



**UNIVERSITA' DEGLI STUDI DI PADOVA
DIPARTIMENTO DI SCIENZE ECONOMICHE E
AZIENDALI "MARCO FANNO"**

**DIPARTIMENTO DI SCIENZE STATISTICHE
CORSO DI LAUREA MAGISTRALE IN ECONOMIA
INTERNAZIONALE**

LM-56 Classe delle lauree magistrali in SCIENZE DELL'ECONOMIA

Tesi di laurea

**INFORMAZIONE, APPRENDIMENTO E DIFFUSIONE DI UN
PRODOTTO FARMACEUTICO: IL CASO ITM**

**INFORMATION, LEARNING AND DRUG DIFFUSION: THE CASE OF
ITM**

Relatore:
Prof. RENATO GUSEO

Laureando:
Dott. PENELLO NICOLA

Anno Accademico 2015-2016

Il candidato dichiara che il presente lavoro è originale e non è già stato sottoposto, in tutto o in parte, per il conseguimento di un titolo accademico in altre Università italiane o straniere.

Il candidato dichiara altresì che tutti i materiali utilizzati durante la preparazione dell'elaborato sono stati indicati nel testo e nella sezione "Riferimenti bibliografici" e che le eventuali citazioni testuali sono individuabili attraverso l'esplicito richiamo alla pubblicazione originale.

Firma dello studente

Indice

Prefazione	9-10
1 Studio della diffusione delle innovazioni: il modello di Bass e le sue evoluzioni	11
1.1 Introduzione.....	11-12
1.2 Il modello standard di Bass (1969).....	13-16
1.3 Il modello Guseo-Guidolin (2009).....	17-18
1.4 Metodo di stima dei modelli.....	19
1.4.1 La regressione non lineare.....	19-20
1.4.2 L'algoritmo di Gauss-Newton.....	20-21
1.4.3 L'algoritmo di Levenberg-Marquardt.....	21
1.5 Analisi dei residui.....	21-22
1.5.1 Processi stocastici.....	22
1.5.2 I processi ARMA, ARIMA, ARMAX, SARMAX e SARIMA.....	22-23
1.5.3 I processi a media mobile MA.....	24
1.5.4 I processi autoregressivi AR.....	24-25
1.5.5 I processi autoregressivi a media mobile ARMA.....	26-27
1.5.6 La statistica Durbin-Watson.....	28

2 Stagionalità modellante nella diffusione delle innovazioni	29
2.1 Introduzione.....	29-30
2.2 La stagionalità vista in modo diverso.....	30-32
3 Farmaci antinfiammatori non steroidei (F.A.N.S.)	33
3.1 Introduzione.....	33
3.2 Principali classi di F.A.N.S.....	34-35
3.2.1 Struttura chimica di un F.A.N.S.....	35-36
3.3 Itm.....	36-38
3.3.1 Itm nel mercato italiano.....	38-42
4 Studio del processo di diffusione di innovazioni farmaceutiche: il caso Itm	43
4.1 Introduzione.....	43-44
4.2 Applicazione del modello di Bass (1969).....	44-49
4.3 Applicazione del modello Guseo-Guidolin (2009).....	50-53
4.4 Applicazione del modello Guseo-Guidolin con componente stagionale.....	54-55
4.5 Applicazione del modello Guseo-Guidolin a due funzioni d'intervento (2014).....	56-60
4.6 Applicazione dei modelli alle diverse aree Nielsen.....	61
4.6.1 Nord-Ovest.....	61-68
4.6.2 Nord-Est.....	69-75
4.6.3 Centro Italia.....	76-82
4.6.4 Sud Italia.....	83-90
4.6.5 Sardegna.....	91-97
Conclusioni	99-101
Bibliografia	103

Prefazione

La diffusione di un'innovazione in un mercato o in un sistema sociale, oggi giorno è un tema di particolare interesse nella gestione delle imprese o nel governo delle istituzioni pubbliche, dovuto principalmente all'evoluzione degli aspetti sociali culturali ma soprattutto economici a cui stiamo assistendo. La continua espansione e internazionalizzazione degli agenti economici (imprese) fa sì che la conoscenza precoce delle dimensioni qualitative e quantitative di opportuni sistemi permette l'introduzione di opportune scelte strategiche, i cui effetti hanno un orizzonte operativo che dipende da svariati fattori come la velocità di penetrazione e l'ampiezza del mercato o dei gruppi di cittadini raggiungibili.

Da qui nasce l'idea di sviluppare la presente tesi sullo studio dei processi di diffusione di innovazioni farmaceutiche rientranti in una particolare famiglia (farmaci anti-infiammatori non steroidei) ove gli aspetti principali del ciclo di vita si intersecano con le tematiche della stagionalità deterministica e stocastica.

Punto di partenza sono le serie storiche che contengono le informazioni sulla quantità di prodotto venduto in uno specifico arco temporale e che grazie all'utilizzo di specifici modelli analitici ci consentono la descrizione e la previsione del processo di diffusione dell'innovazione. I modelli analitici devono essere in grado di tener conto di certi aspetti di particolare importanza perché a seconda del prodotto che si va ad analizzare, in particolare se si tratta di un prodotto di recente immissione sul mercato, le serie storiche possono essere piuttosto "deboli" sotto l'aspetto del numero delle osservazioni che contengono. Inoltre un altro aspetto di spiccata importanza riguarda il fatto che i processi di adozione presentano un ciclo di vita con evidenti non-stazionarietà dovute a fenomeni di inizializzazione nella prima fase del ciclo di vita e di saturazione nella fase conclusiva dello stesso.

La presente tesi si pone l'obiettivo di analizzare i dati raccolti relativi ad "Itm", un cerotto medicato che utilizza come principio attivo il Diclofenac sodico ed è un farmaco che rientra nella categoria dei *F.A.N.S (farmaci anti-infiammatori non steroidei)*. L'analisi viene svolta partendo dalla raccolta dei dati di vendita del farmaco ed una successiva applicazione di alcuni modelli analitici che nel tempo hanno assunto un'importanza sempre crescente nello sviluppo di strategie di marketing e commercializzazione dei prodotti. Inoltre viene dedicata particolare attenzione agli effetti che la stagionalità (verrà chiarito in seguito il significato) può creare e come può andare a modificare il ciclo di vita di un prodotto.

L'analisi è stata strutturata per area di Nielsen, il che ci consente di cogliere al meglio la diversa contestualizzazione in cui il prodotto si è diffuso.

La tesi è così organizzata: nel primo capitolo viene spiegato il processo di diffusione delle innovazioni e vengono analizzati i principali modelli utilizzati per lo studio di esso iniziando con il modello standard di Bass (1969) per poi proseguire con il modello Guseo-Guidolin (2009) che rappresenta un'evoluzione del precedente. Si tratta di modelli per lo studio del trend generale a lungo termine collegati con cicli di vita limitati. Infine si procede alla spiegazione dei principali metodi di stima utilizzati, in particolare i processi autoregressivi e a media mobile (*ARMA*) che rivestono una particolare importanza nella modellazione delle serie storiche e che sono utilizzati per avanzare delle previsioni per quanto riguarda il ciclo di vita futuro di un prodotto, soprattutto nel breve termine.

Nel secondo capitolo viene introdotta e spiegata la stagionalità, la quale può essere considerata all'interno dei modelli in due approcci differenti e che può andare a modificare in maniera marcata la previsione del ciclo di vita del prodotto a seconda se questa sia considerata come componente deterministica oppure stocastica.

Nel capitolo successivo viene introdotta la specifica classe di farmaci a cui il prodotto oggetto della nostra analisi appartiene, e le rispettive quote di mercato che detiene sia per quanto riguarda il mercato totale italiano sia per quanto riguarda le specifiche aree Nielsen. Nel l'ultimo capitolo viene data dimostrazione dell'applicazione dei modelli studiati nei capitoli precedenti. In particolare si inizia con l'applicazione ai dati in nostro possesso riguardanti l'intero mercato italiano del modello di Bass (1969) per poi procedere con il modello Guseo-Guidolin (2009) seguito dal modello Guseo-Guidolin con componente stagionale e si conclude con l'applicazione del modello Guseo-Guidolin a due funzioni d'intervento (2014). Il capitolo poi prosegue e conclude con l'applicazione dei soli modelli Bass (1969) e Guseo-Guidolin (2009) per le specifiche aree Nielsen in cui il Paese è stato suddiviso.

Capitolo 1

Studio della diffusione delle innovazioni: il modello di Bass e le sue evoluzioni

1.1 Introduzione

La necessità di conoscere il futuro è importante nel momento in cui il futuro risulta incerto e l'analisi del passato è fatta con lo scopo di individuare una qualche relazione costante e capace di aiutare la gestione del presente e che permetta di esprimere delle supposizioni sul futuro. L'impossibilità di avanzare una previsione esatta sul futuro è dovuta principalmente alle caratteristiche del mondo in cui viviamo, un mondo dove il futuro non è solo figlio del passato ed è caratterizzato da periodi di forte turbolenza dal punto di vista sociale, politico ma soprattutto economico. Questo spiega perché negli ultimi decenni abbiamo assistito ad un sempre più crescente interesse per quanto riguarda l'avanzamento di qualche previsione sulla diffusione di un'innovazione in un mercato o in un sistema sociale.

Studiando con opportuni modelli analitici il comportamento passato di un certo prodotto, si possono trarre importanti informazioni sulla sua futura evoluzione. Analizzando il passato si

deve tener presente che l'evoluzione storica che l'oggetto di analisi ha subito, è stata una delle possibili e si è manifestata in un determinato e ben definito momento sociale e politico e in una specifica congiuntura economica.

Il fatto di essere in grado o meno di prevedere uno specifico comportamento dipende essenzialmente dalla natura dello stesso la quale può essere deterministica, stocastica o mista. Per comportamento deterministico si intende un comportamento definito da variabili certe per cui non esiste nessun tipo di incertezza e la previsione è certa. Un comportamento di natura stocastica a differenza del precedente, è un comportamento legato alla presenza di variabili casuali e di conseguenza non è possibile esprimere una previsione certa. Infine ci sono i comportamenti di natura mista che rappresentano un comportamento nel quale sono presenti elementi prevedibili ed elementi non prevedibili. Come già affermato in precedenza, nella presente tesi, risulta assumere una rilevanza particolare la stagionalità che nei capitoli successivi verrà analizzata e che può essere trattata come una variabile deterministica o stocastica.

L'attività di previsione sul futuro del processo di diffusione di un'innovazione nel mercato è fatto attraverso lo studio delle serie storiche con l'aiuto di specifici modelli statistici elaborati grazie al software "*Statgraphics Centurion*". Con l'applicazione dei vari modelli statistici si cerca di prevedere il valore di una variabile partendo dalle relazioni di casualità e dipendenza che la legano ad altre variabili sulla base di una specifica teoria.

Nella presente sezione viene spiegata la nascita e lo sviluppo del modello di Bass (1969) e le sue implementazioni che porteranno al modello Guseo-Guidolin (2009). Tale modello rappresenta un'evoluzione del modello standard di Bass in quanto tiene in considerazione una serie di fattori che il modello di Bass trascurava. Infine questo modello verrà ripreso nel capitolo 2 per spiegare, dopo un lungo lavoro di sperimentazione e ricerca, come la stagionalità può andare ad influire sul processo di diffusione e di conseguenza come dev'essere studiata.

1.2 Il modello standard di Bass (1969)

Prima di spiegare la nascita e lo sviluppo del modello di Bass (1969) è utile chiarire due fondamentali concetti che rappresentano i pilastri su cui si basa tale modello, ossia il concetto di innovazione e il concetto di diffusione.

Con il termine innovazione viene definita *“un’idea, una pratica o un progetto che è percepito come nuovo da un individuo o da un’altra unità di adozione”* (Rogers, 2003).

Da quello che Rogers ha espresso si può facilmente intuire che, affinché un prodotto sia innovativo non dev’essere per forza un prodotto recente ma bensì dev’essere percepito come nuovo dagli individui indipendentemente dal tempo trascorso dall’invenzione.

La diffusione invece indica *“un processo sociale che coinvolge relazioni di comunicazione interpersonale”* (Rogers, 2003).

A differenza dell’innovazione il processo di diffusione rappresenta l’attività attraverso cui i membri di una società vengono a conoscenza dell’innovazione tramite l’interazione e lo scambio di informazioni.

Primissima importanza nel processo di diffusione lo assume il metodo attraverso il quale la società viene a conoscenza dell’innovazione. *Mahajan e Muller (1979)* hanno rilevato cinque meccanismi fondamentali su come viene trasmessa l’innovazione:

- comunicazione di massa: pubblicità e altre fonti di informazione sul prodotto disponibili al pubblico;
- *word-of-mouth*: comunicazione interpersonale tra i membri della società;
- altre azioni di marketing: possono essere costituite da un’offerta del prodotto o altre forme di sconto praticate sul prezzo;
- esperienza individuale con il prodotto: i membri della società passano più velocemente dalla fase di prova a quella di adozione, provocando un maggior tasso di diffusione;
- fattori esogeni: presenza di innovazioni concorrenti, andamento dell’economia nazionale, etc.

L’importanza del processo di diffusione e la necessità di avanzare delle previsioni sulla diffusione dell’innovazione sono argomenti che negli ultimi tempi hanno assunto un’importanza crescente soprattutto nelle attività di marketing delle aziende le quali sono in una costante ricerca delle migliori strategie che vengono modellate sulla base della velocità di

penetrazione del prodotto nel mercato, dell'ampiezza dei gruppi di possibili adottanti raggiungibili (mercato potenziale) e del mercato stesso.

Il modello di Bass (1969) è uno dei più importanti modelli utilizzato nelle attività di marketing. Esso presuppone che le vendite del nuovo prodotto abbiano un trend crescente fino al raggiungimento di un picco massimo dopo il quale si assiste ad un'inversione del trend il quale diventa decrescente fino a stabilizzarsi ad un livello inferiore coincidente con vendite trascurabili. L'inversione del trend dopo il raggiungimento del picco massimo è principalmente causata da un declino della domanda e da un aumento della domanda di sostituzione.

Come detto precedentemente, il processo della diffusione dell'innovazione rappresenta uno dei punti fondamentali del modello di Bass e infatti nel suo modello, Bass riduce a due categorie specifiche i potenziali adottanti: una è rappresentata dagli innovatori e l'altra dagli imitatori. La distinzione tra le due categorie viene fatta in base al metodo in cui sono venuti a conoscenza dell'innovazione. Gli innovatori sono quelli che sono stati influenzati da fattori esterni (mass media, comunicazione istituzionale) e che iniziano il processo di diffusione, mentre gli imitatori sono quelli che sono venuti a conoscenza dell'innovazione tramite il *word-of-mouth*.

L'equazione base del modello di Bass (1969) è ottenuta dall'equazione di Riccati a coefficienti costanti ed assume la seguente forma:

$$y' = (p+qy)(1-y), \quad p, q > 0, \quad (1)$$

dove y è una funzione di ripartizione e y' è la corrispondente densità. La ripartizione è usualmente riferita all'indice temporale t ed esprime la probabilità che l'evento si sia verificato non oltre t .

Una formulazione equivalente all'equazione (1) è quella sottostante, che definisce il modello di Bass come un *hazard rate*:

$$y'/(1-y) = (p+qy), \quad p, q > 0 \quad (2)$$

Se si fa riferimento ad un conteggio in termini assoluti degli eventi di interesse allora si pone:

$$z = ym \quad (3)$$

con m costante positiva denominata anche *carrying capacity*. In un fenomeno cumulato in termini assoluti m rappresenta il totale della numerosità degli eventi del dominio di riferimento (t). Nel caso del lancio di un prodotto (*caso trattato nella presente tesi*) m rappresenta il mercato totale raggiungibile.

Di conseguenza l'equazione (1) diventa:

$$z' = m\left(p+q\frac{z}{m}\right)\left(1-\frac{z}{m}\right) = \left(p+q\frac{z}{m}\right)(m-z) \quad (4)$$

dove:

- $z'(t)$ indica le vendite istantanee
- p indica la quota degli innovatori
- q indica la quota degli imitatori
- z/m rappresenta la conoscenza relativa del prodotto nel mercato
- m indica il mercato potenziale
- z rappresenta le vendite cumulate del prodotto
- $(m-z)$ rappresenta il mercato residuo

In definitiva, si può chiaramente vedere come la variazione istantanea del processo di accumulo delle vendite è governata dalla somma di due componenti: moltiplicando $(m-z)$ per p si esprime l'effetto innovativo del processo che è direttamente proporzionale al mercato residuo e che è dovuto principalmente all'uso di un canale comunicativo istituzionale da parte degli innovatori o dalla diffusione di informazioni del prodotto riportate dall'azienda o da riviste specializzate. A sua volta, moltiplicando qz/m , per $(m-z)$ si esprime l'effetto imitativo del processo dovuto al fatto che contrariamente agli innovatori, gli imitatori utilizzano un canale informativo basato sul passaparola (*word of mouth*) o sulla propria rete di conoscenze.

Si può notare come il modello di Bass sia la somma di due sottomodelli: il modello monomolecolare per la componente innovativa e il modello logistico (*Verhulst 1838*) per la componente imitativa. Di conseguenza l'equazione (1) può essere espressa come segue:

$$y' + qy^2 + (p-q)y - p = 0 \quad (5)$$

Nel modello di Bass, le soluzioni r_1 e r_2 che indicano le radici dell'equazione caratteristica risultano essere: $r_1 = -p/q$ e $r_2 = 1$.

Nelle applicazioni più tipiche del modello, $1-y$ e y' sono positivi e di conseguenza anche p e q sono positivi.

La soluzione passante per l'origine, $y(0) = 0$ ha come asintoti $-p/q$ e 1 che sono le soluzioni dell'equazione caratteristica ed è una funzione monotona crescente.

Sostituendo si ottiene:

$$y(t) = \frac{1 - e^{-(p+q)t}}{1 + \frac{q}{p} e^{-(p+q)t}} \quad (6)$$

che permette di calcolare la proporzione cumulate di adottanti.

Poiché $z = ym$ si ha:

$$z(t) = m \frac{1 - e^{-(p+q)t}}{1 + \frac{q}{p} e^{-(p+q)t}} \quad t > 0; p, q > 0 \quad (7)$$

che esprime la soluzione in termini assoluti, cioè calcola il numero cumulato di adottanti al tempo t .

Come già detto in precedenza l'obiettivo del modello di Bass è quello di prevedere il processo di diffusione dell'innovazione attraverso un andamento campanulare con un andamento crescente fino al raggiungimento di un picco massimo per poi decrescere. Proprio al raggiungimento del picco massimo può essere calcolato il punto di flesso che è dato da:

$$t^+ = \ln(q/p) / (p+q) \quad (8)$$

ed in quel momento a funzione di ripartizione assume il valore:

$$z(t^+) = m(1/2 - p/2q) \quad (9)$$

Dalla descrizione del modello di Bass si può notare come sia molto semplice e di facile interpretazione, caratteristiche che ne aumentano l'utilizzo. Tuttavia il modello presenta numerosi svantaggi, primo tra tutti quello di considerare il mercato potenziale fisso lungo tutto il processo di adozione. Un ulteriore svantaggio è rappresentato dal fatto che risulta applicabile a prodotti che hanno un ciclo di vita finito e che ad un certo punto in poi vengano sostituiti da altri prodotti di più recente immissione nel mercato. Infine non tiene conto di variabili esogene che possono caratterizzare e modificare il processo di adozione come ad esempio la stagionalità che verrà in seguito trattata con specifici e più "corposi" modelli.

Come vedremo nel prossimo paragrafo, a causa delle lacune del modello di Bass si è cercato di sviluppare altri modelli che siano in grado di prendere in considerazione maggiori fattori, magari anche esogeni, in modo da prevedere il processo di diffusione in maniera più precisa.

1.3 Il modello Guseo-Guidolin

Come è già stato detto in precedenza il modello standard di Bass (1969) nonostante la sua facilità di utilizzo contiene numerosi limiti, uno fra tutti quello di considerare il mercato potenziale come stabile lungo tutto il processo di adozione. Di solito gli sforzi di comunicazione vanno a condizionare il processo di diffusione nella struttura del mercato potenziale m il quale non risulta essere costante ma dipendente dalla diffusione dell'informazione relativa all'innovazione. Ciò che ne deriva è che informazione ed adozione sono due fasi che devono essere trattate in maniera distinta.

Importante per questa analisi risulta essere la cosiddetta *absorptive capacity* definita come "l'abilità di riconoscere il valore di una nuova informazione ed utilizzarla" (*Cohen and Levinthal, 1990*). In altre parole, la capacità di capire un'innovazione è tanto maggiore quanto maggiore è la conoscenza degli individui sull'argomento. Ecco quindi che se si ragiona a livello di società bisogna porre l'attenzione sulla struttura della comunicazione del sistema perché la diffusione di un'innovazione dimostra che l'*absorptive capacity* e il mercato potenziale m , possano rappresentare una misura di questa. Di conseguenza il mercato potenziale non risulta più essere stabile lungo tutto il processo di diffusione ma bensì variabile e dipendente dalla costruzione di una buona rete di diffusione dell'informazione fra i membri della società.

Un metodo per la rappresentazione della costruzione della conoscenza fra gli individui è quello di un *network* in evoluzione. Di conseguenza se si considera il mercato potenziale come funzione che dipende dalla crescita della diffusione dell'informazione è facile pensare come questo possa variare nel tempo t , non solo in termini positivi ma anche in termini negativi dettati da una cattiva comunicazione o pareri negativi dei membri della società.

Ecco che nel 2009 Guseo e Guidolin hanno studiato ed elaborato un'estensione del modello standard di Bass (1969) in cui si tenesse conto della variabilità del mercato potenziale. Il modello è a doppio ciclo dove il processo di sviluppo dell'innovazione è dato dalla sinergia di due forze: la comunicazione e l'adozione.

AmMESSO che il numero di persone informate $k(t)$ rappresenti il limite superiore di $m(t)$ ossia quando tutti quelli che sono stati informati adottano l'innovazione, in genere ci si aspetta che $m(t)$ sia minore di $k(t)$ e di conseguenza il mercato potenziale è definibile come segue:

$$m(t) = K \sqrt{\frac{1-e^{-(p_c+q_c)t}}{1+\frac{q_c}{p_c}e^{-(p_c+q_c)t}}} \quad (10)$$

dove p_c e q_c rappresentano rispettivamente i componenti di innovazione (esterno) e di imitazione (interno) del processo di comunicazione. Da questo si può facilmente notare come il mercato potenziale dipenda dal processo di diffusione dell'informazione.

Generalizzando il modello Guseo-Guidolin (2009) risulta evidente come esso sia un'estensione del modello standard di Bass:

$$z'(t) = \left(p+q \frac{z(t)}{m(t)} \right) (m(t)-z(t)) + z(t) \frac{m'(t)}{m(t)} \quad (11)$$

dove $z(t)$ sono le vendite cumulate e $z'(t)$ le vendite istantanee mentre $z(t)m'(t)/m(t)$ rappresenta l'effetto che aumenta o deprime le vendite a seconda se $m'(t)$ è positivo o negativo.

Avendo espresso anche la componente comunicativa l'equazione finale del modello Guseo-Guidolin risulta essere la seguente:

$$y(t) = K \sqrt{\frac{1-e^{-(p_c+q_c)t}}{1+\frac{q_c}{p_c}e^{-(p_c+q_c)t}} \frac{1-e^{-(p_s+q_s)t}}{1+\frac{q_s}{p_s}e^{-(p_s+q_s)t}}} \quad (12)$$

La presente equazione evidenzia la distinzione dei processi di adozione e comunicazione rispettivamente espressi dai parametri p_s , q_s e p_c , q_c .

1.4 Metodi di stima dei modelli

Con riferimento al modello di partenza del presente elaborato, ossia il modello standard di Bass (1969), i parametri che devono essere stimati sono m , p e q che indicano rispettivamente il mercato potenziale, in coefficiente di innovazione e il coefficiente di imitazione.

La stima dei vari parametri dipende dal numero di osservazioni che si hanno a disposizione e come ben sappiamo per avere una stima accurata si ha bisogno di un numero notevole di dati il che fa presupporre che il prodotto sia già da tempo nel mercato e questo, soprattutto se il prodotto ha già raggiunto il picco massimo nel suo ciclo di vita, va in controtendenza con lo scopo del modello.

Per il calcolo della stima dei parametri dei modelli che si andranno ad applicare è stato dimostrato come il metodo appropriato sia quello dei minimi quadrati non lineari che viene proposto di seguito.

1.4.1 La regressione non lineare

Supponendo di avere n osservazioni del tipo (x_i, y_i) , $i = 1, 2, 3, \dots, n$ da un modello non lineare nei parametri e a regressori fissi si avrà:

$$y_i = f(x_i, \vartheta) + \varepsilon \quad i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (13)$$

con f funzione nota, $E[\varepsilon_i] = 0$, x_i è un vettore di dimensioni $k \times 1$ che è formata dalle variabili esplicative della funzione mentre ϑ^* è il reale valore incognito di ϑ appartenente a Θ , sottoinsieme di R^k . Indicando con $\hat{\vartheta}$ una stima di ϑ ottenuta con la minimizzazione della devianza $S(\vartheta)$ che è uguale alla somma dei quadrati degli scarti tra le osservazioni ed il modello si ha;

$$S(\vartheta) = \sum_1^n [y_i - f(x_i, \vartheta)]^2 \quad (14)$$

Assumendo che gli ε_i siano indipendenti e identicamente distribuiti con varianza σ^2 si può dimostrare che sotto determinate condizioni di regolarità $\hat{\vartheta}$ e $s^2 = S(\hat{\vartheta})/(n-p)$ sono stime consistenti rispettivamente di ϑ^* e σ^2 .

Se $f(x_i; \vartheta)$ è differenziabile in ϑ e ϑ^{\wedge} è all'interno di Θ , ϑ^{\wedge} soddisferà il sistema di equazioni normali:

$$\frac{\partial S(\vartheta)}{\partial \vartheta_r} \Big|_{\vartheta^{\wedge}} = 0 \quad r = 1, 2, 3, \quad (15)$$

Indicando per questioni di semplicità $f_i(\vartheta) = f(x_i; \vartheta)$ con $i = 1, 2, 3, \dots, n$ si avrà:

$$f(\vartheta) = (f_1(\vartheta), f_2(\vartheta), f_3(\vartheta), \dots, f_n(\vartheta))' \quad (16)$$

e

$$F.(\vartheta) = \frac{\partial f(\vartheta)}{\partial \vartheta} = \left[\left(\frac{\partial f_i(\vartheta)}{\partial \vartheta_r} \right) \right] \quad i = 1, 2, 3, \dots, n \quad r = 1, 2, 3, \dots, p \quad (17)$$

$F.(\vartheta)$ rappresenta lo Jacobiano, ossia una matrice di dimensioni $(n \times p)$ contenente le derivate parziali prime della funzione f rispetto a ϑ . Riscrivendo la devianza $S(\vartheta)$ nella nuova formalizzazione si ha:

$$S(\vartheta) = [y-f(\vartheta)]' [y-f(\vartheta)] = \varepsilon'\varepsilon \quad (18)$$

Derivando la (18) rispetto a ϑ si ottiene:

$$F.'(y-f(\vartheta^{\wedge})) = 0 \quad (19)$$

Questa esprime l'equazione normale per il modello non lineare sotto l'ipotesi di ortogonalità. Quando i modelli non permettono la soluzione in forma analitica si ricorre ad altri metodi di stima spiegati nei paragrafi successivi.

1.4.2 L'algoritmo di Gauss-Newton

L'idea di partenza di Gauss-Newton è stata quella di partire da un'approssimazione della soluzione dei minimi quadrati e a sua volta utilizzare un'approssimazione della devianza anziché la "devianza vera" $S(\vartheta)$ contenuta nel paragrafo precedente. In pratica si ottiene:

$$\begin{aligned} S(\vartheta) &= [y-f(\vartheta)]' [y-f(\vartheta)] \approx [y-f(\vartheta_a)-F.a(\vartheta-\vartheta_a)]' [y-f(\vartheta_a)-F.a(\vartheta-\vartheta_a)] = \\ &= [z-F.a\beta]' [z-F.a\beta] \end{aligned} \quad (20)$$

dove $F.a = \partial f(\vartheta_a)/\partial \vartheta$, $z = y-f(\vartheta_a)$ e $\beta = (\vartheta-\vartheta_a)$.

Riscrivendo con la nuova notazione si ottiene:

$$\beta^{\wedge} = (F.a'F.a)^{-1}F.a'z \quad (21)$$

Si giunge dunque alla soluzione dell' algoritmo di Gauss-Newton:

$$\hat{\beta} = (\mathcal{D}_b - \mathcal{D}_a) = (F_a' F_a)^{-1} F_a' (y - f(\mathcal{D}_a)) \quad (22)$$

1.4.3 L' algoritmo di Levenberg-Marquardt

L' algoritmo di Levenberg-Marquardt si ottiene dall' algoritmo di Gauss-Newton di cui si è data spiegazione nel paragrafo precedente e viene indicato come segue:

$$\hat{\beta} = (F_a' F_a + \eta_a D_a)^{-1} F_a' (y - f(\mathcal{D}_a)) \quad (23)$$

dove D_a indica una matrice non singolare, ed il parametro η_a viene modificato in base al valore della devianza $S(\mathcal{D})$. Se questa aumenta verrà aumentato anche il valore di η mentre se diminuisce il valore di η verrà ridotto.

1.5 Analisi dei residui

Abbiamo visto nei paragrafi precedenti come il tipico modello di regressione non lineare sul quale si basano i modelli finora descritti si possa rappresentare nella seguente forma:

$$y = f(x; \mathcal{D}) + \varepsilon \quad (24)$$

dove l' output y è legato alla funzione di trasferimento nota del vettore dei regressori $x \in R^n$ e del vettore dei parametri $\mathcal{D} \in R^n$ a cui si somma una seconda componente stocastica ε che rappresenta il disturbo residuale.

Se vengono assunte le seguenti ipotesi sulla struttura di $\varepsilon(t)$: $E(\varepsilon(t)) = 0$ (media nulla), $Var(\varepsilon(t)) = \sigma^2$ (omoschedasticità), $\sigma_{\varepsilon(t), \varepsilon(t')} = 0, t \neq t'$ (incorrelazione tra disturbi distinti), allora si ha la caratterizzazione di un c.d. *white noise*.

Molto spesso però queste assunzioni risulta difficile trovarle nell' applicazione dei modelli di diffusione descritti in precedenza, ai casi reali e di conseguenza si procede con l' utilizzo degli algoritmi descritti nei paragrafi precedenti. Proprio l' ipotesi di media nulla permette di utilizzare il metodo di stima dei minimi quadrati. Tuttavia è raccomandabile poi procedere con l' analisi dei residui di regressione sulla scorta delle osservazioni $\hat{\beta}$ ottenute con tecniche standard quali il metodo Levenberg-Marquardt o il metodo Gauss-Newton.

Una migliore articolazione dell'errore statistico quando questo presenta una correlazione tra osservazioni successive può essere ottenuta attraverso l'uso di tecniche autoregressive (*ARMA*) che sono di seguito spiegate.

1.5.1 Processi stocastici

Un processo stocastico Y_t , per $t = t_1, t_2, \dots, t_n$ è una sequenza di variabili casuali indicizzate da un parametro, che solitamente è il tempo (*Di Fonzo, Lisi, 2005*).

In genere i processi stocastici si descrivono sulla base dei momenti delle variabili casuali Y_t che li compongono, in particolare:

funzione media

$$\mu_t = E [Y_t]; \quad (25)$$

funzione varianza

$$\sigma_t^2 = Var [Y_t] = E [Y_t - \mu_t]^2; \quad (26)$$

funzione autocovarianza

$$\gamma_{t_1, t_2} = E \{ [Y_{t_1} - \mu_{t_1}] [Y_{t_2} - \mu_{t_2}] \}. \quad (27)$$

Essendo già note sia la funzione media che la funzione varianza, va chiarito che la funzione autocovarianza indica la covarianza tra variabili casuali dello stesso processo stocastico distanti tra loro di uno sfasamento temporale $k = t_1 - t_2$.

Di seguito verranno illustrati i principali processi stocastici in seguito utilizzati per la conduzione dell'analisi.

1.5.2 I processi ARMA, ARIMA, ARMAX, SARMAX e SARIMA

I processi ARMA costituiscono la famiglia di processi stocastici di gran lunga più utilizzati in statistica ed in econometria. Tuttavia, prima di analizzare le caratteristiche principali di tali processi, sono necessarie alcune definizioni di base che saranno di seguito descritte.

L'operatore di ritardo

Per prima cosa si deve sapere che tanto i processi stocastici che le serie storiche sono sequenze di numeri. L'operatore di ritardo viene generalmente indicato con la lettera "B" ed è un operatore che si applica a sequenze di oggetti piuttosto generali, fra cui sequenze di variabili casuali. Tale operatore trasforma una sequenza x_t in un'altra sequenza che ha la caratteristica di avere gli stessi valori di x_t ma sfalsati di un periodo. Se applicata ad una grandezza costante nel tempo, la lascia invariata.

$$Bx_t = x_{t-1} \quad (28)$$

L'applicazione ripetuta n volte di B viene indicata con la scrittura B^n e quindi si ha $B^n x_t = x_{t-n}$. Per convenzione si pone $B^0 = 1$. L'operatore B è un operatore lineare, nel senso che, se a e b sono costanti, si ha $B(ax_t + b) = aBx_t + b = ax_{t-1} + b$.

Processi "WHITE NOISE"

Il "white noise" è il processo stocastico più semplice, infatti è un processo che possiede momenti (almeno) fino al secondo ordine; essi sono costanti nel tempo (quindi il processo è stazionario in senso debole), ma non danno al processo alcuna memoria di sé.

Un processo "white noise", il cui elemento t -esimo indicato con ϵ_t presenta queste caratteristiche:

$$E(\epsilon_t) = 0 \quad (29)$$

$$E(\epsilon_t^2) = V(\epsilon_t) = \sigma^2 \quad (30)$$

Il "white noise" è quindi un processo composto da un numero infinito di variabili casuali a media zero e varianza costante; queste variabili casuali sono, inoltre, tutte incorrelate l'una all'altra.

1.5.3 I processi a media mobile MA

Un processo MA, o processo a media mobile, è una sequenza di variabili casuali che può essere scritta nella seguente forma:

$$y_t = \sum_{i=0}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} = C(L)\varepsilon_t \quad (31)$$

dove $C(L)$ è un polinomio di ordine q nell'operatore di ritardo e ε_t è un *white noise*.

Generalmente si pone $C(0) = \theta_0 = 1$. Se $C(L)$ è un polinomio di grado q , si dice anche che y_t è un processo MA(q).

Per quanto riguarda il momento primo si ha:

$$E(y_t) = E\left[\sum_{i=0}^q \theta_i E(\varepsilon_{t-i})\right] = \sum_{i=0}^q \theta_i E(\varepsilon_{t-i}) = 0 \quad (32)$$

e quindi un processo MA ha media 0. Per quanto riguarda la varianza, il fatto che il momento primo sia nullo ci consente di scriverla come il momento secondo, ossia

$$V(y_t) = E(y_t^2) = E\left[\left(\sum_{i=0}^q \theta_i \varepsilon_{t-i}\right)^2\right] \quad (33)$$

Un processo MA(q), è quindi, un processo ottenuto come combinazione di diversi elementi di uno stesso *white noise* che presenta delle caratteristiche di persistenza tanto più pronunciate quanto più in alto è il suo ordine.

1.5.4 I processi autoregressivi AR

Un'altra importante classe di processi è data dai processi AR (autoregressivi). Questi processi forniscono, in un certo senso, una rappresentazione più intuitiva di una serie persistente di quella dei processi MA, poiché l'idea è che il livello della serie al tempo t sia una funzione lineare dei propri valori passati più un *white noise*. Il modello AR assomiglia molto ad un

modello di regressione in cui le variabili esplicative sono i valori passati della variabile dipendente.

$$y_t = \varphi_1 y_{t-1} + \dots + \varphi_p y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (34)$$

Il *white noise* ε_t può essere interpretato come uguale al disturbo di un modello di regressione.

I processi AR sono in un certo senso speculari ai processi MA perché, se un processo MA è un processo definito dall'applicazione di un polinomio nell'operatore L ad un *white noise*, un processo AR è definito come un processo al quale l'applicazione di un polinomio nell'operatore L produce un *white noise*, cioè:

$$A(L)y_t = \varepsilon_t \quad (35)$$

dove $A(L)$ è il solito polinomio in L (di grado p) con $A(0) = 1$ e $a_i = -\varphi_i$.

Un modo per analizzare i momenti primi e quindi derivare $E(y_t)$ può essere quello di rappresentare y_t come un processo a media mobile e quindi si avrà:

$$A(L)^{-1} = (1 - \varphi L)^{-1} = 1 + \varphi L + \varphi^2 L^2 + \dots = C(L) \quad (36)$$

e quindi la rappresentazione MA di y_t sarà:

$$y_t = (1 + \varphi L + \varphi^2 L^2 + \dots)\varepsilon_t = C(L)\varepsilon_t \quad (37)$$

cioè un processo MA con $\theta_i = \varphi^i$ che ha media zero; quindi $E(\varphi^i) = 0$.

Per quanto riguarda i momenti secondi si suppone che il *white noise* ε_t abbia varianza pari a σ^2 . Se si indica con V la varianza di y_t , e si suppone che essa esista e sia costante nel tempo si avrà che:

$$V = E(y_t^2) = E[(\varphi y_{t-1} + \varepsilon_t)^2] = \varphi^2 V + \sigma^2 + 2\varphi E(y_{t-1}\varepsilon_t) \quad (38)$$

$$V = \varphi^2 V + \sigma^2 \implies V = \sigma^2 / (1 - \varphi^2)$$

1.5.5 I processi autoregressivi a media mobile ARMA

Una forma più moderata dal punto di vista parametrico dei modelli stocastici, è ottenuta dalla combinazione dei processi AR e MA.

Dalla combinazione di questi due modelli si ottiene il modello ARMA(p, q) (*AutoRegressive Moving Average*). Esso assume che la variabile Y_t dipenda linearmente sia da p , tempi precedenti della variabile stessa (parte autoregressiva), sia dai valori q valori passati del termine di errore ε (parte a media mobile). Il modello così descritto può essere formalizzato nella seguente espressione:

$$\phi(B)Y_t = \theta(B)\varepsilon_t \quad (39)$$

dove:

- B è l'operatore di ritardo; $By_t = y_{t-1}$
- $\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p$ è l'operatore autoregressivo non stagionale di ordine p ;
- $\theta(B) = 1 + \theta_1 B + \dots + \theta_q B^q$ è l'operatore a media mobile non stagionale di ordine q ;
- ε_t è un processo *white noise* ($\varepsilon_t \sim WN(0, \sigma^2)$).

L'interesse di unire un modello AR(p) e un modello MA(q) in un modello ARMA(p, q) è nato dall'esigenza di descrivere mediante uno stretto numero di parametri una serie storica utilizzando solamente un processo autoregressivo oppure a medie mobili.

La classe dei modelli ARMA viene ampliata dai modelli ARIMA(p, d, q) (*AutoRegressive Integrated Moving Average*) che consentono di modellare i processi non stazionari dotati di trend polinomiale, cioè i processi che non mantengono la media o la variabilità costante in questa particolare famiglia differenziabile in modo finito per conseguire la stazionarietà.

Una serie non stazionaria di tipo polinomiale, può essere resa stazionaria tramite d differenziazioni.

Dato quindi un intero non negativo d , il processo ARIMA(p, d, q) può essere quindi espresso come segue:

$$\phi(B)(1-B)^d Y_t = \theta(B)\varepsilon_t \quad (40)$$

Se d è uguale a zero la serie non necessita di essere differenziata e si ritorna alla classe ARMA(p, q).

Per le serie storiche stagionali un notevole apporto è rappresentato dai modelli SARIMA o ARIMA *stagionali* che permettono di modellare la natura stocastica anche della stagionalità.

I modelli SARIMA sono dei modelli ARIMA(p, d, q) che, a loro volta, possiedono dei residui ε_t modellabili tramite una struttura ARIMA(P, D, Q)_s.

Nella sua forma più generale un processo SARIMA(p, d, q)_x(P, D, Q)_s può essere scritto come segue:

$$\phi(B)\Phi(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^DY_t = \theta(B)\Theta(B^S)\varepsilon_t \quad (41)$$

dove:

- $\Phi(B^S) = (1 - \Phi_1 B^S - \Phi_2 B^{2S} - \dots - \Phi_P B^{PS})$ è l'operatore autoregressivo stagionale di ordine P ;
- $\Theta(B^S) = (1 + \Theta_1 B^S + \Theta_2 B^{2S} + \dots + \Theta_Q B^{QS})$ è l'operatore a media mobile stagionale di ordine Q ;
- $(1-B^S)^D$ è l'operatore differenza di ordine D stagionale.

Con l'uso dell'operatore autoregressivo non stagionale di ordine p e con l'operatore a media mobile non stagionale di ordine q , si stima la correlazione tra i mesi contigui; invece con gli operatori autoregressivo stagionale di ordine P e con l'operatore a media mobile stagionale di ordine Q si riesce a modellare la correlazione tra gli stessi mesi di anni diversi.

Per le serie storiche di natura economica è utile considerare i modelli ARMAX (*AutoRegressive Moving Average with Exogenous variable*). Tale modello è un'estensione del modello ARMA in quanto controlla la struttura evolutiva dell'ARMA con l'introduzione nel modello di una o più variabili esogene. Questo accade per il semplice motivo che le variabili esterne contengono informazioni aggiuntive rispetto al passato della serie, in grado di contribuire nella spiegazione della variabilità del modello.

La struttura del modello ARMAX in una forma compatta può essere espressa come segue:

$$\phi(B)[z'(t) - c\eta(\beta, t)] = \theta(B)a_t \quad (42)$$

dove a_t è un processo *white noise*, B è un operatore di ritardo, mentre $\phi(B)$ e $\theta(B)$ sono gli usuali polinomi, rispettivamente di ordine p e q di un modello ARMA. Il parametro c è un parametro di calibrazione che consente un accertamento della stabilità dei valori citati in precedenza e derivanti dal modello $\eta(\beta, t)$ ed è solitamente pari a 1.

Se le serie storiche presentano delle stagionalità si posso invece applicare i modelli SARMAX che sono un'estensione dei modelli ARMA per includere la stagionalità e l'informazione delle variabili esogene.

1.5.6 La statistica di Durbin-Watson

Uno dei primi test sulla presenza di autocorrelazione negli errori di un modello di regressione lineare, fu proposto intorno al 1950 da Durbin e Watson. Il presente test verifica l'ipotesi nulla di assenza di correlazione contro quella opposta che prevede la presenza di correlazione che a sua volta può essere positiva o negativa. Il test assume la seguente formula:

$$D = \frac{\sum_{t=2}^n (e_t - e_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^n e_t^2} \quad (43)$$

La statistica di Durbin-Watson fornisce un primo segnale di presenza di autocorrelazione negli errori quando il suo valore è vicino a 0 oppure a 4.

Capitolo 2

Stagionalità modellante nella diffusione dell'innovazione

2.1 Introduzione

La capacità di prevedere la crescita e lo sviluppo del ciclo di vita di un prodotto è particolarmente importante per tutte le imprese che operano nel mercato. Al giorno d'oggi molti prodotti dimostrano un comportamento stagionale molto marcato e per questo necessitano di specifici modelli per avanzare in modo più accurato delle previsioni riguardo al loro ciclo di vita e allo stesso tempo per spiegare in maniera più accurata le dinamiche che influenzano il mercato e che di conseguenza vanno ad influire anche nelle scelte strategiche operate dalle varie aziende.

Ricordando che l'obiettivo della tesi è lo studio dei processi di diffusione di innovazioni farmaceutiche dove gli aspetti principali del ciclo di vita si intersecano con le tematiche della stagionalità deterministica e stocastica, particolare importanza in questo caso, viene rivolta al concetto di stagionalità che viene definito da Hylleberg come “*sistematica anche se non*

necessariamente regolare, annuale movimento causata da cambiamenti di tempo, calendario, e momento delle decisioni, direttamente o indirettamente attraverso le decisioni di produzione e consumo fatte dagli agenti economici”.

Considerata non influente nelle valutazioni di lungo termine la stagionalità riveste un ruolo di primo piano nelle decisioni di medio-breve termine soprattutto al giorno d’oggi dove il ciclo di vita dei prodotti si è notevolmente accorciato grazie ad una sempre crescente competizione. Per far fronte a questa nuova sfida è stata studiata un’evoluzione del classico modello Guseo-Guidolin (2009) che è stato utilizzato nelle precedenti applicazioni per lo studio del prodotto “Itm”.

L’evoluzione si presenta come un modello in grado di descrivere simultaneamente il trend e la stagionalità del prodotto oggetto di analisi. Tale modello è basato su due differenti approcci:

- nel primo approccio viene considerata una semplice destrutturazione della componente additiva della serie storica analizzata con la simultanea aggiunta di una stagionalità al trend la quale viene stimata con esso;
- nel secondo approccio, imitando il modello standard di Bass (1969), vengono incorporate, nel modello Guseo-Guidolin (2009) utilizzato nelle precedenti analisi fin qui prodotte, delle perturbazioni stagionali che possono agire sia sul mercato potenziale, e quindi sul processo di comunicazione, che sul processo di adozione oppure su entrambi.

2.2 La stagionalità vista in modo diverso

Nel precedente capitolo abbiamo visto come si è passati dal modello standard di Bass (1969) al più completo modello Guseo-Guidolin (2009) e come i diversi parametri che compongono i rispettivi modelli vanno ad influenzare il processo di diffusione ed il ciclo di vita del prodotto. Nel presente paragrafo invece, verranno sviluppati i due diversi approcci in cui può essere considerata la stagionalità.

Un primo approccio per studiare il processo di diffusione di un prodotto e il suo ciclo di vita è quella di considerare la stagionalità, partendo dal modello Guseo-Guidolin (2009), come una componente additiva che va sommata al trend e con esso viene stimata. Questo approccio può essere definito come segue e ne verrà data dimostrazione nei capitoli successivi.

$$y(t) = T(t)+S(t)+\varepsilon(t) = h(t)[K+A(t)]+\varepsilon(t) \quad (44)$$

dove:

- $T(t)$ indica il trend che può essere espresso con $Kh(t)$ dove $h(t)$ è una funzione di probabilità che descrive l'evoluzione delle vendite nel tempo senza considerare gli effetti della stagionalità;
- $S(t)$ indica la componente stagionale che può essere espressa con $h(t)A(t)$ dove $A(t)$ descrive i soli effetti stagionali modulati in ampiezza da $h(t)$.
- $\varepsilon(t)$ è il termine di errore comunemente assunto come una componente "white noise" cioè con media nulla e varianza costante.

Tale assunzione di proporzionalità degli effetti stagionali tenendo conto il livello corrente del trend e particolarmente adatto a prodotti con un ciclo di vita piuttosto corto.

Il secondo e diverso approccio che si può utilizzare è quello a due funzioni d'intervento che possono agire o sulla componente di comunicazione o sulla componente di adozione oppure su entrambe.

Avendo come punto di partenza sempre il modello Guseo-Guidolin (2009) e introducendo due funzioni di controllo esogene come indicato dal secondo approccio in cui può essere studiata la stagionalità si avrà che:

$$x_F(t) = 1 + a \cos\left(\frac{2\pi t}{s}\right) + b \sin\left(\frac{2\pi t}{s}\right) \quad (45)$$

per la componente di comunicazione $F_{GBM}(t; p_c, q_c, \vartheta)$, e

$$x_G(t) = 1 + c \cos\left(\frac{2\pi t}{f}\right) + d \sin\left(\frac{2\pi t}{f}\right) \quad (46)$$

per la componente di adozione $G_{GBM}(t; p_s, q_s, \xi)$.

Nella forma più esplicita si può scrivere quanto segue:

$$z(t) = K \sqrt{\frac{1 - e^{-(p_c + q_c)t} \int_0^t x_F(\tau) d\tau}{1 + \frac{q_c}{p_c} e^{-(p_c + q_c)t} \int_0^t x_F(\tau) d\tau} \frac{1 - e^{-(p_s + q_s)t} \int_0^t x_G(\tau) d\tau}{1 + \frac{q_s}{p_s} e^{-(p_s + q_s)t} \int_0^t x_G(\tau) d\tau}} \quad (47)$$

Dalla seguente equazione si può notare come l'effetto stagionale sia introdotto in entrambe le fasi di diffusione: la comunicazione che risulta essere sotto controllo dell'azienda produttrice del prodotto che si va ad analizzare, e l'adozione, basato sul comportamento del consumatore.

Stimando i rispettivi parametri $x_F(t)$ e $x_G(t)$ si può identificare se ci sono effetti e, se sono imputabili rispettivamente alla comunicazione o all'adozione.

Anche per quanto riguarda questo secondo diverso approccio ne verrà data dimostrazione nei successivi capitoli.

Capitolo 3

Farmaci anti-infiammatori non steroidei (F.A.N.S.)

3.1 Introduzione

Con la sigla F.A.N.S. acronimo di farmaci anti-infiammatori non steroidei si indica una serie di farmaci in grado di ridurre numerosi processi infiammatori dell'organismo ma che non appartengono alla categoria dei cortisonici. Pur essendo tra loro eterogenei per struttura chimica i F.A.N.S. sono un gruppo di composti piuttosto omogenei per quanto riguarda gli effetti indotti dalla loro somministrazione: infatti oltre ad agire come antinfiammatori svolgono attività analgesica ed antipiretica, ovvero combattono il dolore e la febbre.

I F.A.N.S. sono disponibili in varie formulazioni, creme, gel, schiume, cerotti, e vengono comunemente utilizzati dai pazienti per l'automedicazione, per curare traumi superficiali, ematomi, dolori di origine muscolare o altro.

3.2 Principali classi di F.A.N.S.

I farmaci antinfiammatori non steroidei possono essere suddivisi preliminarmente in due grandi categorie, gli acidi carbossilici e gli acidi enolici.

La categoria degli acidi carbossilici include a sua volta:

- **i salicilati**, fra cui l'acido acetilsalicilico o ASA che rappresenta il principio attivo dell'Aspirina. L'ASA, acetilderivato dell'acido salicilico, viene prontamente assorbito ed ampiamente distribuito nell'organismo (il picco nel sangue circolante viene raggiunto entro due ore); il pH acido dello stomaco ne favorisce l'assorbimento ma il rapido passaggio attraverso le cellule dell'epitelio gastrico può indurre un effetto irritante sulla mucosa dello stomaco. Il principio attivo viene poi rapidamente eliminato dal rene e quindi escreto nell'urina. L'ASA, oltre ad avere un effetto antinfiammatorio, antipiretico ed analgesico, ha anche un effetto anti-aggregante piastrinico. Per il suo effetto di inibizione sull'aggregazione piastrinica, l'ASA non va associato con farmaci anticoagulanti. L'ingestione di alcolici provoca un aumento della sua tossicità gastrica.
- **gli acidi acetici**, fra cui l'indometacina, il tolmetin e il sulindac che vengono metabolizzati a livello epatico ed escreti in parte con le urine ed in parte con le feci. Anche per questa classe di farmaci è opportuno usare la massima cautela in caso di associazione con anticoagulanti. A questa classe appartiene anche il diclofenac che viene assorbito rapidamente sia se assunto per via orale che per via rettale. Anche questo farmaco viene metabolizzato a livello epatico per poi essere eliminato per la maggior parte con le urine ed in piccola parte per via biliare.
- **gli acidi fenamici**, quali l'acido flufenamico e l'acido mefenamico che sono bene assorbiti dal tratto gastrointestinale, vengono metabolizzati a livello epatico ed eliminati per lo più con le urine ed in parte anche con la bile e le feci. Anche questi composti aumentano l'attività degli anticoagulanti.
- **gli acidi proprionici**, fra cui l'ibuprofene, il ketoprofene ed il naprossene, sostanze di provata efficacia e in genere meglio tollerate dei salicilici a livello gastrointestinale. Assorbiti rapidamente se assunti per via orale, questi composti sono metabolizzati dal fegato per essere infine escreti per via renale.

La categoria degli acidi enolici comprende:

- **i pirazolonici**, quali il fenilbutazone, l'aminofenazone, il feprazone, l'ossifenilbutazone e la noramidopirina, potenti antinfiammatori che vengono metabolizzati a livello epatico, escreti soprattutto per via biliare e solo in minima parte per via renale. E' da evitare l'associazione dei pirazolici con insulina, antidiabetici orali, anticoagulanti ed aggreganti piastrinici perchè la loro tendenza a potenziare l'attività di tutti questi farmaci potrebbe generare interazioni farmacologiche negative. Essi inoltre antagonizzano l'azione di vari farmaci antipertensivi, quali ad esempio i diuretici.
- **gli ossicamici**, come il piroxicam, sostanza caratterizzata da una lunga emivita (tempo necessario perché il 50% della quantità somministrata venga eliminata) tale da consentire una sola somministrazione giornaliera. Anche il piroxicam richiede prudenza in caso di associazione con farmaci anticoagulanti.

3.2.1 Struttura chimica di un F.A.N.S.

I farmaci antinfiammatori non steroidei vengono anche comunemente chiamati “analgesici periferici” in quanto agiscono sul metabolismo dell'acido arachidonico e dell'acido eicosapentenoico, precursori di molecole coinvolte ne processo infiammatorio quali: prostaglandine (PG), prostaciline (PC), trombossani (TX), e leucotrieni (LT).

I F.A.N.S. bloccano in maniera più o meno reversibile il sito di legame di un enzima, la cicloossigenasi esistente in due forme: COX-1, prodotto costitutivamente ed ubiquitario in condizioni fisiologiche e COX-2, sintetizzato in maniera inducibile e quasi assente se non in attiva fase infiammatoria. Gli antinfiammatori hanno una selettività differente verso COX-1 e COX-2; la COX-2 (cicloossigenasi 2) conosciuta anche come prostaglandina-endoperossido sintasi 2, è una delle forme isoenzimatiche della prostaglandina-endoperossido sintasi, insieme alle altre forme note ed in particolare la COX-1 e la più recentemente scoperta COX-3.

Contrariamente alla COX-1, enzima costitutivo e sempre presente nell'organismo e necessario per la produzione di derivati dell'acido arachidonico, la COX-2 è un enzima inducibile, ed è presente solo durante i processi infiammatori nei tessuti colpiti da infiammazione. La COX-2 infatti è presente solo in un ristretto numero di cellule ed è regolata da specifici eventi

stimolatori, rendendo questo enzima responsabile della biosintesi di prostanoidi coinvolti nell'infiammazione.

E' stato evidenziato che l'espressione della COX-2 risulta sovraregolata in molte neoplasie. Inoltre, uno dei prodotti dell'azione della COX-2 è la prostaglandina H2 che è convertita dall'enzima PTGES2 in prostaglandina E2 che può stimolare la progressione di neoplasie.

Tale specificità è alla base per la ricerca farmacologica e per la comprensione e la risoluzione dei problemi legati alla tossicità di alcuni di questi farmaci. Un aspetto piuttosto comune è una certa lesività verso le mucose in particolare quelle gastrointestinali.

Il Diclofenac sodico, è uno degli acidi difenilacetici che hanno dimostrato avere caratteristiche antinfiammatorie e proprietà analgesiche in studi farmacologici.

3.3 Itm

"Itm" è un cerotto di matrice sottile ed adesiva ad alta tollerabilità che favorisce l'assorbimento del principio attivo, diclofenac sodico. Esso rientra nella categoria dei cerotti medicati che rappresentano un sistema moderno con interessanti vantaggi pratici rispetto ad altre forme in particolare:

- dosaggio del principio attivo definito;
- due sole applicazioni giornaliere;
- il fatto di non ungere.

"Itm" è indicato per il trattamento dei dolori, di solito ben localizzati, che interessano l'apparato muscolo-scheletrico in particolare: torcicollo, stiramenti, lombalgia, distorsioni o contusioni, tendiniti e reumatismi.

"Itm" è stato lanciato nel mercato da parte di "FF Pharma" nel settembre del 2004. L'entrata nel mercato è avvenuta con la confezione da 5 cerotti con 140mg di Diclofenac sodico. All'entrata di "Itm" nel mercato erano già presenti altri prodotti della stessa tipologia ma di differenti case farmaceutiche, in particolare: Ravizza divenuta poi Recordati, con il Transact Lat, la Bayer con il Flector ed infine la Alfa Wasserman con il Dicloream.

In seguito, più precisamente l'anno 2009, è stato di particolare importanza per quanto riguarda "FF Pharma" perché si sono stati dei cambiamenti per quanto riguarda la commercializzazione del prodotto, sia delle confezioni da 5 che da 10 cerotti, e anche perché

è avvenuta una modifica della formulazione del prodotto per risolvere dei problemi di adesività che erano stati riscontrati.

“Itm” ha avuto nella sua storia una forte spinta da parte dell’azienda produttrice ottenendo ottimi risultati nei primi anni, fino a quando non si sono riscontrati problemi di adesività del prodotto.

Il prodotto ha comunque mantenuto e tutt’ora mantiene una quota, seppur non determinante, all’interno del mercato di riferimento. Tutto questo è dovuto principalmente alla fidelizzazione e riconoscibilità sia da parte del consumatore che da parte del farmacista.

Il mercato dei cerotti medicati è da ritenersi un mercato maturo con quantità di venduto costanti da numerosi anni. Successivamente verrà fatta una presentazione del mercato dei cerotti medicati mettendo in evidenza la quota di mercato detenuta da “Itm” in relazione alla quota di mercato detenuta dai suoi competitors. L’analisi verrà eseguita sia per il mercato totale italiano sia per le specifiche aree Nielsen.

I principali competitors di “Itm”, al momento della sua entrata nel mercato, sono indicati nella seguente tabella:

Tabella 1: principali competitors e relativi prodotti

PRODOTTO	ANNO DEL LANCIO	AZIENDA	PRINCIPIO ATTIVO	CONFEZIONE	DATA LANCIO	CL. SSN
TRANSACT LAT	1995	RECORDATI (set '09)	Flurbiprofen	10 sistemi 40 mg	Mar-95	SOP
FLECTOR	1997	BAYER	Diclofenac	5 plaster 180mg 10 plaster 180mg	Ago-09	OTC
DICLOREUM CER. MED.	2003	ALFA WASSERMAN	Diclofenac	5 cerotti 140mg 10 cerotti 140mg	Dic-03	SOP
ITM	2004	FF PHARMA	Diclofenac sodico	5 cerotti 140mg 10 cerotti 140mg	Set-04 Ott-06	OTC OTC
VOLTADOL	2004	NOVARTIS CONS. HEAL	Diclofenac sodico	5 cerotti 140mg 10 cerotti 140mg	Ott-04 Ott-04	OTC OTC
KEPLAT	2005	SIGMATAU	Ketoprofene	7 cerotti PT 20mg	Apr-05	C
LENOTAC	2009	WARNER CHILCOTT	Piroxicam	8 cerotti 14mg	Mag-09	SOP
KINSKI	2009	CABER	Piroxicam	8 cerotti 14mg	Giu-09	SOP
BREXIDOL DICLOFENAC RAT	2009	PROMEDICA PHARMENTIS	Piroxicam Diclofenac	8 cerotti 14mg 10 plaster 140mg 5 plaster 140mg	Giu-09 Lug-09 Lug-09	SOP OTC OTC

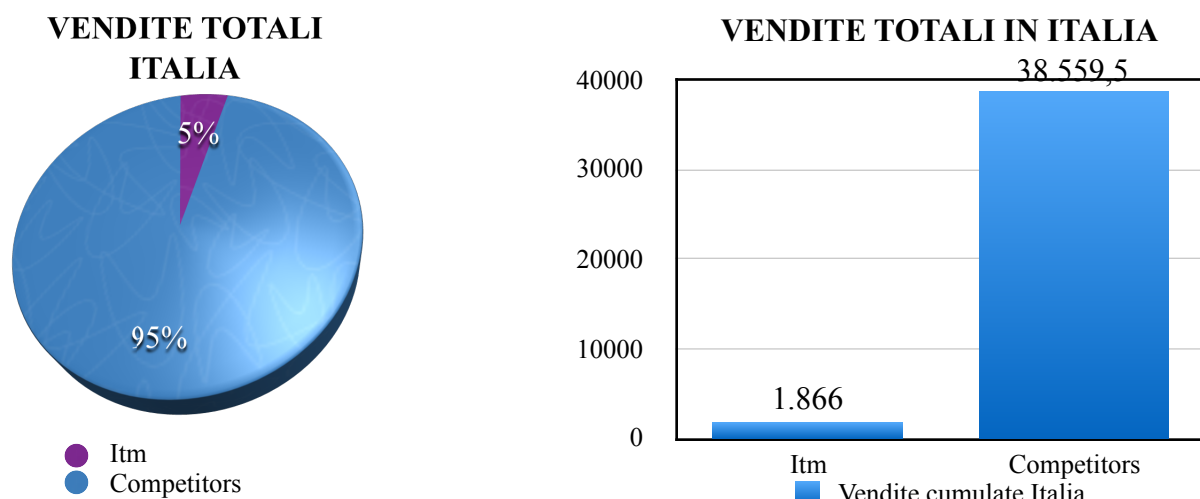
PRODOTTO	ANNO DEL LANCIO	AZIENDA	PRINCIPIO ATTIVO	CONFEZIONE	DATA LANCIO	CL. SSN
FLECTOR PSI	2009	PROGRAM. SAN. INT.	Diclofenac	5 plaster 180mg	Giu-09	OTC
FLECTOR BBF	2009	BB FARMA	Diclofenac epolamina	1 plaster 180 mg 5 plaster 180 mg	Lug-09 Ago-09	OTC OTC
TRANSACT LAT FM6	2009	FARMA 1000	Flurbiprofen	10 sistemi 40 mg	Ago-09	C
MOMENLOC ADOL	2009	ANGELINI	Diclofenac	5 cerotti 140mg	Ott-09	OTC

3.3.1 Itm nel mercato italiano

Con l'obiettivo di comprendere maggiormente la quota di mercato italiano detenuta da "Itm", l'analisi verrà affrontata da due diversi punti di vista. Secondo il primo approccio l'analisi verrà effettuata sul totale nazionale nella ripartizione del venduto sia per quanto riguarda la confezione da 5 cerotti e sia quella da 10 cerotti mentre per quanto riguarda il secondo approccio l'analisi verrà eseguita secondo la suddivisione delle aree Nielsen.

Analizzando i dati a nostra disposizione che fanno riferimento al periodo di osservazione che va dal Gennaio 2004 a Settembre del 2011, risulta dunque utile svolgere una prima analisi sui dati di vendita cumulati. L'obiettivo principale di questa analisi preliminare è cercare di capire come vengono ripartite le vendite di "Itm" nelle cinque diverse aree Nielsen, in modo da comprendere se ci sia una manifestazione della caratterizzazione geografica. Tali considerazioni appariranno con effetti ancora più significativi quando in seguito verranno applicati i diversi modelli di diffusione che incorporano meccanismi di comunicazione.

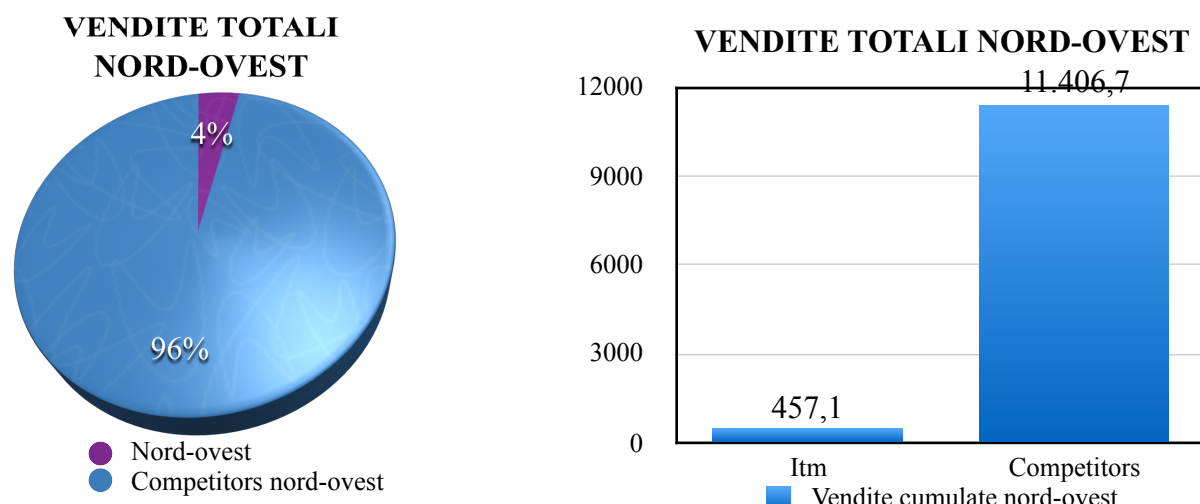
Grafico 1: ripartizione del mercato italiano tra "Itm" ed i suoi competitors



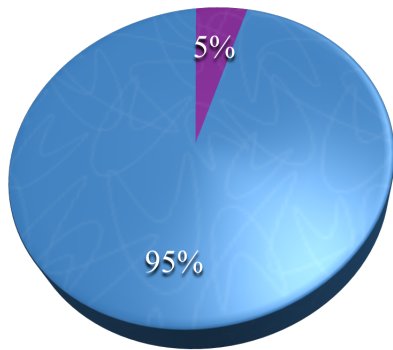
Analizzando i dati rappresentati nel *grafico 1* che mette a confronto il venduto di "Itm" con il venduto complessivo dei competitors all'interno delle osservazioni che si hanno a disposizione si può chiaramente notare come la quota di mercato detenuta da "Itm" è pari al 5% del mercato globale italiano. Tenendo presente che al momento del lancio nel mercato di "Itm" erano già presenti altri prodotti della stessa tipologia e commercializzati da importanti gruppi farmaceutici tale quota risulta essere comunque significativa.

Differenziando i dati del venduto di "Itm" e dei suoi competitors differenziando per le diverse aree Nielsen si può notare come come la quota detenuta da "Itm" sia del 5% in tutte le aree fatta eccezione per la Sardegna dove la quota di mercato raggiunge il 9%. (*grafico 2*)

Grafico 2: ripartizione del mercato tra "Itm" e i suoi competitors suddiviso per le diverse aree Nielsen

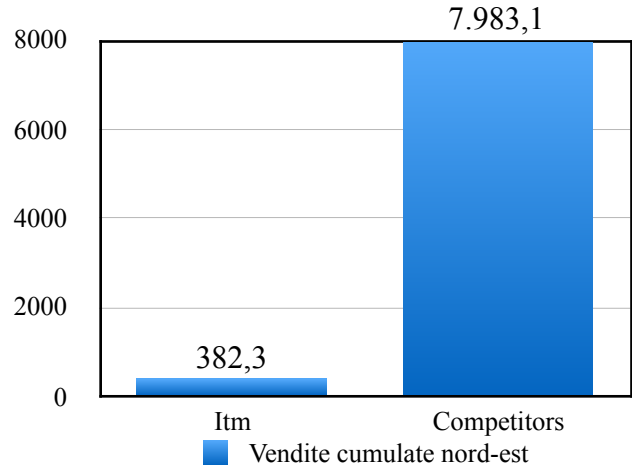


**VENDITE TOTALI
NORD-EST**

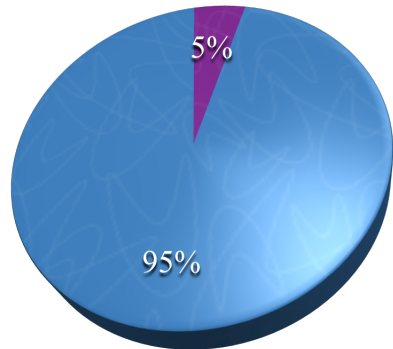


- Nord-est
- Competitors nord-est

VENDITE TOTALI NORD-EST

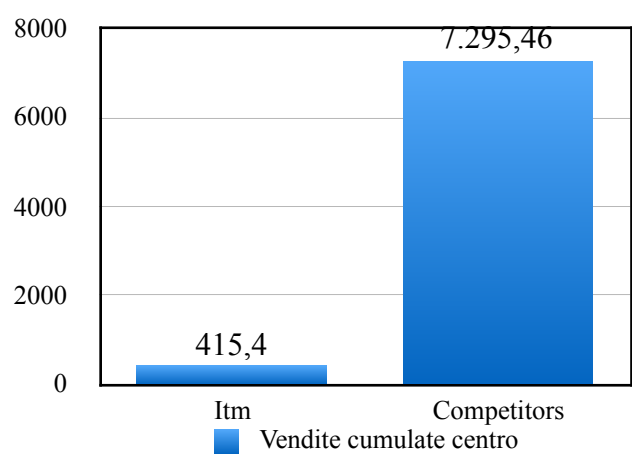


**VENDITE TOTALI
CENTRO**

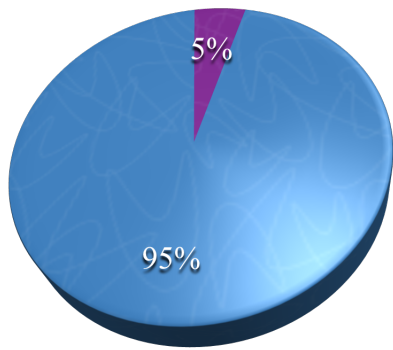


- Centro
- Competitors centro

VENDITE TOTALI CENTRO

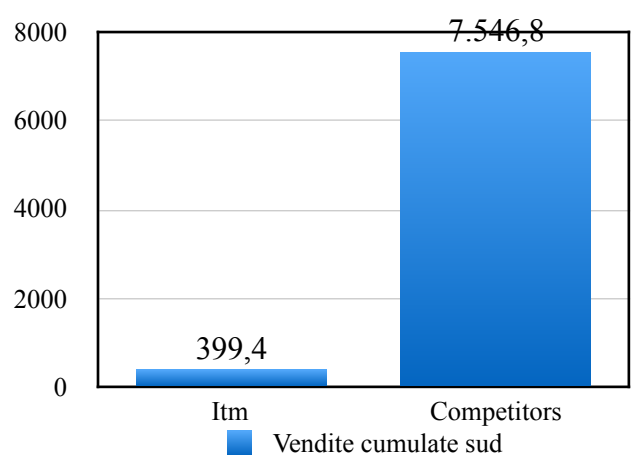


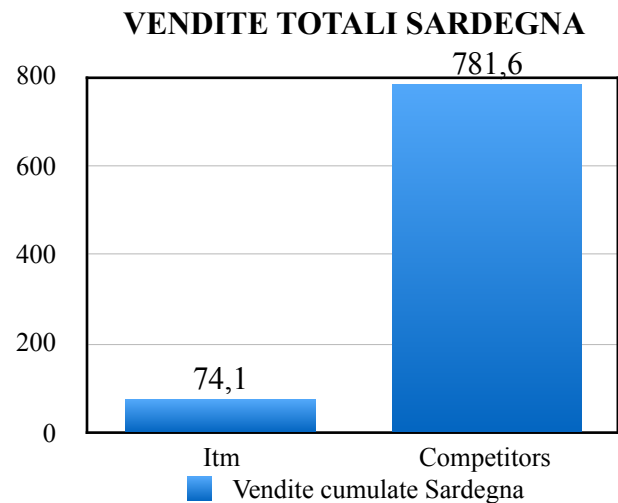
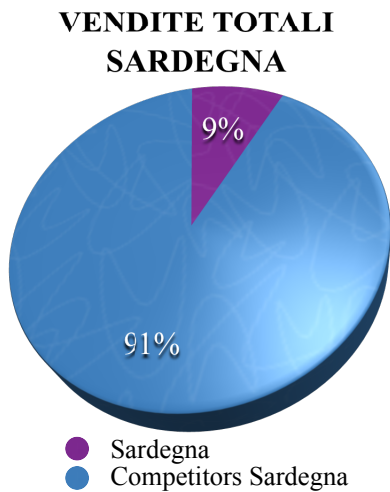
VENDITE TOTALI SUD



- Sud
- Competitors sud

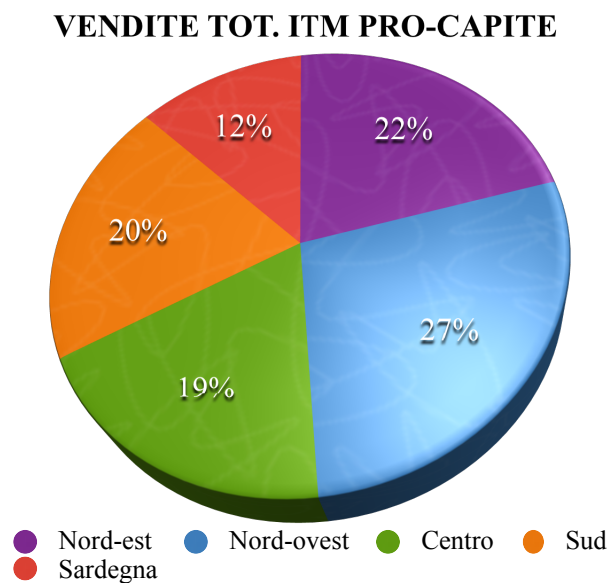
VENDITE TOTALI SUD





Ragionando in termini assoluti la Sardegna risulta essere l'area dove il prodotto è stato maggiormente venduto considerando la proporzione con la popolazione della stessa regione. Tuttavia questo tipo di analisi non tiene conto delle diverse dimensioni delle popolazioni delle regioni di riferimento, quindi per rendere significativo il confronto risulta opportuno dividere il numero di confezioni di prodotto vendute per la popolazione di ciascuna area considerata. In questo caso il risultato è un dato del venduto pro-capite che permette quindi di effettuare un confronto tra le varie regioni (*grafico 3*)

Grafico 3: numero di confezioni vendute pro-capite



In questo studio si è deciso di utilizzare i dati delle vendite effettuate dalle farmacie, parafarmacie e dalla grande distribuzione organizzata verso il consumatore finale.

E' stato adottato questo metodo di procedura perché le vendite effettuate dai dettaglianti al consumatore finale sono sembrati più adatti al tipo di analisi che verrà presentata successivamente. Questo principalmente dovuto al fatto che, utilizzando il metodo proposto si possono studiare le vendite effettivamente realizzate del prodotto e di conseguenza avere una visione delle vendite più vicina all'utente finale.

Quest'ultimo fattore verrà messo in evidenza e si potrà maggiormente apprezzare in seguito, dove l'applicazione dei vari modelli focalizza l'attenzione proprio sul consumatore finale inglobando gli effetti che su questo possono avere meccanismi di comunicazione o altre forme di pubblicità.

Capitolo 4

Studio del processo di diffusione di innovazioni farmaceutiche: il caso “Itm”

4.1 Introduzione

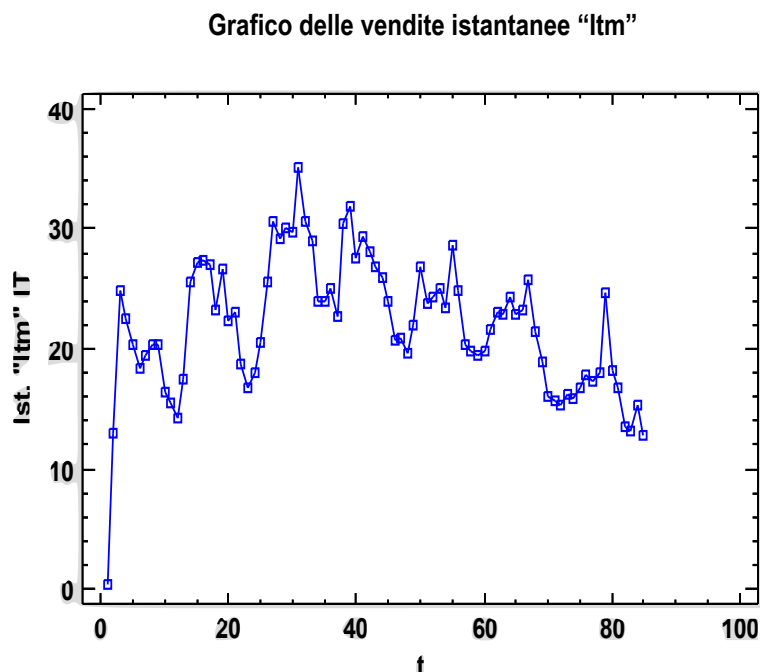
Nella presente sezione si provvederà ad applicare i modelli descritti nel capitolo 1 ai dati in nostro possesso per cercare di prevedere il processo di diffusione del cerotto “Itm” prodotto da “FF Pharma”. Come è già stato anticipato nel precedente capitolo abbiamo a disposizione i dati di vendita che vanno da Gennaio 2004 a Settembre 2011 di questo specifico prodotto che rientra in una specifica categoria di farmaci, i F.A.N.S. Ricordiamo ancora una volta che l’obiettivo della nostra analisi è quello di provare a prevedere il processo di diffusione del farmaco in oggetto in modo che l’azienda abbia a disposizione tutta una serie di dati utili a pianificare le proprie strategie. L’analisi inizia con l’applicazione di uno dei principali modelli di diffusione, ossia il modello di Bass (1969). Consapevoli del fatto che il presente modello non tiene conto delle variabili esogene e presuppone un mercato potenziale stabile, si è proceduto a questa analisi perché successivamente verrà applicato un modello ben più

strutturato, come il modello Guseo-Guidolin (2009), che rappresenta un'evoluzione del modello di Bass (1969) e che comprendono un fattore molto importante, qual è la stagionalità, che può modificare in modo piuttosto marcato il processo di diffusione e che può assumere le caratteristiche di una variabile sia deterministica che stocastica. L'analisi è stata condotta tramite il software *Statgraphics Centurion* e vengono proposti anche dei grafici in modo da rappresentare anche graficamente i vari risultati ottenuti. L'analisi è stata eseguita prima a livello nazionale ed in seguito a livello delle singole aree Nielsen in cui il nostro Paese è stato suddiviso.

4.2 Applicazione del modello di Bass (1969)

Innanzitutto prima di procedere con l'analisi vera e propria risulta opportuno rappresentare graficamente le vendite istantanee del nostro prodotto in modo da osservare se sono presenti certi trend (*grafico 4*)

Grafico 4: vendite istantanee "Itm" in Italia



E' possibile notare in via del tutto preliminare che i dati che sono a disposizione partono dall'origine degli assi, frutto del fatto che la serie storica che viene analizzata comincia dall'inizio della fase produttiva. Dall'analisi grafica si chiaramente notare come all'inizio ci

sia un trend crescente che dopo il raggiungimento del picco massimo di produzione diventa decrescente.

Questo fa presumere come il modello di Bass possa essere adatto all'applicazione al caso che stiamo analizzando ma osservando in maniera più accurata la rappresentazione dei dati di vendita, si può vedere come sia presente una certa ciclicità dovuta al fenomeno della stagionalità. Infine come tutti i prodotti commerciali che vengono lanciati sul mercato, anche "Itm" può essere accettato oppure no attraverso i classici meccanismi di apprendimento collettivo e passaparola. Risulterà molto più adatto per quanto riguarda questi aspetti il modello Guseo-Guidolin (2009) che verrà in seguito presentato e che tiene conto di una serie di fattori esogeni e presuppone un mercato potenziale variabile.

Applicando ai dati della nostra serie storica, per ciò che riguarda il mercato globale italiano, il modello di Bass (1969) si ottengono i seguenti risultati:

La regressione non lineare: il modello di Bass (1969)

Dependent variable: Vendite totali in Italia

Independent variables: t (tempo)

Initial parameter estimates:

$$m = 3000,0$$

$$p = 0,01$$

$$q = 0,1$$

Number of observations: 85

Estimation method: Marquardt

Estimation stopped due to convergence of parameter estimates.

Number of iterations: 7

Number of function calls: 31

Estimation Results

			<i>Asymptotic</i>	<i>95,0%</i>
		<i>Asymptotic</i>	<i>Confidence</i>	<i>Interval</i>
<i>Parameter</i>	<i>Estimate</i>	<i>Standard Error</i>	<i>Lower</i>	<i>Upper</i>
m	2241,59	17,1238	2207,53	2275,66
p	0,00713941	0,0000482697	0,00704338	0,00723543
q	0,0316671	0,00063155	0,0304108	0,0329235

Analysis of Variance

Source	Sum of Squares
Model	1,08107E8
Residual	8280,23
Total	1,08115E8
Total (Corr.)	2,85102E7

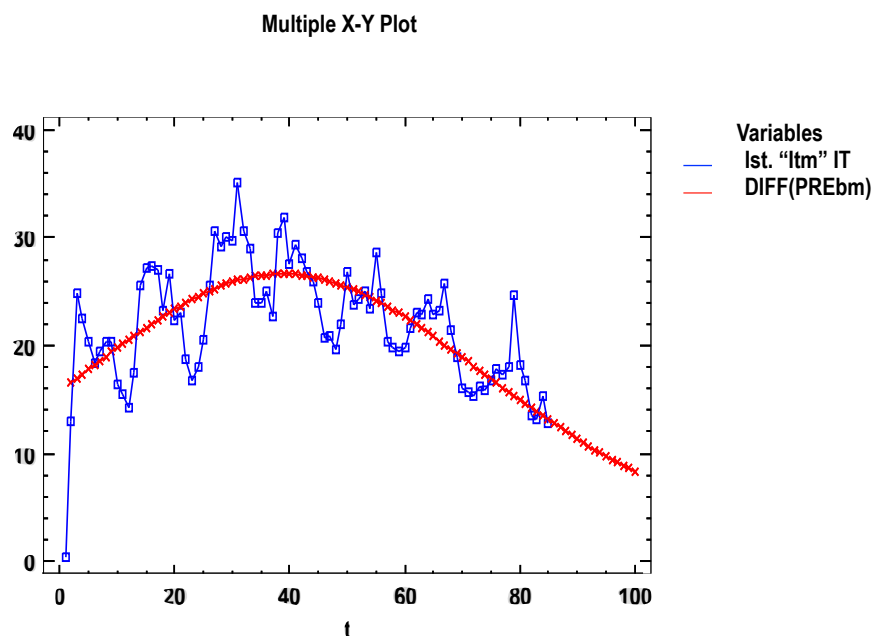
R-Squared = 99,971 percent

Durbin-Watson statistic = 0,13418

Lag 1 residual autocorrelation = 0,910208

Dall'analisi dei dati derivanti dall'applicazione del modello standard di Bass, si può notare come l'adattamento del modello ($R^2 = 99,97\%$) sia abbastanza buono e che gli intervalli di confidenza delle stime dei parametri siano soddisfacenti. La *carrying capacity* "m" secondo il BM (*Bass Model*) risulta essere di 2241 unità contro le 3000 stimate all'inizio dell'analisi. Il rapporto tra "p" e "q" risulta essere pari a 4,43 cosicché la quota asintotica degli innovatori è compresa tra il 36% ed il 46%. Dall'analisi dei parametri "p" e "q" risulta chiaro che in un processo in cui gli innovatori sono in numero maggiore, il calo del venduto che "Itm" ha registrato conseguentemente risulta essere attribuibile a scelte di marketing. I buoni risultati ottenuti dall'applicazione del modello di Bass posso essere visti graficamente nel grafico sottostante (*grafico 5*).

Grafico 5: confronto tra dati misurati e dati previsti dal modello di Bass



Dal *grafico 5* si può chiaramente vedere come il modello di Bass si adatti a descrivere l'andamento delle vendite di "Itm" nel mercato italiano, individuando la traiettoria media e seguendo l'andamento del trend che risulta essere prima crescente e poi decrescente dopo un picco massimo di produzione intorno alla mensilità n°40.

La statistica di Durbin-Watson (DW) che valuta i residui, assume un valore pari a 0,134 che indica una correlazione significativa tra i residui.

Procediamo dunque con l'affinamento dell'analisi tramite l'applicazione del processo ARMA che ha l'obiettivo di ottimizzare la previsione.

Il processo ARMA è un processo di modellazione dell'errore con media nulla e varianza costante e consente di effettuare una previsione del valore dei dati futuri utilizzando la serie storica in nostro possesso (*vedi capitolo 1*)

Il modello è composto da due componenti principali: una componente autoregressiva (AR) e una componente di media mobile (MA).

Nel seguente caso è stato utilizzato un SARMA (p,d,q) dove "p" è l'ordine della componente AR, "q" è l'ordine della componente MA e "d" rappresenta l'ordine della differenziazione usata per portare in stazionarietà la serie.

Previsione con processo SARMA (4,0,2)x(2,0,1)

Data variable: Cum. Itm IT (Tot)

Number of observations = 85

Start index = 1,0

Sampling interval = 1,0

Length of seasonality = 12

Forecast Summary

Forecast model selected: ARIMA(4,0,2)x(2,0,1)12 with constant + 1 regressor

Number of forecasts generated: 12

Number of periods withheld for validation: 0

	<i>Estimation</i>	<i>Validation</i>
<i>Statistic</i>	<i>Period</i>	<i>Period</i>
RMSE	1,62338	
MAE	1,11989	
MAPE	1,30773	
ME	0,0834375	
MPE	-1,11354	

SARMA Model Summary

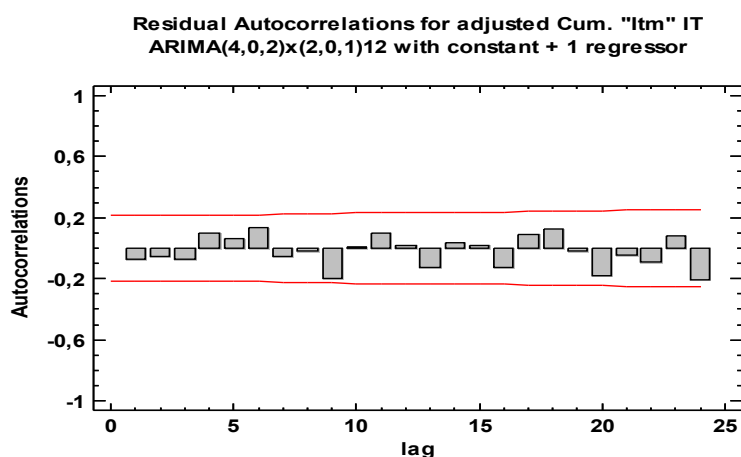
Parameter	Estimate	Std. Error	t
AR(1)	0,41734	0,0810732	5,14769
AR(2)	0,583768	0,0464668	12,5631
AR(3)	0,686736	0,0379779	18,0825
AR(4)	-0,778172	0,0783487	-9,93215
MA(1)	-1,0894	0,0978481	-11,1335
MA(2)	-0,542241	0,0947056	-5,72554
SAR(1)	-0,105711	0,0518698	-2,038
SAR(2)	0,972437	0,0434441	22,3837
SMA(1)	-0,877039	0,102405	-8,56441

Estimated white noise variance = 2,81649 with 74 degrees of freedom

Estimated white noise standard deviation = 1,67824

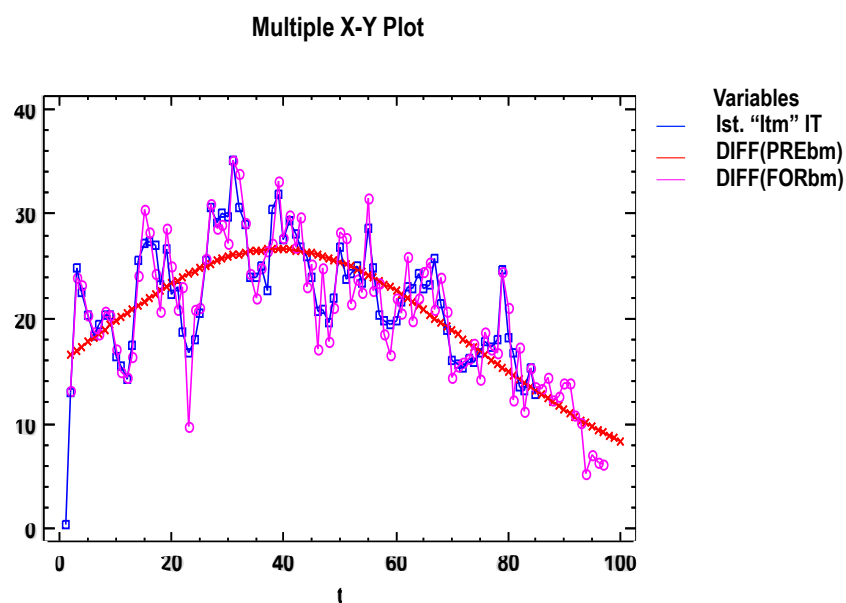
Dall'analisi dei dati ottenuti tramite l'applicazione del modello SARMA (4,0,2)x(2,0,1) si può chiaramente vedere come i valori delle statistiche "t" dei parametri AR(4), MA(2), SAR(2) e SMA(1) risultino avere valori significativi. Possiamo notare l'ottimo miglioramento dell'adattamento ai dati osservati rispetto al modello standard di Bass attraverso l'analisi della varianza residua. Se nel BM la varianza residua era pari a 8280,23 la stessa nel modello con adattamento SARMA scende a 208,42 con un calo del 97,48%. I buoni risultati ottenuti si possono vedere anche grazie alla rappresentazione grafica delle autocorrelazioni con i test dei vari lag che rimangono all'interno delle due bande accettando, di conseguenza, come nulla l'ipotesi di assenza di autocorrelazione tra i residui (*grafico 6*)

Grafico 6: grafico del test sui residui



In conclusione risulta molto interessante osservare la rappresentazione contenuta nel *grafico 7* dove vengono rappresentati contemporaneamente in un diagramma cartesiano i valori istantanei di vendita di “Itm”, i valori previsti dal modello di Bass (1969) ed i valori affinati con l’applicazione del processo di modulazione dell’errore SARMA (4,0,2)x(2,0,1). Si può chiaramente vedere come le previsioni affinate con il processo SARMA si discostino in misura minore rispetto alle previsioni fatte solamente con il modello di Bass (*grafico 5*)

Grafico 7: grafico di confronto tra i dati istantanei, previsioni del modello di Bass e previsioni affinate con processo SARMA



Dai risultati ottenuti dall’applicazione del modello di Bass (1969), nonostante la bontà del modello sia soddisfacente abbiamo visto che esso non tiene conto dell’iniziale spinta, dovuta principalmente alle politiche di informazione attuate dall’azienda, che il prodotto può ricevere e quindi tende a sottostimare i valori previsionali nella prima parte del ciclo di vita del prodotto. Come spiegato nel capitolo 1 sappiamo inoltre che il modello di Bass (1969) prevede un mercato potenziale stabile lungo tutto il processo di adozione. A questo punto si è deciso dunque di applicare ai nostri dati il modello Guseo-Guidolin (2009) a potenziale variabile ed i risultati ottenuti sono elencati e commentati nel paragrafo successivo.

4.3 Applicazione del modello Guseo-Guidolin (2009)

La regressione non lineare: il modello Guseo-Guidolin (2009)

Dependent variable: vendite totali in Italia

Independent variables: t

Initial parameter estimates:

K = 2000,0

qc = 0,02

pc = 0,006

qs = 0,03

ps = 0,007

Estimation Results

			<i>Asymptotic</i>	<i>95,0%</i>
		<i>Asymptotic</i>	<i>Confidence</i>	<i>Interval</i>
<i>Parameter</i>	<i>Estimate</i>	<i>Standard Error</i>	<i>Lower</i>	<i>Upper</i>
K	2776,91	21474,5	-39958,8	45512,6
qc	0,0408542	0,00445065	0,0319971	0,0497113
pc	0,0040263	0,00116623	0,00170543	0,00634717
qs	-0,0381248	0,268283	-0,572026	0,495777
ps	0,0370002	0,282486	-0,525166	0,599166

Analysis of Variance

<i>Source</i>	<i>Sum of Squares</i>
Model	1,08108E8
Residual	7457,58
Total	1,08115E8
Total (Corr.)	2,85102E7

R-Squared = 99,9738 percent

Durbin-Watson statistic = 0,161256

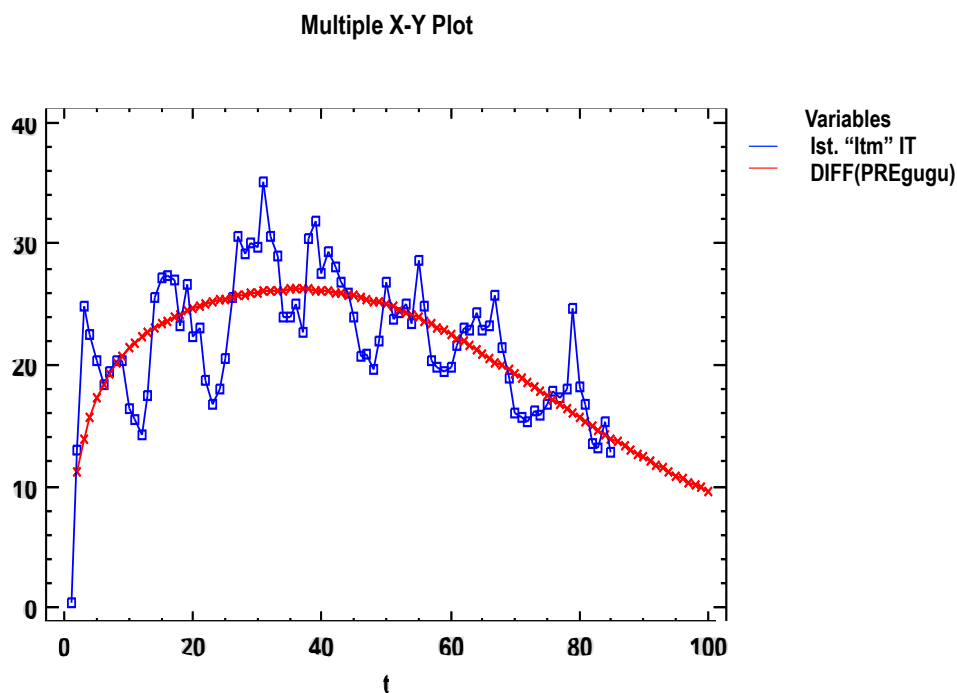
Lag 1 residual autocorrelation = 0,915739

Dall'analisi dei dati derivanti dall'applicazione del modello Guseo-Guidolin (2009) si può vedere come l'adattamento del modello sia buono con un R^2 pari a 99.9738%. Nonostante questo valore sia quasi uguale a quello ottenuto in precedenza con il modello di Bass (1969), il modello Guseo-Guidolin risulta essere più adatto in quanto tiene in considerazione la spinta iniziale e tende a decrescere più lentamente. La statistica Durbin-Watson (DW) assume un

valore pari a 0,161 molto simile al valore assunto nel modello standard di Bass in che sta ad indicare una correlazione significativa tra i residui.

I risultati dell'applicazione del modello Guseo-Guidolin possono essere visti nel *grafico 8* dove vengono rappresentati i dati di vendita di "Itm" e la previsione effettuata con il modello.

Grafico 8: confronto tra dati misurati e dati previsti dal modello Guseo-Guidolin



Anche in questo caso, dopo l'applicazione del modello Guseo-Guidolin (2009) si è passati all'approfondimento dell'analisi tramite il processo SARMA.

Previsione con processo SARMA (4,0,1)x(2,0,1)

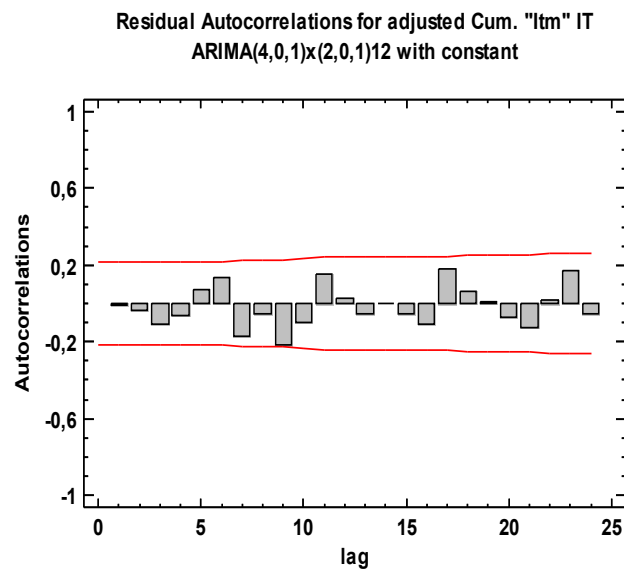
SARMA Model Summary

Parameter	Estimate	Std. Error	t
AR(1)	0,955977	0,0606221	15,7694
AR(2)	0,512563	0,0961801	5,3292
AR(3)	0,104656	0,067098	1,55975
AR(4)	-0,574835	0,0572523	-10,0404
MA(1)	-0,591044	0,10358	-5,70615
SAR(1)	0,32026	0,163464	1,95921
SAR(2)	0,612474	0,150657	4,06535
SMA(1)	-0,167656	0,195699	-0,856706

Estimated white noise variance = 4,10874 with 76 degrees of freedom
Estimated white noise standard deviation = 2,027

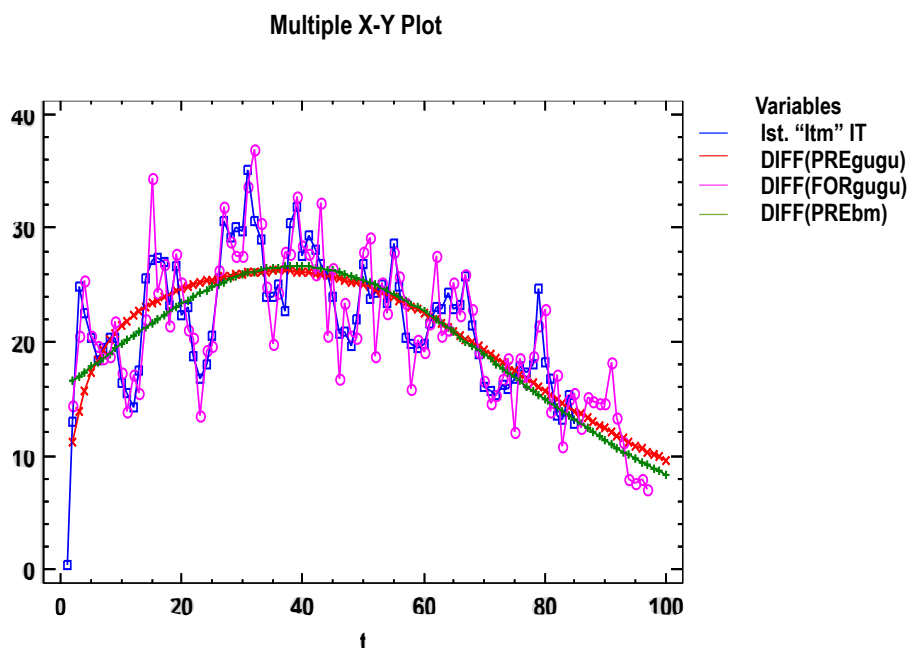
Analizzando i dati ottenuti è possibile notare come i valori delle statistiche “*t*” dei parametri AR(4), MA(1), SAR(2) e SMA(1) risultino avere valori significativi. Si possono vedere i miglioramenti ottenuti dal modello appena descritto dal calcolo della varianza che da 7457,58 scende drasticamente a 312,2642 con un calo pari al 95,81%. I buoni risultati ottenuti si possono vedere anche grazie alla rappresentazione grafica delle autocorrelazioni con i test dei vari lag che rimangono all’interno delle due bande accettando, di conseguenza, come nulla l’ipotesi di assenza di autocorrelazione tra i residui (*grafico 9*)

Grafico 9: grafico del test sui residui



I buoni risultati del processo SARMA posso essere visti anche nel *grafico 10* dove vengono rappresentate contemporaneamente le applicazioni dei modelli Bass (1969) e Guseo-Guidolin (2009) e anche le previsioni affinate con processo SARMA di quest’ultimo modello.

Grafico 10: applicazione dei modelli di Bass, Guseo-Guidolin e previsioni di quest'ultimo affinate con processo SARMA



Dall'applicazione del modello Guseo-Guidolin (2009) si è visto che nonostante l'adattamento (R^2) sia quasi uguale al modello di Bass (1969) applicato precedentemente, questo modello oltre ad essere a potenziale variabile riesce a migliorare il fitting delle previsioni, soprattutto nella prima parte del ciclo di vita del prodotto dove si manifesta maggiormente l'attività di diffusione dell'informazione sull'innovazione da parte dell'azienda produttrice.

Abbiamo inoltre visto, analizzando il trend dei dati di vendita del nostro cerotto medicato "Itm", che il trend per quanto riguarda il mercato italiano (in seguito verrà visto anche per le diverse aree Nielsen) presenta una certa ciclicità riconducibile alla stagionalità.

Nei paragrafi successivi verrà data applicazione, sempre sui dati in nostro possesso, ai due modelli descritti nel capitolo 2 i quali trattano la stagionalità o come componente deterministica e quindi come variabile certa oppure come componente stocastica. Inoltre nel modello Guseo-Guidolin (2014) a due funzioni d'intervento viene dimostrato come la stagionalità agisca sia nella componente di adozione sia in quella della comunicazione.

4.4 Applicazione del modello Guseo-Guidolin con componente stagionale

La regressione non lineare: il modello Guseo-Guidolin con componente stagionale

Dependent variable: Itm140mg5

Independent variables: t

Initial parameter estimates:

K = 2000,0

a = -300,0

b = 140,0

pc = 0,0036

qc = 0,03

ps = 0,0088

qs = 0,032

Estimation method: Marquardt

Estimation Results

			<i>Asymptotic</i>	<i>95,0%</i>
		<i>Asymptotic</i>	<i>Confidence</i>	<i>Interval</i>
<i>Parameter</i>	<i>Estimate</i>	<i>Standard Error</i>	<i>Lower</i>	<i>Upper</i>
K	2262,58	107350,	-211455,	215980,
a	-366,242	17373,3	-34953,8	34221,3
b	207,083	9819,1	-19341,3	19755,5
pc	0,00634169	0,00181018	0,0027379	0,00994548
qc	0,0406545	0,0111202	0,0185159	0,0627932
ps	0,0350578	1,64113	-3,23218	3,30229
qs	-0,0349045	1,61822	-3,25653	3,18672

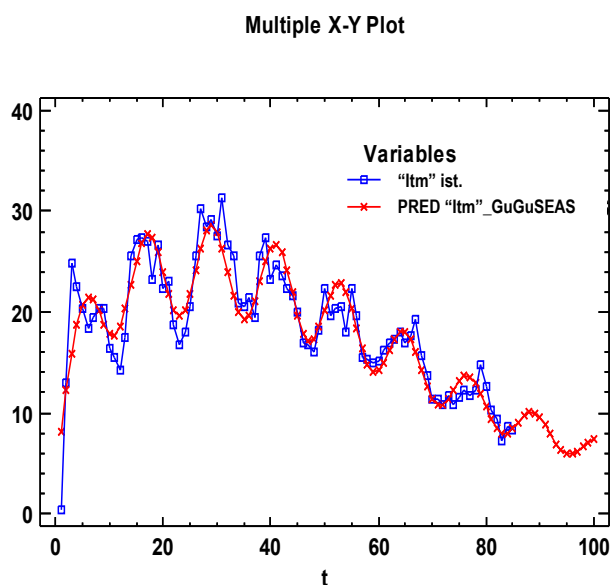
Analysis of Variance

<i>Source</i>	<i>Sum of Squares</i>
Model	32410,5
Residual	455,295
Total	32865,8
Total (Corr.)	2992,31

R-Squared = 84,7845 percent

Durbin-Watson statistic = 1,24932

Grafico 11: applicazione del modello



Dall'analisi dei risultati derivanti dall'applicazione del modello appena descritto si può vedere come il fitting sia soddisfacente con un $R^2 = 84,78\%$ (si deve tener conto che stiamo analizzando i dati di vendita istantanei). Inoltre si può notare come tutti i parametri considerati rientrino all'interno degli intervalli di confidenza anche se è da sottolineare come quest'ultimi siano di elevata ampiezza. Non rientra nella stima dei parametri il parametro "s" riconducibili alla stagionalità in quanto è stato posto a priori pari a 12.

Di primaria importanza risulta vedere come la varianza residua sia pari a 455,295 che risulta essere ben minore rispetto ai modelli precedentemente applicati. Inoltre la statistica Durbin-Watson (DW) che valuta i residui per determinare se c'è una correlazione significativa in base all'ordine in cui essi si presentano nel file dati, assume un valore pari a 1,25 che indica una non elevata correlazione tra i residui.

Tuttavia questo modello di analisi risulta per determinati aspetti preferibile al modello standard di Bass (1969) e al tradizionale modello Guseo-Guidolin (2009) in quanto risulta avere una maggiore capacità predittiva, soprattutto nell'analisi di prodotti che risentono una forte stagionalità, come in questo caso il prodotto "Itm". Infine i buoni risultati derivanti dall'applicazione del modello possono essere visti nel grafico cartesiano dove vengono rappresentate le vendite istantanee e le previsioni ricavate dal modello Guseo-Guidolin con stagionalità (*grafico 11*). Nel successivo paragrafo si vedrà l'applicazione del modello Guseo-Guidolin (2014) a due funzioni d'intervento.

4.5 Applicazione del modello Guseo-Guidolin a due funzioni d'intervento

Il modello Guseo-Guidolin (2014) a due funzioni d'intervento, rappresenta il frutto di un duro lavoro di studio e ricerca a livello internazionale e come è già stato detto nel capitolo 2 rappresenta un'evoluzione del modello Guseo-Guidolin (2009). Tuttavia per poter apprendere in maniera completa il funzionamento di questo modello risulta utile richiamare alcune equazioni presentate in precedenza. Per prima cosa sappiamo che le equazioni che indicano le funzioni di controllo esogene sono:

$$x_F(t) = 1 + a \cos\left(\frac{2\pi t}{s}\right) + b \sin\left(\frac{2\pi t}{s}\right)$$

per la componente di comunicazione $F_{GBM}(t; p_c, q_c, \vartheta)$, e

$$x_G(t) = 1 + c \cos\left(\frac{2\pi t}{f}\right) + d \sin\left(\frac{2\pi t}{f}\right)$$

per la componente di adozione $G_{GBM}(t; p_s, q_s, \xi)$.

Esplicitando il tutto si ottiene la seguente equazione:

$$z(t) = K \sqrt{\frac{1 - e^{-(p_c + q_c)t} \int_0^t x_F(\tau) d\tau}{1 + \frac{q_c}{p_c} e^{-(p_c + q_c)t} \int_0^t x_F(\tau) d\tau} \frac{1 - e^{-(p_s + q_s)t} \int_0^t x_G(\tau) d\tau}{1 + \frac{q_s}{p_s} e^{-(p_s + q_s)t} \int_0^t x_G(\tau) d\tau}}$$

Per poter comprendere a fondo il modello, di seguito è stato eseguito un ulteriore approfondimento rispetto alla sola applicazione del modello Guseo-Guidolin a due funzioni d'intervento, ossia, è stato applicato il processo di modellazione dell'errore "SARMAX" e successivamente è stata fatta la comparazione utilizzando la correlazione parziale per vedere se c'è stato un guadagno dal punto di vista dell'accuratezza delle previsioni che vengono avanzate sulla diffusione del prodotto.

Partendo da un'analisi svolta in precedenza e contenuta sul paper "Modelling seasonality in innovation diffusion" (Guseo-Guidolin, 2014) si è potuto risalire ad alcuni dati utili per

procedere prima all'applicazione del processo "SARMAX" e poi per poter effettuare il confronto tra i due modelli.

Primo dato utile è l'"SSE", che indica la somma dei quadrati dei residui derivanti dall'applicazione del modello Guseo-Guidolin alla serie storica del prodotto "Itm" precedentemente utilizzata e contenuta nel presente capitolo. Questo indice che assume un valore pari a 335,956 e ricavato dalla pubblicazione ci permette di risalire ai valori previsti dal modello stesso e di applicare il processo "SARMAX" per poi andare a vedere se effettivamente c'è stato un guadagno in termini di affinamento delle previsioni.

L'applicazione del processo "SARMAX" con i rispettivi risultati è di seguito riportata.

Previsioni con processo SARMAX (4,0,3)x(3,0,2)

Data variable: Itm140mg_inst

Forecast Summary

Forecast model selected: SARMAX(4,0,3)x(3,0,2)12 with constant + 1 regressor

Number of forecasts generated: 12

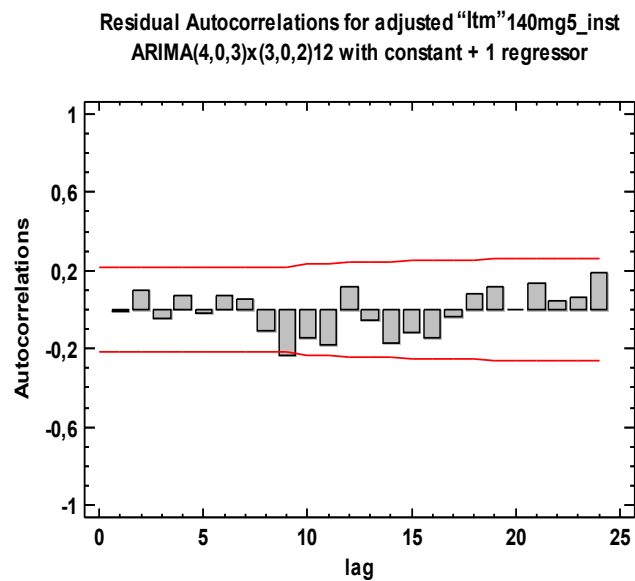
SARMAX Model Summary

Parameter	Estimate	Std. Error	t
AR(1)	-0,27065	0,100266	-2,69933
AR(2)	-0,51743	0,0973144	-5,3171
AR(3)	0,320725	0,0934238	3,43301
AR(4)	-0,499528	0,104058	-4,80048
MA(1)	-0,640096	0,0136145	-47,0159
MA(2)	-0,641651	0,0350989	-18,2812
MA(3)	0,364124	0,00944807	38,5395
SAR(1)	-0,241617	0,0529016	-4,56729
SAR(2)	0,216515	0,0565364	3,82966
SAR(3)	0,804176	0,0436213	18,4354
SMA(1)	-0,147612	0,0666454	-2,21489
SMA(2)	-0,694323	0,0577963	-12,0133
PREDItm_GuGu_GBMco	1,02841	0,0225827	45,5398

Estimated white noise variance = 1,19065 with 71 degrees of freedom

Estimated white noise standard deviation = 1,09117

Grafico 12: grafico del test sui residui



Dall'analisi dei risultati che derivano dall'applicazione del modello Guseo-Guidolin a due funzioni d'intervento si può innanzitutto chiaramente notare come i valori delle statistiche "t" dei parametri AR(4), MA(3), SAR(3) e SMA(2) assumono valori significativi. Non meno importante è il valore assunto dalla varianza residua che risulta essere pari a 84,5362 ben inferiore rispetto al medesimo parametro calcolato nei modelli precedentemente applicati.

Prima di poter procedere alla comparazione si deve ricavare il parametro “SSE” anche per quanto riguarda il processo “SARMAX” e per far ciò si moltiplica la varianza per i gradi di libertà (*parte sottolineata in rosso a pag. 57*):

$$(\text{Varianza}) \times (\text{gradi di libertà}) = 1,19065 \times 71 = 84,5362$$

Una volta calcolata la devianza residua del “SARMAX” si deve calcolare l’indice parziale di adattamento del modello e cioè l’ \hat{R}^2 parziale dato dalla seguente formula:

$$\hat{R}^2 = (\text{SSE}_{m1} - \text{SSE}_{m2}) / \text{SSE}_{m1} = (335,956 - 84,5362) / 335,956 = 0,7484$$

dove:

- SSE_{m1} indica la somma dei quadrati dei residui del modello di base (modello Guseo-Guidolin a due funzioni d’intervento);
- SSE_{m2} indica la somma dei quadrati dei residui del processo “SARMAX”

Una volta calcolato l’indice parziale di adattamento posso infine calcolare il “test F” o “test di Fisher” che permette di vedere se ci sono altre variabili che influenzano l’analisi oltre alla variabile di raggruppamento. Il “test F” viene rappresentato dalla seguente formula:

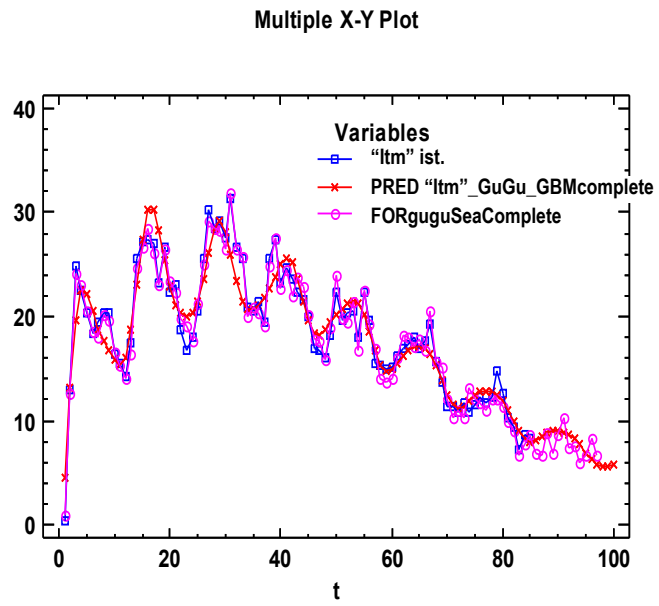
$$F = [\hat{R}^2(n-v)] / [(1-\hat{R}^2)u] = [0,7484(85-23)] / [(1-0,7484)13] = 14,1861$$

dove:

- n indica il numero dei dati in possesso (n° osservazioni) nel caso in analisi pari a 85;
- v indica il numero dei parametri del modello Guseo-Guidolin a due funzioni d’intervento più il numero dei parametri del processo “SARMAX”;
- u indica il numero dei parametri del solo processo “SARMAX”

Il risultato del test, considerato che viene assunto come valore critico 4 per “ u ” pari a 1, evidenzia che l’incremento ottenuto dal modello Guseo-Guidolin (2014) implementato con il processo “SARMAX” è notevole e può essere visto anche dal grafico di confronto sottostante (*grafico 13*) dove si può chiaramente vedere come le previsioni ottenute con il processo di modellazione dell’errore si discostino in misura molto minore rispetto alle previsioni effettuate con il solo modello Guseo-Guidolin a due funzioni d’intervento.

Grafico 13: grafico di confronto tra il modello Guseo-Guidolin a due funzioni d'intervento e lo stesso modello implementato con il processo "SARMAX"



4.6 Applicazione dei modelli alle diverse aree Nielsen

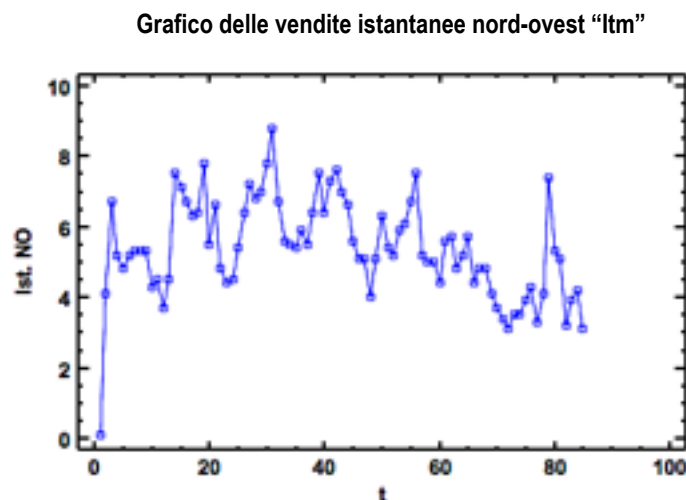
In questa sezione verrà presentata l'analisi dei dati con la successiva applicazione dei modelli studiati in precedenza, nelle diverse aree Nielsen in cui è stato suddiviso il mercato italiano.

In particolare per primo si procederà all'analisi dei dati relativi alla zona del nord-ovest, poi si passerà alla zona del nord-est, in seguito si analizzerà l'area del centro, poi si analizzerà l'area del sud ed infine si andrà ad analizzare l'area della Sardegna. La procedura di analisi che verrà utilizzata si basa su quella eseguita per il mercato totale italiano e quindi in un primo momento verrà analizzato il mercato di ciascuna area tramite l'applicazione del modello di Bass (1969), poi verrà effettuata l'analisi con l'applicazione del modello Guseo-Guidolin (2009), ed infine verrà fatto un confronto tra i due modelli per meglio capire quali dei due sia quello che più si adatti a prevedere il comportamento futuro del ciclo di vita di "Itm".

4.6.1 Nord-Ovest

Prima di applicare i modelli precedentemente descritti, risulta opportuno rappresentare in un grafico cartesiano le vendite istantanee di "Itm" che si sono registrate nella finestra temporale di riferimento. Dal *grafico 14* si può chiaramente vedere come l'andamento delle vendite nell'area del nord-ovest sia molto simile all'andamento delle vendite per il mercato totale italiano (*grafico 4*) con la presenza nella prima fase di un trend crescente che diventa decrescente nella seconda fase dopo il raggiungimento del picco di produzione.

Grafico 14: vendite istantanee di "Itm" nel nord-ovest



Dal *grafico 14* si può inoltre notare come nel primo periodo, dove il trend è crescente, il prodotto abbia goduto di una forte spinta del marketing dell'azienda a differenza di ciò che succede intorno a "t" uguale a 65 dove c'è un brusco calo che risulta evidente anche nel *grafico 4* ed è concomitante con il cambio del processo di gestione della commercializzazione del prodotto e con alcuni problemi dell'adesività del prodotto. Di seguito verrà prima applicato il modello standard di Bass (1969) e poi il modello Guseo-Guidolin (2009).

La regressione non lineare: il modello di Bass (1969)

Independent variables: t

Initial parameter estimates:

$$m = 700000,$$

$$p = 0,01$$

$$q = 0,1$$

Estimation Results

			<i>Asymptotic</i>	<i>95,0%</i>
		<i>Asymptotic</i>	<i>Confidence</i>	<i>Interval</i>
<i>Parameter</i>	<i>Estimate</i>	<i>Standard Error</i>	<i>Lower</i>	<i>Upper</i>
m	551,497	4,5885	542,369	560,625
p	0,00794967	0,0000517182	0,00784678	0,00805255
q	0,0283124	0,000659205	0,027001	0,0296237

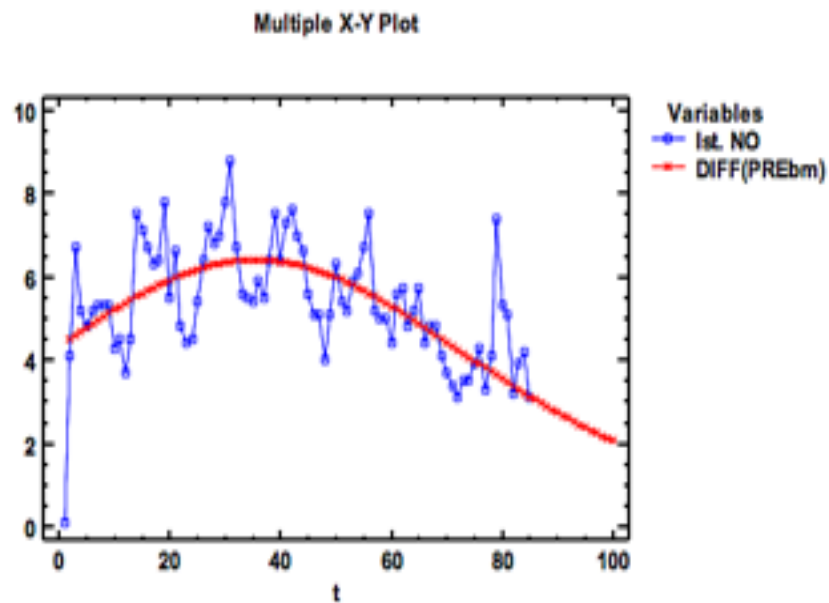
Analysis of Variance

<i>Source</i>	<i>Sum of Squares</i>
Model	6,58717E6
Residual	498,501
Total	6,58767E6
Total (Corr.)	1,66287E6

R-Squared = 99,97 percent

Durbin-Watson statistic = 0,18

Grafico 15: rappresentazione del modello standard di Bass



Come si può notare dall'analisi dei risultati ottenuti, il modello di Bass (1969) risulta ad avere un buon adattamento con un $R^2 = 99,97\%$. Molto buone sono anche le stime dei vari parametri con intervalli di confidenza molto contenuti. Analizzando i parametri, il rapporto tra la quota degli imitatori e quella degli innovatori " q/p " risulta essere pari a 3.56 con la quota asintotica degli innovatori pari al 46%. Da questo si può dedurre che la diffusione del prodotto è avvenuta maggiormente tramite il passa parola.

Successivamente si è provveduto all'affinamento del modello di Bass tramite il processo di modellazione dell'errore SARMA cui di seguito viene proposta l'applicazione.

Previsione con processo SARMA (2,0,2)x(2,0,2)

Forecast Summary

Forecast model selected: SARMA(2,0,2)x(2,0,2)12 with constant + 1 regressor

Number of forecasts generated: 12

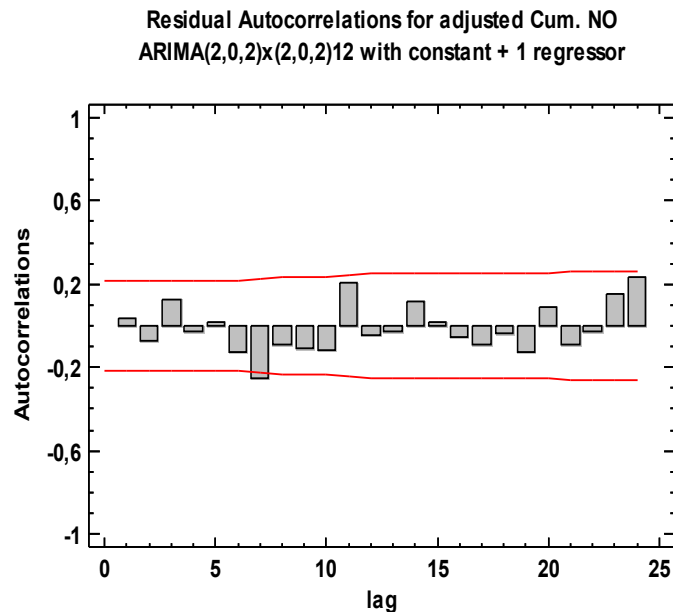
SARMA Model Summary

Parameter	Estimate	Std. Error	t
AR(1)	0,990685	0,314267	3,15236
AR(2)	0,0130917	0,323333	0,0404899
MA(1)	-0,557855	0,290456	-1,92062
MA(2)	-0,348587	0,143359	-2,43156
SAR(1)	0,376742	0,374449	1,00613
SAR(2)	-0,567204	0,193068	-2,93785
SMA(1)	-0,151117	0,355872	-0,424639
SMA(2)	-0,244659	0,270987	-0,902844

Estimated white noise variance = 0,831349 with 75 degrees of freedom

Estimated white noise standard deviation = 0,911783

Grafico 16: grafico del test sui residui



I risultati dell'applicazione del processo SARMA possono essere visti graficamente nel *grafico 16* dove vengono rappresentate le autocorrelazioni con i test dei vari lag che risultano essere nella quasi totalità dei casi all'interno delle bande di riferimento.

Successivamente si è proceduto all'applicazione del modello Guseo-Guidolin e dove di seguito ne viene data la rappresentazione.

La regressione non lineare: il modello Guseo-Guidolin (2009)

Initial parameter estimates:

$$K = 600,0$$

$$qc = 0,02$$

$$pc = 0,006$$

$$qs = 0,03$$

$$ps = 0,007$$

Number of observations: 85

Estimation method: Marquardt

Estimation Results

			<i>Asymptotic</i>	<i>95,0%</i>
		<i>Asymptotic</i>	<i>Confidence</i>	<i>Interval</i>
<i>Parameter</i>	<i>Estimate</i>	<i>Standard Error</i>	<i>Lower</i>	<i>Upper</i>
K	655,921	5236,71	-9765,49	11077,3
qc	0,0383503	0,003728	0,0309314	0,0457693
pc	0,00425478	0,00137706	0,00151433	0,00699523
qs	-0,0449032	0,331009	-0,703633	0,613826
ps	0,0438685	0,344921	-0,642547	0,730284

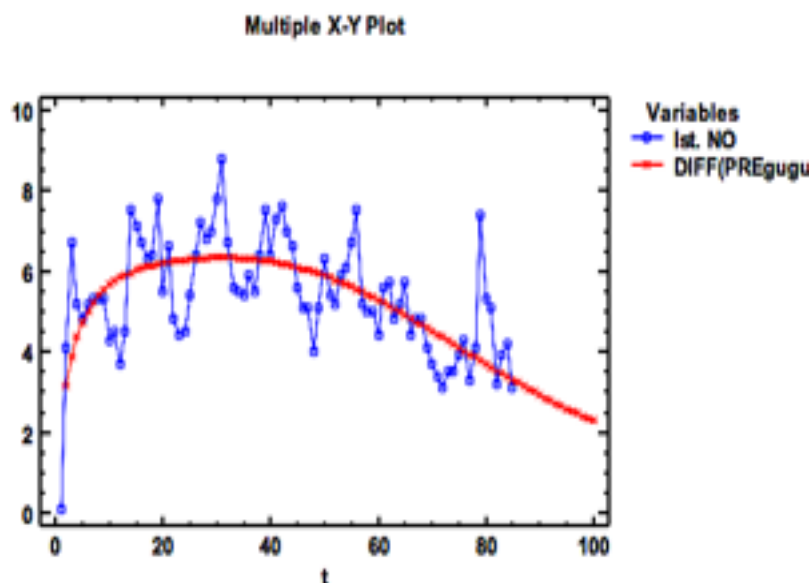
Analysis of Variance

<i>Source</i>	<i>Sum of Squares</i>
Model	6,58726E6
Residual	402,274
Total	6,58767E6
Total (Corr.)	1,66287E6

R-Squared = 99,9758 percent

Durbin-Watson statistic = 0,233873

Grafico 17: rappresentazione del modello Guseo-Guidolin



Dai risultati che derivano dall'applicazione del modello Guseo-Guidolin è chiaro che anche quest'ultimo modello abbia un adattamento molto buono con un $R^2 = 99,97\%$ e sebbene sia uguale al valore trovato in precedenza con il modello standard di Bass, il modello Guseo-Guidolin risulta essere preferibile in quanto sottolinea in maniera più evidente la fase iniziale del prodotto cosa che il modello di Bass non fa' ma tende oltretutto, nella fase finale, a chiudere anticipatamente il ciclo di vita del prodotto (*grafico 17*)

Anche per quanto riguarda il modello in esame si è provveduto al processo di modellazione dell'errore con il processo SARMA e di seguito ne viene proposta l'applicazione.

Previsione con processo SARMA (4,0,5)x(1,0,1)

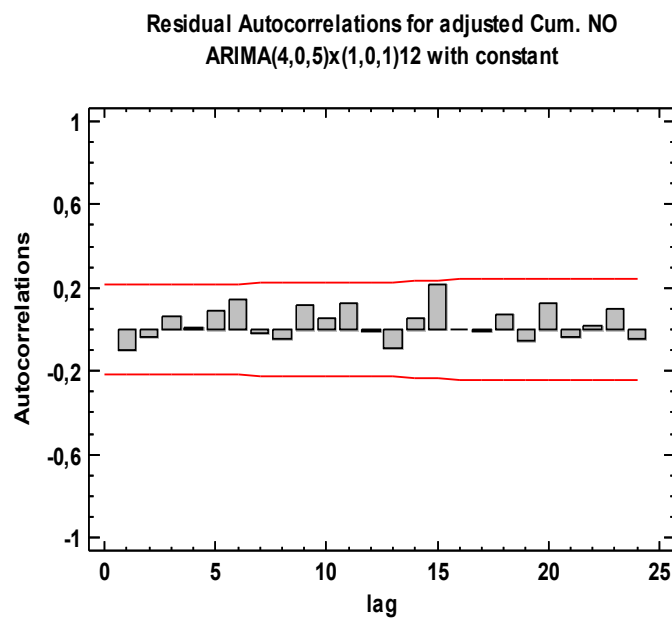
SARMA Model Summary

Parameter	Estimate	Std. Error	t	P-value
AR(1)	0,760599	0,0900221	8,44903	0,000000
AR(2)	0,292765	0,0974509	3,00423	0,003646
AR(3)	0,588403	0,0977119	6,02181	0,000000
AR(4)	-0,638661	0,0880774	-7,25113	0,000000
MA(1)	-0,805313	0,0746908	-10,782	0,000000
MA(2)	-0,515287	0,0873452	-5,89943	0,000000
MA(3)	0,121774	0,00234841	51,8539	0,000000
MA(4)	-0,0567838	0,0709438	-0,800404	0,426074

MA(5)	-0,328592	0,0839525	-3,91402	0,000202
SAR(1)	0,87409	0,0332701	26,2725	0,000000
SMA(1)	0,27791	0,1239	2,24301	0,027932
Mean	-245,05	57,1721	-4,28618	0,000055
Constant	0,095851			

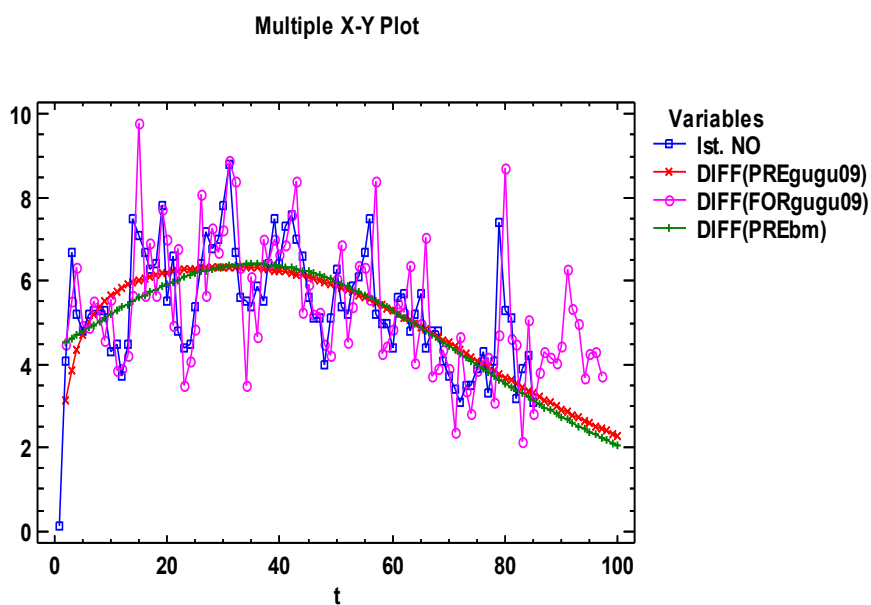
Estimated white noise variance = 0,735808 with 73 degrees of freedom
 Estimated white noise standard deviation = 0,857792

Grafico 18: grafico del test sui residui



Per concludere vengono rappresentate all'interno dello stesso grafico l'applicazione del modello di Bass, quella del modello Guseo-Guidolin e le previsioni di quest'ultimo modello affinate con il processo SARMA (*grafico 19*)

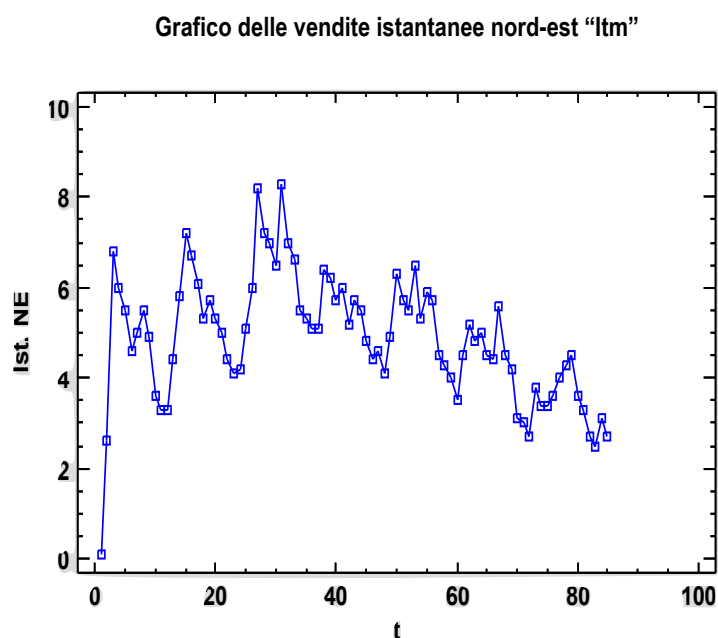
Grafico 19: rappresentazione del modello di Bass, Guseo-Guidolin e previsioni di quest'ultimo affinate con processo SARMA



4.6.2 Nord-Est

Successivamente all'area nord-ovest si è passati all'analisi dei dati dell'area del nord-est. Anche in questo caso la modalità operativa rispecchia quella dell'area precedente e cioè dapprima si applica il modello standard di Bass e successivamente il modello Guseo-guidolin per poi concludere facendo un confronto tra i due modelli. Anche in questo caso in via preliminare vengono rappresentati in un grafico cartesiano i dati di vendita di "Itm" nell'area nord-est del Paese (*grafico 20*)

Grafico 20: vendite istantanee "Itm" nel nord-est



Anche in questo caso l'andamento delle vendite di "Itm" ricalca quello delle vendite relative all'area del nord-ovest dove inizialmente si ha un trend crescente seguito da uno decrescente verso subito dopo la metà del ciclo di vita del prodotto.

Di seguito vengono proposte le applicazioni dei modelli di Bass e di Guseo-Guidolin e successivamente vengono fatte tutte le necessarie valutazioni e comparazioni tra i due modelli applicati.

La regressione non lineare: il modello di Bass (1969)

Initial parameter estimates:

$$m = 700000,$$

$$p = 0,01$$

$$q = 0,1$$

Estimation Results

			Asymptotic	95,0%
			Confidence	Interval
Parameter	Estimate	Standard Error	Lower	Upper
m	496,315	3,91884	488,519	504,111
p	0,00819404	0,0000556081	0,00808342	0,00830466
q	0,0290714	0,000676209	0,0277262	0,0304166

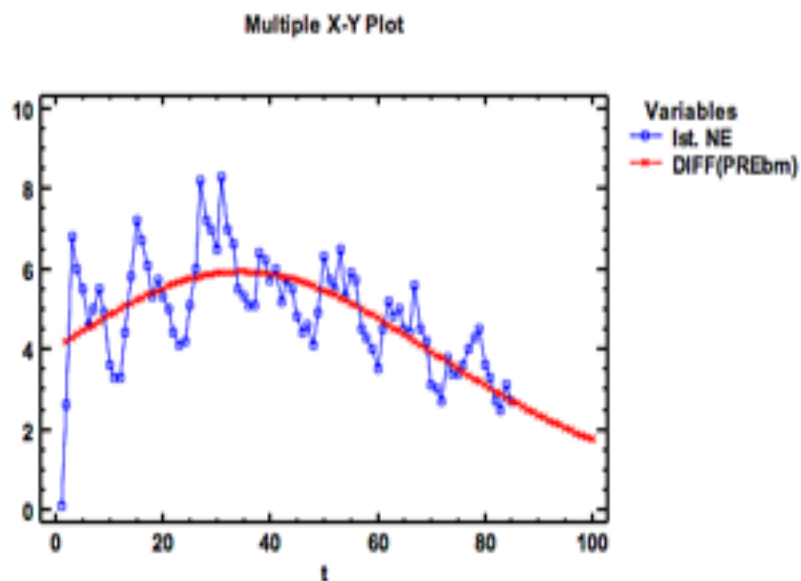
Analysis of Variance

Source	Sum of Squares
Model	5,59265E6
Residual	441,541
Total	5,59309E6
Total (Corr.)	1,39502E6

R-Squared = 99,9683 percent

Durbin-Watson statistic = 0,172582

Grafico 21: applicazione del modello di Bass



Previsione con processo SARMA (2,0,2)x(2,0,2)

Forecast Summary

Forecast model selected: SARMA(2,0,2)x(2,0,2)12 with constant + 1 regressor

Number of forecasts generated: 12

SARMA Model Summary

Parameter	Estimate	Std. Error	t
AR(1)	1,79155	0,102583	17,4644
AR(2)	-0,83444	0,0995647	-8,38088
MA(1)	0,520478	0,148929	3,4948
MA(2)	-0,135792	0,126174	-1,07622
SAR(1)	1,4966	0,090328	16,5685
SAR(2)	-0,630372	0,0832697	-7,57025
SMA(1)	1,17265	0,102365	11,4556
SMA(2)	-0,778629	0,0564291	-13,7984

Estimated white noise variance = 0,237252 with 75 degrees of freedom

Estimated white noise standard deviation = 0,487085

Grafico 22: grafico del test sui residui

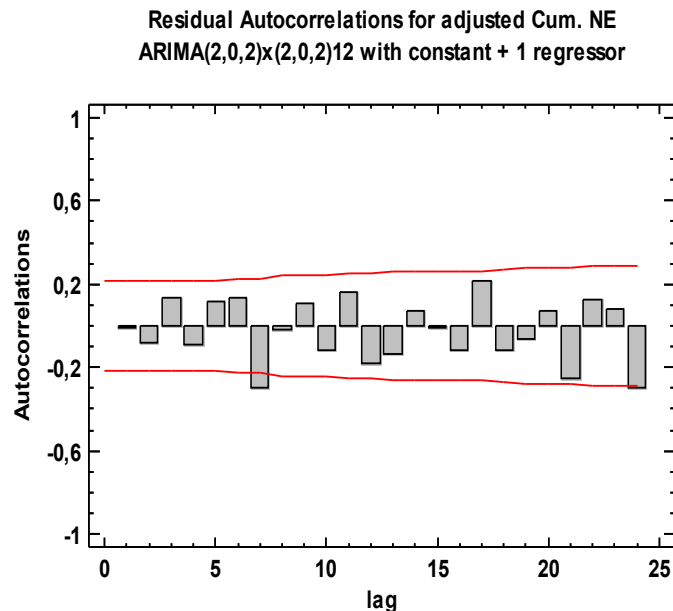
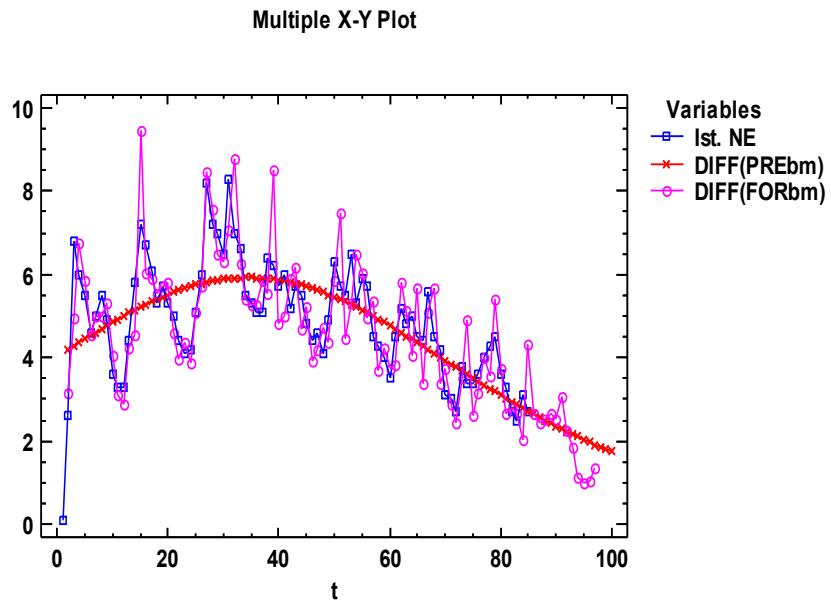


Grafico 23: grafico vendite istantanee, applicazione del modello standard di Bass e previsioni affinate con processo SARMA



La regressione non lineare: il modello Guseo-Guidolin (2009)

Initial parameter estimates:

- $K = 600,0$
- $qc = 0,02$
- $pc = 0,006$
- $qs = 0,03$
- $ps = 0,007$

Estimation Results

			<i>Asymptotic</i>	<i>95,0%</i>
		<i>Asymptotic</i>	<i>Confidence</i>	<i>Interval</i>
<i>Parameter</i>	<i>Estimate</i>	<i>Standard Error</i>	<i>Lower</i>	<i>Upper</i>
K	746,142	3777,6	-6771,55	8263,83
qc	-0,104133	0,379677	-0,859717	0,65145
pc	0,0554917	0,33826	-0,617668	0,728651
qs	0,0185539	0,0397981	-0,060647	0,0977547
ps	0,00943202	0,0186785	-0,0277395	0,0466036

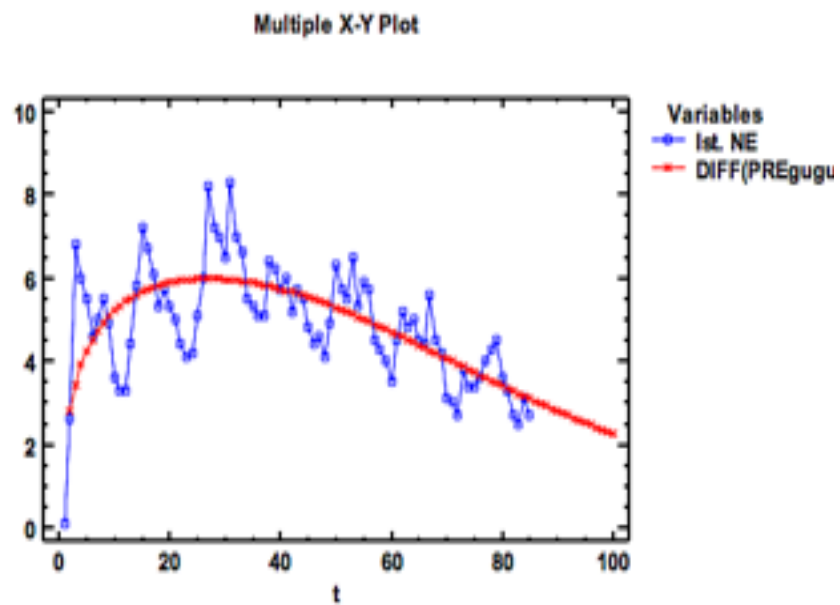
Analysis of Variance

Source	Sum of Squares
Model	5,59262E6
Residual	463,534
Total	5,59309E6
Total (Corr.)	1,39502E6

R-Squared = 99,9668 percent

Durbin-Watson statistic = 0,178562

Grafico 24: applicazione del modello Guseo-Guidolin



Previsione con processo SARMA (4,0,5)x(1,0,1)

SARMA Model Summary

Parameter	Estimate	Std. Error	t	P-value
AR(1)	0,897986	0,0785097	11,4379	0,000000
AR(2)	0,184814	0,113268	1,63165	0,107061
AR(3)	0,614836	0,113216	5,43066	0,000001
AR(4)	-0,696688	0,0775982	-8,97816	0,000000
MA(1)	-0,480147	0,0884879	-5,42613	0,000001
MA(2)	0,366353	0,0903089	-4,0567	0,000124
MA(3)	0,193505	0,00812621	23,8125	0,000000
MA(4)	-0,309763	0,082389	-3,7597	0,000340
MA(5)	-0,417151	0,0879491	-4,7431	0,000010
SAR(1)	0,923653	0,0373178	24,751	0,000000
SMA(1)	0,073063	0,0922752	0,791794	0,431046
Mean	84,5991	467,681	0,18089	0,856955
Costant	-0,00612642			

Estimated white noise variance = 0,396593 with 73 degrees of freedom

Estimated white noise standard deviation = 0,629757

Grafico 25: grafico del test sui residui

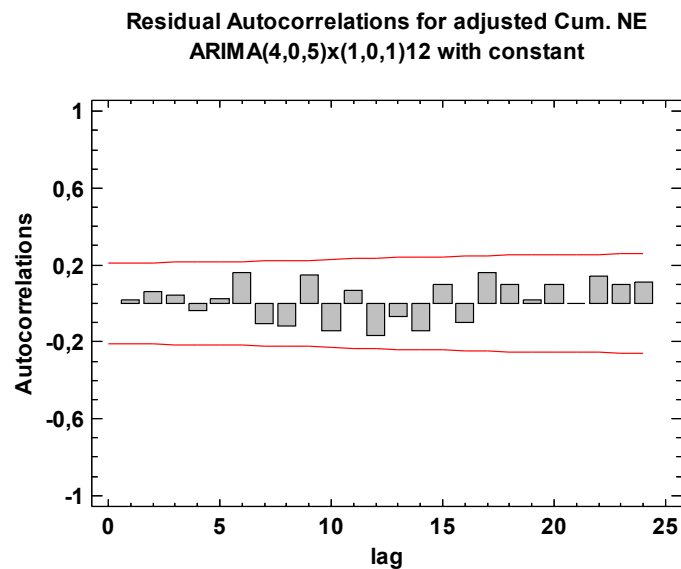
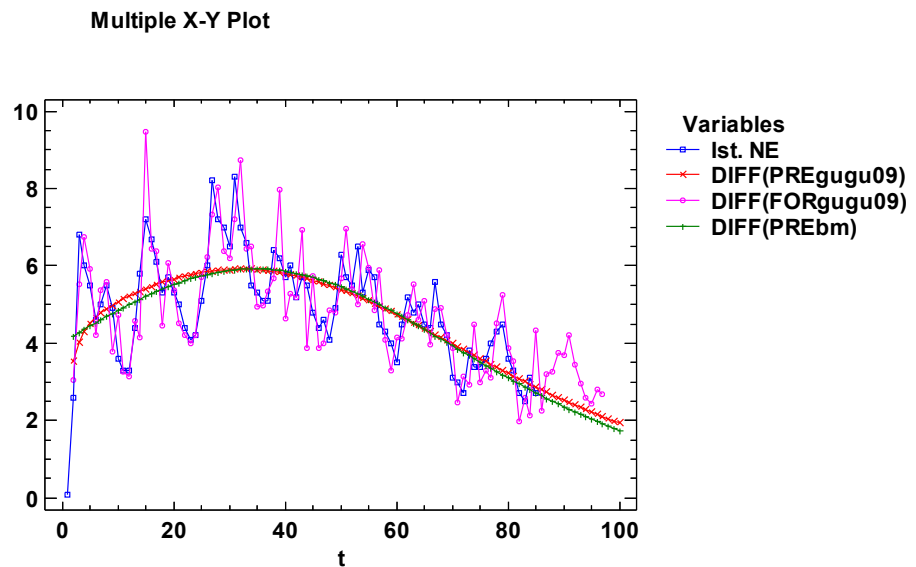


Grafico 26: comparazione tra il modello standard di Bass, Guseo-Guidolin e modello ottimizzato con processo SARMA



Procedendo all'analisi dei risultati ottenuti, sia dall'applicazione del modello standard di Bass che dal modello Guseo-Guidolin si può affermare quanto segue:

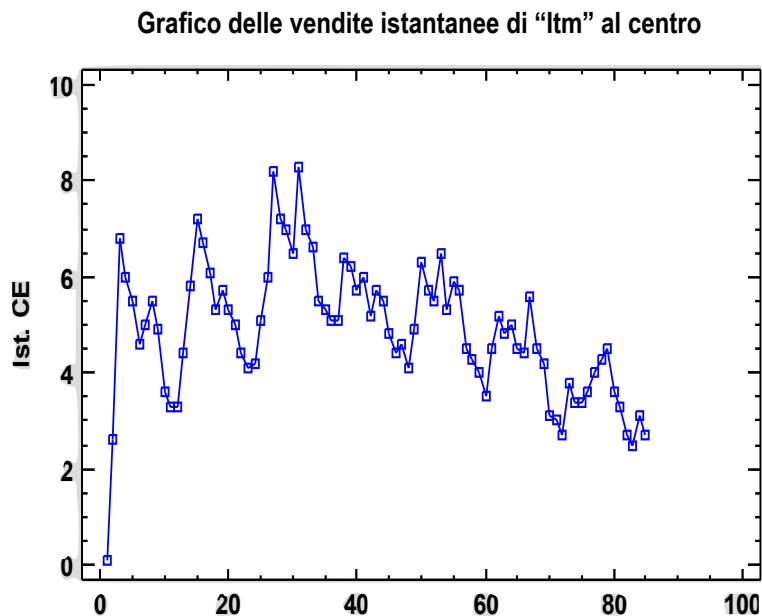
- il modello standard di Bass presenta un buon adattamento con un $R^2 = 99,96\%$ e con degli intervalli di confidenza del tutto contenuti;
- il rapporto “q/p” risulta essere di 0,28 con la quota asintotica degli innovatori pari all'81% che indica che il processo di adozione è comandato dagli innovatori;
- il modello Guseo-Guidolin presenta anch'esso un buon adattamento con un $R^2 = 99,96\%$ tuttavia preferibile a quello del modello di Bass in quanto il modello Guseo-Guidolin tende ad adattarsi meglio alla fase di spinta iniziale;
- la stima dei vari parametri del modello rientra all'interno dei vari intervalli di confidenza;

4.6.3 Centro Italia

Dopo aver concluso l'analisi dell'area del nord-est del Paese si passa all'analisi del mercato del centro. Anche in questo caso la procedura rimane la medesima con prima l'applicazione del modello di Bass, successivamente si andrà ad applicare il modello Guseo-Guidolin e infine verrà operato un confronto dei dati.

Per prima cosa vengono rappresentati in un semplice grafico cartesiano i dati di vendita di "Itm" relativi all'area centrale dell'Italia (*grafico 27*)

Grafico 27: rappresentazione delle vendite istantanee di "Itm" nel centro



Si può chiaramente vedere come anche per il centro, l'andamento delle vendite del prodotto "Itm" rispecchi il trend delle precedenti aree e anche quello del mercato totale del Paese. Un trend crescente che caratterizza la prima fase di vendita e poi un cambio di tendenza nella fase successiva.

L'analisi dei dati raccolti per il centro inizia con l'applicazione del modello standard di Bass dove in seguito ne è data la dimostrazione.

La regressione non lineare: il modello di Bass (1969)

Initial parameter estimates:

$$m = 700,0$$

$$p = 0,01$$

$$q = 0,1$$

Estimation Results

			Asymptotic	95,0%
		Asymptotic	Confidence	Interval
Parameter	Estimate	Standard Error	Lower	Upper
m	496,305	3,91473	488,517	504,093
p	0,00819414	0,0000556289	0,00808347	0,0083048
q	0,0290724	0,000676188	0,0277272	0,0304175

Analysis of Variance

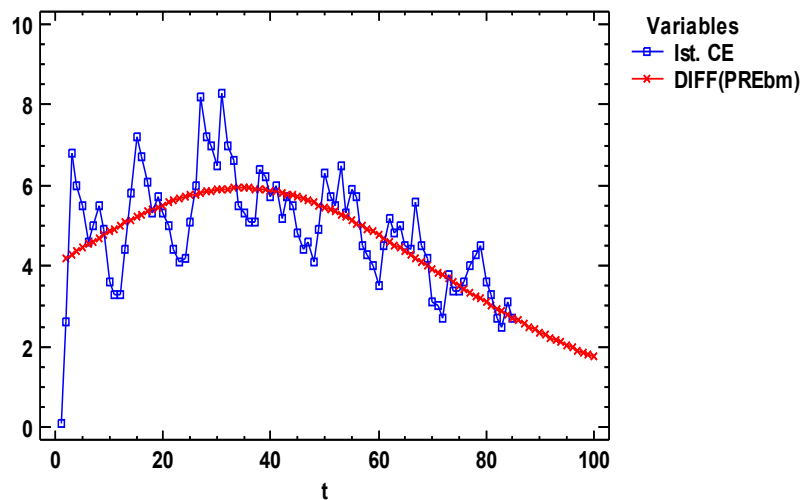
Source	Sum of Squares
Model	5,59265E6
Residual	441,541
Total	5,59309E6
Total (Corr.)	1,39502E6

R-Squared = 99,9683 percent

Durbin-Watson statistic = 0,172583

Grafico 28: applicazione del modello di Bass

Grafico X-Y Multiplo



Guardando i risultati derivanti dal modello standard di Bass si può vedere come l'adattamento del modello sia buono con un $R^2 = 99,96\%$ visto che si sta considerando i dati cumulati. Molto buoni risultano essere anche le stime dei vari "m", "p" e "q" con valori che rientrano tutti all'interno dei vari intervalli di confidenza i quali sono tutti molto contenuti. L'analisi è poi stata arricchita con l'applicazione del processo di modulazione dell'errore (SARMAX) cui ne viene data dimostrazione di seguito:

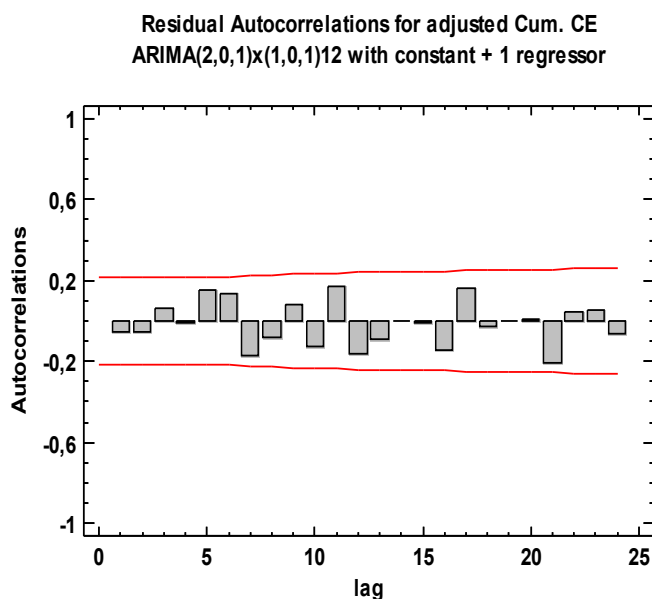
Previsione con processo SARMAX(2,0,1)x(1,0,1)

SARMAX Model Summary

Parameter	Estimate	Std. Error	t	P-value
AR(1)	1,86658	0,0707308	26,3899	0,000000
AR(2)	-0,915795	0,0683708	-13,3945	0,000000
MA(1)	0,584036	0,129813	4,49907	0,000023
SAR(1)	0,915563	0,0446397	20,5101	0,000000
SMA(1)	0,24139	0,126198	1,91278	0,059447
PREbm	1,00251	0,0074574	134,431	0,000000
Mean	-0,246484	3,88609	-0,0634273	0,949588
Constant	-0,00102429			

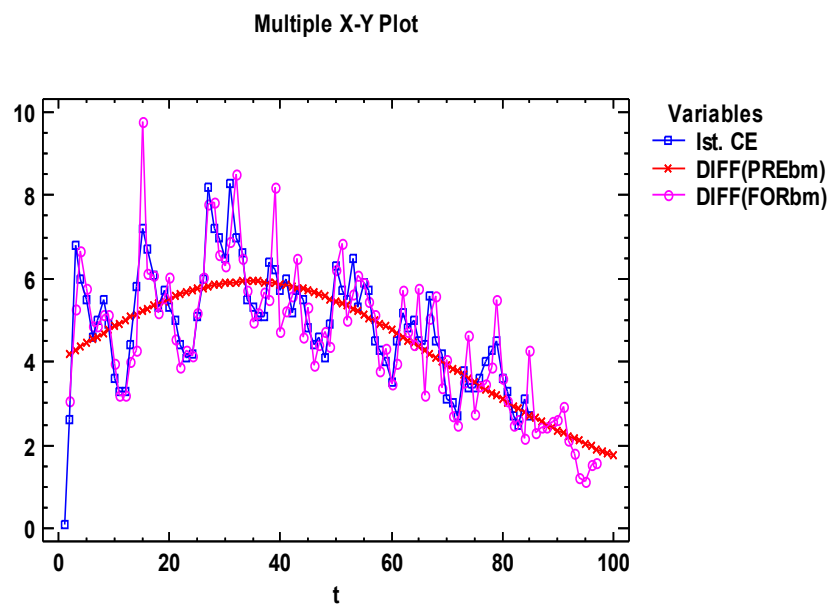
Estimated white noise variance = 0,296856 with 78 degrees of freedom
 Estimated white noise standard deviation = 0,544845

Grafico 29: grafico del test sui residui



Dal *grafico 29* si possono vedere i buoni risultati del processo SARMAX dove le autocorrelazioni con i test dei vari lag rientrano all'interno delle bande di riferimento. Infine dal *grafico 30* è possibile vedere graficamente il processo di affinamento attuato dalla modellazione dell'errore.

Grafico 30: grafico di confronto tra dati istantanei, modello di Bass e previsioni con processo SARMAX



Dopo il modello di Bass è stato applicato il modello Guseo-Guidolin ed alla fine è stato effettuato un confronto tra i rispettivi modelli.

La regressione non lineare: il modello Guseo-Guidolin (2009)

Initial parameter estimates:

$$K = 600,0$$

$$qc = 0,02$$

$$pc = 0,006$$

$$qs = 0,03$$

$$ps = 0,007$$

Estimation Results

			<i>Asymptotic</i>	<i>95,0%</i>
		<i>Asymptotic</i>	<i>Confidence</i>	<i>Interval</i>
<i>Parameter</i>	<i>Estimate</i>	<i>Standard Error</i>	<i>Lower</i>	<i>Upper</i>
K	517,403	15370,2	-30070,3	31105,1
qc	-0,317701	18,5386	-37,2108	36,5754
pc	0,317443	18,7733	-37,0426	37,6775
qs	0,0252729	0,00234827	0,0205997	0,0299461
ps	0,00884254	0,00177826	0,00530369	0,0123814

Analysis of Variance

<i>Source</i>	<i>Sum of Squares</i>
Model	5,59273E6
Residual	355,782
Total	5,59309E6
Total (Corr.)	1,39502E6

R-Squared = 99,9745 percent

Durbin-Watson statistic = 0,213742

Analizzando i risultati che derivano dall'applicazione del modello Guseo-Guidolin si può vedere come l'adattamento del modello sia ottimo con un $R^2 = 99,97\%$. La stima dei parametri rientra all'interno degli intervalli di confidenza anche se questi non siano troppo contenuti. Anche con il presente modello si è provveduto ad applicare il processo di modellazione dell'errore SARMA i cui risultati sono sotto riportati.

Previsione con processo SARMA (4,0,2)x(1,0,1)

SARMA Model Summary

Parameter	Estimate	Std. Error	t	P-value
AR(1)	0,761786	0,0675793	11,2725	0,000000
AR(2)	0,229987	0,0618492	3,71851	0,000381
AR(3)	0,851423	0,0396125	21,4938	0,000000
AR(4)	-0,841523	0,0601645	-13,987	0,000000
MA(1)	-0,987224	0,000878196	-1124,15	0,000000
MA(2)	-0,97689	0,00379208	-257,613	0,000000
SAR(1)	0,866991	0,0134257	64,5767	0,000000
SMA(1)	0,136835	0,0771219	1,77427	0,080023
Mean	-286,265	151,379	-1,89105	0,062429
Constant	0,0636947			

Estimated white noise variance = 0,391465 with 76 degrees of freedom
Estimated white noise standard deviation = 0,625672

Grafico 31: grafico del test sui residui

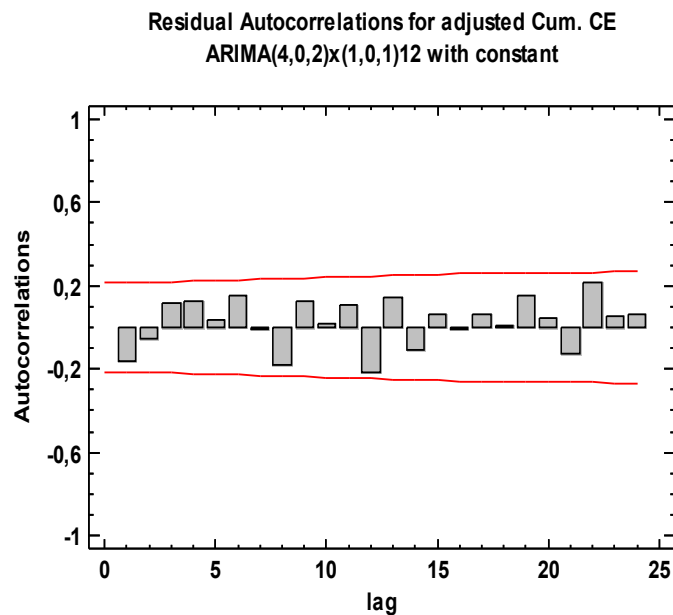
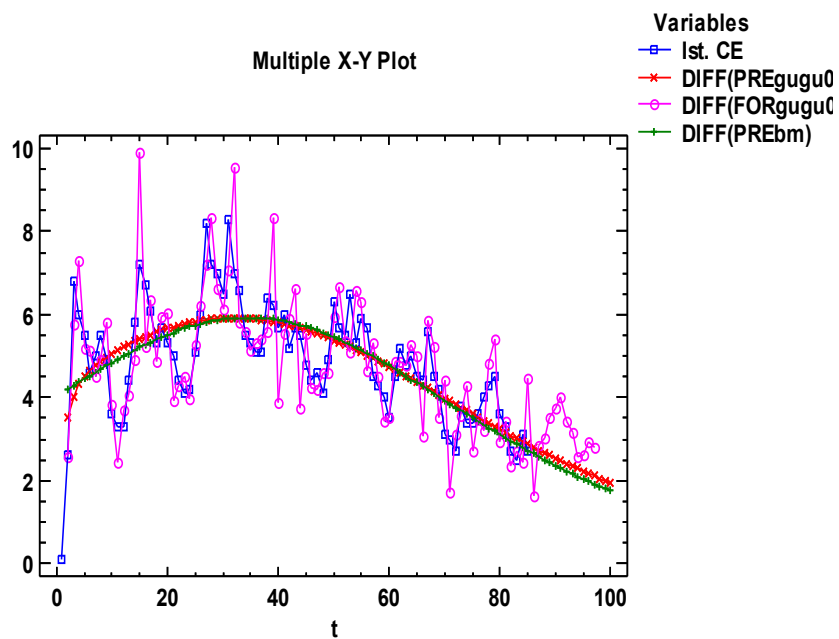


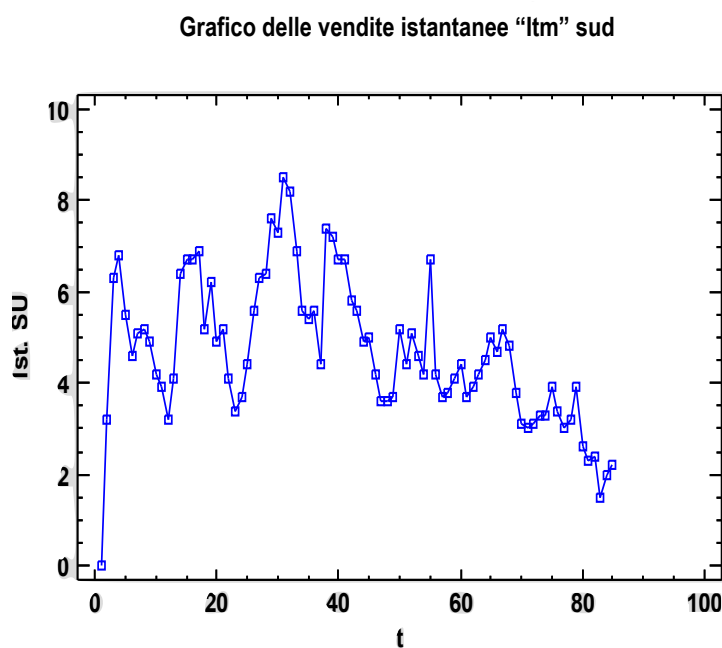
Grafico 32: grafico di confronto tra dati istantanei, modello di Bass, modello Guseo-Guidolin e modello Guseo-Guidolin affinato con processo SARMA



4.6.4 Sud Italia

L'analisi viene ora spostata nell'area sud del Paese e come nelle precedenti aree Nielsen che sono state analizzate si inizia con la rappresentazione grafica dei dati di vendita di "Itm" nell'area oggetto di valutazione (*grafico 33*). Conseguentemente verranno applicati i modelli fin qui studiati e cioè quello standard di Bass e il modello Guseo-Guidolin.

Grafico 33: vendite istantanee di "Itm" nel sud



Anche per quanto riguarda il sud Italia, l'andamento delle vendite rispecchia il trend che è stato visto finora. Di seguito verrà data illustrazione dell'applicazione del modello di Bass con successiva rappresentazione grafica (*grafico 34*).

La regressione non lineare: il modello di Bass (1969)

Initial parameter estimates:

$$m = 700,0$$

$$p = 0,01$$

$$q = 0,1$$

Estimation Results

			Asymptotic	95,0%
		Asymptotic	Confidence	Interval
Parameter	Estimate	Standard Error	Lower	Upper
m	463,734	4,26921	455,241	472,226
p	0,00887922	0,0000869283	0,00870629	0,00905215
q	0,0303932	0,000935882	0,0285314	0,0322549

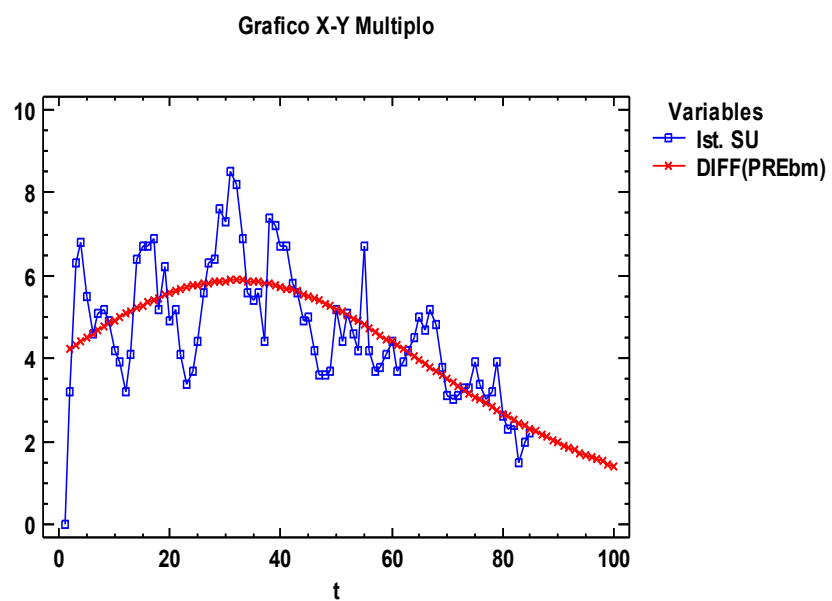
Analysis of Variance

Source	Sum of Squares
Model	5,40171E6
Residual	786,474
Total	5,4025E6
Total (Corr.)	1,30494E6

R-Squared = 99,9397 percent

Durbin-Watson statistic = 0,121756

Grafico 34: applicazione del modello standard di Bass



Dall'analisi dei dati che risultano dall'applicazione del modello standard di Bass si può notare come il fitting del modello si soddisfacente con un $R^2 = 99,4\%$ e con tutti i parametri che rientrano all'interno dei contenuti intervalli di confidenza. Tuttavia è stato utilizzato il processo di modellazione dell'errore residuo (*SARMAX*) per migliorare l'adattamento del modello in esame. L'applicazione è di seguito proposta:

Previsione con processo SARMAX (2,0,2)x(2,0,2)

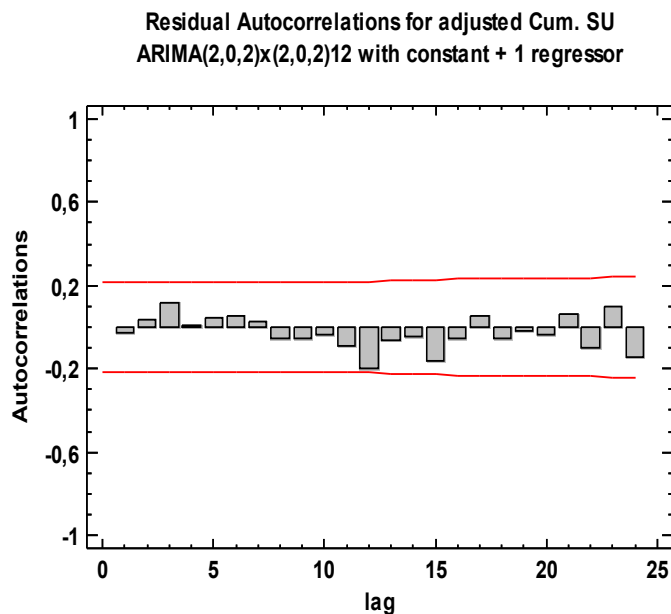
SARMAX Model Summary

<i>Parameter</i>	<i>Estimate</i>	<i>Std. Error</i>	<i>t</i>	<i>P-value</i>
AR(1)	1,92882	0,0319185	60,4295	0,000000
AR(2)	-0,953283	0,0320339	-29,7586	0,000000
MA(1)	0,625189	0,102207	6,11692	0,000000
MA(2)	0,380171	0,105116	3,61668	0,000538
SAR(1)	1,3959	0,130771	10,6744	0,000000
SAR(2)	-0,481561	0,128386	-3,75087	0,000345
SMA(1)	1,43978	0,0859321	16,7549	0,000000
SMA(2)	-0,796466	0,0545618	-14,5975	0,000000
PREbm	0,999692	0,00188113	531,432	0,000000
Mean	0,0765704	0,510629	0,149953	0,881204
Constant	0,000160452			

Estimated white noise variance = 0,334567 with 75 degrees of freedom

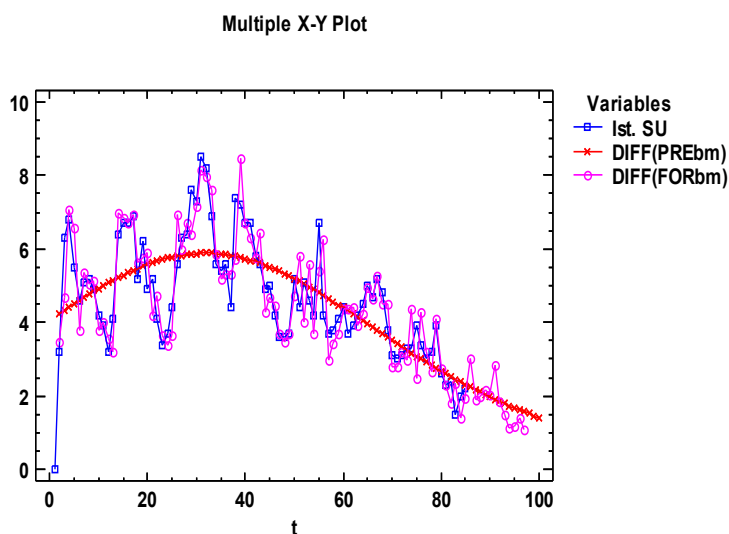
Estimated white noise standard deviation = 0,578417

Grafico 35: grafico del test sui residui



Il buon risultato del processo SARMAX può essere giustificato dal fatto che i parametri superano tutti i test ed inoltre nel *grafico 35* dove sono rappresentate le autocorrelazioni con i test dei vari lag risultano essere tutte all'interno delle bande di riferimento. Infine è possibile vedere graficamente come la previsione affinata si discosti in misura minore rispetto alla previsione effettuata con il solo modello standard di Bass (*grafico 36*)

Grafico 36: confronto tra dati istantanei, modello di Bass ed affinamento con processo SARMAX



L'analisi è stata implementata con l'applicazione del modello Guseo-Guidolin per cercare di capire se quest'ultimo modello abbia una previsione del ciclo di vita del prodotto in esame più accurata.

La regressione non lineare: il modello Guseo-Guidolin (2009)

Initial parameter estimates:

K = 600,0
 qc = 0,02
 pc = 0,006
 qs = 0,03
 ps = 0,007

Estimation Results

			<i>Asymptotic</i>	<i>95,0%</i>
		<i>Asymptotic</i>	<i>Confidence</i>	<i>Interval</i>
<i>Parameter</i>	<i>Estimate</i>	<i>Standard Error</i>	<i>Lower</i>	<i>Upper</i>
K	478,389	32263,5	-63728,1	64684,9
qc	-0,387237	51,5915	-103,058	102,283
pc	0,387072	52,0235	-103,143	103,917
qs	0,0271369	0,00353282	0,0201064	0,0341675
ps	0,00951829	0,002047	0,00544462	0,013592

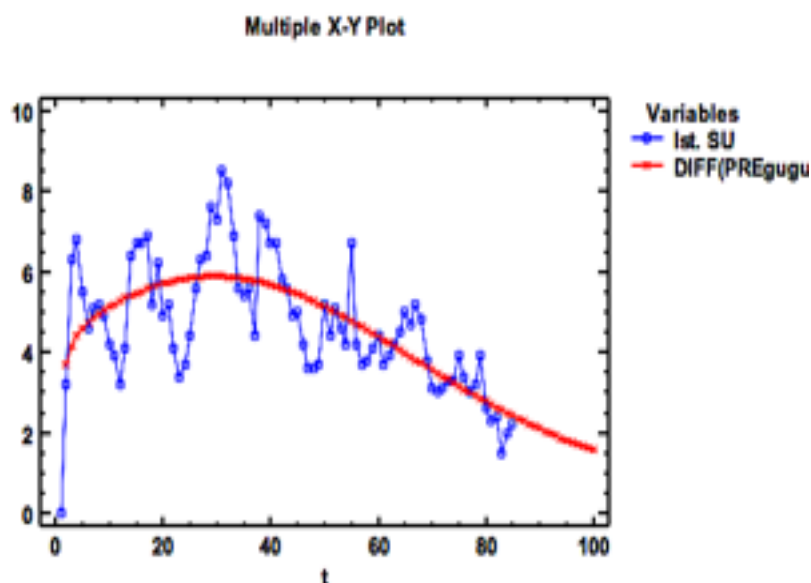
Analysis of Variance

<i>Source</i>	<i>Sum of Squares</i>
Model	5,40177E6
Residual	722,714
Total	5,4025E6
Total (Corr.)	1,30494E6

R-Squared = 99,9446 percent

Durbin-Watson statistic = 0,133114

Grafico 37: applicazione del modello Guseo-Guidolin



Con l'applicazione del modello Guseo-Guidolin il fitting viene migliorato anche se di poco rispetto al modello standard di Bass questo dovuto al fatto che il modello applicato tiene maggiormente conto della spinta iniziale che il prodotto riceve quando viene immesso nel mercato e tende a chiudere il ciclo di vita in maniera meno brusca rispetto al modello di Bass (*grafico 37*). I parametri rientrano tutti all'interno dei rispettivi intervalli di confidenza. Tuttavia si è provveduto anche nel modello Guseo-Guidolin all'affinamento con il processo SARMA cui ne viene data rappresentazione di seguito:

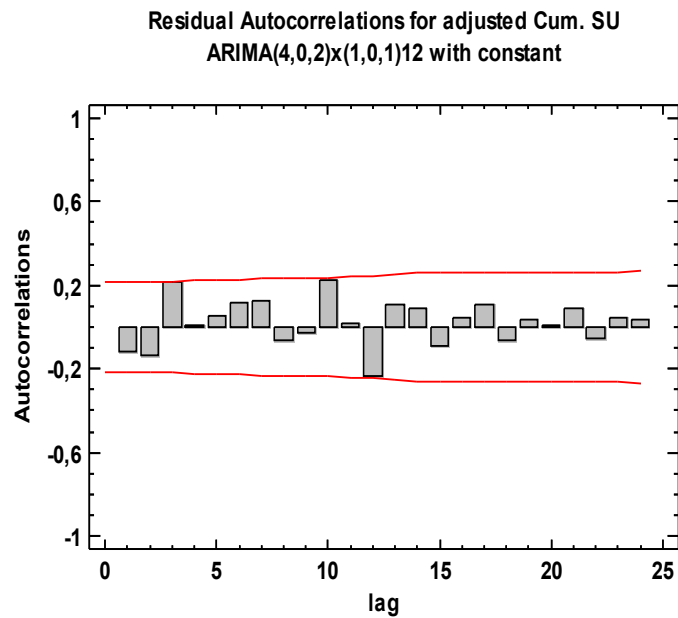
Previsione con processo SARMA (4,0,2)x(1,0,1)

SARMA Model Summary

Parameter	Estimate	Std. Error	t	P-value
AR(1)	0,821884	0,0687035	11,9628	0,000000
AR(2)	0,0789751	0,0625872	1,26184	0,210865
AR(3)	0,864177	0,0585746	14,7534	0,000000
AR(4)	-0,762955	0,0691056	-11,0404	0,000000
MA(1)	-0,990833	0,00109942	-901,237	0,000000
MA(2)	-0,982351	0,00495463	-198,269	0,000000
SAR(1)	0,897739	0,0194411	46,1774	0,000000
SMA(1)	0,368941	0,0710593	5,19202	0,000002
Mean	-192,887	49,2516	-3,91637	0,000195
Constant	0,0410519			

Estimated white noise variance = 0,665638 with 76 degrees of freedom
Estimated white noise standard deviation = 0,815867

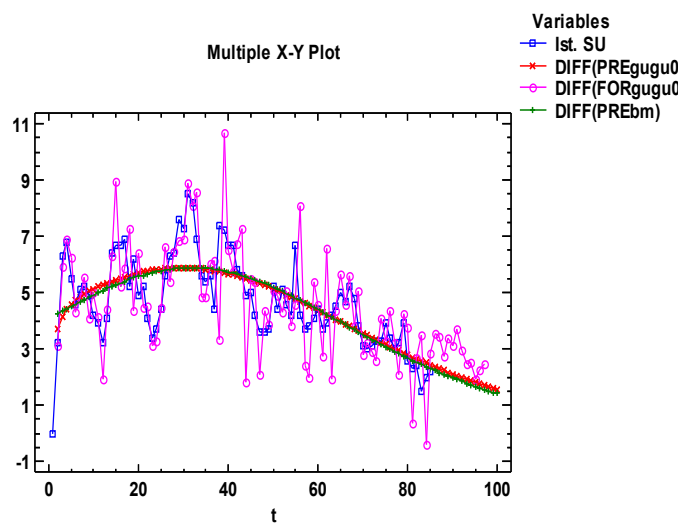
Grafico 38: grafico del test sui residui



L'applicazione del processo di modellazione dell'errore residuo (*SARMA*) risulta essere soddisfacente anche se dal *grafico 38* possiamo vedere come non ci sia una completa centratura del modello ed in questo caso siamo al limite nell'accettare l'ipotesi nulla di assenza di autocorrelazione visto che le autocorrelazioni risultano essere al limite delle bande di riferimento.

Per concludere sono state rappresentate in un unico grafico le applicazioni del modello di Bass e quello di Guseo-Guidolin ed anche le previsioni affinate con processo SARMA (*grafico 39*).

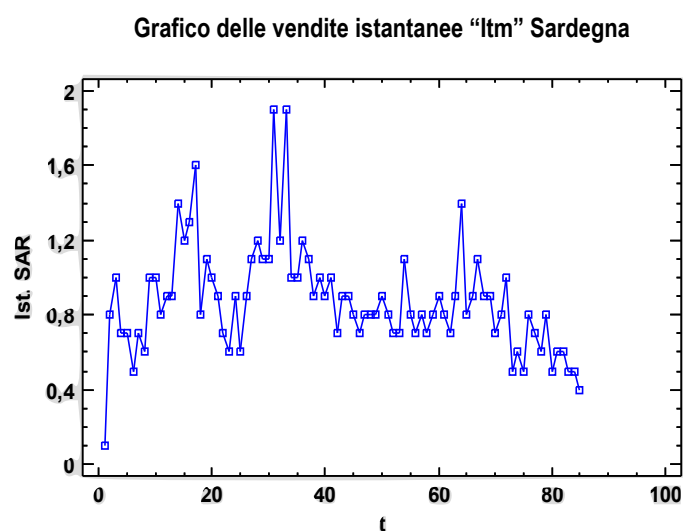
Grafico 39: confronto tra i vari modelli e le previsioni SARMA



4.6.5 Sardegna

In conclusione è stata presa in considerazione l'ultima delle aree Nielsen in cui è stato suddiviso il Paese. Quest'area deve essere analizzata con particolare attenzione in quanto rispetto alle altre aree che sono state analizzate fin qui, quest'ultima ha una popolazione decisamente inferiore. Iniziando da una prima analisi grafica delle vendite istantanee (*grafico 40*) si può vedere come la spinta iniziale sia più marcata rispetto alle altre regioni analizzate in precedenza e questo fa presumere che il modello Guseo-Guidolin sia più idoneo per avanzare delle previsioni sul futuro del ciclo di vita del prodotto. Anche in quest'ultimo caso, come in precedenza, l'analisi inizia con l'applicazione del modello standard di Bass.

Grafico 40: vendite istantanee di "Itm" in Sardegna



La regressione non lineare: il modello di Bass (1969)

Initial parameter estimates:

$$m = 140,0$$

$$p = 0,01$$

$$q = 0,1$$

Estimation Results

			<i>Asymptotic</i>	<i>95,0%</i>
		<i>Asymptotic</i>	<i>Confidence</i>	<i>Interval</i>
<i>Parameter</i>	<i>Estimate</i>	<i>Standard Error</i>	<i>Lower</i>	<i>Upper</i>
m	92,744	1,91533	88,9338	96,5542
p	0,00830885	0,000112112	0,00808582	0,00853187

q	0,0247691	0,00143321	0,0219179	0,0276202
---	-----------	------------	-----------	-----------

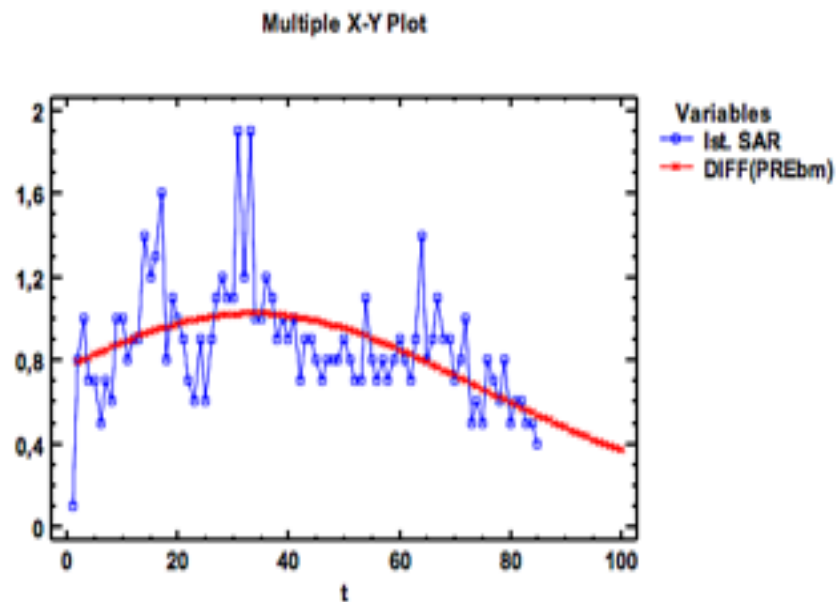
Analysis of Variance

Source	Sum of Squares
Model	176278,
Residual	58,3065
Total	176336,
Total (Corr.)	43928,0

R-Squared = 99,8673 percent

Durbin-Watson statistic = 0,0807

Grafico 41: applicazione del modello di Bass



Dall'analisi dei risultati e dalla successiva analisi grafica (*grafico 41*) si può vedere come l'adattamento del modello non sia dei migliori con un $R^2 = 99,86\%$. Questo conferma le ipotesi avanzate all'inizio del paragrafo che trovano supporto anche dal punto di vista grafico dove si può vedere come il modello non si adatti all'iniziale fase di crescita ma bensì tenda a chiudere poco dopo l'inizio della produzione. Anche qui si è applicato il processo SARMAX i cui risultati analitici e grafici (*grafico 42*) sono esposti di seguito:

Previsione con processo SARMAX (2,0,1)x(1,0,1)

SARMAX Model Summary

Parameter	Estimate	Std. Error	t	P-value
AR(1)	1,83213	0,0880052	20,8184	0,000000
AR(2)	-0,87186	0,0831964	-10,4795	0,000000
MA(1)	0,615473	0,143044	4,30268	0,000048
SAR(1)	1,40797	0,0312408	45,0685	0,000000
SMA(1)	1,42635	0,0150308	94,8947	0,000000
PREbm	1,00778	0,00662115	152,207	0,000000
Mean	-0,34281	0,37662	-0,910228	0,365507
Constant	0,00555712			

Estimated white noise variance = 0,0394739 with 78 degrees of freedom

Estimated white noise standard deviation = 0,19868

Grafico 42: grafico del test sui residui

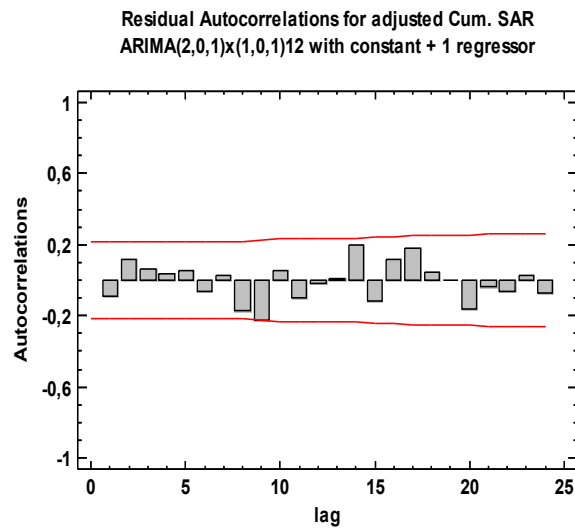
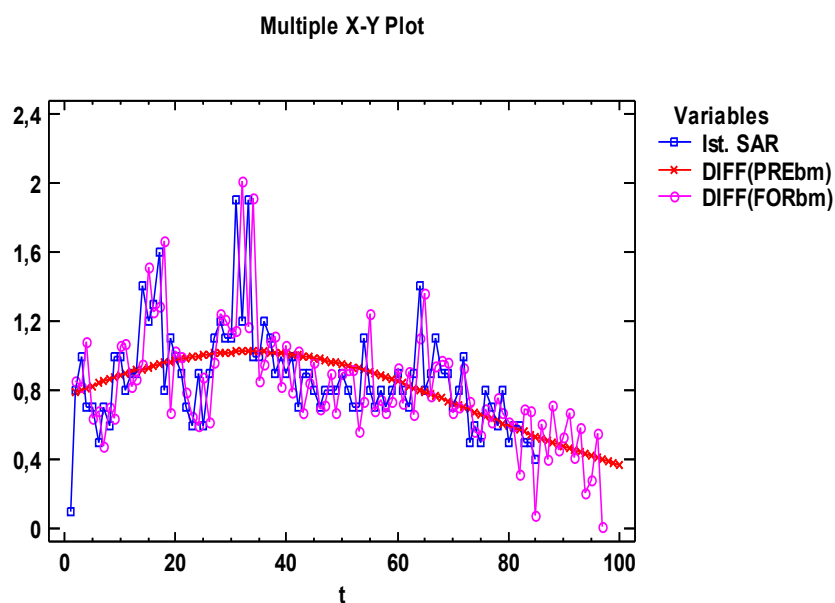


Grafico 43: confronto tra il modello Bass e il processo SARMAX



Successivamente al modello standard di Bass l'analisi è proseguita applicando il modello Guseo-Guidolin. I risultati ottenuti sono descritti di seguito:

La regressione non lineare: il modello Guseo-Guidolin (2009)

Initial parameter estimates:

- K = 140,0
- qc = 0,02
- pc = 0,006
- qs = 0,03
- ps = 0,007

Estimation Results

			<i>Asymptotic</i>	<i>95,0%</i>
		<i>Asymptotic</i>	<i>Confidence</i>	<i>Interval</i>
<i>Parameter</i>	<i>Estimate</i>	<i>Standard Error</i>	<i>Lower</i>	<i>Upper</i>
K	171,232	6852,93	-13466,6	13809,0
qc	-0,0104534	1,41907	-2,8345	2,8136
pc	0,011623	0,931172	-1,84147	1,86472
qs	-0,00922833	0,2516	-0,509928	0,491472
ps	0,0146012	0,0855983	-0,155745	0,184948

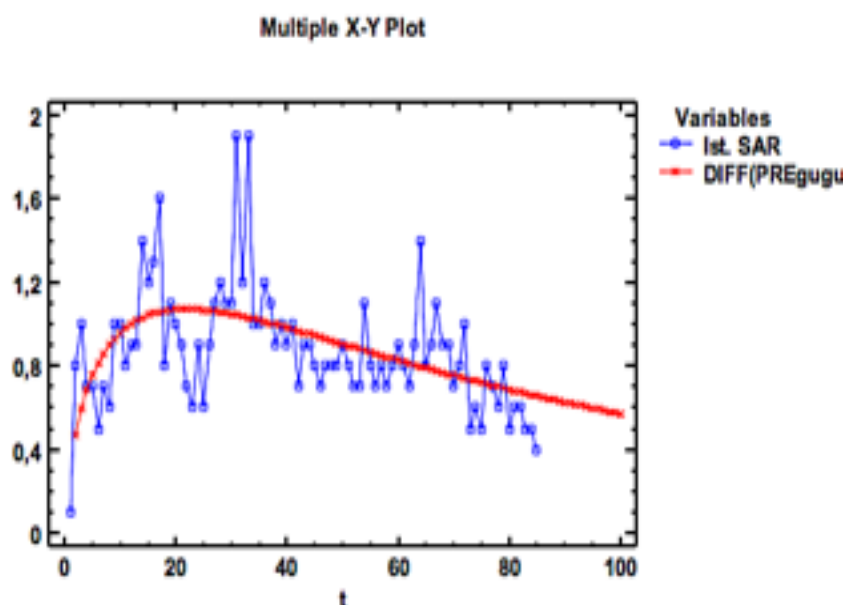
Analysis of Variance

Source	Sum of Squares
Model	176305,
Residual	31,1015
Total	176336,
Total (Corr.)	43928,0

R-Squared = 99,9292 percent

Durbin-Watson statistic = 0,152052

Grafico 44: applicazione del modello Guseo-Guidolin (2009)



Da una preliminare analisi dei risultati che provengono dall'applicazione del modello Guseo-Guidolin, risulta chiaro come quest'ultimo abbia un fitting migliore rispetto al modello precedente e come è già stato detto in precedenza, questo è dovuto soprattutto al fatto che il modello che si sta usando tiene in considerazione la spinta iniziale che il prodotto riceve quando viene immesso nel mercato. Questo giustifica anche il valore più alto che assume R^2 che da un valore di 99,86% passa ad un valore di 99,92%.

Molto soddisfacenti risultano essere anche i valori dei vari parametri che costituiscono il modello e che rientrano ampiamente nei rispettivi intervalli di confidenza.

Anche per il modello in esame si è proceduto all'affinamento con il processo SARMA.

Previsioni con processo SARMA (4,0,1)x(2,0,2)

SARMA Model Summary

Parameter	Estimate	Std. Error	t
AR(1)	1,05237	0,107072	9,8286
AR(2)	0,0140915	0,173791	0,0810831
AR(3)	0,617872	0,139725	4,42206
AR(4)	-0,682928	0,0793129	-8,61056
MA(1)	-0,301993	0,153452	-1,968
MA(2)	-0,362123	0,118674	-3,05141
MA(3)	0,237479	0,129844	1,82895
MA(4)	-0,354478	0,11021	-3,2164
MA(5)	-0,259014	0,12713	-2,0374
SAR(1)	0,638939	0,0780366	8,18768
SMA(1)	0,349608	0,101577	3,44179

Estimated white noise variance = 0,0535027 with 73 degrees of freedom
Estimated white noise standard deviation = 0,231306

Grafico 45: grafico del test sui residui

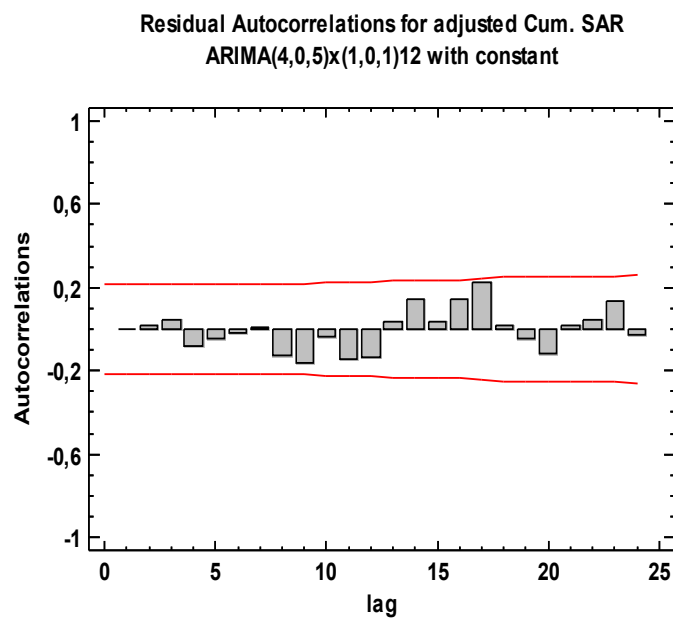
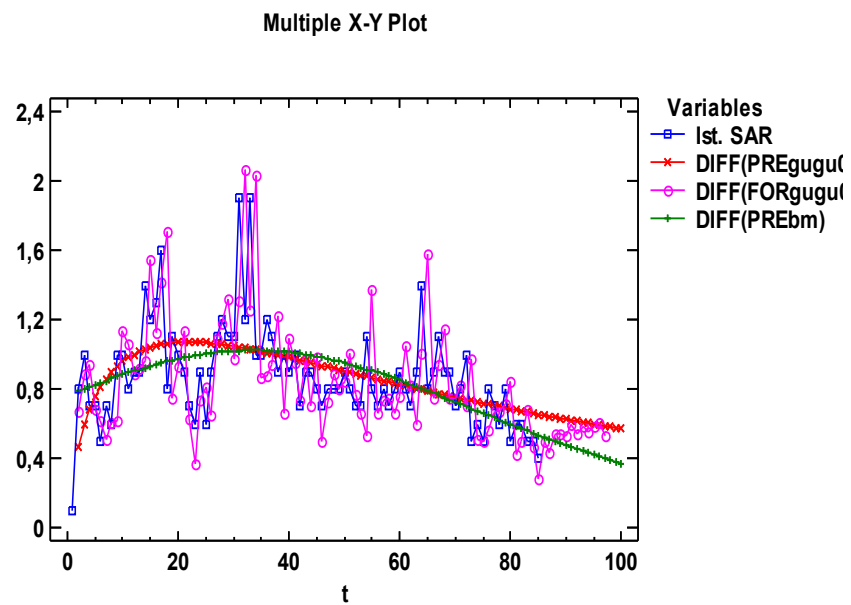


Grafico 46: confronto tra vendite istantanee, modello di Bass (1969), modello Guseo-Guidolin (2009) e SARMA



I risultati del processo SARMA risultano essere soddisfacenti con i rispettivi parametri che assumono valori significativi e con le autocorrelazioni con i test dei vari lag che rientrano all'interno delle bande di riferimento.

Conclusioni

L'obiettivo della tesi com'è stato detto nella premessa, è quello di studiare il processo di diffusione di un'innovazione farmaceutica dove gli aspetti principali del ciclo di vita si intersecano con le tematiche della stagionalità deterministica e stocastica e di arrivare ad effettuare delle previsioni sul futuro ciclo di vita. Obiettivo che si è cercato di raggiungere tramite l'applicazione di vari modelli che hanno un diverso grado di precisione e di affidamento e che hanno permesso lo studio delle variabili che possono andare ad influire sull'intero processo.

Dall'analisi svolta nel capitolo 4 si è potuto notare come la caratteristica comune che caratterizza tutte le singole aree e anche l'intero mercato italiano, è quella che si è trattato di un prodotto che ha una forte spinta iniziale all'ingresso del mercato. Questa caratteristica è dovuta principalmente al fatto che il prodotto è ben supportato dalle attività di marketing da parte dell'azienda produttrice che giungono direttamente all'utilizzatore finale. Molto importante è anche la parte svolta dal processo di comunicazione definito "*word of mouth*" come si può vedere dall'analisi dei valori assunti dai parametri che definiscono le varie quote di imitatori presenti nelle varie aree prese in considerazione.

I modelli in questo caso si sono dimostrati un'utile strumento di analisi in quanto hanno permesso all'azienda di poter sviluppare delle previsioni accurate, come si può vedere dagli indici di adattamento dei modelli (R^2) ottenuti sia per quanto riguarda il mercato italiano sia per le diverse aree Nielsen, utili a sviluppare ed applicare le varie politiche commerciali e di

marketing e, fattore non meno importante in un ambiente estremamente competitivo come il mercato farmaceutico, anticipare il futuro comportamento degli individui.

Dobbiamo d'altro canto affermare che il processo di diffusione di un prodotto e l'avanzamento di alcune previsioni sul suo ciclo di vita risulta influenzato da diversi fattori e parametri non sempre sotto controllo dall'azienda produttrice.

Abbiamo visto, sia per l'intero mercato italiano sia per i diversi contesti geografici analizzati, come il prodotto oggetto di analisi fosse un prodotto affetto da una marcata stagionalità dove il maggior numero di vendite era concentrato nei mesi invernali dell'anno.

La stagionalità rientra nel gruppo di quei fattori che non sono sotto il controllo dell'azienda produttrice o distributrice del prodotto ma che comunque va ad influenzare il processo di diffusione di un'innovazione oltre ai processi operanti all'interno di essa, basti pensare al processo di produzione, di commercializzazione e pubblicizzazione del prodotto stesso.

Tuttavia gli effetti della stagionalità si è cercato di trattarli e metterli in evidenza tramite dei particolari affinamenti dei modelli utilizzati nei paragrafi precedenti, in particolare dapprima con il modello Guseo-Guidolin con componente stagionale ed in seguito con il modello Guseo-Guidolin a due funzioni d'intervento dove abbiamo assistito ad un incremento nell'adattamento del modello ed, ad una migliore capacità predittiva.

Un altro fattore che non appartiene a quelli che l'azienda può tenere sotto controllo è quello dell'adozione e dell'imitazione da parte dei potenziali acquirenti. Anche questi fattori si è cercato di introdurli e di prevederli, per quanto possibile, in specifici modelli ma si deve tener conto che le previsioni che si sono avanzate in merito ai risultati derivanti dall'uso dei modelli sui dati a disposizione, vengono riferite ad un specifico arco temporale e ad una specifica congiuntura economica. Tutto questo fa sì che l'azienda produttrice non possa replicare pedissequamente ed applicare le stesse politiche di produzione e commercializzazione in tempi diversi.

In conclusione, consapevoli del fatto che l'avanzamento di previsioni su processi di diffusione e cicli di vita di prodotti da un'ottica aziendale risulta un'attività complessa che può andare a determinare il risultato complessivo dell'azienda, quest'ultima nel programmare, sviluppare ed attuare le proprie politiche commerciali può contare sui risultati derivanti dall'applicazione dei vari modelli in quanto quest'ultimi si basano su dati di vendita certi realizzati nel corso degli anni e, una volta acquisite le competenze di base, risultano essere di facile applicazione con risultati davvero interessanti che permettono di sviluppare dei piani operativi molto

efficienti, nonché misurare l'efficienza delle campagne di marketing attuate nel periodo di riferimento.

Bibliografia

- Bass, F.M. (1969), “A new product growth model for consumer durables”, *Management Science*, 15, 215-227.
- Bass, F.M., Krishnan, T.V., Jain, D.C. (1994), “Why the Bass model fits without decision variables”, *Marketing Science*, 21 (2), 209-220.
- Dalla Valle A., Furlan C. (2011), “Forecasting accuracy of wind power technology diffusion models across countries”, *International Journal of Forecasting*, 27, 592-601.
- Dalla Valle A., Furlan C. (2014), “Diffusion of nuclear energy in some developing countries”, *International Journal of Forecasting*, 81, 143-153.
- Di Fonzo T., Lisi F. (2005), *Serie Storiche Economiche, Analisi Statistiche e Applicazioni*, Carrocci Editore, Roma.
- Cohen W. M., Levinthal D. A. (1990), “Absorptive capacity: A New Perspective on Learning and Innovation”, *Administrative Science Quarterly*, 35, 128-152.
- Guseo R. (2004), “Interventi strategici e aspetti competitivi nel ciclo di vita di innovazioni”, *Working paper series*, 11.
- Guseo R., Dalla Valle A. (2005), “Oil and Gas Depletion: Diffusion Models and Forecasting under Strategic Intervention”, *Statistical Methods and Applications*, 14 (3), 375-387.
- Guseo R. (2006), *Statistica*, Cedam, Padova, pp. 252-266.
- Guseo R., Dalla Valle A., Guidolin M. (2007), “World Oil Depletion Models: Price Effects Compared with Strategic or Technological Interventions”, *Technological Forecasting and Social Change*, 74 (4), 452-469.

- Guseo, R. (2011), “Worldwide Cheap and Heavy Oil Productions: A Long-Term Energy Model, *Energy policy*, 39 (9), 5572-5577.
- Guseo R., M. Guidolin (2014), “Modelling seasonality in innovation diffusion”, *Tecnological Forecasting & Social Change*, 86, 33-40.
- Guseo R., Mariangela Guidolin (2015), “Technological change in the U.S. music industry: within-product, cross-product and churn effects between competing blockbusters”, *Tecnological Forecasting & Social Change*, 99, 35-46.
- Hamilton, J.D., *Econometria delle serie storiche*, Bologna: Monduzzi Editore, 1995. (testo di consultazione).
- Mahajan, V., Muller, E., Wind, Y., *New-Product Diffusion Models*, Boston: Kluwer Academic Publisher, 2000. (testo di consultazione).
- Piccolo D., *Introduzione all’analisi delle serie storiche*, Roma: NIS, 1990.
- Rogers E. M. (2003), *Diffusion of Innovations*, 5th ed., The Free Press, New York.