazione di tipo causale; piuttosto, questi modelli osservano semplicemente che quando il prezzo scende, la domanda sale e quindi prevedono che se in futuro l'azienda ridurrà i prezzi la domanda salirà di nuovo (Brandimarte e Zotteri, 2007).

Rientra all'interno di tale categoria l'analisi di regressione, una delle tecniche statistiche più usate per esprimere attraverso un'equazione la relazione esistente tra una variabile dipendente, di output o di risposta e una o più variabili indipendenti o di input, dette anche regressori o variabili esplicative. Si parla di *regressione semplice* se si vuole studiare l'influenza di una sola variabile indipendente sulla variabile dipendente; si fa riferimento invece alla *regressione multipla o multivariata* se si vogliono studiare i legami tra variabile dipendente e più variabili indipendenti contemporaneamente (Montgomery, Peck, & Vining, 2012).

Regressione Lineare Semplice

La Regressione Lineare Semplice è un metodo statistico che stima, attraverso dati empirici, la relazione tra una variabile indipendente X e una variabile Y che assumiamo dipendere dalla prima. Il modello è detto *lineare* poichè si ricorre ad una funzione lineare per modellare la relazione tra variabili. È *semplice* in quanto viene considerata una sola variabile esplicativa.

Se i valori futuri della variabile indipendente sono noti o possono essere previsti con precisione, il metodo può essere utilizzato per prevedere la domanda futura, che in questo caso rappresenta la variabile dipendente all'interno del modello. Le osservazioni della domanda sono considerate come tratte da un processo del tipo:

$$Y_i = \alpha + \beta X_i + \varepsilon_i \quad (3.34)$$

dove:

i è l'indice che identifica l' i -esima osservazione della domanda e della variabile che la influenza;

α e β sono i coefficienti di regressione, parametri che influenzano il processo; ε è una variabile casuale normalmente distribuita con un valore atteso zero e deviazione standard σ_ε .

I coefficienti di regressione vengono generalmente stimati utilizzando il metodo dei minimi quadrati. Esso consiste nel ricercare le stime di α e β che rendano minima la somma dei quadrati delle differenze tra i valori osservati della domanda Y_i e i relativi valori stimati \hat{Y}_i , ovvero il residuo e_i

$$e_i = Y_i - \hat{Y}_i \quad (3.35)$$

$$SS = \sum_{i=1}^n e_i^2 = \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \quad (3.36)$$

dove SS indica proprio la somma dei residui al quadrato (Sum of Squared).

La validità del rapporto tra la variabile indipendente e quella dipendente può essere stimata determinando il *coefficiente di correlazione lineare* r :

$$r = \frac{n \sum_i X_i Y_i - \sum_i X_i \sum_i Y_i}{\sqrt{[n \sum_i X_i^2 - (\sum_i X_i)^2]} \sqrt{[n \sum_i Y_i^2 - (\sum_i Y_i)^2]}} \quad (3.37)$$

Esso può variare tra 0, nel caso in cui non vi è correlazione, e $r = \pm 1$ nel caso di perfetta correlazione lineare. Un valore positivo di r indica che le due variabili sono correlate positivamente (al crescere di una, cresce anche l'altra); al contrario, quando $r < 0$ sono correlate negativamente.

Un ulteriore indice che misura la bontà di adattamento delle rette di regressione è il *coefficiente di determinazione* R^2 :

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}{\sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2} \quad (3.38)$$

Esso indica la proporzione di variabilità di Y spiegata dalla variabile esplicativa X , attraverso il modello di regressione; valori prossimi a 1

rappresentano un buon adattamento. In altri termini, R^2 fornisce una stima della riduzione dell'errore commesso nella previsione della variabile dipendente spiegata dalla regressione.

Il coefficiente di determinazione varia al variare del campione, mantenendo inalterato il modello. Per tale ragione in alcuni casi è preferibile utilizzare il cosiddetto R^2 *adjusted*, che dipende da R^2 , dalla numerosità campionaria n e dal numero k di variabili indipendenti secondo la seguente relazione:

$$R^2 \text{ adj} = 1 - [(1 - R^2) \cdot (n - 1) / (n - k - 1)] \quad (3.39)$$

Regressione Lineare Multipla

Può essere considerata come la generalizzazione del modello di Regressione Lineare Semplice, in quanto si propone di spiegare il fenomeno di interesse Y mediante l'introduzione di più variabili esplicative. Un modello di Regressione Lineare Multipla è caratterizzato dalla seguente forma:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \dots + \beta_k X_{ik} + \varepsilon_i \quad (3.40)$$

Si può osservare facilmente come i termini che costituiscono l'espressione siano analoghi a quelli presenti nel modello di Regressione Semplice, con l'eccezione rappresentata dalla presenza di k parametri di regressione. Il parametro β_i rappresenta la variazione della variabile di output a seguito del cambiamento unitario della variabile di input, tenendo costanti tutte le altre variabili indipendenti. Da ciò deriva che ogni qual volta si decide di inserire o rimuovere una o più variabili indipendenti, è necessario stimare nuovamente i parametri già presenti.

2.4 Indicatori di accuratezza previsionale

Ogni tipologia di domanda presenta una componente casuale che non può essere del tutto apprezzata da nessun modello previsionale. Tale componente si manifesta sotto forma di errori previsionali, i quali possono essere analizzati più attentamente per comprendere qual è il grado di accuratezza del sistema previsionale utilizzato (Chopra e Meindl, 2001). La letteratura fornisce

diverse misure per l'errore di previsione della domanda, inteso come la differenza tra il valore effettivo e il valore previsto: $e_t = Y_t - F_t$.

Errore Medio (ME)

Tra i più semplici strumenti per definire la qualità della previsione vi è l'Errore Medio, che fornisce la semplice media degli errori passati:

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t \quad (3.39)$$

Il più grande svantaggio di tale metrica è il fatto di tenere in considerazione i segni degli errori. In questo modo, errori negativi andranno a compensare errori positivi, restituendo un risultato migliore e non rappresentativo della realtà. ME è, infatti, una metrica che indica solo se il processo di previsione è mediamente pessimistico o ottimistico.

Deviazione Media Assoluta (MAD)

Analogamente a ME, MAD (Mean Absolute Deviation) è calcolata come differenza tra domanda effettiva e domanda prevista, con l'eccezione che l'errore viene considerato in valore assoluto:

$$MAD = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |e_t| \quad (3.40)$$

Se da una parte si supera il problema relativo alla compensazione, dall'altra tale metrica non riesce a cogliere eventuali sovrastime o sottostime della domanda. Pertanto non è possibile affermare che il MAD sia migliore del ME o viceversa in quanto mentre la prima è in grado di cogliere meglio l'accuratezza, la seconda si presta meglio ad individuare la tendenza.

Scarto Quadratico Medio (RMSE)

L'indicatore RMSE (Root Mean Square Error, cioè la radice dell'errore quadratico medio) a differenza del MAD eleva l'errore al quadrato per sommare gli errori:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2} \quad (3.41)$$

Fornisce una stima dell'errore direttamente collegata alla varianza ed alla deviazione della distribuzione di domanda, dal momento che fa uso di errori quadratici piuttosto che assoluti. Spesso la previsione generata viene adottata come una stima del livello atteso di domanda, mentre lo scarto quadratico medio viene utilizzato per calcolare la varianza della distribuzione di domanda in questione.

Errore Medio Percentuale e Errore Medio Assoluto Percentuale

Le metriche più comunemente utilizzate per il calcolo degli errori in termini percentuali sono l'Errore Medio Percentuale (Mean Percentage Error, MPE) e l' Errore Medio Assoluto Percentuale (Mean Absolute Percentage Error, MAPE).

$$\text{MPE} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{e_t}{Y_t} \quad (3.42)$$

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|e_t|}{Y_t} \quad (3.43)$$

Come ME, MPE tiene conto del segno dell'errore e pertanto può essere utilizzato come indicatore di tendenza percentuale. Il MAPE considera, invece, gli errori in valore assoluto, evitando così che i negativi e i positivi si compensino. E' molto simile al MAD, ma, mentre quest'ultimo viene espresso il valore assoluto, il MAPE viene espresso in percentuale e quindi, essendo una misura relativa, viene preferito in quanto facilita i confronti.

ME%, MAD%, RMSE%

Presentate come tra le principali misure di valutazione degli errori di previsione, MPE e MAPE presentano in realtà diversi svantaggi e punti deboli. In primis non possono essere adottati quando la domanda, anche solo in un

periodo di tempo, è pari a zero. Inoltre, anche in presenza di domanda diversa da zero, i risultati ottenuti sono poco attendibili in presenza di ampie variazioni della stessa. Ciò ha condotto alla definizione di nuove metriche per la valutazione degli errori, le quali:

- considerano gli errori rilevati in periodi di bassa e alta domanda ugualmente dannosi;
- consentono di confrontare le prestazioni di prodotti e mercati con domanda media diversa.

Tali metriche sono:

$$ME\% = \frac{ME}{\bar{Y}} \quad (3.44)$$

$$MAD\% = \frac{MAD}{\bar{Y}} \quad (3.45)$$

$$RMSE\% = \frac{RMSE}{\bar{Y}} \quad (3.46)$$

dove

$$\bar{Y} = \frac{1}{n} \sum Y_t$$

Capitolo 3

Il contesto aziendale

La nascita dell'Odontoiatria Organizzata rappresenta il risultato di una serie di cambiamenti che hanno investito negli ultimi tempi il mercato odontoiatrico. Primo, insieme a OasiMedia e Caredent, rappresenta una delle società leader in Italia nell'ambito dell'odontoiatria. Il network nato dalla loro collaborazione conta oggi più di 150 cliniche distribuite sul territorio nazionale. Per riuscire ad erogare un servizio che risulti quanto più efficace ed efficiente, l'impegno del Gruppo è costantemente rivolto alla ricerca di soluzioni innovative che gli consentano di sfruttare le opportunità del mercato, rimanendo competitivo. Il notevole sviluppo del ramo dell'implantologia dentale ha spinto la società a voler analizzare più nel dettaglio la domanda di tali prestazioni; dall'individuazione dei fattori che risultano essere determinanti per la richiesta di tali trattamenti è possibile, infatti, ottenere una stima della funzione di domanda, sulla base della quale il Gruppo potrà migliorare i processi di acquisto e gestione dell'inventario, basandosi su una previsione della domanda che sia quanto più accurata possibile.

3.1 Il mercato odontoiatrico

Prima di illustrare il modello del contesto aziendale di riferimento, risulta opportuno riportare una breve analisi del mercato odontoiatrico italiano.

Il termine *odontoiatria* (dal greco ὀδούς, ὀδόντος: «dente» e ἰατρεία: «cura», lett. *cura dei denti*) fa riferimento a quella branca della medicina che si occupa della prevenzione, della diagnosi e della terapia delle patologie dentali. Una ricerca condotta da Key-Stone mette in luce come la richiesta di cure odontoiatriche dipenda essenzialmente da fattori:

- *Socio - Demografici*: l'invecchiamento della popolazione¹, unitamente ad una crescente eterogeneizzazione, modifica il tipo di prestazioni richieste. I cambiamenti della struttura demografica generano uno sbilanciamento

¹ Fonte: *Meridiano Sanità, Le coordinate della salute*, The European House – Ambrosetti, 2018

significativo tra la popolazione “senior” e la popolazione “attiva”, con conseguente variazione anche della tipologia di prestazioni odontoiatriche richieste. Mentre le fasce più evolute della popolazione richiedono interventi di prevenzione e mostrano particolare attenzione all'estetica, le fasce più basse mostrano per lo più problematiche odontoiatriche primarie.

- *Epidemiologici*: nonostante un generale miglioramento della salute orale in età pediatrica, la carie è tuttora una patologia assai diffusa. Solo nel 2019, 20 milioni di italiani hanno perso almeno un dente. In media, ogni anno, oltre 2,5 milioni di italiani ricorrono alla sostituzione dei denti mancanti con protesi fisse.
- *Economici*: in ambito salute, come in altre abitudini di consumo e di spesa, le scelte delle persone sono straordinariamente condizionate da fattori economici. La riduzione del reddito disponibile delle famiglie e la preferenza a destinare quanto posseduto a beni di prima necessità determinano una riduzione del ricorso alle cure dentali.
- *Culturali*: la facilità di accesso alle informazioni rende i consumatori più consapevoli circa i servizi offerti ed i relativi prezzi, consentendo loro di effettuare confronti ed orientarsi verso una scelta consapevole.

Per quanto concerne l'offerta di prestazioni odontoiatriche, sono identificati come rilevanti i fattori:

- *Tecnologici*: l'utilizzo di tecnologie digitali negli studi dentistici mostra un trend crescente, con un possesso della tecnologia nel 2018 quasi raddoppiato se paragonato al 2015. Lo sviluppo del digitale, inoltre, determinando l'ingresso nel mercato della manifattura del dispositivo, mette in discussione i tradizionali ruoli lungo l'intera filiera.
- *Politici*: l'evoluzione demografica della popolazione e la crescente cronicizzazione delle malattie mettono a rischio la sostenibilità del Sistema Sanitario Nazionale (SSN); l'inadeguata capacità assistenziale di quest'ultimo comporta la crescita del settore sanitario privato.
- *Normativi*: norme ad hoc regolano l'esercizio della professione, definiscono gli obblighi nei confronti dei pazienti e le linee guida inerenti a pubblicità ed informazione sanitaria.

- *Professionali*: la crescente attenzione verso l'estetica induce il professionista a specializzarsi in terapie legate al benessere psico-fisico del paziente; ciò determina la rivisitazione della gamma di servizi offerti e delle modalità di comunicazione con il paziente.

Per meglio comprendere la rilevanza del settore odontoiatrico a livello nazionale, è opportuno mettere in relazione la spesa odontoiatrica con la spesa sanitaria considerata nel suo complesso. La spesa sanitaria si compone, in generale, di due macro-categorie:

Spesa pubblica, spesa sostenuta dagli enti delle Amministrazioni Pubbliche (AP) per soddisfare i bisogni di salute dei cittadini in termini di prestazioni sanitarie (inclusi i costi: servizi amministrativi, interessi passivi, imposte e tasse, premi di assicurazione e contribuzioni diverse).

Spesa privata, che comprende a sua volta la spesa *Out of Pocket* (OOP), ovvero quella direttamente sostenuta dai cittadini, e la spesa intermediata da fondi sanitari integrativi o da polizze assicurative.

SPESA PRIVATA PER SERVIZI E PRESTAZIONI

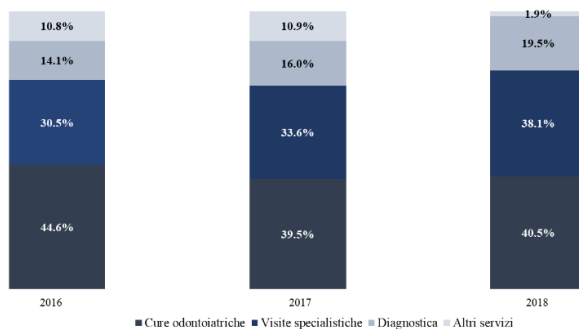


Figura 3.1 - Percentuale di spesa privata impiegata per servizi e prestazioni

Nel 2018 la spesa sanitaria totale ammonta, in Italia, a 154,7 mld€, di cui 115 relativi alla spesa pubblica e 39,7 a quella privata. Considerando i 39,7 mld€ a carico dei cittadini, 19,5 mld€ risultano impiegati per servizi e prestazioni, incluse anche quelle relative al campo dell'odontoiatria. Come si evince dal

grafico in Figura 3.1, quella dell'odontoiatria è la prima voce di spesa della componente servizi, con un peso del 40,5%; con il 20,2% rappresenta, invece, la seconda voce della spesa privata complessiva.

Considerando il panorama nazionale, le prestazioni odontoiatriche vengono erogate sia da enti pubblici che da strutture private:

ODONTOIATRIA PUBBLICA

- Ospedali e ASL
- Poli universitari
- Strutture private convenzionate

ODONTOIATRIA PRIVATA

- Studi tradizionali
- Società di capitale
 - Grandi centri
 - Poliambulatori
 - Insegne di gruppi organizzati
 - Studi singoli o piccoli network

Per quanto concerne l'assistenza fornita dalle strutture ospedaliere pubbliche, il SSN riesce a coprire solo il 3-4% dei facenti richiesta, dimostrandosi incapace di garantire un adeguato servizio a tutti i cittadini. Ciò ha determinato nel corso degli anni una forte crescita dell'odontoiatria privata, la quale rappresenta circa l'87% del totale, coinvolgendo più del 90% delle strutture.

Ponendo l'attenzione sull'offerta proveniente dagli enti privati, non si può prescindere dall'analizzare il processo di **concentrazione** che sta interessando gli studi dentistici tradizionali. A partire dal 2016 è iniziata una progressiva riduzione del numero di studi, mentre si osserva un aumento in termini di dimensioni delle strutture.

Ad aver cambiato le dinamiche del mercato negli ultimi anni ha senza dubbio contribuito la forte crescita dei gruppi odontoiatrici organizzati. Con il termine **Odontoiatria Organizzata** si fa riferimento ad un insieme di studi che erogano prestazioni sotto lo stesso nome commerciale; le cliniche possono essere di proprietà del marchio oppure affiliate. Un evento determinante per

la nascita di tale modello è stata l'entrata in vigore della Legge n.248 del 4 Agosto 2006, comunemente nota come Legge Bersani; la legge, che tende a liberalizzare sia le attività produttive che di erogazione di servizi, elimina il precedente divieto di pubblicizzare titoli e specializzazioni professionali, così come prezzi e caratteristiche delle prestazioni, oltre ad eliminare le tariffe obbligatorie fisse minime. Ciò determina un forte interesse verso tale settore da parte di un crescente numero di imprese, con la contestuale nascita di nuovi modelli, i network. I network, o reti, sono aggregazioni di studi dentistici che mantengono la loro indipendenza, ma che collaborano per finalità comuni, quali acquisti centralizzati, servizi di marketing e comunicazione legati a un posizionamento comune, condivisione di forniture e costi extra-clinici come consulenti, legali, formazione etc.

I cambiamenti derivanti dallo sviluppo dei nuovi modelli hanno determinato una vera e propria riorganizzazione del settore. Nel 2019 l'Ortodonzia Organizzata conta più di 850 centri; facendo riferimento al periodo 2012-2019 si stima un incremento complessivo del +307%, con un numero di centri quadruplicato. Da un'analisi più accurata, si osserva come solo alcune insegne stiano crescendo in termini di numero di centri, mentre per molte è in atto un processo di ottimizzazione, che si traduce nella chiusura delle cliniche meno performanti. Nell'ottica di un miglioramento sia in termini di efficienza che di efficacia, la struttura imprenditoriale tipica di tale business attribuisce un ruolo centrale al paziente, al quale rivolge un'offerta odontoiatrica che cerca di soddisfare ogni sua esigenza, non soltanto nell'ambito dei servizi clinici. Le peculiarità di tale modello:

- *Tariffe competitive*: grazie ad una gestione manageriale ed economie di scala, dilazione dei pagamenti e diversificazione dei finanziamenti.
- *Facilità di accesso*: posizione su strada e ingresso “senza impegno”, collocazione in centri commerciali, accesso per disabili, parcheggio, etc.
- *Forte capacità di comunicazione*: stimolo all'avvicinamento del paziente alle cure e maggior fidelizzazione grazie ai richiami e al conseguente mantenimento di un buono stato di salute orale.
- *Tecnologia*: strumenti avanzati e ampia gamma di attrezzature direttamente in sede.

- *Modellizzazione dei processi:* software gestionale, archivio informatizzato delle cartelle cliniche, gestione del preventivo modellizzata, precisa e trasparente archiviazione delle voci economiche.
- *Proprietà diretta:* cambiamento di rotta: dopo anni in cui predominava un modello di business basato sul franchising, oggi la tendenza è quella di aprire centri di proprietà diretta.

Come mostrato dal grafico in Figura 3.2, relativo alla situazione rilevata a fine 2019, la classifica nazionale delle prime 10 insegne vede al primo posto DentalPro, gruppo che si caratterizza per la decisa politica di espansione. Le operazioni di acquisizione, oltre che alle aperture ex-novo, rendono il panorama competitivo estremamente dinamico; i recenti accordi tra i gruppi CareDent e Primo potrebbero, infatti, modificare le relative posizioni.

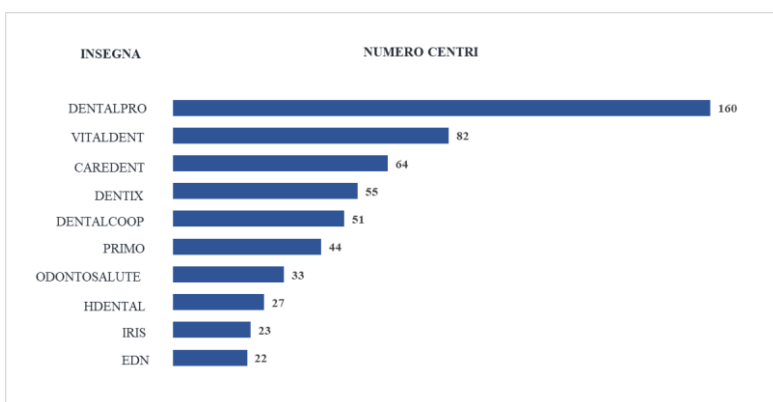


Figura 3.2 - Classifica delle prime 10 insegne per numero di cliniche nel 2019 in Italia

L'evidente fenomeno di concentrazione che sta caratterizzando il mercato è reso ancora più evidente dall'ingresso di investitori esteri, essendo maturato anche in Italia l'interesse delle società di private equity nella gestione degli studi odontoiatrici. Mentre tale fenomeno è ormai consolidato negli USA, in Italia si assiste al primo caso nel 2015 con l'ingresso in DentalPro della Summit Partners (per il 58% delle quote) e di Vam Investments (partecipazione minoritaria).

Nel 2019 è la volta di Aksia Group che, mediante il fondo Aksia Capital V, acquisisce Primo, dando avvio ad una serie di operazioni di fusione ed acquisizione che hanno portato alla nascita di uno dei più grandi network di cliniche dentistiche sul territorio italiano.

3.2 Il Network: Primo, Oasi Medica e CareDent

Centri Dentistici Primo è una catena di cliniche dentistiche fondata nel 2010 a Torino e attiva a livello nazionale. Negli anni, la continua voglia di innovare, ha spinto i Centri Dentistici Primo a diffondersi in molte altre regioni d'Italia. Tutti i centri sono di proprietà e vengono gestiti da un unico ufficio centrale, sito a Torino. Nel tempo, inoltre, Primo ha saputo scegliere e affidarsi a importati realtà sul territorio con cui condivide valori e ideali, come il gruppo Oasi Medica. Ad ottobre 2019, contemporaneamente all'acquisizione di Primo da parte della società di private equity Aksia Group, viene finalizzato il primo add-on **Oasi Medica**, una realtà locale di cliniche dentistiche e poliambulatori nata nel 1998. A seguito di tale aggregazione il Gruppo conta oltre 90 cliniche. A Febbraio 2020 Aksia Group annuncia l'accordo tra Primo e **CareDent**, una rete di cliniche dentistiche il cui brand è stato lanciato in Spagna nel 2004. L'espansione del network continua durante tutto il 2020, con le acquisizioni da parte del Gruppo di Slam Dental e del ramo odontoiatrico dell'azienda Centro Medico i Mulini, attivi in Sardegna.

Aksia Group, tramite la fusione tra Primo, Oasi Medica e CareDent, ha posto le basi per la nascita del secondo player, con oltre 150 cliniche, del mercato italiano delle cliniche dentali. Il network originatosi dalla collaborazione tra Primo, OasiMedica e CareDent si caratterizza oggi per una distribuzione di centri odontoiatrici su tutto il territorio nazionale. Come emerge dalla Figura 3.3, aggiornata al 2019, le regioni Lombardia e Piemonte sono quelle ad ospitare il maggior numero di cliniche, mentre nell'area meridionale diversi centri sono stati aperti in Puglia. Le nuove aperture e i processi di acquisto avvenuti durante il 2020 stanno determinando una diffusione ancora più capillare sul territorio, con un maggior numero di centri presenti nelle regioni del sud.



Figura 3.3 - Distribuzione delle cliniche sul territorio nazionale nel 2019

La sede centrale è situata a Torino, dove si trova anche PrimoLab, il laboratorio odontotecnico dotato di tecnologie all'avanguardia e delle migliori attrezzature. La scelta relativa all'ubicazione delle singole cliniche è legata alla strategia di localizzazione adottata, che predilige aree ad alta frequentazione. I centri si trovano prevalentemente presso le strade principali delle città e in posizioni facilmente accessibili. Negli ultimi anni si registra, inoltre, un crescente sviluppo degli ambulatori odontoiatrici anche nelle gallerie commerciali italiane; la presenza all'interno dei centri commerciali presenta numerosi vantaggi, in termini di accoglienza e orari di apertura, ottimizzazione dei tempi e molto altro.

Il Gruppo, certificato secondo la norma UNI EN ISO 9001:2015, è in grado di offrire una gamma completa di trattamenti dentali, raggruppabili nelle seguenti categorie:

- PRIMA VISITA, per iniziare a prendersi cura dei propri denti;

- IGIENE, servizio di detartrasi e valutazione del rischio di carie;
- CONSERVATIVA, carie, ricostruzioni dentali, restaurativa;
- ORTODONZIA GENERALE e INFANTILE, allineamento dei denti e correzione dei rapporti delle arcate dentali;
- INVISALING, nuovo sistema per allineare i denti basata sull'applicazione di mascherine trasparenti;
- ENDODONZIA, devitalizzazioni, trattamenti dei canali radicolari.
- PROTESI FISSA, protesi su denti naturali o su impianti, corone e ponti in lega preziosa con rivestimenti in ceramica o zirconia;
- PROTESI MOBILE, scheletrati, protesi mobili tradizionali. Soluzione alternativa ed efficace alle protesi fisse di cui risulta essere più versatile.
- IMPLANTOLOGIA, inserimento nelle ossa mascellari di impianti per la sostituzione dei denti mancanti;
- CHIRURGIA, estrazioni dentali, estrazioni denti del giudizio o interventi particolari;
- ESTETICA, trattamento sbiancante dei denti.

Alle categorie sopra elencate si uniscono anche numerosi altri servizi erogati dai poliambulatori; l'integrazione della branca della polispecialistica di Oasi Medica ha arricchito l'offerta di cure mediche, includendo visite specialistiche di diverso tipo, tra cui:

- FISIOTERAPIA;
- CARDIOLOGIA;
- PSICOLOGIA E PSICHIATRIA;
- ORTOPEDIA;
- MEDICINA DELLO SPORT.

Il network costituito da Primo, CareDent e Oasi Medica è una realtà in continua crescita e forte espansione su tutto il territorio italiano e che fa della qualità il suo punto di forza. Serietà, professionalità e trasparenza rappresentano i principali strumenti per raggiungere un rapporto chiaro e sincero con il paziente, al quale il Gruppo si propone di offrire un servizio di cura di alto livello.

3.2.1 Il sistema di gestione degli acquisti

I materiali e prodotti utilizzati all'interno di uno studio odontoiatrico sono molteplici, a partire dagli articoli più semplici come i dispositivi di protezione individuale sino alle apparecchiature più complesse. In base a caratteristiche comuni, i diversi articoli possono essere raggruppati in particolari categorie:

- *Consumabili*

La categoria dei consumabili comprende la maggior parte dei prodotti utilizzati per lo svolgimento delle attività quotidiane. Fanno parte di tale categoria aghi e siringhe, anestetici, disinfettanti, bende, garze, cerotti, teli, sonde e cannule, prodotti per la sterilizzazione.

- *DPI*

L'adozione di Dispositivi di Protezione Individuale (DPI) risponde alla necessità di proteggere gli operatori sanitari contro i rischi che possono minacciare la loro sicurezza o salute durante lo svolgimento del lavoro. Rientrano in tale categoria mascherine, guanti, camici, copriscarpe, cuffie etc.

- *Soluzioni implantari*

Un impianto dentale è un dispositivo protesico fisso, utilizzato per la copertura dello spazio lasciato libero da uno o più denti mancanti o estratti. Oltre alle tre parti costituenti ciascun impianto dentale, quali la vite endossea, l'abutment e la protesi dentaria, la categoria di prodotti legati all'implantologia include anche perno moncone, corona, cappetta etc.

- *Strumentario*

Lo strumentario odontoiatrico comprende tutti gli strumenti indispensabili per lo svolgimento delle prestazioni. Rientrano in tale categoria pinze, specchietti, sonde, bisturi e tutti quegli attrezzi generalmente di piccola dimensione.

Al fine di fornire una descrizione quanto più completa possibile, risulta opportuno ricordare come all'interno di una clinica odontoiatrica siano presenti anche altri beni strumentali, aventi generalmente durata pluriennale e, dunque, utilizzabili più e più volte. Fanno parte di tale tipologia di strumenti le autoclavi per la sterilizzazione, gli apparecchi radiologici, le turbine, i manipoli, i sistemi CAD e CAM e molte altre apparecchiature di tale genere.

L'elevato costo e la possibilità di essere soggetti a manutenzione piuttosto che a sostituzione hanno fatto sì che l'acquisto di tali beni sia affidato al responsabile generale degli acquisti, presso la sede centrale. Al contrario, l'emissione degli ordini relativi all'acquisto di prodotti, materiali e piccoli strumenti, generalmente monouso o comunque destinabili ad un unico paziente, è demandato alle singole cliniche.

In tale contesto riveste particolare importanza l'assistente di studio odontoiatrico (ASO), figura professionale che collabora con l'odontoiatra svolgendo una serie di funzioni quali la predisposizione degli strumenti, la decontaminazione degli ambienti di lavoro, la gestione degli appuntamenti, nonché la gestione degli acquisti.

Disporre degli articoli giusti, nella giusta quantità e nell'esatto momento in cui devono essere utilizzati rappresenta la condizione necessaria affinché ogni prestazione possa essere svolta ed il paziente curato a dovere. I processi di acquisto rivestono un ruolo essenziale all'interno di ogni azienda, essendo il loro fine ultimo quello di garantire la disponibilità dei beni necessari per supportare il proprio business in modo efficace ed efficiente.

Il *ciclo degli acquisti* integra una serie di operazioni aziendali necessarie per approvvigionarsi di beni e materiali di consumo necessari per lo svolgimento della propria attività. Le fasi in cui tale ciclo si articola sono generalmente:

1. Definizione del budget
2. Gestione delle richieste d'ordine
3. Selezione del fornitore
4. Emissione dell'ordine di acquisto
5. Ricezione della merce
6. Controllo della merce ricevuta
7. Ricezione e contabilizzazione della fattura
8. Pagamento della fattura.

Tutte le cliniche appartenenti al network condividono il medesimo sistema di gestione degli acquisti, con la sola differenza di avere a disposizione un budget calcolato ad hoc. La definizione del budget destinato agli acquisti avviene con

cadenza mensile e, in base al metodo adottato, risulta essere pari ad una percentuale fissa (5,5%) della produzione realizzata da ogni clinica il mese precedente.

Noto il budget a disposizione, compito delle ASO è quello di definire richieste d'ordine che, nell'insieme, non eccedano il limite prefissato. Il sistema di gestione degli ordini attualmente implementato può godere del supporto tecnologico offerto dal software aziendale PrimoUp, di cui si riporta in Figura 3.4 la finestra principale.

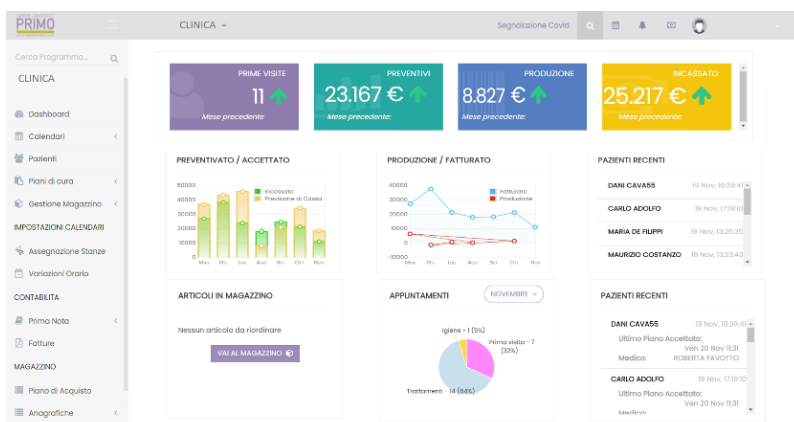


Figura 3.4 – Finestra principale del software gestionale PrimoUp: sezioni ed informazioni

Sulla sinistra è presente l'elenco delle sezioni cui è possibile accedere, ciascuna dedicata alla gestione di particolari aspetti operativi ed amministrativi. Accedendo alla sezione *Gestione Magazzino: Ordini* è possibile creare un nuovo ordine seguendo alcuni semplici step. Come mostrato in Figura 3.5, le ASO selezionano prima il fornitore tra quelli presenti in elenco e successivamente gli articoli da acquistare dai relativi listini, indicandone il numero di confezioni.

L'ordine così definito ed inviato non giunge direttamente al fornitore, ma viene prima sottoposto ad un processo di approvazione. Al fine di rilevarne la correttezza, tutti gli ordini vengono visionati da un responsabile degli acquisti;

in particolare egli verifica che l'importo totale associato agli ordini di ciascuna clinica in quel dato mese non abbia superato il budget disponibile, che le quantità ordinate di ciascun articolo non siano eccessive, che uno stesso ordine non sia stato inviato più volte etc.



Figura 3.5 – Finestra di PrimoUp dedicata alla creazione di un nuovo ordine di acquisto

Una volta modificate eventuali anomalie riscontrate, eventualmente confrontandosi con l'ASO responsabile dell'ordine, quest'ultimo viene inviato al fornitore. Essendo i lead time di fornitura piuttosto ridotti, la ricezione della merce avviene generalmente dopo pochi giorni. Compito delle ASO è, a tal punto, quello di verificare la corrispondenza tra quanto ordinato e quanto ricevuto e di procedere al carico degli articoli a magazzino. Anche durante tale attività le ASO sono supportate da PrimoUp, il quale tiene traccia dell'ordine inviato; una volta confermate o modificate le tipologie e le quantità di articoli ricevuti, l'operazione di carico del magazzino avviene in automatico. Per quanto concerne l'aspetto prettamente contabile, la ricezione delle fatture elettroniche avviene mediante SdI, il Sistema di Interscambio dell'Agenzia delle Entrate. Una volta registrate tutte le fatture relative ad un determinato periodo, si procede ad effettuare l'ordine di pagamento.

In merito all'assegnazione delle responsabilità ai diversi attori che partecipano a tale ciclo, un'opportuna considerazione riguarda la definizione delle richieste d'ordine da parte delle ASO. Oltre al limite rappresentato dal budget a disposizione, le ASO godono di ampia autonomia nella scelta di quali articoli richiedere, quando ed in quali quantità. Se da una parte le ASO

rappresentano le figure che meglio dovrebbero conoscere i livelli di scorte presenti presso le rispettive cliniche, dall'altra la paura di non avere a disposizione quanto necessario potrebbe spingerle ad ordinare prodotti anche quando non necessari e/o in quantità superiori rispetto all'effettivo fabbisogno. Ciò rappresenta una delle principali criticità dell'attuale metodo di gestione degli acquisti, che assume particolare rilevanza se si considerano articoli aventi ridotti periodi di scadenza o alto valore unitario. Nel primo caso, una volta raggiunta la data di scadenza gli articoli dovranno essere buttati via, anche se non utilizzati; nel secondo, elevati livelli di stock si traducono in elevati costi associati all'immobilizzo di capitale.

3.2.2 L'implantologia dentale

L'implantologia è la branca della chirurgia odontoiatrica che permette di sostituire uno o più elementi dentari persi mediante l'inserimento di impianti dentali. Con il termine impianto dentale ci si riferisce all'inserimento nell'osso della mascella o della mandibola di una vite in titanio avente lo scopo di sostituire la radice del dente mancante, dando come risultato un dente che appare completamente naturale.

Gli impianti sono composti sostanzialmente da tre elementi:

- *Vite endossea*, che svolge di fatto la funzione della radice del dente andato perso;
- *Abutment*, che funge da raccordo tra la vite e la protesi dentaria;
- *Protesi dentaria*, elemento che sostituisce il dente andato perso, generalmente rivestita da ceramica o da materiali resinosi.

L'obiettivo primario di ogni intervento di implantologia è la completa osteointegrazione: le radici sintetiche devono cioè essere accettate dal corpo e totalmente integrate nell'osso, a livello sia fisico che biologico.

L'inserimento degli impianti dentali può avvenire ricorrendo a diversi metodi:

Implantologia a carico differito

E' stata per molti anni la procedura prevalentemente utilizzata. Una volta eseguito l'intervento chirurgico per inserire l'impianto dentale all'interno dell'osso, la procedura richiede un'attesa che può andare dai tre ai quattro

mesi, tempo necessario per permettere all'impianto di osteointegrarsi. Il fenomeno dell'osteointegrazione consiste nella crescita dell'osso a diretto contatto con la superficie implantare, in modo da consentire all'impianto di diventare parte integrante del corpo. Alla fine del periodo di osteointegrazione si rimuove la vite di guarigione e si avvita quella che sarà la protesi definitiva. In passato si attendeva l'avvenuta osteointegrazione dell'impianto prima di caricarlo con la protesi per evitare eventuali micro movimenti che avrebbero potuto comprometterne lo sviluppo. Oggi si è in grado di stabilire a priori se l'osso ha la capacità di sostenere sin da subito il peso della protesi senza muoversi dalla sua posizione; pertanto, non essendo più necessario attendere l'avvenuta osteointegrazione, è possibile ricorrere a metodi più rapidi.

Implantologia a carico immediato

Si tratta di una procedura moderna che consiste nell'inserimento contemporaneo degli impianti dentali e della corona protesica provvisoria. Il posizionamento della protesi provvisoria avviene entro 36 ore dall'inserimento dell'impianto. La protesi provvisoria viene mantenuta in sede per circa 3-4 mesi. Trascorso questo tempo, necessario per la guarigione di tutti i tessuti che sono stati oggetto di intervento, verrà posizionata la protesi definitiva. Si usa il termine "carico immediato" in quanto permette al paziente di ottenere una riabilitazione immediata della masticazione anche in un'unica seduta e quindi in tempi più rapidi rispetto alla chirurgia convenzionale.

Uno dei grandi vantaggi dell'implantologia contemporanea è la versatilità, intesa come la ridotta presenza di controindicazioni. L'assenza di limiti di età per poter essere sottoposti a tale tipo di intervento fa sì che anche i pazienti più anziani siano soggetti candidabili ad una riabilitazione implanto-protesica anche complessa. Ciò rappresenta un vantaggio, dal momento che un anziano va incontro più facilmente alla perdita di elementi dentari, e anche la risposta a un bisogno, dal momento che la popolazione italiana sta andando incontro ad un sempre più rapido processo di invecchiamento.

L'implantologia in Italia gode di una forte considerazione tra dentisti e pazienti. Secondo la Società italiana di implantologia osteointegrata (Sio),

nella nostra penisola vengono inseriti oltre un milione di nuovi impianti dentali l'anno. Da recenti studi KeyStone è dimostrato che ogni anno gli impianti realizzati siano ormai quasi 1,4 milioni a fronte di circa 900.000 interventi². In rapporto alla popolazione, l'Italia è il primo mercato al mondo, con una domanda in costante crescita.

Facendo riferimento alle principali categorie di prestazioni erogate dalle cliniche del network Primo, CareDent e Oasi Medica (cfr. Paragrafo 3.2) si può facilmente dedurre come non tutte abbiano il medesimo peso in termini di produzione annua. Il grafico in Figura 3.6 mostra nel dettaglio quanto ciascuna categoria abbia partecipato alla determinazione della produzione per gli esercizi 2019 e 2020. Le prestazioni relative al collocamento di protesi fisse rappresentano, durante entrambi gli anni, la voce avente maggior peso; segue l'implantologia, il cui peso in termini di produzione aumenta tra i due anni, passando dal 21 al 23,6%³.

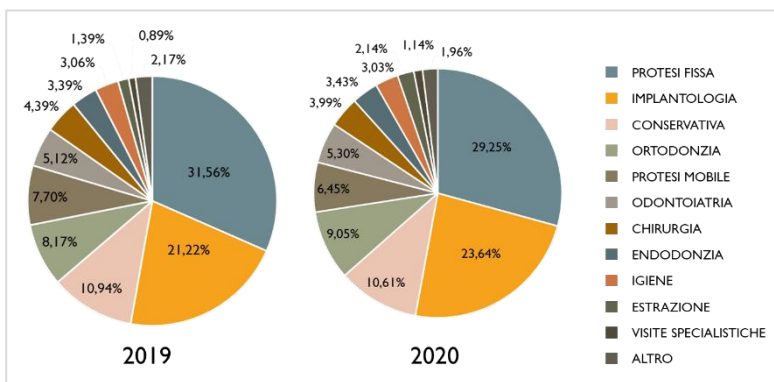


Figura 3.6 - Produzione in termini percentuali per categoria di prestazioni erogate durante gli esercizi 2019 e 2020

² Fonte: *Il settore dentale italiano e il suo peso in Europa*, Roberto Rosso, presidente Key-Stone.

³ Fonte: Database aziendale, dati relativi alla produzione annua per categoria di prestazioni erogate.

L'incremento della domanda di trattamenti implantari sta sollevando sempre più l'interesse delle cliniche odontoiatriche. Comprendere l'evoluzione del mercato in cui si opera risulta, infatti, fondamentale per poter garantire un'offerta quanto più mirata e allo stesso tempo competitiva.

Relativamente all'implantologia, è necessario identificare l'insieme di fattori che influenzano la domanda di tali prestazioni, siano essi riconducibili a cambiamenti di natura economica e/o demografica piuttosto che a caratteristiche peculiari dei centri che offrono tale tipologia di cure. La distribuzione sul territorio nazionale dei centri del network rende opportuno identificare e valutare tali fattori per ogni singola clinica, considerando le caratteristiche di ciascuna.

Capitolo 4

Descrizione del modello econometrico e analisi dei risultati

L'Econometria è il ramo della scienza economica che si interessa della formulazione, identificazione e stima di modelli matematici che possano rappresentare un certo fenomeno e permettere di effettuare previsioni sul futuro andamento dello stesso.

Partendo dall'analisi dei fattori che caratterizzano il mercato odontoiatrico nel suo complesso e approfondendo le caratteristiche delle cliniche che costituiscono il campione sottoposto ad analisi, si è proceduto alla definizione di un modello econometrico per la stima della funzione di domanda di impianti dentali. L'obiettivo è stato quello di costruire un modello che, considerando sia indicatori di carattere macroeconomico che indicatori prettamente connessi alle entità analizzate, fosse in grado di fornire un'interpretazione della variazione della domanda mensile di impianti dentali presso ciascuna delle cliniche.

4.1 I dati panel

In statistica ed econometria vengono definiti *dati panel* o *dati longitudinali* dati di tipo multidimensionale. In altri termini un panel presenta, per ciascuna delle n entità oggetto d'analisi, più osservazioni ripetute per più periodi temporali. Una regressione che utilizza dati di tipo panel differisce, dunque, da una tradizionale regressione per la duplice dimensione caratterizzata dagli individui e gli istanti temporali:

$$Y_{it} = \alpha + \beta X_{it} + u_{it} \quad i: 1, 2, \dots, N \quad t: 1, 2, \dots, T \quad (4.1)$$

dove i denota le unità statistiche individuali, quali nuclei familiari, imprese, stati, etc, mentre t denota l'istante temporale. Con Y_{it} si indica la variabile Y osservata per la i -esima delle N entità all'istante di tempo t . La scelta di effettuare l'analisi tramite dati panel permette di lavorare con maggiori informazioni rispetto a dataset più semplici, includendo quindi più variabilità e riducendo di conseguenza la collinearità tra le variabili. Inoltre, essi

permettono di studiare le dinamiche di variazione dei dati. Normalmente i dati panel vengono strutturati e utilizzati in modo da verificare se l'ipotesi di esistenza di una funzione lineare tra Y_{it} e un numero k di variabili indipendenti è verificata. Un panel è detto *strongly balanced*, ovvero ben bilanciato, se le variabili sono osservate per ciascuna entità e ciascun periodo temporale.

L'analisi dei dati panel può essere svolta implementando due diversi modelli, il modello a *effetti fissi* e il modello a *effetti casuali*.

Modello a effetti fissi

Il modello a effetti fissi (FE) viene utilizzato quando si desidera controllare le variabili omesse che differiscono tra le unità, ma sono costanti nel tempo. In un modello a effetti fissi si presume, infatti, che le variabili non osservate siano correlate con le variabili esplicative osservate.

Considerando la presenza di un'unica variabile indipendente, il modello di regressione con effetti fissi presenta una forma del tipo:

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 X_{it} + \beta_2 Z_i + u_{it} \quad (4.2)$$

dove

Y_{it} : valore della variabile dipendente dell'entità i misurata al tempo t ;

X_{it} : valore della variabile indipendente dell'entità i misurata al tempo t ;

Z_i : variabile inosservata che varia da un'entità all'altra ma non cambia nel tempo;

u_{it} : termine d'errore;

β_1 : l'effetto su Y di X tenendo costanti le caratteristiche inosservate dell'entità Z ed è ciò che si vuole stimare.

Dal momento che Z_i varia al variare dell'entità, ma si mantiene costante nel tempo, il modello di regressione può essere interpretato come avente n intercette. Ponendo $\alpha_i = \beta_0 + \beta_2 Z_i$ l'equazione 4.1, in presenza di regressori multipli, viene espressa nella forma:

$$Y_{it} = \beta_1 X_{1,it} + \dots + \beta_k X_{k,it} + \alpha_i + \varepsilon_{it} \quad (4.3)$$

dove

$X_{1,it}$: valore del primo regressore per l'entità i al tempo t
 α_i : intercette specifiche per ciascuna entità
 ε_{it} : parte dell'errore peculiare dell'osservazione

Modello a effetti casuali

In un modello a effetti casuali (RE) si assume che le variabili non osservate siano non correlate a tutte le variabili osservate. Gli effetti a livello individuale sono parametrizzati come disturbi casuali aggiuntivi.

Nel modello si introduce esplicitamente un'intercetta:

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 X_{1,it} + \dots + \beta_k X_{k,it} + \alpha_i + \varepsilon_{it} \quad (4.4)$$

in modo da poter effettuare l'assunzione che $E(\alpha_i) = 0$. Diversamente dal modello a effetti fissi, gli α_i non sono trattati come parametri fissi, ma come realizzazioni di una variabile, dunque non correlati ai regressori. In tal modo, questi effetti si possono trattare nel modello come se fossero parte del termine d'errore.

4.2 Il modello proposto

Per lo studio effettuato è stato utilizzato un database bilanciato costituito da 90 cliniche appartenenti al network Primo, CareDent e Oasi Medica, l'elenco delle quali è riportato in ALLEGATO A – **Elenco cliniche**; per quanto concerne l'arco temporale, i dati sono riferiti ai valori della domanda mensile di impianti dentali per due anni gestionali, da Gennaio 2019 a Dicembre 2020. L'analisi di tali dati è stata svolta mediante l'implementazione di un modello ad effetti casuali sul software statistico Stata.

4.2.1 Descrizione delle variabili

Prima di procedere all'analisi econometrica si è deciso di effettuare un'analisi descrittiva dei dati utilizzati. Volendo considerare sia i fattori ritenuti determinanti per la richiesta di cure odontoiatriche in termini generali (cfr. paragrafo 3.1) sia i fattori caratteristici delle cliniche oggetto d'analisi, le variabili indipendenti di cui si vuole analizzare l'effetto causale sono:

percapitagdp

Tale variabile fa riferimento al Pil Pro Capite (Per Capita Gross Domestic Product) valutato a livello regionale. L'approccio dei pazienti rispetto all'odontoiatria è molto diverso rispetto agli altri tipi di cura, in quanto costretti ad accedere ad un pagamento out of pocket. Ricerche condotte da Key-Stone⁴ dimostrano come la maggior parte dei pazienti che rinuncia a tale tipologia di cure lo faccia per motivi di carattere economico. L'introduzione di tale variabile all'interno del modello dovrebbe essere esplicativa del fenomeno studiato in quanto ci si può ragionevolmente aspettare che in presenza di più alti valori di tale indice la propensione a destinare una parte del proprio reddito alle cure dentali aumenti. La scelta di considerare il Pil Pro Capite a livello regionale (Figura 4.1) risponde alle evidenti differenze riscontrate tra le diverse aree in cui sono localizzate le cliniche. I dati utilizzati sono espressi in migliaia di euro.

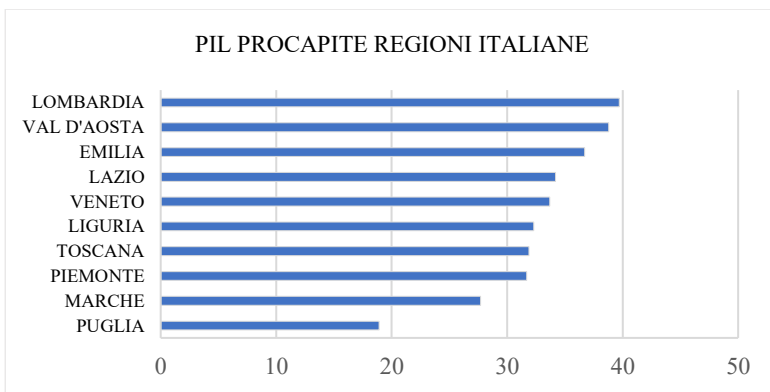


Figura.4.1: Pil Pro Capite Annuo Regionale

ind_fiducia

L'indice di fiducia dei consumatori rappresenta un'importante misura delle prospettive a medio termine dell'economia e della propria situazione

⁴ Fonte: *Il mercato odontoiatrico sta cambiando. Ecco come.* IlCentroOdontoiatrico, Key-Stone.

economico e finanziaria. Elevati livelli di fiducia spingono le famiglie verso l'acquisto di beni e servizi, rendendole più propense a sostenere spese per importi superiori alla media; al contrario, in condizioni di sfiducia, spese ritenute non necessarie vengono generalmente posticipate a favore di un maggior risparmio. La variabile *ind_fiducia*, all'interno del modello proposto, riesce a cogliere l'indebolimento del clima di fiducia verificatosi nei mesi Marzo-Aprile 2020, durante i quali l'emergenza sanitaria causata dal diffondersi del SARS-CoV-2 ha notevolmente ridotto le aspettative sia sulla situazione economica dell'Italia in generale, sia sulla percezione della situazione familiare, determinando una contrazione della domanda di prestazioni dentistiche ritenute non urgenti. La variabile è stata considerata a livello nazionale per ciascuno dei 12 mesi oggetto d'indagine.

ind_vecch

Tale variabile fa riferimento all'indice di vecchiaia della popolazione italiana; si ottiene come rapporto percentuale tra l'ammontare della popolazione anziana (65 anni e oltre) e quella giovanile (da 0 a 14 anni). L'indice è stato considerato a livello regionale, per ciascuno dei due anni considerati. Negli ultimi anni l'invecchiamento della popolazione italiana è stato uno dei più rapidi tra i Paesi maggiormente sviluppati.

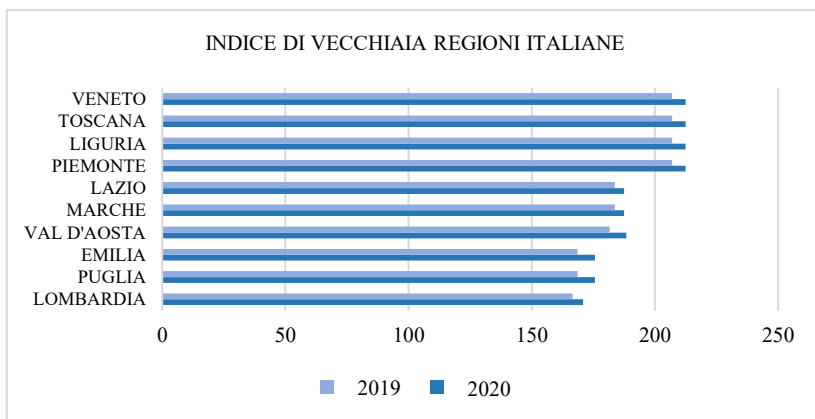


Figura 4.2: Indice di vecchiaia della popolazione per regione, per gli anni 2019 e 2020

Dalla Figura 4.2 risulta, infatti, evidente come l'indice abbia subito un incremento all'interno di tutte le regioni considerate. Risulta ragionevole ipotizzare che l'invecchiamento della popolazione possa essere cruciale relativamente alla domanda in odontoiatria, soprattutto al tipo di prestazioni richieste. Le patologie orali che possono manifestarsi con l'avanzare dell'età sono, infatti, molteplici (diabete, problemi cardiaci, peggioramento delle condizioni fisiche generali, patologie derivanti dall'assunzione di particolari medicinali,) e tutte considerate tra le principali cause della perdita parziale o totale dei denti.

mese_j

Come è possibile osservare dalla Figura 4.3, la domanda di impianti dentali sembra essere influenzata dal particolare periodo dell'anno in cui ci si trova: durante il mese di Agosto essa mostra una forte contrazione, mentre sembra raggiungere più alti livelli durante il mese di Ottobre.

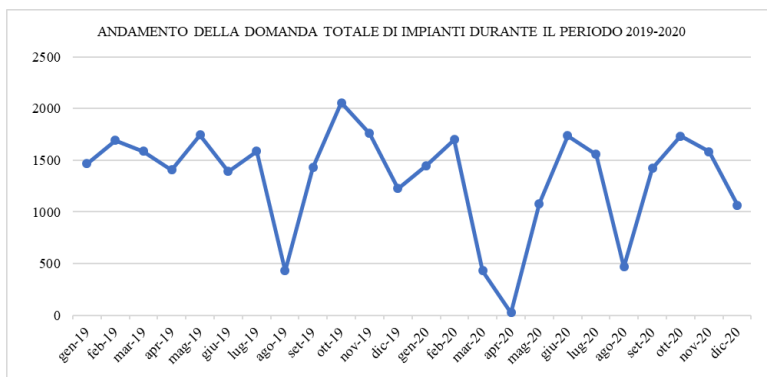


Figura 4.3: Domanda totale-mensile di impianti dentali durante il periodo compreso tra Gennaio 2019 e Dicembre 2020

I bassi valori raggiunti durante i mesi di Marzo e Aprile 2020 sono giustificati dalla particolare situazione in cui si è trovato l'intero Paese per via dell'emergenza sanitaria. L'effetto dovuto ai diversi mesi è stato considerato inserendo all'interno del modello 11 variabili di carattere dicotomico, *mese_j* con $j=1..11$, appositamente create per riuscire a cogliere gli effetti di

stagionalità. Ciascuna delle variabili assume valore pari ad 1 se la domanda è relativa all'omonimo mese, 0 altrimenti.

abit_studio

La variabile *abit_studio* è stata ottenuta rapportando la popolazione di ciascuna regione italiana al numero di studi odontoiatrici presenti all'interno della stessa. Con l'inserimento di tale variabile ci si propone, dunque, di cogliere l'effetto che il livello di copertura del mercato ha sulla domanda; un elevato valore di tale rapporto denota una ridotta copertura, il che potrebbe determinare maggiori livelli di domanda presso le cliniche attualmente presenti in quella data regione. I dati elaborati da Key-Stone ed aggiornati alla fine del 2019 sono riportati di seguito:

Regione	abit_studio
LIGURIA	1089
EMILIA	1283
MARCHE	1318
LOMBARDIA	1343
PIEMONTE	1355
VAL D'AOSTA	1355
TOSCANA	1374
VENETO	1389
LAZIO	1466
PUGLIA	1868

Tabella 4.1: Distribuzione degli studi odontoiatrici in Italia: numero di abitanti per studio all'interno delle regioni italiane

anni_apertura

Il processo di continua espansione messo in atto dal Gruppo ha condotto negli anni all'acquisto di centri già esistenti e contestualmente alla nascita di nuove cliniche. Per tener conto della diversa storia di ciascuna clinica, in termini di anni di operatività, è stato ritenuto opportuno inserire all'interno del modello la variabile *anni_apertura*, il cui valore è pari al numero di anni trascorsi dall'apertura della clinica i-esima sino ad oggi. Facendo riferimento alle cliniche incluse nel campione, quelle aperte nel 2014 sono quelle attive da più tempo, mentre le ultime aperture risalgono al 2018. Per maggiori informazioni

relative all'anno di apertura di ciascuna clinica si rimanda all'ALLEGATO A – **Elenco cliniche**La presenza di tale variabile all'interno del modello si propone di testare se le cliniche aperte da un maggior periodo di tempo presentano maggiori livelli di domanda rispetto a quelle attive da meno tempo.

location

La strategia di localizzazione delle cliniche appartenenti al network è tale da preferire aree ad alta frequentazione; la maggior parte delle cliniche si trova, infatti, all'interno di grandi centri abitativi, generalmente in prossimità delle strade principali. Un interesse crescente si sta, inoltre, sviluppando verso i centri commerciali. È stato, dunque, ritenuto opportuno definire una variabile che catturasse l'effetto relativo alla diversa posizione di ciascuna clinica; la variabile *location* è una variabile dicotomica che assume valore pari ad 1 se la clinica si trova su strada, 0 se all'interno di un centro commerciale.

pazienti

Tale variabile indica, per dato anno, il numero di pazienti serviti dalla clinica *i*-esima.

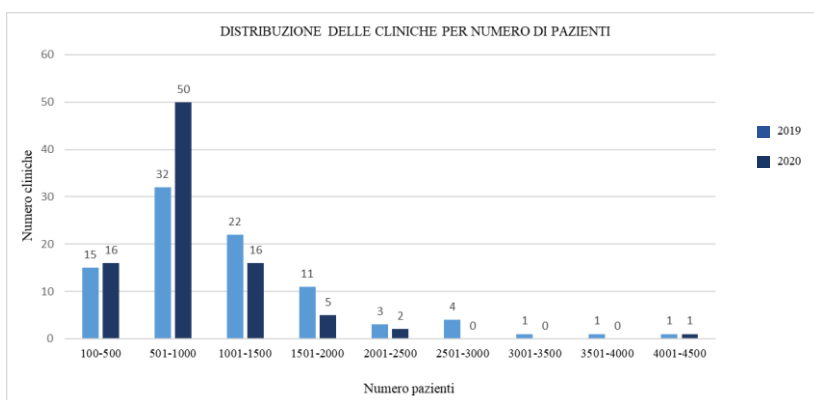


Figura 4.4: Distribuzione delle cliniche per numero di pazienti all'anno

Tale valore fa riferimento al numero di pazienti che hanno ricevuto almeno un trattamento presso la clinica, a prescindere dal tipo di prestazione. Come

emerge dal grafico in Figura 4.4, vi è un esiguo numero di cliniche in cui il numero di pazienti annui raggiunge valori molto elevati, mentre la maggior parte delle cliniche serve annualmente un numero compreso tra 500 e 1000 pazienti. Mediante tale variabile ci si propone di testare se, analogamente a quanto accade negli ultimi anni negli studi dentistici tradizionali, anche nella realtà dell'odontoiatria organizzata le cliniche che trattano più casi sono anche quelle che collocano la maggior parte degli impianti dentali.

produzione

Considerando l'aspetto prettamente economico, un ulteriore elemento di differenziazione tra le cliniche del network è senza dubbio il valore della produzione realizzata dalle stesse, fattore di cui si vuole tener conto mediante l'introduzione dell'omonima variabile. Con l'espressione valore della produzione si fa riferimento al valore contabile delle prestazioni erogate durante un certo intervallo di tempo, a prescindere dall'avvenuta fatturazione delle stesse. Alla luce delle evidenti differenze riscontrate osservando l'andamento della domanda, è stato ritenuto opportuno considerare la produzione delle diverse cliniche a livello mensile, piuttosto che annuale, e calcolare dunque la variabile *produzione* come valor medio della produzione realizzata da ciascuna clinica *i*-esima per ciascuno dei dodici mesi. I dati considerati sono espressi in migliaia di euro.

Risulta ragionevole ipotizzare che cliniche in grado di raggiungere più alti livelli di produzione siano anche quelle in cui si manifesta una maggiore domanda di impianti dentali.

primo carent oasi

Per rappresentare l'effetto derivante da possibili differenze tra le società cui fa capo ciascuna delle cliniche, sono state definite tre variabili di carattere dicotomico. Ciascuna delle variabili assume valore pari ad 1 quando la clinica risulta essere d'appartenenza dell'omonima società, 0 quando appartiene ad una delle altre due. Risulta ragionevole pensare che l'appartenenza ad una società piuttosto che ad un'altra possa racchiudere diversi fattori di carattere gestionale e organizzativo, i quali hanno a loro volta un diverso effetto sulle performance delle cliniche. Come si può ricavare dai dati riportati in

ALLEGATO A – **Elenco cliniche**, il 47% delle cliniche appartenenti al campione appartiene alla società CareDent, il 45% fa capo alla società Primo, le rimanenti ad Oasi.

lockdown

La diffusione del SARS-CoV-2, e la derivante emergenza sanitaria in cui si è ritrovato l'intero Paese a partire da Marzo 2020, rappresenta un evento che ha trasformato profondamente le abitudini di ciascuno di noi. Nel contesto odontoiatrico, analogamente ad ogni altro, i livelli di domanda rilevati durante i mesi della pandemia differiscono notevolmente da quelli raggiunti durante gli anni precedenti. L'introduzione della variabile binaria *lockdown*, che assume valore pari ad 1 durante i mesi di Marzo e Aprile 2020, 0 nei rimanenti periodi, risponde proprio all'esigenza di esplicitare l'impatto derivante da tale situazione nei livelli di domanda verificatisi durante i suddetti mesi.

A seconda della diversa natura delle variabili sopra elencate, è possibile raggruppare le stesse all'interno di tre macro-categorie:

- *Variabili socio-economiche*, esplicative dell'impatto che i principali indicatori di natura demografica ed economica hanno sulla variazione della domanda di prestazioni implantari. Rientrano all'interno di tale gruppo il Pil Pro Capite (*percapitagdp*), l'indice di fiducia dei consumatori (*ind_fiducia*) e l'indice di vecchiaia (*ind_vecch*);
- *Variabili temporali*, ovvero le 11 variabili dicotomiche *mese1-11* create al fine di cogliere l'effetto stagionale. La variabile *lockdown* appartiene in un certo qual modo ad entrambe le categorie, essendo rappresentativa di una situazione verificatasi in un determinato periodo di tempo;
- *Variabili legate al mercato odontoiatrico e alle singole cliniche*, ovvero variabili relative al grado di copertura del mercato a livello regionale, alla localizzazione delle cliniche, fino alla valutazione del numero medio di clienti serviti da ogni clinica. Rientrano all'interno di tale gruppo tutte le variabili non comprese nei due precedenti.

Di seguito vengono riportati i valori delle principali statistiche descrittive per ciascuna delle variabili esplicative considerate all'interno del modello.

Variabile	Media	St.dev.	Min	Max	N.oss
percapitagdp	34.89667	5.333765	18.9	39.7	2160
ind_fiducia	101.1098	22.02242	0	116.6	2160
ind_vecch	187.2761	21.56932	164.1	262.4	2160
abit_studio	1369.867	129.7505	1089	1868	2160
anni_apertura	5.07777	1.790683	2	9	2160
location	0.811111	0.391511	0	1	2160
pazienti	1010.639	693.4591	128	4329	2160
produzione	51.51959	30.96696	0.38	273.8	2160
primo	0.444444	0.4970191	0	1	2160
caudent	0.466666	0.4990032	0	1	2160
Oasi	0.088888	0.2846492	0	1	2160

Tabella 4.2: Statistiche riassuntive

Anche le fonti dalle quali sono stati reperiti i dati variano a seconda della tipologia della variabile considerata. I dati relativi alle variabili di carattere socio-economico sono stati ricavati direttamente dal sito di Istat⁵; per quanto concerne i dati strettamente connessi al mercato odontoiatrico, questi sono stati ricavati in parte dalle ricerche di mercato condotte da Key-Stone, mentre i dati relativi alle cliniche appartenenti al network sono stati rilevati direttamente dal database aziendale. La variabile dipendente, sulla quale si vuole misurare l'incidenza di ciascuna delle variabili sopra descritte, è la domanda di impianti dentali verificatosi per ciascuna clinica i al tempo t.

4.2.2 Analisi dei risultati

Una volta individuati i fattori potenzialmente in grado di influenzare l'andamento della domanda, è necessario riuscire a determinare quali di essi abbiano un impatto statisticamente significativo. Per l'impostazione del modello econometrico è stato utilizzato il software statistico Stata, che ha consentito di procedere alla stima dell'impatto di ogni fattore.

⁵ Fonte: www.istat.it, dati ricavati dai database *Principali aggregati di Contabilità Nazionale e Popolazione e Famiglie*.

Durante l'analisi dei risultati di una regressione è fondamentale effettuare dei test di ipotesi per verificare la significatività dei valori stimati. Ciò consente di discernere le variabili significative da quelle non significative, per poter confermare o meno la validità della supposizione di una loro influenza sulla variabile dipendente. Dato un test d'ipotesi la cui forma è:

$$H_0 : \beta_1 = \beta_{1,0}$$

$$H_1 : \beta_1 \neq \beta_{1,0}$$

allora il livello di significatività osservato o *p-value* indica la probabilità di rifiutare l'ipotesi nulla H_0 quando è vera in base al risultato campionario.

La prima analisi di regressione è stata condotta considerando esclusivamente la variabile macroeconomica *percapitagdp*, insieme alle variabili dicotomiche relative ai diversi mesi dell'anno.

Random-effects GLS regression	Number of obs	=	2160
Group variable: clinica	Number of groups	=	90
R-sq: within = 0.1958	Obs per group: min	=	24
between = 0.1491	avg	=	24.0
overall = 0.1774	max	=	24
corr(u_i, X) = 0 (assumed)	Wald chi2(12)	=	363.38
	Prob > chi2	=	0.0000

(Std. Err. adjusted for 90 clusters in clinica)

domanda	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
percapitagdp	.6075388	.1264381	4.81	0.000	.3597246 .855353
mese1	3.477778	.9018406	3.86	0.000	1.710203 5.245353
mese2	5.655556	.9604796	5.89	0.000	3.77305 7.538061
mese3	-1.483333	.7440038	-1.99	0.046	-2.941554 -.0251126
mese4	-4.844444	.8554666	-5.66	0.000	-6.521128 -3.167761
mese5	2.961111	.9168309	3.23	0.001	1.164156 4.758067
mese6	4.522222	.7411493	6.10	0.000	3.069596 5.974848
mese7	4.827778	1.009223	4.78	0.000	2.849738 6.805818
mese8	-8.45	.7330223	-11.53	0.000	-9.886697 -7.013303
mese9	3.077778	.8231301	3.74	0.000	1.464473 4.691083
mese10	8.211111	1.052332	7.80	0.000	6.148579 10.27364
mese11	5.477778	.9893333	5.54	0.000	3.53872 7.416835
_cons	-8.495522	3.99061	-2.13	0.033	-16.31697 -.6740711
sigma_u	7.5799757				
sigma_e	9.565562				
rho	.38572484	(fraction of variance due to u_i)			

Tabella 4.3: Fonte: Stata – Regressione con variabile macroeconomica e variabili temporali

Dall'output di Stata riportato in Tabella 4.3 si può osservare come il valore di R_{within}^2 , che indica che la frazione di varianza spiegata dal modello, sia pari

al 19%. I risultati relativi alla variabile *percapitagdp*, dal valore $z=4,81$ e dagli estremi dell'intervallo di confidenza al 95%, mostrano come il Pil Pro Capite sia una variabile in grado di rivestire un ruolo significativo nell'incremento della domanda. Essendo stato valutato a livello regionale, tale indicatore conferma l'idea iniziale secondo cui nelle zone con più bassi livelli di reddito pro capite si rileva una minore richiesta di tale tipologia di cure.

La variabile *percapitagdp* può essere, dunque, considerata esplicativa anche delle differenze esistenti tra le diverse zone della penisola italiana. Raggruppando le cliniche in base alla loro posizione ed effettuando un t-test è possibile constatare, infatti, come la differenza tra la domanda media presso le cliniche che si trovano nel nord e centro Italia (Group 0) e quella delle cliniche che si trovano a sud (Group 1) sia significativamente diversa da 0, con un livello di domanda nettamente inferiore nell'area meridionale.

Two-sample t test with equal variances							
Group	Obs	Mean	Std. Err.	Std. Dev.	[95% Conf. Interval]		
0	2040	15.19118	.3039057	13.72631	14.59518	15.78717	
1	120	6.816667	.5779544	6.331173	5.672259	7.961074	
combined	2160	14.72593	.2917304	13.55841	14.15382	15.29803	
diff		8.37451	1.261065		5.90148	10.84754	
diff = mean(0) - mean(1)						t =	6.6408
Ho: diff = 0						degrees of freedom =	2158
Ha: diff < 0		Ha: diff != 0		Ha: diff > 0			
Pr(T < t) = 1.0000		Pr(T > t) = 0.0000		Pr(T > t) = 0.0000			

Tabella 4.4: Fonte: Stata – Confronto domanda media presso le cliniche situate a Nord e a Sud

Tornando all'output di Stata riportato in Tabella 4.3, particolare attenzione merita di essere posta sulle variabili rappresentative dei mesi dell'anno. Avendo deciso di non includere all'interno del modello la variabile relativa al mese di Dicembre (*mese12*), la variazione della domanda in ciascun mese dovrà essere letta in relazione alla domanda in tale mese. Tutte le variabili mostrano avere un impatto statisticamente significativo sulla domanda, dimostrando come il livello di domanda dipenda fortemente dal particolare periodo dell'anno. Il coefficiente relativo alla dummy *mese8*, con un valore pari a -8.45, conferma la considerazione iniziale secondo cui durante il mese di Agosto la domanda mostra una significativa riduzione; contestualmente, il

valore positivo e piuttosto elevato del coefficiente relativo alla variabile dicotomica *mese10* (8.21) dimostra come in Ottobre vengano raggiunti i più alti livelli di domanda.

Si è proceduto, quindi, inserendo all'interno del modello anche le variabili *ind_fiducia* e *ind_vecch*, con conseguente incremento del valore di R_{within}^2 , che raggiunge adesso un valore pari a 0.25.

```

Random-effects GLS regression              Number of obs   =    2160
Group variable: clinica                   Number of groups =     90

R-sq:  within = 0.2519                    Obs per group: min =    24
        between = 0.1586                  avg =    24.0
        overall = 0.2151                  max =    24

corr(u_i, X) = 0 (assumed)                Wald chi2(14)   =   370.40
                                                Prob > chi2     =    0.0000

                                         (Std. Err. adjusted for 90 clusters in clinica)

```

domanda	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
percapitagdp	.523921	.0946573	5.53	0.000	.3383961	.7094458
ind_fiducia	.1416946	.0135364	10.47	0.000	.1151637	.1682255
ind_vecch	-.0519836	.0323605	-1.61	0.108	-.115409	.0114418
mese1	2.585417	.8823328	2.93	0.003	.8560761	4.314757
mese2	4.850022	.9257346	5.24	0.000	3.035615	6.664428
mese3	-1.455073	.7449521	-1.95	0.051	-2.915152	.0050062
mese4	2.207145	1.164413	1.90	0.058	-.0750635	4.489353
mese5	3.326998	.9233488	3.60	0.000	1.517268	5.136728
mese6	4.730277	.7493029	6.31	0.000	3.26167	6.198884
mese7	4.833131	1.011434	4.78	0.000	2.850756	6.815506
mese8	-8.300906	.7285344	-11.39	0.000	-9.728807	-6.873005
mese9	2.821153	.8189201	3.44	0.001	1.216099	4.426207
mese10	8.362331	1.058846	7.90	0.000	6.28703	10.43763
mese11	6.147915	1.007391	6.10	0.000	4.173464	8.122365
_cons	-10.72522	6.17484	-1.74	0.082	-22.82768	1.377247
sigma_u	7.5170613					
sigma_e	9.2301461					
rho	.39876845	(fraction of variance due to u_i)				

Tabella 4.5: Fonte: Stata – Regressione con variabili socio-economiche e variabili temporali

Per quanto concerne la variabile *ind_fiducia*, questa risulta essere statisticamente significativa e avente un impatto positivo sulla domanda di trattamenti implantari. Questi ultimi rientrano, infatti, tra le prestazioni ad alto valore unitario e come tali spesso non considerate come necessità individuali, ma annoverate tra le spese famigliari, con la conseguente valutazione di priorità condivisa in famiglia. Un maggior livello di fiducia nell'andamento a

medio termine dell'economia e della propria situazione familiare rende più propensi i consumatori a sostenere tali spese.

Dai risultati relativi alla variabile *ind_vecch* si desume, invece, come il suo impatto non risulti essere significativo; il fatto che lo 0 sia presente all'interno dell'intervallo di confidenza dimostra, infatti, come non possa essere rifiutata l'ipotesi nulla H_0 secondo cui l'incidenza di tale variabile sul livello di domanda sia uguale a 0.

Le considerazioni relative alla variabile *percapitagdp* risultano analoghe alle precedenti, mentre per quanto concerne le variabili dicotomiche relative ai mesi di Marzo (*mese3*) e Aprile (*mese4*) si osserva come non risultino più essere significative, con un *p-value* superiore a 0.05.

Volendo considerare, insieme alle variabili macroeconomiche appena descritte, anche regressori di diversa natura si è proceduto inserendo all'interno del modello le variabili *abit_stud* e *location*.

Osservando i risultati mostrati in Tabella 4.6, dal valore assunto dal *p-value* o dagli estremi dell'intervallo di confidenza al 95% emerge chiaramente come l'impatto derivante dalla variabile *abit_stud* non possa essere considerato statisticamente significativo. Si ricorda che tale variabile esprime il rapporto tra la popolazione della regione in cui si trova la clinica *i*-esima ed il numero di studi odontoiatrici presenti all'interno della stessa. Una possibile interpretazione di tale risultato potrebbe essere fornita dal differente tasso di accesso alle cure che si riscontra nelle diverse aree geografiche, per il quale il numero di pazienti effettivi per studio può essere molto diverso dal valore calcolato considerando l'intera popolazione.

Al contrario, l'impatto derivante dalla variabile *location* risulta essere statisticamente significativo, con un *p-value* pari a 0.004 ed un valore del coefficiente pari a -6,66. Ricordando che si tratta di una variabile dicotomica che assume valore pari ad 1 quando la clinica si trova in strada, 0 quando si trova all'interno di un centro commerciale, esso denota come la domanda di impianti presso le cliniche situate in strada sia, in media, inferiore di circa 6 unità rispetto alla richiesta di impianti che mensilmente si verifica presso le cliniche situate nei grandi centri commerciali. Gli elevati livelli di affluenza, l'accessibilità e l'esperienza d'acquisto rappresentano soltanto alcuni dei

fattori che fanno sì che l'odontoiatria all'interno di tali realtà sia oggi fortemente in espansione.

Random-effects GLS regression	Number of obs	=	2160
Group variable: clinica	Number of groups	-	90
R-sq: within = 0.2518	Obs per group: min	=	24
between = 0.2490	avg	=	24.0
overall = 0.2507	max	=	24
	Wald chi2(16)	=	458.96
corr(u_i, X) = 0 (assumed)	Prob > chi2	=	0.0000

(Std. Err. adjusted for 90 clusters in clinica)

domanda	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
percapitagdp	.4212408	.3808088	1.11	0.269	-.3251308	1.167612
ind_fiducia	.1426475	.0127868	11.16	0.000	.1175859	.1677091
ind_vecch	-.0401199	.0767241	-0.52	0.601	-.1904963	.1102566
mese1	2.579415	.8907437	2.90	0.004	.8335898	4.325241
mese2	4.844604	.935698	5.18	0.000	3.01067	6.678539
mese3	-1.454883	.7451118	-1.95	0.051	-2.915275	.0055091
mese4	2.254568	1.138025	1.98	0.048	.0240803	4.485055
mese5	3.329459	.9214432	3.61	0.000	1.523463	5.135454
mese6	4.731676	.7482836	6.32	0.000	3.265067	6.198285
mese7	4.833167	1.011892	4.78	0.000	2.849894	6.816439
mese8	-8.299903	.728728	-11.39	0.000	-9.728184	-6.871622
mese9	2.819427	.8196415	3.44	0.001	1.212959	4.425895
mese10	8.363348	1.058474	7.90	0.000	6.288777	10.43792
mese11	6.152421	1.007348	6.11	0.000	4.178056	8.126787
abit_studio	.0002768	.0142423	0.02	0.984	-.0276375	.0281912
location	-6.664314	2.325771	-2.87	0.004	-11.22274	-2.105887
_cons	-4.437645	46.26867	-0.10	0.924	-95.12257	86.24728
sigma_u	7.1944651					
sigma_e	9.2301461					
rho	.3779342	(fraction of variance due to u_i)				

Tabella 4.6: Fonte: Stata – Regressione con variabili socio-economiche, temporali e relative alla posizione della clinica

A seguito dell'introduzione dei due regressori appena descritti modifica l'effetto delle variabili preesistenti sulla domanda. La variabile *percapitagdp* non risulta più avere un impatto statisticamente significativo; anche il *p-value* relativo alla variabile *ind_vecch* così come quello relativo alla costante *_cons* aumentano notevolmente rispetto alla precedente analisi.

Alla luce dei risultati ottenuti, è stato ritenuto opportuno inserire ulteriori variabili, soffermandosi su quelle che potessero mettere in luce caratteristiche proprie di ciascuna entità. Sono state, dunque, introdotte le variabili

anni_apertura e *pazienti* così da testare l'effetto che il numero di anni d'esercizio e la grandezza del bacino d'utenza di ciascuna clinica esercitano sulla domanda di impianti.

Random-effects GLS regression	Number of obs	=	2160
Group variable: clinica	Number of groups	=	90
R-sq: within = 0.2666	Obs per group: min	=	24
between = 0.5228	avg	=	24.0
overall = 0.3674	max	=	24
	Wald chi2(18)	=	540.82
corr(u_i, X) = 0 (assumed)	Prob > chi2	=	0.0000

(Std. Err. adjusted for 90 clusters in clinica)

domanda	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
percapitagdp	.9829443	.5673835	1.73	0.083	-.1291069 2.094996
ind_fiducia	.1273708	.0126073	10.10	0.000	.1026609 .1520807
ind_vecch	.0960595	.0977867	0.98	0.326	-.095599 .2877179
mese1	2.675625	.8946088	2.99	0.003	.9222238 4.429026
mese2	4.931453	.9367674	5.26	0.000	3.095422 6.767483
mese3	-1.45793	.7454794	-1.96	0.051	-2.919043 .0031828
mese4	1.494304	1.153014	1.30	0.195	-.7655615 3.75417
mese5	3.290011	.9218404	3.57	0.000	1.483237 5.096785
mese6	4.709245	.7484274	6.29	0.000	3.242354 6.176136
mese7	4.83259	1.012161	4.77	0.000	2.84879 6.81639
mese8	-8.315978	.7296704	-11.40	0.000	-9.746105 -6.88585
mese9	2.847095	.8193036	3.48	0.001	1.24129 4.452901
mese10	8.347044	1.058017	7.89	0.000	6.273369 10.42072
mese11	6.080171	1.004556	6.05	0.000	4.111276 8.049065
abit_studio	.0272976	.0204354	1.34	0.182	-.0127551 .0673503
location	-4.090841	1.81853	-2.25	0.024	-7.655093 -.5265881
anni_apertura	.1522177	.3918406	0.39	0.698	-.6157759 .9202112
pazienti	.006607	.0014549	4.54	0.000	.0037555 .0094585
_cons	-94.4141	66.22256	-1.43	0.154	-224.2079 35.37974
sigma_u	5.6750178				
sigma_e	9.119934				
rho	.2791307	(fraction of variance due to u_i)			

Tabella 4.7: Fonte: Stata – Regressione con con variabili socio-economiche, temporali, relative alla posizione, agli anni di operatività e al numero medio di pazienti della clinica

I risultati ottenuti mostrano come la variabile *anni_apertura* non abbia un impatto significativo. Il valore di $z=0.39$ e il fatto che lo 0 sia presente all'interno dell'intervallo di confidenza dimostrano, infatti, come non possa essere rifiutata l'ipotesi nulla H_0 secondo cui l'incidenza della stessa sul livello di domanda sia pari a 0. Risulta opportuno sottolineare che, al fine di avere un panel bilanciato, non sono state incluse all'interno dell'analisi le cliniche la cui apertura si colloca nel periodo compreso tra Gennaio 2019 e Dicembre 2020, ovvero l'orizzonte temporale cui fanno riferimento i dati.

Per quanto concerne, invece, la variabile *pazienti*, l'output di Stata mostra come il suo impatto sia statisticamente significativo. Il segno positivo del coefficiente dimostra come le cliniche che erogano prestazioni ad un maggior numero di pazienti siano quelle presso le quali venga collocati anche il maggior numero di impianti dentali. Tale risultato offre interessanti spunti di riflessione; il maggior numero di pazienti trattati presso alcune cliniche potrebbe essere determinato da fattori di carattere umano e professionale, come la bravura dei medici e/o il livello di accoglienza rivolto ai pazienti, oppure da fattori oggettivi, come il numero di riuniti disponibili.

L'analisi è stata ampliata introducendo le variabili *produzione*, *oasi*, *caredient*.

Random-effects GLS regression	Number of obs	=	2160
Group variable: clinica	Number of groups	=	90
R-sq: within = 0.3815	Obs per group: min	=	24
between = 0.8091	avg	=	24.0
overall = 0.5485	max	=	24
	Wald chi2(21)	=	1238.72
corr(u_i, X) = 0 (assumed)	Prob > chi2	=	0.0000

(Std. Err. adjusted for 90 clusters in clinica)

domanda	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
percapitagdp	.3130796	.3137843	1.00	0.318	-.3019264	.9280856
ind_fiducia	.1328506	.0109221	12.16	0.000	.1114437	.1542575
ind_vecch	.0559288	.0589214	0.95	0.343	-.0595552	.1714127
mese1	2.750298	.859783	3.20	0.001	1.065154	4.435442
mese2	3.317054	.9108379	3.64	0.000	1.531844	5.102263
mese3	1.526916	.7697806	1.98	0.047	.0181738	3.035658
mese4	7.201712	1.248388	5.77	0.000	4.754916	9.648508
mese5	4.15386	.8755077	4.74	0.000	2.437896	5.869823
mese6	3.180953	.7715491	4.12	0.000	1.668745	4.693162
mese7	2.150974	1.004818	2.14	0.032	.1815669	4.120381
mese8	-1.694172	.8805673	-1.92	0.054	-3.420052	.0317078
mese9	3.075516	.8042388	3.82	0.000	1.499237	4.651795
mese10	4.994541	1.118737	4.46	0.000	2.801857	7.187226
mesel1	3.78525	.9180588	4.12	0.000	1.985888	5.584612
abit_studio	.0065414	.0114593	0.57	0.568	-.0159184	.0290011
location	-.3780402	1.457464	-0.26	0.795	-3.234616	2.478536
anni_apertura	-.4432377	.2986445	-1.48	0.138	-1.02857	.1420949
pazienti	.0022355	.0010637	2.10	0.036	.0001507	.0043204
produzione	.2145615	.026777	8.01	0.000	.1620796	.2670434
caredient	4.541557	1.027192	4.42	0.000	2.528297	6.554817
oasi	-4.353908	1.657078	-2.63	0.009	-7.601722	-1.106095
_cons	-44.71488	37.76977	-1.18	0.236	-118.7423	29.31251
sigma_u	3.4181014					
sigma_e	8.3890681					
rho	.14237673					(fraction of variance due to u_i)

Tabella 4.8: Fonte: Stata – Regressione con con variabili socio-economiche, temporali, relative alla posizione, agli anni di operatività, al numero medio di pazienti e alla società di appartenenza della clinica

L'output di Stata mostra come l'impatto derivante dalla variabile produzione sia statisticamente significativo; il valore positivo del coefficiente (0.21) dimostra come la domanda di impianti dentali sia maggiore presso le cliniche caratterizzate da un più alto valore di produzione media mensile.

Anche le variabili *oasi* e *caudent*, esplicative del fatto che la clinica i-esima possa essere rincodotta o meno all'omonima società, riescono ad avere un'incidenza significativa sulla domanda. Ricordando che la variabile dummy di riferimento è quella relativa alla società Primo (*primo*), i risultati mostrano come, in media, le cliniche CareDent abbiano un livello di domanda mensile superiore di 4 unità rispetto a quello delle cliniche Primo; al contrario, la richiesta di impianti dentali presso le cliniche Oasi Medica risulta, in media, inferiore di quasi 4 unità, sempre in relazione alle cliniche Primo.

L'inserimento dei nuovi regressori modifica, inoltre, l'impatto esercitato sulla domanda dalle altre variabili. La variabile *location* non riveste più un ruolo significativo; per quanto concerne le variabili dummy relative ai mesi, l'impatto della variabile *mese8* non risulta più statisticamente significativo. Il valore di $R_{within}^2=0.38$ risulta superiore rispetto a quello relativo alle regressioni condotte precedentemente, a dimostrazione di come la domanda di trattamenti di implantologia sia influenzato da una moltitudine di fattori.

Si è proceduto, dunque, escludendo dal modello le variabili *abit_studio* e *location*, il cui impatto non risulta essere significativo, ed includendo la variabile *lockdown*. La significatività di quest'ultima variabile ed il valore del relativo coefficiente (-11) dimostrano come lo stato di emergenza verificatosi durante i mesi di Marzo e Aprile 2020 abbia avuto un forte impatto sui livelli di domanda di trattamenti implantari, la quale mostra una contrazione di 11 unità per mese. Come si può evincere dall'output di Stata riportato in Tabella 4.9, a seguito dell'introduzione di tale regressore, la variabile *percapitagdp* mostra avere un impatto statisticamente significativo, insieme a tutte le variabili temporali relative ai mesi dell'anno.

```

Random-effects GLS regression                               Number of obs   =   2160
Group variable: clinica                                   Number of groups =    90

R-sq:  within = 0.4038                                     Obs per group: min =    24
         between = 0.8073                                 avg       =   24.0
         overall = 0.5612                                 max       =    24

Wald chi2(20) = 1186.34
corr(u_i, X) = 0 (assumed)                               Prob > chi2    = 0.0000

```

(Std. Err. adjusted for 90 clusters in clinica)

domanda	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
percapitagdp	.1327324	.065469	2.03	0.043	.0044156	.2610492
ind_fiducia	.0346233	.0121343	2.85	0.004	.0108405	.0584061
ind_vecch	.0245521	.014886	1.65	0.099	-.0046239	.0537281
mese1	3.369156	.8686824	3.88	0.000	1.66657	5.071742
mese2	3.871932	.9178188	4.22	0.000	2.07304	5.670824
mese3	7.045625	1.073775	6.56	0.000	4.941065	9.150185
mese4	7.857109	1.242615	6.32	0.000	5.421628	10.29259
mese5	3.902117	.8745873	4.46	0.000	2.187957	5.616277
mese6	3.033284	.770548	3.94	0.000	1.523038	4.543531
mese7	2.141261	1.003519	2.13	0.033	.1744003	4.108121
mese8	-1.782721	.8858157	-2.01	0.044	-3.518888	-.0465547
mese9	3.25395	.8059197	4.04	0.000	1.674377	4.833524
mese10	4.882195	1.116642	4.37	0.000	2.693616	7.070773
mese11	3.315495	.9126504	3.63	0.000	1.526733	5.104257
anni_apertura	-.3676259	.271474	-1.35	0.176	-.8997051	.1644534
pazienti	.0021301	.0010296	2.07	0.039	.0001122	.004148
produzione	.2150417	.0267881	8.03	0.000	.1625381	.2675454
caredent	4.73811	.8801899	5.38	0.000	3.012969	6.46325
oasi	-4.197696	1.597968	-2.63	0.009	-7.329655	-1.065737
lockdown	-11.06324	1.086735	-10.18	0.000	-13.19321	-8.933282
_cons	-13.94462	3.939377	-3.54	0.000	-21.66565	-6.223578
sigma_u	3.385246					
sigma_e	8.2390271					
rho	.14443761	(fraction of variance due to u_i)				

Tabella 4.9: Fonte: Stata – Regressione finale

4.2.3 Demand Forecasting

Alla luce dei risultati ottenuti, in termini di significatività delle variabili incluse all'interno del modello e del valore assunto dai rispettivi coefficienti, si è pervenuti alla stima della funzione di domanda, espressa come:

$$\text{domanda}_{it} = \beta_0 + \beta_1 \text{percapitagdp}_i + \beta_2 \text{ind_fiducia}_i + \delta_j \text{mese}_j + \beta_3 \text{pazienti}_i + \beta_4 \text{produzione}_i + \delta_1 \text{caredent} + \delta_2 \text{oasi} + \delta_3 \text{primo} + \delta_4 \text{lockdown} + \alpha_i + \varepsilon_{it}$$

Seppur consapevoli che si tratti di un modello iniziale e senza alcun dubbio perfezionabile, è stato ritenuto opportuno effettuare una stima della domanda di impianti per ciascuna clinica, per i mesi di Gennaio e Febbraio 2021. I risultati ottenuti, riportati in dettaglio ALLEGATO B – **Demand forecasting**, sono stati confrontati con quelli relativi alla domanda reale verificatasi nei rispettivi periodi presso ciascuna clinica oggetto d'analisi.

Al fine di considerare in egual modo gli errori commessi in periodi di alta o bassa domanda, e allo stesso tempo poter confrontare le performance ottenute presso le cliniche che si differenziano per domanda media, è stato deciso di considerare tra i diversi indicatori di accuratezza previsionale il ME% e l'indicatore RMSE%. La scelta è, inoltre, ricaduta su tali indicatori in quanto rappresentano rispettivamente una metrica di deviatezza ed una di accuratezza.

Dai risultati ottenuti in termini di ME% si può dedurre come la previsione relativa al 48% delle cliniche appartenenti al campione sottostimi la domanda reale, mentre per il 46% delle cliniche oggetto di studio il modello restituisce una sovrastima della domanda. Da un'analisi più accurata si può osservare come i valori di ME% nel caso di domanda sottostimata raggiungano valori superiori, in valore assoluto, rispetto al caso in cui la previsione sovrastimi la domanda reale. La maggiore richiesta di trattamenti implantari verificatasi presso molte cliniche e non del tutto colta dal modello di previsione determina la necessità di individuare ulteriori variabili considerate determinanti per l'incremento del livello di domanda presso tali cliniche, siano esse relative al mercato odontoiatrico o a caratteristiche proprie delle singole cliniche.

Considerando i risultati nel loro complesso, il livello di correttezza della stima fornita dal modello può essere valutato a partire dal calcolo dello scostamento medio; il valore di ME%, pari a -0.13, dimostra come il modello, in media, sottostimi del 13% la domanda mensile. Tale valore, pur mettendo in luce una certa inaccuratezza, non assume un valore eccessivamente elevato, a dimostrazione del fatto che il modello non risulta caratterizzato da un'eccessiva deviatezza.

Per quanto concerne, invece, i valori relativi a RMSE%, si può osservare come i valori varino notevolmente tra le cliniche; valori più elevati di tale indicatore

si riscontino in corrispondenza di valori negativi del ME%, ovvero nei casi in cui la previsione sottostimi la domanda. Volendo considerare anche in tal caso i risultati nel loro insieme, il valore medio in termini di RMSE% risulta essere pari al 57%, valore accettabile per un modello iniziale, ma senza alcun dubbio perfezionabile.

4.3 Considerazioni finali

I risultati ottenuti ci consentono di individuare quali tra le variabili indipendenti mostrano avere un impatto significativo sulla variazione della domanda di impianti dentali; dal valore assunto dai coefficienti e dal segno degli stessi si riesce, inoltre, a quantificare tale impatto e a stimare la funzione di domanda così come proposti.

Volendo riepilogare quanto detto fin ora, i regressori che hanno dimostrato di poter influenzare significativamente il livello di domanda sono *percapitagdp*, *ind_fiducia*, *pazienti*, *produzione*, *oasi*, *caredent*, *lockdown* insieme a tutte le variabili dicotomiche relative ai mesi dell'anno.

Le condizioni economiche delle famiglie, spesso assai diverse a seconda dell'area di residenza, rappresentano uno dei principali fattori da considerare per spiegare l'andamento della domanda di impianti dentali. Entrambe le variabili di natura macroeconomica, *percapitagdp* e *ind_fiducia*, mostrano infatti un valore del *p-value* inferiore allo 0.05 ed un effetto positivo, deducibile dal segno del rispettivo coefficiente.

Per quanto concerne le variabili relative sia al numero di pazienti per clinica che al valore della produzione mensile realizzata dalle stesse, entrambe si sono rivelate significative. L'effetto della variabile *pazienti* dimostra l'idea iniziale secondo cui le cliniche che erogano prestazioni ad un maggior numero di pazienti sono anche quelle presso cui è più alta la richiesta di impianti. La variabile *produzione* evidenzia, invece, come presso le cliniche in cui il valore della produzione mensile risulta essere superiore, anche la domanda lo sia. Ne deriva, dunque, come sia possibile clusterizzare le cliniche del network in funzione di tali indicatori ed attendersi diversi livelli di domanda a seconda della classe di appartenenza.

La significatività delle variabili *caudent* e *oasi* dimostra il diverso effetto che l'appartenenza della clinica ad una società piuttosto che ad un'altra risulta avere sul livello della domanda. Rispetto alla variabile di riferimento *primo* si evince come, in media, la domanda raggiunga valori più elevati presso le cliniche CareDent. A partire da tale risultato, sarebbe opportuno procedere ad un'analisi più approfondita, comprendendo quali caratteristiche operative e/o gestionali di tali cliniche risultano determinanti, così da duplicarle, ove possibile, anche all'interno degli altri centri.

Infine, ma non di certo per importanza, anche le variabili dicotomiche relative a ciascun mese dell'anno rivestono un ruolo rilevante. L'effetto stagionale che caratterizza l'andamento della domanda di trattamenti implantari risulta confermato dalla significatività di tutti i coefficienti e dai rispettivi segni. L'impatto significativo e rilevante derivante dalla variabile *lockdown* dimostra come eventi di diversa natura modifichino l'andamento della domanda nel tempo e come sia fondamentale, ai fini di una buona analisi, riuscire a coglierne gli effetti.

Il presente lavoro si propone di fornire una prima stima dell'impatto che ciascuno dei fattori considerati mostra avere sulla domanda di impianti dentali presso ciascuna delle cliniche del network Primo, CareDent e Oasi Medica.

Il modello econometrico proposto è frutto dell'analisi delle variabili attualmente disponibili, i cui dati risultano misurabili e reperibili. Alla luce degli sviluppi futuri e del continuo processo di espansione del network, il modello potrebbe essere ampliato, includendo ulteriori variabili di cui si vuole indagare l'incidenza ed estendendo l'analisi anche alle nuove cliniche.

Volendo procedere con un'analisi ancora più approfondita che consenta di stimare in modo accurato la domanda di impianti dentali, sarebbe opportuno testare l'impatto derivante da ulteriori variabili.

Lo sviluppo e la diffusione delle tecnologie digitali all'interno degli studi odontoiatrici consente oggi di ottimizzare lo svolgimento di molte prestazioni, riducendo il livello di invasività per il paziente, oltre che i tempi di attesa. Uno dei fattori il cui impatto sulla domanda di impianti dentali potrebbe risultare rilevante è *la presenza di una TAC*. Nello specifico degli interventi di

implantologia, la TAC dentale aiuta a capire la quantità di osso a disposizione per l'impianto e l'eventuale necessità di ricorrere a un innesto osseo; aiuta, inoltre, a pianificare la posizione degli impianti nel rispetto delle strutture nervose. In altri termini, la presenza di tale strumento può determinare una notevole riduzione dei tempi, lasciando spazio per lo svolgimento di un maggior numero di prestazioni. Al fine di testare l'effettiva significatività dell'impatto di tale fattore, si potrebbe introdurre all'interno del modello una variabile binaria, che assume ad esempio valore pari ad 1 in caso di presenza dello strumento, 0 altrimenti.

Un'ulteriore variabile da introdurre all'interno del modello potrebbe essere relativa al **numero di riuniti** presenti all'interno della clinica. La disponibilità di una maggior numero di poltrone potrebbe, infatti, consentire di fissare un maggior numero di appuntamenti e al contempo riuscire meglio a soddisfare le esigenze dei pazienti.

Per quanto concerne l'aspetto organizzativo, un ulteriore variabile da considerare potrebbe essere quella relativa alla **presenza di un implantologo che opera con continuità presso la clinica**. Non è inusuale, infatti, che un medico eserciti presso cliniche diverse e che, di conseguenza, solo in determinati giorni una clinica eroghi prestazioni relative all'implantologia. Risulta ragionevole ipotizzare che la presenza costante di un implantologo possa determinare un più alto numero di interventi di tale tipologia, a differenza delle cliniche in cui i medici operano in modo occasionale o comunque non continuo.

L'inserimento di tali variabili, qualora risultassero avere un impatto statisticamente significativo sull'andamento della domanda, potrebbe contribuire al perfezionamento del modello in termini di capacità di fornire una stima più accurata della domanda futura.

Capitolo 5

Conclusioni

Il processo di previsione della domanda riveste un ruolo determinante all'interno di qualsiasi impresa, a prescindere dal particolare mercato all'interno del quale essa si trova ad operare. Per quanto concerne il mercato odontoiatrico, esso è stato interessato negli ultimi anni da molteplici cambiamenti, in primis la nascita dell'Odontoiatria Organizzata. E' proprio in tale contesto che si colloca il network costituito da Primo, CareDent e Oasi Medica, le cui cliniche sono oggi presenti sull'intero territorio nazionale. Tra le diverse prestazioni erogate, rivestono particolare interesse per il Gruppo i trattamenti legati all'implantologia dentale, alla luce del peso che questi rivestono in termini di produzione annua.

L'obiettivo di questo lavoro è stato, dunque, quello di identificare e valutare i principali fattori che influenzano la domanda di trattamenti implantari, in modo da fornire al Gruppo un modello per la stima della domanda futura. L'ubicazione dei centri in diverse zone della penisola, insieme ad altre differenze esistenti tra gli stessi, ha fatto sì che tale analisi fosse condotta considerando la domanda presso le singole cliniche, piuttosto che in maniera aggregata.

Per poter comprendere quali fattori mostrano avere un impatto rilevante sull'andamento della domanda di impianti dentali, è stato ritenuto opportuno implementare un'analisi di regressione multipla. A valle dello studio iniziale relativo al mercato odontoiatrico nel suo complesso, è stato possibile individuare alcuni fattori di natura socio-economica ritenuti determinanti per la richiesta di tali cure. Per quanto concerne i dati relativi alle singole cliniche, questi sono stati reperiti direttamente dal database aziendale. La natura dell'analisi ha reso necessario l'utilizzo di dati panel, a partire dai quali è stato possibile pervenire ad un modello econometrico mediante l'ausilio del software statistico Stata.

I risultati ottenuti mostrano come la richiesta di trattamenti implantari dipenda fortemente da fattori prettamente socio-economici, quali il reddito medio pro capite e l'indice di fiducia dei consumatori. Per quanto concerne gli aspetti riconducibili ai singoli centri, è emerso come le cliniche che servono un

maggior numero di pazienti durante l'anno siano anche quelle in cui la domanda di impianti dentali raggiunge livelli più alti. Considerando il valore della produzione mensile realizzata da ciascuna clinica, è stato dimostrato come le cliniche che raggiungono maggiori livelli di produzione siano anche quelle in cui la domanda di trattamenti implantari risulta essere superiore. L'appartenenza di ciascuna clinica ad una delle tre grandi società che costituiscono il network, Primo, CareDent e Oasi Medica, risulta essere un ulteriore fattore in grado di determinare diversi livelli di domanda, risultato che può essere ricondotto a differenti modalità organizzative e/o gestionali. Infine, la particolare situazione sanitaria verificatasi a seguito della diffusione del SARS-CoV-2 può essere considerata la principale causa della contrazione della domanda verificatasi durante i mesi di Marzo e Aprile 2020.

Una volta individuate le variabili il cui impatto sulla domanda di trattamenti implantari risulta essere statisticamente significativo, si è proceduto alla previsione della domanda relativa ai mesi di Gennaio e Febbraio 2021 per ciascuna clinica. I risultati ottenuti sono stati confrontati con i valori di domanda reale, in modo da calcolare eventuali errori di previsione. Per riuscire a cogliere una sovrastima o sottostima del livello di domanda, è stato calcolato il ME%, mentre per avere un'idea dell'accuratezza del processo di previsione è stato calcolato l'indicatore RMSE%. I risultati ottenuti mostrano come per il 50% delle cliniche la previsione abbia sottostimato la domanda; i valori dell'indicatore ME% risultano più elevati, in valore assoluto, proprio nel caso di sottostima, segno che il modello non è riuscito a cogliere l'incremento della domanda verificatosi nei primi due mesi del 2021. Nel caso di sovrastima, invece, si rilevano valori più contenuti.

Il modello proposto si presenta, dunque, come un modello iniziale ed in continuo sviluppo. Lo svolgimento di analisi più approfondite circa le caratteristiche dei singoli centri ed i nuovi trend del mercato odontoiatrico risultano fondamentali per riuscire ad individuare ed introdurre nel modello ulteriori variabili che siano in grado di spiegare la variabilità della domanda e consentire di pervenire ad una stima quanto più accurata possibile della domanda futura di trattamenti implantari.

ALLEGATO A – Elenco cliniche

ID CLINICA	NOME CLINICA	ANNO APERTURA	SOCIETA'	REGIONE	LOCATION
5	ALBA	2014	PRIMO	PIEMONTE	STRADA
92	ALBINO	2011	CAREMENT	LOMBARDIA	STRADA
98	AOSTA	2013	CAREMENT	VAL D'AOSTA	STRADA
6	BACALEFATI	2015	PRIMO	PUGLIA	STRADA
34	BAJAPIGIA	2017	PRIMO	PUGLIA	STRADA
74	BELLINZAGO	2018	CAREMENT	PIEMONTE	CENTRO
16	BIELLA	2016	PRIMO	PIEMONTE	STRADA
17	BOMATTEOTTI	2016	PRIMO	EMILIA	STRADA
7	BOMAZZINI	2015	PRIMO	EMILIA	STRADA
25	BOPEPOLI	2015	PRIMO	EMILIA	STRADA
59	BORGARETTO	2015	OASI	PIEMONTE	STRADA
27	BRA	2016	PRIMO	PIEMONTE	STRADA
109	BUROLO	2018	CAREMENT	PIEMONTE	CENTRO
174	BUTTIGLIERA	2016	OASI	PIEMONTE	STRADA
106	CANTU	2016	CAREMENT	LOMBARDIA	STRADA
32	CARPI	2016	PRIMO	EMILIA	STRADA
37	CARRARA	2018	PRIMO	TOSCANA	STRADA
29	CASALE	2016	PRIMO	PIEMONTE	STRADA
101	CASTIONE	2015	CAREMENT	LOMBARDIA	CENTRO
95	CERNUSCO	2016	CAREMENT	LOMBARDIA	STRADA
28	CESENA	2016	PRIMO	EMILIA	STRADA
75	CHIARI	2016	CAREMENT	LOMBARDIA	STRADA
21	CHIAVARI	2015	PRIMO	LIGURIA	STRADA
181	CHIVASSO	2016	OASI	PIEMONTE	STRADA
77	CHIVASSOCD	2018	CAREMENT	PIEMONTE	STRADA
4	CIRIE	2013	PRIMO	PIEMONTE	STRADA
122	CONCESIO	2015	CAREMENT	LOMBARDIA	CENTRO
182	COSSATO	2016	OASI	PIEMONTE	STRADA
79	CREMA	2013	CAREMENT	LOMBARDIA	STRADA
116	CREMONA	2014	CAREMENT	LOMBARDIA	CENTRO
73	DARFO	2014	CAREMENT	LOMBARDIA	CENTRO
97	DESENZANO	2016	CAREMENT	LOMBARDIA	STRADA
72	GALLARATE	2013	CAREMENT	LOMBARDIA	STRADA
179	GARINO	2015	OASI	PIEMONTE	STRADA
117	GERA	2013	CAREMENT	LOMBARDIA	CENTRO
12	GESESTRI	2016	PRIMO	LIGURIA	STRADA
53	GRUGLIASCO	2015	OASI	PIEMONTE	STRADA
35	LECCE	2017	PRIMO	PUGLIA	STRADA
104	LECCO	2014	CAREMENT	LOMBARDIA	STRADA
113	LEGNANO	2014	CAREMENT	LOMBARDIA	STRADA
105	LISSONE	2015	CAREMENT	LOMBARDIA	STRADA
31	LIVORNO	2016	PRIMO	TOSCANA	STRADA
102	LODI	2016	CAREMENT	LOMBARDIA	STRADA

123	MAZZANO	2014	CARESENT	LOMBARDIA	CENTRO
40	MIBAUSAN	2014	PRIMO	LOMBARDIA	STRADA
82	MIBONOLA	2014	CARESENT	LOMBARDIA	STRADA
10	MIDAMIANO	2015	PRIMO	LOMBARDIA	STRADA
118	MILODI	2015	CARESENT	LOMBARDIA	CENTRO
14	MODENA	2015	PRIMO	EMILIA	STRADA
39	MOLFETTA	2018	PRIMO	PUGLIA	STRADA
24	MONCALIERI	2014	PRIMO	PIEMONTE	STRADA
112	MONTANO	2015	CARESENT	LOMBARDIA	STRADA
19	MONZA	2014	PRIMO	LOMBARDIA	STRADA
115	NICHELINO	2013	CARESENT	PIEMONTE	STRADA
90	NOVARA	2011	CARESENT	PIEMONTE	CENTRO
2	PADERNO	2018	PRIMO	LOMBARDIA	STRADA
93	PALAZZOLO	2015	CARESENT	LOMBARDIA	CENTRO
107	PARMA	2016	CARESENT	EMILIA	STRADA
30	PAVIA	2016	PRIMO	LOMBARDIA	STRADA
84	PESARO	2018	CARESENT	MARCHE	STRADA
33	REGGIOEMILIA	2016	PRIMO	EMILIA	STRADA
42	RHO	2015	PRIMO	LOMBARDIA	STRADA
52	RIVOLI	2015	OASI	PIEMONTE	STRADA
23	RMDONBOSCO	2015	PRIMO	LAZIO	STRADA
80	ROMAGNANO	2016	CARESENT	PIEMONTE	CENTRO
88	ROMANO	2015	CARESENT	LOMBARDIA	CENTRO
96	RONCADELLE	2018	CARESENT	LOMBARDIA	CENTRO
89	ROSA	2016	CARESENT	VENETO	STRADA
120	ROZZANO	2011	CARESENT	LOMBARDIA	CENTRO
85	SARONNO	2016	CARESENT	LOMBARDIA	STRADA
99	SERIATE	2015	CARESENT	LOMBARDIA	STRADA
18	SETTIMO	2013	PRIMO	PIEMONTE	STRADA
111	STIZZANO	2011	CARESENT	LOMBARDIA	CENTRO
15	TARANTO	2016	PRIMO	PUGLIA	STRADA
8	TOBORGARO	2012	PRIMO	PIEMONTE	STRADA
22	TOCHIESA	2013	PRIMO	PIEMONTE	STRADA
3	TONIZZA	2011	PRIMO	PIEMONTE	STRADA
41	TORACCONIGI	2013	PRIMO	PIEMONTE	STRADA
9	TOSANSECONDO	2012	PRIMO	PIEMONTE	STRADA
13	TOSEBASTOPOLI	2015	PRIMO	PIEMONTE	STRADA
11	TOVANCHIGLIA	2015	PRIMO	PIEMONTE	STRADA
20	TOVERCELLI	2014	PRIMO	PIEMONTE	STRADA
110	TRESCORE	2015	CARESENT	LOMBARDIA	STRADA
121	TREVIGLIO	2012	CARESENT	LOMBARDIA	CENTRO
38	VICENZA	2018	PRIMO	VENETO	STRADA
91	VICENZACD	2014	CARESENT	VENETO	STRADA
108	VILLADALME	2012	CARESENT	LOMBARDIA	STRADA
180	VINOVO	2015	OASI	PIEMONTE	STRADA
103	VITERBO	2013	CARESENT	LAZIO	STRADA
1	VOGHERA	2018	PRIMO	LOMBARDIA	STRADA

ALLEGATO B – Demand forecasting

ID CLINICA	NOME CLINICA	DOMANDA GEN	PREVISIONE GEN	DOMANDA FEB	PREVISIONE FEB	ME%	RMSE%
5	ALBA	9	11	30	16	31%	51%
92	ALBINO	16	21	19	22	-23%	24%
98	AOSTA	23	26	25	26	-8%	9%
6	BACALEFATI	7	7	11	9	11%	16%
34	BAJAPIGIA	5	4	6	5	18%	18%
74	BELLINZAGO	8	21	17	26	-88%	89%
16	BIELLA	28	3	11	4	82%	94%
17	BOMATTEOTTI	14	10	12	9	27%	27%
7	BOMAZZINI	2	5	12	9	0%	43%
25	BOPEPOLI	7	7	11	10	6%	8%
59	BORGARETTO	10	21	33	31	-21%	37%
27	BRA	17	22	36	23	15%	37%
109	BUROLO	6	21	4	20	310%	310%
174	BUTTIGLIERA	16	16	31	18	28%	39%
106	CANTU	39	24	29	26	26%	32%
32	CARPI	29	10	43	14	67%	68%
37	CARRARA	13	3	15	5	71%	71%
29	CASALE	6	5	10	7	25%	28%
101	CASTIONE	11	17	9	20	-85%	89%
95	CERNUSCO	7	15	9	17	100%	100%
28	CESENA	9	9	19	9	36%	51%
75	CHIARI	6	12	17	13	-9%	44%
21	CHIAVARI	4	11	7	12	109%	111%
181	CHIVASSO	4	2	7	2	64%	69%
77	CHIVASSOCD	5	15	9	23	171%	174%
4	CIRIE	15	8	22	12	46%	47%
122	CONCESIO	12	20	14	22	-62%	62%
182	COSSATO	15	6	18	12	45%	46%
79	CREMA	11	18	21	18	-13%	34%
116	CREMONA	17	21	18	21	-20%	20%
73	DARFO	14	28	7	28	167%	170%
97	DESENZANO	11	21	15	21	-62%	63%
72	GALLARATE	11	19	26	23	-14%	33%
179	GARINO	4	4	7	6	9%	13%
117	GERA	9	40	43	48	-69%	85%
12	GESESTRI	2	6	5	9	114%	114%
53	GRUGLIASCO	6	0	9	2	87%	87%
35	LECCE	8	4	2	6	0%	80%
104	LECCO	14	23	21	23	-31%	37%
113	LEGNANO	22	20	35	24	23%	28%
105	LISSONE	24	23	28	33	-8%	14%
31	LIVORNO	15	10	31	11	54%	63%
102	LODI	22	19	18	20	3%	13%
123	MAZZANO	24	25	13	25	-35%	46%

40	MIBAUSAN	14	13	16	17	0%	7%
82	MIBONOLA	37	31	34	36	6%	13%
10	MIDAMIANO	9	6	1	7	-30%	95%
118	MILODI	13	24	27	28	-30%	39%
14	MODENA	4	7	11	10	-13%	30%
39	MOLFETTA	5	5	8	4	31%	44%
24	MONCALIERI	8	8	19	8	41%	58%
112	MONTANO	31	34	48	41	5%	14%
19	MONZA	12	5	9	4	57%	58%
115	NICHELINO	29	24	27	28	7%	13%
90	NOVARA	12	26	11	34	161%	166%
2	PADERNO	11	6	12	6	48%	48%
93	PALAZZOLO	11	25	28	21	-18%	57%
107	PARMA	16	21	24	25	-15%	18%
30	PAVIA	7	8	15	10	18%	33%
84	PESARO	10	10	16	11	19%	27%
33	REGGIOEMILIA	3	5	14	7	29%	61%
42	RHO	22	10	7	11	28%	62%
52	RIVOLI	16	13	17	11	27%	29%
23	RMDONBOSCO	19	20	21	22	-5%	5%
80	ROMAGNANO	10	26	43	33	-11%	50%
88	ROMANO	23	22	15	26	-26%	41%
96	RONCADELLE	19	17	8	19	-33%	59%
89	ROSA	4	18	7	21	255%	255%
120	ROZZANO	24	36	41	36	-11%	28%
85	SARONNO	15	22	20	24	-31%	33%
99	SERiate	16	17	13	19	-24%	30%
18	SETTIMO	19	13	24	14	37%	38%
111	STEEZZANO	44	50	68	59	3%	14%
15	TARANTO	11	5	5	5	38%	53%
8	TOBORGARO	12	14	22	16	12%	26%
22	TOCHIESA	19	12	5	13	-4%	63%
3	TONIZZA	11	6	3	10	-14%	87%
41	TORACCONIGI	13	13	26	14	31%	44%
9	TOSANSECONDO	3	4	8	7	0%	18%
13	TOSEBASTOPOLI	8	11	15	16	-17%	19%
11	TOVANCHIGLIA	0	6	11	8	-27%	86%
20	TOVERCELLI	5	9	26	11	35%	71%
110	TRESCORE	28	21	12	19	0%	35%
121	TREVIGLIO	24	20	27	19	24%	25%
38	VICENZA	9	6	9	6	33%	33%
91	VICENZACD	12	22	6	25	161%	169%
108	VILLADALME	16	22	25	24	-12%	21%
180	VINOVO	0	2	3	3	-67%	94%
103	VITERBO	16	17	10	22	-50%	65%
1	VOGHERA	24	4	10	5	74%	86%

Bibliografia e Sitografia

- [1] Arellano M., 2003, *Panel Data Econometrics*, Oxford, UK: Oxford University Press.
- [2] Brandimarte P., Zotteri G., 2007, *Introduction to Distribution Logistics*, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey.
- [3] Cappuccio N., Orsi R., 2005, *Econometria*, Il Mulino, Bologna.
- [4] Croxton, K. L., Lambert, D. M., García-Dastugue, S. J., & Rogers, D. S., 2002, *The demand management process*, The International Journal of Logistics Management.
- [5] Donggyu S., 2019, *Panel Data Econometrics: Common Factor Analysis for Empirical Researchers*, Taylor & Francis Group, London.
- [6] Douglas M. Lambert, 2008, *Supply Chain Management: Processes, Partnerships, Performance*, Third Edition, Supply Chain Management Institute, Sarasota.
- [7] Fortsch S.M., Khapalova E.A., 2016, *Reducing uncertainty in demand for blood*, Procedia Computer Science, Vol.9.
- [8] Greene W.H., 2018, *Econometric Analysis*, 8th Edition, Stern School of Business, New York University
- [9] Hyndman R.J., Athanasopoulos G., 2014, *Forecasting: principles and practice*, OTexts.
- [10] Kerkkänen, A. Korpela, J., & Huiskonen, J., 2009, *Demand forecasting errors in industrial context: measurement and impacts*, International Journal of Production Economics.
- [11] Landry S., Philippe R., 2015, *How Logistics Can Service Healthcare*, Supply Chain Forum: An International Journal, Vol.5.

[12] Merkuryeva G., Valberga A., Smirnov A., 2019, *Demand forecasting in pharmaceutical supply chains: a case study*, Procedia Computer Science, Vol.9.

[13] Milanato M., 2008, *Demand Planning: Processi, metodologie e modelli matematici per la gestione*, Springer-Verlag, Milano.

[14] Persona A., Battini D., Rafele C., *Hospital efficiency management: The just-in-time and Kanban technique*, 2008, International Journal of Healthcare Technology and Management 9(4).

[15] Stock J.H., Watson M.W., 2005, *Introduzione all'econometria*, Pearson-Prentice Hall.

[16] www.aksiagroup.com

[17] www.centridentisticiprimo.it

[18] www.healthrecoveryolutions.com

[19] www.industry4business.it

[20] www.istat.it

[21] www.key-stone.it

[21] www.largoconsumo.info

[23] www.logisticaefficiente.it