UNIVERSITÀ POLITECNICA DELLE MARCHE

FACOLTÀ DI ECONOMIA "GIORGIO FUÀ"

Corso di laurea specialistica in Banche e Mercati

Gli effetti della pandemia Covid-19 sui principali indici di borsa

The effects of the Covid-19 pandemic on the main stock market indices

Relatore: Chiar.mo
Prof. Palomba Giulio

Tesi di laurea di:
Priori Alessia

Anno accademico 2020/21

Indice

1 INTRODUZIONE **5**

2 LA PANDEMIA DI COVID-19 **9**

2.1 Il Covid-19 9

2.2 Da emergenza locale a pandemia mondiale 10

2.3 La fase pandemica 12

2.4 Un momento di respiro 14

2.5 La seconda ondata e le prime vaccinazioni 14

2.6 Il 2021: il bilancio dopo un anno di pandemia 15

3 IL COVID-19 E LA VOLATILITÀ SUI MERCATI **21**

3.1 La volatilità 22

3.2 Fatti stilizzati 22

3.2.1 Leptocurtosi 22

3.2.2 Volatility clustering 23

3.2.3 Persistenza della volatilità 24

3.2.4 Chiusura dei mercati 26

3.2.5 Effetto leverage 28

3.2.6 Volume degli scambi 28

3.2.7 Movimenti comuni 29

3.2.8 Volatilità e periodi di crisi 29

3.3 Pandemia e *market sentiment* 30
3.3.1 *News* e *sentiment* degli investitori 30
3.3.2 Le risposte politiche 32
3.3.3 Fiducia nella società e nel governo 34
3.3.4 L'effetto cultura 35
3.3.5 Il ruolo dei vaccini 37
3.3.6 L'esperienza della SARS 38

4 DATI E METODOLOGIA 41
4.1 Dati 41
4.2 Metodologia 45
4.2.1 Modello GARCH 47
4.2.2 Modello BEKK 49
4.2.3 Metodo della quasi-massima verosimiglianza (QML) 51
4.3 Analisi empirica 52
4.3.1 Stima del modello 56

5 CONCLUSIONI 61
Appendice: stima BEKK63

Capitolo 1

INTRODUZIONE

Nel corso della storia sono molteplici le pandemie che si sono abbattute sul pianeta provocando numerose vittime, ma anche gravi danni economici, paragonabili a quelli conseguenti a rivoluzioni, guerre e crisi economiche. Se in passato le pandemie facevano più fatica a diffondersi tra i paesi, oggi, con il grado di globalizzazione mondiale raggiunto, queste riescono a diffondersi non solo più rapidamente, ma anche in scala più ampia, come dimostrato dall'attuale pandemia di Covid-19, che ha iniziato a diffondersi a fine 2019 in Cina e, in un anno ha raggiunto più di 200 stati.

Il Covid-19 ha provocato una crisi sanitaria a livello mondiale, da cui è poi conseguita una crisi economica che ha colpito, in modo più o meno accentuato, tutti i paesi del mondo provocando, secondo i dati riportati dal Fondo Monetario Internazionale, un calo del PIL mondiale di oltre tre punti percentuali nel 2020 (si veda Fondo Monetario Internazionale, 2021, per maggiori dettagli).

I danni economici sono stati la conseguenza, da un lato, dei numerosi contagi e delle numerose vittime che hanno provocato un decremento della produttività e, dall'altro lato, delle misure di contenimento che sono state messe in atto dai governi nazionali per limitare la diffusione del virus (quarantene, *lockdown* e di-

stanziamento sociale) che hanno limitato la mobilità, con ricadute su quasi tutti i settori, in particolar modo su quelli legati ai servizi.

Oltre alle conseguenze negative sull'economia reale, la pandemia attuale ha creato enormi onde d'urto economiche e finanziarie che hanno influenzato negativamente i mercati finanziari, sia nei paesi avanzati che in quelle emergenti.

Il Covid-19 ha generato sentimenti di incertezza e paura tra gli investitori, dovuti sia alla velocità di diffusione del virus e ai tassi di mortalità elevati, che al timore riguardo alle prospettive economiche globali. Il panico diffuso sui mercati si è tradotto in un aumento dell'avversione al rischio degli investitori, ed in un incremento della volatilità registrata su tutti i mercati finanziari.

L'attuale pandemia, tra tutte le precedenti, è quella che ha causato maggiori conseguenze sui mercati, tanto che numerosi studiosi, alla luce della sua natura improvvisa e grave, l'hanno identificata come un evento da "cigno nero".

Proprio per la rilevanza della ricaduta di questa crisi sui mercati, è ampia la letteratura che nel tempo si è occupata di analizzare questo fenomeno mettendone in luce diversi aspetti interessanti, tra cui anche la volatilità registrata sui mercati.

Tra gli articoli che cercano di comprendere l'effetto del Covid-19 sulla volatilità del mercato troviamo un studio condotto da Baker *et al.* (2020) che identifica l'attuale pandemia come quella che ha il maggiore impatto sulla volatilità del mercato azionario nella storia delle pandemie. Identifica inoltre le limitazioni del governo sull'attività commerciale e le restrizioni sui consumatori come spiegazione dell'aumento della volatilità. Zhang, Hu e Ji (2020) concludono che la rapida diffusione di Covid-19 ha avuto impatti drammatici sui mercati finanziari di tutto il mondo, portando così a un aumento significativo del rischio di mercato finanziario globale e facendo subire agli investitori perdite significative in un breve periodo di tempo. Zaremba, Kizys, Aharon e Demir (2020) esplorano le risposte politiche dei governi alla pandemia in 67 paesi e dimostrano che nei paesi in cui i governi intraprendono

azioni rigorose per frenare la diffusione della malattia, come campagna di informazione e cancellazione di eventi pubblici, si registra un aumentato significativo della volatilità del mercato azionario. Albulescu (2020) suggerisce che la natura prolungata della pandemia è un'importante fonte di volatilità finanziaria e rappresenta quindi una sfida per la gestione del rischio. Altro studio interessante è quello condotto da Ru, Yang e Zou (2020) che hanno analizzato le reazioni di individui e governi dei paesi colpiti dalla pandemia Covid-19 e dalla SARS del 2003 ed hanno trovato prove a sostegno della teoria dell'impronta, rilevando che esistono dei pregiudizi comportamentali che hanno fatto sì che gli investitori, ed anche i governi, con esperienze in crisi simili tendono a prestare un'attenzione maggiore e a reagire più tempestivamente al Covid-19 rispetto agli investitori senza tali impronte.
Sulla scia di questi contributi scientifici, si inserisce questo lavoro che mira ad indagare circa la volatilità registrata sui mercati finanziari dallo scoppio della pandemia fino ad oggi, perché è interessante vedere quanto un fenomeno di tale portata riesce ad influenzare il *market sentiment* degli investitori e, di conseguenza, i mercati.
Il lavoro si svilupperà in una prima parte di introduzione del fenomeno e di preparazione all'analisi empirica che verrà poi condotta nella seconda parte. In particolare, nel capitolo 2 saranno illustrati gli eventi chiave della pandemia Covid-19, ripercorrendo la sua evoluzione dai primi casi fino a gran parte del 2021. Nel capitolo 3 verranno descritti prima degli elementi fondamentali per comprendere l'analisi successiva, come il concetto di volatilità ed alcuni fatti stilizzati che sono legati ad essa e alle serie finanziarie, e successivamente, degli elementi che spiegano come una crisi sanitaria si trasferisce sui mercati finanziari. Di seguito, nel capitolo 4, verranno illustrati i dati e la metodologia utilizzati per l'analisi condotta, i cui risultati sono presentati nel capitolo 4.3, con i relativi commenti. Infine, il capitolo 5 contiene le conclusioni.

Capitolo 2

LA PANDEMIA DI COVID-19

L'obiettivo di questo capitolo è quello di illustrare la pandemia di Covid-19 che ha caratterizzato tutto il 2020 e che, dopo più di un anno, continua ancora a tormentare tutti i paesi. Verranno illustrati i passaggi chiave del suo sviluppo, a partire dalla sua prima identificazione in Cina, passando per la sua diffusione a tutto il mondo, fino alla situazione ad un anno dalla dichiarazione di pandemia mondiale.

2.1 Il Covid-19

L'emergenza Covid-19 nasce in Cina, precisamente nella città di Wuhan, nella provincia di Hubei, dove a dicembre 2019 sono stati registrati diversi casi di polmonite, che sono stati successivamente associati ad un nuovo coronavirus (SARS-Cov-2), agente causale della malattia respiratoria poi identificata come Covid-19.
Secondo l'Organizzazione Mondiale della Sanità (OMS), la maggior parte delle persone infettate sperimentano una malattia respiratoria da lieve a moderata e si riprendono senza un trattamento speciale, mentre le persone anziane o con patologie pregresse, hanno maggiori probabilità di sviluppare malattie gravi. Nonostante

il tasso di mortalità associato a questo virus sia inferiore a quello di diversi focolai vissuti negli ultimi anni, quello che quello che desta preoccupazione è la velocità di trasmissione, superiore alle altre. La trasmissione infatti, risulta piuttosto semplice, in quanto avviene tramite goccioline di saliva o secrezione dal naso prodotte da una persona infetta quando tossisce o starnutisce. Di conseguenza, il contagio può avvenire o in modo diretto, a causa di un contatto ravvicinato con una persona infetta, o anche in modo indiretto attraverso il contatto con delle superfici o degli oggetti contaminati, e il successivo contatto con occhi, naso o bocca.

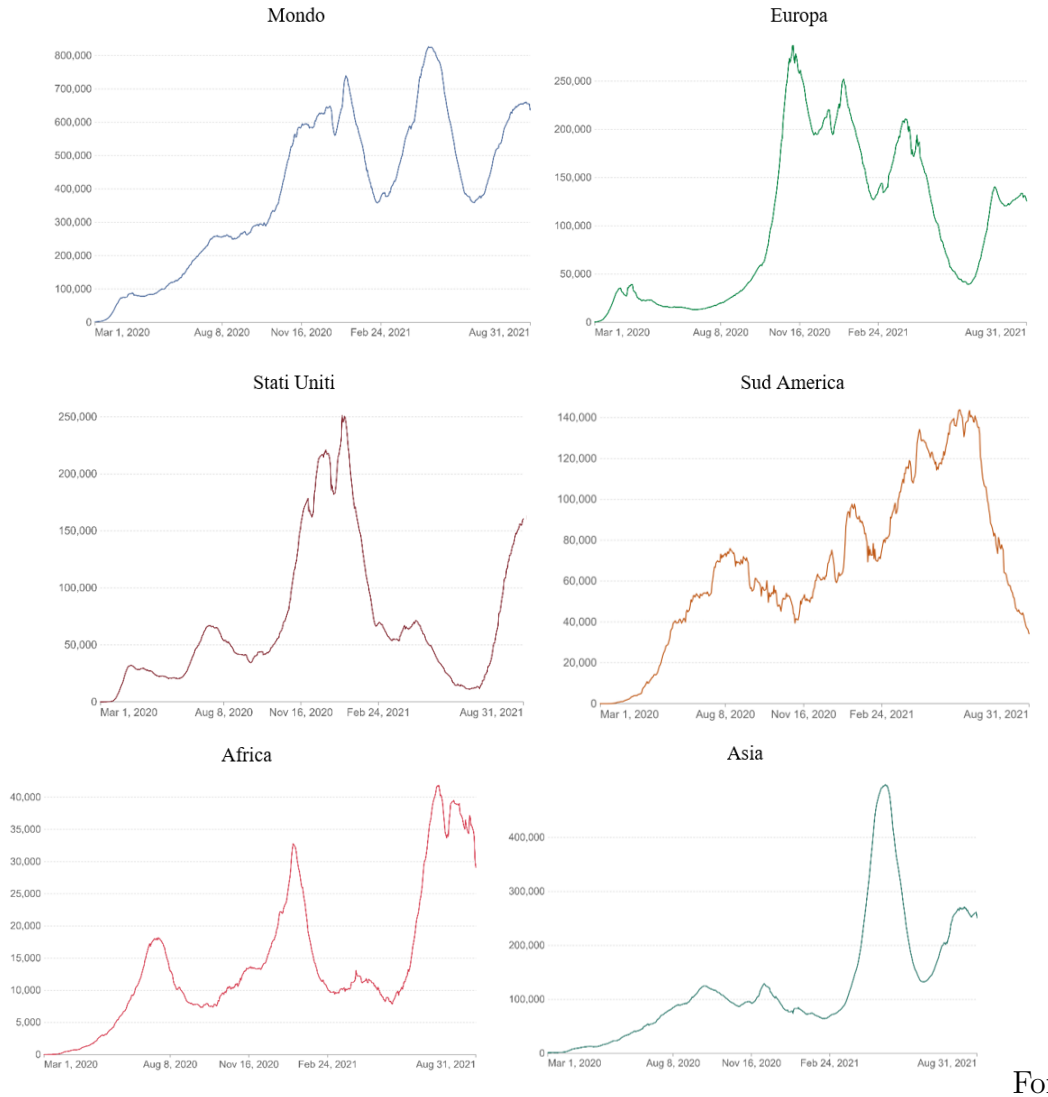
2.2 Da emergenza locale a pandemia mondiale

Dalle prime ipotesi mosse riguardo la trasmissione del virus, questo sembrava essere trasmissibile solo da animali a uomo, in realtà, il 20 Gennaio 2020 le autorità sanitarie cinesi hanno smentito questa credenza ed hanno confermato che la trasmissione avviene anche da uomo a uomo. Questa scoperta, ha portato le autorità cinesi, pochi giorni dopo, a varare le prime misure di contenimento, imponendo la quarantena nella città di Wuhan e poi, a seguire, anche nelle località vicine, istituendo per i cittadini l'obbligo di non uscire di casa e di indossare la mascherina, nella speranza di limitare la diffusione della malattia.

A fine Gennaio, l'Organizzazione Mondiale della Sanità (OMS), a seguito del continuo aumento dei casi di Covid-19 in Cina, e delle prime rilevazioni di casi in altri paesi del continente asiatico come Thailandia, Corea del Sud, e Giappone, ha dichiarato il nuovo coronavirus un'emergenza di sanità pubblica di rilevanza internazionale.

A Febbraio il virus ha raggiunto anche il Nord America, con i primi casi registrati negli Stati Uniti, e l'Europa, principalmente Francia, Germania ed Italia. Solo nei mesi successivi ha raggiunto l'America Latina e, in modo apparentemente più

Figura 2.1: Nuovi casi Covid-19 confermati giornalmente per milione di persone dall'1 Marzo 2020 al 31 Agosto 2021 (Media mobile di 7 giorni)



Fonte dati: Our World in Data

contenuto, l'Africa.

L'individuazione di questi primi casi sparsi per il mondo, dovuti all'ingresso nei paesi di viaggiatori internazionali che facevano rientro dalla Cina, ha portato diversi governi a mettere in atto, in un primo momento, dei controlli negli aeroporti, effettuati tramite scanner per la rilevazione della temperatura corporea, per tutti i passeggeri dei voli provenienti dall'area di Wuhan, e successivamente, anche dei divieti di ingresso nel paese a cittadini cinesi o visitatori provenienti dalla Cina.

Alla fine di Febbraio, a seguito di un aumento vertiginoso dei contagi, vengono varate le prime misure di contenimento in Italia, con l'istituzione di zone rosse locali nel Nord del paese, nei paesi in cui si registravano i primi focolai, e nel giro di qualche settimana è stato istituito un *lockdown* nazionale.

L'11 Marzo, quando i casi di Covid-19 fuori dalla Cina avevano superato quelli interni alla regione, raggiungendo un totale di circa 118.000 casi e di oltre 4.000 decessi in 114 paesi del mondo, il direttore generale dell'OMS, Tedros Adhanom Ghebreyesus, ha definito la diffusione del Covid-19 non più una epidemia confinata ad alcune zone geografiche, ma una pandemia diffusa in tutto il pianeta[1].

2.3 La fase pandemica

Nel mese di Marzo gran parte dei paesi colpiti dal Covid-19 hanno messo in atto misure di *lockdown*, più o meno severe, e numerosi governi hanno emanato le prime misure di sostegno all'economia per cercare di contenere le conseguenze economiche.

Nel frattempo, mentre la Cina vede la pandemia rallentare, il 13 Marzo 2020 il direttore generale dell'OMS dichiara che l'Europa è il nuovo epicentro della pan-

[1] Si veda il "Discorso di apertura del direttore generale dell'OMS al briefing con i media su COVID-19 - 11 marzo 2020" pubblicato sul sito dell'OMS (https://www.who.int/director-general/speeches/detail/who-director-general-s-opening-remarks-at-the-media-briefing-on-covid-19—11-march-2020).

demia. Pochi giorni dopo l'Italia raggiunge un totale di 86 mila casi, superando il numero totale comunicato dalle autorità cinesi, e diventando così il secondo paese più colpito al mondo, ma poco dopo, viene superata a sua volta dagli Stati Uniti, che diventano il paese con il più alto numero di contagi registrati (Fonte dati: Our World in Data).

Ad Aprile, la curva dei contagi in Italia, ed in generale anche in tutta Europa, inizia a registrare una flessione, e nel frattempo, a Wuhan termina formalmente il *lockdown* durato 76 giorni. Il mese successivo, mentre la maggior parte dell'Europa vede la diffusione della pandemia rallentare e procede con un allentamento delle misure, gli Stati Uniti raggiungono la soglia di 1 milione di casi di coronavirus (Fonte dati: Our World in Data[2]).

L'epicentro della pandemia quindi, dopo essersi spostato dalla Cina all'Europa, si muove nuovamente raggiungendo Stati Uniti e Amarica Latina.

A Giugno, a Pechino scoppia un nuovo focolaio, che fa registrare 100 contagi dopo 55 giorni con zero casi, e porta le autorità a porre 27 aree cittadine immediatamente in *lockdown* e nei giorni successivi a sottoporre 2,3 milioni di persone a tampone per cercare di isolare i positivi e contrastare la diffusione del virus.

In America latina, nonostante molti paesi abbiamo applicato misure simili a quelle dei paesi occidentali, la situazione sembra esplosiva, soprattutto in Brasile, con contagi che aumentano vertiginosamente, probabilmente a causa di elementi strutturali come l'esistenza di megalopoli, la debolezza del sistema sanitario e la maggiore incidenza dell'economia informale, che rende meno efficaci le misure di interruzione dell'attività (si veda Banca d'Italia, 2020a, per maggiori dettagli).

[2]https://ourworldindata.org/covid-cases

2.4 Un momento di respiro

Nel corso dei mesi estivi le forti restrizioni alla mobilità e alle interazioni sociali, introdotte nella prima fase dell'epidemia, sono state parzialmente allentate in molti paesi, permettendo un parziale ritorno alla mobilità, soprattutto in Europa ed America Settentrionale, mentre sono rimaste pressoché invariate in Asia e sono state rafforzate in Australia, in risposta alla seconda ondata di contagi.
L'estate quindi ha regalato respiro all'Italia, ma in generale a tutta l'Europa, che ha visto il numero di positivi scendere e le terapie svuotarsi, mentre il numero di casi è rimasto abbastanza alto e stabile in Amerina e in Asia.
In una situazione apparentemente migliore, si è iniziato a vociferare sui vaccini. Donald Trump, presidente degli Stati Uniti, ha annunciato che il vaccino sarebbe arrivato prima della fine del 2020, mentre nello stesso periodo in Russia, il presidente Vladimir Putin, ha annunciato la registrazione nel paese del primo vaccino contro il nuovo coronavirus, chiamato "Sputnik V".
Mentre il resto del mondo continua la lotta contro la pandemia, Wuhan, epicentro della pandemia, è riuscita a ripartire ed ha visto un'estate all'insegna della normalità, accendendo la speranza anche per gli altri paesi.

2.5 La seconda ondata e le prime vaccinazioni

Dopo un'estate trascorsa in quasi-normalità, da fine agosto 2020 i contagi sono tornati ad aumentare in Europa e, con la riapertura delle scuole e l'abbassamento delle temperature, la situazione è tornata a preoccupare, soprattutto in Francia, Italia e Germania, in cui ad ottobre sono state nuovamente messe in atto delle misure di contenimento sottoforma di *lockdown* più o meno leggeri.
L'Europa con questa seconda ondata è tornata ad essere il centro della pandemia, mentre in Asia i contagi sono rimasti stabili o in lieve calo, in America Latina

hanno visto una leggera stabilità, per poi tornare ad aumentare, e in America settentrionale sono aumentati lentamente. (Si veda Banca d'Italia, 2020b, per maggiori dettagli).

A novembre, mentre in Europa la situazione si aggrava, si intravedono barlumi di speranza grazie ai nuovi annunci sul fronte dei vaccini. Il presidente dell'azienda farmaceutica americana Pfizer ha annunciato che il vaccino realizzato dalla sua azienda insieme all'azienda farmaceutica tedesca BioNTech è efficace[3] al 90% e, qualche giorno dopo, anche l'azienda farmaceutica americana Moderna ha comunicato che il loro vaccino anti-covid è efficace[4] al 94,5%.

L'8 dicembre viene somministrato per la prima volta il vaccino anti-covid ad una cittadina 90enne dell'Irlanda del Nord. L'Inghilterra diventa così il primo paese al mondo a dare il via alla campagna di vaccinazione, seguita dall'America, in cui parte il 14 Dicembre e dall'Europa, a partire dal 27 Dicembre.

2.6 Il 2021: il bilancio dopo un anno di pandemia

L'inizio del 2021 è stato caratterizzato da un lato da un *trend* di casi di contagio in aumento in tutto il mondo, anche se in modo abbastanza contenuto, ma dall'altro anche dalle campagne di vaccinazioni che hanno preso piede in diversi paesi.

Alla fine di Marzo 2021, quindi a circa un anno dalla definizione del Covid-19 come pandemia mondiale, ci sono stati circa 128,2 milioni di casi e circa 2,8 milioni di decessi a livello globale (Fonte dati: Our World in Data).

[3]Per maggiori informazioni si veda la lettera pubblicata dal presidente della Pfizer sul sito dell'azienda farmaceutica il 9 novembre 2020, "Aggiornamento: Albert Bourla commenta i risultati sull'efficacia del vaccino Covid-19" (https://www.pfizer.it/cont/comunicati-stampa/2011/1000/aggiornamento-albert-bourla-commen.asp).

[4]Si veda "Moderna's COVID-19 Vaccine Candidate Meets its Primary Efficacy Endpoint in the First Interim Analysis of the Phase 3 COVE Study" pubblicato il 16 novembre 2020 sul sito dell'azienda farmacetuica Moderna (https://investors.modernatx.com/news-releases/news-release-details/modernas-covid-19-vaccine-candidate-meets-its-primary-efficacy).

Ad Aprile, in Gran Bretagna vengono rilevati una serie di casi di trombosi che alcuni scienziati hanno collegato alla somministrazione del vaccino Astrazeneca e la notizia genera paura tra la popolazione.
Il mese successivo, torna a crescere la preoccupazione a seguito dello sviluppo di una nuova variante, la variante indiana, denominata successivamente variante "Delta", che si diffonde in India e, a causa della maggiore facilità di trasmissione, raggiunge poi rapidamente molti altri paesi, generando un aumento vertiginoso dei contagi.
Nel frattempo, il 28 Maggio, l'Ema approva la somministrazione del vaccino Pfizer/Biontech negli adolescenti tra 12 e 15 anni, permettendo così di ampliare la platea di possibili partecipanti alla campagna vaccinale.

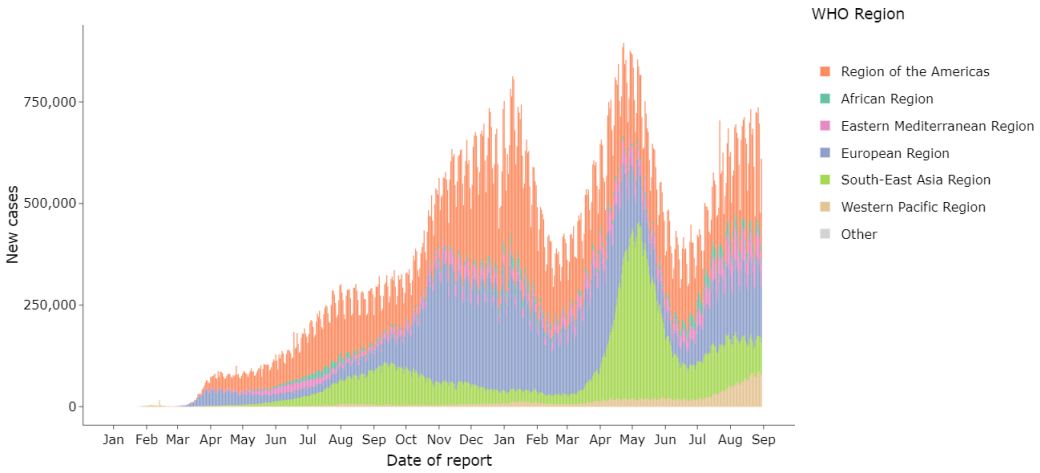
Volendo fare un bilancio conclusivo, dalla figura 2.2 possiamo notare che da Gennaio 2020 ad Agosto 2021 le aree geografiche che hanno registrato il maggior numero di casi giornalieri sono state sicuramente l'Europa e l'America, ad eccezione del periodo compreso tra Luglio e Novembre 2020, e tra Aprile e Giungo 2021, in cui notiamo numerosi casi nell'area del Sud-est Asiatico.

Anche per quanto riguarda il numero di decessi totali, per tutto il periodo, le aree di maggiore interesse sono state l'Europa e l'America, fatta eccezione per il periodo compreso tra Luglio ed Ottobre 2020 e tra Aprile ed Agosto 2021, in cui ad affiancarle troviamo anche in questo caso il Sud-est asiatico.

Nel complesso il paese che ha registrato più casi confermati sono gli Stati Uniti, con 36 milioni di casi, seguito dall'India, con quasi 33 milioni e del Brasile con 20 milioni. Anche per quanto riguarda il numero totale di decessi al primo posto ci sono gli Stati Uniti con più di 600.000 decessi, seguiti da Brasile, India e Messico (Fonte dati: Our World in Data).

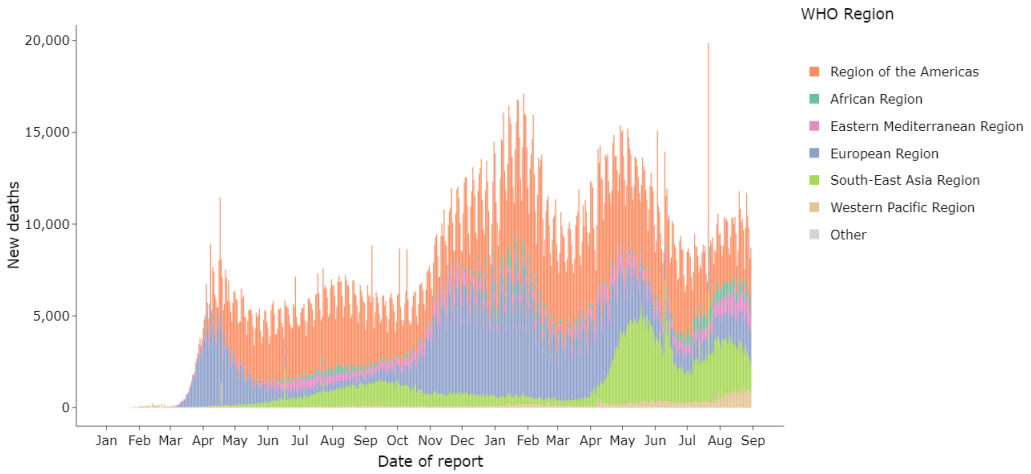
In riferimento alla campagna vaccinale, al 31 Agosto 2021 sono state somministrate circa 5,38 miliardi di dosi di vaccino, e 2,14 miliardi di persone (27,2% della

Figura 2.2: Incremento dei casi su base giornaliera per aree geografiche



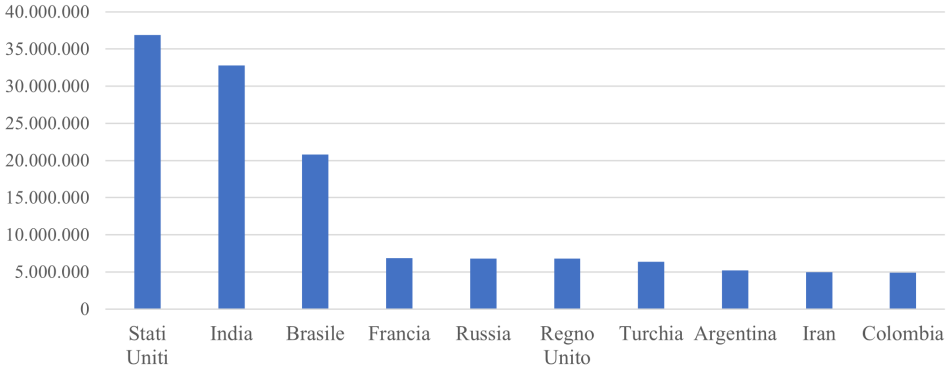
Fonte dati: Organizzazione Mondiale della Sanita - Cruscotto del Coronavirus dell'OMS

Figura 2.3: Incremento dei decessi su base giornaliera per aree geografiche



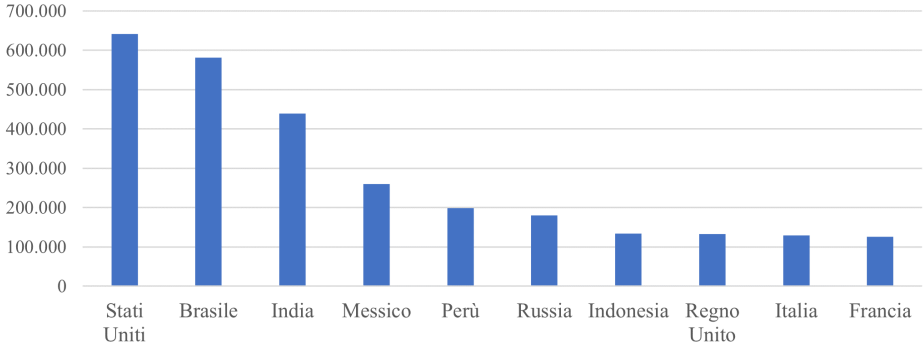
Fonte dati: Organizzazione Mondiale della Sanita - Cruscotto del Coronavirus dell'OMS

Figura 2.4: Totale casi comulati per paese al 31.08.2021



Fonte dati: Our world in Data

Figura 2.5: Totale decessi cumulati per paese al 31.08.2021

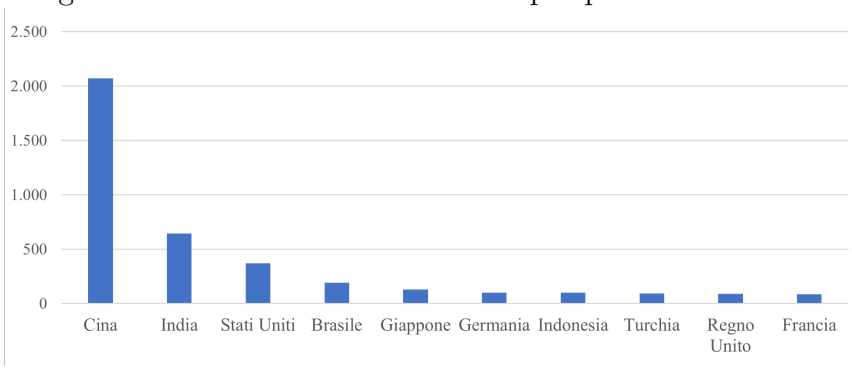


Fonte dati: Our world in Data

popolazione mondiale) sono completamente vaccinate (hanno ricevuto entrambe le dosi di vaccino).

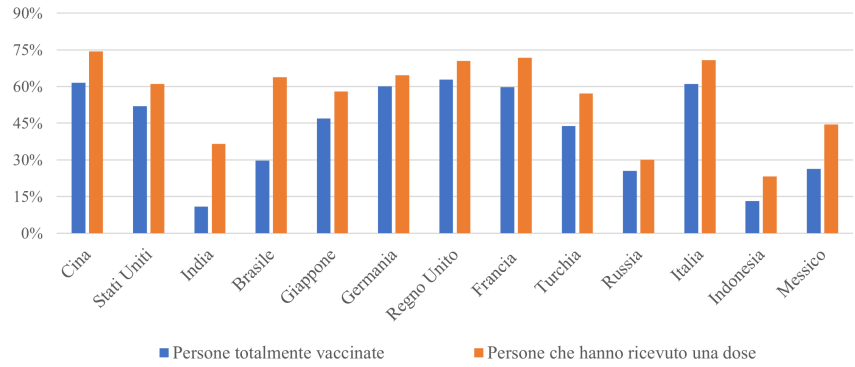
La Cina è al primo posto per numero di dosi somministrate, con 2 miliardi di dosi somministrate, ed anche per numero di persone totalmente vaccinate (circa 880 milioni), ma in termini di percentuale di persone totalmente vaccinate raggiunge solo il 62% (Fonte dati: Our world in Data).

Figura 2.6: Totale dosi sommistrate per paese al 31.08.2021



Fonte dati: Our world in Data

Figura 2.7: Percentuale persone vaccinate per paese al 31.08.2021



Fonte dati: Our world in Data

Capitolo 3

IL COVID-19 E LA VOLATILITÀ SUI MERCATI

L'obiettivo di questo capitolo è quello di fornire alcune spiegazioni su come una pandemia, come quella di Covid-19, potrebbe avere un impatto in termini di volatilità sui mercati finanziari.

A tal fine, nella prima parte verranno introdotti alcuni aspetti tecnici utili per comprendere le dinamiche dei mercati e delle serie finanziarie. In particolare, vengono illustrati il concetto di volatilità ed alcuni fatti stilizzati, ovvero quelli che Cont (2001) definisce come "proprietà comuni a un'ampia gamma di strumenti, mercati e periodi di tempo".

Successivamente verranno illustrati sia fattori che spiegano come un evento critico come una pandemia è collegato ai mercati finanziari, sia fattori che spiegano le differenti reazioni dei mercati nei diversi paesi.

3.1 La volatilità

La volatilità è uno degli aspetti chiave dei mercati finanziari ed è spesso oggetto di analisi in quanto riveste un ruolo importante in molte scelte economiche.
Con il termine "volatilità" si intende la variabilità del valore di un'attività finanziaria in un determinato periodo di tempo, e misura quindi l'ampiezza delle variazioni osservate rispetto al valore medio assunto in un dato arco di tempo.
Spesso la volatilità è identificata analiticamente nel concetto di varianza di un processo stocastico y_t condizionale ad un dato set informativo disponibile al tempo t (I_{t-1}) ed è definita come:

$$h_t = Var(y_t|I_{t-1}) \approx E(y_t^2|I_{t-1})$$

Essendo la varianza una misura simmetrica, shock positivi e negativi di ampia entità aumentano allo stesso modo la volatilità.
L'importanza che viene attribuita alla volatilità in ambito finanziario, è legata al fatto che è ampiamente riconosciuta come una misura di rischio, in quanto esprime l'incertezza circa i movimenti di un'attività finanziaria. Possiamo quindi concludere che essa agisce come una misura del rischio finanziario che circonda gli investimenti in attività finanziarie e, di conseguenza, risulta essere di grande interesse per tutti coloro che operano sui mercati finanziari.

3.2 Fatti stilizzati

3.2.1 Leptocurtosi

Tra i primi economisti che hanno studiato la distribuzione dei rendimenti delle attività finanziarie troviamo Bachelier (1900), il quale ha proposto per la prima

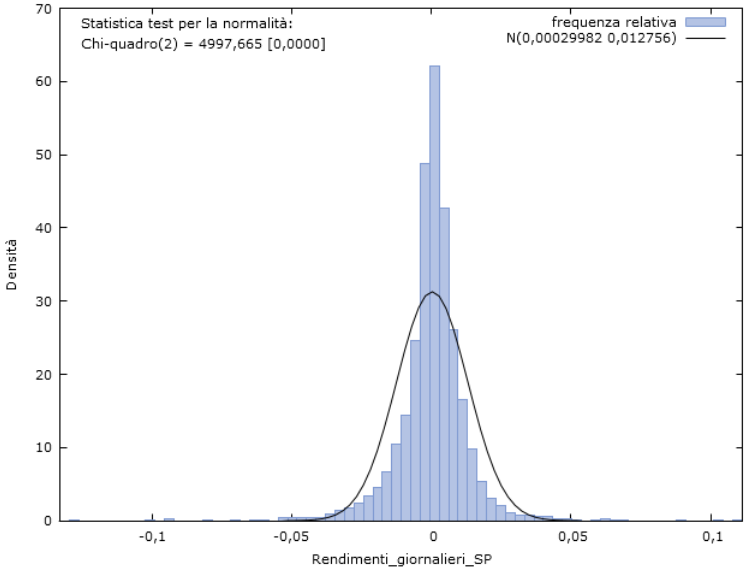
volta un modello che implica la distribuzione normale dei rendimenti. L'autore infatti, assume che le variazioni di prezzo da transazione a transazione, sono variabili casuali indipendenti ed identicamente distribuite con varianza finita. Di conseguenza, se le transazioni sono distribuite in modo abbastanza uniforme nel tempo, e se il numero di transazioni per giorno, settimana, o mese, è molto elevato, allora il Teorema del Limite Centrale[1] ci porta a pensare che queste variazioni di prezzo si distribuiscono come una variabile normale. Negli anni successivi diversi economisti hanno sostenuto questa ipotesi di normalità (si vedano ad esempio Osborne, 1959; Kendall and Hill, 1953, per maggiori dettagli), fino a quando degli studi hanno evidenziato la presenza di un eccesso di curtosi in queste distribuzioni. Ad aprire la strada verso questa direzione sono stati Mandelbrot (1963) e Fama (1965), che per primi hanno dimostrato che le serie storiche sui rendimenti hanno distribuzioni leptocurtiche, ovvero distribuzioni che hanno una massa di probabilità che si addensa sulle code maggiore rispetto a quella della distribuzione normale. Questo tipo di distribuzione indica che c'è una maggiore probabilità di osservare rendimenti elevati (positivi o negativi) lontani dal valore medio. Nella figura 3.1 vediamo un esempio grafico che rappresenta la distribuzione dei rendimenti giornalieri dell'indice S&P registrati dal 5 Gennaio 2006 al 3 aprile 2021, messa a confronto con la funzione di densità di una variabile casuale normale (rappresentata dalla linea continua). In alto a sinistra è riportato un test di normalità che rifiutà l'ipotesi di normalità della distribuzione.

3.2.2 Volatility clustering

Strettamente legato alla leptocurtosi è il concetto di "volatilità a grappoli" (volatility clustering), il quale indica la caratteristica delle serie storiche finanziarie che

[1] Il Teorema del Limite Centrale (TLC) afferma che, sotto blande ipotesi, la somma (o la media) di un grande numero di variabili aleatorie indipendenti e dotate della stessa distribuzione è approssimativamente normale, indipendentemente dalla distribuzione delle singole variabili.

Figura 3.1: Distribuzione del rendimento giornaliero dell'indice S&P500 dal 5 Gennaio 2006 al 3 aprile 2021



mostrano ampie oscillazioni intorno al valore medio e tendono ad essere seguite da altrettanto ampie variazioni. Allo stesso modo, piccole variazioni tendono ad essere seguite da altrettanto piccole variazioni. Nella figura 3.2 vediamo un esempio grafico.

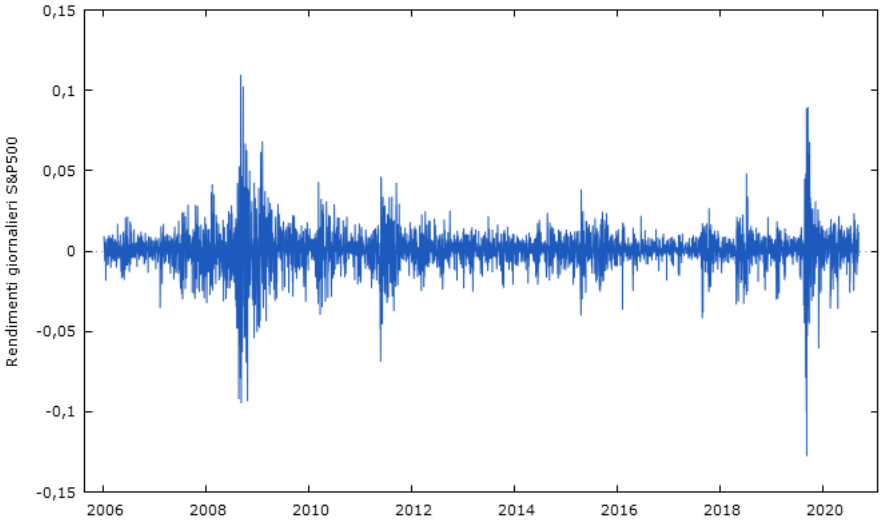
Mandelbrot (1963) ha descritto questo fenomeno scrivendo in un suo articolo: "grandi cambiamenti tendono ad essere seguiti da grandi cambiamenti mentre piccoli cambiamenti tendono ad essere seguiti da piccoli cambiamenti".

I cluster di volatilità sono legati al fatto che delle semplici funzioni di rendimento non lineari, come rendimenti in valore assoluto o al quadrato, mostrano un'autocorrelazione positiva e significativa, quindi persistenza.

3.2.3 Persistenza della volatilità

La volatilità è comunemente definita come un processo a memoria lunga, o persistente, in quanto i cambiamenti che subisce hanno un impatto duraturo sulla sua

Figura 3.2: Serie storica del rendimento giornaliero dell'indice S&P500



evoluzione successiva. In altri termini, la volatilità mostra un'autocorrelazione che rimane significativa per ritardi molto lunghi (diversi giorni, a volte anche settimane) e, di conseguenza, qualsiasi valore assunto dalla varianza condizionale è in relazione con i valori assunti dalla stessa nei periodi di osservazione precedenti.

Questa caratteristica è motivata dal fatto che la volatilità può essere approssimata dai rendimenti al quadrato delle serie finanziarie

$$Var(y_t|I_{t-1}) \approx E(y_t^2|I_{t-1}),$$

dove y_t è la serie dei rendimenti, y_t^2 è la serie dei rendimenti al quadrato e I_{t-1} è il set informativo.

Questi quadrati mostrano un'autocorrelazione che rimane positiva e decade lentamente, al contrario dei rendimenti semplici, i quali mostrano un'assenza di autocorrelazione, a conferma della Teoria dei Mercati Efficienti[2].

[2]La Teoria dei Mercati Efficienti nasce dagli studi dell'economista Eugene Fama (1970), il quale partiva da un idea di base secondo cui è impossibile "battere il mercato". Secondo questa teoria un mercato può essere definito efficiente in senso forte quando tutti gli investitori hanno le stesse informazioni, quindi i prezzi dei titoli quotati sul mercato rispecchiano perfettamente tutte le informazioni disponibili. Di conseguenza, gli investitori possono essere fortunati ed acquistare un'azione che gli faccia conseguire grandi profitti nel breve termine, ma non nel lungo, non

L'esistenza di questa dipendenza non lineare è solitamente interpretata affermando che esiste una correlazione nella volatilità dei rendimenti, ma non nei rendimenti stessi.

La differenza tra le due serie dei rendimenti è osservabile graficamente attraverso i correlogrammi delle serie, come possiamo vedere nella figura 3.3, la quale mostra i grafici dell'autocorrelazione dei rendimenti semplici e dei quadrati dei rendimenti ottenuti utilizzando la serie storica dei rendimenti giornalieri dell'indice S&P registrati dal 5 Gennaio 2006 al 3 aprile 2021.

Dal confronto tra i due grafici notiamo che l'autocorrelazione dei rendimenti semplici rientra nelle bande di confidenza al 95% dopo il primo ritardo, indicando assenza di autocorrelazione, mentre nel secondo caso, la funzione di autocorrelazione segue una legge di decadimento lento, evidenziando la proprietà di memoria lunga della volatilità.

3.2.4 Chiusura dei mercati

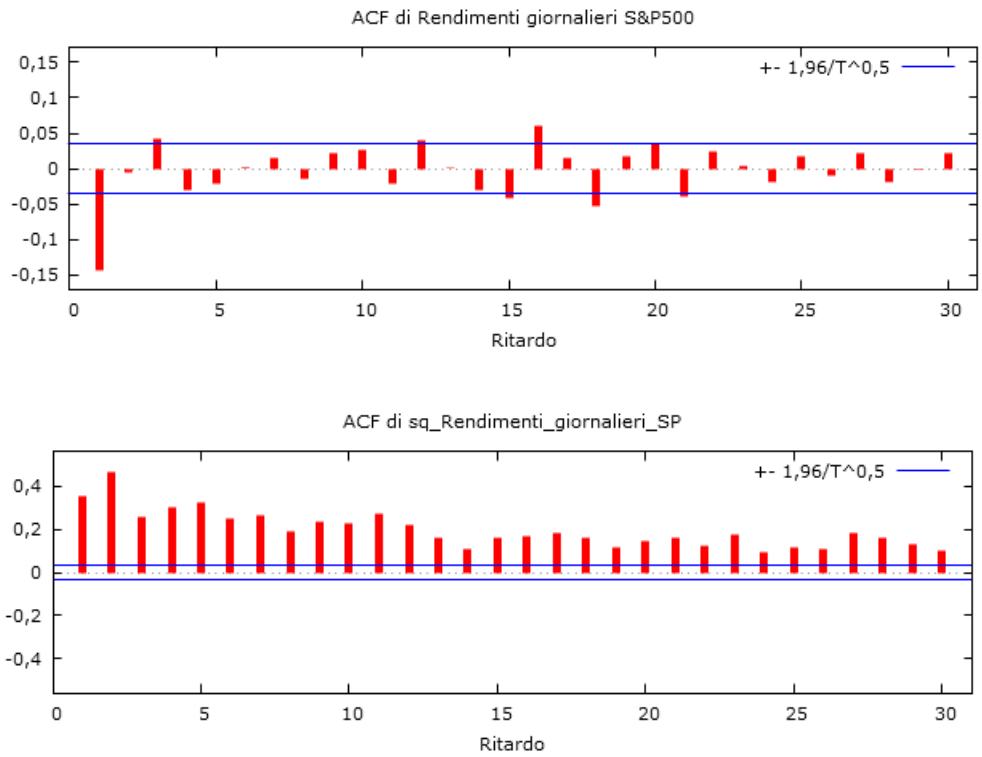
I mercati finanziari sono soggetti a chiusure notturne, nel fine settimana e durante le festività, e questo fa sì che la loro attività si arresta mentre il tempo fisico continua a scorrere.

Durante questi periodi di chiusura dei mercati le notizie giungono in modo frammentato e alla riapertura queste si scaricano sui prezzi dei titoli determinando un aumento dell'incertezza, e quindi della volatilità.

Alcuni studi, come quello di Fama (1965) e French e Roll (1986), hanno evidenziato che le informazioni si accumulano molto più lentamente durante i periodi di chiusura dei mercati, rispetto a quando questi sono aperti, e di conseguenza le varianze dei rendimenti sono maggiori nei periodi che seguono weekend e periodi

possono battere regolarmente il mercato.

Figura 3.3: Confronto tra i correlogrammi del rendimento giornaliero semplice e del quadrato del rendimento giornalierio del'indice S&P500



di festività, generando i famosi "effetti di stagionalità".
Gli effetti di stagionalità sono anomalie cicliche nei rendimenti, in cui il ciclo è basato sul calendario, e tra i più importanti ci sono il l'"effetto weekend" (*Weekend effect* o *Monday effect*), che fa riferimento alla tendenza delle azioni a mostrare rendimenti relativamente più ampi il venerdì rispetto a quelli del lunedì, e l'"effetto Gennaio" (*January effect*), che fa riferimento al fatto che i rendimenti delle azioni ordinarie a gennaio sono solitamente molto più alti rispetto agli altri mesi.

3.2.5 Effetto leverage

L'"effetto leva" o "effetto *leverage*", indica l'esistenza di una correlazione negativa che lega la volatilità e le variazioni dei prezzi.
Il primo ad individuare questo effetto è stato Black (1976), il quale notò che quando i rendimenti sono più bassi del loro valore atteso la volatilità tende ad aumentare, mentre quando sono più alti la volatilità tende a diminuire.
Secondo Black, questa relazione deriva dal fatto che una diminuzione dei prezzi fa ridurre il valore del patrimonio netto dell'impresa, e di conseguenza fa aumentare il suo grado di leverage, accrescendo la rischiosità dell'impresa, e comportando così un aumento della volatilità. Lo stesso autore però ha aggiunto che l'effetto leverage non è sufficiente a spiegare in modo completo le asimmetrie nei prezzi.
Inoltre, questa relazione è asimmetrica: quando i rendimenti sono negativi, la volatilità aumenta rapidamente; ma, quando i rendimenti sono positivi, la volatilità diminuisce in misura molto minore.

3.2.6 Volume degli scambi

Diversi autori, tra cui Schwert (1989), hanno dimostrato che il volume degli scambi è positivamente correlato alla volatilità. Questa relazione è motivata dal fatto che

l'aumento delle transazioni che avvengono sul mercato fa sì che vengano immesse più informazioni e, di conseguenza, che si registri un aumento della volatilità.

3.2.7 Movimenti comuni

Black (1976) ha realizzato che se nel mercato si è riscontrata una certa variazione della volatilità, questa stessa variazione di ottiene anche per tutti i titoli presenti su quel mercato, per cui le volatilità, se variano, seguono tutte la stessa direzione. Successivamente diversi autori hanno anche dimostrato che questa caratteristica può anche riguardare più mercati contemporaneamente.

3.2.8 Volatilità e periodi di crisi

Schwert nel 1989 ha condotto un'analisi per indagare la relazione tra la volatilità ed altre variabili, dopo che Officier (1973), analizzando la deviazione standard di alcuni rendimenti azionari nel periodo compreso tra il 1897 e il 1969, aveva notato che durante la Grande Depressione (1929-1939) la volatilità delle azioni fu insolitamente elevata, ed aveva concluso che la riduzione della volatilità registrata negli anni seguenti era un semplice ritorno alla normalità.
Schwert (1989) invece, osserva che diverse serie economiche furono più volatili durante la Grande Depressione, soprattutto le azioni per le quali la volatilità è aumentata di due o tre volte, ed arriva alla conclusione che la volatilità cresce durante i periodi di recessione e di crisi finanziaria, mentre diminuisce nei periodi di espansione.

3.3 Pandemia e *market sentiment*

Come detto in precedenza nel paragrafo 3.1, la volatilità si identifica analiticamente nella varianza di un processo stocastico y_t condizionale ad un dato set informativo disponibile al tempo t (I_{t-1}), perciò è chiaro che tutto ciò che contribuisce a generare informazioni, incide di conseguenza sulla volatilità.
Il set informativo è legato al *market sentiment* degli investitori, che è condizionato da numerosi fattori, come ad esempio il clima, gli eventi eccezionali, i risultati sportivi, le notizie divulgate dai *mass media*, la risposte politiche messe in atto dai governi, e ogni altra informazione che può condizionarli. Tutte queste informazioni non giungono sui mercati in modo uniforme nel tempo, e spesso non sono neanche osservabili, di conseguenza, contribuiscono a generare incertezza, e quindi, incrementi della volatilità.

3.3.1 *News* e *sentiment* degli investitori

La volatilità dei mercati è, senza alcun dubbio, influenzata dalle azioni e dalle reazioni degli investitori che vi prendono parte e, di conseguenza, dalle loro emozioni. Hirshleifer (2001), afferma che l'umore e le emozioni provate in un dato momento influiscono sulle scelte e sulla percezione del rischio degli individui. In particolare, le persone di buon umore sono più ottimiste nelle loro scelte e nei loro giudizi rispetto a coloro che hanno un cattivo umore, i quali tendono ad attuare strategie più dettagliate e critiche di valutazione delle informazioni.
Gli stati d'animo contengono informazioni che gli individui possono usare per trarre conclusioni circa l'ambiente, tuttavia, spesso le persone attribuiscono i sentimenti alla fonte sbagliata, portando a giudizi errati o pregiudizi di attribuzione errata. Ad esempio, le persone si sentono più felici nelle giornate di sole che in quelle di

pioggia, ma chiedere loro del tempo influisce sul loro giudizio su quanto sono felici. Nel momento in cui si verificano eventi eccezionali che generano incertezza, come crisi e pandemie, tra gli investitori dilagano sentimenti di paura che li spingono a rivedere i propri portafogli, generando così variazioni nei rendimenti delle attività finanziarie ed aumenti della volatilità.

L'ansia e la paura che colpiscono gli investitori sono legati all'immenso flusso di notizie a cui questi sono esposti, tramite mass media e social media. In particolare, le notizie influenzano fortemente gli investitori inesperti, che temono fortemente le situazioni di incertezza e che spesso non riescono a valutare in modo accurato le notizie e a dare loro il giusto peso, mentre influenzano meno gli investitori istituzionali, che invece riescono a tenere solitamente i nervi saldi ed anche a sfruttare le situazioni di elevata volatilità, traendone beneficio.

Sono diversi gli autori che si sono concentrati sull'analisi della relazione tra notizie e *sentiment* degli investitori, e volatilità dei mercati durante la pandemia di Covid-19. Ad esempio Lyócsa, Baumöhl, Výrost e Molnár (2020), hanno analizzato la variazione del prezzo delle azioni in tutto il mondo in relazione alle ricerche riguardo il coronavirus su Google, utilizzate come misura della paura degli investitori. Questi autori hanno concluso non solo che i movimenti dei mercati e il *sentiment* degli investitori sono collegati, ma anche che queste ricerche su Google e la paura, hanno un significativo potere previsivo per la futura incertezza del mercato azionario. I loro risultati mostrano che elevati volumi di ricerca su Google per Covid-19 prevedono un'elevata volatilità del mercato azionario in tutti i mercati del campione.

Haroon e Rizvi (2020), nel loro studio, oltre a rilevare che il panico generato dai notiziari è associato ad una maggiore volatilità nei mercati finanziari di tutto il mondo, hanno anche stabilito che questa associazione è più forte per i settori più colpiti dagli eventi che si sono verificati durante la pandemia, come il settore dei

trasporti, delle automobili, dei viaggi e del tempo libero.

3.3.2 Le risposte politiche

Un'altro fattore che incide sulla volatilità dei mercati sono le risposte politiche messe in atto dai governi per arginare l'emergenza causata dalla pandemia.
I mercati sono funzione dei governi e, in quanto tali, reagiscono coerentemente con le reazioni di quest'ultimo, per cui reazioni eccessive dei governi si dovrebbero trasmettere al mercato in modo eccessivo e, man mano che i governi correggono le loro reazioni, anche il mercato dovrebbe farlo.
Secondo Zaremba *et al.* (2020), le risposte dei governi al Covid-19 possono influenzare la volatilità del mercato attraverso due possibili canali principali. Il primo canale "razionale" è legato alla ristrutturazione del portafoglio, in quanto gli interventi governativi segnalano cambiamenti nelle condizioni economiche future, che possono influenzare le aspettative di flusso di cassa dell'azienda e, di conseguenza, i prezzi delle azioni. Ricostruzioni brusche del portafoglio, sia all'interno di una classe di attività che tra classi di attività, possono aumentare la volatilità.
Il secondo canale "irrazionale" potrebbe essere piuttosto di natura comportamentale, in quanto il deterioramento del contesto economico può portare a "voli verso la sicurezza", con conseguenti rapidi flussi di portafoglio e variazioni di prezzo. Inoltre, il flusso costante di notizie relative alle politiche può portare a una volatilità implicita nelle notizie e una potenziale divergenza di opinioni che porta a un aumento dell'attività di negoziazione, che contribuisce anche alla crescita della volatilità.
Gli stessi autori nel loro studio dimostrano che gli interventi del governo aumentano in modo significativo e robusto la volatilità nei mercati azionari internazionali e che questo effetto è determinato in particolare dal ruolo delle campagne di infor-

mazione e dalle cancellazioni di eventi pubblici.

Per quanto riguarda le obbligazioni sovrane invece, Zaremba, Kizys, e Aharon (2021), propongono uno studio in cui cercano di spiegare l'impatto che gli interventi governativi possono avere su di esse, in quanto nel tempo sono emerse due visioni opposte. Da un lato c'è chi ritiene che risposte politiche efficaci possono ridurre l'incertezza stimolata dal Covid-19 (vedere ad esempio Kizys *et al.*, 2021) e, di conseguenza, quando questa incertezza economica viene risolta, la volatilità delle obbligazioni può diminuire. Pertanto, se gli interventi del governo riducono l'incertezza complessiva e migliorano le aspettative delle imprese, dovrebbero rendere gli investimenti a reddito fisso meno rischiosi, in particolare perché i mercati obbligazionari sono altamente sensibili alle notizie macroeconomiche. Dall'altro lato però c'è chi sostiene che il cambiamento di politica può creare ulteriore incertezza sui risultati degli interventi attuali e futuri, e perciò favorire una maggiore volatilità delle obbligazioni (si veda Pastor and Veronesi, 2012). A questa seconda visione contribuiscono anche i social, utilizzati spesso come strumento di propaganda, che raccogliendo notizie, ma anche *fake news*, alimentano l'incertezza diffusa tra gli individui. Quindi, gli interventi del governo potrebbero provocare una maggiore incertezza e picchi nella volatilità delle obbligazioni che possono ridurre il valore di mercato dei titoli di Stato e provocare perdite finanziarie, tuttavia, se il mercato del debito sovrano percepisce gli interventi del governo come stabilizzanti, la volatilità potrebbe diminuire.

Zaremba, Kizys e Aharon, si pongono con il loro studio a favore della seconda visione, in quanto trovano prove che dimostrano che le risposte del governo al Covid-19 aiutano a stabilizzare i mercati internazionali delle obbligazioni sovrane e sono determinanti per ridurrne la volatilità. Secondo gli stessi autori questo effetto è guidato in particolar modo dagli interventi di sostegno economico.

3.3.3 Fiducia nella società e nel governo

Un'altro aspetto interessante che è stato analizzato per spiegare la volatilità registrata nei diversi mercati azionari nazionali è la fiducia che gli individui hanno nei loro concittadini e nel loro governo.

L'interesse per questo tema deriva dal fatto che i governi si sono mossi seguendo linee diverse per rispondere all'emergenza e questo ha fatto sì che si sia creata una discussione nell'opinione pubblica su quali governi avessero intrapreso la strada più giusta. A questo proposito Fukuyama (2020), in un recente articolo, ha affermato che, quando la pandemia si placherà, la determinante cruciale della performance dei governi, non sarà il tipo di regime, ma la capacità dello Stato e, soprattutto, la fiducia nel governo. L'autore ha poi aggiunto: "la fiducia è il singolo bene più importante che determinerà il destino di una società. In una democrazia non meno che in una dittatura, i cittadini devono credere che l'esecutivo sa cosa sta facendo".

La fiducia nei governi però, potrebbe essere solo una faccia della medaglia poiché, anche la fiducia nei concittadini che obbediscono agli ordini del governo potrebbe essere di notevole importanza in quanto il rispetto non uniforme dell'ordine pubblico da parte dei cittadini può minare l'efficacia delle potiche del governo, in particolare durante le crisi.

Engelhardt, Krause, Neukirchen, e Posch (2021), hanno approfondito questo tema, ed utilizzando i dati del World Values Survey come *proxy* per la fiducia in un paese e un campione di 47 mercati azionari nazionali, hanno rilevato che la volatilità dei mercati azionari (in reazione agli annunci di casi Covid-19 confermati) è significativamente inferiore nei paesi ad alta fiducia. Gli autori sono arrivati così alla conclusione che, sia la fiducia nei concittadini che nei governi dei paesi rivestono un'importanza significativa e come possibile spiegazione di questo risultato, hanno proposto che la fiducia nelle azioni di un governo durante la pandemia, così come la fiducia nei concittadini che obbediscono agli ordini del governo, riduce significa-

tivamente l'incertezza tra gli investitori e quindi la volatilità dei mercati azionari, per cui, la reazione a un aumento del numero di casi di Covid-19 è attenuata.

3.3.4 L'effetto cultura

Le reazioni dei mercati in risposta alla pandemia sono state differenti tra paesi e, tra i possibili fattori che sono stati proposti per spiegare le differenze nelle risposte degli investitori alla situazione, c'è l'effetto cultura.

La cultura nazionale riesce ad influezare la volatilità del mercato attraverso il *sentiment* degli investitori. Questo perchè la cultura influenza i nostri valori, che a loro volta modellano i nostri atteggiamenti e, di conseguenza, i nostri comportamenti, perciò possiamo dire che essa forma il *sentiment* del mercato, il quale successivamente influenza i livelli di volatilità.

Pertanto, è plausibile concludere che la cultura nazionale può essere un fattore importante per spiegare il comportamento degli investiori, infatti la letteratura esistente mostra che le differenze culturali possono spiegare la preferenza e la tolleranza degli investitori per il rischio (ad esempio, Anderson et al., 2011 , Chui e Kwok, 2008) e svolgere un ruolo importante nel modo in cui gli investitori interpretano e rispondono alle nuove informazioni (ad esempio, Dou et al., 2016). È quindi altresì plausibile che i valori culturali abbiano un impatto sul modo in cui le persone percepiscono e rispondono alla pandemia.

D'altra parte però, l'"Emergent Norm Theory" sostiene che durante i periodi di incertezza o pericolo, i gruppi sviluppano nuove norme che guidano i comportamenti delle persone (Turner e Killian, 1987). Queste nuove norme possono includere l'aumento di comportamenti antisociali, come l'aumento del panico e l'accaparramento di cibo e altre forniture essenziali, e possono portare a gruppi che formano punti di vista e agiscono in modi contrari a quelli desiderati dai governi, perciò,

è altrettanto possibile che la cultura nazionale diventi irrilevante nel guidare le azioni durante una pandemia.

Fernandez-Perez, Gilbert, Indriawan, e Nguyen (2021), hanno cercato di indagare l'impatto della cultura nazionale sulle reazioni del mercato azionario a seguito della pandemia di Covid-19, concentrandosi su due dimensioni culturali che sono state ampiamente collegate al processo decisionale finanziario: l'"individualismo" e l'"elusione dell'incertezza".

L'"individualismo" misura il grado in cui i membri di una società preferiscono un quadro sociale sciolto, in cui gli individui si prendono cura di sé stessi e della famiglia immediata, piuttosto che gruppi più ampi (collettivismo).

I paesi individualistici sono caratterizzati da un focus sugli attributi personali o sulle capacità di sé, e alcuni studi mostrano che l'individualismo è altamente correlato a pregiudizi di auto-attribuzione, eccesso di fiducia e iperottimismo (vedere Chui *et al.*, 2010, per una sintesi della letteratura psicologica in quest'area). Gli investitori che soffrono di pregiudizi di auto-attribuzione tendono a sopravvalutare i segnali di informazioni private, perciò con l'arrivo sul mercato di nuove informazioni pubbliche, gli investitori si adattano solo parzialmente alle nuove informazioni e impiegano molto più tempo per avvicinarsi al livello di informazione completo (si vedano Daniel *et al.*, 1998; Dou *et al.*, 2016), e questo fa supporre che gli investitori dei paesi ad alto individualismo sarebbero quindi più propensi a reagire in modo insufficiente alla notizia del primo caso di Covid-19 all'interno di un paese, con un impatto negativo minore. Altri autori sostengono inoltre che l'eccessiva sicurezza di sé e l'eccessivo ottimismo possono essere associati a una reazione eccessiva a un evento saliente (vedere ad esempio Daniel *et al.*, 1998; Odean, 1998) e che l'individualismo è associato a una maggiore disponibilità ad assumersi dei rischi (Boubakri *et al.*, 2016), e a scambi e volatilità eccessivi (si vedano Chui *et al.*, 2010; Statman *et al.*, 2006). Come risultato dell'eccessiva fiducia, gli investitori nei paesi

individualistici potrebbero quindi rispondere in modo più deciso, sia in termini di entità che di volatilità, all'annuncio dei primi casi di infezione da Covid-19.
L'"elusione dell'incertezza" è invece la misura in cui una società è tollerante rispetto all'incertezza, e quindi rispetto a risultati incerti.
I paesi ad alta elusione dell'incertezza fanno affidamento su strutture sociali, leggi e altri quadri istituzionali molto rigidi e ciò si traduce in individui più conservatori e dal pensiero rigido. In questo caso, la letteratura psicologica rileva che un alto conservatorismo può causare una reazione insufficiente alle nuove informazioni poiché gli investitori conservatori sono lenti nell'aggiornamento dei loro modelli quando arrivano nuove informazioni (Barberis *et al.*, 1998; Edwards, 1968).
Basandosi su questa due dimensioni culturali, gli autori con il loro studio mostrano che la cultura ha un effetto significativo sia sull'entità che sulla volatilità dei rendimenti anormali registrati dal mercato durante la pandemia di Covid-19 e, in particolare, rilevano che i paesi con un basso comportamento individualistico e un'elevata tendenza ad evitare l'incertezza reagiscono in modo più negativo e hanno una maggiore volatilità rispetto ai paesi con un alto individualismo e una bassa capacità di evitare l'incertezza. Di conseguenza viene evidenziato che il modo in cui gli investitori reagiscono agli eventi negativi, come i disastri, è in parte guidato dai loro valori culturali, ovvero gli investitori provenienti da paesi più individualisti reagiscono in modo insufficiente mentre quelli provenienti da paesi meno tolleranti verso l'incertezza reagiscono in modo eccessivo ai disastri.

3.3.5 Il ruolo dei vaccini

La crisi sanitaria prodotta dal Covid-19 e la sua trasmissione asintomatica durante il periodo di incubazione, hanno reso i vaccini anti-covid un'arma indispensabile per arginare la diffusione della pandemia. Questa consapevolezza ha portato i paesi ad intraprendere delle campagne vaccinali intense, per poter raggiungere la

cosiddetta "immunità di gregge" nel minor tempo possibile.
Questa dinamica rende interessante studiare l'effetto dei vaccini sulla volatilità dei mercati, in quanto andare verso un'immunità di gregge, ottenuta grazie alle vaccinazioni di massa, riduce i rischi di una crescita inaspettata e incontrollata dei contagi e dei decessi e, di conseguenza, dovrebbe fornire una minore incertezza economica, una minore probabilità di politiche impreviste e, infine, una maggiore stabilità dei prezzi. Tuttavia, i vaccini possono anche avere l'effetto opposto, in quanto campagne di vaccinazione ampie e di successo possono portare a un miglioramento generale del *sentiment* in tutta l'economia, e questo *sentiment* positivo può aumentare la volatilità, facilitando più scambi e attraendo investitori al dettaglio. In questo caso sarebbe una "volatilità positiva", in quanto la varianza condizionale aumenterebbe a seguito di un aumento medio dei rendimenti.
Di conseguenza, l'effetto complessivo dei vaccini sulla volatilità potrebbe essere incerto.
Tra le evidenze empiriche a riguardo, troviamo Rouatbi *et al.* (2021) che hanno analizzato l'effetto della vaccinazione sulla volatilità in 66 mercati azionari ed hanno concluso che le vaccinazioni di massa riducono significativamente la volatilità del mercato azionario, riducendo i livelli di incertezza. Inoltre, gli stessi autori affermano che tale declino è indipendente dall'impatto delle dinamiche della pandemia o dalle relative risposte politiche del governo e che l'effetto delle vaccinazioni sulla volatilità del mercato azionario è relativamente più robusto nei mercati sviluppati rispetto a quelli emergenti.

3.3.6 L'esperienza della SARS

La malattia Covid-19 è provocata da un virus che prende il nome di SARS-Cov-2, il quale è risultato essere molto simile al virus SARS-Cov-1, causa della malattia SARS, sopratutto in termini di sintomi e forme di trasmissione. La relazione tra

le due malattie ha dato uno spunto alla letteratura per indagare i comportamenti degli individui in risposta alla pandemia, esaminando le differenze tra coloro che risiedono in paesi hanno avuto esperienze SARS e coloro che appartengono a paesi che non le hanno avute, per verificare la possibile esistenza di pregiudizi comportamentali.

Tra coloro che si sono occupati di questo tema troviamo Ru, Yang e Zou (2020), i quali analizzando le ricerche effettuate su Google, hanno rilevato che, alla fine di gennaio 2020 (all'inizio della pandemia), le persone nei paesi con casi di SARS hanno cercano informazioni relative al coronavirus due volte più intensamente rispetto alle persone in paesi senza esperienza di SARS, le quali hanno iniziato a prestare maggiore attenzione molto più tardi, a Marzo. Inoltre, nei paesi senza esperienza SARS, i governi hanno risposto significativamente più lentamente nell'attuazione delle politiche di allontanamento sociale per combattere l'epidemia di Covid-19 e gli individui sono stati meno conformi alle regole di distanziamento sociale previste.

Inoltre, l'attenzione tempestiva e le risposte proattive degli individui e dei governi dei paesi con esperienza SARS, sono più pronunciate nei paesi in cui questa malattia ha lasciato impronte più profonde.

I risultati di questo studio forniscono prove a sostegno della teoria dell'impronta[3] in pregiudizi comportamentali degli investitori, ed indicano che gli investitori con esperienza precoce in crisi simili tendono a reagire più rapidamente al Covid-19 rispetto a quelli senza tali impronte, in quanto sono più allarmati per rischi simili

[3]La Teoria dell'impronta o dell' "imprinting", nasce con il tedesco Konrad Lorenz alla fine degli anni '30 da studi sul comportamento animale. L'imprinting indica un processo per cui, durante un breve periodo di suscettibilità, un'entità sviluppa delle caratteristiche che riflettono caratteristiche prominenti dell'ambinte e queste caratteristiche continuano poi a persistere nonostante cambiamenti ambientali nei periodi successivi. Questo concetto ha attratto un considerevole interesse in numerosi campi ed è stato applicato a diversi livelli di analisi, dall'industria all'individuo. Tra le analisi condotte per gli individui, si ritiene che le esperienze, le situazioni macroeconomiche vissute, lasciano impronte sugli individui che sono state collegate alla disponibilità degli investitori individuali di assumere rischi finanziari anche diversi decenni dopo.

affrontati in passato, trascurati invece da chi non ha avuto esperienze analoghe.
In conclusione, questo studio conferma che esistono alcuni pregiudizi comportamentali per cui precedenti esperienze con eventi simili possono influenzare l'avversione al rischio dell'individuo e gli investimenti e questo, nel nostro caso, ci aiuta a spiegare le differenze di tempistiche e di ampiezza del riflesso della crisi sanitaria sui mercati finanziari dei diversi paesi.
Infatti gli stessi autori, in un altro articolo, analizzano le reazioni del mercato azionario globale rilevando che i mercati azionari dei paesi che hanno sofferto la SARS nel 2003 hanno reagito più rapidamente e con forza al primo focolaio di Covid-19 alla fine di gennaio 2020, mentre i mercati azionari dei paesi senza esperienza SARS, hanno iniziato a crollare solo quando sono arrivate le prime segnalazioni di di contagi al di fuori della Cina (ad esempio, Corea del Sud e Italia), alla fine di febbraio.

Capitolo 4

DATI E METODOLOGIA

L'obiettivo di questo capitolo è quello di condurre un'analisi riguardo la volatilità registrata sui mercati finanziari durante la pandemia di Covid-19, per comprendere gli effetti che quest'ultima ha generato, e per farlo verranno analizzati alcuni indici azionari di diversi paesi. Di seguito quindi, verranno illustrati in un primo momento i dati e le tecniche che verranno utilizzate per l'analisi, e successvimente si procederà con l'analisi empirica e con il commento dei risultati prodotti da quest'ultima.

4.1 Dati

Per condurre questo studio, sono stati utilizzati i dati giornalieri di 8 indici azionari di diversi paesi (indicati nella tabella 4.1) per un periodo di tempo che va dal 2 Settembre 2019 al 31 Agosto 2021, per un totale di 520 osservazioni.
L'intervallo di tempo selezionato permette di prendere in considerazione non solo la pandemia di Covid-19, ma anche il periodo antecedente al suo inizio, identificato con il 31 Dicembre 2019, ovvero la data in cui è stata data la comunicazione del primo caso di Covid-19 da parte delle autorità cinesi.

Tabella 4.1: Indici azionari utilizzati per ogni paese

Paese	Indice azionario	ISIN
Stati Uniti	S&P500	SPX
Brasile	Bovespa	BVSP
India	BSE Sensex 30	BSESN
Cina	Shanghai Composite	SSEC
Francia	CAC40	FCHI
Russia	Moex	IMOEX
Sud Africa	South Africa Top 40	JTOPI
Marocco	Moroccan All Share	MASI

I paesi selezionati si trovano in varie parti del mondo e sono rappresentativi di quattro diversi continenti, ovvero America, Europa, Asia ed Africa. Questi paesi sono stati scelti, in quanto avevano il maggior numero di casi confermati, a livello mondiale, quando è stato avviato questo studio (fine Maggio 2021), ad eccezione del Sud Africa e del Marocco, che avevano il maggior numero di casi, ma a livello di continente e sono stati inseriti per prendere in considerazione anche il contenente africano, e della Cina, inserita in quanto luogo di inizio della pandemia.

Prendendo in considerazione i dati raccolti fino al 31 Maggio 2021, (Tabella 4.2) possiamo notare che tra tutti i paesi, la Cina è quello che ha registrato il minor numero di casi e di decessi, ma il tasso di mortalità più elevato (4,7%), seguito da Sud Africa (3,39%) e Brasile (2,80%), mentre gli Stati Uniti, che sono il primo paese al mondo per numero di casi e di decessi registrati, hanno un tasso di mortalità decisamente più basso (1,79%).

Per quanto riguarda gli indici azionari, osservando i loro andamenti, notiamo che tutti hanno registrato un crollo tra la fine di Febbraio e l'inizio di Marzo 2020, ad eccezione dello Shanghai Composite, indice azionario cinese, il quale ha registrato delle flessioni già da Gennaio 2020. Successivamente, il valore degli indici ha ripreso a crescere, anche se ci sono voluti diversi mesi per tornare ai valori

Tabella 4.2: Totale casi e decessi per Covid-19 al 31 Maggio 2021

Paese	Primo caso	Totale Casi	Totale Decessi	Tasso di mortalità (%)
Stati Uniti	21.01.2020	33.267.507	594.585	1,79
Brasile	25.02.2020	16.545.554	462.791	2,80
India	30.01.2020	28.175.044	331.895	1,18
Cina	31.12.2019	103.014	4.846	4,70
Francia	24.01.2020	5.728.788	109.690	1,91
Russia	31.01.2020	5.013.512	119.464	2,38
Sud Africa	05.03.2020	1.665.617	56.506	3,39
Marocco	02.03.2020	519.216	9.147	1,76

Fonte dati: statistichecoronavirus.it

antecenti alla pandemia.

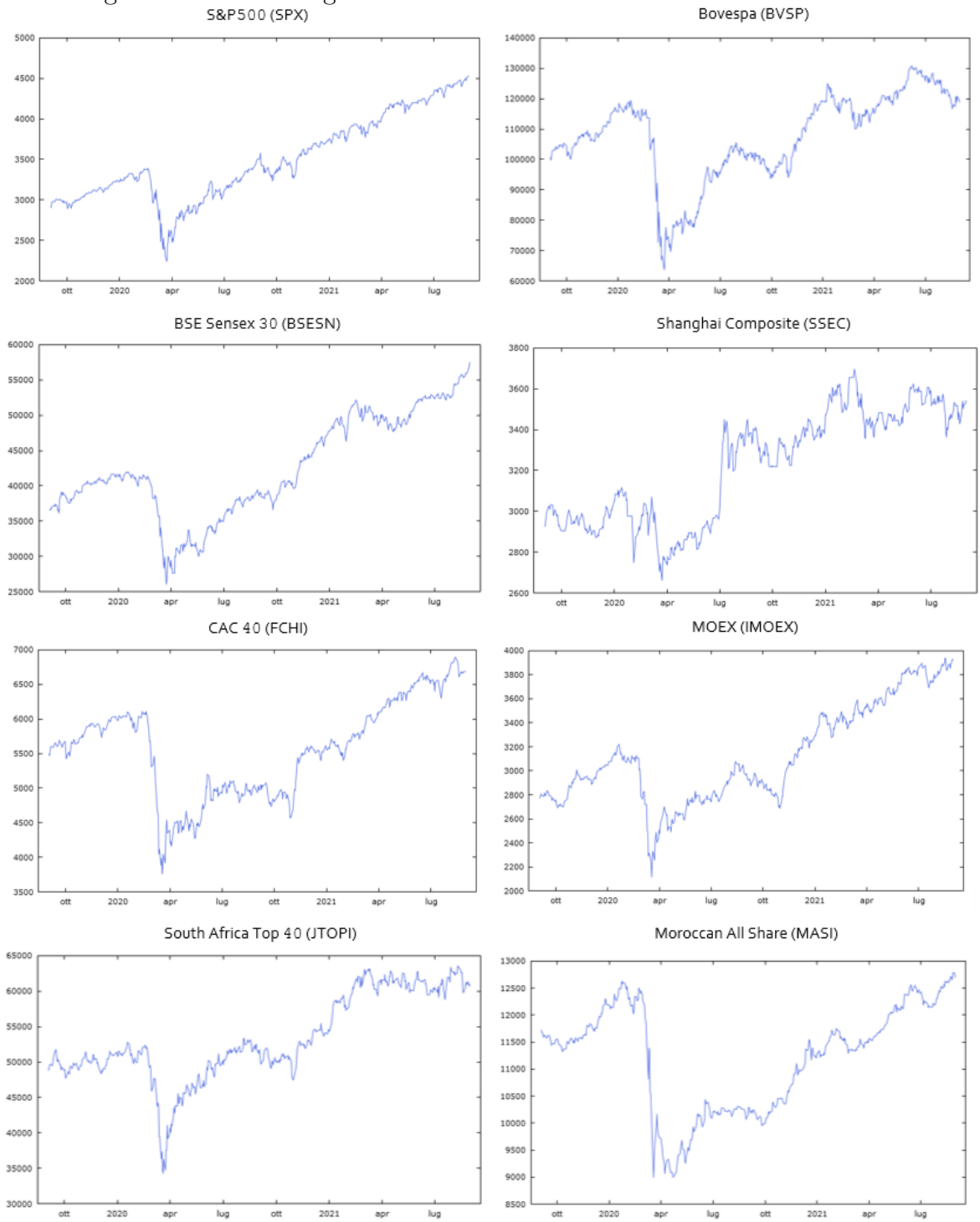
Per la nostra analisi non utilizzeremo i prezzi giornalieri degli indici, ma i loro rendimenti in termini percentuali, calcolati come la differenza prima dei logaritmi calcolati sui prezzi di chiusura giornalieri, ottenuti dal sito web Investing.com (www.investing.com), moltiplicati per cento. La formula utilizzata è perciò la seguente:

$$R_t = 100 \cdot \ln(P_t/P_{t-1})$$

dove R_t è il rendimento al tempo t, P_t è il prezzo di chiusura dell'indice al tempo t e P_{t-1} è il prezzo di chiusura dell'indice al tempo $t-1$.

Analizzando graficamente i rendimenti degli indici così ottenuti (Figura 4.2), notiamo che in tutti i paesi si registrano grandi picchi di volatilità nel mese di Marzo 2020, e questo non ci sorprende perché Marzo è il mese in cui il Covid-19 è stato definito come pandemia mondiale, a seguito della sua diffusione in diversi paesi nel mondo. Unico caso particolare è la Cina, primo luogo di diffusione del virus, che si distingue perchè la volatilità è aumentata anticipatamente, registrando dei rendimenti estremi già nel mese di Febbario 2020. Osservando i mesi successivi, fino alla fine del periodo considerato, vediamo che la volatilità si è mantenuta elevata

Figura 4.1: Valore degli indici azionari dal 02-09-2019 al 31-08-2021.



Fonte dati: Investing.com

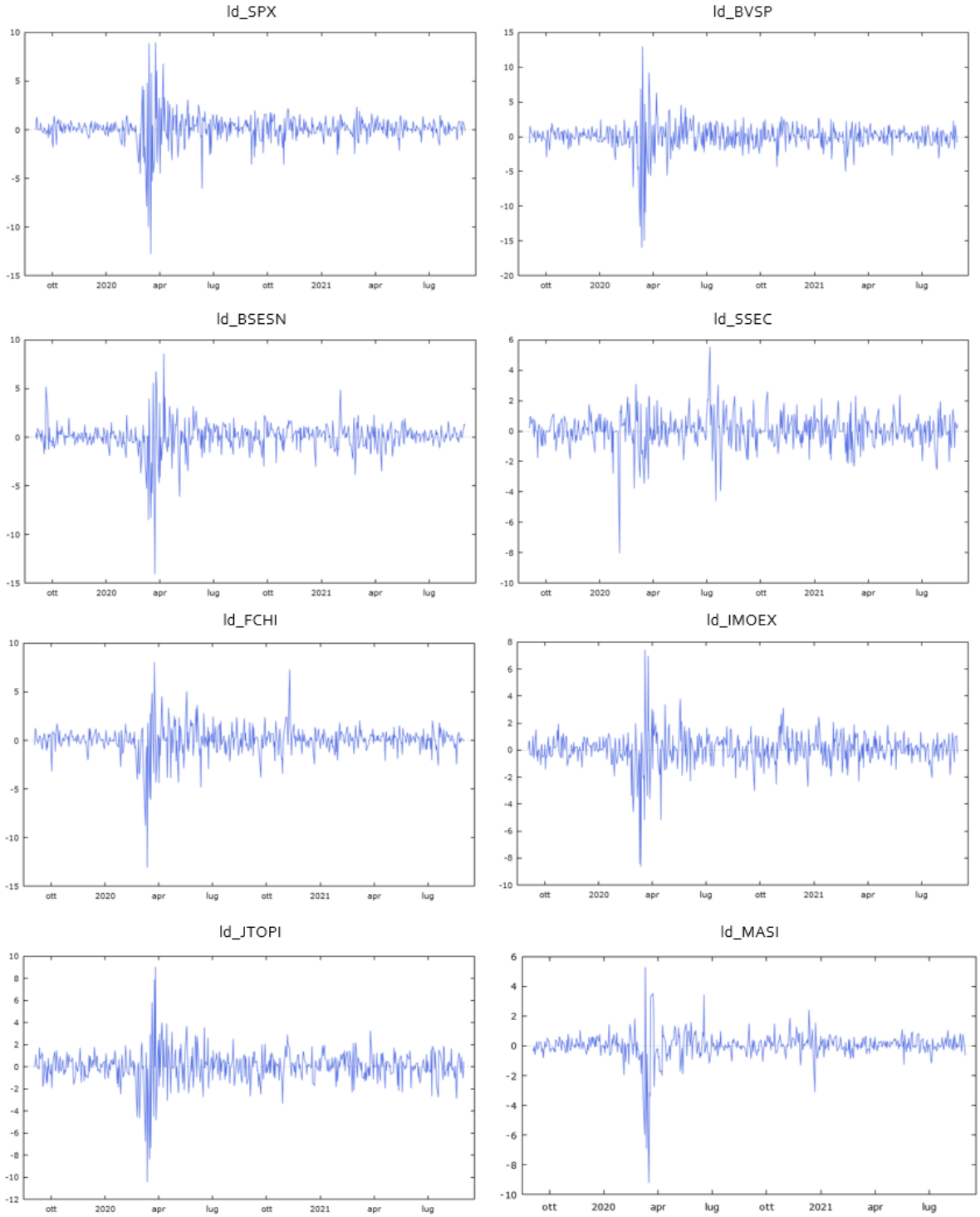
e lo si nota facilmente facendo il confronto con gli ultimi mesi del 2019.

Quanto emerge dai grafici viene confermato anche dalla figura 4.3 che riporta i rendimenti minimi e massimi registrati dagli indici considerati su tutti il periodo selezionato, con l'eslusione del mese di Marzo 2020 ed infine durante i mesi precedenti al 31 Dicembre, data identificata come inizio della pandemia.
Questo grafico ci permette di osservare che, consideranto tutto il periodo, gli indici hanno subito delle grandi variazioni, in particolare comprese tra il -16% e il +13%, ma anche che le variazioni maggiori sono state registrate da quasi tutti gli indici nel mese di Marzo 2020, infatti andando ad escludere questo mese, vediamo che le variazioni rientrano tra il -8% e il +8,6%. Gli unici indici che registrano i rendimenti maggiori e minori in mesi diversi sono il BSE Sensex 30, indice azionario dell'India, che ha registrato il suo rendimento massimo il 7 Aprile 2020, e lo Shanghai Composite, indice azionario cinese, il quale ha registrato il rendimento minimo già il 3 Febbraio 2020, e il rendimento massimo il 6 Luglio 2020.
L'ulteriore dato che possiamo notare è che, se andiamo a considerare i mesi precedenti la pandemia, e quindi da Settembre 2019 al 30 Dicembre 2019, le variazioni dei rendimenti risultato ulteriormente ristrette, ed in particolare risutlato comprese tra il -3% e il +5,2%.

4.2 Metodologia

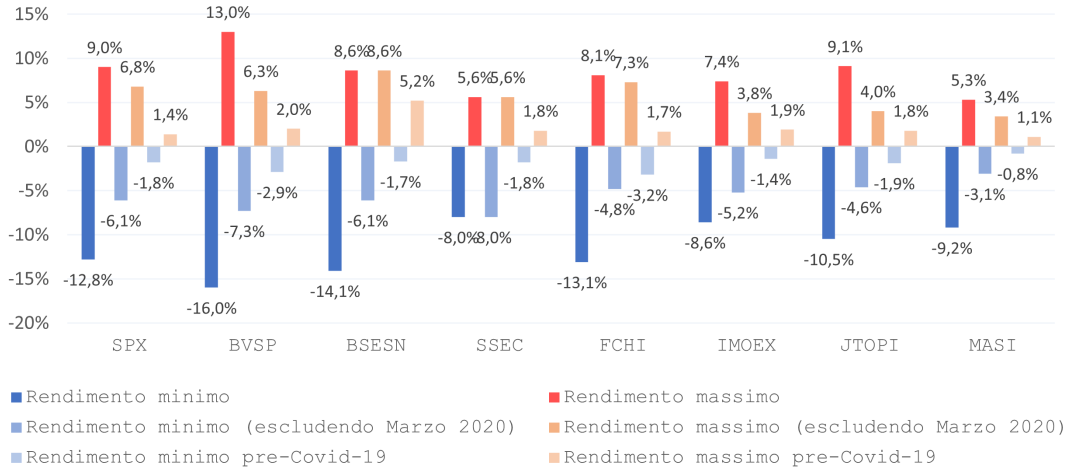
Per la nostra analisi empirica utilizziamo il modello BEKK, formalizzato in Engle e Kroner (1995), ma prima di illustrarlo, è doveroso fare una breve introduzione sui modelli GARCH, da cui il modello BEKK deriva.

Figura 4.2: Rendimenti degli indici azionari dal 02-09-2019 al 31-08-2021.



Fonte dati: rielaborazione dei dati di Investing.com

Figura 4.3: Rendimenti minimi e massimi degli indici considerati



Fonte dati: rielaborazione dei dati di Investing.com

4.2.1 Modello GARCH

Le serie storiche di natura finanziaria hanno delle caratteristiche particolari (illustrate nel capitolo 3.2) che le rendono differenti dalle altre serie storiche e per questo, per analizzarle sono stati messi a punto dei modelli specifici. Tra i diversi modelli, hanno assunto una forte rilevanza quelli della classe GARCH.
Il modello GARCH (Genaralized Auto-Rregressive Conditional Heteroskedasticity) è stato elaborato da Bollerslev nel 1986 e rappresenta la generalizzazione del modello ARCH, proposto da Engle (1982) per poter gestire l'andamento condizionatamente autoregressivo della varianza dei rendimenti finanziari.
In particolare, la formulazione del modello GARCH comprende una seconda componente autoregressiva rappresentata da q ritardi della varianza condizionale, e in questo modo il modello risulta più parsimonioso del modello ARCH(p).

Il generico modello GARCH(p,q), come anche il modello ARCH, si basa sul set informativo $I_{t-1} = \{\varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, ..., \varepsilon_{t-q}\}$, e, deve rispettare alcune condizioni:

1. Il valore atteso di ε_t condizionale al set informativo I_{t-1} è nulla per ogni t.

$$E(\varepsilon_t|I_{t-1}) = 0$$

2. L'innovazione è generalmente definita dalla seguente relazione:

$$\varepsilon_t = u_t h_t^1/2$$

dove $u_t \sim i.i.d.(0,1)$. Questa definizione dell'innovazione ci permette di assumere che ε_t^2 sia un previsore corretto per la volatilità, in quanto per definizione si ha:

$$h_t = E(\varepsilon_t^2|I_{t-1}) = Var(\varepsilon_t|I_{t-1})$$

Date queste premesse la distribuzione condizionale dell'innovazione risulta essere:

$$\varepsilon_t^2|I_{t-1} \sim i.i.d.(0, h_t)$$

Sulla base di queste caratteristiche, il modello GARCH(p,q) specifica la legge di moto della varianza condizionale (o volatilità) come segue:

$$h_t = \omega + \sum_{i=1}^{q} \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j \sigma_{t-j}^2 \tag{4.1}$$

dove $\omega \geq 0$, $\alpha_i \geq 0$ per $i = 1, 2, ..., q$ e $\beta_j \geq 0$ per $i = 1, 2, ..., p$.
La varianza condizionale dipende da $(1 + p + q)$ parametri, dove p si riferisce all'ordine del ritardo della parte autoregressiva rappresentata dai valori della varianza condizionale stessa nel passato, mentre q indica il numero dei ritardi della

componente ε_t^2.

Dal GARCH generico sono poi stati sviluppati altri modelli univariati, come ad esempio l'Exponential GARCH (EGARCH introdotto da Nelson, 1991) o l'Absolute GARCH (AGARCH, si veda Engle, 1990) per modellare gli effetti asimmetrici, in quanto shock negativi sulle innovazioni dovrebbero avere un impatto maggiore sulla volatilità rispetto agli shock positivi. Ad esempio, esistono anche modelli in cui la volatilità non segue un processo stazionario come l'Integrated GARCH (IGARCH, si veda Engle and Bollerslev, 1986). Una rassegna molto dettagliata circa i modelli GARCH univariati è il glossario di Bollerslev (2008).
Per quanto riguarda la letteratura sui modelli multivariati generalmente ci si riferisce al noto articolo di Bauwens, Laurent and Rombouts (2006). Il modello BEKK rappresenta uno dei modelli multivariati più importanti.

4.2.2 Modello BEKK

Il modello BEKK, che prende il nome dalle iniziali di coloro che hanno partecipato alla sua stesura, ovvero Baba, Engle, Kraft e Kroner, è stato pubblicato da Engle and Kroner (1995a), e rientra nella famiglia dei GARCH multivariati, per cui ci permette, non solo di analizzare la volatilità dei singoli titoli, ma anche la relazione che intercorre tra le volatilità di più titoli, attraverso lo studio delle covarianze condizionali. Nel contesto multivariato bisogna tenere conto dei seguenti aspetti:

1. Esiste un vettore di n componenti ciascuna associabile ad un titolo presente sul mercato;

2. Le innovazioni di ogni titolo sono contenute nel vettore εt con media nulla;

3. Le covarianze condizionali del vettore εt sono contenute in una matrice $n \times n$ simmetrica e semidefinita positina (Ω_t);

4. Il processo εt è definito come:

$$\varepsilon_t = \Omega_t^{1/2} u_t$$

5. Gli elementi della matrice Ω_t dipendono dai valori assunti da essa nel passato e da quelli assunti dal prodotto $\varepsilon_t \varepsilon_t'$.

In particolare, il modello BEKK si caratterizza perché gli elementi di Ω_t scaturiscono dalla somma di forme quadratiche, per cui tale matrice risulta sempre definita positiva sotto blande condizioni sui parametri, e ciò lo rende migliore rispetto ai modelli precedenti, come il modello Vech (Bollerslev *et al.*, 1988), perché ha un minor numero di parametri da stimare.
La forma assunta dal modello BEKK è la seguente:

$$\Omega_t = C'C + \sum_{k=1}^{K} \sum_{i=1}^{q} A_{ki}' \varepsilon_{t-i} \varepsilon_{t-i}' A_{ki} + \sum_{k=1}^{K} \sum_{j=1}^{p} B_{kj}' \Omega_{t-j} B_{kj} \tag{4.2}$$

dove C è una matrice triangolare alta e K indica il grado di generalità del modello, cioè una componente utile per poter ottenere una qualsiasi matrice definita positiva nell'ambito dello spazio parametrico.
Gli elementi diagonali di H_t, $h_{ii,t}$, denotano i termini della varianza condizionata, mentre gli elemnti fuori dalla diagonale, $h_{ij,t}$ con $i \neq j$, rappresentano le covarianza condizionali. Gli elementi diagonali delle matrici A e B, a_{ii} e b_{ii}, catturano invece rispettivamente l'impatto degli shock passati e della volatilità passata dell'asset, mentre quelli fuori diagonale, a_{ij} e b_{ij} con $i \neq j$, catturano gli effetti cross-market di shock e volatilità, meglio conosciuti come effetti di trasmissione degli shock ed effetti di spillover della volatilità.
Dato che la matrice C è composta da $n(n+1)/2$ parametri, mentre le matrici A_{ki} e B_{kj} ne hanno n^2 al loro interno, i parametri da stimare in totale sono $n(n+$

$1)/2 + K(p+q)n^2$.

4.2.3 Metodo della quasi-massima verosimiglianza (QML)

Il modello è stimato attraverso il metodo della quasi-massima verosimiglianza (QML), un metodo di stima che rappresenta un'alternativa alla stima di massima verosimiglianza (ML) quando, come nel nostro caso, cade l'ipotesi di normalità dell'innovazione standardizzata u_t.

Dato il vettore θ contenente tutti i parametri incogniti relativi sia alla media condizionale sia alla viarianza condizionale delle osservazioni y_t, e sotto le seguenti ipotesi:

1. $u_t(\theta) \sim i.i.d.(0,1)$

2. $u_t(\theta) = \varepsilon_t(\theta)/h_t(\theta)^{1/2}$

3. La funzione di densità dell'innovazione standardizzata condizionale al set informativo I_{t-1} è data da $f(u_t(\theta), \eta)$ dove $\eta \in H \subseteq R^k$ rappresenta il vettore dei parametri di disturbo,

lo stimatore ML consiste nella statistica $\hat{\psi}$ per la quale risulta:

$$S_T(y, \psi) = \frac{\partial \ell_T(y, \phi)}{\partial \theta} = 0 \tag{4.3}$$

dove S_T è lo score relativo all'intero campione per i parametri della media condizionale e della varianza condizionale.

Crowder (1976) ha mostrato che sotto opportune condizioni di regolarità, lo stimatore ML è consistente, asintoticamente efficiente, ed ha la seguente distribuzione asintotica normale:

$$\sqrt{T}(\hat{\theta_T} - \theta_0) \xrightarrow{d} N(0, A_0^{-1}) \tag{4.4}$$

dove A_0 è la matrice di informazione di Fisher calcolata in corrispondenza del vero vettore dei parametri ψ_0.

Quando l'ipotesi di normalità del termine u_t cade, può essere utilizzata la stima QML, che si differenzia dalla stima ML per la conformazione della matrice delle varianze e delle covarianze, infatti, sotto opportune condizioni di normalità, Weiss (1986) ha dimostrato che:

$$\sqrt{T}(\hat{\theta_T} - \theta_0) \xrightarrow{d} N(0, A_0^{-1} B_0 A_0^{-1}) \tag{4.5}$$

dove B_0 è la matrice contenente i valori attesi dei prodotti incrociati degli score calcolati per il vero parametro θ_0, e le matrici A_0 e B_0 sono così definite:

$$\begin{cases} A_0 = -\dfrac{1}{T} \displaystyle\sum_{t=1}^{T} \left[\dfrac{\partial^2 \ell_t(\theta)}{\partial\theta\partial\theta'} \right] \\ \\ B_0 = \dfrac{1}{T} \displaystyle\sum_{t=1}^{T} \left[\dfrac{\partial \ell_t(\theta)}{\partial\theta} \dfrac{\partial \ell_t(\theta)}{\partial\theta'} \right]. \end{cases}$$

Lo stimatore QML fornisce stime consistenti ed asintoticamente normali per il vettore θ_0, ma generalmente non è efficiente in quanto la varianza asintotica non rispetta il limite di Cramer-Rao, tuttavia Bollerslev e Wooldridge (1992) hanno mostrato che la perdita di efficienza che si ha rispetto allo stimatore ML è rilevante solo quando si utilizzano distribuzioni con scarti non simmetrici dalla variabile casuale normale.

4.3 Analisi empirica

Il modello realizzato, come detto in precedenza, contiene le serie storiche dei rendimenti giornalieri in termini percentuali di 8 indici azionari, che sono stati ottenuti

come differenza prima dei logaritmi dei prezzi di chiusura giornalieri (secondo la formula descritta nel paragrafo 4.1). Nella tabella 4.3 sono riportate delle brevi statistiche inerenti queste serie storiche, i cui rendimenti medi, sono positivi ma molto vicini allo zero, e vanno da $+0,02\%$ a $+0,09\%$.
Osservando i valori di asimmetria e curtosi, notiamo che questi sembrano essere lontani da quelli della distribuzione normale, infatti tutti i rendimenti sono leptocurtici, con l'indice azionario del Marocco (ld_MASI) che mostra il maggior eccesso di curtosi.
Per quanto riguarda l'indice di asimmetria, tutti i rendimenti mostrano una coda sinistra più prominente.
Infine il test di normalità di Jarque-Bera (tabella 4.4) conferma quanto appena detto, infatti rifiuta l'ipotesi nulla in tutti i casi, indicando che i rendimenti non hanno distribuzione normale, e il test ARCH segnala la presenza di effetti ARCH nei rendimenti di tutti gli indici, ad eccezione dell'indice azionario cinese (ld_SSEC), il quale non rifiuta l'ipotesi nulla di omoschedasticità dei residui.

Analizzando la deviazione standard degli indici (tabella 4.5), notiamo inoltre che hanno tutti una volatilità compresa tra l'1% e il 2% circa, con il BVSP che risulta essere l'indice più volatile, con una deviazione standard del 2,12%. Scomponendo le deviazioni standard su due periodi, con la data del 31 Dicembre 2019 come divisore, osserviamo che nella prima parte del campione la volatilità era contenuta (le deviazioni standard rimangono tutte sotto l'1%), mentre nella seconda parte, che rappresenza il periodo della pandemia, le deviazioni standard sono il doppio, e a volte il triplo, delle precedenti.

A seguire, troviamo la tabella 4.6 che presenta i risultati dei test di radice unitaria condotti al fine di verificare la stazionarietà delle serie storiche osservate. I test condotti sono l'Augmented Dickey-Fuller (ADF), il KPSS e il Phillips-Perron (PP), e per tutti si ottiene il rifiuto dell'ipotesi nulla di radice unitaria, per cui

possiamo concludere che le serie dei rendimenti giornalieri di tutti gli indici azionari sono stazionarie.

Tabella 4.3: Statistiche descrittive dei rendimenti degli indici azionari

Variabile	Media	Minimo	Massimo	Asimmetria	Curtosi
ld_SPX	0,085	-12,77	8,97	-1,12	16,31
ld_BVSP	0,032	-15,10	13,02	-1,72	17,84
ld_BSESN	0,087	-14,10	8,60	-1,73	18,37
ld_SSEC	0,037	-8,04	5,55	-0,90	8,01
ld_FCHI	0,038	-13,10	8,06	-1,45	14,88
ld_IMOEX	0,066	-8,65	7,43	-0,95	11,99
ld_JTOPI	0,043	-10,45	9,06	-0,70	10,70
ld_MASI	0,015	-9,23	5,31	-2,73	29,42

Tabella 4.4: Test di normalità e di eteroschedasticità dei residui

Variabile	Test di Jarque-Bera	Test ARCH (5)
ld_SPX	5880,3 (0,0000)	211,2 (0,0000)
ld_BVSP	7164,8 (0,0000)	228,9 (0,0000)
ld_BSESN	7585,3 (0,0000)	98,1 (0,0000)
ld_SSEC	1463,5 (0,0000)	3,3 (0,6595)
ld_FCHI	4986,2 (0,0000)	106,1 (0,0000)
ld_IMOEX	3204,2 (0,0000)	116,9 (0,0000)
ld_JTOPI	2525,5 (0,0000)	197,6 (0,0000)
ld_MASI	19429,6 (0,0000)	192,2 (0,0000)

Il numero tra parentesi indica il p-value del test condotto.

Insieme agli indici azionari, che rappresentano le variabili dipendenti, nel modello vengono inserite come variabili indipendenti anche i dati relativi all'incremento dei contagi e dei decessi su base giornaliera ($d_Contagiati$ e d_Morti), e 8 dummy che fanno riferimento a degli eventi significativi associati alla pandemia di Covid-19, e sono elencate e descritte nella tabella 4.7. In particolare, le dummy sono state utilizzate per rappresentare da un lato l'inizio ($dummy_31Dic$) e le più significative tappe dell'avanzamento della pandemia, identificate con le dichiarazioni dell'OMS ($dummy_30Gen$, $dummy_11Mar$ e $dummy_13Mar$), e dall'altro i messaggi positivi provenienti dal fronte dei vaccini, e quindi le notizie riguardan-

Tabella 4.5: Deaviazioni standard campionaria degli indici azionari

Variabile	Campione completo	Prima del 31.12.2019	Dopo il 31.12.2019
ld_SPX	1,6044	0,5713	1,7360
ld_BVSP	2,1220	0,8437	2,2894
ld_BSESN	1,5762	0,9029	1,6767
ld_SSEC	1,0795	0,6746	1,1424
ld_FCHI	1,5452	0,7396	1,6576
ld_IMOEX	1,2752	0,6591	1,3637
ld_JTOPI	1,5325	0,8355	1,6348
ld_MASI	0,9380	0,3752	1,0122

Tabella 4.6: Analisi di stazionarietà

Variabile	ADF Costante	ADF Costante e trend	KPSS	PP
ld_SPX	-4,965 (0,0000)	-4,995 (0,0002)	0,080 (>0,10)	-30,681 (0,0000)
ld_BVSP	-5,687 (0,0000)	-5,689 (0,0000)	0,085 (>0,10)	-28,875 (0,0000)
ld_BSESN	-5,311 (0,0000)	-5,409 (0,0000)	0,173 (>0,10)	-24,309 (0,0000)
ld_SSEC	-22,757 (0,0000)	-22,735 (0,0000)	0,038 (>0,10)	-22,757 (0,0000)
ld_FCHI	-8,231 (0,0000)	-7,824 (0,0000)	0,139 (>0,10)	-23,026 (0,0000)
ld_IMOEX	-8,815 (0,0000)	-8,834 (0,0000)	0,096 (>0,10)	-23,717 (0,0000)
ld_JTOPI	-8,395 (0,0000)	-8,402 (0,0000)	0,054 (>0,10)	-25,261 (0,0000)
ld_MASI	-5,074 (0,0000)	-5,147 (0,0000)	0,250 (>0,10)	-19,202 (0,0000)

Il numero tra parentesi indica il p-value del test condotto.

ti l'efficacia di quest'ultimi ($dummy_9Nov$, $dummy_16Nov$ e $dummy_28Mag$) e della campagna vaccinale ($dummy_8Dic$).

Tabella 4.7: Descrizione delle variabili dummy

Dummy	Data di riferimento	Descrizione evento
$dummy_31Dic$	31 Dicembre 2019	Le autorità cinesi comunicano il primo cluster di polmoniti
$dummy_30Gen$	30 Gennaio 2020	Il Covid-19 viene dichiarato un'emergenza di sanità pubblica di rilevanza internazionale
$dummy_11Mar$	11 Marzo 2020	Il Covid-19 viene dichiarato una pandemia mondiale
$dummy_13Mar$	13 Marzo 2020	L'OMS dichiara l'Europa nuovo epicentro della pandemia
$dummy_9Nov$	9 Novembre 2020	Il presidente della Pfizer annuncia l'efficacia al 90% del loro vaccino
$dummy_16Nov$	16 Novembre 2020	Il presidente di Moderna comunica l'efficacia al 94,5% del loro vaccino
$dummy_8Dic$	8 Dicembre 2020	Prima somministrazione del vaccino anti-Covid
$dummy_28Mag$	28 Maggio 2021	L'Ema approva la somministrazione del vaccino Pfizer/Biontech negli adolescenti tra 12 e 15 anni

4.3.1 Stima del modello

Prima di arrivare al modello che verrà presentato successivamente, è stata condotta una batteria di test LR per verificare se l'omissione di una o più variabili del modello potesse portare un miglioramento a quest'ultimo.

Dai risultati dei test, illustrati nella tabella 4.8, vediamo che gli unici casi in cui non si rifiuta l'ipotesi nulla di azzeramento sono quelli che hanno ad oggetto le variabili legate all'incremento dei contagi e dei decessi ($d_Contagiati$ e d_Morti), che secondo i test potrebbero essere omesse sia singolarmente che congiuntamente. In questo caso però decidiamo di non omettere tali variabili in quanto rappresentano

l'evoluzione della pandemia all'interno del modello.

Tabella 4.8: Test LR

Variabile/i oggetto di azzeramento	loglikelihood	Test LR	Esito
Modello libero	-5170,9	-	-
$dummy_31Dic$	-5178,31	14,82	Rifiuto H_0
$dummy_30Gen$	-5184,66	27,56	Rifiuto H_0
$dummy_11Mar$	-5186,07	30,38	Rifiuto H_0
$dummy_13Mar$	-5188,87	35,98	Rifiuto H_0
$dummy_9Nov$	-5213,94	86,12	Rifiuto H_0
$dummy_16Nov$	-5185,97	30,13	Rifiuto H_0
$dummy_8Dic$	-5187,09	32,39	Rifiuto H_0
$dummy_28Mag$	-5174,48	7,16	Rifiuto H_0
$d_Contagiati$	-5159,53	-22,73	Non rifiuto H_0
d_Morti	-5162,6	-16,6	Non rifiuto H_0
$d_Contagiati$ e d_Morti	-5167,66	-6,48	Non rifiuto H_0
tutte le *dummy*	-5237,53	133,26	Rifiuto H_0
tutte le variabili epidemiologiche	5277,06	212,32	Rifiuto H_0

Procedendo con la stima del modello, otteniamo dei risultati che si articolano in due parti differenti, nella prima osserviamo 8 equazioni per la media condizionale dei rendimenti degli indici, una per ogni indice azionario, che hanno come variabile dipendente un indice e come variabili esplicative le dummy inserite nel modello, le variabili epidemiologiche e i ritardi di tutti gli indici, mentre nella seconda parte abbiamo la stima dei coefficienti del modello BEKK.

Per quanto riguarda la prima parte della stima, le regressioni realizzate ci permettono di individuare quali variabili influenzano o meno un determinato indice azionario.

[Tabella A.1 in Appendice all'incirca qui]

Dai risultati che otteniamo, osservando le dummy inserite nel modello, possiamo concludere che l'evento che ha avuto una maggiore influenza sui rendimen-

ti degli indici selezionati è stato senza dubbio l'annuncio dell'azienda farmaceutica Pfizer sull'efficacia del vaccino anti-Covid ($dummy_9Nov$) che risulta altamente significativa in tutte le equazioni, ma anche l'annuncio dell'Ema riguardo l'approvazione della somministrare del vaccino Pfizer/Biontech agli adolescenti ($dummy_28Mag$) e la data della definizione dell'Europa come nuovo epicentro della pandemia ($dummy_13Mar20$), che risultano altamente significative in quasi tutti le equazioni.
A seguire, rilevanti risultano anche le dummy associate all'identificazione del primo cluster di polmoniti ($dummy_31Dic$), e l'annuncio di Moderna sull'efficacia del proprio vaccino ($dummy_16Nov$), che risultano significative solo per alcuni indici. Dalle stime risultano invece poco significative la dummy associata alla dichiarazione del Covid-19 sia come emergenza di sanità pubblica di rilevanza internazionale ($dummy_30Gen20$), che come pandemia ($dummy_11Ma20$) e quella associata alla prima somministrazione del vaccino anti-Covid ($dummy_8Dic$), significative rispettivamente per il SSEC, il BVSP e il BSESN.
Per quando riguarda i dati sui contagi notiamo invece che, a risultare rilevante è solamente la variabile che tiene conto dei decessi (d_Morti), la quale risulta significativa in quattro delle 8 equazioni, mentre la variabile che contiene l'incremento giornaliero dei casi ($d_Contagiati$) non risulta significativa in alcun caso.

Concentrandoci sulla seconda parte della stima possiamo invece osservare i parametri stimati del modello BEKK, che ha $k = 1$ grado di generalità, 1 ritardo nell'equazione della media condizionale e 1 ritardo nell'equazione delle covarianze condizionali, in modo da stimare il modello più parsimonioso possibile.
Il BEKK stimato contiene 19 parametri in ciascuna delle 8 equazioni della media condizionale e $2n^2 + 0.5n(n+1) = 164$ parametri per la matrice delle covarianze condizionali, per un ammontare di $19 \times 8 + 164 = 316$ parametri da stimare. Come menzionato nella sezione 4.2.2, i parametri diagonali della matrice A catturano

gli effetti ARCH delle variabili, per cui, osservando la stima, possiamo affermare che solo alcuni indici hanno una volatilità influenzata dai propri shock quadratici passati, e sono lo SPX, il SSEC, il FCHI e il MASI, i cui coefficienti a_{ii} sono statisticamente significativi.

[Tabella A.2 in Appendice all'incirca qui]

Per quando riguarda la matrice B, vediamo che tutti i coefficienti b_{ii} sono altamente significativi, per cui possiamo concludere che la volatilità di tutti gli indici è influenzata dalla propria volatilità passata.
Inoltre, possiamo notare che per tutte le variabili si osserva che $|a_{ii}| < |b_{ii}|$, e ciò ci indica che le varianze condizionali attuali sono influenzate più dalla grandezza delle varianze condizionali precedenti che dalla grandezza delle innovazioni precedenti.

Indagando gli elementi fuori diagonale delle matrici A e B, a_{ij} e b_{ij} con $i \neq j$, che catturano gli effetti cross-market, ovvero gli spillover di shock e volatilità tra gli indici, notiamo che ci sono dei collegamenti tra le variabili, sia bidirezionali che unidirezionali.
Per quanto riguarda la trasmissione dello shock, troviamo prove di effetti di trasmissione bidirezionali tra il SSEC e il BVSP, l'IMOEX e il BVSP, il MASI e il BVSP, l'IMOEX e il BSESN e tra il JTOPI e il MASI.
Anche in termini unidirezionali possiamo notare che gli effetti di trasmissione sono notevoli, per cui le volatilià degli indici sembrano influenzare la matrice delle covarianze nel tempo.

Troviamo inoltre alcune prove di effetti di spillover della volatilità, ed anche in questo caso sono sia unidirezionali che bidirezionali. In particolare, i legami unidirezionali sono numerosi per tutte le variabili, mentre gli effetti di trasmissione bidirezionale li troviamo tra BSESN e SPX, tra BSESN e BVSP, e tra SSEC e BVSP, in quanto b_{31}, b_{13}, b_{32}, b_{23}, b_{42} e b_{24}, sono significativo almeno al 10%.
I legami appena descritti ci fanno quindi concludere che la volatilità di un indice

dipende non solo dalla propria volatilità passata, ma spesso anche dalla volatilità passata di altri indici azionari, suggerendo delle interconnessioni tra queste.

Successivamente sono anche stati eseguiti dei Test diagnostici di Ljung-Box per verificare la presenza di autocorrelazione nei residui e, come possiamo vedere nella tabella 4.9, in tutti i casi si rileva un'assenza di autocorrelazione nei redisui, per cui abbiamo una conferma della bontà del modello.

Tabella 4.9: Test di Ljung-Box

Ordine del ritardo:	5	10	15
ld_SPX	8,934 (0,112)	15,784 (0,106)	27,203 (0,027)
ld_BVSP	4,610 (0,465)	7,659 (0,662)	13,789 (0,542)
ld_BSESN	7,747 (0,171)	12,038 (0,283)	17,477 (0,291)
ld_SSEC	4,577 (0,470)	12,050 (0,282)	15,204 (0,437)
ld_FCHI	5,643 (0,343)	13,344 (0,205)	17,193 (0,307)
ld_IMOEX	3,156 (0,676)	7,039 (0,722)	11,937 (0,684)
ld_JTOPI	4,128 (0,531)	10,243 (0,419)	14,517 (0,487)
ld_MASI	1,028 (0,960)	14,369 (0,157)	20,443 (0,156)

Il numero tra parentesi indica il p-value del test condotto.

Capitolo 5

CONCLUSIONI

Lo scopo di questo elaborato è esaminare la volatilità registrata sui mercati finanziari durante la pandemia di Covid-19, per capire se e come questa li ha influenzati. Prima di procedere con l'analisi vera e propria sono stati introdotti il tema della pandemia, illustrandone i passaggi chiave dal suo inizio fino ad oggi, alcuni concetti rilevanti riguardanti le serie finanziarie, ovvero la volatilità e i fatti stilizzati, ed infine vari aspetti che legano la pandemia alla volatilità, per proporre delle spiegazioni riguardo la trasmissione degli effetti del Covid-19 sui mercati.
A seguire, utilizzando dei dati riguardanti i rendimenti di 8 indici azionari di diversi paesi per un periodo che va da settembre 2019 ad agosto 2021, è stato realizzato un modello BEKK che ci ha permesso di analizzare il legame tra i mercati e la pandemia e sopratutto l'incidenza che quest'ultima ha avuti su essi.
L'analisi realizzata ci ha portato a concludere che sicuramente la pandemia ha impattato sulla volatilità dei mercati, in quanto tutti gli indici hanno registrato un aumento della volatilità a seguito della pandemia, e lo si nota nel confronto delle deviazioni standard precedenti e successive allo scoppio della pandemia, dal quale emerge un raddoppio o un addirittura un triplicamento delle stesse. Questa constatazione ci permette di concludere che la pandemia rientra tra quei fenomeni

che, generando delle situazioni di incertezza, influenzano gli investitori e di conseguenza i mercati. Infatti, dal nostro studio emerge che dal momento in cui le autorità cinesi hanno annunciato la presenza di un cluster di casi di polmoniti gravi, su diversi mercati si è registrato immediatamente un aumento della volatilità.
Altro aspetto interessante che possiamo osservare riguarda la rilevanza degli annunci fatti dalle autorità, e lo osserviamo in quanto dalla stima le *dummy* associate a questi erano spesso variabili molto significative. Inoltre, possiamo anche dire che i mercati sono stati influenzati da notizie sia negative che positive riguardanti la pandemia, in quanto i nostri risultati mostrano la rilevanza sia degli eventi legati all'avanzamento della pandemia, sia di quelli legati ai vaccini e alla campagna vaccinale, e quindi alla lotta al virus. Per cui, in un modo o nell'altro, tutte le notizie riguardanti la pandemia, influenzando il *market sentiment* degli investitori, sono riuscite ad impattare sul mercato finanziario.
Altra evidenza che emerge dal nostro studio è che gli indici, nonostante siano localizzati in aree del mondo diverse, sono altamente legati fra loro e ciò dimostra, non solo la grande interconnessione che c'è tra i mercati, che quindi porta la rapida diffusione degli shock, ma anche il fatto che la pandemia è stato un fenomeno di una portata tale da influenzare tutte le aree del mondo senza distinzione.
In conclusione, anche se un'analisi di questo tipo potrebbe essere sicuramente migliorata, ad esempio con l'utilizzo di Modelli con break strutturali, o di altri modelli GARCH, possiamo dire che comunque questo lavoro ci ha permesso di capire che una pandemia riesce ad influenzare la volatilità dei mercati finanziari, sopratutto attraverso le notizie divulgate e gli annunci delle autorità, e questo può essere sicuramente un dato utile per il futuro, sia per gli investitori che per le autorità.

Appendice: Output di stima

Tabella A.1: Stima BEKK (media condizionale)

	Equation 1: ld_SPX				Equation 2: ld_BVSP			
	coeff.	**s.e.**	**z-stat**	**p-value**	**coeff.**	**s.e.**	**z-stat**	**p-value**
const	0.1276	0.0476	2.6786	0.0074 ***	0.0573	0.0781	0.7337	0.4631
dummy_31Dic	0.0791	0.0918	0.8614	0.3890	-0.0805	0.1469	-0.5477	0.5839
dummy_30Gen	1.5218	1.0285	1.4797	0.1390	2.7524	1.6762	1.6420	0.1006
dummy_11Mar	-2.7657	3.5123	-0.7874	0.4310	-6.6007	3.8725	-1.7045	0.0883 *
dummy_13Mar	15.7292	4.1935	3.7509	0.0002 ***	30.4467	6.9399	4.3872	0.0000 ***
dummy_9Nov	1.0265	0.1768	5.8074	0.0000 ***	2.6435	0.2796	9.4530	0.0000 ***
dummy_16Nov	2.4810	1.0797	2.2978	0.0216 **	3.4960	1.5749	2.2199	0.0264 **
dummy_8Dic	0.3042	0.5843	0.5206	0.6026	0.5817	2.1985	0.2646	0.7913
dummy_28Mag	-0.0592	0.0568	-1.0427	0.2971	0.8983	0.1143	7.8575	0.0000 ***
d_Contagiati	-1.4e08	8.4e-8	-0.1657	0.8684	1.7e07	1.4e-07	-1.2144	0.2246
d_Morti	7.9e-07	2.4e-06	0.3236	0.7462	5.1e-06	3.8e-06	1.3369	0.1813
ld_SPX_1	-0.2388	0.0577	-4.1421	0.0000 ***	-0.1423	0.0971	-1.4660	0.1426
ld_BVSP_1	0.0535	0.0410	1.3036	0.1924	-0.1120	0.0624	-1.7957	0.0725 *
ld_BSESN_1	-0.0651	0.0502	-1.2988	0.1940	-0.0235	0.0616	-0.3810	0.7032
ld_SSEC_1	-0.0210	0.0419	-0.5006	0.6167	-0.0586	0.0581	-1.0098	0.3126
ld_FCHI_1	0.0235	0.0579	0.4067	0.6842	0.1394	0.0815	1.7115	0.0870 *
ld_IMOEX_1	-0.0277	0.0645	-0.4299	0.6673	-0.0362	0.0871	-0.4153	0.6779
ld_JTOPI_1	0.0509	0.0522	0.9739	0.3301	0.0583	0.0759	0.7682	0.4424
ld_MASI_1	0.0951	0.0841	1.1311	0.2580	0.3606	0.1137	3.1704	0.0015 ***

	Equation 1: ld_BSESN				Equation 2: ld_SSEC			
	coeff.	**s.e.**	**z-stat**	**p-value**	**coeff.**	**s.e.**	**z-stat**	**p-value**
const	0.0653	0.0602	1.0848	0.2780	0.0264	0.0621	0.4250	0.6708
dummy_31Dic	-0.4961	0.1223	-4.0580	0.0000 ***	0.3843	0.0984	3.9046	0.0001 ***
dummy_30Gen	0.1587	1.0552	0.1504	0.8804	3.5587	1.6559	2.1490	0.0316 **
dummy_11Mar	-1.0192	1.8137	-0.5619	0.5742	-1.4051	2.0862	-0.6735	0.5006
dummy_13Mar	17.3203	4.3559	3.9762	0.0001 ***	3.1446	2.7349	1.1498	0.2502
dummy_9Nov	1.6776	0.2589	6.4808	0.0000 ***	1.7458	0.1817	9.6060	0.0000 ***
dummy_16Nov	0.6294	0.8214	0.7663	0.4435	1.5133	1.1170	1.3548	0.1755
dummy_8Dic	0.4728	0.2872	1.6460	0.0998 *	-0.2396	0.3267	-0.7335	0.4633
dummy_28Mag	0.4655	0.0785	5.9266	0.0000 ***	-0.2857	0.0662	-4.3135	0.0000 ***
d_Contagiati	8.9e-08	1.3e-07	0.6826	0.4948	1.3e-07	9.8e-08	1.3193	0.1871
d_Morti	-1.1e-06	3.5e-06	-0.3204	0.7487	-6.0e-06	3.2e-06	-1.8451	0.0650 *
ld_SPX_1	0.1016	0.1130	0.8990	0.3687	0.0732	0.0869	0.8428	0.3993
ld_BVSP_1	0.1439	0.0449	3.2048	0.0014 ***	0.0771	0.0561	1.3736	0.1696
ld_BSESN_1	-0.0455	0.0687	-0.6624	0.5077	-0.0181	0.0412	-0.4408	0.6594
ld_SSEC_1	-0.0176	0.0508	-0.3462	0.7292	0.0392	0.0551	0.7106	0.4773
ld_FCHI_1	0.0999	0.0620	1.6130	0.1067	-0.0149	0.0663	-0.2244	0.8224
ld_IMOEX_1	-0.0013	0.0666	-0.0194	0.9845	0.0705	0.0666	1.0593	0.2895
ld_JTOPI_1	-0.0525	0.0646	-0.8127	0.4164	-0.0402	0.0518	-0.7751	0.4383
ld_MASI_1	0.0368	0.0979	0.3756	0.7072	-0.1374	0.0792	-1.7344	0.0828 *

continua nella pagina successiva

Tabella A.1: Stima BEKK (media condizionale) — *continua dalla pagina precedente*

	Equation 1: ld_FCHI				Equation 2: ld_IMOEX			
	coeff.	**s.e.**	**z-stat**	**p-value**	**coeff.**	**s.e.**	**z-stat**	**p-value**
const	0.0459	0.0603	0.7614	0.4464	0.0559	0.0573	0.9769	0.3286
dummy_31Dic	0.0972	0.1120	0.8681	0.3853	0.1378	0.1182	1.1652	0.2440
dummy_30Gen	-0.8381	0.8264	-1.0142	0.3105	-0.0071	1.0360	-0.0069	0.9945
dummy_11Mar	-1.2512	3.3440	-0.3741	0.7083	-2.4094	1.8454	-1.3056	0.1917
dummy_13Mar	12.8076	4.3163	2.9673	0.0030 ***	10.6472	3.6482	2.9185	0.0035 ***
dummy_9Nov	7.6007	0.2192	34.6736	0.0000 ***	3.1263	0.2143	14.5913	0.0000 ***
dummy_16Nov	2.4168	1.4368	1.6821	0.0925 *	1.8809	1.2080	1.5570	0.1195
dummy_8Dic	0.0884	1.4415	0.0613	0.9511	-0.4658	0.7674	-0.6070	0.5439
dummy_28Mag	0.8328	0.0697	11.9404	0.0000 ***	-0.2892	0.0721	-4.0112	0.0000 ***
d_Contagiati	-1.9e-07	1.1e-07	-1.4783	0.1393	-1.6e-07	1.1e07	-1.4821	0.1383
d_Morti	8.0e-06	3.9e-06	2.0348	0.0419 **	7.8e-06	3.0e06	2.6021	0.0093 ***
ld_SPX_1	0.2428	0.0812	2.9881	0.0028 ***	0.1712	0.0989	1.7316	0.0833 *
ld_BVSP_1	0.0143	0.0466	0.3067	0.7590	0.0230	0.0496	0.4638	0.6428
ld_BSESN_1	-0.0628	0.0520	-1.2076	0.2272	0.0142	0.0469	0.3026	0.7622
ld_SSEC_1	-0.0629	0.0503	-1.2506	0.2111	-0.0916	0.0459	-1.9952	0.0460 **
ld_FCHI_1	-0.0208	0.0698	-0.2979	0.7658	0.0244	0.0663	0.3684	0.7126
ld_IMOEX_1	-0.0442	0.0806	-0.5487	0.5832	-0.1278	0.0755	-1.6944	0.0902 *
ld_JTOPI_1	-0.0489	0.0603	-0.8117	0.4169	0.0714	0.0601	1.1864	0.2354
ld_MASI_1	0.1962	0.1110	1.7683	0.0770 *	0.1141	0.0841	1.3567	0.1749

	Equation 1: ld_JTOPI				Equation 2: ld_MASI			
	coeff.	**s.e.**	**z-stat**	**p-value**	**coeff.**	**s.e.**	**z-stat**	**p-value**
const	0.0134	0.0665	0.2014	0.8404	0.0037	0.0312	0.1180	0.9061
dummy_31Dic	-0.7812	0.1264	-6.1814	0.0000 ***	-0.1988	0.0648	-3.0674	0.0022 ***
dummy_30Gen	1.6399	1.1780	1.3921	0.1639	-0.1985	0.3400	-0.5837	0.5594
dummy_11Mar	-0.9191	3.0267	-0.3036	0.7614	0.8443	3.1354	0.2693	0.7877
dummy_13Mar	15.6857	6.0158	2.6074	0.0091 ***	5.4161	2.4504	2.2103	0.0271 **
dummy_9Nov	1.7698	0.2515	7.0373	0.0000 ***	1.6873	0.1242	13.5850	0.0000 ***
dummy_16Nov	0.9367	1.4453	0.6481	0.5169	-0.3476	0.6676	-0.5207	0.6026
dummy_8Dic	-0.3956	1.3812	-0.2864	0.7746	-0.1971	1.1210	-0.1758	0.8605
dummy_28Mag	0.8634	0.0800	10.7905	0.0000 ***	0.4632	0.0376	12.3187	0.0000 ***
d_Contagiati	-7.9e-08	1.5e-07	0.5267	0.5873	5.3e-09	6.3e-08	0.0841	0.9333
d_Morti	4.2e-08	4.9e-06	-0.0086	0.3875	4.2e-06	2.2e-06	1.8399	0.0686 *
ld_SPX_1	0.1171	0.0882	1.3273	0.1844	0.0636	0.0356	1.7839	0.0744 *
ld_BVSP_1	0.1360	0.0579	2.3475	0.0189 **	-0.0250	0.0242	-1.0361	0.3002
ld_BSESN_1	-0.0841	0.0650	-1.2931	0.1960	-0.0267	0.0260	-1.0287	0.3036
ld_SSEC_1	-0.0929	0.0532	-1.7471	0.0806 *	-0.0035	0.0318	-0.1103	0.9122
ld_FCHI_1	0.0619	0.0744	0.8315	0.4057	-0.0294	0.0343	-0.8586	0.3906
ld_IMOEX_1	0.0286	0.0877	0.3264	0.7441	0.0577	0.0345	1.6755	0.0938 *
ld_JTOPI_1	-0.0630	0.0751	-0.8387	0.4016	0.0156	0.0308	0.5056	0.6131
ld_MASI_1	0.0356	0.0989	0.3604	0.7186	0.1214	0.0548	2.2172	0.0266 **

Tabella A.2: Stima BEKK (covarianze condizionali)

	coeff.	s.e.	z-stat	p-value		coeff.	s.e.	z-stat	p-value
$A[1,1]$	0.2255	0.1319	1.7100	0.0873 *	$B[1,1]$	0.9945	0.0570	17.4445	0.0000 ***
$A[2,1]$	0.2522	0.2094	1.2044	0.2284	$B[2,1]$	0.0451	0.1202	0.3751	0.7076
$A[3,1]$	-0.2174	0.0849	-2.5616	0.0104 **	$B[3,1]$	0.3174	0.0504	6.3032	0.0000 ***
$A[4,1]$	0.1279	0.1216	1.0519	0.2928	$B[4,1]$	0.0312	0.0460	0.6780	0.4978
$A[5,1]$	-0.0729	0.1680	-0.4338	0.6644	$B[5,1]$	0.1841	0.0917	2.0079	0.0447 **
$A[6,1]$	0.1079	0.0952	1.1341	0.2568	$B[6,1]$	0.0016	0.0660	0.0241	0.9808
$A[7,1]$	-0.1158	0.1266	-0.9149	0.3603	$B[7,1]$	0.1250	0.0737	1.6969	0.0897 *
$A[8,1]$	0.1363	0.0646	2.1084	0.0350 **	$B[8,1]$	-0.0090	0.0446	-0.2026	0.8395
$A[1,2]$	-0.0085	0.0573	-0.1489	0.8816	$B[1,2]$	-0.0443	0.0367	-1.2067	0.2275
$A[2,2]$	0.0113	0.0780	0.1448	0.8849	$B[2,2]$	0.8500	0.0358	23.7123	0.0000 ***
$A[3,2]$	0.0211	0.0446	0.4739	0.6355	$B[3,2]$	-0.1789	0.0452	-3.9557	0.0001 ***
$A[4,2]$	0.1523	0.0482	3.1626	0.0016 ***	$B[4,2]$	-0.0604	0.0330	-1.8284	0.0675 *
$A[5,2]$	-0.0304	0.0412	-0.7370	0.4611	$B[5,2]$	-0.0819	0.0342	-2.3971	0.0165 **
$A[6,2]$	-0.1010	0.0447	-2.2597	0.0238 **	$B[6,2]$	-0.0111	0.0473	-0.2347	0.8145
$A[7,2]$	0.0737	0.0682	1.0807	0.2798	$B[7,2]$	0.0084	0.0453	0.1847	0.8535
$A[8,2]$	0.0470	0.0276	1.7046	0.0883 *	$B[8,2]$	-0.0142	0.0215	-0.6587	0.5101
$A[1,3]$	0.0104	0.0963	0.1078	0.9141	$B[1,3]$	-0.0945	0.0386	-2.4454	0.0145 **
$A[2,3]$	-0.0895	0.0998	-0.8970	0.3697	$B[2,3]$	0.1697	0.0769	2.2063	0.0274 **
$A[3,3]$	-0.0311	0.0767	-0.4053	0.6852	$B[3,3]$	0.9440	0.0266	35.4866	0.0000 ***
$A[4,3]$	0.0275	0.0435	0.6327	0.5269	$B[4,3]$	0.0293	0.0409	0.7144	0.4750
$A[5,3]$	-0.0803	0.0561	-1.4314	0.1523	$B[5,3]$	0.0074	0.0425	0.1741	0.8618
$A[6,3]$	0.0948	0.0424	2.2352	0.0254 **	$B[6,3]$	0.0385	0.0606	0.6364	0.5245
$A[7,3]$	-0.0212	0.1164	-0.1821	0.8555	$B[7,3]$	0.0043	0.0686	0.0625	0.9502
$A[8,3]$	-0.0428	0.0554	-0.7731	0.4395	$B[8,3]$	-0.0444	0.0201	-2.2098	0.0271 **
$A[1,4]$	-0.2357	0.0850	-2.7738	0.0055 ***	$B[1,4]$	0.1038	0.0370	2.8063	0.0050 ***
$A[2,4]$	-0.2419	0.1410	-1.7151	0.0863 *	$B[2,4]$	0.1466	0.0586	2.5003	0.0124 **
$A[3,4]$	0.0600	0.0944	0.6361	0.5247	$B[3,4]$	0.0186	0.0576	0.3232	0.7466
$A[4,4]$	0.2730	0.1057	2.5828	0.0098 ***	$B[4,4]$	0.8759	0.0733	11.9483	0.0000 ***
$A[5,4]$	-0.0505	0.0986	-0.5124	0.6084	$B[5,4]$	0.0613	0.0623	0.9844	0.3249
$A[6,4]$	-0.0472	0.1001	-0.4717	0.6371	$B[6,4]$	0.1251	0.0503	2.4880	0.0128 **
$A[7,4]$	0.0297	0.1009	0.2943	0.7685	$B[7,4]$	0.0376	0.0742	0.5061	0.6128
$A[8,4]$	0.1248	0.0482	2.5888	0.0096 ***	$B[8,4]$	-0.1197	0.0364	-3.2932	0.0010 ***
$A[1,5]$	0.1347	0.1161	1.1601	0.2460	$B[1,5]$	-0.0728	0.0564	-1.2898	0.1971
$A[2,5]$	0.3062	0.1745	1.7547	0.0793 *	$B[2,5]$	0.0327	0.0965	0.3386	0.7349
$A[3,5]$	0.0842	0.0988	0.8522	0.3941	$B[3,5]$	-0.1374	0.0615	-2.2344	0.0255 **
$A[4,5]$	-0.1833	0.1064	-1.7232	0.0849 *	$B[4,5]$	0.0526	0.0495	1.0621	0.2882
$A[5,5]$	0.2885	0.1358	2.1252	0.0336 **	$B[5,5]$	0.8637	0.0602	14.3441	0.0000 ***
$A[6,5]$	-0.0096	0.1092	-0.0883	0.9296	$B[6,5]$	-0.0222	0.0413	-0.5369	0.5913
$A[7,5]$	0.1617	0.1194	1.3543	0.1756	$B[7,5]$	-0.0946	0.0526	-1.7987	0.0721 *
$A[8,5]$	0.0000	0.0601	0.0002	0.9999	$B[8,5]$	-0.0182	0.0363	-0.5026	0.6153
$A[1,6]$	-0.2514	0.1170	-2.1495	0.0316 **	$B[1,6]$	0.0631	0.0469	1.3451	0.1786
$A[2,6]$	-0.4105	0.1090	-3.7659	0.0002 ***	$B[2,6]$	0.0021	0.0873	0.0244	0.9805
$A[3,6]$	-0.1788	0.0622	-2.8749	0.0040 ***	$B[3,6]$	0.0029	0.1189	0.0241	0.9808
$A[4,6]$	0.0229	0.0714	0.3201	0.7489	$B[4,6]$	-0.0468	0.0546	-0.8568	0.3915
$A[5,6]$	-0.1472	0.0727	-2.0234	0.0430 **	$B[5,6]$	0.0884	0.0577	1.5329	0.1253
$A[6,6]$	-0.1154	0.0917	-1.2588	0.2081	$B[6,6]$	0.9759	0.0350	27.8754	0.0000 ***
$A[7,6]$	-0.2165	0.1131	-1.9150	0.0555 *	$B[7,6]$	0.0949	0.0813	1.1679	0.2428
$A[8,6]$	-0.0176	0.0536	-0.3281	0.7428	$B[8,6]$	0.0380	0.0359	1.0560	0.2910
$A[1,7]$	0.0912	0.0533	1.7109	0.0871 *	$B[1,7]$	-0.0544	0.0580	-0.9380	0.3483
$A[2,7]$	-0.0703	0.0863	-0.8145	0.4154	$B[2,7]$	-0.2144	0.0820	-2.6157	0.0089 ***
$A[3,7]$	0.1431	0.0633	2.2620	0.0237 **	$B[3,7]$	-0.0356	0.0879	-0.4043	0.6860
$A[4,7]$	-0.1009	0.0622	-1.6222	0.1048	$B[4,7]$	-0.0426	0.0430	-0.9900	0.3222
$A[5,7]$	-0.0273	0.0556	-0.4919	0.6228	$B[5,7]$	-0.0744	0.0629	-1.1821	0.2372
$A[6,7]$	0.0064	0.0870	0.0731	0.9418	$B[6,7]$	-0.0589	0.0282	-2.0928	0.0364 **
$A[7,7]$	0.0184	0.0990	0.1859	0.8525	$B[7,7]$	0.8864	0.0791	11.2095	0.0000 ***
$A[8,7]$	-0.0726	0.0402	-1.8060	0.0709 *	$B[8,7]$	0.0124	0.0353	0.3507	0.7258
$A[1,8]$	0.1221	0.1508	0.8095	0.4183	$B[1,8]$	0.1331	0.0727	1.8318	0.0670 *
$A[2,8]$	0.4180	0.2070	2.0196	0.0434 **	$B[2,8]$	0.0667	0.1144	0.5832	0.5598
$A[3,8]$	0.4374	0.1054	4.1504	0.0000 ***	$B[3,8]$	0.1745	0.1098	1.5892	0.1120
$A[4,8]$	-0.0297	0.0800	-0.3718	0.7100	$B[4,8]$	-0.0019	0.0708	-0.0271	0.9784
$A[5,8]$	0.4201	0.1305	3.2185	0.0013 ***	$B[5,8]$	0.0497	0.0886	0.5613	0.5746
$A[6,8]$	0.2028	0.0837	2.4215	0.0155 **	$B[6,8]$	0.1124	0.0775	1.4514	0.1467
$A[7,8]$	0.3397	0.1075	3.1596	0.0016 ***	$B[7,8]$	-0.0553	0.1180	-0.4688	0.6392
$A[8,8]$	0.3075	0.0876	3.5107	0.0004 ***	$B[8,8]$	0.8168	0.0590	13.8551	0.0000 ***

Continua nella pagina successiva

Tabella A.2: Stima BEKK (covarianze condizionali) — *continua dalla pagina precedente*

	coeff.	**s.e.**	**z-stat**	**p-value**		**coeff.**	**s.e.**	**z-stat**	**p-value**
$C[1,1]$	-0.0980	0.0724	-1.3531	0.1760	$C[6,3]$	-0.0211	0.0525	-0.4023	0.6875
$C[2,1]$	-0.2557	0.1104	-2.3157	0.0206 **	$C[7,3]$	0.0690	0.0683	1.0106	0.3122
$C[3,1]$	-0.1239	0.0617	-2.0089	0.0446 **	$C[8,3]$	0.0015	0.0548	0.0271	0.9784
$C[4,1]$	-0.0476	0.1283	-0.3711	0.7106	$C[4,4]$	0.1623	0.1343	1.2082	0.2270
$C[5,1]$	-0.1182	0.1320	-0.8951	0.3707	$C[5,4]$	0.0642	0.0652	0.9850	0.3246
$C[6,1]$	-0.0713	0.0778	-0.9168	0.3592	$C[6,4]$	-0.0545	0.1030	-0.5289	0.5968
$C[7,1]$	-0.2051	0.1347	-1.5229	0.1278	$C[7,4]$	0.1108	0.1234	0.8977	0.3694
$C[8,1]$	-0.0529	0.0906	-0.5839	0.5593	$C[8,4]$	0.0498	0.0798	0.6241	0.5325
$C[2,2]$	0.0918	0.1066	0.8613	0.3891	$C[5,5]$	0.0167	0.0240	0.6966	0.4861
$C[3,2]$	0.0379	0.0786	0.4822	0.6297	$C[6,5]$	-0.0008	0.0088	-0.0886	0.9294
$C[4,2]$	0.2989	0.1245	2.3999	0.0164 **	$C[7,5]$	0.0176	0.0292	0.6016	0.5474
$C[5,2]$	-0.0187	0.1097	-0.1703	0.8648	$C[8,5]$	-0.0097	0.0176	-0.5513	0.5814
$C[6,2]$	-0.0572	0.1044	-0.5479	0.5838	$C[6,6]$	0.0001	0.0008	0.1878	0.8510
$C[7,2]$	0.0802	0.1457	0.5502	0.5822	$C[7,6]$	0.0018	0.0011	1.6863	0.0917 *
$C[8,2]$	0.1676	0.0561	2.9866	0.0028 ***	$C[8,6]$	-0.0010	0.0020	-0.4806	0.6308
$C[3,3]$	-0.0094	0.0368	-0.2560	0.7979	$C[7,7]$	-0.0015	0.0011	-1.3449	0.1786
$C[4,3]$	0.0412	0.0834	0.4936	0.6216	$C[8,7]$	-0.0017	0.0017	-0.9528	0.3407
$C[5,3]$	0.0548	0.0501	1.0953	0.2734	$C[8,8]$	-0.0013	0.0014	-0.9247	0.3551

Bibliografia

Albulescu, C. T. (2021), "COVID-19 and the United States financial markets' volatility", *Finance Research Letters*, 38, p. 101699.

Anderson, C. W., M. Fedenia, M. Hirschey and H. Skiba (2011), "Cultural influences on home bias and international diversification by institutional investors", *Journal of Banking & Finance*, 35(4), pp. 916–934.

Bachelier, L. (1900), "Théorie de la spéculation", *Annales scientifiques de l'École Normale Supérieure*, 3e série, 17, pp. 21–86.

Baker, S. R., N. Bloom, S. J. Davis, K. J. Kost, M. C. Sammon and T. Viratyosin (2020), "The unprecedented stock market impact of COVID-19", Technical report, National Bureau of Economic Research.

Banca d'Italia (2020a), "Aggiornamento sull'evoluzione della pandemia Covid-19", *Banca d'Italia*.

Banca d'Italia (2020b), "Recenti sviluppi della pandemia Covid-19 nel mondo", *Banca d'Italia*.

Barberis, N., A. Shleifer and R. Vishny (1998), "A model of investor sentiment", *Journal of financial economics*, 49(3), pp. 307–343.

Bauwens, L., S. Laurent and J. V. K. Rombouts (2006), "Multivariate GARCH models: A survey", *Journal of Applied Econometrics*, 21, pp. 79–109.

Black, F. (1976), "Studies of stock price volatility changes", *in Proceedings of the 1976 Meeting of the Business and Economic Statistic Section, American Statistical Association*, pp. 79–121.

Bollerslev, T. (2008), "Glossary to ARCH (GARCH)", *CREATES Research Paper*, 2008-49, p. disponibile su `https://ssrn.com/abstract=1263250` opppure `http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1263250`.

Bollerslev, T., R. F. Engle and J. M. Wooldridge (1988), "A capital asset pricing model with time-varying covariances", *Journal of political Economy*, 96(1), pp. 116–131.

Bollerslev, T. and J. M. Wooldridge (1992), "Quasi-maximum likelihood estimation and inference in dynamic models with time-varying covariances", *Econometric reviews*, 11(2), pp. 143–172.

Boubakri, N., O. Guedhami, C. C. Kwok and W. Saffar (2016), "National culture and privatization: The relationship between collectivism and residual state ownership", *Journal of International Business Studies*, 47(2), pp. 170–190.

Chui, A. C., S. Titman and K. J. Wei (2010), "Individualism and momentum around the world", *The Journal of Finance*, 65(1), pp. 361–392.

Chui, A. C. W. and C. C. Y. Kwok (2008), "National culture and life insurance consumption", *Journal of International Business Studies*, 39(1), pp. 88–101.

Cont, R. (2001), "Empirical properties of asset returns: stylized facts and statistical issues", *Quantitative Finance*, 1(2), pp. 223–236.

Crowder, M. J. (1976), "Maximum likelihood estimation for dependent observations", *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 38(1), pp. 45–53.

Daniel, K., D. Hirshleifer and A. Subrahmanyam (1998), "Investor psychology and security market under-and overreactions", *the Journal of Finance*, 53(6), pp. 1839–1885.

Dou, P., C. Truong and M. Veeraraghavan (2016), "Individualism, uncertainty avoidance, and earnings momentum in international markets", *Contemporary Accounting Research*, 33(2), pp. 851–881.

Edwards, W. (1968), "Conservatism in human information processing", *Formal representation of human judgment.*

Engelhardt, N., M. Krause, D. Neukirchen and P. N. Posch (2021), "Trust and stock market volatility during the COVID-19 crisis", *Finance Research Letters*, 38, p. 101873.

Engle, R. F. (1990), "Discussion: Stock Market Volatility and the Crash of '87", *Review of Financial Studies*, 3, pp. 103–106.

Engle, R. F. and T. Bollerslev (1986), "Modeling the Persistence of Conditional Variances", *Econometric Reviews*, 5, pp. 1–50.

Engle, R. F. and K. F. Kroner (1995a), "Multivariate Simultaneous Generalized ARCH", *Econometric Theory*, 11(1), pp. 122–150.

Engle, R. F. and K. F. Kroner (1995b), "Multivariate simultaneous generalized ARCH", *Econometric theory*, 11(1), pp. 122–150.

Fama, E. F. (1965), "The behavior of stock-market prices", *The journal of Business*, 38(1), pp. 34–105.

Fama, E. F. (1970), "Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work", *The Journal of Finance*, 25(2), pp. 383–417.

Fernandez-Perez, A., A. Gilbert, I. Indriawan and N. H. Nguyen (2021), "COVID-19 pandemic and stock market response: A culture effect", *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 29, p. 100454.

Fondo Monetario Internazionale (2021), "World economic outlook update", *International Monetary Fund*.

French, K. R. and R. Roll (1986), "Stock return variances: The arrival of information and the reaction of traders", *Journal of Financial Economics*, 17(1), pp. 5–26.

Fukuyama, F. (2020), "The thing that determines a country's resistance to the coronavirus", *The Atlantic*.

Haroon, O. and S. A. R. Rizvi (2020), "COVID-19: Media coverage and financial markets behavior - A sectoral inquiry", *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 27, p. 100343.

Hirshleifer, D. (2001), "Investor psychology and asset pricing", *The journal of Finance*, 56(4), pp. 1533–1597.

Kendall, M. G. and A. B. Hill (1953), "The Analysis of Economic Time-Series-Part I: Prices", *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General)*, 116(1), pp. 11–34.

Kizys, R., P. Tzouvanas and M. Donadelli (2021), "From COVID-19 herd immunity to investor herding in international stock markets: The role of government and regulatory restrictions", *International Review of Financial Analysis*, 74, p. 101663.

Liu, W. (2019), "National culture effects on stock market volatility level", *Empirical Economics*, 57(4), pp. 1229–1253.

Lyócsa, Š., E. Baumöhl, T. Vỳrost and P. Molnár (2020), "Fear of the coronavirus and the stock markets", *Finance research letters*, 36, p. 101735.

Mandelbrot, B. B. (1997), "The variation of certain speculative prices", in "Fractals and scaling in finance", Springer, pp. 371–418.

Marquis, C. and A. Tilcsik (2013), "Imprinting: Toward a multilevel theory", *Academy of Management Annals*, 7(1), pp. 195–245.

Nelson, D. B. (1991), "Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach", *Econometrica*, 59, pp. 347–370.

Odean, T. (1998), "Volume, volatility, price, and profit when all traders are above average", *The journal of finance*, 53(6), pp. 1887–1934.

Officer, R. R. (1973), "The variability of the market factor of the New York Stock Exchange", *the Journal of Business*, 46(3), pp. 434–453.

Osborne, M. F. M. (1959), "Brownian Motion in the Stock Market", *Operations Research*, 7(2), pp. 145–173.

Palomba, G. (2004), "Modelli ARCH", Materiale didattico disponibile su `http://utenti.dises.univpm.it/palomba/Mat/GARCHModels.pdf`.

Pastor, L. and P. Veronesi (2012), "Uncertainty about government policy and stock prices", *The journal of Finance*, 67(4), pp. 1219–1264.

Rouatbi, W., E. Demir, R. Kizys and A. Zaremba (2021), "Immunizing markets against the pandemic: COVID-19 vaccinations and stock volatility around the world", *International Review of Financial Analysis*, 77, p. 101819.

Ru, H., E. Yang and K. Zou (2020a), "Combating the COVID-19 pandemic: The role of the SARS imprint", *Available at SSRN 3569330*.

Ru, H., E. Yang and K. Zou (2020b), "What Do We Learn from SARS-CoV-1 to SARS-CoV-2: Evidence from Global Stock Markets", *SSRN Electronic Journal*.

Schwert, G. W. (1989), "Why does stock market volatility change over time?", *The journal of finance*, 44(5), pp. 1115–1153.

Sewell, M. (2011), "Characterization of financial time series", *Research Note 11/01, Dept of Computer Science, UCL, London*.

Statman, M., S. Thorley and K. Vorkink (2006), "Investor overconfidence and trading volume", *The Review of Financial Studies*, 19(4), pp. 1531–1565.

Turner, R. H. and L. Killian (1972), *Collective behavior*, Englewood Cliffs.

Weiss, A. A. (1986), "Asymptotic theory for ARCH models: estimation and testing", *Econometric theory*, 2(1), pp. 107–131.

Zaremba, A., R. Kizys and D. Y. Aharon (2021), "Volatility in international sovereign bond markets: the role of government policy responses to the COVID-19 pandemic", *Finance Research Letters*, p. 102011.

Zaremba, A., R. Kizys, D. Y. Aharon and E. Demir (2020), "Infected markets: Novel coronavirus, government interventions, and stock return volatility around the globe", *Finance Research Letters*, 35, p. 101597.

Zhang, D., M. Hu and Q. Ji (2020), "Financial markets under the global pandemic of COVID-19", *Finance Research Letters*, 36, p. 101528.