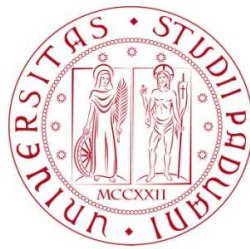


Università degli Studi di Padova
Dipartimento di Scienze Statistiche
Corso di Laurea Magistrale in
Scienze Statistiche



**EVOLUZIONE DELLE VACCINAZIONI ANTI COVID-19:
MODELLI E PREVISIONI PER ALCUNI PAESI**

Relatrice Prof.ssa Mariangela Guidolin
Dipartimento di Scienze Statistiche

Laureanda: Greta Santarelli
Matricola N 2039102

Anno Accademico 2023/2024

Indice

Introduzione	9
1 Definizione del problema e descrizione dei dati	11
1.1 Descrizione del contesto dell'analisi	11
1.2 Presentazione dei dati utilizzati nell'analisi	14
1.2.1 Analisi esplorative	15
2 Il processo di vaccinazione: previsioni con il modello Prophet	22
2.1 Definizione del modello Prophet	22
2.2 Stima del modello Prophet	27
2.3 Applicazione del modello Prophet ai dati sulle vaccinazioni . .	28
2.3.1 Stima del modello Prophet con <i>fable.prophet</i>	44
2.3.2 Valutazione della performance del modello Prophet . .	46
2.3.3 Conclusioni	48
3 Le vaccinazioni: un processo di diffusione dell'innovazione	50
3.1 Definizione del modello Guseo-Guidolin	54
3.1.1 Affinamento ARMAX	56
3.2 Applicazione del GGM ai dati sulle vaccinazioni	58
3.2.1 Conclusioni	83

Conclusioni	84
A	87
A.1 Grafici dei <i>punti di cambio</i> con il modello Prophet (<i>prophet</i>) .	87
A.2 Grafici delle stagionalità con il modello Prophet (<i>prophet</i>) . .	89
A.3 Grafici delle previsioni con il modello Prophet (<i>fable.prophet</i>)	91
A.4 Tabelle dell'affinamento SARMAX	93
A.5 Grafici delle ACF post affinamento SARMAX	97
B	99
B.1 Codici per il Paese Italia	99
Riferimenti	106

Elenco dei codici

B.1	Caricamento del dataset dell'Italia ed analisi preliminari . . .	99
B.2	Stima del modello Prophet e previsioni con la libreria <i>prophet</i> ($h=60$ giorni)	99
B.3	Stima del modello Prophet e previsioni con <i>fable.prophet</i> ($h=60$ giorni)	100
B.4	Stima del GGM, affinamento SARMAX e previsioni ($h=30$ giorni)	101
B.5	Stima del modello di Bass e previsioni, escludendo 30 osserva- zioni	102
B.6	Calcolo del denominatore del MASE	103
B.7	Calcolo del MASE per le previsioni del modello di Bass ($h=30$ giorni)	103
B.8	Calcolo del MASE per le previsioni del modello Prophet con <i>prophet</i> ($h=30$ giorni)	104
B.9	Calcolo del MASE per le previsioni del modello Prophet con <i>fable.prophet</i> ($h=30$ giorni)	105

Elenco delle tabelle

2.1	Italia: <i>punti di cambio (change-points)</i>	31
2.2	Germania: <i>punti di cambio (change-points)</i>	32
2.3	Regno Unito: <i>punti di cambio (change-points)</i>	34
2.4	Cina: <i>punti di cambio (change-points)</i>	35
2.5	Giappone: <i>punti di cambio (change-points)</i>	36
2.6	Vietnam: <i>punti di cambio (change-points)</i>	38
2.7	Stati Uniti: <i>punti di cambio (change-points)</i>	39
2.8	Canada: <i>punti di cambio (change-points)</i>	40
2.9	Cile: <i>punti di cambio (change-points)</i>	42
2.10	Argentina: <i>punti di cambio (change-points)</i>	43
2.11	Brasile: <i>punti di cambio (change-points)</i>	44
3.1	Parametri del GGM	56
3.2	Italia: stime dei parametri del GGM	59
3.3	Germania: stime dei parametri del GGM	62
3.4	Regno Unito: stime dei parametri del GGM	64
3.5	Cina: stime dei parametri del GGM	66
3.6	Giappone: stime dei parametri del GGM	69
3.7	Vietnam: stime dei parametri del GGM	71
3.8	Stati Uniti: stime dei parametri del GGM	73

3.9	Canada: stime dei parametri del GGM	76
3.10	Cile: stime dei parametri del GGM	78
3.11	Argentina: stime dei parametri del GGM	80
3.12	Brasile: stime dei parametri del GGM	82
A.1	Italia: affinamento SARMAX	93
A.2	Germania: affinamento SARMAX	93
A.3	Regno Unito: affinamento SARMAX	94
A.4	Cina: affinamento SARMAX	94
A.5	Giappone: affinamento SARMAX	94
A.6	Vietnam: affinamento SARMAX	95
A.7	Stati Uniti: affinamento SARMAX	95
A.8	Canada: affinamento SARMAX	95
A.9	Cile: affinamento SARMAX	96
A.10	Argentina: affinamento SARMAX	96
A.11	Brasile: affinamento SARMAX	96

Introduzione

Il processo di vaccinazione anti Covid-19 è stato ed è tuttora un fenomeno di centrale importanza e per questo è interessante valutarne l'andamento futuro e capire quali aspetti ne hanno incentivato la diffusione.

Quest'analisi viene condotta in riferimento ad alcuni Paesi del mondo in modo da evidenziare la presenza di eventuali differenze tra i vari Stati.

I dati riguardano le dosi somministrate relativamente alla popolazione nei Paesi analizzati. Tali dati sono analizzati secondo due logiche: nella prima fase dell'analisi si considerano le serie storiche cumulate, per poi spostare l'attenzione sulle corrispondenti serie istantanee, preventivamente lisciate.

Gli strumenti utilizzati in quest'analisi sono il modello Prophet, considerato per finalità previsive con l'ausilio di due diversi pacchetti statistici e stimato sulle serie cumulate, ed il modello Guseo-Guidolin, utilizzato per condurre un'analisi esplicativa del fenomeno di interesse, permettendo di cogliere i fattori che hanno portato alla crescita e allo sviluppo del processo di vaccinazione. Per questo secondo approccio di modellazione viene anche proposto un affinamento SARMAX capace di cogliere elementi di autocorrelazione residua dovuta a stagionalità ed altre componenti non catturate dal modello principale.

La tesi si articola nel seguente modo: nel primo capitolo viene definito il contesto in cui si colloca l'analisi, ripercorrendo le varie fasi della diffusione

del Covid-19 e spiegando gli aspetti che caratterizzano il processo di vaccinazione. Inoltre, vengono descritti i dati utilizzati e si effettuano delle analisi esplorative per condurre una prima valutazione del fenomeno nei vari Paesi selezionati.

Nel secondo capitolo viene introdotta la teoria del modello Prophet e vengono effettuate le previsioni considerando i dati cumulati e ponendo l'attenzione sulle stime del modello Prophet, ottenute con la prima libreria disponibile.

Il capitolo si conclude con l'analisi del modello Prophet, stimato con la seconda libreria (*fable.prophet*), in riferimento al Regno Unito ed al Vietnam con la conseguente scelta del modello migliore tramite il MASE; inoltre, segue la valutazione della performance del modello Prophet per tutti i Paesi, considerando anche in questo caso la precedente misura di errore (MASE).

Nel terzo capitolo, viene illustrata la teoria del modello Guseo-Guidolin e vengono mostrati i risultati legati alla stima del modello per i vari Paesi. L'attenzione viene posta sull'interpretazione dei parametri e sulla valutazione degli aspetti che hanno avuto un impatto maggiore sulla diffusione dei vaccini anti Covid-19. In seguito, vengono presentate anche le previsioni, ottenute con il GGM affinato.

La tesi si conclude, infine, con alcune considerazioni sul processo di vaccinazione e sulla sua evoluzione nei vari Paesi analizzati, con riferimento anche ai possibili sviluppi futuri, tenendo conto dei fattori che ricoprono un ruolo di centrale importanza in questo contesto.

Capitolo 1

Definizione del problema e descrizione dei dati

1.1 Descrizione del contesto dell'analisi

Il contesto di analisi di questa tesi riguarda l'evoluzione del Covid-19 e del processo di vaccinazione, che si è sviluppato in seguito allo scoppio della pandemia.

Come si sa, il Covid-19 è stato denominato così dall'Organizzazione Mondiale della Sanità (OMS) a partire dall'11/2/2020; si tratta di una malattia respiratoria causata da un virus, che è stato rinominato come SARS-CoV-2, ed il primo caso accertato è stato identificato a Wuhan, in Cina, nel dicembre 2019. I sintomi sono variabili e circa l'81% delle persone sviluppa sintomi moderati, mentre il 14% sintomi più forti ed il 5% sintomi critici; inoltre, in alcuni casi l'infezione provoca danni permanenti ad alcuni organi.

Il Covid-19 si trasmette quando le particelle infette entrano in contatto con occhi, naso o bocca ed il rischio è più alto quando le persone si trovano vic-

no, anche se piccole particelle contenenti il virus possono rimanere nell'aria e muoversi oltre certe distanze, soprattutto in luoghi chiusi.

In questo contesto, uno dei ruoli centrali e controversi è giocato dagli individui cosiddetti asintomatici, ossia coloro che non manifestano sintomi ma sono infetti e, quindi, possono trasmettere la malattia.

Riguardo questo aspetto, l'Organizzazione Mondiale della Sanità (OMS) ha dichiarato che il contagio con gli individui asintomatici è possibile ma non avviene frequentemente, mentre il canale di trasmissione più importante è rappresentato dal contatto con gli individui sintomatici, ossia coloro che manifestano i sintomi. Questa idea, però, è stata contestata da vari scienziati e ricercatori, tra cui il prof. Andrea Crisanti, microbiologo e professore ordinario di microbiologia presso l'Università degli Studi di Padova, il quale allo scoppio della pandemia ha condotto uno studio sui cittadini di Vo' Euganeo, uno dei primi due grandi focolai dell'infezione in Italia.

Questo studio ([2020b](#)) ha confermato l'importanza degli individui asintomatici nella trasmissione e diffusione del virus, infatti su una popolazione reale, quella di Vo', di 2 800 individui al primo campionamento, avvenuto dal 21 al 29 febbraio 2020, e di 2 300 al secondo, in data 7/3/2020, il 43% dei positivi è risultato asintomatico.

L'impatto che ha avuto l'infezione da SARS-CoV-2 a livello mondiale è stato molto rilevante, infatti fino all'11/3/2020 erano stati registrati più di 118 000 casi in 114 Paesi e 4 219 decessi; per questo, l'Organizzazione Mondiale della Sanità (OMS) ha dichiarato che l'epidemia di Covid-19 può essere considerata una pandemia, dopo aver valutato i livelli di gravità e la diffusione globale dell'infezione.

Come tutti ricordano, nei mesi successivi all'inizio della pandemia, per contrastare la diffusione dell'infezione da SARS-CoV-2 sono state messe in atto

varie restrizioni e normative da parte delle istituzioni dei vari Paesi del mondo, come l'obbligo della mascherina, evitare luoghi affollati, mantenere una distanza di sicurezza; inoltre, nel corso del tempo è stata vietata la circolazione delle persone (i cosiddetti *lockdown*) in modo da ridurre i contatti con gli altri e per molti mesi sono state imposte regole severe anche riguardo i viaggi tra i vari Paesi.

In questo contesto, un passo cruciale per limitare i decessi causati dal Covid-19, la diffusione del virus e l'aggravarsi delle condizioni di salute è stato rappresentato dai vaccini.

Il primo vaccino anti Covid-19 ha ottenuto l'approvazione il 2/12/2020 dall'MHRA, ossia l'Agenzia di regolamentazione dei medicinali e dei prodotti sanitari del Regno Unito. L'utilizzo, data l'emergenza sanitaria, è stato concesso anche dalla Food and Drug Administration (FDA). Va ricordato che i primi vaccini prevedevano due dosi, ad eccezione del vaccino Janssen caratterizzato da una dose singola.

Secondo uno studio condotto dai ricercatori dell'Imperial College (Watson et al. (2022)), l'introduzione della vaccinazione nell'anno 2021 ha dimezzato il numero di morti attese per Covid-19 nel mondo, evitando quasi 20 milioni di decessi. Inoltre, nel settembre 2022, l'Istituto Superiore di Sanità ha stimato tramite una diversa metodologia che l'introduzione della vaccinazione in Italia ha permesso di evitare 518 000 ospedalizzazioni, 57 000 ricoveri in terapia intensiva e 150 000 morti.

In Italia, inoltre, secondo l'Istituto Superiore di Sanità, solo nel mese di gennaio 2022, caratterizzato dalla predominanza della variante Omicron, altamente diffusiva, in cui sono state osservate un totale di 4,3 milioni di diagnosi di infezione da SARS-CoV-2, la vaccinazione ha permesso di evitare un totale di 5,2 milioni di casi di infezione, 228 000 ospedalizzazioni, 19 000 ricoveri in

terapia intensiva e 74 000 decessi.

Dunque, il processo di vaccinazione anti Covid-19 appare un fenomeno di particolare rilevanza che ha caratterizzato le vicende di vari Paesi nel mondo; per questo, risulta interessante condurre un'analisi accurata che permetta di valutare l'evoluzione delle vaccinazioni anti Covid-19 in alcuni Stati e di prevederne l'andamento tramite opportuni modelli.

L'obiettivo della modellazione proposta in questa tesi è duplice: da un lato si intende fornire una visione prospettica producendo delle previsioni future sull'andamento delle vaccinazioni anti Covid-19 nei Paesi presi in considerazione, dall'altro si vuole cercare di comprendere le caratteristiche di tale fenomeno per come si è sviluppato fino ad ora, mettendo in luce i fattori che hanno determinato una positiva crescita nel tempo del processo di vaccinazione.

1.2 Presentazione dei dati utilizzati nell'analisi

Per svolgere l'analisi si fa riferimento ai dati sulle vaccinazioni anti Covid-19, estratti dal sito <https://ourworldindata.org/covid-vaccinations>.

Il dataset originale presenta 350 048 osservazioni giornaliere che vanno dal 3/1/2020 al 19/10/2023 e come variabili la data in formato *yy-mm-dd*, i dati cumulati delle vaccinazioni effettuate fino a quella data per 100 persone nella popolazione totale, quindi in termini relativi rispetto alla popolazione, ed il Paese.

L'attenzione viene posta in un primo momento sui dati cumulati, estraendo per ogni Paese le osservazioni corrispondenti; successivamente, si considerano i dati istantanei, che vengono preventivamente liscati tramite una media mobile con una finestra temporale di 6 mesi.

Considerare in un primo momento le serie storiche cumulate e, poi, i dati istantanei lisciati permette di rispondere ad una duplice richiesta: da un lato prevedere l'andamento futuro delle vaccinazioni nei Paesi analizzati e dall'altro valutare l'evoluzione dei vaccini nel corso del tempo, facendo emergere gli aspetti che ne hanno incentivato la diffusione.

1.2.1 Analisi esplorative

I Paesi considerati nell'analisi sono scelti ragionevolmente e vengono divisi in due gruppi.

Il primo gruppo è formato dai seguenti Paesi, citati in base alla collocazione geografica per continente: Italia, Germania, Regno Unito (Europa) e Cina, Giappone, Vietnam (Asia). Il secondo, invece, dal continente americano, ossia Stati Uniti, Canada, Cile, Argentina e Brasile.

Riguardo al primo gruppo, viene scelta innanzitutto l'Italia, essendo il nostro Paese, per cui risulta ovviamente importante comprendere l'andamento che hanno avuto le vaccinazioni nel contesto sociale italiano.

Successivamente, oltre l'Italia, viene considerata anche la Germania perchè risulta interessante valutare un altro Paese europeo sviluppato, il quale appartiene alla stessa area geografica dell'Italia e ricopre un ruolo importante nel contesto europeo. Considerando i confini territoriali europei, viene scelto il Regno Unito, la cui uscita dall'Unione Europea è avvenuta nel gennaio 2020, poichè è tra i Paesi più rilevanti in termini di dosi somministrate; inoltre, fin dall'inizio della pandemia ha seguito delle proprie politiche e strategie, come ad esempio un primo tentativo di perseguire il raggiungimento della cosiddetta immunità di gregge, non perfettamente in linea con quelle degli altri Stati dell'Unione Europea. Risulta interessante analizzare il Regno Unito per un secondo aspetto legato propriamente ai vaccini. Infatti, a questo proposito,

è bene sottolineare che il vaccino AstraZeneca è stato sviluppato presso il Jenner Studio dell'Università di Oxford e dal 30/12/2020 è stato approvato il suo utilizzo nel programma di vaccinazione inglese. Quindi, il Regno Unito inizialmente ha basato la propria campagna vaccinale su un vaccino sviluppato da studiosi e medici del proprio Paese e questo è un aspetto importante poichè ha permesso al Regno Unito di evitare l'acquisto di vaccini esteri, accelerando i tempi legati all'immediata disponibilità di vaccini e facilitando l'accettabilità di quest'innovazione.

Successivamente, il focus viene spostato fuori dal continente europeo analizzando la Cina, il Giappone e il Vietnam. Viene scelta la Cina per il suo ruolo centrale rispetto alla diffusione del Covid-19, infatti i primi casi si sono verificati a Wuhan, in Cina, nel dicembre 2019; il Giappone viene considerato poichè risulta uno dei Paesi più rilevanti in termini di dosi somministrate.

Lo stesso vale per il Vietnam, che rientra nei primi Stati scelti per l'analisi dal momento che è caratterizzato da un elevato numero di vaccinazioni, nonostante non rientri tra i Paesi più sviluppati al mondo.

In secondo luogo, per ampliare ed approfondire l'analisi dell'evoluzione delle vaccinazioni viene selezionato un secondo insieme di Paesi. In questo caso, la scelta si basa principalmente su una precisa area geografica, focalizzando l'attenzione sul continente americano: Stati Uniti, Canada, Cile, Argentina e Brasile. A questo proposito, risulta interessante valutare la presenza di differenze tra gli Stati dell'America del Nord e quelli dell'America del Sud in riferimento a questo fenomeno, anche in considerazione di differenze economico-sociali e di posizionamento geografico.

Considerando tutti i Paesi in analisi, per ognuno si seleziona un preciso intervallo temporale, in riferimento al periodo di tempo in cui si hanno effettivamente le osservazioni riguardanti le dosi somministrate; si valuta la presenza

di dati mancanti in quest'intervallo ed in caso affermativo questi vengono imputati ragionevolmente.

Il metodo di imputazione scelto consiste nel sostituire il valore mancante con il valore osservato precedente; viene selezionato questo metodo poichè nell'analisi non implica variazioni in termini di variabilità ed a livello concettuale risulta coerente sostituire un valore mancante col precedente osservato.

Una volta imputati i dati mancanti, vengono considerati i corrispondenti grafici delle serie storiche cumulate, a partire dall'intervallo temporale selezionato, ed anche quelli delle serie storiche istantanee lisciate.

A questo proposito, l'intervallo temporale della serie istantanea è lo stesso dei dati cumulati generalmente per tutti i Paesi: l'unica differenza sta nel posticipare di un giorno l'inizio del periodo considerato e questo deriva da motivi legati all'estrazione dei dati istantanei e dal successivo lisciamiento. Infatti, per calcolare i dati istantanei si effettua una differenza tra due dati cumulati successivi e, quindi, il primo dato istantaneo sarà riferito al giorno successivo rispetto alla data di inizio dell'intervallo poichè non è disponibile il valore cumulato precedente.

Come si può vedere dai grafici 1.1 e 1.2, ogni Paese è caratterizzato da un preciso intervallo temporale, in base all'inizio della campagna vaccinale; a questo proposito, riguardo al Vietnam è bene sottolineare che l'intervallo temporale termina il 3/7/2022 anche se in <https://ourworldindata.org/covid-vaccinations> l'intervallo si conclude il 30/6/2023. Si sceglie di ridurre l'intervallo, perchè dopo il 3/7/2022 vi sono molti dati mancanti e, quindi, imputarli tutti porterebbe a prevedibili forzature.

Infatti, parlando dei dati mancanti, la Cina, il Vietnam e il Brasile sono i Paesi che ne presentano un numero maggiore, rispettivamente 108, 99 e 101. Invece, per la Germania, gli Stati Uniti, l'Argentina sono disponibili tutte le

osservazioni, mentre il Regno Unito presenta solo 1 dato mancante. Nel caso dell'Italia vi sono 16 valori mancanti, mentre il Giappone ne presenta 17 e il Canada 11.

Dunque, dai grafici della figura 1.1, si può notare che le serie storiche cumulate sono caratterizzate da un andamento crescente, che in un certo istante arriva ad un punto di saturazione, raggiungendo così una stabilizzazione; questo vale per tutti i Paesi analizzati, ad eccezione del Vietnam, la cui serie cumulata non arriva negli ultimi istanti temporali ad un punto di saturazione, ma continua a crescere. I vari Paesi, inoltre, si differenziano tra loro per il livello di saturazione che viene raggiunto, in base appunto al numero di dosi somministrate nell'intervallo temporale selezionato; a questo proposito, il Giappone ed il Cile sono gli Stati più rilevanti in termini di vaccini effettuati rispetto agli altri che invece presentano un numero di dosi inferiore.

Dalle serie cumulate dei vari Paesi si nota che il processo di vaccinazione è caratterizzato da più ondate e questo è testimoniato dall'andamento dei grafici di tutti i Paesi, anche se nel caso del Vietnam, dell'Argentina e del Brasile questo aspetto è meno evidente.

Riguardo le serie storiche istantanee (lisciate) rappresentate nella figura 1.2, ogni Paese presenta il suo andamento, ma in linea generale è sempre caratterizzato da una crescita iniziale fino al raggiungimento di un picco, seguita da una decrescita, con alcune differenze tra i vari Paesi nel periodo centrale in termini di oscillazioni e velocità di decrescita. La maggior parte dei Paesi è caratterizzata da un picco rilevante, seguito da una forte decrescita, presentando quindi un andamento a campana.

Inoltre, per alcuni Stati come l'Italia, la Cina, l'Argentina ed il Brasile la serie istantanea negli ultimi istanti presenta valori attorno allo 0, testimoniando un forte rallentamento nella somministrazione delle dosi. Invece, nel

caso del Vietnam la decrescita del numero di dosi somministrate è più lenta, infatti negli ultimi istanti continua ad evolversi il processo di vaccinazione ed il numero di dosi somministrate risulta elevato; questo vale anche per il Giappone, che presenta altre due ondate importanti, oltre il picco principale. Come emerge dai grafici delle serie cumulate (1.1), in molti Stati vi sono più ondate e questo è visibile anche dai grafici delle serie istantanee (1.2), anche se non hanno tutte la stessa rilevanza, infatti nel caso del Vietnam, dell'Argentina e del Brasile gli altri picchi hanno un impatto minore.

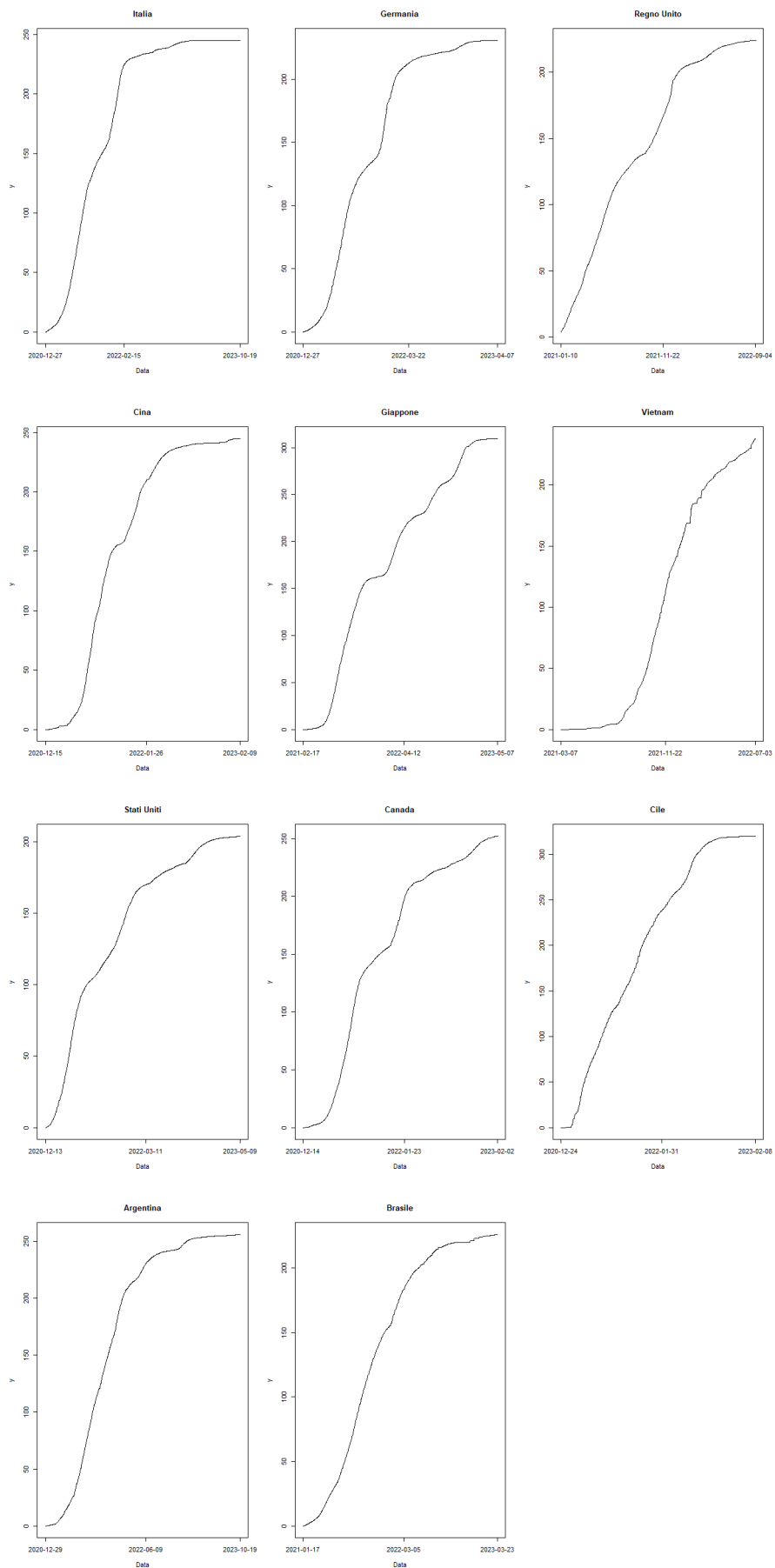


Figura 1.1: Serie storiche cumulate

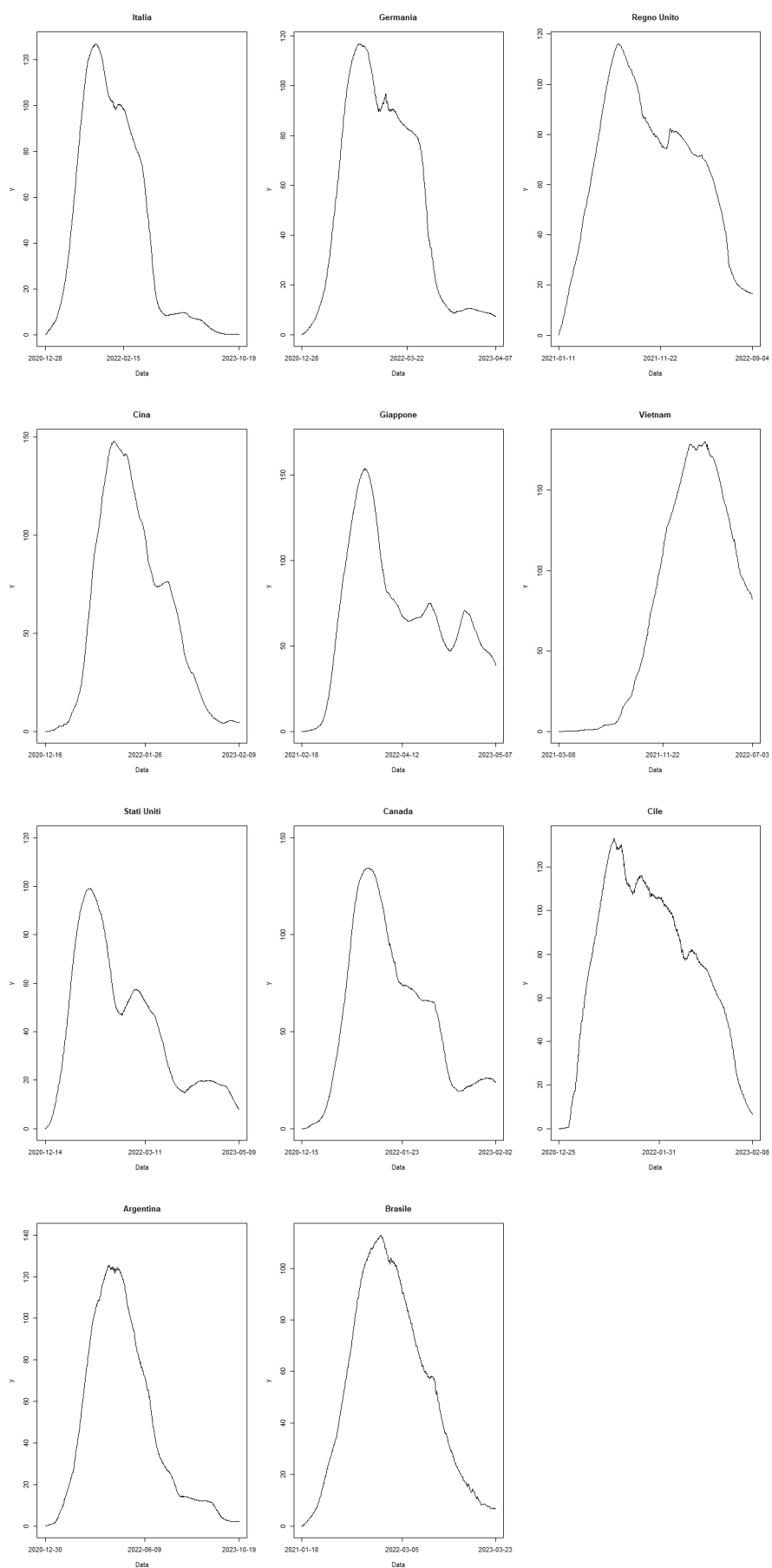


Figura 1.2: Serie storiche istantanee (lisciate)

Capitolo 2

Il processo di vaccinazione: previsioni con il modello Prophet

In questo capitolo, si procede alla elaborazione di alcune previsioni sul processo di vaccinazione per i Paesi considerati utilizzando il modello Prophet di Taylor e Letham ([2018](#)).

2.1 Definizione del modello Prophet

Il modello Prophet rappresenta un approccio metodologico per la previsione di serie storiche caratterizzate da trend, stagionalità ed altre componenti di calendario, sviluppato in ambito aziendale da due ricercatori, Taylor e Letham, che operavano presso Meta Platforms, Inc..

Il modello Prophet considera la serie storica $y(t)$ come la somma di trend ($g(t)$), stagionalità ($s(t)$), festività ($h(t)$) ed errore ($e(t)$) ed è definito dalla seguente equazione:

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + e(t). \quad (2.1)$$

Il trend modella i cambiamenti non periodici, la stagionalità rappresenta i cambiamenti periodici (ad esempio settimanali, mensili ecc.), $h(t)$ invece rappresenta l'effetto delle festività, che si verificano irregolarmente e che modificano temporaneamente la serie storica ed, infine, $e(t)$ è il termine d'errore, il quale rappresenta i cambiamenti che non vengono colti dal modello e, secondo un'assunzione parametrica, si distribuisce come una Normale.

Come osservato da Taylor e Letham (2018), il modello Prophet si differenzia dall'approccio basato sui modelli ARIMA, i quali invece tengono esplicitamente conto della struttura di dipendenza temporale nei dati.

Nonostante vengano lasciati da parte alcuni vantaggi inferenziali dei modelli ARIMA, il modello Prophet presenta degli aspetti positivi, come la flessibilità, permettendo così di fare varie assunzioni, ad esempio sul trend; inoltre, presenta parametri facilmente interpretabili, l'adattamento del modello è rapido e, a differenza dei modelli ARIMA, le osservazioni non devono essere regolarmente collocate e non è necessario interpolare i dati mancanti.

Dunque, è un modello che presenta robustezza nel caso di dati mancanti, di *outliers* e di cambiamenti frequenti di trend.

Per quanto riguarda la componente di trend, si può avere un trend non lineare o un trend lineare ed il modello Prophet modella in modo diverso queste due tipologie. Nel primo caso, si parla di modello con crescita saturante.

Questo modello viene utilizzato quando il fenomeno presenta un trend crescente non lineare che può raggiungere al massimo il suo punto di saturazione.

Questo trend viene modellato tramite una funzione logistica, come segue:

$$g(t) = \frac{C}{1 + \exp(-k(t - m))}, \quad (2.2)$$

dove C è la capacità portante; m è un parametro di compensazione e k è il tasso di crescita. C può essere fissa nel tempo o variabile ed, in questo secondo caso, viene indicata come: $C(t)$. Anche il tasso di crescita k può variare nel tempo.

A questo proposito, viene introdotto il concetto di *punti di cambio*, denominati *change-points*, i quali sono dei punti dove il tasso di crescita può variare. Ponendo l'assunto della presenza di S *punti di cambio* (*change-points*) al tempo s_j , con $j=1\dots S$, viene definito un vettore $\delta \in R^s$ di aggiustamenti del tasso, dove δ_j è la variazione del tasso che si verifica all'istante s_j .

Il tasso di crescita al tempo t è pari al tasso base k , a cui si aggiunge la somma degli aggiustamenti che sono avvenuti fino a quell'istante: $k + \sum_{j:t>s_j} \delta_j$. Può essere definito anche tramite un vettore $a_t \in (0, 1)^s$, dove il generico

$$a_j = \begin{cases} 1 & \text{se } t > s_j \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}.$$

Dunque, il tasso al tempo t è $k + a_t^T \delta$.

Quando il parametro k viene modificato, anche il parametro m va aggiustato per connettere i punti finali dei segmenti. L'aggiustamento al tempo j è il seguente:

$$\gamma_j = \left(s_j - m - \sum_{l<j} \gamma_l \right) \left(1 - \frac{k + \sum_{l<j} \delta_l}{k + \sum_{l \leq j} \delta_l} \right). \quad (2.3)$$

Il secondo caso, invece, consiste nel trend lineare e qui il tasso di crescita k risulta costante; il trend viene definito come segue:

$$g(t) = (k + a_t^T \delta)t + (m + a_t^T \gamma), \quad (2.4)$$

dove, come nel caso precedente, k è il tasso di crescita, δ il vettore degli aggiustamenti del tasso, m il parametro di compensazione e γ_j è impostato così: $-s_j \delta_j$, per rendere la funzione continua.

In questo elaborato, verranno considerate serie storiche caratterizzate da trend non lineare.

Riguardo i *punti di cambio* (*change-points*), questi possono essere selezionati automaticamente entro un insieme di candidati, come in quest'analisi, oppure possono essere specificati manualmente nel caso in cui si conoscano i punti in cui il trend varia. Di solito, viene scelto un grande numero di *punti di cambio* (*change-points*) e si pone $\delta_j \sim Laplace(0, \tau)$, dove il parametro τ controlla la flessibilità del modello nella modifica del tasso.

Per quanto riguarda la componente di stagionalità, ossia $s(t)$, il modello Prophet considera la presenza di molteplici componenti stagionali ed utilizza la serie di Fourier per modellare questi effetti periodici. Il periodo della serie storica viene definito con P e, tramite la serie di Fourier, $s(t)$ viene modellata così:

$$s(t) = \sum_{n=1}^N \left(a_n \cos\left(\frac{2\pi nt}{P}\right) + b_n \sin\left(\frac{2\pi nt}{P}\right) \right). \quad (2.5)$$

Devono essere stimati $2N$ parametri $\beta = [a_1, b_1, \dots, a_N, b_N]$; nel caso di stagionalità annuale $N=10$, invece nel caso settimanale $N=3$.

Aumentare N permette di adattare modelli stagionali che cambiano rapidamente. Dunque, la componente stagionale può essere definita così:

$$s(t) = X(t)\beta, \quad (2.6)$$

dove $X(t)$ è la matrice dei vettori della stagionalità per ogni valore di t , mentre si assume che $\beta \sim N(0, \sigma^2)$; la scelta di questi parametri può essere automatizzata utilizzando una procedura di selezione del modello, come ad esempio l'AIC.

Con $h(t)$, invece, si indicano le festività, che solitamente hanno un impatto sulla serie storica simile anno per anno; i loro effetti sono assunti indipendenti tra loro e per ogni Stato viene definita una lista di giorni di festa nazionale in aggiunta alle vacanze globali.

Per ogni festività i , viene definito D_i , ossia l'insieme delle date passate di quella festività. In questo contesto, viene aggiunta una funzione indicatrice che indica qual è l'istante t durante la festività i ed ad ogni festività viene assegnato un parametro κ_i , che è il corrispondente cambiamento nella previsione. Dunque:

$$h(t) = Z(t)\kappa, \quad (2.7)$$

dove si assume $\kappa \sim N(0, \nu^2)$, mentre $Z(t)$ è una matrice di regressori, definita in questo modo:

$$Z(t) = [\mathbf{1}(t \in D_1), \dots, \mathbf{1}(t \in D_L)].$$

In alcuni casi, è importante considerare come giorni di festa anche i giorni vicini alla festività stessa e per fare questo si inseriscono dei parametri aggiuntivi per questi giorni che rientrano nella finestra temporale attorno alla

festività, i quali vengono considerati come la festività stessa.

Nelle analisi condotte in questo elaborato non vengono effettuate scelte sulla componente $h(t)$.

2.2 Stima del modello Prophet

Dal punto di vista pratico, per stimare il modello Prophet su R è possibile utilizzare due librerie: *prophet* (2021b) e *fable.prophet* (2020a).

Per quanto riguarda la prima, si tratta della libreria originaria che permette di stimare un modello Prophet, a partire da una serie caratterizzata da stagionalità e da trend non lineare.

Quest'ultimo viene stimato tramite una funzione logistica, mentre la stagionalità entra nel modello in modo additivo. Questa libreria permette di definire il numero di *punti di cambio* (*changepoints*), che di default è pari a 25, e consente di regolare il parametro *changepoint.prior.scale*.

Si tratta di un parametro di regolazione, che può essere modificato: assegnare un valore più alto al parametro permette di aumentare la flessibilità del trend. Inoltre, tramite questa libreria è possibile anche definire la posizione dei *punti di cambio* (*changepoints*), ossia inserirli ad esempio nel primo 80% della serie, come di default, oppure altrove.

Nella maggior parte dei casi, come anche in questo elaborato, si decide di collocarli nel primo 80% in modo da avere un ampio margine per proiettare il trend in avanti ed evitare fluttuazioni alla fine della serie.

Come detto, la libreria *prophet* (2021b) inserisce le stagionalità in modo additivo e permette anche di estrarre i grafici di ogni stagionalità, nel caso ve ne siano molteplici.

Questo aspetto potrebbe essere vincolante in alcuni casi, poichè non necessa-

riamente le stagionalità sono additive; per questo motivo, viene anche considerata la seconda libreria *fable.prophet* (2020a), la quale permette di definire in che modalità le stagionalità entrano nel modello, ossia se in modo additivo o moltiplicativo.

Questa seconda libreria da un lato consente di definire manualmente il tipo di stagionalità, sulla base dell'andamento della serie, dall'altro, però, non permette di definire il numero di *punti di cambio* (*changepoints*) o di regolare il parametro *changepoint.prior.scale*, come invece accade in *prophet* (2021b). Anche qui, sono disponibili in output vari grafici, tra cui il grafico delle previsioni *out of sample*, mentre non viene mostrato l'adattamento del modello Prophet stimato sulle osservazioni.

Nelle analisi condotte in questo elaborato, per ogni Paese verranno stimati entrambi i modelli Prophet, ma l'attenzione verrà posta principalmente sul modello Prophet stimato con la prima libreria. Nei casi in cui, invece, *fable.prophet* (2020a) porta a risultati diversi, questi verranno analizzati in modo approfondito e si valuterà quale tra i due modelli Prophet risulta migliore in termini di previsione.

2.3 Applicazione del modello Prophet ai dati sulle vaccinazioni

Come descritto nel primo capitolo, dal dataset originale vengono estratti i dati cumulati e la data, selezionando di volta in volta le osservazioni riferite ad ognuno dei Paesi che si va poi ad analizzare.

Le serie storiche dei Paesi, ottenute a partire dai corrispondenti dati cumulati, sono caratterizzate da una chiara stagionalità, propria del processo di vaccinazione anti Covid-19, e da un trend non lineare.

Come chiarito in precedenza, il trend non lineare viene modellato dal modello Prophet tramite una funzione logistica; a questo proposito, dal momento che il modello prevede la presenza di un punto di saturazione, è necessario definire la capacità portante massima raggiungibile.

Infatti, oltre alla data e ai dati cumulati, viene aggiunta una variabile *cap*, ossia la capacità portante. In questo contesto, la capacità portante è costante nel tempo e viene definita sulla base dell'ultimo valore osservato: viene scelto come *cap* un valore leggermente superiore all'ultima osservazione cumulata. Tale procedura vale per ogni Paese, il quale avrà una capacità portante diversa dagli altri, in base appunto all'ultimo dato cumulato osservato.

Per tenere conto della componente stagionale che caratterizza le serie, vengono stimate le tre stagionalità standard (annuale, settimanale e giornaliera) per riuscire a cogliere tutto il pattern stagionale nella sua complessità. Vengono scelte queste stagionalità dal momento che risulta verosimile la loro presenza in riferimento al fenomeno analizzato.

In un primo momento, vengono stimate dalla prima libreria, ossia *prophet* (2021b), in modo additivo e viene confermata la loro presenza dai rispettivi grafici, presenti nell'Appendice A; poi, viene anche considerata la seconda libreria, *fable.prophet* (2020a), che permette di definire la modalità con cui le stagionalità entrano nel modello, anche se nella maggior parte dei casi porta agli stessi risultati in termini predittivi. Per questo, le previsioni ottenute con *fable.prophet* (2020a) vengono analizzate solo nei casi in cui vi sono delle differenze rispetto al primo modello Prophet, ma nonostante ciò gli altri risultati vengono inseriti nell'Appendice A.

È bene sottolineare il fatto che la distinzione tra il tipo di stagionalità non è sempre così netta e la scelta non è dunque così immediata, ma considerare le due librerie permette di svolgere una valutazione più completa e dettagliata.

A questo punto, il dataset su cui si lavora di volta in volta presenta tre variabili: data, nel formato *yy-mm-dd*, le dosi somministrate cumulate in termini relativi, e *cap*.

In base al Paese che si analizza, vengono selezionate le osservazioni ad esso riferite, viene considerato un intervallo temporale ben preciso e vengono imputati i valori mancanti, come descritto nel capitolo 1.

Si presentano innanzitutto i risultati ottenuti stimando il modello Prophet sui dati cumulati d'interesse con la procedura disponibile nella libreria *prophet* (2021b).

Riguardo la prima libreria, la scelta del numero dei *punti di cambio*, selezionati sempre automaticamente, dipende dall'andamento della serie storica, dalla presenza o meno di eventuali cambiamenti nel trend, mentre il valore del parametro di regolazione è legato alla più o meno forte flessibilità del trend stesso, regolabile appunto tramite *changepoint.prior.scale*.

Si effettuano le previsioni e come orizzonte di previsione si sceglie 60 giorni, ossia due mesi, dal momento che è un periodo non troppo ampio ma che permette ragionevolmente di valutare un possibile andamento futuro.

Italia

Il primo Paese considerato è l'Italia; viene stimato il modello Prophet fissando il numero di *punti di cambio* (*changepoints*) pari a 15 ed il parametro di regolazione pari a 0.1, mentre *cap* pari a 350.

Viene inserito il grafico (2.1) del modello Prophet, in cui vi sono anche le previsioni in avanti con una finestra temporale pari a 60 giorni. Il grafico suggerisce un buon adattamento del modello; le previsioni sono in linea con l'andamento delle ultime osservazioni, dimostrando il fatto che il processo di vaccinazione non sembra presentare ulteriori sviluppi, ma è prossimo alla sua

conclusione ed è caratterizzato da una stabilità.

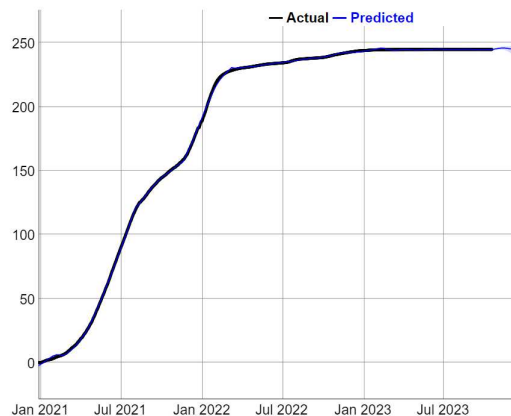


Figura 2.1: Italia: stima e previsioni secondo il modello Prophet

Inoltre, è possibile anche capire dove sono collocati i *punti di cambio*, che in tutta l'analisi sono posti nel primo 80% delle osservazioni; vengono selezionati automaticamente e corrispondono alle date riportate in tabella 2.1.

20/2/2021	15/4/2021	9/6/2021	3/8/2021	26/9/2021
20/11/2021	14/1/2022	9/3/2022	3/5/2022	27/6/2022
20/8/2022	14/10/2022	8/12/2022	31/1/2023	27/3/2023

Tabella 2.1: Italia: *punti di cambio* (*changepoints*)

In questo caso, le stagionalità vengono inserite in modo additivo e la loro presenza è testimoniata anche dai relativi grafici, come quello della stagionalità annuale presente nell' Appendice A.

Germania

Nel caso della Germania, il numero di *punti di cambio* (*changepoints*) è pari a 14, il parametro *changepoint.prior.scale* pari a 0.15 e la *cap* fissata a 300. Si effettuano le previsioni con un orizzonte di previsione pari a 60 giorni, le quali, come si può notare dal grafico 2.2, risultano coerenti con le ultime osservazioni ad indicare, come accade anche per l'Italia, una stabilizzazione del processo di vaccinazione anti Covid-19. Infatti, nei successivi 60 giorni non sono presenti nè picchi nè un aumento del numero di dosi somministrate.

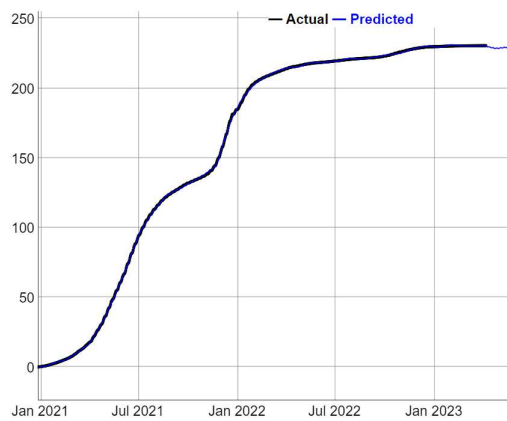


Figura 2.2: Germania: stima e previsioni secondo il modello Prophet

Riguardo i *punti di cambio* (*changepoints*), viene mostrata di seguito la tabella delle date a cui corrispondono:

12/2/2021	1/4/2021	18/5/2021	5/7/2021	21/8/2021	8/10/2021	24/11/2021
10/1/2022	27/2/2022	15/4/2022	2/6/2022	19/7/2022	5/9/2022	22/10/2022

Tabella 2.2: Germania: *punti di cambio* (*changepoints*)

Anche per la Germania, viene inserito in Appendice (A) il grafico di una delle tre stagionalità additive stimate dal modello, ossia quella annuale, che ne dimostra appunto la presenza.

Regno Unito

L'attenzione viene posta ora sul Regno Unito. Stimando un modello Prophet con stagionalità additive, 15 *punti di cambio* (*changepoints*), il parametro di regolazione pari a 0.2 e la capacità portante fissata a 250, si ottiene quanto segue, come mostrato in figura 2.3:

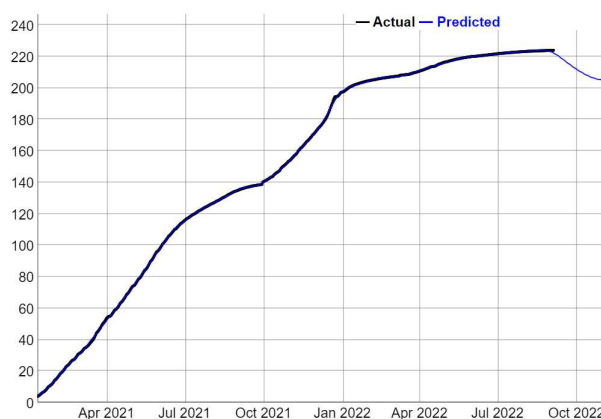


Figura 2.3: Regno Unito: stima e previsioni secondo il modello Prophet

Le previsioni per i successivi due mesi sono decrescenti, quindi le vaccinazioni subiscono un calo a partire dal 5/9/2022 rispetto agli istanti precedenti, dunque, in questo caso, considerando le stagionalità additive, l'evoluzione dei vaccini anti Covid-19 non raggiunge una stabilizzazione ma tende a decrescere. Questo è un risultato che va considerato con cautela poiché l'andamento decrescente delle previsioni, essendo i dati cumulati, potrebbe risultare poco ragionevole; infatti, come verrà spiegato successivamente, il caso del Regno

Unito si presta ad essere modellato efficacemente con *fable.prophet* (2020a).
 Riguardo i *punti di cambio* (*changepoints*) le date corrispondenti sono:

9/2/2021	12/3/2021	11/4/2021	12/5/2021	11/6/2021
12/7/2021	11/8/2021	11/9/2021	11/10/2021	11/11/2021
11/12/2021	11/1/2022	10/2/2022	13/3/2022	12/4/2022

Tabella 2.3: Regno Unito: *punti di cambio* (*changepoints*)

Viene, poi, inserito nell'Appendice A il grafico della stagionalità annuale, che è additiva e che conferma l'esistenza di una stagionalità che si ripete anno per anno.

Cina

Nel caso della Cina viene stimato il modello, fissando 15 *punti di cambio* (*changepoints*), il parametro pari a 0.3 e *cap* fissata a 350.

L'orizzonte di previsione è di 60 giorni, come per gli altri Paesi.

Dalla figura 2.4, si può dedurre che il modello Prophet stimato con *prophet* (2021b) si adatta bene, coglie l'andamento della serie storica ed anche le previsioni in avanti sono in linea con le ultime osservazioni, mantenendo la stabilità che le caratterizza.

Questo testimonia un rallentamento dell'evoluzione del processo di vaccinazione nei successivi due mesi, a differenza di quello che accade per il Giappone, che verrà mostrato successivamente.

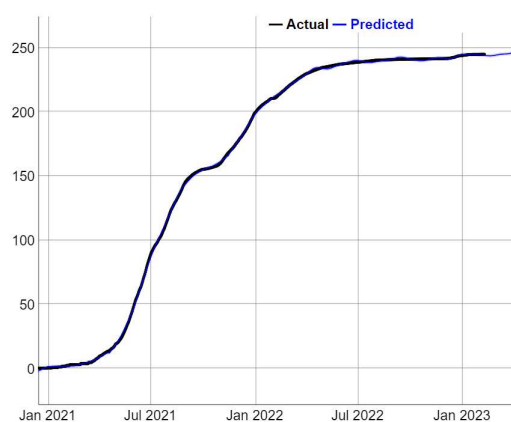


Figura 2.4: Cina: stima e previsioni secondo il modello Prophet

Riguardo i *punti di cambio* (*changepoints*), viene mostrata di seguito la tabella 2.4:

26/1/2021	9/3/2021	20/4/2021	31/5/2021	12/7/2021
23/8/2021	4/10/2021	15/11/2021	27/12/2021	7/2/2022
21/3/2022	1/5/2022	12/6/2022	24/7/2022	4/9/2022

Tabella 2.4: Cina: *punti di cambio* (*changepoints*)

Anche in questo caso, la presenza delle stagionalità è dimostrata dai corrispondenti grafici e quello della stagionalità annuale è presente nell'Appendice A.

Giappone

Si analizza ora il caso del Giappone ed, anche in questo caso, si stima innanzitutto il modello Prophet con *prophet* (2021b), fissando 15 *punti di cambio* (*changepoints*) ed il parametro di regolazione pari a 0.6; *cap* è posta pari a

400. Successivamente, viene mostrato il grafico del modello Prophet stimato e delle previsioni ($h=60$ giorni).

Le previsioni sono crescenti e questo mostra come il processo di vaccinazione in Giappone non sia ancora terminato, ma continua ad evolversi e verranno ancora somministrate dosi nei successivi due mesi.

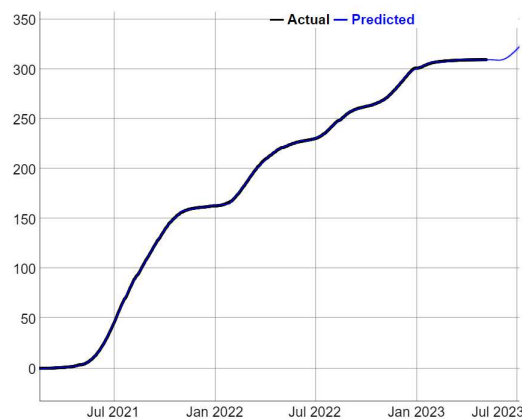


Figura 2.5: Giappone: stima e previsioni secondo il modello Prophet

Anche per il Giappone, vengono estratte le date corrispondenti ai *punti di cambio* (*change points*), rappresentate nella tabella 2.5:

1/4/2021	14/5/2021	26/6/2021	9/8/2021	21/9/2021
3/11/2021	16/12/2021	28/1/2022	12/3/2022	24/4/2022
6/6/2022	20/7/2022	1/9/2022	14/10/2022	26/11/2022

Tabella 2.5: Giappone: *punti di cambio* (*change points*)

Viene estratto anche in questo caso il grafico della stagionalità annuale, che ne conferma la presenza, il quale viene inserito nell'Appendice A.

Vietnam

Sempre restando nel continente asiatico, si analizza il Vietnam, si stima il modello Prophet con la libreria *prophet* (2021b), definendo la capacità portante pari a 300, il parametro di regolazione pari a 0.35, mentre il numero di *punti di cambio* (*changepoints*) viene fissato a 12; si effettuano le previsioni in avanti con $h=60$ giorni.

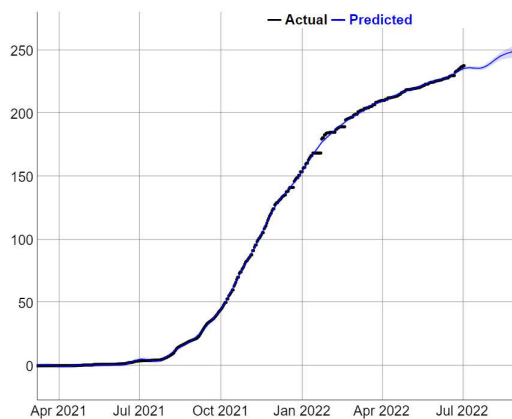


Figura 2.6: Vietnam: stima e previsioni secondo il modello Prophet

Si può notare che la curva delle osservazioni in alcuni punti non è perfettamente continua, questo è dovuto all'imputazione dei valori mancanti, che nel caso del Vietnam sono 99 su 484 osservazioni totali.

Inoltre, le previsioni presentano un andamento crescente ad indicare che l'evoluzione del processo di vaccinazione continuerà nei successivi due mesi e che verranno somministrate ulteriori dosi.

I *punti di cambio* (*changepoints*) sono 12 e sono collocati in corrispondenza delle date riportate in tabella 3.7:

8/4/2021	10/5/2021	12/6/2021	14/7/2021	15/8/2021	16/9/2021
18/10/2021	19/11/2021	21/12/2021	23/1/2022	24/2/2022	28/3/2022

Tabella 2.6: Vietnam: *punti di cambio (change points)*

In questo caso, viene estratto il grafico della stagionalità settimanale presente nell'Appendice A, poichè è più esplicativo, dal momento che l'intervallo temporale va da marzo 2021 a luglio 2022 e, quindi, il grafico dell'annuale non presenta oscillazioni che si ripetono per più anni, che invece risulterebbero chiare e dimostrative.

Stati Uniti

Come detto nel capitolo 1, il secondo gruppo di Paesi riguarda il continente americano.

Si parte dagli Stati Uniti e viene stimato il modello Prophet con la libreria *prophet* (2021b), definendo la capacità portante pari a 250, il numero di *punti di cambio (change points)* pari a 14 e il parametro di regolazione viene posto uguale a 0.3.

Si effettuano le previsioni con $h=60$ giorni e viene mostrato il grafico della stima del modello Prophet e delle previsioni che si ottengono.

Come si evince dal grafico 2.7, il modello si adatta bene e le previsioni ottenute, inserendo stagionalità additive, sono in linea con le ultime osservazioni; questo dimostra che il processo di vaccinazione è caratterizzato da una stabilità, senza registrare picchi di crescita o cali nei successivi due mesi.

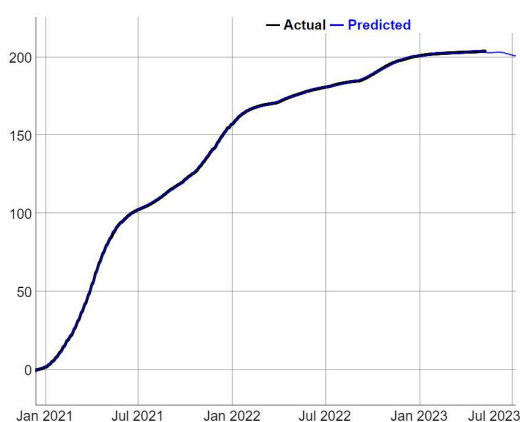


Figura 2.7: Stati Uniti: stima e previsioni secondo il modello Prophet

I potenziali punti, dove il trend subisce una variazione, vengono rappresentati nella tabella 2.7:

1/2/2021	23/3/2021	15/5/2021	1/7/2021	20/8/2021	9/10/2021	29/11/2021
18/1/2022	9/3/2022	28/4/2022	17/6/2022	6/8/2022	25/9/2022	14/11/2022

Tabella 2.7: Stati Uniti: *punti di cambio (changepoints)*

Anche per gli Stati Uniti, viene inserito in Appendice (A) il grafico della stagionalità annuale additiva, che è caratterizzato da un andamento che si ripete anno per anno, confermandone la presenza effettiva.

Canada

Riguardo al Canada vengono definiti 15 *changepoints*, *cap* pari a 300 ed il parametro viene fissato a 0.3. Dal grafico 2.8, si può notare il buon adattamento del modello.

Inoltre, le previsioni in avanti ($h=60$ giorni) sono stabili, non presentano pic-

chi o un andamento crescente, testimoniando una stabilità nell'evoluzione futura dei vaccini anti Covid-19.

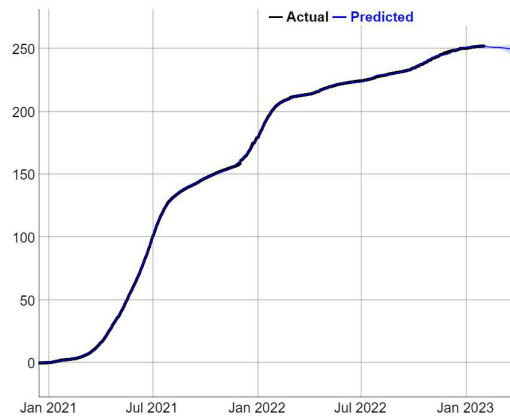


Figura 2.8: Canada: stima e previsioni secondo il modello Prophet

In questo caso, vengono definiti 15 *punti di cambio* (*changepoints*), anche perchè si notano dei cambiamenti nella crescita nel corso del tempo.

Di seguito la tabella delle date corrispondenti ai *punti di cambio* (*changepoints*):

25/1/2021	7/3/2021	18/4/2021	29/5/2021	10/7/2021
20/8/2021	1/10/2021	11/11/2021	23/12/2021	2/2/2022
16/3/2022	26/4/2022	7/6/2022	18/7/2022	29/8/2022

Tabella 2.8: Canada: *punti di cambio* (*changepoints*)

Anche per il Canada, viene inserito in Appendice (A) il grafico della stagionalità settimanale, che ne dimostra la presenza.

Cile

Successivamente, l'attenzione viene posta sul Cile, il cui modello Prophet presenta 10 *punti di cambio* (*changepoints*), il parametro *changeoint.prior.scale* è fissato pari a 0.4 e *cap* pari a 350. Si effettuano le previsioni in avanti con $h=60$ giorni, rappresentate nella figura 2.9.

Il modello si adatta bene, coglie l'andamento della serie storica osservata e le previsioni sono crescenti, quindi vuol dire che il processo di vaccinazione continuerà ad evolversi e svilupparsi. Infatti, il Cile è uno dei Paesi più rilevanti in riferimento al processo di vaccinazione: la campagna vaccinale ha avuto fin da subito grande successo e sia lo Stato che i cittadini hanno sempre riposto enorme fiducia nell'utilità e nei vantaggi legati alla somministrazione delle dosi.

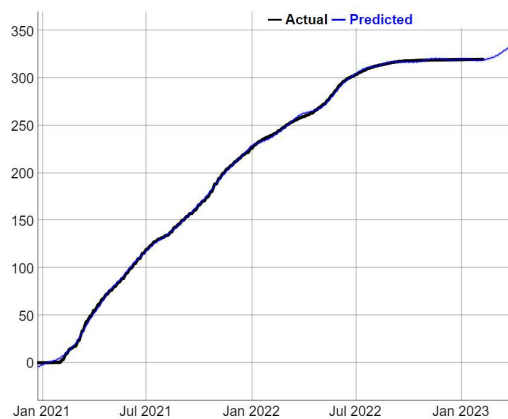


Figura 2.9: Cile: stima e previsioni secondo il modello Prophet

I *punti di cambio* (*changeoints*) sono 10 e sono collocati come riportato in tabella 2.9:

24/2/2021	27/4/2021	28/6/2021	9/8/2021	30/10/2021
31/12/2021	3/3/2022	4/5/2022	5/7/2022	5/9/2022

Tabella 2.9: Cile: *punti di cambio* (*changepoints*)

In Appendice (A) viene mostrato un esempio di grafico della stagionalità, in questo caso annuale, che ne conferma la presenza.

Argentina

Per quanto riguarda l'Argentina, presenta una capacità portante pari a 300, i *punti di cambio* (*changepoints*) sono 10 ed il parametro di regolazione è pari a 0.3.

Le previsioni sono costanti e sono caratterizzate da un andamento stabile nei prossimi due mesi; inoltre, il modello si adatta bene, come si nota dal grafico 2.10:

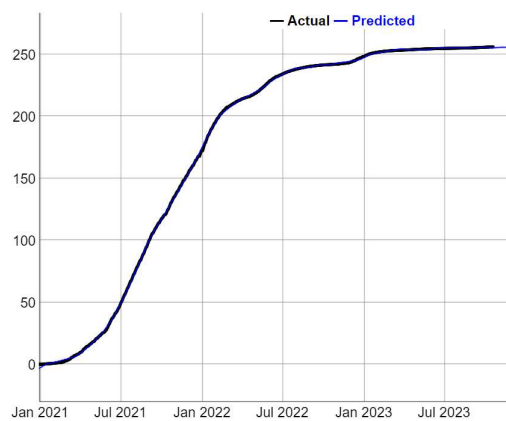


Figura 2.10: Argentina: stima e previsioni secondo il modello Prophet

Le date in corrispondenza delle quali sono collocati i *punti di cambio* vengono

mostrate nella tabella 2.10:

21/3/2021	11/6/2021	1/9/2021	22/11/2021	11/2/2022
4/5/2022	25/7/2022	15/10/2022	5/1/2023	28/3/2023

Tabella 2.10: Argentina: *punti di cambio (changepoints)*

Anche per l'Argentina, viene inserito in Appendice (A) il grafico della stagionalità annuale additiva, stimata dal primo modello Prophet, per dimostrarne la presenza.

Brasile

L'ultimo Paese è il Brasile, che presenta la capacità portante pari a 250; inoltre, i *punti di cambio (changepoints)* sono 12 e il parametro è pari a 0.2.

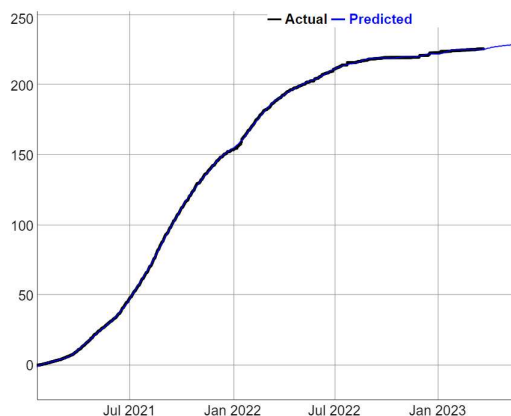


Figura 2.11: Brasile: stima e previsioni secondo il *prophet*

Dal grafico 2.11 si nota che le previsioni sono stabili, quindi in Brasile l'evoluzione del processo di vaccinazione non subisce forti cambiamenti in termini

di dosi somministrate nei successivi 60 giorni considerati. I *punti di cambio* (*changepoints*) sono rappresentati nella tabella 2.11:

11/3/2021	3/5/2021	25/6/2021	17/8/2021	9/10/2021	30/11/2021
22/1/2022	16/3/2022	8/5/2022	30/6/2022	22/8/2022	14/10/2022

Tabella 2.11: Brasile: *punti di cambio* (*changepoints*)

Inoltre, il grafico della stagionalità annuale presenta oscillazioni che si ripetono, appunto, annualmente e viene inserito nell'Appendice A.

2.3.1 Stima del modello Prophet con *fable.prophet*

Oltre alla libreria *prophet* (2021b), viene stimato il modello Prophet anche con *fable.prophet* (2020a) e si può dire che i risultati ottenuti sono generalmente equivalenti per tutti i Paesi, ad eccezione del Regno Unito e del Vietnam. In questi due casi, si ottengono risultati diversi in termini predittivi.

In particolare, nel caso del Regno Unito, dopo aver valutato l'andamento della serie storica, viene stimato il modello Prophet considerando le stagionalità moltiplicative e si ottengono le previsioni in avanti con $h=60$ giorni.

Le previsioni in questo caso decrescono inizialmente per poi presentare un andamento crescente; quindi, vi è una differenza rispetto al primo modello Prophet (2.3), dove invece prevaleva una forte decrescita nei successivi due mesi.

A questo proposito, l'andamento crescente delle previsioni negli ultimi istanti temporali indica che l'evoluzione delle vaccinazioni non è ancora terminata.

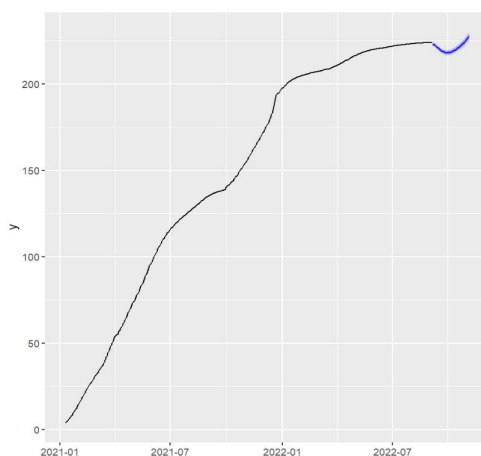


Figura 2.12: Regno Unito: previsioni secondo il *fable.prophet*

Anche i residui mostrano il buon adattamento del modello con stagionalità moltiplicative, confermato successivamente *ex post* anche dalla valutazione del MASE (*Mean Absolute Squared Error*).

Riguardo il Vietnam, viene stimato il modello Prophet con *fable.prophet* (2020a); le stagionalità entrano in modo additivo, anche se in questo preciso caso risulta complesso definire il tipo di stagionalità a partire dalla serie storica istantanea. Nonostante questo, si decide di definirle in un primo momento in modo additivo e valutare in seguito le previsioni che si ottengono. Inoltre, come verrà spiegato successivamente, viene calcolato il MASE, escludendo 30 osservazioni, che conferma *ex post* la scelta di inserire in modo additivo la componente stagionale.

Anche in questo caso, $h=60$ giorni; le previsioni in figura 2.13 non presentano un andamento crescente in tutto l'orizzonte di previsione come nel primo modello stimato (2.6), infatti risultano stabili inizialmente con una lieve crescita negli ultimi istanti temporali.

Questo indica che questo modello Prophet a differenza del precedente non segnala una forte crescita in termini di dosi somministrate, ma i successivi

due mesi saranno caratterizzati da una stabilità ed, in seguito, da un lieve aumento dei vaccini.

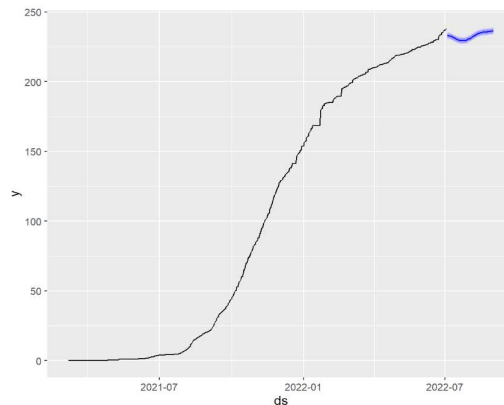


Figura 2.13: Vietnam: previsioni secondo il *fable.prophet*

Per capire quale tra i due modelli stimati per entrambi i Paesi risulta il migliore e quali previsioni considerare, si calcola il MASE (*Mean Absolute Squared Error*), escludendo 30 osservazioni.

Questa misura di errore permette, oltre che di scegliere tra i due modelli Prophet stimati per il Regno Unito ed il Vietnam, di valutare la bontà di adattamento del modello Prophet (*prophet* (2021b)) per tutti i Paesi confrontandolo con un *benchmark*, che in questo caso è il modello di Bass.

2.3.2 Valutazione della performance del modello Prophet

Infatti, dopo aver stimato il modello Prophet per i Paesi considerati, viene scelto come *benchmark* il modello di Bass (1969), poichè si tratta di un modello che permette di analizzare serie storiche caratterizzate soltanto da un trend non lineare; dunque, valutare la performance del modello Prophet e del modello di Bass permette di capire se sia rilevante stimare un modello

Prophet che tenga conto anche della stagionalità e delle specifiche sui *punti di cambio* (*change points*).

Per fare questo, vengono considerati i dati cumulati escludendo 30 osservazioni, le quali vengono in seguito previste in modo da valutare la bontà del modello Prophet e del modello di Bass sulla base di queste previsioni, di cui però conosciamo i corrispondenti valori osservati.

La scelta di escludere 30 osservazioni deriva dal fatto che si tratta di un numero ridotto ma idoneo, dal momento che permette di valutare la performance dei modelli, senza escludere troppe osservazioni.

La misura di errore considerata è il MASE (*Mean Absolute Squared Error*), il quale permette di valutare l'accuratezza delle previsioni confrontando la previsione ottenuta con una previsione *naive*, che coincide con il valore osservato precedente, ed, inoltre, permette di tener conto anche della presenza di stagionalità; infatti, è definito come segue:

$$MASE = \frac{\frac{1}{J} \sum_j |e_j|}{\frac{1}{T} \sum_{t=2}^T |y_t - y_{t-m}|}, \quad (2.8)$$

dove m è il periodo della stagionalità ed al denominatore, visto che le serie storiche sono stagionali, è presente l'errore medio assoluto del metodo di previsione *naive* stagionale.

Dal calcolo del MASE, viene confermata la bontà di adattamento e delle previsioni del modello Prophet, infatti per la maggior parte dei Paesi il modello Prophet presenta un MASE minore rispetto a quello ottenuto con riferimento alle previsioni del modello di Bass.

Inoltre, il calcolo del MASE, escludendo 30 osservazioni, permette di valutare le previsioni ottenute con i due modelli Prophet nel caso del Regno Unito e del Vietnam. Infatti, questi sono gli unici due Paesi, in cui le due librerie

portano a risultati diversi.

Nel caso del Regno Unito le previsioni ottenute con *fable.prophet* inserendo stagionalità moltiplicative presentano un MASE inferiore rispetto a quelle ottenute con *prophet* e rispetto anche a quelle che si otterrebbero se *fable.prophet* inserisse stagionalità in modo additivo.

Quindi, nel caso del Regno Unito viene confermato ciò che emerge dalle valutazioni precedenti: le stagionalità entrano in modo moltiplicativo e le previsioni presentano l'andamento mostrato nel grafico [2.12](#).

Nel caso del Vietnam, il MASE minore si registra con riferimento alle previsioni ottenute con *prophet* ([2021b](#)), dunque le previsioni presentano un andamento crescente, come viene rappresentato nel grafico [2.6](#). Questo dimostra che l'evoluzione del processo di vaccinazione continua ad andare avanti nel Vietnam nei successivi due mesi, presentando una crescita delle dosi somministrate.

2.3.3 Conclusioni

In conclusione, dai risultati ottenuti si può affermare che il modello Prophet, pensato originariamente in ambito aziendale, si è rivelato un modello adeguato anche per un fenomeno diverso come il processo di vaccinazione.

Si tratta di uno strumento previsivo rilevante anche per una dinamica di questo tipo, dove è chiara la forte presenza di due componenti: la componente di trend non lineare e la componente stagionale, con alcune ondate che caratterizzano l'andamento di tutti i Paesi.

Questo modello è utile per cogliere il comportamento mostrato in generale da tutti i Paesi, il quale è caratterizzato da un'evoluzione crescente e saturante, in cui però sono presenti chiaramente anche delle ondate. Queste sono verosimilmente imputabili all'introduzione degli obblighi vaccinali e alla dinamica

evolutiva del Covid-19 e vengono colte grazie alla possibilità di modellare opportunamente la componente stagionale.

Vale la pena osservare che tutti i Paesi presentano un andamento simile, pur con delle eccezioni. Infatti, nella maggior parte dei casi le previsioni sono costanti e stabili, dimostrando che il processo di vaccinazione si è sostanzialmente stabilizzato, ma da questo andamento vengono esclusi il Regno Unito, il Giappone, il Vietnam ed il Cile.

Ciò è indicativo del fatto che in questi Stati il processo di vaccinazione continua ad evolversi e a svilupparsi nei successivi due mesi considerati per la previsione, cosa che non accade ad esempio in Italia dove dopo le due ondate principali il numero di dosi subisce un forte calo.

Questi risultati possono essere di interesse perchè mostrano come l'evoluzione del processo di vaccinazione non sia dipendente dall'area geografica a cui un Paese appartiene. A questo proposito, si può notare che, pur appartenendo alla stessa regione, il Cile si differenzia dall'Argentina e dal Brasile, nonostante le similitudini culturali e socio-economiche. Il Cile, infatti, rappresenta uno dei Paesi più rilevanti, in cui la vaccinazione è un fenomeno su cui lo Stato e i cittadini hanno riposto fin da subito grande fiducia e questo è testimoniato dal numero elevato di dosi e dall'evoluzione dei vaccini.

Capitolo 3

Le vaccinazioni: un processo di diffusione dell'innovazione

I vaccini anti Covid-19 rappresentano una vera e propria innovazione e per questo motivo risulta interessante analizzarne il corrispondente processo di diffusione tramite opportuni modelli.

Come affermato in Guidolin (2023), la diffusione dell'innovazione è un fenomeno sociale di interesse per molti ricercatori provenienti da discipline diverse, permettendo così la combinazione di concetti, teorie e modelli differenti.

L'innovazione, ossia il nuovo prodotto, la nuova tecnologia o in questo caso i vaccini anti Covid-19, per diffondersi deve in qualche modo essere accettata dal mercato o dal sistema sociale di riferimento, cosa che avviene soprattutto tramite la comunicazione. Quest'ultima, infatti, rappresenta il meccanismo attraverso il quale i membri di un sistema sociale trasmettono informazioni per arrivare ad un'idea comune sul valore dell'innovazione; infatti, la rapidità con cui si diffonde un'innovazione dipende proprio dalla forza della comuni-

cazione stessa.

Per analizzare e valutare il processo di diffusione dell'innovazione e prevederne la futura evoluzione vengono pertanto considerati i modelli di diffusione dell'innovazione.

Questi modelli possono essere usati sia per prevedere sia per valutare e comprendere la futura dinamica evolutiva di un mercato, ossia per la descrizione *ex-post*; inoltre, si basano sul concetto di ciclo di vita del prodotto, le cui fasi sono caratterizzate da obiettivi precisi e strategie.

Tra i modelli di diffusione, in quest'analisi viene considerato il modello Guseo-Guidolin ed a questo proposito viene adottato un approccio diverso rispetto al capitolo precedente, poichè qui l'obiettivo è quello di comprendere i fattori che hanno avuto un impatto rilevante sulla diffusione delle vaccinazioni.

In questo contesto, va quindi tenuto a mente che i modelli di diffusione sono stati sviluppati in ambito commerciale e di marketing e la loro applicazione in altri contesti va dunque valutata con prudenza. In particolare, non bisogna dimenticare che il processo di scelta se vaccinarsi o meno è certamente stato complesso e tra l'altro non del tutto caratterizzato da una libera scelta; infatti, come per il caso italiano, ma questo si può estendere alla maggior parte dei Paesi presi in considerazione, l'introduzione dell'obbligo vaccinale ha posto dei vincoli alla libera scelta degli individui. Oltre questo, vi sono altri fattori che rendono complessa la dinamica in analisi, come ad esempio la tempistica per la somministrazione e la reperibilità delle dosi.

In riferimento a questo complesso processo di diffusione, ha un ruolo centrale il noto fenomeno dell'esitazione vaccinale: molte persone hanno avuto bisogno di aspettare che altri si vaccinassero prima di loro per il timore legato a quest'innovazione. L'esitazione vaccinale rientra in uno dei quattro driver comportamentali e sociali, che stanno alla base del modello *Increasing*

Vaccination, illustrato in Organisation (2022).

In particolare, questo modello valuta i driver che incentivano la scelta di vaccinarsi, la quale è il risultato di una serie di fattori; infatti, l'adesione ai vaccini deriva da una rete di attori interconnessi, risorse e comportamenti. I driver che entrano nel modello e che incentivano la scelta di vaccinarsi sono rappresentati nel grafico 3.1:

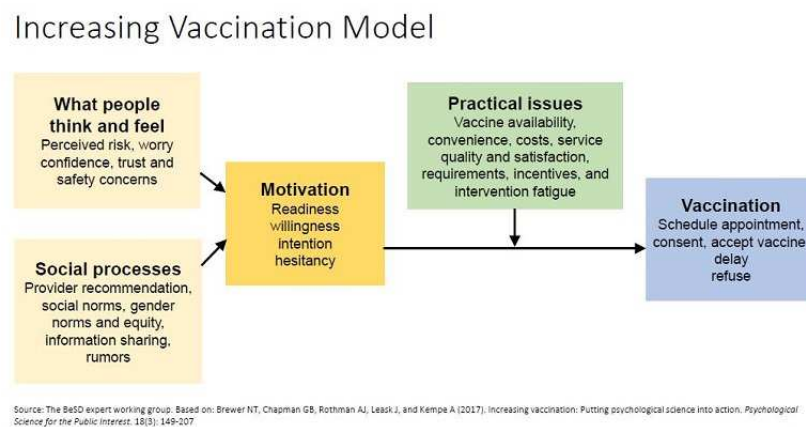


Figura 3.1: Modello *Increasing Vaccination* (Organisation, 2022)

Il primo tra questi è il pensiero ed il sentimento, che include le risposte cognitive ed emotive delle persone alle malattie prevenibili con i vaccini ed ai vaccini stessi. Il secondo driver di questo modello riguarda i processi sociali, i quali motivano l'assunzione del vaccino. Anche i social networks rientrano in questo driver, come spiegato da Brewer (2021), poichè esercitano una forte influenza attraverso la diffusione di idee e comportamenti. Questa porta alla formazione di norme sociali, ciò che la maggior parte delle persone fanno o si aspettano che gli altri facciano, che associate alle preferenze sociali incentivano l'adesione vaccinale.

Nel contesto dei processi sociali è rilevante anche la raccomandazione da parte di coloro che hanno reso disponibili i vaccini; le raccomandazioni so-

no efficaci poichè aumentano la fiducia e determinano una norma sociale; inoltre, diversi studi si sono concentrati proprio sulla comunicazione efficace che deve essere adottata per convincere le persone a vaccinarsi. Sia la sfera cognitiva ed emotiva dell'individuo che le influenze provenienti dall'ambiente sociale portano alla formazione della motivazione, che include l'intenzione e la volontà dell'individuo ma anche l'esitazione, la quale fa riferimento ad un ritardo o un rifiuto delle vaccinazioni nonostante la loro disponibilità.

Subentrano in un secondo momento nel processo decisionale le questioni pratiche, che riguardano ciò che le persone affrontano quando cercano di vaccinarsi, ad esempio i costi, la disponibilità e la facile reperibilità dei vaccini; questi aspetti logistici in alcuni casi hanno rallentato la somministrazione della dose portando alcune persone a posticipare la vaccinazione. Considerando questi fattori, si arriva alla fase della vaccinazione vera e propria.

La figura 3.1, dunque, chiarisce come questo processo di diffusione sia guidato da elementi e driver che lo differenziano dai processi di diffusione dei prodotti commerciali standard.

Perciò, nell'utilizzo del GGM e nell'interpretazione dei relativi parametri vanno considerate anche queste dinamiche interne del processo di vaccinazione, dimostrando che l'elemento centrale non è soltanto la volontà del singolo individuo.

Modellare questo processo con il GGM rappresenta un'operazione che tenta di ridurre un fenomeno complesso ad una semplicità estrema, pur risultando una scelta ragionevole se si tengono in considerazione gli aspetti citati precedentemente. Di fatto, l'interesse principale legato all'uso di questo modello è la possibilità di cogliere, attraverso alcuni parametri, la dinamica temporale del processo di vaccinazione, tenendo conto del fatto che questa si è sviluppata verosimilmente in due fasi, la prima di acquisizione delle informazioni,

e la seconda di vera e propria scelta. Va detto che, come in tutti i modelli di diffusione, sarà possibile distinguere tra individui innovatori e imitatori, ovvero coloro che si sono informati e hanno scelto per primi e coloro che hanno deciso solo in un secondo momento. A tale proposito, risulta utile ricordare che tra gli individui innovatori ci sono coloro che si sono vaccinati per primi perché tenuti a farlo, come ad esempio i medici e il personale sanitario in generale.

La scelta di utilizzare il modello di Guseo-Guidolin è dovuta al fatto che questo è un modello che considera un mercato potenziale variabile, che si sviluppa in funzione della diffusione dell'informazione sull'innovazione, aspetto che è sembrato particolarmente adatto nel caso del processo di vaccinazione.

Infatti, con riferimento al processo di vaccinazione è difficile pensare ad un mercato potenziale fisso poiché il numero di persone propense a vaccinarsi verosimilmente tende a variare nel corso del tempo; come si è detto, il mercato potenziale dinamico è funzione della comunicazione e questo è dimostrato dal ruolo fondamentale che hanno le informazioni trasmesse e diffuse ed anche le scelte altrui, che spesso spingono le persone a vaccinarsi, facendo crescere il mercato potenziale stesso.

3.1 Definizione del modello Guseo-Guidolin

Il GGM si basa, come anticipato, sul concetto di mercato potenziale dinamico ($m(t)$).

Come spiegato in Guidolin ([2023](#)), il GGM è una generalizzazione del modello di Bass, proponendo una particolare specificazione di $m(t)$, basata sull'ipotesi che lo sviluppo del mercato potenziale dipenda da un processo di comunicazione riguardo al nuovo prodotto, che precede la fase di adozione.

In particolare, il mercato potenziale è definito così:

$$m(t) = K \sqrt{\frac{1 - \exp^{-(p_c+q_c) t}}{1 + \frac{q_c}{p_c} \exp^{-(p_c+q_c) t}}}. \quad (3.1)$$

Dopo aver definito il mercato potenziale nell'equazione 3.1, viene mostrata di seguito la struttura cumulata del GGM:

$$z(t) = K \sqrt{\frac{1 - \exp^{-(p_c+q_c) t}}{1 + \frac{q_c}{p_c} \exp^{-(p_c+q_c) t}} \frac{1 - \exp^{-(p_s+q_s) t}}{1 + \frac{q_s}{p_s} \exp^{-(p_s+q_s) t}}, t > 0. \quad (3.2)$$

Nell'equazione 3.2, $z(t)$ deriva da due fasi distinte: comunicazione, con i parametri p_c e q_c , ed adozione, con p_s e q_s .

I parametri p_c - p_s e q_c - q_s rappresentano i due tipi di comportamento: innovativo ed imitativo, in entrambe le fasi. In particolare, i parametri p_c e q_c riguardano il processo di comunicazione, mentre p_s e q_s riguardano il processo di adozione.

In tutte le equazioni precedenti compare K , il parametro di scala del processo tale per cui $\lim_{t \rightarrow \infty} m(t) = K$, situazione nella quale tutti coloro che sono informati diventano potenziali acquirenti.

Viene presentata una tabella riassuntiva dei parametri che compaiono nelle equazioni precedenti ed, in particolare, considerando i parametri, è bene sottolineare che nonostante vi sia la prevalenza della componente innovativa o imitativa in ognuna delle fasi, bisogna tenere presente che nella scelta di vaccinarsi, oltre alla volontà del singolo, subentrano vincoli come l'obbligo vaccinale, che ha portato certe categorie di persone a diventare leader, vaccinandosi prima di altre.

Inoltre, tra coloro che imitano gli atteggiamenti altrui rientrano alcuni innovatori che volevano vaccinarsi per primi ma a causa delle lunghe attese

per reperire e ricevere la dose hanno dovuto posticipare la loro vaccinazione, diventando dei follower, come spiegato anche dal driver *practical issues* in figura 3.1.

In ogni caso, anche in questo contesto vi sono i leader ed i follower sia nella diffusione dell'informazione che nella vera e propria somministrazione, ma bisogna ricordare che l'essere innovativi o avere un atteggiamento imitativo è legato ad alcune dinamiche interne.

Parametro	Descrizione
K	mercato potenziale
p_c	innovazione nella comunicazione
q_c	imitazione nella comunicazione
p_s	innovazione nell'adozione
q_s	imitazione nell'adozione

Tabella 3.1: Parametri del GGM

3.1.1 Affinamento ARMAX

In generale, un modello non lineare può essere definito come:

$$y(t) = f(\beta, t) + \varepsilon_t, \quad (3.3)$$

dove il termine di errore ε_t è assunto WN; tuttavia, l'analisi dei residui non conferma questa assunzione e si può rendere necessaria un'ulteriore fase di analisi per tenere conto della presenza di autocorrelazione positiva; in molte

situazioni, infatti, i residui risultano autocorrelati positivamente, come dimostrato dalla significatività dell'ACF corrispondente.

Questo avviene anche nel caso del GGM, per cui per migliorare la performance e risolvere il problema della presenza di autocorrelazione si effettua un affinamento ARMAX; inoltre, se risulta esserci la componente stagionale, come nel caso delle vaccinazioni, si parla di SARMAX.

Il modello ARMAX permette di cogliere la variabilità residua ed il SARMAX anche la stagionalità; viene definito a partire da un modello ARMA, al quale si aggiunge una variabile esogena (x_t), il cui coefficiente è λ .

Il modello ARMAX è definito in generale così (Guidolin (2023)):

$$y_t = \lambda x_t + \phi_1 y_{t-1} + \dots + \phi_h y_{t-h} - \theta_1 z_{t-1} - \dots - \theta_k z_{t-k} + z_t, \quad (3.4)$$

dove z_t è un White Noise e, se $x_t = f(\hat{\beta}, t)$, si può scrivere:

$$y_t - \lambda f(\hat{\beta}, t) = \phi_1 y_{t-1} + \dots + \phi_h y_{t-h} - \theta_1 z_{t-1} - \dots - \theta_k z_{t-k} + z_t. \quad (3.5)$$

Se λ è pari ad 1, si ottiene:

$$y_t - f(\hat{\beta}, t) = \varepsilon_t = \phi_1 y_{t-1} + \dots + \phi_h y_{t-h} - \theta_1 z_{t-1} - \dots - \theta_k z_{t-k} + z_t. \quad (3.6)$$

Quindi, includere la covariata $f(\hat{\beta}, t)$ in un modello ARMAX equivale ad applicare un ARMA(p, q) alla serie dei residui di regressione.

Applicare un modello ARMAX con l'inserimento di λ permette anche di valutare l'adeguatezza del modello non lineare scelto $f(\beta, t)$: se λ è pari ad 1 vuol dire che il trend non lineare viene colto efficacemente da $f(\beta, t)$.

In questa analisi, è presente anche la componente stagionale, perciò verrà applicata la variante stagionale, SARMAX.

3.2 Applicazione del GGM ai dati sulle vaccinazioni

Come anticipato, per quest'analisi vengono presi in considerazione i dati istantanei lisciati, mostrati nelle analisi esplorative del capitolo 1.

Viene stimato il modello GGM, successivamente affinato tramite l'affinamento SARMAX per cogliere la stagionalità e l'autocorrelazione; il periodo per l'affinamento è pari a 7, definito sulla base dell'ACF. Per tutti i Paesi, si definisce inoltre un orizzonte previsivo pari a 30 giorni e si effettuano delle previsioni, in modo da valutare l'andamento futuro per il mese successivo.

Italia

Il primo Paese analizzato è l'Italia; viene stimato il GGM, che riesce a cogliere l'andamento generale della serie osservata, come viene mostrato nel grafico 3.2.

I parametri sono tutti significativi, come si evince dalla tabella 3.2; i parametri p sono inferiori rispetto ai parametri q indicando che in Italia prevale la componente imitativa sia nella fase di diffusione dell'informazione che in quella di vera e propria somministrazione del vaccino.

In particolare, questo mostra che coloro che per primi si sono vaccinati e coloro che per primi hanno trasmesso informazioni sui vaccini hanno contribuito in maniera minore, ma non per questo meno significativa, alla diffusione dei vaccini.

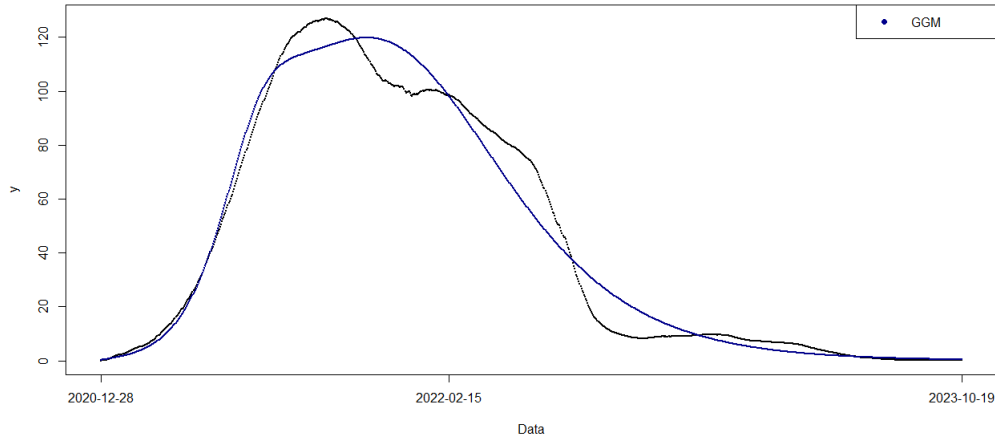


Figura 3.2: Italia: dati osservati e adattamento del GGM

	Stima	Std.Error	Lower C.I.	Upper C.I.
K	44874.25	0.019286	44836.45	44912.05
p_c	0.000061	0.000009	0.000044	0.000078
q_c	0.034725	0.0010286	0.032709	0.036741
p_s	0.000350	0.000004	0.000343	0.000358
q_s	0.009768	0.000042	0.009686	0.009850
R^2	0.999656			

Tabella 3.2: Italia: stime dei parametri del GGM

Inoltre, p_s risulta maggiore di p_c e la maggiore rilevanza della componente innovativa nella fase di adozione rispetto all'altra può spiegarsi con l'introduzione dell'obbligo vaccinale in Italia per alcune categorie di lavoratori ed anche del Green Pass rafforzato dal 15/2/2022, ottenibile solo tramite vaccinazione o in seguito alla guarigione dall'infezione. Queste misure, infatti, hanno spinto alcune persone a vaccinarsi prima di altre, diventando quindi

pionieri nella somministrazione di dosi.

Riguardo ai parametri q , q_c risulta più alto rispetto a q_s e questo mostra che le persone hanno teso maggiormente ad essere informate da altri, anche grazie al ruolo centrale dei social media e dei canali di comunicazione. Inoltre, si può dedurre che il processo di diffusione delle vaccinazioni in Italia si concluderà a breve, poichè il valore di K è vicino all'ultimo valore cumulato osservato.

Dopo aver stimato il modello, vengono analizzati i residui i quali risultano autocorrelati positivamente, giustificando un affinamento SARMAX, dato che nel modello è presente anche la componente stagionale. Si effettuano su questa base previsioni in avanti per una finestra temporale $h=30$ giorni, dove h è l'orizzonte di previsione.

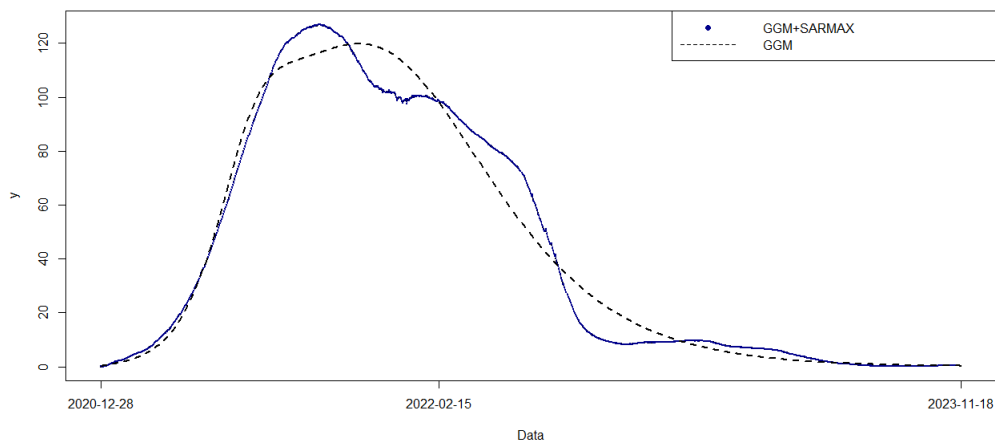


Figura 3.3: Italia: dati osservati e previsioni secondo il GGM pre e post affinamento SARMAX

Nel grafico 3.3, vengono mostrati i dati osservati, non facilmente visibili per l'ottimo adattamento del GGM post SARMAX, le previsioni ottenute col modello non affinato e, poi, quelle ottenute con il modello affinato.

Si nota anche che il modello affinato si adatta bene, anche se il GGM non affinato riesce a cogliere comunque l'andamento della serie storica. Le previsioni *out of sample* in entrambi i casi sono coerenti con le ultime osservazioni e presentano un andamento costante intorno allo 0, essendo il processo in fase di saturazione, come dimostrato anche dal parametro K della tabella 3.2.

Germania

Successivamente, viene analizzata la Germania; i risultati grafici sono illustrati nella figura 3.4:

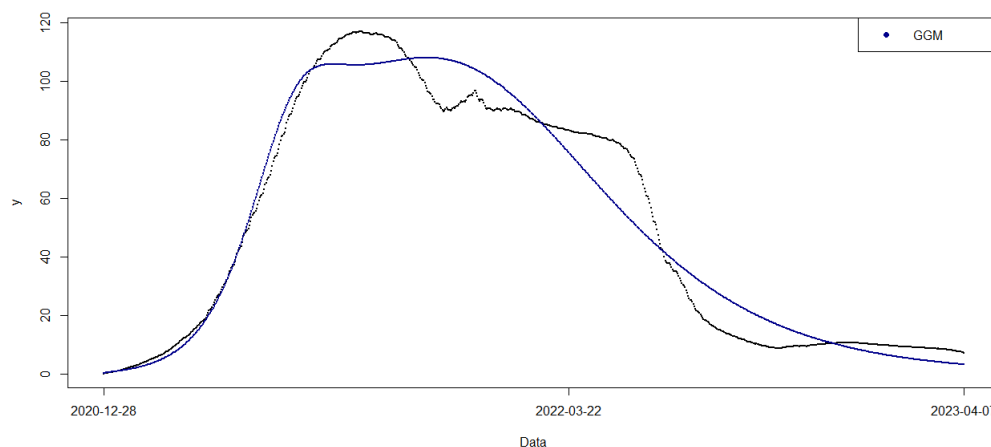


Figura 3.4: Germania: dati osservati e adattamento del GGM

Come si evince dalla tabella 3.3, osservando la stima di K si deduce che in Germania il processo di vaccinazione terminerà a breve e sia nella comunicazione che nell'adozione prevale il comportamento imitativo. Quindi, sia nella diffusione dell'informazione che nella vera e propria somministrazione, le persone hanno generalmente preferito basare le proprie scelte su quelle altrui. Inoltre, dalla stima dei parametri essendo p_s maggiore di p_c , la componente innovativa risulta più rilevante nell'adozione rispetto alla comunicazione:

come nel caso italiano, si può pensare che tra gli innovatori rientrano alcune categorie di lavoratori che si sono vaccinate per prime per via dell'introduzione dell'obbligo vaccinale, come ad esempio gli operatori sanitari.

	Stima	Std.Error	Lower C.I.	Upper C.I.
K	42139.45	35.80046	42069.28	42209.62
p_c	0.0000413	0.0000074	0.0000267	0.0000558
q_c	0.0378716	0.0012779	0.0353669	0.0403763
p_s	0.0004000	0.0000053	0.0003897	0.0004104
q_s	0.0092772	0.0000553	0.0091688	0.0093856
R^2	0.999498			

Tabella 3.3: Germania: stime dei parametri del GGM

Anche in questo caso, viene effettuato un affinamento SARMAX e nel grafico 3.5 vengono mostrate le previsioni ottenute con orizzonte di previsione fissato pari a 30 giorni.

Dal grafico 3.5 si può notare come i due GGM si adattano: il modello affinato riesce a cogliere tutte le oscillazioni. Le previsioni *out of sample* decrescono per poi stabilizzarsi in entrambi i casi e si aggirano intorno allo 0, mostrando che l'evoluzione delle vaccinazioni terminerà a breve in Germania.

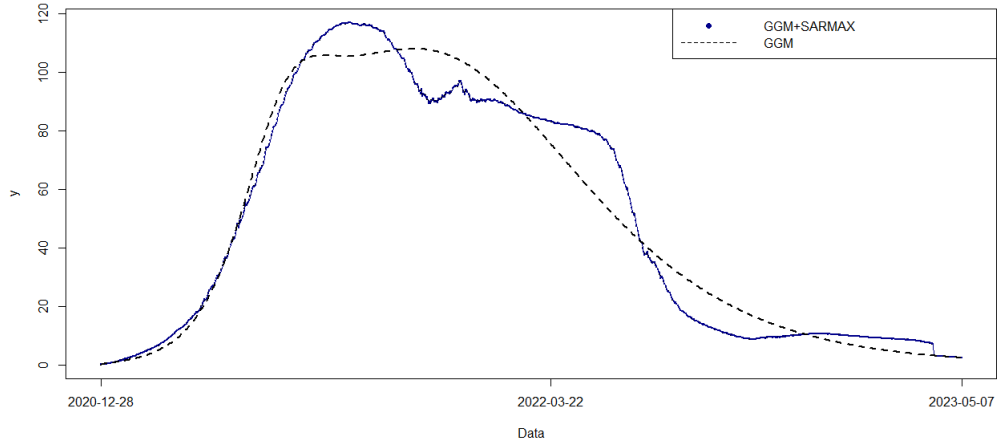


Figura 3.5: Germania: dati osservati e previsioni secondo il GGM pre e post affinamento SARMAX

Regno Unito

In seguito, viene analizzato il Regno Unito e viene mostrato il grafico dell'adattamento del GGM e la tabella delle stime del modello.

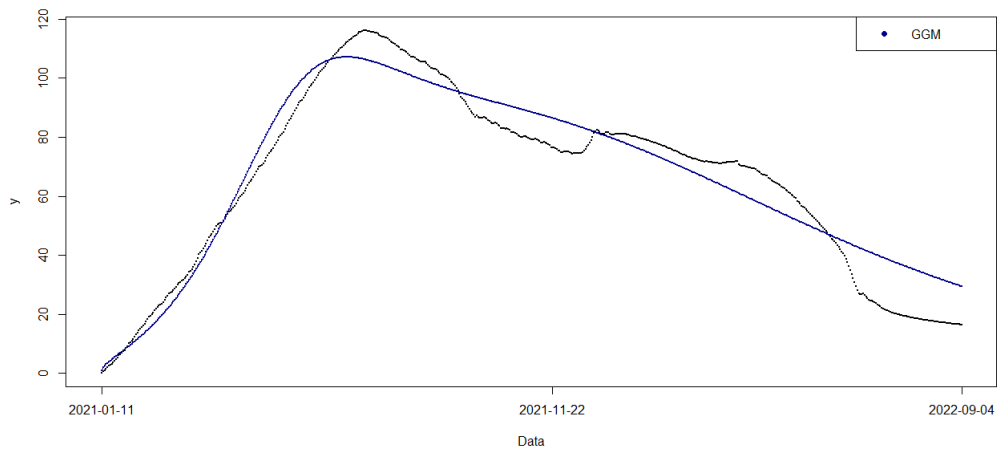


Figura 3.6: Regno Unito: dati osservati e adattamento del GGM

	Stima	Std.Error	Lower C.I.	Upper C.I.
K	44832.94	177.0210	44485.99	45179.90
p_c	0.000499	0.000035	0.000432	0.000567
q_c	0.029244	0.000829	0.027619	0.030869
p_s	0.001014	0.000012	0.000989	0.001038
q_s	0.005649	0.000098	0.005457	0.005842
R^2	0.999608			

Tabella 3.4: Regno Unito: stime dei parametri del GGM

Il GGM riesce a cogliere l'andamento generale della media mobile osservata, anche se negli ultimi istanti tende a sovrastimare. Nel caso del Regno Unito, come per gli altri Paesi analizzati fino ad ora, prevale l'atteggiamento imitativo, ossia le persone tendono a vaccinarsi perchè altri lo hanno fatto precedentemente e tendono ad essere informate da chi ha già le informazioni su modalità e tempi della vaccinazione.

Inoltre, p_s è maggiore di p_c , perciò il comportamento innovativo è più rilevante nella fase dell'adozione rispetto a quella comunicativa ed, anche in questo caso, può spiegarsi con l'introduzione dell'obbligo vaccinale a partire da dicembre 2021 per determinate categorie.

In questo caso, K è superiore all'ultimo valore cumulato osservato (39247.70) ad indicare che il fenomeno è in fase di conclusione, come verrà poi dimostrato anche dalle previsioni, ma non negli istanti immediatamente successivi, considerati per la previsione; questo emerge dalla tabella 3.4.

In seguito, viene stimato un SARIMA (4,0,1) (2,0,2), poichè il GGM non affinato coglie soltanto l'andamento generale della serie, senza considerare la

stagionalità e senza tenere conto dell'autocorrelazione dei residui.

Riguardo le previsioni con orizzonte di previsione pari a 30 giorni, viene presentato il grafico 3.7, che permette di comprendere l'andamento futuro e anche l'adattamento dei due modelli.

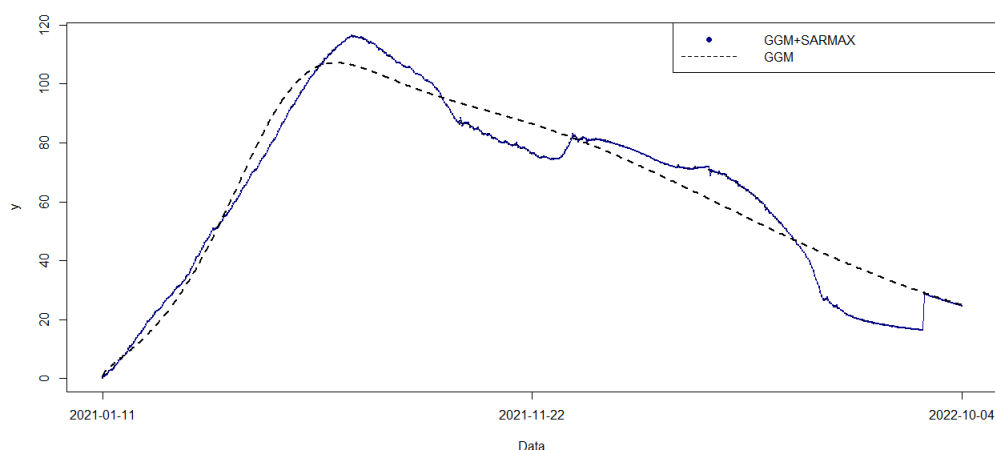


Figura 3.7: Regno Unito: dati osservati e previsioni secondo il GGM pre e post affinamento SARMAX

Le previsioni *out of sample* crescono nel primo istante temporale per poi decrescere, ossia il processo di vaccinazione terminerà ma non negli istanti temporali considerati per la previsione; la conclusione dell'evoluzione delle vaccinazioni viene posticipata.

Riguardo l'adattamento dei due modelli, si nota che l'affinamento SARMAX permette al modello di cogliere perfettamente qualsiasi oscillazione o picco, cosa che non accade nel caso del modello non affinato, che è in grado solo di cogliere l'andamento in linea generale; questo è confermato dalla scarsa visibilità della serie storica osservata, a cui si sovrappone la stima del GGM post SARMAX.

Cina

In questa sezione, si analizza la Cina, il cui caso viene mostrato in figura 3.8:

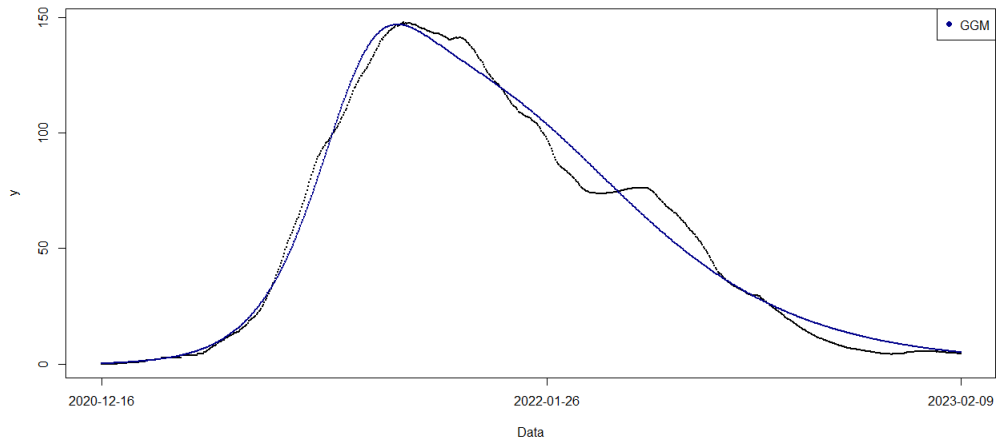


Figura 3.8: Cina: dati osservati e adattamento del GGM

	Stima	Std.Error	Lower C.I.	Upper C.I.
K	45096.50	29.12873	45039.41	45153.59
p_c	0.0000121	0.0000009	0.0000104	0.0000132
q_c	0.0327152	0.0004173	0.0318973	0.0335331
p_s	0.0003475	0.0000049	0.0003379	0.0003569
q_s	0.0096363	0.0000516	0.0095351	0.0097375
R^2	0.999843			

Tabella 3.5: Cina: stime dei parametri del GGM

Il GGM coglie l'andamento della serie storica; inoltre, tutti i parametri del-

la tabella 3.5 risultano significativi e si può dedurre che in entrambe le fasi prevale l'atteggiamento imitativo. Si può affermare, quindi, che il ricevere informazioni da altri sui vaccini e l'imitare la scelta altrui di vaccinarsi contribuiscono maggiormente alla diffusione delle vaccinazioni.

In particolare, p_s risulta più elevato di p_c : l'essere innovatori riguarda maggiormente la scelta di vaccinarsi, la quale è probabilmente imputabile anche all'introduzione dell'obbligo vaccinale, che a partire da luglio 2022 riguarda anche l'accesso ad alcuni luoghi pubblici della capitale.

Viene effettuato un affinamento SARMAX ed anche per la Cina si effettuano previsioni in avanti per una finestra temporale $h=30$ giorni.

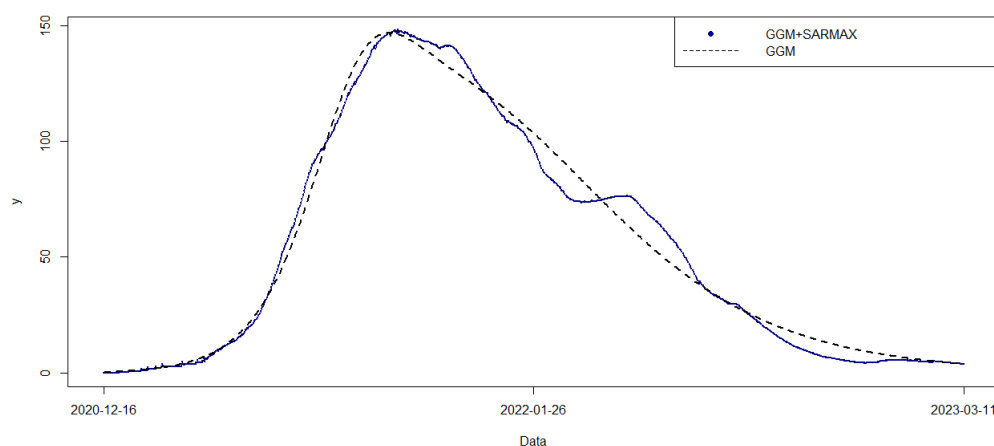


Figura 3.9: Cina: dati osservati e previsioni secondo il GGM pre e post affinamento SARMAX

Le previsioni presentano un andamento costante, in linea con le ultime osservazioni, e questo vale per entrambe le previsioni *out of sample*. Nel caso del GGM affinato, viene colto perfettamente l'andamento della serie istantanea, la quale infatti è poco visibile graficamente, tenendo conto anche dei vari picchi. I valori previsti *out of sample* si aggirano attorno allo 0 a dimostrazione

del fatto che il processo di vaccinazione in Cina terminerà entro breve periodo, come per l'Italia, fatto desumibile anche dalla stima di K della tabella 3.5.

Giappone

Restando nel continente asiatico, viene analizzato il Giappone, per cui l'adattamento del GGM viene proposto in figura 3.10:

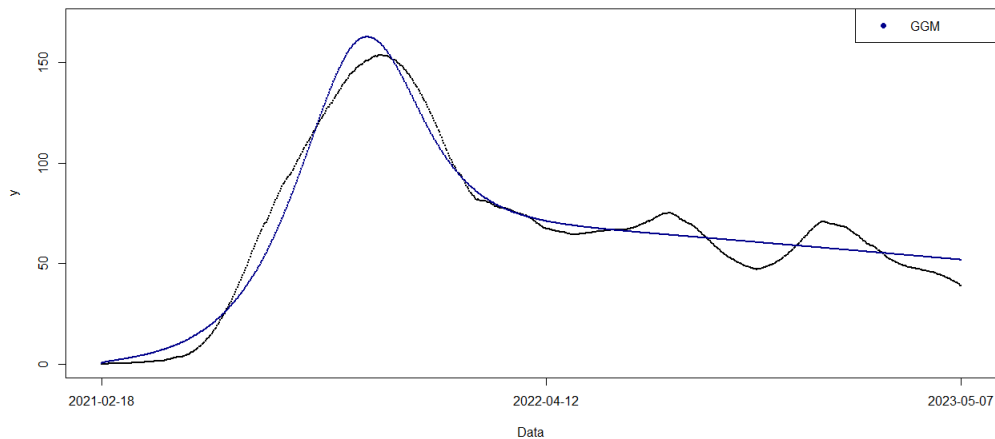


Figura 3.10: Giappone: dati osservati e adattamento del GGM

Analizzando i coefficienti della tabella 3.6, si nota innanzitutto che il processo di diffusione dei vaccini non si concluderà a breve poiché la stima di K è superiore all'ultimo valore cumulato osservato (54836.95). Inoltre, non ci sono forti differenze in termini di numeri tra coloro che hanno deciso di vaccinarsi per primi, considerando anche chi è stato obbligato, rispetto a coloro che si sono vaccinati imitando chi lo aveva già fatto precedentemente. Invece, nel contesto della comunicazione ci sono divergenze maggiori.

In ogni caso, il comportamento imitativo prevale nella fase di comunicazione, mentre in quella di adozione risulta più importante la presenza degli innova-

tori, anche se la differenza è lieve. Bisogna, però, considerare che tra i pionieri vi sono coloro che hanno l'obbligo di vaccinarsi, infatti già entro luglio 2021 tutti i medici e gli infermieri del Paese avevano ricevuto la dose, per un totale di 5,67 milioni di persone.

	Stima	Std.Error	Lower C.I.	Upper C.I.
K	98752.88	2516.002	93821.61	103684.2
p_c	0.0000103	0.0000004	0.0000096	0.0000109
q_c	0.0319122	0.0001839	0.0315517	0.0322727
p_s	0.0008051	0.0000154	0.0007749	0.0008354
q_s	0.0006831	0.0000627	0.0005602	0.0008061
R^2	0.99987			

Tabella 3.6: Giappone: stime dei parametri del GGM

Anche per il Giappone, viene effettuato un affinamento SARMAX, così da cogliere anche la componente stagionale e si effettuano le previsioni in avanti fissando l'orizzonte di previsione h pari a 30 giorni, considerando il GGM pre e post affinamento.

Come si evince dal grafico 3.11, il GGM affinato si adatta molto bene, coglie perfettamente l'andamento della serie storica, la quale non risulta facilmente visibile, e coglie anche i due picchi finali; le previsioni *out of sample* segnalano inizialmente un leggero aumento della serie istantanea delle vaccinazioni nei primi istanti, poi si stabilizzano. L'andamento delle previsioni *out of sample* conferma ciò che si deduce dalla stima di K (tabella 3.6), infatti i va-

lori predetti non sono attorno allo 0, a dimostrazione del fatto che il processo di vaccinazione non è ancora terminato.

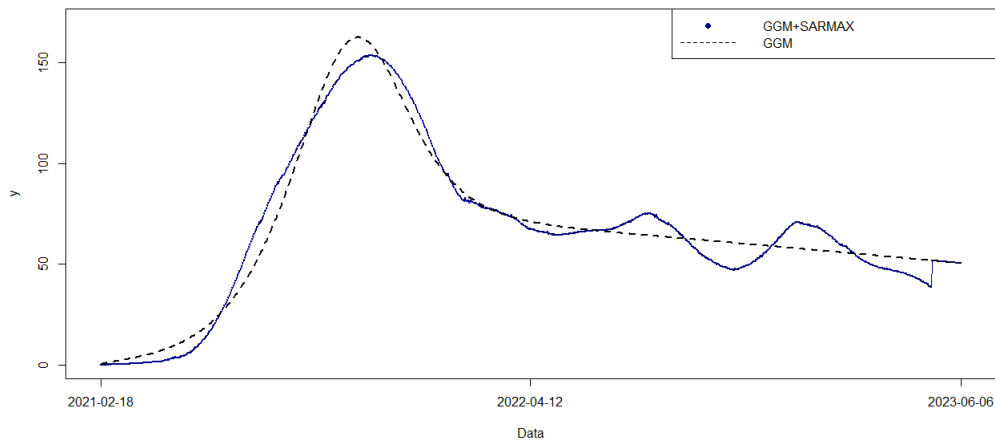


Figura 3.11: Giappone: dati osservati e previsioni secondo il GGM pre e post affinamento SARMAX

Vietnam

Si passa ad analizzare il Vietnam e dal grafico 3.12 si evince che il modello stimato si adatta bene alla serie istantanea osservata.

I coefficienti della tabella 3.7 mostrano che le persone sono caratterizzate maggiormente da un atteggiamento imitativo in entrambe le fasi. Inoltre, l'essere innovativi prevale maggiormente nell'ambito dell'adozione piuttosto che nella diffusione dell'informazione e questo è dimostrato dal fatto che p_s è maggiore di p_c . Quindi, in Vietnam sono di più coloro che hanno un ruolo da innovatori nell'ambito della scelta di vaccinarsi, vincolata alle normative ed agli obblighi riguardanti la somministrazione dei vaccini. In Vietnam, la somministrazione di dosi andrà a finire ma non entro un brevissimo periodo, poichè K è maggiore dell'ultimo valore cumulato osservato (37787.30).

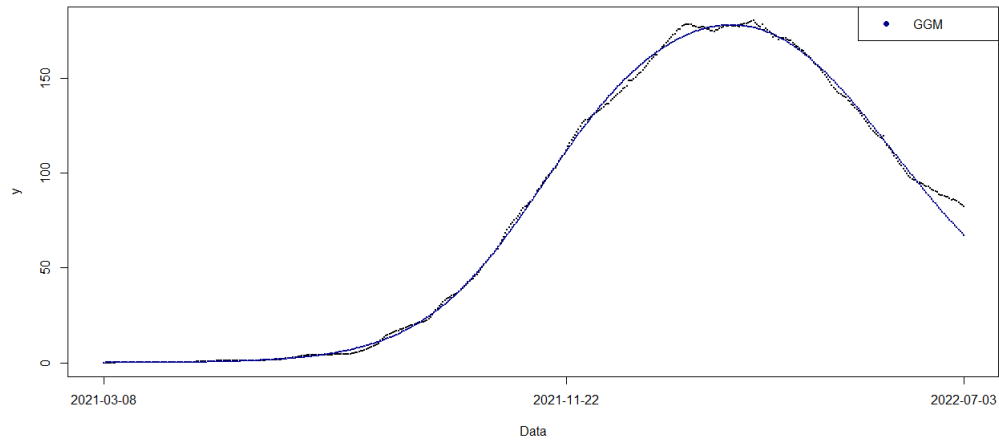


Figura 3.12: Vietnam: dati osservati e adattamento del GGM

	Stima	Std.Error	Lower C.I.	Upper C.I.
K	41586.00	30.99747	41525.24	41646.75
p_c	0.0000083	0.0000002	0.0000080	0.0000086
q_c	0.0192399	0.0000561	0.0191301	0.0193498
p_s	0.0000619	0.0000006	0.0000607	0.0000631
q_s	0.0238244	0.0000772	0.0236730	0.0239757
R^2	0.999995			

Tabella 3.7: Vietnam: stime dei parametri del GGM

Viene effettuato anche per il Vietnam un affinamento SARMAX, così da cogliere la componente stagionale e l'autocorrelazione e si effettuano le previsioni con orizzonte di previsione h fissato pari a 30. Dal grafico 3.13 si evince il buon adattamento del modello affinato, che riesce a cogliere tutte le oscillazioni e l'andamento della serie storica, la quale, infatti, risulta poco vi-

sibile graficamente, poichè la stima del GGM post SARMAX si sovrappone; inoltre, le previsioni *out of sample* tendono a decrescere ma non presentano valori attorno allo 0, confermando che la conclusione del processo di vaccinazione avverrà successivamente, come dimostrato da K nella tabella 3.7.

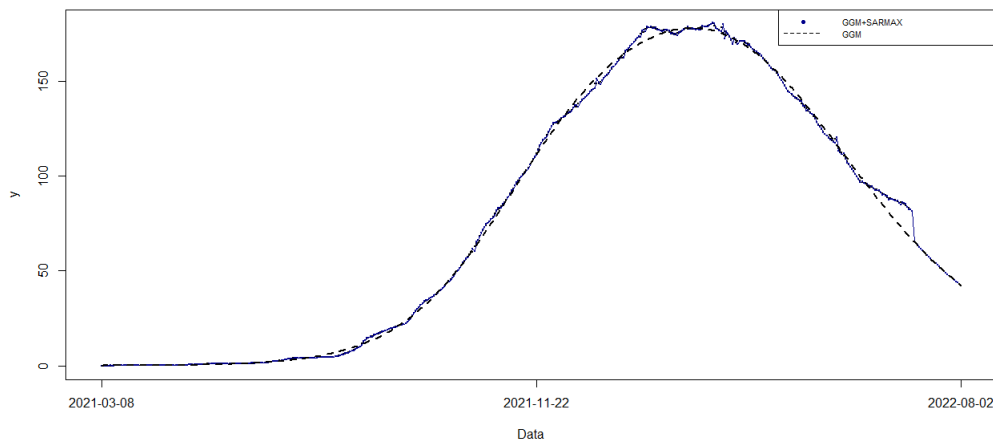


Figura 3.13: Vietnam: dati osservati e previsioni secondo il GGM pre e post affinamento SARMAX

Stati Uniti

Si analizza successivamente il secondo gruppo di Paesi, considerando inizialmente gli Stati Uniti; viene stimato un GGM e, di seguito, viene riportato il grafico e la tabella dei coefficienti.

Dal grafico 3.14, si nota che il modello stimato riesce a cogliere l'andamento generale della serie storica.

Nel caso degli Stati Uniti, il processo di vaccinazione sarà destinato a terminare entro un brevissimo periodo, come dimostrato dalla stima di K presente nella tabella 3.8; inoltre, in entrambe le fasi prevale la componente imitativa

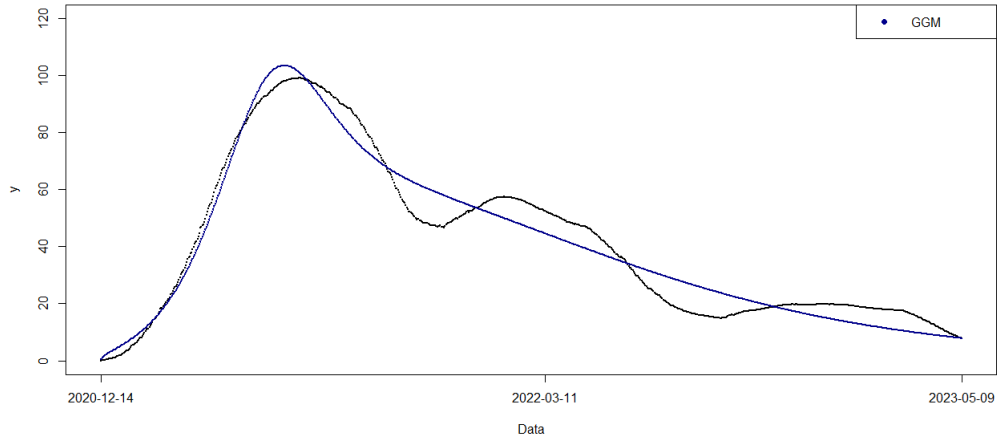


Figura 3.14: Stati Uniti: dati osservati e adattamento del GGM

anche se nella fase di adozione la differenza non è così netta.

	Stima	Std.Error	Lower C.I.	Upper C.I.
K	37376.65	62.24130	37254.66	37498.64
p_c	0.000126	0.000008	0.000110	0.000142
q_c	0.031259	0.000525	0.03022900	0.032288
p_s	0.001315	0.000012	0.001292	0.001337
q_s	0.003810	0.000058	0.003697	0.003923
R^2	0.999538			

Tabella 3.8: Stati Uniti: stime dei parametri del GGM

Quindi, negli Stati Uniti per la diffusione delle vaccinazioni hanno un ruolo rilevante coloro che vengono informati da altri sulla somministrazione di dosi e coloro che si vaccinano imitando chi lo ha già fatto. Però, nella fase di ado-

zione anche il comportamento innovativo risulta rilevante, con riferimento alle persone che si vaccinano per prime tra le quali vi sono anche quelle che sono obbligate a farlo; in aggiunta, è rilevante il numero di persone che scelgono di vaccinarsi per prime poichè il governo aveva fin da subito promesso anche una somma di denaro in cambio della somministrazione della dose.

Inoltre, negli Stati Uniti da settembre 2021 tutti gli operatori sanitari hanno dovuto vaccinarsi ed in alcune città, come New York, l'obbligo vaccinale è diventato necessario anche per l'ingresso nelle palestre o in luoghi chiusi: questo spiega la rilevanza della componente innovativa nella fase di adozione. Come negli altri casi, viene effettuato un affinamento SARMAX, così da considerare anche la componente stagionale; inoltre, riguardo le previsioni, nel grafico 3.15 viene mostrata sia la serie istantanea, che i valori osservati stimati dai due modelli ed anche le corrispondenti previsioni *out of sample*.

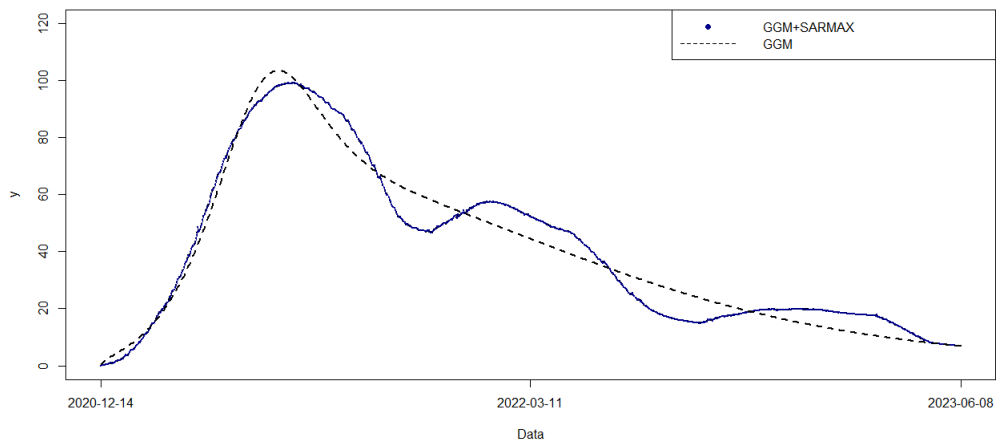


Figura 3.15: Stati Uniti: dati osservati e previsioni secondo il GGM pre e post affinamento SARMAX

Le previsioni *out of sample* sono stabili e tendono ad avvicinarsi allo 0, testimoniando la prossima fine dell'evoluzione delle vaccinazioni, come anticipato

dalla stima di K (tabella 3.8); il modello affinato si adatta meglio, come accade anche per gli altri Paesi, poichè tiene conto anche della stagionalità, che è una componente fondamentale del processo di vaccinazione.

Canada

Si analizza ora il caso del Canada.

Dal grafico 3.16, si nota come il modello stimato riesca a cogliere l'andamento generale della serie istantanea, anche se nell'ultima parte l'adattamento non risulta ottimale.

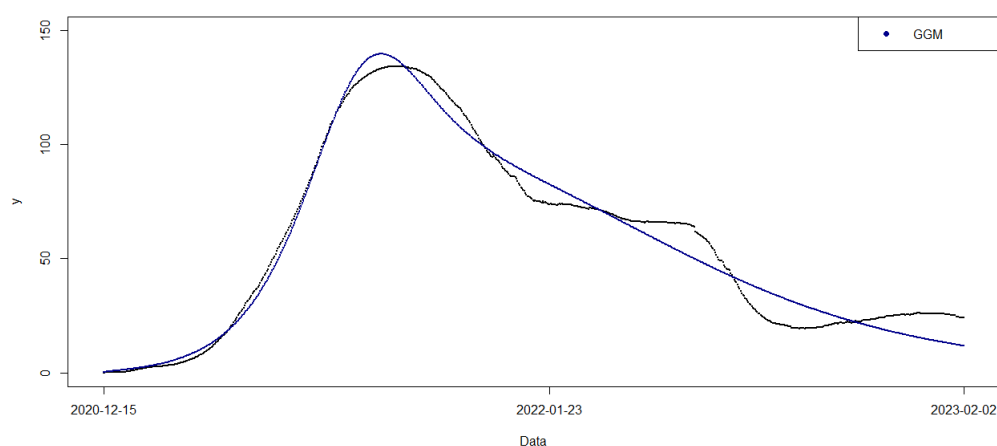


Figura 3.16: Canada: dati osservati e adattamento del GGM

Inoltre, il processo di vaccinazione in Canada, come anche negli Stati Uniti, è destinato a finire nei successivi istanti temporali; anche in questo caso, prevale la componente imitativa (q_c e q_s) in entrambe le fasi. È bene sottolineare che l'essere pionieri emerge maggiormente al momento dell'adozione, ossia con riferimento alla scelta innovativa di vaccinarsi; tra gli innovatori rientrano anche coloro che sono obbligati a farlo, come i funzionari federali pubblici a partire da agosto 2021.

	Stima	Std.Error	Lower C.I.	Upper C.I.
K	45338.12	51.83999e+01	45236.51	45439.72
p_c	0.0000173	0.0000009	0.0000156	0.0000190
q_c	0.0314411	0.0002966	0.0308598	0.0320224
p_s	0.0007035	0.0000076	0.0006886	0.0007185
q_s	0.0064365	0.0000512	0.0063361	0.0065369
R^2	0.999834			

Tabella 3.9: Canada: stime dei parametri del GGM

Anche qui, viene effettuato un affinamento SARMAX per migliorare l'adattamento del modello. Si effettuano anche le previsioni, fissando l'orizzonte di previsione sempre pari a 30 giorni.

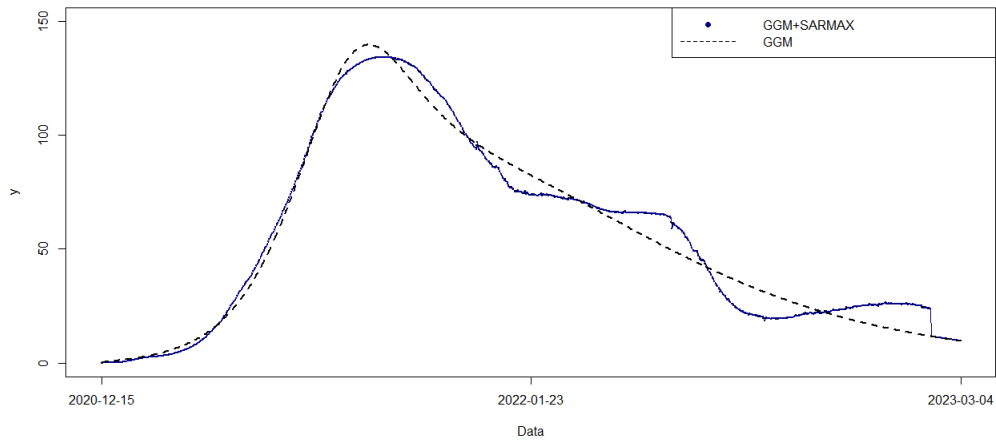


Figura 3.17: Canada: dati osservati e previsioni secondo il GGM pre e post affinamento SARMAX

Le previsioni *out of sample* decrescono e si avvicinano attorno allo 0 negli

ultimi istanti, confermando ciò che emerge da K nella tabella 3.9; inoltre, qui si nota come il GGM affinato riesca a cogliere perfettamente qualsiasi fluttuazione della serie istantanea osservata.

Cile

Si analizza successivamente l'America del Sud e nello specifico il Cile, l'Argentina ed il Brasile. Riguardo il Cile viene mostrato il grafico del modello ed anche il resoconto dei coefficienti. Il modello non riesce a cogliere tutte le oscillazioni e soprattutto nella parte finale tende a sovrastimare i dati.

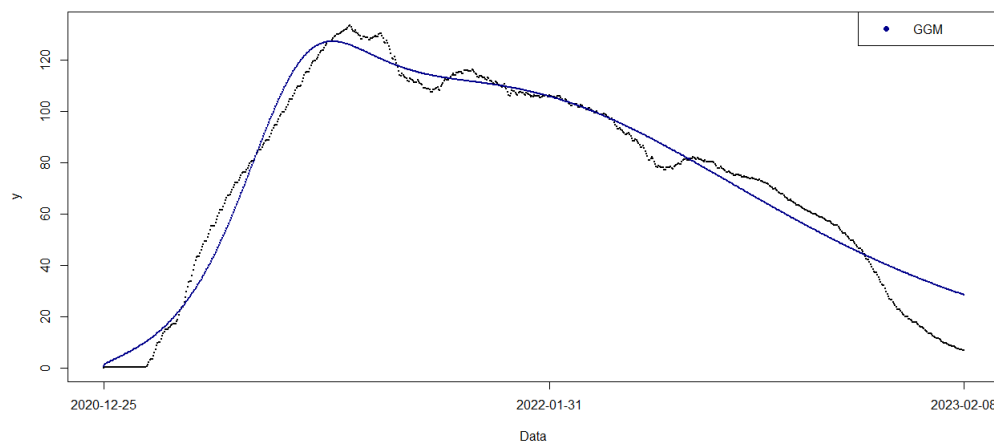


Figura 3.18: Cile: dati osservati e adattamento del GGM

Dalla tabella 3.10 si deduce che l'atteggiamento imitativo prevale in entrambe le fasi, quindi le persone che si vaccinano per imitazione e che vengono informate da altri sulla somministrazione di dosi hanno un impatto più rilevante sul processo di diffusione delle vaccinazioni in Cile. Inoltre, p_s è leggermente superiore di p_c , quindi in Cile un numero leggermente maggiore di persone si vaccina di spontanea volontà, senza imitare gli altri, rispetto a coloro che sono pionieri nella diffusione dell'informazione.

In questo caso, K è più elevato rispetto all'ultimo valore cumulato osservato (58256.50), quindi in Cile il processo di vaccinazione non terminerà nei prossimi istanti temporali.

	Stima	Std.Error	Lower C.I.	Upper C.I.
K	64280.85	83.83309	64116.54	64445.16
p_c	0.0001695	0.0000084	0.0001531	0.0001858
q_c	0.0291816	0.0004001	0.0283975	0.0299657
p_s	0.0006764	0.0000034	0.0006697	0.0006832
q_s	0.0053058	0.0000294	0.0052482	0.005363
R^2	0.999876			

Tabella 3.10: Cile: stime dei parametri del GGM

Viene stimato in seguito un modello SARIMA (4,0,1) (1,0,2) e si effettuano anche le previsioni in avanti con finestra temporale pari a 30 giorni. Come emerge dalla figura 3.19, le previsioni *out of sample* sono crescenti per poi decrescere negli ultimi istanti, però non sono intorno allo 0 ad indicare che il processo di vaccinazione non è ancora concluso; il GGM affinato si adatta bene e coglie correttamente le varie oscillazioni, come nel caso degli altri Paesi.

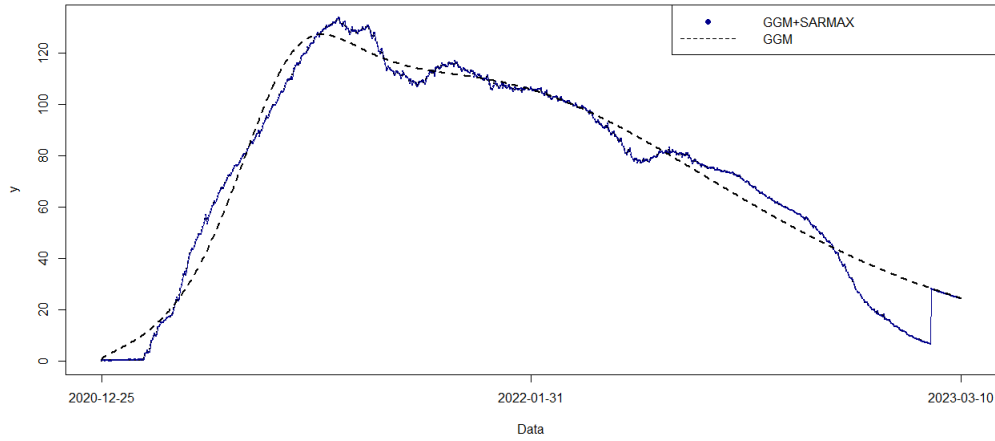


Figura 3.19: Cile: dati osservati e previsioni secondo il GGM pre e post affinamento SARMAX

Argentina

Si considera in seguito l'Argentina; viene mostrato il grafico dell'adattamento del GGM e la tabella dei coefficienti che si ottengono dalla stima del modello.

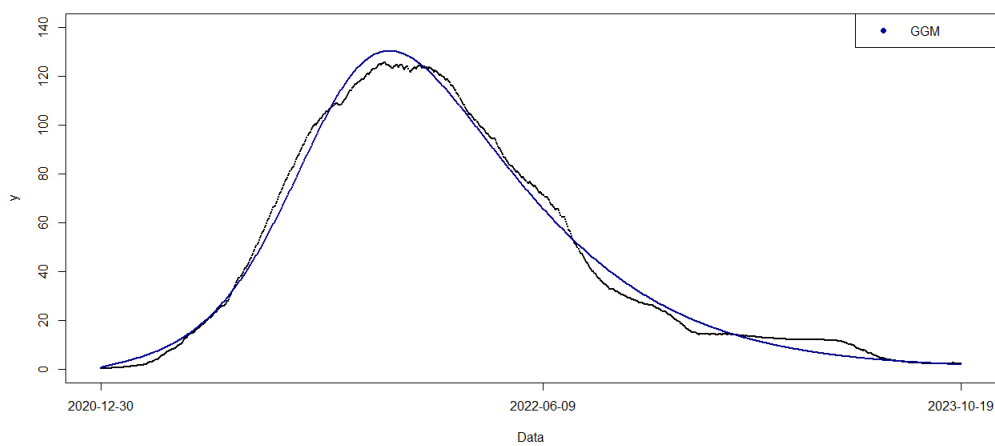


Figura 3.20: Argentina: dati osservati e adattamento del GGM

Dal grafico 3.20 si evince che il modello si adatta bene.

Inoltre, dalla tabella 3.11 si deduce che in Argentina prevale il comportamento imitativo in entrambe le fasi, quindi il passaparola e l'imitare le scelte altrui contribuiscono maggiormente alla diffusione dei vaccini anti Covid-19. Nella fase di adozione rispetto a quella comunicativa le persone tendono ad essere più innovative: questo è dimostrato dal valore più alto di p_s . Inoltre, il processo di vaccinazione terminerà entro un breve periodo, vista la stima di K .

	Stima	Std.Error	Lower C.I.	Upper C.I.
K	46601.44	22.32853	46557.68	46645.20
p_c	0.0001118	0.0000036	0.0001048	0.0001187
q_c	0.0165909	0.0001459	0.0163051	0.0168769
p_s	0.0005072	0.0000136	0.0004805	0.0005338
q_s	0.0073942	0.0000752	0.0072467	0.0075417
R^2	0.999866			

Tabella 3.11: Argentina: stime dei parametri del GGM

Viene effettuato l'affinamento SARMAX; inoltre, per le previsioni, viene fissato l'orizzonte di previsione pari a 30 giorni.

Dal grafico 3.21 emerge l'ottimo adattamento del GGM affinato rispetto alla serie istantanea osservata. Le previsioni *out of sample* ottenute con entrambi i modelli sono stabili e coerenti con le ultime osservazioni e si aggirano attorno allo 0, dimostrando la prossima conclusione del processo di vaccinazione.

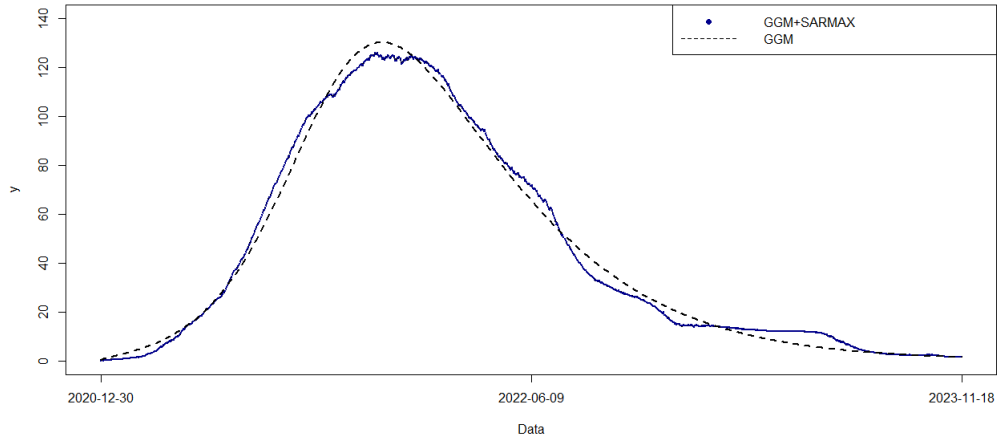


Figura 3.21: Argentina: dati osservati e previsioni secondo il GGM pre e post affinamento SARMAX

Brasile

L'ultimo Paese è il Brasile; il GGM riesce a cogliere l'andamento della serie istantanea; le stime dei parametri vengono inserite nella tabella [3.12](#).

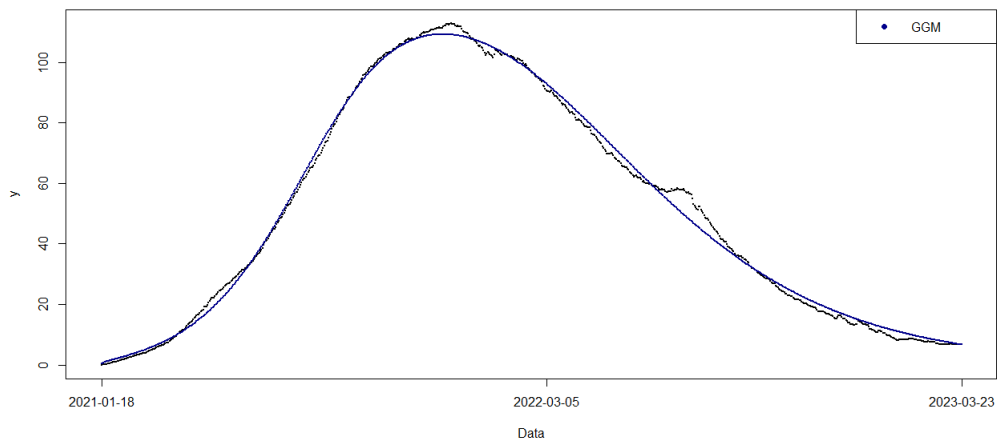


Figura 3.22: Brasile: dati osservati e adattamento del GGM

	Stima	Std.Error	Lower C.I.	Upper C.I.
K	41578.68	14.32659	41550.60	41606.76
p_c	0.0002872	0.0000050	0.0002774	0.0002971
q_c	0.0190816	0.0001633	0.0187616	0.0194016
p_s	0.0004039	0.0000035	0.0003972	0.0004108
q_s	0.0084914	0.0000283	0.0084358	0.0085469
R^2	0.999974			

Tabella 3.12: Brasile: stime dei parametri del GGM

Dalla tabella 3.12 ed, in particolare, dalla stima di K si evince che in Brasile il processo di vaccinazione si concluderà in breve tempo; l'atteggiamento imitativo prevale in entrambe le fasi. Nel caso del Brasile, va ricordato che nella prima fase di diffusione del Covid-19 il governo ha assunto una posizione di opposizione nei confronti dei vaccini e, dunque, molte persone che magari volevano vaccinarsi per prime non lo hanno potuto fare. Riguardo la componente innovativa, questa non presenta forti differenze nelle due fasi, ossia l'essere innovativi nella fase comunicativa o nella fase di adozione ha un impatto simile sulla diffusione delle vaccinazioni.

Per tener conto della componente stagionale, viene effettuato un affinamento SARMAX ed, inoltre, si considerano le previsioni in avanti con $h=30$ giorni. Infatti, dal grafico 3.23, si nota come il modello affinato anche in questo caso si adatta bene; le previsioni *out of sample* sono in linea con le ultime osservazioni, sia quelle ottenute con il modello non affinato che quelle ottenute con il GGM affinato. Tendono ad avvicinarsi allo 0 poichè il processo di vaccinazione si concluderà entro un tempo brevissimo, come mostra K (tabella

3.12), che è molto simile all'ultimo valore cumulato osservato.

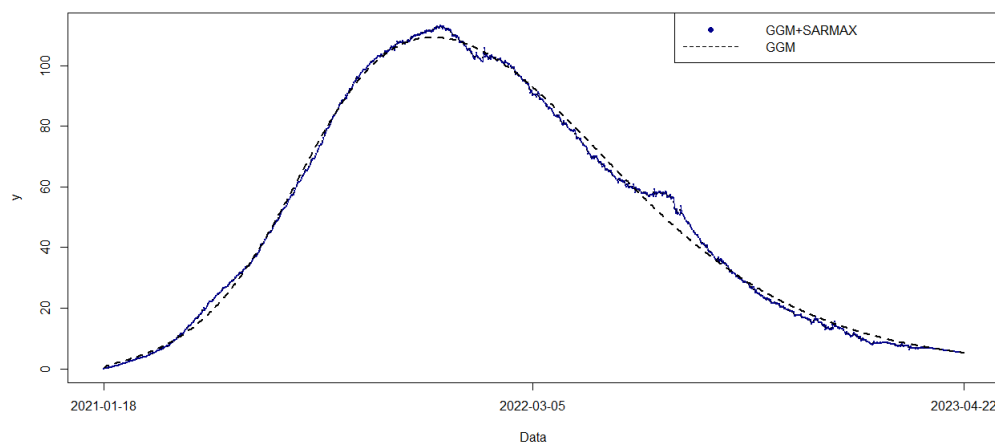


Figura 3.23: Brasile: dati osservati e previsioni secondo il GGM pre e post affinamento SARMAX

3.2.1 Conclusioni

A partire dai risultati ottenuti, si può affermare che in tutti i Paesi prevale la componente imitativa in entrambe le fasi, quindi le persone hanno teso maggiormente ad imitare gli altri riguardo la scelta di vaccinarsi e vengono a conoscenza di informazioni sull'argomento grazie ad altre persone.

In Giappone prevale la componente innovativa nella fase di adozione ma la differenza è lievissima, a testimonianza del fatto che in questo Paese anche coloro che hanno un atteggiamento imitativo contribuiscono in modo rilevante alla diffusione dei vaccini. Inoltre, in tutti i Paesi l'essere innovativi ha maggiore rilevanza nella fase di somministrazione vera e propria della dose, piuttosto che nella diffusione dell'informazione, e questo avviene probabilmente in conseguenza del fatto che nella maggior parte degli Stati è stato introdotto l'obbligo vaccinale per determinate categorie di persone e, quindi,

molti si sono vaccinati per primi.

Come anticipato, va considerato che la scelta di essere pionieri non dipende semplicemente dalla volontà dell'individuo, ma anche dalle normative introdotte dai governi che hanno obbligato alcune persone a vaccinarsi prima di altre.

In generale, la diffusione dei vaccini è stata favorita dalla trasmissione di informazioni anche tramite social media e dall'imitazione di atteggiamenti e scelte altrui, fatto comprensibile se si pensa al grado di novità di questa scelta, che ha necessitato di un lungo processo di accettazione sociale.

Inoltre, l'evoluzione delle vaccinazioni continua in Giappone ed anche in Vietnam, Regno Unito e Cile, in cui il comportamento dei dati non è marcatamente saturante come negli altri Paesi considerati. Questo non accade nel nostro Paese, in cui dopo le due ondate principali vi è una forte decrescita del numero di dosi somministrate ed il processo di vaccinazione è prossimo alla sua conclusione.

Conclusioni

L'obiettivo di questa tesi è stato quello di analizzare il processo di vaccinazione anti Covid-19 e la sua evoluzione.

Per svolgere una valutazione approfondita del fenomeno si sono effettuate in un primo momento previsioni considerando il modello Prophet, che permette di tenere conto del trend non lineare e della componente stagionale; successivamente, è stato adottato un approccio differente basato sul GGM, che pone l'attenzione sui fattori che hanno avuto un impatto sull'evoluzione dei vaccini, cercando di comprendere questa particolare dinamica.

Dopo aver effettuato le analisi, si possono trarre delle conclusioni.

Innanzitutto, dal punto di vista metodologico si può dedurre che sia il modello Prophet che i modelli di diffusione, ed in questo caso specifico il GGM, possono essere applicati con efficacia anche ad ambiti diversi rispetto a quelli per cui sono stati definiti inizialmente, ovvero l'ambito commerciale e di previsione di vendite. In particolare, attraverso i modelli di diffusione è stato possibile mettere in luce aspetti interpretativi del fenomeno quale, ad esempio, le dinamiche dovute all'esitazione vaccinale. Diversamente, il modello Prophet ha permesso di cogliere adeguatamente la struttura delle serie osservate, caratterizzate da una componente stagionale complessa.

Dal punto di vista applicativo si evince che alcuni Paesi sembrano ormai aver terminato il loro processo, mentre in altri continua la somministrazione delle

dosi, come nel caso del Regno Unito, del Giappone, del Vietnam e del Cile, le cui previsioni, ottenute con il modello Prophet, sono crescenti ed il continuo del processo è dimostrato anche dalla stima del parametro K .

Tramite il GGM è stato possibile osservare una sostanziale prevalenza della componente imitativa sia nella fase di diffusione dell'informazione sia nella fase di somministrazione vera e propria, quindi in questo contesto è comprensibile che molti abbiano aspettato che altri si vaccinassero; centrale anche la diffusione di informazioni dal momento che, trattandosi di un'innovazione radicale, necessita della formazione di un consenso generale e della sua accettazione nel contesto sociale.

A livello generale, nonostante la scala del processo vari tra i Paesi e nonostante le differenze a livello previsivo, osservate precedentemente, l'andamento delle vaccinazioni generalmente è simile in tutti i casi considerati e questo giustifica il fatto che sia nel capitolo 2 che nel capitolo 3 tutti i Paesi selezionati siano stati studiati sostanzialmente con lo stesso modello. Questo ci permette di osservare che, a differenza di altri processi di diffusione, in cui l'appartenenza ad una certa area geografica può determinare differenze sostanziali nell'evoluzione del processo, qui il comportamento osservato prescinde dal Paese considerato.

La selezione dei Paesi è avvenuta in maniera ragionata ma è utile notare che l'analisi è stata ripetuta anche per altri Paesi, non inseriti nella tesi, arrivando a risultati affini. Quindi, questo conferma che sembrano esserci dei fattori comuni a tutti i Paesi, indipendentemente dal livello di ricchezza, dalla posizione geografica e dallo sviluppo socio-culturale.

In definitiva, il comportamento medio osservato è generalmente simile, perchè il driver sottostante è il Covid-19 che ha agito su tutti gli esseri umani indistintamente.

Appendice A

A.1 Grafici dei *punti di cambio* con il modello Prophet (*prophet*)

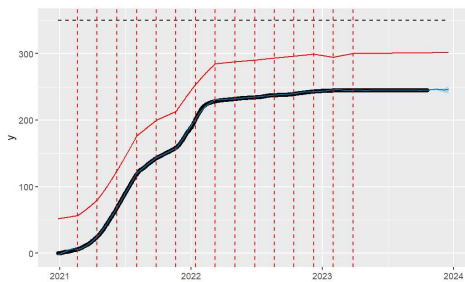


Figura A.1: Italia

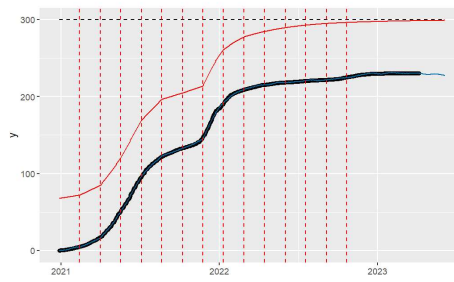


Figura A.2: Germania

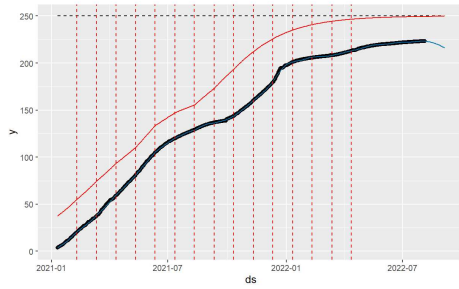


Figura A.3: Regno Unito

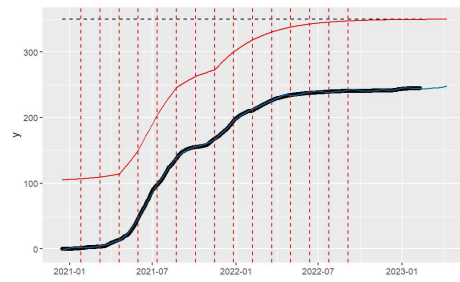


Figura A.4: Cina

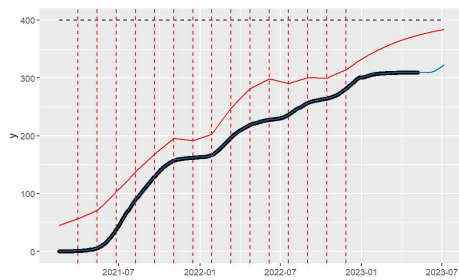


Figura A.5: Giappone

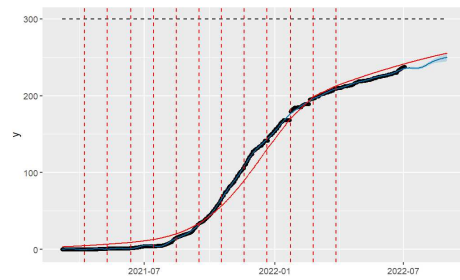


Figura A.6: Vietnam

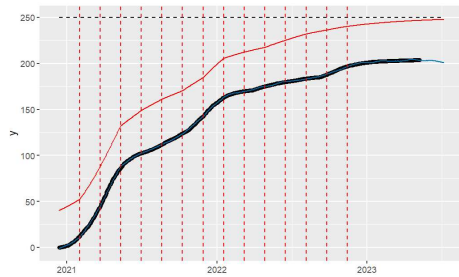


Figura A.7: Stati Uniti

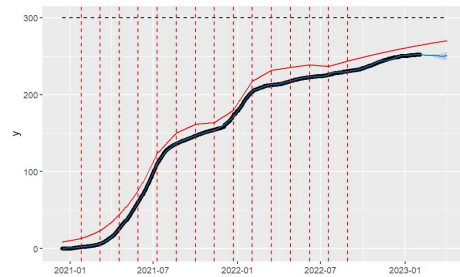


Figura A.8: Canada

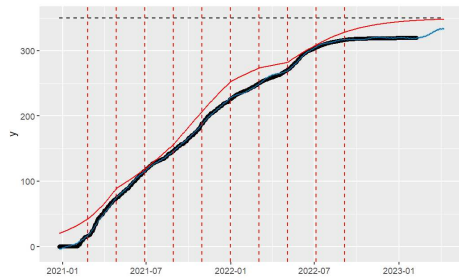


Figura A.9: Cile

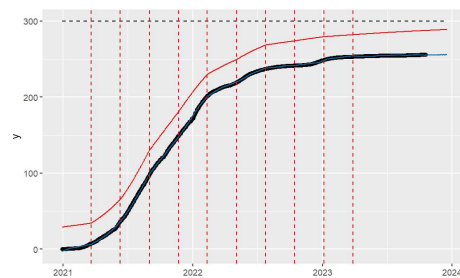


Figura A.10: Argentina

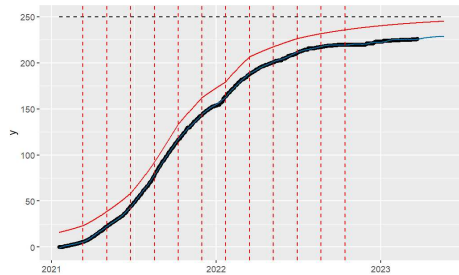


Figura A.11: Brasile

A.2 Grafici delle stagionalità con il modello Prophet (*prophet*)

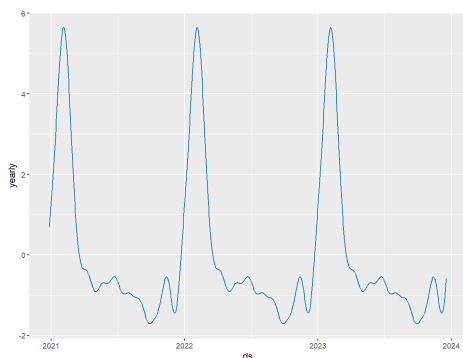


Figura A.12: Italia

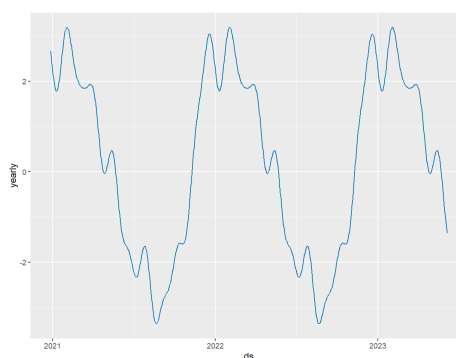


Figura A.13: Germania

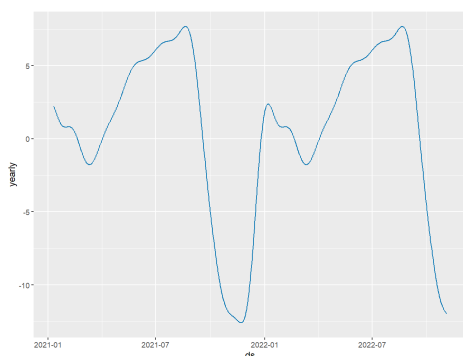


Figura A.14: Regno Unito

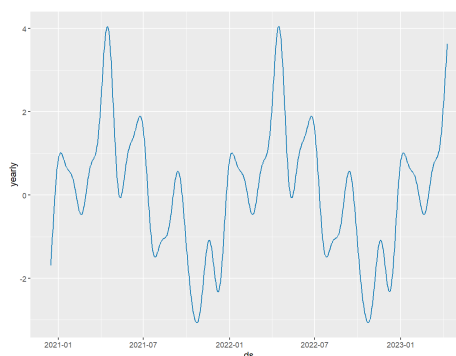


Figura A.15: Cina

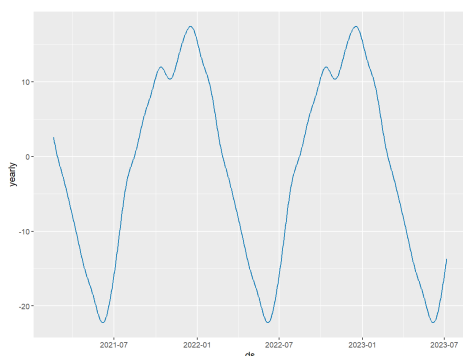


Figura A.16: Giappone

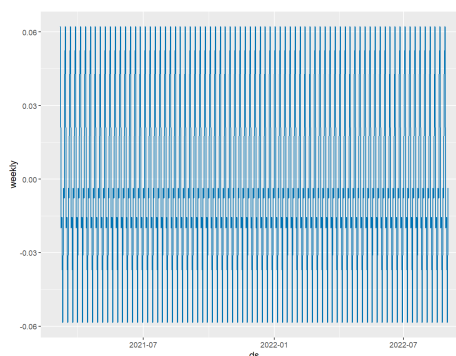


Figura A.17: Vietnam

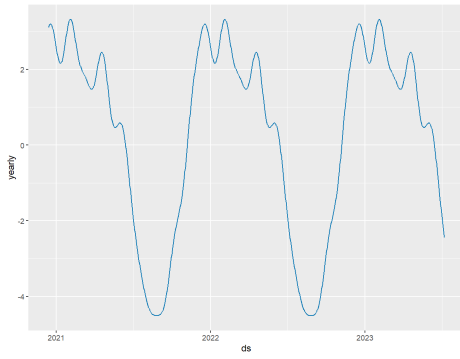


Figura A.18: Stati Uniti

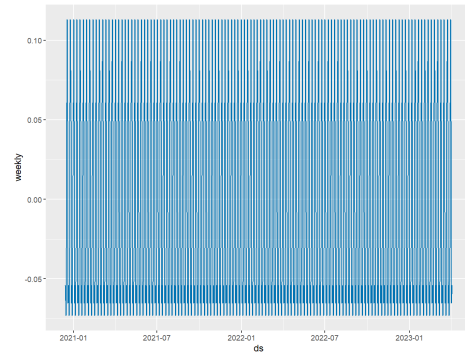


Figura A.19: Canada

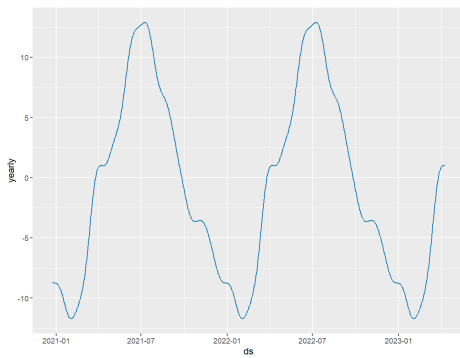


Figura A.20: Cile

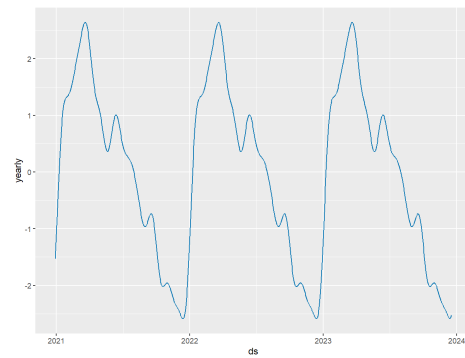


Figura A.21: Argentina

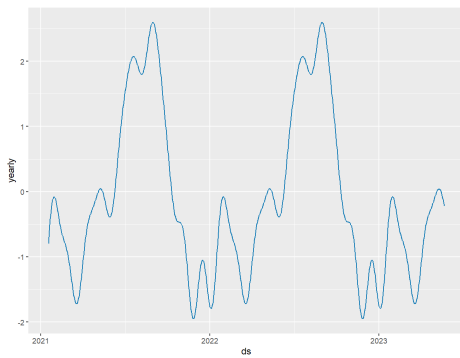


Figura A.22: Brasile

A.3 Grafici delle previsioni con il modello Prophet (*fable.prophet*)

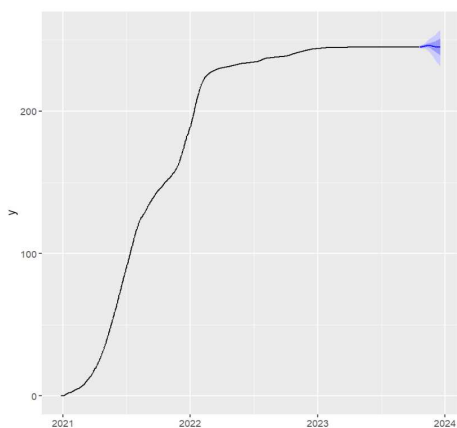


Figura A.23: Italia

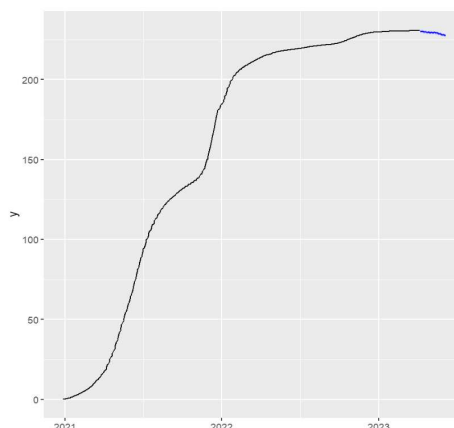


Figura A.24: Germania

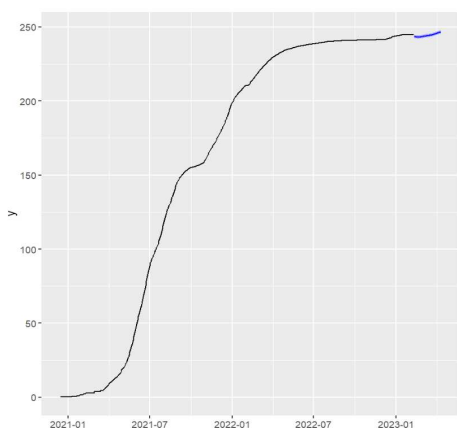


Figura A.25: Cina

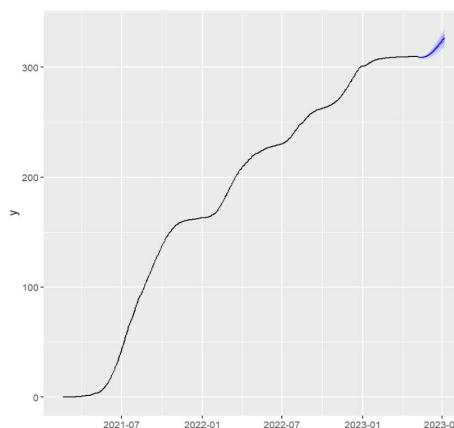
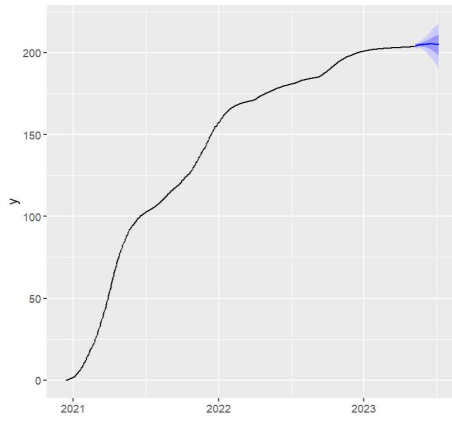
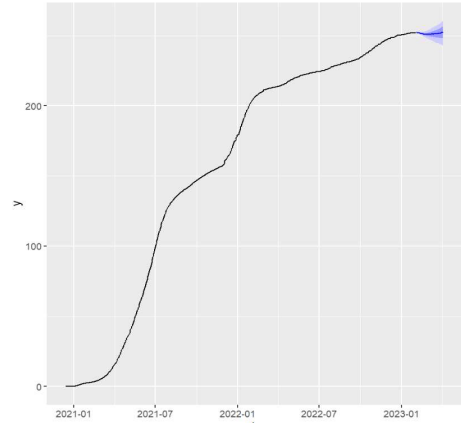
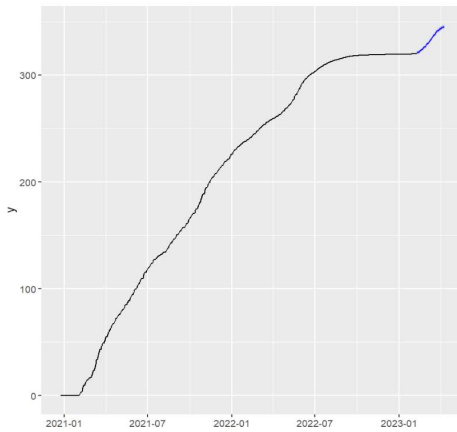
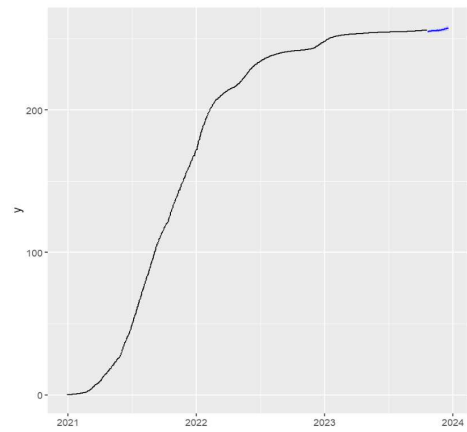
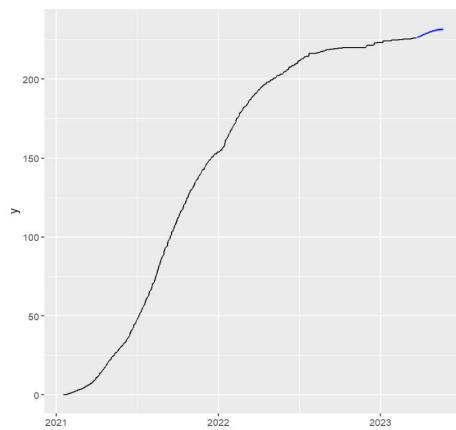


Figura A.26: Giappone

**Figura A.27: Stati Uniti****Figura A.28: Canada****Figura A.29: Cile****Figura A.30: Argentina****Figura A.31: Brasile**

A.4 Tabelle dell'affinamento SARMAX

	ar1	ar2	ar3	ar4	ma1
	1.9784	-0.5520	-0.8349	0.4081	0.7510
s.e.	0.0776	0.2063	0.1890	0.0612	0.0669
	sar1	sar2	sma1	intercetta	λ
	1.2993	-0.3242	-0.7956	49.4358	0.9986
s.e.	0.0771	0.0680	0.0589	141.0354	0.0040

Tabella A.1: Italia: affinamento SARMAX

	ar1	ar2	ar3	ma1	ma2	sar1
	2.8277	-2.6591	0.8313	-0.0699	-0.2731	0.2651
s.e.	0.0478	0.0953	0.0475	0.0668	0.0562	0.1237
	sar2	sma1	sma2	intercetta	λ	
	0.5843	0.3906	-0.3164	68.0753	0.9987	
s.e.	0.1064	0.1215	0.0418	275.9921	0.0089	

Tabella A.2: Germania: affinamento SARMAX

	ar1	ar2	ar3	ar4	ma1	sar1
	2.3374	-1.3108	-0.3947	0.3679	0.2560	0.1323
s.e.	0.2803	0.7694	0.7029	0.2140	0.2909	0.0766
	sar2	sma1	sma2	intercetta	λ	
	0.7916	0.1580	-0.6653	172.5446	0.9881	
s.e.	0.0727	0.0819	0.0640	327.5725	0.0123	

Tabella A.3: Regno Unito: affinamento SARMAX

	ar1	ar2	ar3	ma1	sar1
	2.9016	-2.8059	0.9042	-0.4274	-0.8061
s.e.	0.0193	0.0385	0.0192	0.0414	0.1329
	sar2	sar3	sma1	intercetta	λ
	0.2997	0.2293	0.8688	-7.3295	0.9995
s.e.	0.0459	0.0432	0.1289	104.3602	0.0034

Tabella A.4: Cina: affinamento SARMAX

	ar1	ar2	ar3	ma1	sar1
	2.9065	-2.8153	0.9087	-0.4780	0.8796
s.e.	0.0219	0.0438	0.0219	0.0457	0.0236
	sma1	sma2	intercetta	λ	
	-0.7843	0.2298	-64.7081	0.9995	
s.e.	0.0447	0.0451	110.5405	0.0032	

Tabella A.5: Giappone: affinamento SARMAX

	ar1	ar2	ma1	ma2	ma3	sar1
	1.9962	-1	-0.0611	0.1569	0.1124	-0.8636
s.e.	0.0004	0	0.0587	0.0569	0.0652	0.0178
	sar2	sma1	sma2	intercetta	λ	
	-0.0707	0.8794	0.0556	-9.1914	1.0014	
s.e.	0.0160	Nan	0.0482	8.2827	0.0005	

Tabella A.6: Vietnam: affinamento SARMAX

	ar1	ar2	ar3	ar4	ma1	ma2
	1.9997	-1032	-1.7958	0.8992	0.0910	-0.7149
s.e.	0.0297	0.0719	0.0716	0.0294	0.0456	0.0451
	sar1	sma1	sma2	intercetta	λ	
	0.9364	-0.5222	-0.0433	-69.9003	1.0039	
s.e.	0.0144	0.0410	0.0371	271.5420	0.0100	

Tabella A.7: Stati Uniti: affinamento SARMAX

	ar1	ar2	ar3	ar4	ma1	ma2
	1.8475	0.0785	-1.7035	0.7772	0.3801	-0.5305
s.e.	0.0762	0.1544	0.1563	0.0775	0.0980	0.0985
	sar1	sar2	sma1	intercetta	λ	
	0.8680	0.0056	-0.5834	-59.2538	1.0037	
s.e.	0.0968	0.0650	0.0908	89.7144	0.0031	

Tabella A.8: Canada: affinamento SARMAX

	ar1	ar2	ar3	ar4	ma1
	1.6549	0.1529	-1.2803	0.4717	0.8378
s.e.	0.0694	0.1557	0.1215	0.0408	0.0648
	sar1	sma1	sma2	intercetta	λ
	0.9566	-0.4943	-0.1186	61.8773	0.9934
s.e.	0.0126	0.0411	0.0415	345.9645	0.0083

Tabella A.9: Cile: affinamento SARMAX

	ar1	ar2	ar3	ma1	ma2
	2.7223	-2.4493	0.7269	-0.1582	-0.1146
s.e.	0.0598	0.1191	0.0594	0.0684	0.0525
	sar1	sar2	sma1	intercetta	λ
	1.1579	-0.1821	-0.7447	-159.3113	1.0057
s.e.	0.0570	0.0524	0.0444	1232.0968	0.0273

Tabella A.10: Argentina: affinamento SARMAX

	ar1	ar2	ma1	sar1
	1.9831	-0.9842	0.2872	1.0715
s.e.	0.0061	0.0061	0.0340	0.0560
	sar2	sma1	intercetta	λ
	-0.1082	-0.8385	-0.7350	0.9996
s.e.	0.0464	0.0429	76.8218	0.0025

Tabella A.11: Brasile: affinamento SARMAX

A.5 Grafici delle ACF post affinamento SARMAX

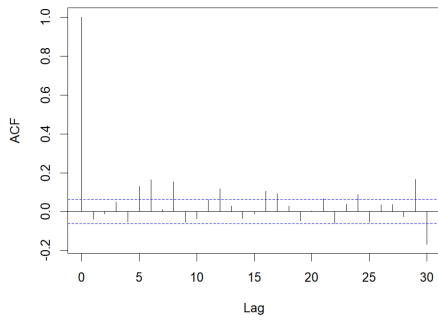


Figura A.32: Italia

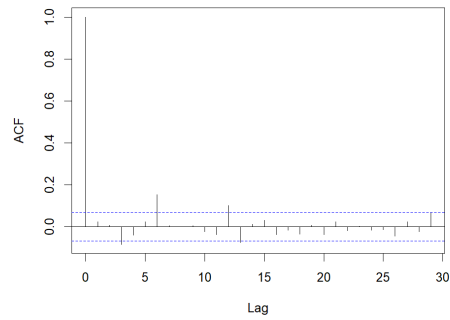


Figura A.33: Germania

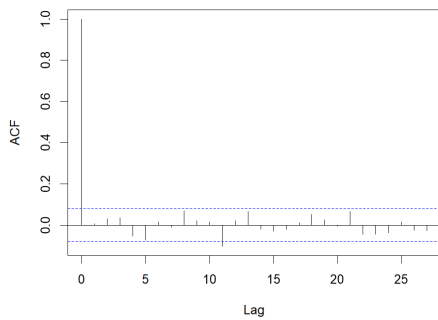


Figura A.34: Regno Unito

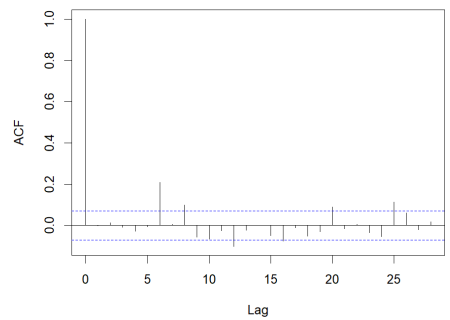


Figura A.35: Cina

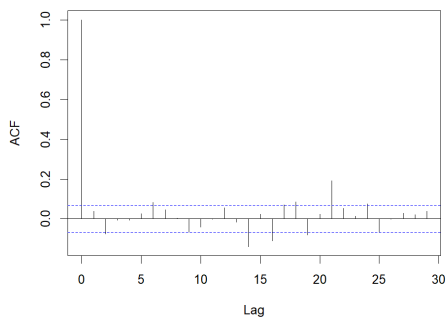


Figura A.36: Giappone

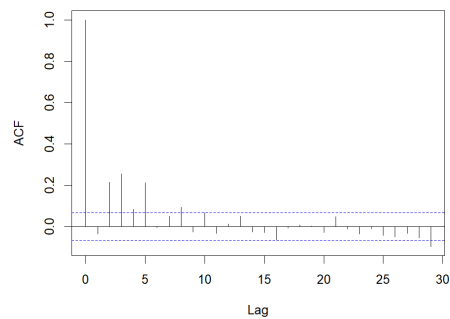


Figura A.37: Vietnam

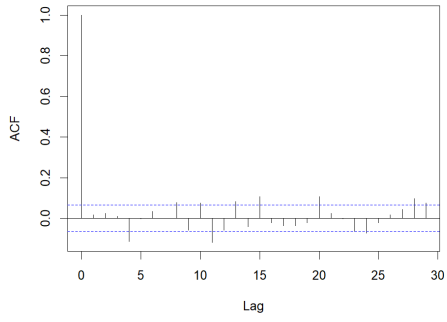


Figura A.38: Stati Uniti

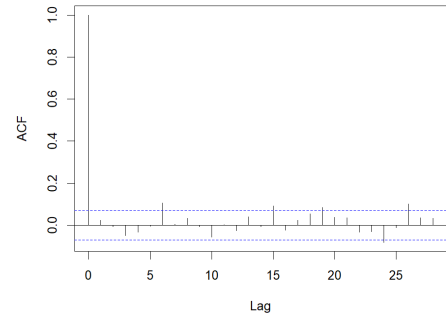


Figura A.39: Canada

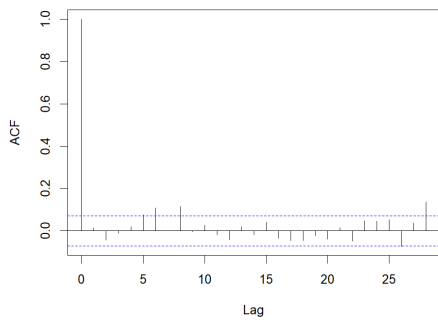


Figura A.40: Cile

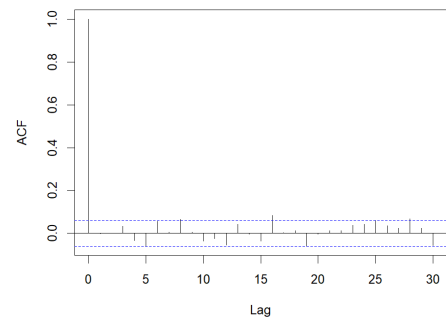


Figura A.41: Argentina

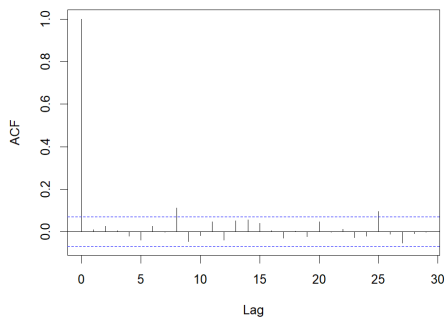


Figura A.42: Brasile

Appendice B

B.1 Codici per il Paese Italia

Codice B.1: Caricamento del dataset dell'Italia ed analisi preliminari

```
italia=read.csv("italia.csv", sep=";")
sum(is.na(italia))
italia=italia[,c(2,3,4)]
colnames(italia)=c("ds", "y", "cap")
italia$ds=as.Date(italia$ds)

plot(italia$y, type="l", xlab="Data", xlim=c(0,1026),ylab="y", pch=16,
      xaxt="n", cex=0.2)
axis(1,at=c(1,1026), labels=c("2020-12-27","2023-10-19"))
```

Codice B.2: Stima del modello Prophet e previsioni con la libreria *prophet* ($h=60$ giorni)

```
library(prophet)
```

```
m_italia=prophet(italia, growth="logistic", daily.seasonality=TRUE, n.
  changepoints = 15, changepoint.prior.scale = 0.1)
future_italia <- make_future_dataframe(m_italia, periods = 60, include_
  history = T)
future_italia$cap=350

forecast_italia <- predict(m_italia, future_italia)

dyplot.prophet(m_italia, forecast_italia)

m_italia$changepoints

plot(m_italia, forecast_italia)+add_changepoints_to_plot(m_italia,
  threshold=0)
plot_forecast_component(m_italia, forecast_italia, "yearly")
```

Codice B.3: Stima del modello Prophet e previsioni con *fable.prophet* ($h=60$ giorni)

```
library(fable.prophet)
library(tsibble)
library(ggplot2)

italia=as_tsibble(italia, index=ds)
autoplot(italia)

fit=italia %>% model mdl =prophet(y~growth("logistic", cap)+season("year",
  type="multiplicative")+season("week", type="multiplicative")+season("
  day", type="multiplicative")),)
```

```
newdata=new_data(italia, n=60)
newdata$cap=350

f=forecast(fit, new_data=newdata)
f%>%autoplot(italia)
```

Codice B.4: Stima del GGM, affinamento SARMAX e previsioni ($h=30$ giorni)

```
library(DIMORA)

itarol=read.csv("itarol.csv", sep=";", dec=",")
itarol=itarol[,c(2,5)]
colnames(itarol)=c("ds", "y")
itarol$ds=as.Date(itarol$ds)

GGM_italia<- GGM(dati, prelmestimates=c(4.460599e+04, 0.001, 0.01,
    2.554718e-04,1.093203e-02 ))
summary(GGM_italia)

pred_GGM_italia<- predict(GGM_italia, newx=c(1:1056))
pred_GGM_inst_italia<- make.instantaneous(pred_GGM_italia)

res_italia<- residuals(GGM_italia)
acf_italia<- acf(residuals(GGM_italia))

fit_GGM_italia<- fitted(GGM_italia)
fit_GGM_inst_italia<- make.instantaneous(fit_GGM_italia)

plot(itarol$y, type="b", lty=3, xlab="Data", xlim=c(0,1026),ylab="y", pch
    =16,xaxt="n", cex=0.2)
```

```
axis(1,at=c(1,415,1026), labels=c("2020-12-28","2022-02-15","2023-10-19"))
lines(pred_GGM.inst_italia[1:1026], type="o", col='darkblue', cex=0.3, pch
      =16)
legend("topright", legend=c("GGM"),col=c('darkblue'),pch=c(16),cex=1)

dati_italia=as.numeric(itarol$y)
s_italia<- Arima(cumsum(dati_italia), order = c(4,0,1), seasonal=list(
  order=c(2,0,1), period=7),xreg = fit_GGM_italia)
summary(s_italia)

pres2_italia <- make.instantaneous(fitted(s_italia))

res_italia_post=residuals(s_italia)
acf(res_italia_post)

forecast_italia_post<- c(fitted(s_italia), predict(s_italia, newxreg=pred_
  GGM_italia[1027:1056])$pred)
forecast.i_italia_post <- make.instantaneous(forecast_italia_post)

plot(itarol$y, type= "b", lty=3,xlab="Data", xlim=c(0,1056),ylab="y", pch
     =16, xaxt="n", cex=0.2)
axis(1,at=c(1,415,1056), labels=c("2020-12-28","2022-02-15","2023-11-18"))
lines(forecast.i_italia_post, type="o", col='darkblue', cex=0.3, pch=16)
lines(pred_GGM.inst_italia,lwd=2, lty=2)
legend("topright", legend=c("GGM SARMAX", "GGM" ),col=c('darkblue',1),lty=
     c(0,2),pch=c(16,336),cex=1)
```

Codice B.5: Stima del modello di Bass e previsioni, escludendo 30 osservazioni

```
italia_ist=read.csv("itaistant.csv", sep=";")
```

```
italia_ist$date=as.Date(italia_ist$date)
italia_ist=italia_ist[,c(2,4)]
italia_ist=italia_ist[-c(998:1027),]
italia_ist2=as.numeric(italia_ist$istant)

bm_italia<-BM(italia_ist2, prelmestimates = c(250, 0.001,0.1), display =
  T)
summary(bm_italia)

pred_bm_italia<- predict(bm_italia, newx=c(1:1097))
```

Codice B.6: Calcolo del denominatore del MASE

```
italia=read.csv("italia.csv", sep=";")

i=0
dif=vector(length=1021)
for(i in 8:1027){
  dif[i]=italia$total_vaccinations_per_hundred[i]-italia$total_
    vaccinations_per_hundred[i-7]
  i=i+1
}

sum(dif)/1020 #1.680529
```

Codice B.7: Calcolo del MASE per le previsioni del modello di Bass ($h=30$ giorni)

```
italia=read.csv("italia.csv", sep=";")
pred_bm_italia<- predict(bm_italia, newx=c(1:1097))

i=0
```

```
differ=vector(length=30)
s=vector()
for(i in 998:1027){
  differ[i]=abs(italia$total_vaccinations_per_hundred[i]-pred_bm_italia[i]
  )
  s[i]=differ[i]/1.680529
  i=i+1
}

s=s[998:1027]
sum(s)/30
```

Codice B.8: Calcolo del MASE per le previsioni del modello Prophet con *prophet* ($h=30$ giorni)

```
italia=read.csv("italia.csv", sep=";")
forecast_italia <- predict(m_italia, future_italia)

i=0
differ2=vector(length=30)
s2=vector()
for(i in 998:1027){
  differ2[i]=abs(italia$total_vaccinations_per_hundred[i]-forecast_italia$
  yhat[i])
  s2[i]=differ2[i]/1.680529
  i=i+1
}

s2=s2[998:1027]
sum(s2)/30
```

Codice B.9: Calcolo del MASE per le previsioni del modello Prophet con *fable.prophet* ($h=30$ giorni)

```
italia=read.csv("italia.csv", sep=";")
italia$total_vaccinations_per_hundred[c(1:30)]=italia$total_vaccinations_
  per_hundred[c(998:1027)]
f=forecast(fit, new_data=newdata)

i=0
s3=vector()
differ3=vector(length=30)
for(i in 1:30){
  differ3[i]=abs(italia$total_vaccinations_per_hundred[i]-f[i])
  s3[i]=differ3[i]/1.680529
  i=i+1
}

s3=s3[998:1027]
sum(s3)/30
```

Riferimenti

Bibliografia

- Bass, F.M. (1969). *A new product growth model for consumer durables*. Management Science.
- Brewer, N.T. (2021). «What Works to Increase Vaccination Uptake». In: *Academic Pediatrics*.
- Di Fonzo, T. e F. Lisi (2005). *Serie storiche economiche*. Roma: Carocci.
- Epidemia COVID-19 Aggiornamento nazionale* (2021). Rapp. tecn. Istituto Superiore di Sanità (ISS).
- Guidolin, M. (2023). *Innovation Diffusion Models: Theory and Practice*. John Wiley e Sons Inc.
- Hyndman, R.J. e G. Athanasopoulos (2021). *Forecasting: Principles and Practice*. OTexts.
- Organisation, World Health (2022). «Understanding the behavioural and social drivers of vaccine uptake: introduction and implications of World Health Organization Position Paper». In.
- Taylor, S.J. e B. Letham (2018). «Forecasting at Scale». In: *The American Statistician*.

Watson, O.J. et al. (2022). «Global impact of the first year of COVID-19 vaccination: a mathematical modelling study». In: *The Lancet Infectious Diseases*.

Sitografia

(2017). URL: https://facebook.github.io/prophet/docs/quick_start.html.

(2020a). URL: <https://cran.r-project.org/web/packages/fable.prophet/index.html>.

(2020b). URL: <https://ilbolive.unipd.it/it/news/covid19-crisanti-asintomatici-svolgono-ruolo>.

(2020c). URL: <https://www.salute.gov.it/portale/nuovocoronavirus/menuContenutoNuovoCoronavirus.jsp?lingua=italiano&area=nuovoCoronavirus&menu=reportCampagna>.

(2021a). URL: <https://lab24.ilsole24ore.com/storia-coronavirus/>.

(2021b). URL: <https://cran.r-project.org/web/packages/prophet/index.html>.

Roser, M. (2013). *Our World in Data*. URL: <https://ourworldindata.org/covid-vaccinations>.