

La Grande Recessione:
un'analisi empirica dei mercati finanziari
mediante modelli GARCH

Prof. Vincenzo Candila

RELATORE

Manuel Di Felice 272621

CANDIDATO

Abstract

Questa tesi mira ad esaminare uno degli eventi più importanti che ha lasciato un segno profondo nel mondo finanziario, la Global Financial Crisis del 2008. Tale crisi non solo ha portato ad una grave recessione oltreoceano, ma ha comportato numerosi impatti a cascata sulle economie dell'Eurozona. La crisi, seppur nella sua drammaticità, ha concesso una maggior comprensione dei mercati e del modo in cui questi funzionano. Inoltre, i contesti di depressione economica risultano essere il reale banco di prova per le banche centrali e le istituzioni, sia in ottica di gestione della recessione che capacità di prevenzione futura e regolamentazione. Il lavoro di ricerca ha esaminato dal punto di vista finanziario, in maniera qualitativa prima e quantitativa poi, il contesto entro il quale si è verificata tale recessione. Dal punto di vista econometrico, la trattazione si è incentrata sull'applicazione e scelta dei modelli per volatilità più performanti, analizzando come questi si possano adattare a periodi di alta incertezza nei mercati. La ricerca si è focalizzata sui contesti economici degli Stati Uniti e dell'Europa, con particolare attenzione all'economia italiana, interpretando i modelli stimati per cercare di fornire una maggior comprensione della Grande Recessione.

Indice

1	Introduzione	4
2	La teoria econometrica alla base dell'analisi	6
2.1	Asset returns	6
2.2	Stazionarietà	6
2.3	Autocorrelazione e white noise	7
2.4	Modelli AutoRegressive (AR)	9
2.5	Modelli Moving Average (MA) e e AutoRegressive Moving Average (ARMA)	9
2.6	Random walk	10
2.6.1	Random Walk con drift	11
2.7	Eteroschedasticità Condizionata e volatilità	13
2.8	Modelli ARCH: AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity	14
2.8.1	Svantaggi dei modelli ARCH	16
2.9	Modelli GARCH: Generalized AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity	17
2.9.1	Proprietà dei modelli GARCH	17
2.9.2	Il modello Threshold GARCH (T-GARCH)	18
2.9.3	Criteri di informazione	19
2.9.4	Misura di bontà di adattamento del modello: Mean Squared Error (MSE)	19
3	The Global Financial Crisis e l'impatto sui mercati	21
3.1	La crisi finanziaria del 2008	21
3.1.1	L'anteprima della crisi: lo shadow baking, la securitization, i mutui subprime e i Credi default Swap (CDS)	22
3.1.2	La bolla creditizia, la bolla immobiliare e la crisi dei finanziamenti . .	25
3.1.3	Il collasso del sistema finanziario statunitense	27
3.2	Le conseguenze economiche	28
3.2.1	L'impatto sull'economia statunitense	28
3.2.2	L'effetto a cascata sull'Eurozona e l'Italia	31
3.3	Revisione quantitativa dell'impatto sui mercati	34
3.3.1	Scenario statunitense: l'indice Standard&Poor's 500	34
3.3.2	Scenario europeo: l'indice Stoxx Europe 50	37
3.3.3	Scenario italiano: l'indice FTSE MIB	39
4	Analisi empirica della crisi: metodologia e modelli utilizzati	42
4.1	Un primo approccio mediante modelli ARCH	44
4.2	Estensione dell'analisi ai modelli GARCH	46
4.2.1	Il modello GARCH simmetrico	46
4.2.2	Il modello GARCH asimmetrico	49
4.3	Scelta e validazione del miglior modello	51
4.3.1	Standard&Poor's 500	51
4.3.2	EuroStoxx 50	52
4.3.3	FTSE MIB	53
4.4	Analisi dei modelli scelti in relazione alla crisi del 2008	54

5	Conclusione	56
A	Appendice Codice R	58

1 Introduzione

Questa tesi mira ad esaminare dal punto di vista qualitativo e quantitativo la Grande Recessione del 2008, una delle più grandi crisi finanziarie della storia, avvalendosi di modelli econometrici per la volatilità. L'obiettivo della tesi è quello di indagare come i mercati abbiano reagito nel periodo pre-crisi, durante la crisi e post-crisi. I mercati oggetto di trattazione sono stati quello statunitense e quello europeo, per poi concentrarsi sull'economia italiana. La crisi innescata in prima battuta dal boom e il successivo bust della bolla immobiliare e, in seconda battuta, dall'insolvenza dei mutui subprime, ha poi raggiunto il mercato europeo tramite un effetto spillover, culminato con la crisi dei debiti sovrani e conducendo la Grecia primariamente al default e poi alle successive politiche di austerità guidate dalla Troika, composta da Commissione Europea, Banca Centrale Europea e Fondo Monetario Internazionale [1]. Il periodo post-crisi 2008 è stato difficile anche per l'Italia che si è dovuta confrontare con livelli di spread ai massimi storici e un debito pubblico quasi insostenibile, conducendo alla formazione di un governo tecnico, nel tentativo di risollevarla la Nazione, benché versasse già in condizioni poco rassicuranti. La Grande Recessione ha scoperto un notevole problema sottostante alla regolamentazione finanziaria sia in Europa che negli Stati Uniti, a partire dai modelli di rating, passando per la concezione dei mercati fino ai meccanismi di supervisione inefficaci. Il crescente fenomeno dello shadow banking ha colto di sorpresa le Autorità preposte alla vigilanza. Nel periodo pre-crisi la vigilanza sul sistema finanziario era meramente di tipo microprudenziale [2]. Una visione di questo tipo concepiva il sistema finanziario come un insieme di compartimenti stagni, indipendenti ed assolutamente non collegati. Le evidenze provenienti dal post-crisi hanno sottolineato totalmente l'opposto, determinando il passaggio da una vigilanza microprudenziale a un tipo di vigilanza macroprudenziale. La recente concezione a livello macro del sistema finanziario è stata una novità non da poco, concedendo il passaggio dal sistema di regolamentazione Basilea 2 al sistema Basilea 3, cercando di colmare i gap del primo, riformando l'assetto dei meccanismi europei di controllo. Oltre alle specifiche disposizioni tecniche del Basilea 3, trattate nei capitoli successivi e ancora in fase di aggiornamento, l'elemento pivotale è senza dubbio la concezione di un sistema finanziario interconnesso. Questa nuova visione è indice di quanto la crisi, nella sua negatività, sia stata un driver sostanziale dell'innovazione e di una maggior comprensione del funzionamento dei mercati [3]. All'interno di un contesto inizialmente oscuro, come lo shadow banking, le Autorità non sapevano come approcciare e regolamentare efficientemente ed efficacemente il settore [4]. In una tale situazione subentrano anche scenari di irrazionalità convergendo nella materia della più ampia finanza comportamentale che dimostra come nei momenti di crisi gli operatori siano indotti a compiere scelte inefficienti. La metodologia applicata propone di studiare la volatilità di alcuni mercati finanziari impattati dalla crisi utilizzando i seguenti indici come proxy: S&P 500, Europe STOXX 50 e FTSE MIB. Questi tre indici raccolgono le aziende quotate a maggior capitalizzazione rispettivamente in Stati Uniti, Unione Europea e Italia, al fine di un'analisi omogenea e che, con le dovute accortezze, possa essere confrontabile. La volatilità dei mercati presenta una caratteristica fondamentale ai fini dell'analisi, la cosiddetta volatility clustering. Tale fenomeno prevede che periodi di alta volatilità siano seguiti da altri periodi di alta volatilità ed analogamente per momenti di bassa volatilità. I modelli utilizzati sono i GARCH (Generalized AutoRegressive Conditional Heteroskedastic) che possiedono un'ottima bontà di adattamento nei periodi di alta volatilità ed eccessivo fer-

mento dei mercati, sfruttando la già citata volatility clustering [5]. L'analisi si incentra, in un primo momento, nell'applicazione dei modelli ARCH e GARCH che sono modelli simmetrici per la volatilità, trattando alla pari shock negativi e positivi. Successivamente, la trattazione è stata estesa anche ai modelli asimmetrici che hanno come obiettivo di catturare il leverage effect. Il leverage effect è sostanzialmente un fenomeno molto comune soprattutto in momenti di panico generalizzato che porta gli operatori ad essere altamente sensibili alle notizie negative aumentando i volumi e la volatilità dei mercati, alimentando la portata negativa della recessione stessa. Questo fenomeno catturato dai modelli T-GARCH e GJR-GARCH è un diretto collegamento con i meccanismi di finanza comportamentale precedentemente citati [6]. La trattazione si articolerà principalmente con un primo inquadramento teorico dei modelli econometrici e dei concetti fondanti dell'analisi nella sezione 2, facendo riferimento anche alle pubblicazioni del Professore Robert F. Engel, premio Nobel per l'economia grazie alle sue ricerche sui modelli ad eteroschedasticità condizionata [5]. A seguire, la sezione 3 è un capitolo interamente legato alle cause della crisi basatosi sui report ufficiali della Commissione Nazionale d'inchiesta degli Stati Uniti e sugli strumenti di ingegneria finanziaria che hanno concesso a numerosi istituti di credito di intrecciare complessi rapporti sottostanti che potessero condurre a fasi di distress a cascata. La crisi del 2008 ha portato al fallimento alcuni degli intermediari statunitensi più grandi, come Lehman Brothers e Bear Sterns, e al salvataggio di Merrill Lynch mediante Bank of America. Queste banche avevano in comune il fatto di essere maggiormente esposte alle CDO (Collateralized Debt Obligation). Queste obbligazioni sintetiche basavano la propria solvibilità su mutuatari caratterizzati da un merito creditizio scarso che avevano avuto accesso a mutui a tasso variabile inizialmente molto convenienti, grazie alla precedente politica monetaria espansiva da parte della FED. Non appena la FED iniziò ad incrementare i tassi di riferimento, l'entità delle rate variabili aumentò conducendo a numerosi pignoramenti che nella maggior parte dei casi non riuscivano a coprire il valore del debito a causa di un valore di mercato dell'immobile ben al di sotto del suo valore originario [4]. Al tempo stesso, è stata condotta un'analisi incentrata sul contesto europeo, evidenziando quali fattori hanno permesso alla crisi di assumere una tale portata. Verranno vagliati i meccanismi posti in essere dalla BCE, al fine di contenere la già citata crisi dei debiti sovrani, come il quantitative easing posto in essere dal Presidente Mario Draghi con il suo celebre discorso "Whatever it takes", evidenziando che la Banca Centrale Europea avrebbe fatto tutto il possibile per salvaguardare l'Euro da attacchi speculativi [1]. Inoltre, vi sarà anche una sezione dedicata agli effetti macroeconomici relativi all'economia italiana. In ultimo, nella sezione 4 sono state proposte le elaborazioni econometriche sugli indici oggetto di ricerca cercando di desumere le evidenze salienti e validando il miglior modello in base alla misura di bontà di adattamento e ai criteri di informazione. I risultati derivanti dalle analisi empiriche dei mercati saranno presentati nell'ultimo capitolo del lavoro di ricerca. Sono stati interpretati i modelli validati come migliori lungo tre direttrici che permettono di indagare l'impatto degli shock sulla volatilità, la persistenza di quest'ultima e l'entità dell'effetto asimmetrico degli shock negativi con riferimento ai tre mercati oggetto di ricerca e al contesto di recessione.

2 La teoria econometrica alla base dell'analisi

In questa sezione verranno trattati i modelli da cui traggono le propria fundamenta i modelli ARCH e GARCH, che sono al centro dell'analisi. Le variabili di interesse sono i rendimenti di generici asset, tra cui gli indici azionari oggetto della seguente dissertazione, che definiremo in maniera più formale nella sezione seguente.

2.1 Asset returns

Le serie temporali composte dai rendimenti sono più facili da trattare poichè possiedono delle caratteristiche che nel campo dell'econometria sono maggiormente apprezzate. Dato P_t il prezzo di un asset al tempo t e P_{t-1} il prezzo del suddetto asset al tempo $t-1$ possiamo definire il rendimento come segue:

$$R_t = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}}$$

Mantenendo l'asset dal tempo $t-1$ al tempo t , R_t sarà definito come rendimento lordo e rappresenterà la variazione percentuale di prezzo tra i due periodi. Il logaritmo naturale del rendimento R_t è definito come rendimento composto continuo o log return:

$$r_t = \ln \frac{P_t}{P_{t-1}}$$

Le proprietà statistiche dei rendimenti logaritmici sono maggiormente funzionali alla nostra trattazione. Nella letteratura finanziaria si usano principalmente i rendimenti logaritmici poichè assumendo di avere una serie di rendimenti logaritmici in un dato periodo di tempo per avere il rendimento totale di quel periodo potremmo semplicemente sommare i rendimenti logaritmici dei singoli periodi intermedi. Questa proprietà non è possibile traslarla anche nelle variazioni percentuali per cui alla base della diffusione dei rendimenti logaritmici vi è innanzitutto una questione meramente pratica. Inoltre, i rendimenti logaritmici approssimano tanto meglio i rendimenti percentuali tanto quanto la variazione è piccola [6].

2.2 Stazionarietà

I modelli di regressione temporali si basano sul concetto di stazionarietà. Una serie r_t si dice stazionaria in senso forte se la distribuzione congiunta di (r_{t1}, \dots, r_{tk}) è identica alla distribuzione $(r_{t1+t}, \dots, r_{tk+t})$ per ogni t , dove k è un numero intero positivo arbitrario. In sostanza, la stazionarietà forte richiede che la distribuzione congiunta di (r_{t1}, \dots, r_{tk}) non cambi al variare del tempo. Al tempo stesso possiamo definire anche una condizione meno stringente di stazionarietà debole in cui la media di r_t e la covarianza tra r_t e r_{t-l} con l intero positivo arbitrario non sono soggette a variazioni nel tempo. Nella pratica una serie debolmente stazionaria mostra una fluttuazione nel tempo attorno ad un dato valore μ costante. Abbiamo introdotto il concetto di stazionarietà debole poichè nella letteratura finanziaria è comune assumere che la serie temporale composta da rendimenti di un certo asset assuma tale caratteristica [6].

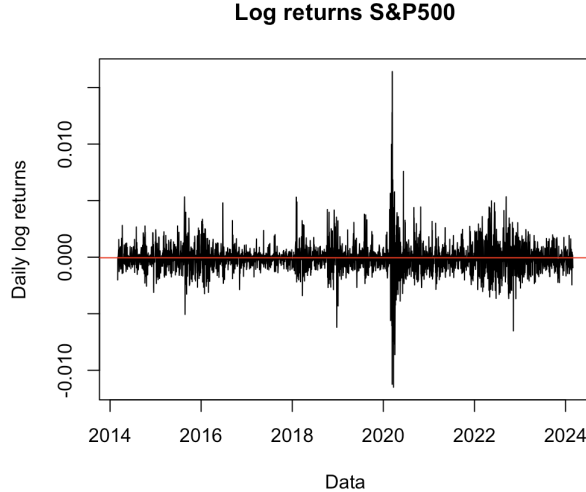


Figura 1: Rendimenti logaritmici dell'indice di mercato S&P 500. La media dei rendimenti in rosso è $\mu \approx -4.94 \times 10^{-5}$. La serie è stazionaria in media, ma non in varianza. Si possono notare periodi ad alta fluttuazione dei rendimenti per lo più solo in momenti di crisi ed incertezza del mercato, ad esempio come nel 2020 a causa della pandemia. Per modellare la volatilità non costante si ricorrerà ai modelli ad eteroschedasticità condizionata. Fonte: elaborazione personale

2.3 Autocorrelazione e white noise

Il coefficiente di correlazione tra due variabili casuali X e Y è definito come:

$$\rho_{x,y} = \frac{Cov(X,Y)}{\sqrt{Var(X)Var(Y)}}$$

Questo coefficiente misura la forza della dipendenza lineare tra X e Y e può assumere valori compresi tra -1 e 1. Le variabili X e Y vengono definite incorrelate se $\rho_{x,y} = 0$. Considerando una serie r_t debolmente stazionaria e la dipendenza tra r_t e i suoi valori passati r_{t-l} , il concetto di correlazione assume la forma di un'autocorrelazione. Il coefficiente di correlazione tra r_t e r_{t-l} è detto autocorrelazione lag-1 di r_t e viene indicata con ρ_l . Sotto l'assunzione di stazionarietà debole il coefficiente di autocorrelazione è funzione solo del numero di lag l.

$$\rho_l = \frac{Cov(r_t, r_{t-l})}{\sqrt{Var(r_t)Var(r_{t-l})}} = \frac{Cov(r_t, r_{t-l})}{Var(r_t)}$$

Notiamo che la formula appena trattata sfrutta la proprietà di una serie debolmente stazionaria per cui $Var(r_t)$ è uguale a $Var(r_{t-l})$. Nella costruzione dei modelli autoregressivi diventa cruciale l'individuazione delle autocorrelazioni statisticamente significative tra la serie temporale r_t e i suoi valori passati r_{t-l} e per fare ciò si analizza il grafico delle autocorrelazioni tramite il quale si può apprezzare graficamente la significatività statistica ad un livello del 5% se la barra relativa ad un certo lag r_{t-l} esce al di fuori delle bande di confidenza [6]. Nel grafico 2a di autocorrelazione sull'indice S&P 500 si ha un esempio di quanto appena discusso. Nel caso di specie i lag 1 e 2 sono quelli statisticamente significativi. Notare che i seguenti

lag verranno inseriti nel modello e solitamente si cerca di evitare un'eccessiva complessità che porterebbe ad un'inefficienza rispetto al volume di dati da trattare. La conseguenza è che si evitano di inserire un eccessivo numero di lag se il modello presenta già buone capacità predittive. Tutto ciò verrà discusso con maggior chiarezza e profondità nella costruzione dei modelli. In aggiunta al grafico delle autocorrelazioni (ACF) possiamo esaminare il grafico delle autocorrelazioni parziali (PACF). Il PACF viene considerato nel momento in cui si desidera indagare la relazione tra i valori correnti e passati di una serie temporale, ma mantenendo costante l'effetto di tutti i restanti lag. Il PACF di una serie temporale stazionaria è funzione del suo ACF e trova la sua utilità nel determinare l'ordine di un modello AR, trattato in sezione 2.4. La linea del grafico delle autocorrelazioni parziali in corrispondenza di un generico ritardo p evidenzia il contributo che la serie laggata di p periodi r_{t-p} apporta alla serie laggata di $p-1$ periodi, non tenendo conto degli altri ritardi. Per una serie temporale l'autocorrelazione parziale tra r_t e r_{t-l} è definita come la correlazione condizionata tra r_t e r_{t-l} rispetto a $r_{t-l+1}, \dots, r_{t-1}$, cioè il set di osservazioni tra t e $t-l$. Il primo ordine delle autocorrelazioni parziali sarà definito come il primo ordine dell'autocorrelazione, mentre il secondo sarà uguale a:

$$\frac{Cov(r_t, r_{t-2}|r_{t-1})}{\sqrt{Var(r_t|r_{t-1})Var(r_{t-2}|r_{t-1})}}$$

e così via per i lag successivi [7]. Intuitivamente, se la linea eccede la banda di confidenza al 5% per quel determinato lag temporale vuol dire che quest'ultimo apporta significatività statica al modello autoregressivo e dovrebbe essere inserito nella stima. Per un modello AR stazionario è dimostrabile che il grafico delle autocorrelazioni parziali decade bruscamente al crescere dei lag temporali che eccedono l'ordine p prescelto per il modello in considerazione. Si veda il grafico 2b come esempio di un grafico PACF di una serie temporale non stazionaria, nel caso di specie si tratta dei rendimenti logaritmici dell'indice S&P 500.

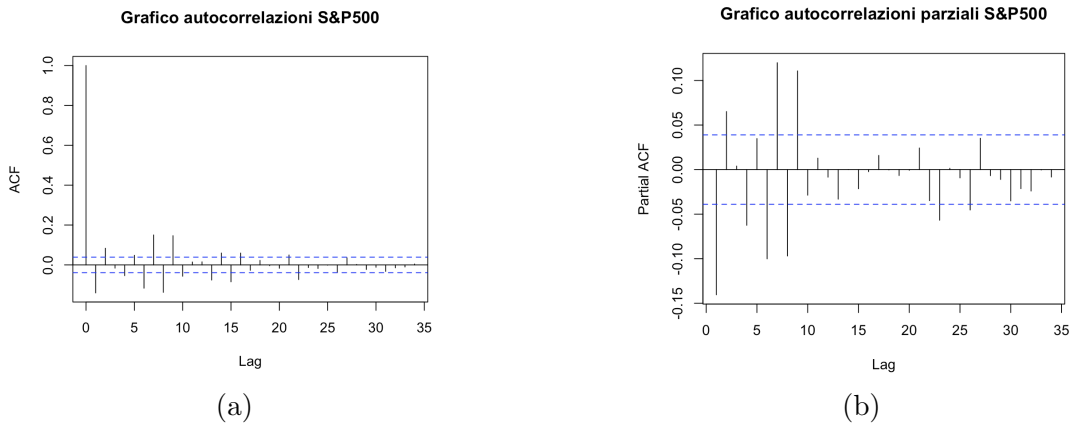


Figura 2: Fonte: elaborazione personale

Nell'ottica dell'obiettivo della trattazione è necessario un accenno al white noise. Una serie temporale r_t viene chiamata white noise se tale serie è una sequenza di variabili casuali indipendenti e identicamente distribuite con media finita e una certa varianza. In aggiunta, questa viene detta Gaussian white noise se le variabili casuali indipendenti sono normalmente distribuite con media zero e varianza σ^2 . Se una serie temporale possiede la precedente

caratteristica, allora il grafico delle autocorrelazioni presenterà per tutti i ritardi insignificatività statistica. I rendimenti di un'azione solitamente possono essere approssimati ad una white noise, anche se a volte gli indici di mercato non lo sono [6]. Uno scostamento dal white noise implica efficienza del mercato in cui non vi è correlazione con i dati storici. In aggiunta, gli indici di mercato sono maggiormente soggetti a stagionalità e trend. È stato dimostrato che l'aderenza o meno al white noise dipende anche dalla presenza di eventi particolarmente impattanti sul sentiment del mercato nella finestra temporale dei dati di analisi delle autocorrelazioni [8].

2.4 Modelli AutoRegressive (AR)

Un'autoregressione consiste nella media condizionata di una serie temporale generica r_t ¹ in funzione dei suoi ritardi. Possiamo definire l'ordine della regressione dato dal numero di ritardi inseriti nel modello e per un AR(1) in cui 1 indica il numero di ritardi $E(r_t|r_{t-1}, r_{t-2}, \dots) = \phi_0 + \phi_1 r_{t-1}$. L'equazione a livello popolazione che vige per un AR(1) è la seguente:

$$r_t = \phi_0 + \phi_1 r_{t-1}$$

I coefficienti ϕ_0 e ϕ_1 vengono stimati tramite il metodo dei minimi quadrati ordinari (OLS, Ordinary Least Squares), attraverso il quale otteniamo $\hat{\phi}_0$ e $\hat{\phi}_1$ stimati. L'equazione precedente diventa:

$$\hat{r}_t = \hat{\phi}_0 + \hat{\phi}_1 r_{t-1} + u_t$$

dove u_t indica il termine d'errore. Analogamente possiamo definire un modello AR(p) in cui avremo p coefficienti, uno per ogni ritardo inserito nel modello [9].

2.5 Modelli Moving Average (MA) e e AutoRegressive Moving Average (ARMA)

Il seguente modello Moving Average e il prossimo AutoRegressive Moving Average ci aiuteranno a catturare in maniera più precisa la correlazione seriale in una serie temporale. Anche se, come vedremo, non si adattano bene per le serie temporali finanziarie poiché la loro volatilità non è costante nel tempo. In tali condizioni per serie temporali che adottano questo comportamento avremo bisogno di modelli più complicati. Il concetto alla base dei modelli a media mobile è quello per cui non si usano più i valori passati della serie temporale per costruire il modello, ma gli errori passati come elementi per predire un modello del tipo:

$$r_t = c_0 + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

in cui ε_t è white noise con $E(\varepsilon_t) = 0$, $Var(\varepsilon_t) = \sigma^2$ e $E(r_t) = c_0$. Questi modelli sono definiti MA(q) in cui q ne indica l'ordine. Notare che il valore ε_t non si può osservare e pertanto non si tratta di un modello di regressione [10]. Il modello è scritto in una delle forme presenti

¹Per il modello Autoregressive (AR) e i successivi Moving Average (MA) e AutoRegressive Moving Average (ARMA) assumiamo che la serie temporale r_t oggetto dell'analisi sia una serie temporale di rendimenti stazionari.

nella letteratura finanziaria, la cui derivazione parte da un modello AR con infiniti parametri ϕ . Il modello è dato da una combinazione lineare dei white noise passati. In maniera intuitiva possiamo comprendere come questo modello riesca a vedere direttamente gli shock da white noise, a differenza del modello AR in cui gli shock erano solo apprezzabili indirettamente regredendo la serie sui suoi termini passati.²

Facendo uno step in più analizziamo i modelli Autoregressive Moving Average. È importante studiare il modello ARMA poichè, anche se non si adatta alle serie finanziarie, è un concetto rilevante nell'approccio dei modelli per volatilità trattati successivamente. Il modello GARCH, su cui si basa l'intero lavoro, sarà possibile vederlo come un ARMA model non standard, soddisfatte particolari condizioni. L'ARMA(p,q) è un modello che combina linearmente due modelli lineari e pertanto è anch'esso lineare, dove p indica l'ordine del modello AR e q l'ordine del modello MA. Tale modello è combinazione dei concetti visti nel modello AR e nel modello MA. Un modello ARMA(1,1) è dato da:

$$r_t - \phi_1 r_{t-1} = \phi_0 + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1}$$

dove ε_t è un processo white noise. In questa serie la parte sinistra è la componente AR, mentre la parte destra è la componente MA. Il termine costante risulta essere ϕ_0 e affinché il modello non perda di significato è necessario che $\phi_1 \neq \theta_1$, altrimenti si ridurrebbe ad una serie white noise. Possiamo scrivere anche un modello ARMA(p,q) generico:

$$r_t = \phi_0 + \sum_{i=1}^p \phi_i r_{t-i} + \varepsilon_t - \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i}$$

Alternativamente possiamo riscrivere un modello ARMA(p,q) mediante l'operatore back shift (B^p), il cui esponente indica il numero di ritardi della serie temporale cui è associato:

$$(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p) r_t = \phi_0 + (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q) \varepsilon_t$$

Analogamente a quanto visto per il modello ARMA(1,1) richiediamo che non ci sia uguaglianza tra i fattori associati al modello AR e i fattori al modello MA, altrimenti l'ordine del modello potrebbe ridursi [6].

2.6 Random walk

Fin'ora ci siamo concentrati su una serie di rendimenti stazionari. Nella realtà la maggior parte delle serie temporali finanziarie oggetto di studio risultano essere non stazionarie. In letteratura queste serie temporali sono definite serie a radice unitaria. L'esempio più conosciuto è quello del random walk. Una serie p_t viene definita un random walk se:

$$p_t = p_{t-1} + \varepsilon_t$$

²<https://www.quantstart.com/articles/Autoregressive-Moving-Average-ARMA-p-q-Models-for-Time-Series-Analysis-Part-2/>

dove p_0 è un numero reale che indica l'inizio del processo e ε_t è un processo white noise. Ipotizzando che la serie p_t sia il prezzo di una certa azione allora il suo valore iniziale p_0 potrebbe essere il prezzo durante la fase di IPO (Initial Public Offering)³.

Potremmo concepire il modello random walk come un modello AR(1), in cui il coefficiente di p_{t-1} è pari all'unità, non soddisfacendo le condizioni di stazionarietà debole poichè si dimostra che la media della serie temporale non potrebbe esistere e di conseguenza verrebbe a cadere la definizione di stazionarietà debole. Il modello random-walk è stato più volte preso in considerazione dalla letteratura al fine di adattarlo all'andamento dei prezzi di un'azione, comportando impossibilità di previsione e della mean reversion⁴.

La conseguenza è che la miglior previsione 1-step ahead per un modello random walk è dato dal prezzo dell'azione all'inizio del periodo di previsione.

$$\hat{p}_h(l) = E(p_{h+l} | p_h, p_{h-1}, \dots) = p_h$$

L'implicazione è che il processo non segue la teoria della mean reversion. Inoltre, si dimostra che la varianza del modello random walk è data da $Var(p_t) = t\sigma^2$ che diverge a infinito al crescere di t . Ciò comporta che la varianza non condizionata di p_t non è finita e teoricamente significa che p_t potrebbe assumere qualunque valore reale. Per un serie composta da prezzi delle azioni in scala logaritmica potrebbe essere plausibile, ma per un indice di mercato diventa altamente improbabile assumere valori logaritmici negativi. Esplicitando il modello random walk come un modello Moving Average:

$$p_t = \varepsilon_t + \varepsilon_{t-1} + \dots$$

notiamo che il valore del coefficiente associato a tutta la serie white noise è sempre pari ad uno e ciò comporta nel modello una lunga memoria per tutti gli shock passati. La seconda conseguenza sono effetti permanenti sulla serie che implicano, ancora una volta, assenza della mean reversion [6].

2.6.1 Random Walk con drift

I rendimenti logaritmici di un indice di mercato tendono ad avere una media positiva, ma piccola in valore assoluto. Il modello per il prezzo logaritmico diventa così:

³L'Initial Public Offering (IPO) è il processo mediante il quale le aziende possono quotarsi in borsa e rendere disponibili per la prima volta le azioni al pubblico. In questa fase di emissione delle azioni sul mercato primario le aziende potranno raccogliere capitale. Dal punto di vista della nostra trattazione, durante il processo di IPO i manager con le investment banks formalizzano il prezzo iniziale ad un fair value e il primo elemento della serie di prezzi p_t risulta essere proprio il prezzo di emissione definito durante l'IPO. Fonte: <https://www.investopedia.com/terms/i/ipo.asp>

⁴La mean reversion fa fede a una teoria dimostrata empiricamente da Fama e French (1988) e Poterba e Summers (1988) per cui il prezzo di un asset presenta la tendenza a ritornare sempre ad un percorso riconducibile ad un trend su lunghi orizzonti temporali. La predittività dei prezzi basandosi sui prezzi storici si fonda su questa teoria. Lo studio di Balvers, Wu e Jilililand (2000) basato sui prezzi degli indici di mercato di 18 nazioni forniti da Morgan Stanley Capital International (MSCI) ha portato a poter affermare l'assenza di mean reversion a livelli di confidenza del 5% e dell'1%. Contrariamente, tramite una simulazione Monte Carlo per ovviare a bias dovuti a piccoli campioni, gli autori hanno riportato che se il prezzo subisce uno ed un solo shock questo può impiegare da tre a tre anni e mezzo per tornare verso la media recuperando metà dello shock subito [11].

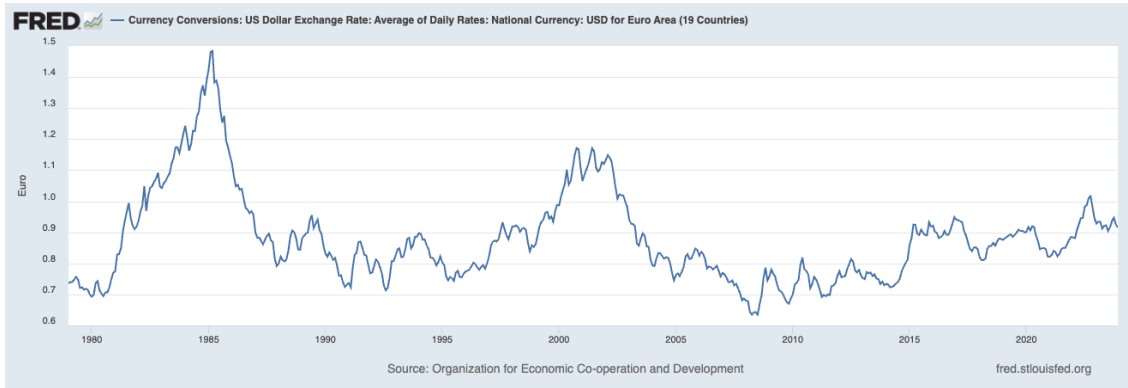


Figura 3: Esempio di Random Walk, Tasso di cambio USD-EUR. Fonte: St.Louis FED

$$p_t = \mu + p_{t-1} + \varepsilon_t$$

dove $\mu = E(p_t - p_{t-1})$ e ε è la serie white noise. L'elemento costante μ rappresenta il trend temporale del prezzo logaritmico ed è detto drift del modello. Il grafico dell'andamento di p_t al variare del tempo assumerà un trend temporale con pendenza μ . Una pendenza positiva implica che il prezzo logaritmico tenderà ad infinito al crescere del tempo, e viceversa. Una costante positiva implica a sua volta una pendenza temporale tale che confluirà in un trend positivo di lungo periodo [6].



Figura 4: Esempio di Random Walk con pendenza temporale positiva di lungo periodo. Fonte: St.Louis FED

Andando oltre l'applicazione teorica, la letteratura finanziaria è divisa tra chi sostiene un andamento completamente casuale dei prezzi (random walk) e chi sostiene che i prezzi seguano un processo stazionario basato sulla mean reversion. Fama afferma che se gli asset returns seguissero come modello alla base un random walk e se i mercati fossero efficienti,⁵ allora i prezzi delle azioni in qualsiasi momento sarebbero una buona stima del loro valore

⁵Fama definisce i mercati "informationally efficient" se i prezzi ad ogni momento incorporano tutte le informazioni disponibili sui valori futuri. La teoria sugli investimenti di Fama divenuta nota come Efficient Market Hypothesis (EMH) ha le stesse implicazioni del modello Random Walk e implica che in un mercato con tanti acquirenti e venditori il prezzo di un'azione riflette sempre le caratteristiche di efficienza e quindi può essere

intrinseco, ma il dibattito in merito è ancora aperto nonostante la vasta maggioranza sostenga quanto affermato da Eugene Fama, premio Nobel nel 2013 [12].

2.7 Eteroschedasticità Condizionata e volatilità

L'obiettivo della ricerca è quello di modellare la volatilità dei rendimenti di un asset. In questo contesto, la volatilità attiene alla deviazione standard condizionata⁶ sottostante ad una serie di rendimenti temporali di un dato asset. I modelli per volatilità sono conosciuti come modelli ad eteroschedasticità condizionata⁷. L'eteroschedasticità nelle serie temporali finanziarie è correlata serialmente e condizionata a periodi di alta o bassa varianza. Una caratteristica particolare della volatilità è quella per cui non è direttamente osservabile, poichè c'è una sola osservazione per il rendimento in un singolo giorno di contrattazione. Tuttavia, la volatilità presenta periodi di alta volatilità che seguono periodi di alta volatilità e, di conseguenza, periodi di bassa volatilità seguono periodi di bassa volatilità. Questo fenomeno è quello che in letteratura chiamano volatility clustering. Mandelbort (1963) e Fama (1965) hanno riportato entrambi evidenze per cui a piccoli cambiamenti di prezzo di un asset seguivano spesso piccoli cambiamenti di prezzo e viceversa. L'implicazione di quanto detto è che shock correnti della volatilità influenzeranno la volatilità futura per svariati periodi e questa proprietà è detta persistenza [5]. Inoltre, la volatilità evolve in maniera continua nel tempo e quindi salti nella volatilità sono rari. La volatilità presenta anche caratteristiche statisticamente favorevoli, ad esempio non diverge ad infinito e ciò implica che questa può variare all'interno di un range dato, dando vita ad un processo stazionario [6]. In aggiunta, gli shock positivi e negativi presentano una certa asimmetria in quanto ad impatto sulla volatilità e questa peculiarità è conosciuta come leverage effect. Ad esempio, news che incrementano la volatilità riducono la domanda per una certa azione a causa dell'avversione al rischio degli investitori. Quanto detto fin'ora fa riferimento al fatto che la volatilità sia dipendente solo dalle informazioni contenute nella serie temporale. Nella realtà la volatilità non evolve indipendentemente dal contesto di mercato generale e quindi altre variabili potrebbero contenere informazioni rilevanti capaci di spiegare l'andamento della volatilità stessa. Allo stesso modo, anche eventi deterministici quali annunci macroeconomici o pubblicazione dei risultati trimestrali di aziende quotate possono avere un impatto [5]. La volatilità generalmente segue la mean reversion per cui esiste un livello normale al quale eventualmente vi ritorna dopo periodi di ampie fluttuazioni. Più precisamente, la mean reversion della volatilità implica che le correnti informazioni non hanno effetto sulle previsioni di lungo periodo e quindi:

$$\text{plim}_{k \rightarrow \infty} \theta_{t+k|t} = 0, \quad \forall t$$

scambiata solo al suo fair market value. Nessuno può comprare o vendere azioni sopra o sotto valutate, "battendo" il mercato nel lungo periodo. Fonti: <https://www.chicagobooth.edu/review/eugene-fama-efficient-markets-and-the-nobel-prize>, <https://corporatefinanceinstitute.com/resources/career-map/sell-side/capital-markets/efficient-markets-hypothesis/>

⁶La volatilità è la deviazione standard, indicata con σ , e rappresenta quanto i valori siano dispersi attorno alla propria media, indicata con μ : $\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2}{N}}$. Condizionata attiene al fatto che tale dispersione dipenda dalle informazioni passate disponibili [13].

⁷L'errore di regressione ε_t è eteroschedastico se la varianza della distribuzione condizionata di ε_t data r_t non è costante al variare di t e dipende da r_t [9].

Studi empirici di Engel e Patton (2000) sul Dow Jones mostrano che, anche se sia necessario un tempo abbastanza consistente, il processo della volatilità risulta ritornare verso la sua media con significatività statistica [5].

2.8 Modelli ARCH: AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity

La serie temporale formata dai rendimenti logaritmici di un asset tendenzialmente è serialmente incorrelata, ma non indipendente. Tale dipendenza è quella che i modelli per volatilità cercano di catturare. L'incorrelazione dei rendimenti logaritmici è in accordo con l'Efficient Market Hypothesis per cui non possiamo usare la storia di r_t per fare previsioni [14]. Il fatto che i rendimenti logaritmici della serie siano serialmente incorrelati, non implica assenza di correlazione anche nella serie dei rendimenti al quadrato o nei rendimenti in valore assoluto. Questo accade poichè vi è dipendenza non lineare nella volatilità che comprende sia downside-risk (variazioni negative di prezzo) che upside-risk (variazioni positive di prezzo). Quanto detto si può evincere dall'analisi dei correlogrammi dei rendimenti di un asset rispetto ai rendimenti al quadrato dello stesso asset. Nell'esempio riportato il grafico delle autocorrelazioni dei rendimenti logaritmici dell'azione Apple mostra incorrelazione per ogni lag temporale. Contrariamente, il grafico ACF e PACF dei rendimenti al quadrato mostrano una certa dipendenza nella serie avvalorando la possibilità di modellare la sua volatilità, tenendo conto dell'eteroschedasticità condizionata [6].

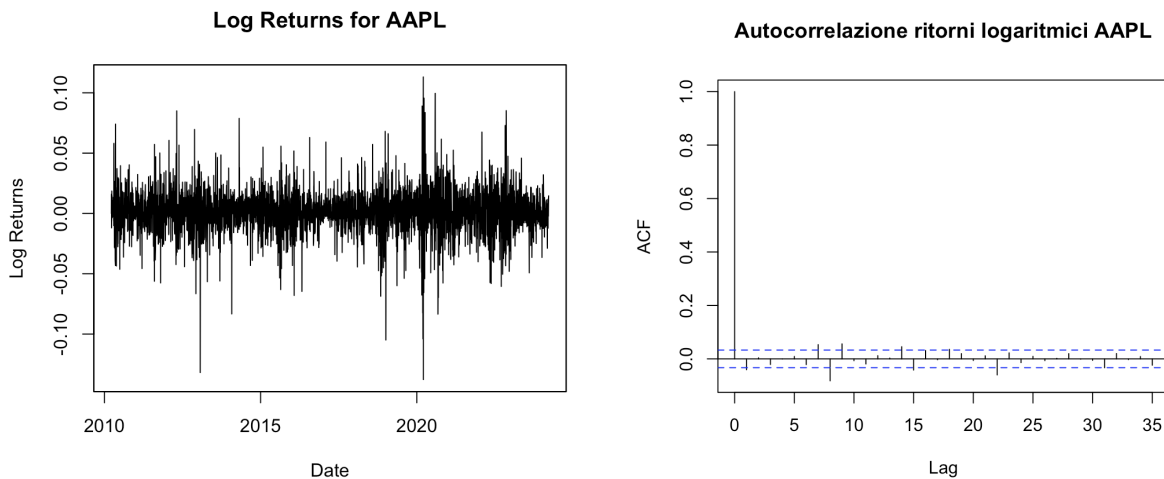


Figura 5: A sinistra, i rendimenti logaritmici di Apple (ticker: AAPL) calcolati sui prezzi di chiusura aggiustati dal 22-mar-2022 al 22-mar-2024 a frequenza giornaliera, scaricabili da Yahoo Finance. A destra, l'assenza di autocorrelazione tra la serie e i suoi lag. Fonte: elaborazioni personali.

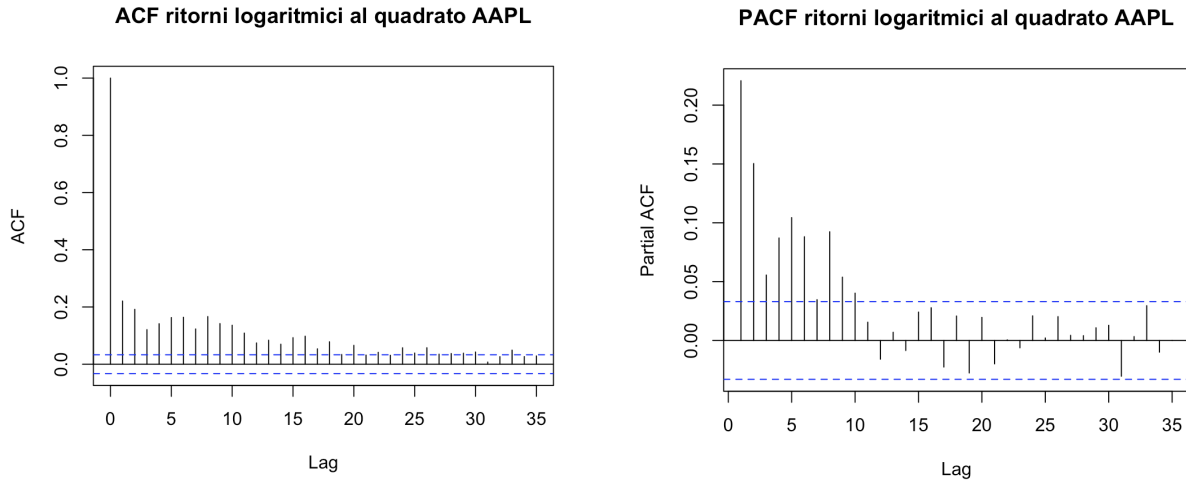


Figura 6: A sinistra l'ACF e a destra il PACF, calcolati sui rendimenti logaritmici al quadrato di Apple. Tali grafici indicano una dipendenza lineare tra la serie e i suoi lag, dimostrando la modellabilità della volatilità. Fonte: elaborazioni personali.

Il processo di costruzione di un modello ARCH parte con il considerare la serie r_t come una semplice serie temporale stazionaria modellabile con un ARMA (p,q). Applichiamo il modello ARMA (se necessario) per filtrare una possibile dipendenza lineare nella serie e dividere la modellazione della media dalla modellazione della varianza che è non lineare. Dopodichè, usiamo i residui tra i valori del modello stimato e la serie temporale effettiva e testiamo un possibile effetto ARCH, al fine di verificare la presenza di eteroschedasticità. Se l'effetto ARCH è statisticamente rilevante allora procederemo a definire un modello autoregressivo ad eteroschedasticità condizionata. Solitamente, per testare la significatività statistica di tale effetto si può usare la statistica di Ljung-Box oppure il moltiplicatore di Lagrange proposto da Engle (1982). Il modello ARCH fa parte dei modelli ad eteroschedasticità condizionata che usano una funzione esatta per la varianza condizionata σ_t^2 e non un'equazione stocastica. Concentriamoci sul test del moltiplicatore di Lagrange, per cui consideriamo una serie temporale del tipo:

$$y_t = \mu_t + \varepsilon_t$$

dove μ_t è la media condizionata del processo e ε_t è l'errore con media zero. Supponiamo che gli errori siano generati da

$$\varepsilon_t = \sigma_t z_t$$

dove z_t è un processo i.i.d. (indipendente e identicamente distribuito) con media 0 e varianza 1. Per cui date I_t le informazioni del processo disponibili al tempo t, la varianza condizionata di y_t è:

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

In questo modo, la serie che presenta eteroschedasticità condizionata nel processo della varianza o alternativamente autocorrelazione negli errori al quadrato, presenta l'effetto ARCH [13]. Data la serie dei residui $e_t = y_t - \hat{u}_t$, se tutte le autocorrelazioni della serie y_t rientrano nel modello della media condizionata allora i residui sono incorrelati con media zero, ma

posso ancora essere dipendenti⁸. Nel test di Engel usiamo la seguente regressione

$$\varepsilon_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_m \varepsilon_{t-m}^2 + u_t,$$

dove u_t è un errore white noise, per testare l'ipotesi nulla

$$H_0 : \alpha_0 = \alpha_1 = \dots = \alpha_m = 0.$$

In sostanza, se rigettiamo l'ipotesi nulla stiamo implicitamente affermando che vi è correlazione tra la serie degli errori al quadrato e i suoi lag [16]. La statistica F che si usa per il suddetto test si distribuisce asintoticamente come una chi-quadrato con m gradi di libertà sotto l'ipotesi nulla:

$$\frac{(SSR_0 - SSR_1)/m}{SSR_1/(T - 2m - 1)}$$

dove SSR_0 è la sommatoria degli scarti al quadrato tra ε_t^2 e la propria media, SSR_1 è la sommatoria dei residui al quadrato, T è il numero di osservazioni e m è il numero dei gradi di libertà. Si rigetta l'ipotesi nulla se $F > \chi_m^2(\alpha)$ o alternativamente se il p-value di F è minore di α [6].

Una volta che siamo certi dell'esistenza dell'effetto ARCH per la serie considerata possiamo procedere a stimare il modello. Il modello ARCH (p) viene definito come segue:

$$\varepsilon_t = \sigma_t z_t, \quad \sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 + u_t \quad (1)$$

dove è necessario che $\alpha_0 > 0$ e $\alpha_i \geq 0 \quad \forall i$ per avere varianza positiva e inoltre deve essere soddisfatta la condizione di stabilità per cui $\sum_{i=1}^p \alpha_i < 1 \quad \forall i$, altrimenti la varianza potrebbe assumere valori eccessivi [15]. In aggiunta, l'errore u_t si distribuisce normalmente con media 0 e varianza σ_t^2 . Questa è l'equazione del modello ARCH di ordine p, per cui abbiamo come parte autoregressiva la serie degli errori laggata q periodi. Notare che l'equazione 1 può anche essere scritta come $\varepsilon_t = \sqrt{h_t} z_t$ dove h_t indica la varianza condizionata. Dalla struttura del modello, si nota come uno shock passato positivo implichi una maggiore varianza al tempo t per l'errore ε_t . Di conseguenza, ciò determina un alto valore in modulo per l'errore e nell'ambito dei modelli ARCH ampi shock tendono ad essere seguiti da uno shock altrettanto ampio. Questo fenomeno richiama alla mente quello del volatility clustering di cui abbiamo parlato precedentemente che tende a caratterizzare le serie temporali degli asset finanziari.

2.8.1 Svantaggi dei modelli ARCH

Il modello ARCH presenta alcuni svantaggi che esaminiamo in questa sezione. Il modello presuppone che gli shock positivi e negativi abbiano lo stesso effetto sulla volatilità, ma nella realtà il prezzo di un asset risponde in maniera asimmetrica a seconda della positività o negatività dello shock. Inoltre, il modello ARCH non fornisce nessun apporto nel capire

⁸La media condizionata $E_{t-1}[y_t]$ dipende dalla frequenza dei dati e dal tipo di asset finanziario in esame. Tipicamente la media condizionata è specificata come una costante o con un modello ARMA di ordine basso, al fine di catturare l'autocorrelazione causata da effetti di microstruttura del mercato (es. bid-ask bounce) o effetti non-trading [15]

l'origine delle variazioni di una serie finanziaria poichè ci consente solo di descrivere in maniera meccanica il comportamento della volatilità. Ai precedenti svantaggi si aggiunge che il modello ARCH sovrastima la volatilità poichè risponde in maniera lenta a shock consistenti isolati nella serie dei rendimenti [6]. In ultimo, un modello ARCH applicato ad una serie di dati reali necessita di un ordine alto per catturare la dipendenza non lineare della varianza condizionata [6].

2.9 Modelli GARCH: Generalized AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity

Bollerslev (1986) ha fornito un estensione del modello ARCH, denominato Generalized ARCH (GARCH). Un modello GARCH(p,q) è specificato come segue:

$$\varepsilon_t = \sigma_t z_t \quad \sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2$$

dove z_t è una sequenza di variabili i.i.d. con media 0 e varianza 1. È possibile che α_0 venga anche indicato in letteratura o nei vari software statistici come ω [15]. Inoltre, in questo caso è richiesto che $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$, $\beta_j \geq 0$ e $\sum_{i=1}^{\max(p,q)} (\alpha_i + \beta_i) < 1$. Le prime due condizioni implicano in maniera sufficiente ma non necessaria che la varianza condizionata sia positiva [15] e i coefficienti superiori all'ordine p o q del modello debbano essere 0 e la condizione per cui la sommatoria dei coefficienti α e β debba essere minore di 1 è la condizione di stabilità vista per il modello ARCH, ma traslata nel framework GARCH ed è necessaria per avere una varianza condizionata di ε_t finita [6]. La differenza rispetto ad un modello ARCH è che il modello GARCH aggiunge i valori delle varianze passate per modellare la varianza al tempo t [17]. In precedenza avevamo accennato alla possibilità di poter vedere il modello GARCH come un modello ARMA di residui al quadrato. Partendo da un modello GARCH(1,1):

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2$$

sapendo che $E_{t-1}(\varepsilon_t^2) = \sigma_{t-1}^2$, la precedente può essere riscritta come:

$$\varepsilon_t^2 = \alpha_0 + (\alpha_1 + \beta_1) \varepsilon_{t-1}^2 + u_t - \beta_1 u_{t-1},$$

che è un ARMA (1,1) in cui $u_t = \varepsilon_t^2 - E_{t-1}(\varepsilon_t^2)$ [15].

2.9.1 Proprietà dei modelli GARCH

I modelli GARCH hanno la peculiarità di essere estremamente efficienti nell'ambito delle serie finanziarie e spesso un modello GARCH(1,1) risulta essere più che sufficiente per adattarsi alla serie stessa. Inoltre, il modello GARCH riesce a catturare anche varianze che cambiano in maniera lenta grazie al fatto che incorporiamo i ritardi di σ_t^2 [9]. Anche in questo caso analogamente ai modelli ARCH, un ampio ε_{t-1}^2 tende ad essere seguito da un alto ε_t^2 generando il fenomeno della volatility clustering [6]. Il modello ARCH e il modello GARCH sono

stimati mediante il metodo della massima verosimiglianza o Maximum Likelihood (ML)⁹. Massimizzare la funzione di verosimiglianza spesso viene affidata ad algoritmi numerici dei software statistici. I coefficienti così stimati hanno alcune proprietà desiderabili, la prima è che sono consistenti quindi al crescere della dimensione campionaria la probabilità che gli stimatori ML divergano dai valori reali tende a zero. Inoltre, sono i più efficienti stimatori tra tutti gli stimatori unbiased [18]. Per grandi campioni gli stimatori dei coefficienti ARCH e GARCH si distribuiscono normalmente [9]. Relativamente al modello GARCH (1,1) possiamo individuare la persistenza della volatilità data dalla somma $\alpha + \beta < 1$. Tale somma è definita come indice di persistenza e un'alta persistenza vicino ad 1 implica che gli shock che spingono la varianza lontano dalla media di lungo periodo persisteranno per un tempo maggiore [18]. Il modello GARCH, come anche il modello ARCH, non tiene conto di una questione molto importante in contesti di volatility modelling ed è il cosiddetto leverage effect. Tendenzialmente vi è un'asimmetria nell'impatto delle notizie sui mercati e ciò conduce ad una maggiore volatilità in fase di bear market rispetto ad un bull market [15].

2.9.2 Il modello Threshold GARCH (T-GARCH)

Introduciamo il modello Threshold GARCH (T-GARCH)¹⁰ in maniera tale da tenere in considerazione il leverage effect. Questo modello trova le sue prime applicazioni circa dieci anni dopo la pubblicazione di Bollerslev sui modelli GARCH. Assieme ai modelli T-GARCH, vi sono anche altri modelli asimmetrici proposti dalla letteratura. Tratteremo il T-GARCH per dimostrare la sua migliore performance rispetto al GARCH (1,1) e poichè risulta essere uno dei migliori in questione di forecasting e di adattamento ai dati [20]. Il T-GARCH è così specificato:

$$\sigma_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q (\alpha_i^+ \epsilon_{t-i}^+ - \alpha_i^- \epsilon_{t-i}^-) + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}$$

$$\epsilon_t = \sigma_t Z_t$$

⁹La funzione di verosimiglianza è la densità di probabilità congiunta dell'intero campione T, definita come funzione dei coefficienti ignoti. Siano θ il vettore di parametri ignoti e r_t^2 i rendimenti logaritmici al quadrato, sulla base di shock indipendenti $z_{t+1} \sim \text{IID } \mathcal{N}(0, 1)$, la funzione di verosimiglianza è definita come il prodotto di T densità di probabilità:

$$\mathcal{L}(R_1, R_2, \dots, R_T; \theta) = \log \left(\prod_{t=1}^T l_t \right) = \sum_{t=1}^T \log l_t = -\frac{T}{2} \log 2\pi - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \log \sigma_t^2(\theta) - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \frac{r_t^2}{\sigma_t^2(\theta)},$$

Nella stima dei parametri tramite la funzione di verosimiglianza si cercano i coefficienti del modello che massimizzano tale funzione al fine di massimizzare la probabilità che i dati osservati del campione siano stati generati dal processo stocastico assunto. La funzione di verosimiglianza viene solitamente calcolata con i logaritmi naturali per semplicità di differenziazione al fine di trovare il massimo della funzione e poichè il logaritmo naturale è una funzione monotona crescente, assicura che il massimo della funzione logaritmica sia nello stesso punto della funzione di probabilità originaria [18]. Bollerslev e Wooldridge hanno affermato che l'assunzione di normalità per gli errori potrebbe essere un po' troppo forte e di conseguenza suggeriscono di usare la Quasi Maximum Likelihood Estimation (QMLE) [19].

¹⁰Per chiarezza, il T-GARCH di Zakoian (1994) è anche chiamato GJR-GARCH perchè Glosten et al. proposero essenzialmente lo stesso modello incentrato sulla varianza condizionata e non sulla deviazione standard condizionata [6] [20].

dove Z_t è i.i.d. e Z_t è indipendente da ε_{t-1} per ogni t . Inoltre, $(\alpha_i^+)_{i=1,q}$, $(\alpha_i^-)_{i=1,q}$ e $(\beta_j)_{j=1,p}$ sono sequenze scalari reali. I coefficienti devono rispettare alcuni vincoli di positività, al fine di garantire la stabilità e la validità del modello in questione:

$$\alpha_0 > 0, \quad \alpha_i^+ \geq 0, \quad \alpha_i^- \geq 0, \quad \beta_i \geq 0 \quad \forall i$$

La caratteristica centrale del modello T-GARCH è quella di prevedere differenti reazioni della volatilità al tempo t in base al segno degli shock passati, enfatizzando la volatilità relativa ad uno shock negativo [21].

2.9.3 Criteri di informazione

I criteri di informazione servono per poter determinare l'ordine di un'autoregressione ed è necessario trovare un bilanciamento tra l'aggiungere più ritardi e il costo marginale di un maggior errore nella stima. Il modello migliore è quello che minimizza il criterio d'informazione prescelto [9]. Il primo criterio di informazione è quello del BIC (Bayes Information Criterion):

$$BIC = \ln(n)K - 2\ln(L)$$

dove L è il valore massimo della funzione di verosimiglianza, n il numero di osservazioni incluse nel modello e K è il numero di parametri stimati. L'AIC (Akaike Information Criterion) è un ulteriore criterio così definito:

$$AIC = 2K - 2\ln(L)$$

in cui il k indica il numero totale di coefficienti stimati e L indica il massimo della funzione log-likelihood [22]. L'AIC e il BIC possono condurre a scelte contrastanti, ma se si teme che il BIC implichi un modello non adatto con pochi ritardi allora ci si può rivolgere all'AIC [9]. Ai fini della trattazione possiamo usare anche il criterio Hannan-Quinn (HQ) che non dipende dalla funzione di verosimiglianza e si calcola nel seguente modo:

$$HQ = n \ln \frac{RSS}{n} + 2K \ln(\ln(n)) \quad (2)$$

dove n è il numero di osservazioni, k il numero di coefficienti stimati e RSS è la somma dei residui al quadrato. BIC e HQ performano meglio nella scelta dell'ordine del modello rispetto all'AIC [22]. Studi empirici come Naik et al. (2020) hanno dimostrato che il criterio HQ risulta avere la più alta probabilità rispetto agli altri due di selezionare il modello corretto [22].

2.9.4 Misura di bontà di adattamento del modello: Mean Squared Error (MSE)

Il MeanSquaredError (MSE) serve per valutare la capacità previsionale del modello comparando i valori osservati della volatilità condizionata con i valori ottenuti dal modello. Il MSE è dato da:

$$MSE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (\sigma_t^2 - \hat{\sigma}_t^2)^2$$

dove T è la dimensione del campione σ_t è il valore reale della volatilità e $\hat{\sigma}_t$ è il valore della volatilità predetto dal modello [23]. Dato che la volatilità è un qualcosa che non si può

osservare direttamente come visto nella sottosezione 2.7 usiamo come proxy i rendimenti della serie temporale al quadrato.

$$\text{MSE} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (r_t^2 - \hat{\sigma}_t^2)^2$$

Questa sarà la metodologia usata nell'analisi empirica della sezione 4.

3 The Global Financial Crisis e l’impatto sui mercati

3.1 La crisi finanziaria del 2008

La Grande Recessione è stata il peggior collasso finanziario a partire dalla Grande Depressione di fine anni Venti del secolo scorso. La Grande Depressione iniziata nel 1929 e conclusasi nel 1941 presenta dei collegamenti con la crisi finanziaria del 2008. L’inizio della Grande Depressione si verificò con il tracollo azionario nel 24 ottobre del 1929 (cosiddetto Giovedì nero) fino a culminare nel 1933 con il collasso dell’intero sistema bancario commerciale. Tra le cause della crisi del ’29 vi è un incremento eccessivo della produttività a fronte di un potere d’acquisto dei consumatori rimasto invariato, politica monetaria inconsistente da parte della Federal Reserve System (FED), espansione del credito ed eccesso di prestiti a carattere speculativo. La FED non riuscì a svolgere il suo ruolo di prestatore di ultima istanza e ciò lo possiamo ricondurre al fallace metodo decentralizzato con cui la banca centrale statunitense prendeva le decisioni. Il consiglio di amministrazione non aveva l’autorità di assumere decisioni in maniera autonoma e ciò ha condotto l’intero sistema ad un’estrema inefficienza e ad un continuo ritardo nel rispondere agli shock che si sono succeduti [24][25]. Questa grave depressione portò il Congresso alla creazione della Federal National Mortgage Association (conosciuta come Fannie Mae) al fine di fornire ai cittadini una fonte più affidabile di finanziamento durante la fase di acquisto della loro casa e stimolare il mercato immobiliare, rendendo i mutui accessibili anche a coloro che avevano un reddito basso. Il funzionamento di questa istituzione verrà vista con maggior dettaglio nella sezione 3.1.1. Qualche decennio dopo agli inizi degli anni ’70, fu creata la Federal Home Loan Mortgage Corporation (conosciuta come Freddie Mac) rivolta alle banche al fine di diminuirne il rischio d’interesse correlato alla contrattazione dei mutui sul mercato secondario e di cercare maggiori rendimenti per gli investitori¹¹ [26]. La ripresa dalla grave recessione avvenne nel 1933 con l’elezione del Presidente Roosevelt e il programma di riforme economiche passato alla storia come New Deal [25]. Allo stesso modo, per la Crisi del 2008 si possono individuare delle analogie ed analizzare le cause della Grande Recessione è complicato, in quanto vi sono diverse scuole di pensiero a riguardo. Si può affermare che le cause della crisi sono da imputare ad una scarsa regolamentazione finanziaria, eccessi di finanziamenti rischiosi, mancanza di trasparenza nel settore finanziario, risposte inconsistenti da parte del governo americano e della FED, collasso del sistema di cartolarizzazione, titoli derivati¹² contrattati Over The Counter(OTC)¹³ e in ultimo scarsa attenzione da parte delle agenzie di rating [4]. Molti finanziamenti estre-

¹¹Queste due istituzioni ricopriranno un ruolo fondamentale durante la Crisi del 2008.

¹²I derivati sono titoli la cui esistenza deriva da un’altra attività finanziaria o reale detta sottostante. Tali titoli possono essere contrattati su mercati regolamentati o su mercati OTC. I derivati scambiati su OTC generalmente sono finalizzati a tre possibili obiettivi: hedging (copertura), arbitraggio e speculazione. I titoli di nostro interesse per analizzare la crisi finanziaria sono particolari tipi di derivati finalizzati alla copertura contrattati su mercati non regolamentati. Fonte: <https://www.borsaitaliana.it/borsa/glossario/strumenti-finanziari-derivati.html>

¹³Un mercato mobiliare non regolamentato (Over The Counter, OTC) è un luogo fisico o virtuale dove gli operatori emettono e scambiano valori mobiliari. Gli operatori non devono seguire la disciplina dell’Autorità di Vigilanza in merito ai Mercati Regolamentati e non devono essere iscritti in alcun albo. I titoli contrattati generalmente sono meno liquidi con volumi minori. Nel contesto italiano i mercati OTC sono configurati come Sistemi di Scambi Organizzati (SSO) ai quali la CONSOB può richiedere documentazioni aggiuntive. Fonte: <https://www.borsaitaliana.it/borsa/glossario/mercato-over-the-counter.html>

mamente rischiosi erano stati concessi a persone dal reddito molto basso le quali avevano sottoscritto mutui a tasso variabile durante periodi di espansione monetaria da parte della FED. Tali mutui esponevano il creditore a rischi maggiori rispetto ai debiti primari (prime) che venivano elargiti a persone con una storia creditizia affidabile e davano la possibilità a persone non abbienti di accedere al mercato dei finanziamenti, da cui l'origine del termine subprime [27]. Il meccanismo crollò non appena la banca centrale iniziò ad aumentare i tassi e di conseguenza le rate che i cittadini dovevano corrispondere iniziarono ad aumentare. I mutuatari con un basso reddito cominciarono a diventare insolventi ed il risultato di questi pericolosi disallineamenti fu lo scoppio di una bolla immobiliare per cui molti fondi pensione, istituzioni e banche di investimento si trovarono in portafoglio pacchetti di titoli con un'apparente rating di merito creditizio molto alto il cui reale valore era pressochè zero. Come si può intuire, la perdita improvvisa di valore di tali titoli portò al distress di innumerevoli istituzioni, in alcuni casi conducendo al fallimento e in altri richiedendo l'intervento di altre banche per cercare di salvarle in extremis [28]. In questa trattazione, vi sarà prima un inquadramento dei contenuti teorici alla base di tale crisi e successivamente si estenderà l'analisi alle ricadute economiche e finanziarie prima sull'economia statunitense e, in un secondo momento, sull'economia europea ed in particolare italiana.

3.1.1 L'anteprima della crisi: lo shadow baking, la securitization, i mutui subprime e i Credi default Swap (CDS)

Come affermato da Ben Bernanke, chairman della Federeal Reserve, le perdite in merito ai subprime non erano state così ingenti da causare una crisi di tale magnitudo, ma il contributo negativo apportato dall'inadeguata capacità di reazione delle istituzioni fu cruciale per aumentare la portata della recessione. Il rischio legato ai finanziamenti risale alla nascita del cosiddetto Sistema bancario ombra, in inglese Shadow banking, definito come quell'insieme di intermediari finanziari, mercati ed istituzioni che operano al di fuori del perimetro di legislazione delle autorità e delle loro norme. Queste attività che gli operatori decidevano di esternalizzare erano solitamente caratterizzate da alto rischio, alti interessi ed un estrema leva finanziaria [2]. Lo shadow banking inizia ad incrementare i suoi volumi mediante le commercial paper¹⁴ e i repurchase agreement¹⁵ che riuscivano a garantire costi di finanziamento minori rispetto alle banche commerciali, pertanto il mercato bancario parallelo risultava essere molto appetibile.

¹⁴Le commercial paper sono uno strumento di finanziamento a breve termine utilizzato da varie imprese nel momento in cui hanno fabbisogni particolari di capitale circolante. Fonte: <https://www.borsaitaliana.it/borsa/glossario/commercial-paper.html>

¹⁵Un repurchase agreement (repo) o in italiano operazione pronti contro termine è un accordo contrattuale tra due parti, nel quale una parte vende una security ad un'altra in cambio di liquidità con la promessa di riacquistarla ad un prezzo maggiore. È possibile porre in essere anche contratti repo che scadono il giorno successivo allo scambio della security e sono definiti overnight repo. Fonte: <https://www.blackrock.com/cash/en-us/insight-and-education/understanding-repurchase-agreements>

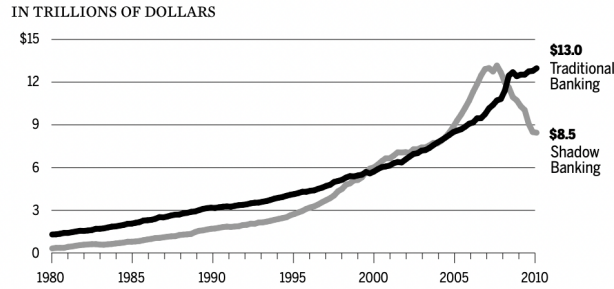


Figura 7: Dal grafico è possibile apprezzare il crescente ricorso al mercato finanziario parallelo, arrivato a superare quello tradizionale durante gli anni '90. Fonte: [4].

L'unica garanzia che tali investimenti avevano era la sola reputazione delle emittenti, quali ad esempio Merrill Lynch, Bear Stearns e Lehman Brothers¹⁶. In relazione al crescente mercato parallelo delle banche di Wall Street, il mercato bancario commerciale sperava in una deregolamentazione al fine di poter competere con loro. La FED accontentò il settore delle banche tradizionali con una maggiore deregolamentazione finanziaria, fortificando la gestione del rischio con le agenzie di rating e fornendo maggiori garanzie agli investitori. La stessa Securities and Exchange Commission (SEC) tutelava gli investitori imponendo leggi stringenti ai broker, ma non aveva come obiettivo di verificare la solidità delle società finanziarie. Tale deregolamentazione comportò investimenti altamente rischiosi in paesi emergenti da parte delle banche commerciali e conducendo nel 1984 al fallimento varie banche tra cui la settima banca nazionale, la Continental Illinois. Fu proprio in questo periodo che fu coniata la famosa frase "Too big to fail", cioè tutte quelle istituzioni finanziarie che, coprendo un ruolo fondamentale nel mercato, vedrebbero il loro fallimento generare danni ingenti per l'intera economia e bisognerebbe fare di tutto per evitarlo [4]. Le basi della crisi cominciano a costruirsi a partire dalla cartolarizzazione bancaria (in inglese securitization) in cui le poste nell'attivo dello stato patrimoniale, attività finanziarie illiquide e indivisibili (es. crediti di una banca) che generano flussi di cassa, vengono trasformate in attività divisibili e vendibili. Queste ultime sono titoli obbligazionari denominati Asset Backed Securities (ABS) il cui flusso di cassa viene garantito proprio dall'asset sottostante e quindi dalla solvibilità dell'obbligazionario originale. La banca cede le proprie attività a delle società SPV (Special Purpose Vehicle) le quali emettono delle obbligazioni che collocano presso gli investitori e pertanto il rischio di credito si trasferisce integralmente sul sottoscrittore finale. Il sottostante che la banca decide di cartolarizzare determina la tipologia del titolo ABS, per cui abbiamo le mortgage backed securities (MBS) il cui sottostante sono mutui, le collateralized debt obligation (CDO) che hanno come sottostante obbligazioni private e pubbliche e in ultimo le ABCP (Asset Backed Commercial Paper) il cui sottostante sono le commercial paper prima discusse [29]. Nel 1970 la legge americana ha consentito alle tre imprese sponsorizzate dal governo (in inglese Government Sponsored Enterprises, GSEs) in materia di mutui¹⁷ di poter svolgere

¹⁶La reputazione non è sicuramente un attestato di merito creditizio, durante la crisi Lehman Brothers fallì, mentre Bear Stearns e Merrill Lynch sull'orlo del precipizio furono acquisite rispettivamente da J.P. Morgan Chase e Bank of America.

¹⁷Alla Federal National Mortgage Association e alla Federal Home Loan Mortgage Corporation si aggiunse la Government National Mortgage Association (informalmente Ginnie Mae) per rilevare il portafoglio prestiti dell'associazione nata dal New Deal [4].

l'attività di cartolarizzazione dei mutui in portafoglio e di comprare mutui a tasso fisso senza garanzie. Durante gli anni '90 ci furono politiche improntate all'agevolare l'acquisto della prima casa, sostenute prima dal Presidente Clinton e poi dal Presidente Bush. A questo punto le tre GSEs ricoprivano un ruolo fondamentale nel mercato immobiliare statunitense. In questo contesto, tutti i mutui che non potevano essere trattati dalle GSEs venivano affidati alle banche di investimento (tra cui Lehman Brothers) che si occupavano di cartolarizzarli e creare dei pacchetti da vendere agli investitori, ben più rischiosi rispetto a quelli sponsorizzati dalle aziende governative. I pacchetti che le banche di investimento proponevano agli investitori erano un insieme di vari tipi di debito, oltre ai mutui vi erano debiti associati a carte di credito o a prestiti per acquistare una macchina. Il beneficio di avere alla base non uno, ma più tipi di debiti avrebbe consentito agli investitori di non essere esposti al rischio d'insolvenza di un solo debitore. Inoltre, poiché questi pacchetti comprendevano parte di debiti consentivano di essere venduti in tranches e di personalizzare gli acquisti da parte degli investitori. Il ruolo delle agenzie di credito era diventato cruciale per determinare la qualità di questi pacchetti che le banche d'investimento propinavano agli investitori e le più importanti erano (e sono tutt'oggi) Standard&Poor's, Moody's e Fitch. I primi anni duemila le attività sottostanti agli investimenti cartolarizzati negli Stati Uniti erano pari a circa 900 miliardi di dollari, di cui la maggior parte subprime.

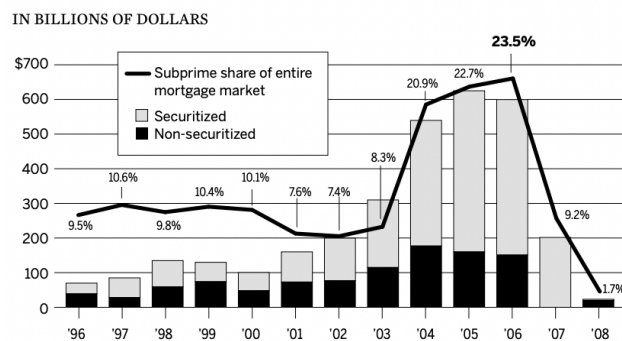


Figura 8: Nel grafico si nota la crescente popolarità della cartolarizzazione, oltre ad una crescente porzione di mutui subprime concessi a persone con scarsa storia creditizia. Fonte: [4]

In quegli anni il mercato americano era stato testimone di una crescente popolarità dei titoli derivati, tra cui i Credit Default Swap (CDS) che saranno la benzina della crisi del 2008 [4]. I CDS sono contratti nei quali possiamo individuare una parte (protection buyer) che cerca di proteggersi da un eventuale rischio di default (credit event) del suo debitore e si impegna a pagare una somma fissa periodica a favore della controparte (protection seller) che si assume l'intero rischio di credito dell'attività sottostante. Il beneficio del protection seller risiede proprio nel fatto di guadagnare fornendo protezione poiché non crede che il debitore possa arrivare ad un credit event. È bene specificare che l'attività sottostante è il solo merito creditizio, per cui le parti possono anche non avere alcun rapporto con il debitore per cui si può verificare il credit event [30]. La principale differenza tra una banale assicurazione e un CDS è che il secondo viene contrattato su mercati OTC non regolamentati e consentivano la speculazione sulla solvibilità di terzi (naked CDS), invece per poter stipulare un'assicurazione

e pagare il rispettivo premio bisogna essere titolare di ciò che si sta assicurando. Nel 2008, circa il 97% del mercato derivati OTC era in mano a J.P. Morgan Chase, HSBC, Citigroup, Bank of America e Wachovia [4].

3.1.2 La bolla creditizia, la bolla immobiliare e la crisi dei finanziamenti

La crisi finanziaria comincia con la bolla creditizia negli Stati Uniti e in Europa, portando il costo del finanziamento per investimenti rischiosi pari al costo per asset privi di rischio come i Treasury bills. Uno degli asset rischiosi erano proprio i mutui ad alto rendimento. La bolla immobiliare fu uno degli effetti della bolla creditizia, ma non l'unico. Le ragioni della bolla creditizia possono dividersi in tre macro aree: l'afflusso di capitali asiatici, il deprezzamento del rischio e la politica monetaria. L'afflusso di capitali dalla Cina ed altre regioni asiatiche era dovuto agli eccessivi risparmi da collocare sui mercati giustificati dagli eccessivi guadagni imputabili all'incremento del prezzo del petrolio. Questi capitali che affluivano nell'economia statunitense ed europea rendevano a loro volta il costo del finanziamento molto più economico. Il Presidente della FED Bernanke sottolineò come tale surplus di capitali evidenziava una relazione statisticamente significativa con l'incremento dei prezzi nel mercato immobiliare. Il deprezzamento del rischio attiene alle preferenze degli investitori che, in maniera logica o illogica, decidevano di pagare di più per asset rischiosi forse guidati dalla falsa convinzione di un mondo in cui la possibilità di risultati negativi fosse diminuita. Una seconda spiegazione è che gli investitori preferivano pagare di più per asset rischiosi a causa di un'euforia generale di mercato, credendo in un continuo aumento dei prezzi e in una perpetua possibilità speculativa. In ultimo, durante i primi anni 2000, molte persone avevano acceso mutui a tasso variabile¹⁸ estremamente convenienti grazie ad una politica di espansione monetaria molto aggressiva da parte della FED, dovuta alla recente recessione di inizio secolo. La FED è stata più volte criticata poichè colpevole di aver mantenuto i tassi troppo bassi per un periodo prolungato dopo lo scoppio della bolla dot-com e il tremendo attacco terroristico dell'11 settembre 2001, conducendo l'economia statunitense in recessione.

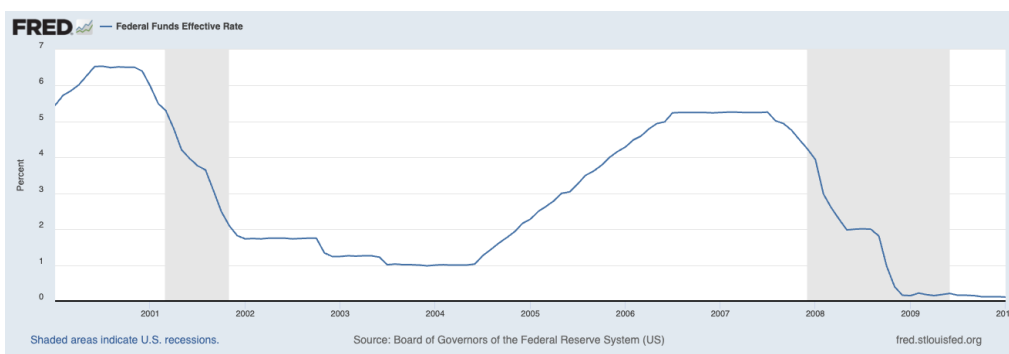


Figura 9: Nel grafico si può apprezzare l'andamento mensile del Effective Federal Funds Rate (EFFR), tasso overnight di finanziamento delle banche. Si evince il taglio dei tassi derivato dalla recessione statunitense dei primi anni del ventunesimo secolo, l'aumento dei tassi a partire dal 2004 fino al 2006 raggiungendo un picco di 5,26% e in ultimo il taglio dei tassi dopo lo scoppio della grande recessione. Fonte: St.Louis - FED

¹⁸A partire dal 1982 con il Garn-St. Germain Depository Institutions Act [4].

La crescente deregolamentazione del settore finanziario, le politiche governative volte a stimolare l'acquisto della prima casa, i mutui ipotecari (momentaneamente) convenienti concessi a persone con credit-score inesistente condussero allo scoppio della bolla immobiliare (conosciuta come housing-bubble). Le politiche governative volte a stimolare la domanda di case aveva portato i prezzi ad una repentina ascesa, considerando anche un contesto di continua euforia e speculazione basato sull'estrema confidenza di un perpetuo aumento dei prezzi delle case. Il meccanismo si arrestò non appena i tassi di riferimento dei mutui ipotecari iniziarono ad aumentare, conducendo molte persone a dover corrispondere rate il cui valore era duplicato (se non triplicato) rispetto al valore originario di sottoscrizione. A questo punto per le persone che non potevano permettersi di ripagare tali rate gli scenari possibili erano due, il primo prevedeva la facoltà di contrattare un altro mutuo a condizioni migliori a patto di una solida credibilità creditizia del mutuatario, ma dato che la maggior parte delle persone erano altamente insolventi ricorsero allo scenario due che prevedeva il pignoramento della casa. Il numero di persone insolventi crebbe esponenzialmente conducendo ad una caduta rovinosa dei prezzi delle case, per cui la vendita della casa non riusciva a ripagare interamente il mutuo e le persone diventarono titolari di mutui che eccedevano il valore reale della casa. La conseguenza fu un incremento di persone senza casa, titolari di un debito impossibili da ripagare e costrette al default. In tutto ciò, innumerevoli investitori avevano sottoscritto le CDO aventi come sottostante debiti di varia natura, tra cui i subprime [4]. Le CDO di cui alla sezione 3.1.1 erano diventate il sottostante delle cosiddette CDO squared (dette anche CDO sintetiche), la cui emissione era supportata dall'emissione di CDO. Tali CDO sintetiche venivano fatte sottoscrivere agli investitori sui mercati finanziari e consentivano alle banche detentrici di CDO di trasferire il rischio di credito su tali investitori. Allo stesso modo vennero creati anche dei titoli CDO cubed che avevano come sottostante le CDO squared [29]. Il fine della CDO era quello di creare l'investitore, nel senso di trovare collocamenti per quelle tranches di MBS difficili da vendere a causa di un rating scarso. All'emissione della CDO, le prime tranches (dette tranches senior) ottenevano come rating una tripla A, difficile da comprendere come titoli aventi alla base obbligazioni da low investment grade riuscissero ad ottenere un rating eccellente. Una possibile spiegazione è che le società di rating come Moody's si stavano affidando a modelli datati per valutare quelle obbligazioni così complesse, svolgendo una scarsa due diligence sui sottostanti di tali titoli e affidandosi erroneamente al beneficio della diversificazione del rischio relativo ai vari sottostanti. Assieme alle CDO venivano venduti CDS per facilitarne la collocazione, proteggendo i sottoscrittori da potenziali insolvenze dei debitori sottostanti. Al tempo stesso, i CDS aumentavano l'esposizione dei loro venditori alla crisi immobiliare che da lì a poco si sarebbe scatenata, incrementando la gravità di quest'ultima. Wall Street riuscì a collocare più di 700 miliardi di dollari in CDO, che includevano MBS come collateral. Non appena scoppiò la bolla immobiliare, la diversificazione su cui le società di rating avevano fatto tanto affidamento si rivelò pressochè inesistente ed anzi si constatò un'alta correlazione nei default. La maggior parte delle insolvenze dei mutuatari avvenne contemporaneamente e la macchina delle CDO condusse a miliardi di perdite. La SEC perse il controllo sulle cinque più grandi banche di investimento, permettendo loro di avere una scarsa liquidità in relazione all'alta rischiosità degli investimenti sottoscritti e proposti agli investitori. Nonostante il mercato immobiliare nel 2006 iniziò a dare segni di recessione, tali banche continuarono a collocare CDO sul mercato. Un primo sintomo della crisi è stato lanciato proprio da Moody's che declassò il rating e quindi il relativo notch di

399 MBS, aventi come sottostante i subprime. Quest'evento portò ad una reazione a catena portando tra il 2007 e il 2008 un continuo downgrade di MBS e CDO, portando il loro prezzo nel baratro. Allo stesso modo, anche le GSEs ebbero un ruolo importante, non come leader ma come follower delle banche di Wall Street, nell'abbassare gli standard di finanziamento incrementando il numero di mutui rischiosi accessi [4].

3.1.3 Il collasso del sistema finanziario statunitense

Molte società statunitensi erano sovraesposte al rischio delle CDO e più in generale a tutte le MBS, aventi come sottostante i subprime. Nel 2007 il fondo speculativo di Bear Stearns era esposto per più del 60% alle CDO. Allo stesso modo AIG Financial Products (American International Group) aveva sottoscritto più di 70 miliardi di dollari in credit default swap per le senior tranches delle CDO e subì un crollo in borsa di circa 80%. Entrambe furono sovraesposte alla perdita di valore dei collateral sottostanti a causa della bolla immobiliare. Al tempo stesso, furono coinvolti anche altri istituti finanziari che non erano così tanto esposti ai subprime, ma che operavano nello shadow banking. La crisi si espanse e le società finanziarie abbandonarono le commercial paper e i repo, conducendo al distress innumerevoli imprese che ricorrevano a tali due strumenti come principali fonti di finanziamento. Allo stesso modo, il 24 ottobre del 2007 Merrill Lynch dichiarò perdite di circa 7 miliardi di dollari tra CDO e mutui subprime, analogamente per Citigroup. Nel 2008 Bear Stearns aveva raggiunto livelli di liquidità tali da non permetterle più di operare e il 16 marzo JP Morgan Chase ne annunciò l'acquisto per 2 dollari ad azione sotto pressioni da parte del governo, successivamente divenuti 10. Inoltre, agli inizi del 2008 le GSEs furono usate dal governo statunitense per supportare il collasso del mercato dei mutui, nonostante versassero già in condizioni tutt'altro che sicure. Maggiore era l'esposizione al mercato subprime da parte delle GSEs maggiore erano le perdite che registravano, finanziate con i soldi dei contribuenti americani. Le perdite delle GSEs non alimentarono le perdite delle società finanziarie di Wall Street, anzi cercarono di ridurre la loro portata. Nel settembre del 2008 la crisi toccò l'apice con la bancarotta di Lehman Brothers, a causa della sua enorme esposizione ai derivati OTC che aggravarono l'entità della crisi a causa delle relazioni intrecciate con altre società finanziarie. Il governo decise di non salvare Lehman Brothers per una serie di motivi, tra cui la mancanza di società disposte ad acquisirla dopo il fallito tentativo da parte di Barclays e il timore delle reazioni politiche. L'assunzione più grave fu quella di assumere che il fallimento avrebbe avuto un impatto gestibile perchè gli operatori del mercato già sapevano che sarebbe potuto accadere. Nello stesso periodo Merrill Lynch fu acquisita da Bank of America, ma il supporto inconsistente da parte del governo verso Lehman condusse i mercati ad un vero e proprio panico. Sorte opposta spettò ad AIG, la quale basava il suo business sui mercati non regolamentati OTC e sull'orlo del lastrico dovuto alla massiccia vendita di credit default swap fu salvata dal governo con un prestito di 85 miliardi di dollari per far fronte alle obbligazioni a breve termine ed evitare uno spillover effect dato dal suo fallimento. Il governo dovette intervenire per evitare un ulteriore shock dopo la recente bancarotta di Lehman e anche perchè il precedente accordo con J.P. Morgan e Goldman Sachs per salvare AIG venne meno poichè le due banche di Wall Street dovettero salvaguardare i propri bilanci a seguito del tracollo Lehman. A causa dell'effetto panico, i correntisti arrivarono tutti a fare una corsa agli sportelli, drenando la liquidità del sistema finanziario. Come conseguenza il tasso

interbancario di finanziamento crebbe esponenzialmente, raggiungendo picchi mai visti prima. Il chairman della Fed Ben Bernanke sostenne che la crisi del 2008 era in corsa per diventare la peggior crisi finanziaria a livello globale. Le due restanti società, Morgan Stanley e Goldman Sachs sarebbero state sulla stessa via di Lehman se non fosse intervenuta la FED. Morgan Stanley e Goldman Sachs accettarono di diventare holding bancarie, esponendosi ad una regolamentazione più stringente da parte della FED per poter accedere alla finestra di sconto che permetteva di ottenere iniezioni di liquidità dalla FED stessa per 90 giorni. Il governo americano dovette seriamente impegnarsi per salvaguardare tutte le istituzioni finanziarie ed evitare una potenziale bancarotta a catena causata anche dai derivati OTC, i quali avevano contribuito ad intessere complicate relazioni di dipendenza tra varie istituzioni anche non statunitensi [4].

3.2 Le conseguenze economiche

Le conseguenze economiche della recessione furono di estrema gravità, ma al tempo stesso di fondamentale importanza per economisti e policymaker. Nonostante non siano ancora chiare le cause e non ci sia completa coesione sui meccanismi di correlazione che hanno determinato una crisi di tale portata, è importante studiare e cercare di carpire quante più possibili lezioni per il futuro. La crisi finanziaria scaturita dagli Stati Uniti travolse molti altri mercati, tra cui l'Italia, e non sempre furono capaci di una veloce ripresa.

3.2.1 L'impatto sull'economia statunitense

La recessione iniziò ufficialmente nel dicembre del 2007 e durante la crisi il patrimonio complessivo di tutte le famiglie statunitensi diminuì di ben diciassette trilioni di dollari, di cui 5,7 trilioni a causa del crollo del valore di mercato delle loro case. Nell'ottobre del 2009 il tasso di disoccupazione raggiunse il picco di 10,1%. L'underemployment rate definito come la somma tra il numero di lavoratori disoccupati in cerca attiva di lavoro, gli scoraggiati dal cercare un lavoro e coloro desiderosi di un lavoro a tempo pieno raggiunse un picco di 17,4% nell'ottobre del 2009. Senza lavoro le persone non potevano più permettersi di pagare le rate dei mutui e al tempo stesso le case su cui gravava il mutuo erano senza mercato, o quanto meno avevano raggiunto un valore irrisorio rispetto a quello pre-crisi. L'economia americana perse circa 3,6 milioni di posti di lavoro, il dato peggiore da quando si iniziò a tenerne traccia dal 1940. Il PIL reale, definito come il valore della produzione interna aggiustata all'inflazione diminuì del 4% nel terzo trimestre del 2008 e del 6,4% nel quarto trimestre dello stesso anno. Nel 2009 la media del PIL era inferiore di ben 2,6 punti percentuali rispetto all'anno precedente, la variazione negativa in valore assoluto maggiore dal 1946 [4].

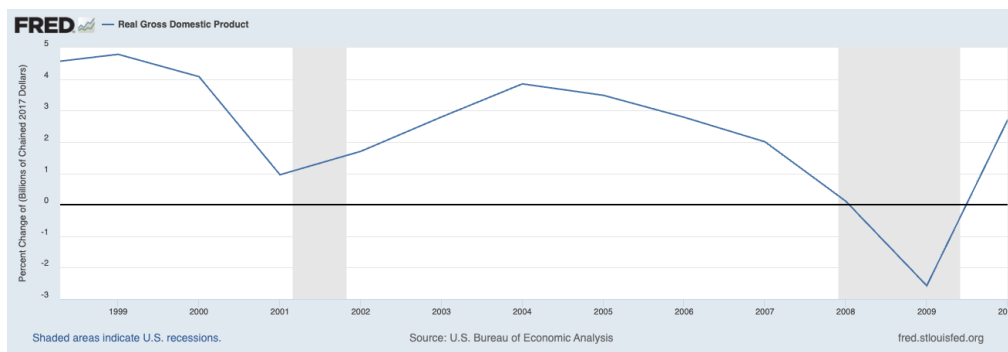


Figura 10: Variazione percentuale PIL reale USA, frequenza annuale. Si può apprezzare una sostanziale flessione del PIL nei primi anni 2000 a causa della bolla dot-com e del 9/11. Poi una decisa ripresa e infine la crisi del 2008. Fonte: St.Louis - FED

Nel giugno del 2009 gli Stati Uniti tecnicamente uscirono dalla recessione durata diciotto lunghi mesi, ma il mercato del lavoro riuscì a dare primi segnali di ripresa solo a partire da metà 2010 [4].



Figura 11: Tasso di disoccupazione USA, frequenza trimestrale. Dopo il picco di fine 2009, il mercato ha iniziato una lenta ripresa. Fonte: St.Louis - FED

Il mercato immobiliare fu uno dei più impattati, allo scoppio della bolla circa 4 milioni di famiglie persero la propria casa per pignoramento e altrettante erano in forte ritardo nel pagamento dei propri mutui. Alla fine del periodo di crisi le stime dei pignoramenti totali si aggirano tra gli 8 milioni e i 13 milioni. Il fenomeno principale che portò molte persone al pignoramento della casa fu l'equity negativo. I mutuatari erano titolari di un mutuo da un valore ben superiore al valore della casa stessa, per cui il loro patrimonio era sotto zero e il tasso di disoccupazione crescente non faceva altro che aumentarne le probabilità di default [4]. Il grafico 13 mostra l'andamento mensile del tasso di insolvenza relativa ai mutui divisi per tipo, come ci aspettavamo il più alto tasso d'insolvenza è stato registrato per i subprime a rata variabile.

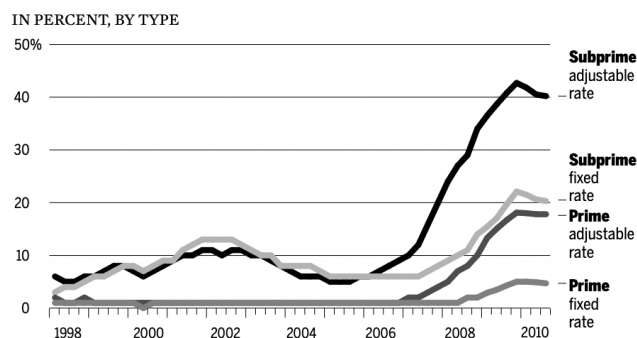


Figura 12: Il grafico mostra il tasso d'insolvenza tra il 1998 e il 2010, diviso per tipo di mutuo. Il tasso d'insolvenza maggiore è stato registrato per i subprime a tasso variabile, seguiti dai subprime a tasso fisso, i prime a tasso variabile e infine i prime a tasso fisso. Fonte: [4]

Inoltre, la bolla immobiliare non colpì in maniera omogenea tutti gli stati, ma fu più aggressiva per quegli stati che presentavano già problemi strutturali di budget. La risposta a livello federale incluse alcune politiche economiche e fiscali molto aggressive. Una delle iniziative fiscali prevedeva 170 miliardi di dollari come sconto della tassazione per aziende e famiglie e all'inizio del 2009 fu varato l'American Recovery and Reinvestment Act al fine di stimolare l'economia e costò al governo 787 miliardi di dollari. Oltre a queste somme, la FED pose in atto il quantitative easing¹⁹ comprando asset finanziari come MBS e Treasury Bond per circa 1,7 trilioni di dollari. A questi si aggiunsero nel marzo 2010 ulteriori 600 miliardi al fine di mantenere bassi i tassi d'interesse a breve e lungo termine. Il deficit federale passò da 459 miliardi di dollari nel 2008 a 1,3 trilioni e poi 1,6 trilioni, rispettivamente nei due anni seguenti. La crisi portò al fallimento di 297 banche tra il 2009 e il 2010, la maggior parte di dimensioni medio-piccole. I profitti del settore finanziario passarono da 428 miliardi di dollari nel 2006 a 128 miliardi nel 2008. Nel 2009 e nel 2010 subirono un incremento grazie alle politiche monetarie espansive della FED e all'accesso ai finanziamenti governativi a basso costo [4]. Dopo i numerosi fallimenti, avvenuti o mancati per poco, uno dei risultati della FED fu istituire il Large Institution Supervision Coordinating Committee (LISCC) Program nel 2010 al fine di tutelare maggiormente gli istituti finanziari più grandi che potessero minacciare la stabilità dell'economia statunitense. Gli elementi principali del LISCC Program sono la stabilità degli Stati Uniti come delle singole società finanziarie, esecuzione di un programma di supervisione, testare la resilienza delle società poste a controllo con periodici stress test ed esplorare potenziali rischi futuri. Ad oggi all'interno di tale programma vi sono otto banche tra cui: Bank of America Corporation, The Bank of New York Mellon Corporation, Citigroup Inc., The Goldman Sachs Group, Inc., JP Morgan Chase & Co., Morgan Stanley, State Street Corporation, Wells Fargo & Company. Tale programma ha un sua governance e si compone del LISCC Operating Committee, cinque portfolio programs (Capital, Governance and Controls, Liquidity, Recovery and Resolution, and Monitoring and

¹⁹In italiano alleggerimento quantitativo, programma proposto per la prima volta proprio dal Presidente della Fed e premio Nobel Ben Bernanke per risollevare il sistema economico statunitense dalla grande recessione. Tale iniziativa fu poi ripresa nel 2015 dalla Banca Centrale Europea e il suo Presidente Mario Draghi come risposta alla crisi dei debiti sovrani. Il quantitative easing nacque come politica monetaria non convenzionale aggiuntiva al taglio dei tassi e consiste nell'acquisto di titoli finanziari, nel caso della crisi del 2008 vari bond tra cui quelli delle GSEs e le relative MBS ad un ritmo di 75 miliardi al mese [31].

Analysis), un Dedicated Supervisory Team (DST) per ogni singola società supervisionata e l'Office of the Operating Committee (OOC). Tale programma richiedeva una composizione strutturata a causa della complessità delle società che mirava a supervisionare [32].

3.2.2 L'effetto a cascata sull'Eurozona e l'Italia

Prima dell'avvento della crisi del 2008 si riteneva che l'economia europea avesse raggiunto livelli di solidità mai visti prima. Nel 2006 l'area Euro crebbe del 2,7%, tasso di crescita più alto dall'inizio del nuovo millennio. Al tempo stesso, il tasso di disoccupazione aveva raggiunto il minimo su 15 anni pari al 7,5%. Gli export dell'Unione Europea erano in crescita costante, nonostante i paesi importatori stavano iniziando ad essere testimoni dei primi segnali della crisi. Nel 2006, uno dei principali obiettivi dell'Unione Europea era proprio quello di rinforzare la stabilità dell'Eurozona e al tempo stesso accrescere la centralità dell'economia europea nel complesso scacchiere delle economie globali. La Commissione raccomandò agli stati membri di promuovere l'integrazione dei mercati finanziari per accelerare il processo di aggiustamento e al tempo stesso di migliorare la qualità dei budget nazionali. Tuttavia, nel report annuale del 2007 ci si rende conto di squilibri nelle economie internazionali e pertanto l'Unione Europea chiese ai propri stati membri di completare la consolidazione dei propri bilanci improrogabilmente entro la fine del 2010, poichè vi era un crescente timore verso la capacità degli stati stessi di mantenere la finanza pubblica in ordine. Nell'estate del 2007 la crisi finanziaria iniziò a manifestare i suoi sintomi anche nell'UE, anche se gli esperti la ritenevano così solida da esserne immune. Nella realtà dopo il fallimento di alcune banche importanti tra cui Bear Stearns, il panico si diffuse tra i vari mercati finanziari e si sottovalutarono i complessi meccanismi delle CDO e dei CDS che portavano alcune banche dell'Eurozona ad essere esposte alla crisi dei subprime. Presto la crisi portò al fallimento alcune banche e le svalutazioni registrate furono di circa 300 miliardi in Regno Unito e di 500-800 miliardi nell'Euro area. Nel 2009 il PIL decrementò di circa 4 punti percentuali e gli investimenti erano proiettati verso una diminuzione di circa 14% per i successivi due anni. Germania e Italia evidenziarono ognuna una diminuzione del PIL pari al 5%. L'economia europea fu testimone anche di un crollo all'1% nel tasso di crescita dell'occupazione e il tasso di disoccupazione aumentò al 2,2%. Il mercato del lavoro fu uno dei più impattati dalla crisi, l'Italia aveva un tasso di disoccupazione pari al 7,7% derivato da un aumento del 13%. Per l'Unione Europea questa era la crisi più grave dal 1930 e la Commissione mirava a dare una risposta unita in collaborazione con il Fondo Monetario Internazionale e la Banca Mondiale. I principali obiettivi della Commissione ambivano a rafforzare il sistema finanziario per evitare un crollo totale, sostenere la domanda e il commercio internazionale per arginare la deflazione. In aggiunta, venne varato l' European Economic Recovery Plan e vennero istituite due entità volte alla regolamentazione del settore finanziario: l'European Systemic Risk Board e l'European System of Financial Supervisors [33]. L'European Recovery Plan aveva come principali obiettivi di aumentare gli investimenti in infrastrutture e settori di vitale importanza come quello degli autoveicoli o delle energie rinnovabili, di stanziare fondi per sostenere il tasso di occupazione, di continuare ad implementare le riforme strutturali della Strategia di Lisbona²⁰. Al tempo stesso furono stanziati 200 miliardi di euro per evitare un

²⁰Il 23 e il 24 marzo del 2000 fu varata la Strategia di Lisbona (cosiddetta Lisbona I). Tale strategia mirava a creare le basi affinché l'Europa potesse diventare una delle economie più forti al mondo, operando lungo tre

possibile contagio tra le varie economie della zona europea e 15 miliardi di euro per finanziamenti vari. Queste misure si servivano della recente flessibilità inclusa nel Patto di Stabilità e Crescita (PSC)²¹. Una delle critiche mosse verso il piano di recupero fu innanzitutto la mancanza di prospettiva e quindi delle soluzioni meramente orientate al breve termine. Un allentamento della tassazione e ingenti fonti di finanziamento all'industria privata non rendevano quest'ultima più resiliente agli shock economici, ma meno autosufficiente e strettamente dipendente dalle politiche governative. In aggiunta, l'Unione Europea si rese conto di non avere un sistema efficace di supervisione del rischio del sistema finanziario, come sostenuto dal report di De Larosiere. Tale report affermava che l'attuale sistema riponeva troppa fiducia nella auto-regolamentazione e il settore finanziario aveva raggiunto livelli di crescita che il legislatore faceva fatica a seguire. Il report suggeriva caldamente una revisione del Basilea II e un impegno volto a comprendere i nuovi prodotti finanziari complessi che stavano trovando crescente apprezzamento tra gli investitori. Il Basilea II era un accordo raggiunto dal Comitato di Basilea per la Supervisione Bancaria, in sostituzione delle lacune del Basilea I [33]. A sua volta, nel 2010 fu approvato il Basilea III in sostituzione del Basilea II ed entrò in vigore nel 2013. Come riportato dalla Banca d'Italia, Basilea III mirava a sopperire due gravi mancanze del Basilea II quali la scarsa qualità e quantità dei requisiti di capitale richiesti alle banche in quanto non riuscivano ad essere un indicatore reale di potenziali rischi sistemici e l'inefficiente trattamento prudenziale di rischi creditizi e finanziari e la totale mancanza di requisiti di liquidità. Le novità apportate dal primo Basilea III furono sostanzialmente più capitale per le banche, buffer aggiuntivi, dei veri e propri cuscinetti di capitale per le banche, funzionali all'intero sistema finanziario, presenza di maggior capitale in grado di assorbire le perdite pur in mancanza di default, requisiti su rischi in particolare concernenti i derivati, nuovi vincoli di liquidità e limiti al leverage attuabile dalle banche. Inoltre, nacquero ulteriori parametri sottoposti a vigilanza quali il Liquidity Coverage Ratio (LCR) che misura la presenza di liquidità nel breve termine o il Net Stable Funding Ratio (NSFR) che monitora la raccolta di capitale tramite obbligazioni e depositi dei correntisti²²[3]. Una delle novità più importanti è stata senz'altro l'introduzione di buffer anticiclici, ovvero riserve di capitale aggiuntive comprese tra lo 0% e il 2,5% del Common Equity Tier 1 (o CET1). Il CET1 è il patrimonio di maggior qualità di una banca, composto da capitale versato, riserve, sovrapprezzo azioni e utili non distribuiti. Tali buffer hanno la funzionalità di accumulare

direttrici: occupazione, riforme economiche e coesione sociale. Gli obiettivi prefissati da raggiungere entro dieci anni erano un tasso di occupazione medio europeo pari al 70%, un tasso di occupazione femminile del 60%, un rapporto tra spesa per investimenti aggregati in R&D e PIL non inferiore al 3%. Fonte: MEF, Strategia di Lisbona

²¹Il Patto di Stabilità e Crescita fu approvato dal Consiglio Europeo nel 1997 al fine di irrigidire la disciplina in materia di bilancio degli stati membri, imponendo una soglia del 3% per il rapporto tra indebitamento netto e PIL e una soglia del 60% per il rapporto tra debito delle Pubbliche amministrazioni e PIL, fissate dal Protocollo sui disavanzi eccessivi annesso al Trattato di Maastricht. Il Patto è stato oggetto di una prima revisione nel 2005, la quale prevedeva la possibilità di percorsi differenziati di avvicinamento a tali rapporti per ciascuno degli stati membri. Tale assetto fu ulteriormente revisionato dopo la crisi finanziaria del 2008, portando alla creazione del Fondo di intervento (ESFM) in caso di criticità legate ai debiti sovrani. Fonte: https://www.camera.it/leg17/465?tema=il_patto_di_stabilit_e_crescita

²²Il Basilea III è stato aggiornato nel 2017 e tra le varie nuove disposizioni vi è una sulle cartolarizzazioni, in cui si agevolano le securitization semplici a discapito di quelle meno trasparenti. Il Basilea III al 30 marzo 2024 è ancora in evoluzione e subirà un aggiornamento che entrerà in vigore probabilmente nel 2025, introducendo anche i recenti requisiti ESG [3].

capitale di qualità nelle fasi di boom economico, al fine di limitare le perdite nelle future fasi di incertezza [34]. La crisi del 2008 oltre alla revisione dell'accordo di Basilea, ha fondato le sue radici per la crisi del debito sovrano del 2010-2011. In seguito alla crisi dei mutui subprime, numerosi istituti di credito europei furono salvati grazie ad interventi pubblici. Tali interventi essenziali portarono un forte squilibrio nei conti pubblici dei paesi che versavano già in condizioni poco sicure. Questa crisi condusse a variazioni negative del PIL per le nazioni sviluppate e una contrazione della crescita dei paesi in via di sviluppo. L'Italia subì una contrazione cumulata del PIL pari a 5 punti percentuali, una delle recessioni più gravi dal secondo dopoguerra.

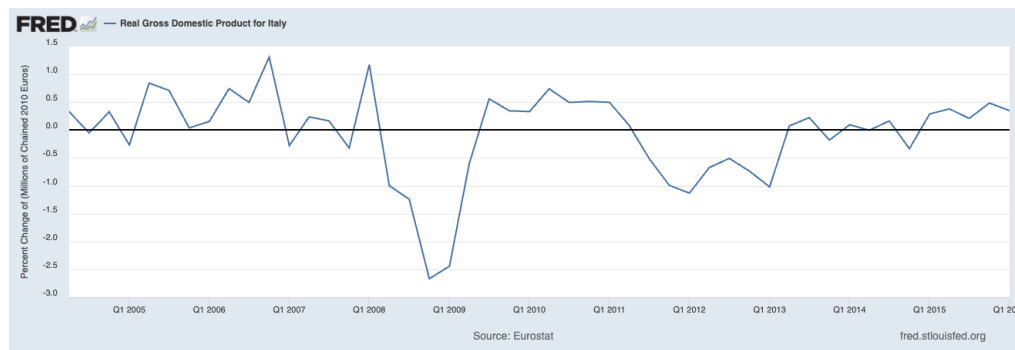


Figura 13: Il grafico evidenzia le variazioni percentuali del PIL reale (in inglese Gross Domestic Product, GDP) dell'Italia. Si può notare sia la contrazione dovuta alla grande recessione del 2008-2009 sia quella relativa alla crisi del debito sovrano dal 2011 al 2013. Fonte: St.Louis - Fed

I paesi più vulnerabili, contrapposti a quelli core come la Germania, erano caratterizzati da debiti pubblici più ampi e una minor stabilità economica. I paesi che erano più suscettibili ad una crisi erano Portogallo, Irlanda, Italia, Grecia e Spagna e furono soprannominati PIIGS. La crisi del debito sovrano partì con Grecia, Portogallo e Irlanda a causa della diffusione della notizia del dissesto dei conti pubblici greci. La crisi si aggravò ulteriormente estendendosi ad Italia e Spagna in seguito al default della Grecia avvenuto nel 2011. Per quanto riguarda l'Italia il rendimento dei BTP a 10 anni aveva raggiunto circa il 7%, comportando un maggior costo del rifinanziamento del debito pubblico. Lo spread tra il rendimento del bund tedesco e quello del bond italiano a 10 anni passò da 200 punti base a 500 punti base, fino a toccare un picco di 570 punti base nel mese di novembre. Tale incremento fu dovuto a una sempre maggior sfiducia verso i titoli italiani con la paura di un imminente default, anche se la componente psicologica ricoprì anche un ruolo fondamentale nell'aumentare la percezione della crisi. La BCE dovette intervenire per fornire nuova liquidità agli intermediari per evitare di ostacolare il meccanismo di trasmissione di politica monetaria. Dopo varie politiche monetarie che riuscirono solo in parte ad arginare la crisi, nei primi mesi del 2015 la BCE ha provveduto ad acquistare sul mercato secondario titoli pubblici e privati tra cui ABS e covered bonds, sostanzialmente ripropose il cosiddetto quantitative easing sulle orme della FED durante la grande recessione. Tali operazioni contribuirono a migliorare nettamente il sentiment del mercato ed a ripristinare definitivamente i meccanismi di trasmissione della politica monetaria attraverso il canale bancario. Il risultato del quantitative easing posto in

essere dalla BCE sotto la guida di Mario Draghi portò a far decrescere i rendimenti del debito sovrano, indice di una loro minore rischiosità (anche percepita). I prezzi dei CDS iniziarono a scendere e i rating dei titoli obbligazionari dei paesi in difficoltà iniziarono a migliorare, permettendo loro di rifinanziare il debito pubblico a costi inferiori e contenere il deficit [1].

3.3 Revisione quantitativa dell’impatto sui mercati

In questa sezione si propone un parallelo tra alcuni degli indici di mercato USA più importanti: DowJones Industrial Average, NASDAQ Composite Index e S&P 500. In aggiunta, si analizzerà l’impatto della crisi del 2008 sull’S&P 500, principale indice di mercato statunitense. L’analisi progredirà con il contesto europeo dato dallo STOXX Europe 50 e con il contesto italiano tramite il FTSE MIB.

3.3.1 Scenario statunitense: l’indice Standard&Poor’s 500

L’S&P 500 è il più importante indice nordamericano, ma non il più longevo in quanto il Dow Jones gli soffiava il primato. L’S&P 500 risulta essere il principale benchmark azionario dei titoli quotati a Wall Street e viene calcolato da Standard&Poor’s, una delle più importanti agenzie di rating, dal 4 marzo 1957. Prima del 1957 a causa dell’eccessiva complessità di calcolo in relazione alla tecnologia disponibile, l’indice conteneva solo 90 titoli. L’S&P 500 è composto dalle 500 più grandi società in termini di capitalizzazione corretta per il flottante libero quotate al NYSE (New York Stock Exchange) e al NASDAQ (National Association of Securities Dealers Automated Quotation), anche se in realtà i titoli sono 503 poiché alcune società posseggono due tipi di azioni quotate (al 28 marzo 2024). I titoli inclusi vengono scelti da un comitato e devono possedere particolari requisiti quali una capitalizzazione di mercato pari a 6,1 miliardi di dollari, un flottante almeno pari al 50%, un volume negli ultimi sei mesi non inferiore a 250.000 azioni, risultato aggregato dei bilanci dei quattro trimestri precedenti in utile e un valore medio annuale del titolo superiore ad un dollaro. Vi è da sottolineare che in realtà anche se i titoli inclusi sono tutti statunitensi, il criterio geografico non è un requisito ufficiale. L’obiettivo dell’indice è quello di rappresentare il mercato e pertanto per calcolare il numero di azioni da inserire nell’indice si calcola per ogni titolo l’Investable Weight Factor (IWF) pari al rapporto tra il flottante realmente disponibile per il trading ed il totale delle azioni emesse.

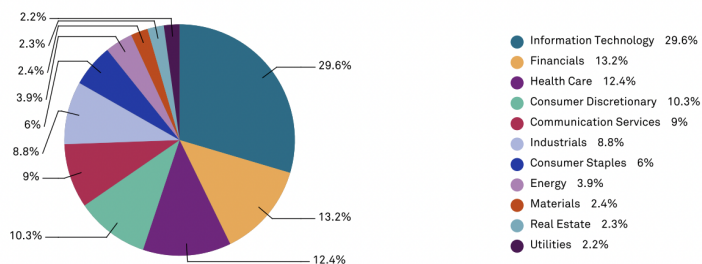
Top 10 Constituents By Index Weight

CONSTITUENT	SYMBOL	SECTOR*
Microsoft Corp	MSFT	Information Technology
Apple Inc.	AAPL	Information Technology
Nvidia Corp	NVDA	Information Technology
Amazon.com Inc	AMZN	Consumer Discretionary
Meta Platforms, Inc. Class A	META	Communication Services
Alphabet Inc A	GOOGL	Communication Services
Berkshire Hathaway B	BRK.B	Financials
Alphabet Inc C	GOOG	Communication Services
Eli Lilly & Co	LLY	Health Care
Broadcom Inc	AVGO	Information Technology

*Based on GICS® sectors

Figura 14: I top 10 titoli per peso all’interno dell’indice, aggiornati al 28 marzo 2024. Fonte: S&P Global, S&P 500 FactSheet USD

Sector* Breakdown



*Based on GICS® sectors

Figura 15: Fonte: S&P Global, S&P 500 FactSheet USD

Periodici controlli ogni 3 mesi vengono effettuati sull'IWF al fine di modifiche o cancellazioni, anche in seguito ad operazioni di M&A. Il valore dell'indice viene calcolato in maniera automatica da Reuters America ogni 15 secondi basandosi sui prezzi degli ultimi contratti conclusi nell'orario di negoziazione, dalle 09:30 (le 15:30 C.E.T.) alle 16:00 (le 22:00 C.E.T.) e il ticker dell'indice sui mercati americani è GSPC o SPX (talvolta anche \hat{GSPC} o \hat{SPX}) [35][36]. La composizione dei titoli e la rappresentazione dei settori nell'indice tende molto a variare a seguito dei vari ribilanciamenti, ma il grafico 15 presenta la composizione aggiornata a marzo 2024. La seguente composizione giustifica anche la scelta di non trattare un altro indice molto famoso quale il NASDAQ Composite Index, poichè ancora di più esposto al settore IT. Pertanto si è scelto di trattare l'S&P 500 che ha una composizione settoriale più equa per condurre un'analisi su un indice che potesse approssimare il mercato statunitense nella sua totalità. In aggiunta, il DowJones Industrial Average essendo composto solamente da 30 titoli non riesce a catturare l'intera dinamica del mercato. Inoltre, indubbiamente i tre indici presentano forte correlazione poichè condividono alcuni titoli azionari, anche se il metodo di ponderazione differisce poichè il DowJones usa una ponderazione in base al prezzo mentre il NASDAQ Composite Index usa una ponderazione per la capitalizzazione di mercato [35]. Di seguito si propone l'andamento dei tre indici sopra citati.



Figura 16: Quotazioni mensili S&P 500 su scala lineare, 1/1/2005-1/1/2017. Fonte dati: YahooFinance



Figura 17: Quotazioni mensili NASDAQ Composite Index su scala lineare, 1/1/2005-1/1/2017. Fonte dati: YahooFinance



Figura 18: Quotazioni mensili DowJones Industrial Average su scala lineare, 1/1/2005-1/1/2017. Fonte dati: YahooFinance

La finestra temporale di analisi è stata scelta in maniera tale da catturare il periodo pre-crisi, gli anni centrali 2008-2009, il post-crisi e per uniformità con l'indice europeo e quello italiano, l'ultimo anno di riferimento è il 2017 al fine di indagare anche la crisi del debito sovrano che attecchì sulla base della credit bubble. La quotazione a frequenza mensile è stata scelta meramente per una questione di rappresentazione grafica. Alla base del grafico indicante le quotazioni vi è un istogramma che raffigura i volumi di scambio, il colore rosso o verde dipende se il prezzo di chiusura al tempo $t-1$ è maggiore o minore rispetto al prezzo di chiusura al tempo t . Osservando qualitativamente l'andamento dei tre grafici si può carpire un andamento molto simile delle quotazioni, la matrice di correlazione (Tab. 1) conferma una forte correlazione tra i tre indici molto vicina all'unità.

	GSPC.Return	IXIC.Return	DJI.Return
GSPC.Return	1.0000000	0.9564953	0.9818355
IXIC.Return	0.9564953	1.0000000	0.9236911
DJI.Return	0.9818355	0.9236911	1.0000000

Tabella 1: Matrice di correlazione tra i rendimenti logaritmici calcolati sui prezzi di chiusura aggiustata dei tre indici GSPC.Adjusted, IXIC.Adjusted e DJI.Adjusted nella finestra temporale 1/1/2005-1/1/2017. Fonte: elaborazioni personali.

Prendendo ad esempio l'S&P 500 (Fig. 16) che sarà oggetto della modellazione della volatilità nella sezione 4, ben 37 titoli furono rimossi dall'indice a causa della recessione. La maggior parte delle società eliminate erano del settore finanziario a causa delle pressioni che stavano sopportando ed altre erano state escluse a causa di un loro crollo del valore di mercato. Ad ottobre del 2007 l'S&P 500 ha registrato un incremento del 97% rispetto ai valori di settembre 2002. Alla fine del 2007 le quotazioni iniziarono a scendere tranne per una piccola frazione a metà maggio. Nel 2008 l'indice ha registrato un declino annuale di circa il 38,5%, il peggior crollo dal 1937. Nello stesso anno l'intero mercato azionario statunitense fu testimone di un crollo totale di circa 6,9 trilioni di dollari [37]. Il drawdown dal massimo dell'ottobre del 2007 fino al minimo del marzo 2009 fu del 56,8%, dopo il quale iniziò una consistente ripresa. Il periodo seguente fu caratterizzato da una certa volatilità fino al 2012, con particolare enfasi nel 2010. Nel marzo del 2013 ritornò ai massimi ottenuti nell'ottobre del 2007, recuperando le perdite della Grande Recessione. Il 21 maggio del 2015 raggiunse un all-time high di 2130,82 dollari. A causa di varie turbolenze di mercato l'indice superò tale limite solo due anni più tardi, attestando il 2017 come miglior anno dal 2013.

3.3.2 Scenario europeo: l'indice Stoxx Europe 50

Lo Stoxx Europe 50 (ticker STOXX50E o SX5E) è un indice che traccia l'andamento delle 50 società più grandi in Europa [38]. I titoli vengono ponderati mediante il metodo free-float che calcola la capitalizzazione di mercato moltiplicando il valore dell'equity per il numero di azioni disponibili nel mercato, escludendo le azioni vincolate come ad esempio quelle detenute dal governo [39]. I dieci settori maggiormente rappresentati all'interno dell'indice sono: 17.7% Tecnologia, 14.5% Beni e Servizi Industriali, 13.5% Prodotti e Servizi al Consumo, 10.5% Banche, 6.5% Assicurazioni, 6.3% Automobili e Componenti, 5.4% Assistenza Sanitaria, 5.1% Energia, 4.1% Chimici, 3.4% Alimentari, Bevande e Tabacco. In aggiunta, si riporta anche il peso delle nazioni principali nell'indice: 41% Francia, 25.7% Germania, 15.6% Paesi Bassi, 8.1% Italia, 6.5% Spagna, 1.7% Finlandia, 1.4% Belgio. Ogni anno viene effettuato un ribilanciamento dei titoli all'interno dell'indice al fine di tracciare fedelmente solo le società più grandi e più liquide e la figura 19 mostra i primi dieci titoli per peso all'interno dell'indice con rispettivi settore, nazione e peso.

Company	Supersector	Country	Weight
ASML HLDG	Technology	Netherlands	10.135%
LVMH MOET HENNESSY	Consumer Products and Services	France	6.294%
SAP	Technology	Germany	5.101%
TOTALENERGIES	Energy	France	4.109%
SIEMENS	Industrial Goods and Services	Germany	3.957%
SCHNEIDER ELECTRIC	Industrial Goods and Services	France	3.471%
L'OREAL	Consumer Products and Services	France	3.095%
ALLIANZ	Insurance	Germany	2.957%
SANOFI	Health Care	France	2.910%
AIR LIQUIDE	Chemicals	France	2.842%

Figura 19: Fonte: Stoxx Europe 50 - fact sheet, aggiornato al 29 febbraio 2024 [38].

L'indice Stoxx Europe 50 risulta essere più uniforme con l'analisi condotta finora (rispetto ad esempio allo Stoxx Europe 600²³), in quanto il primo indice come l'S&P 500 si concentra

²³Lo Stoxx Europe 600 (ticker ^STOXX) è un indice che deriva dallo STOXX Global 1800 e contiene 600

sui titoli blue chip a maggior capitalizzazione. Il grafico 20 mostra l'andamento dell'indice durante il periodo della grande recessione e in quegli anni si può individuare un forte ribasso rispetto dal picco registrato nel 31 maggio del 2007. Il 27 febbraio del 2009 l'indice ha raggiunto il suo valore più basso dal 1998, anno in cui l'indice è stato introdotto. Rispetto al massimo registrato tra il 2003 e il 2007 ha realizzato una variazione negativa pari al -56,21%. In ripresa fino al 29 aprile 2011, entrò in fasi negative al sopraggiungere della crisi dei debiti sovrani, momento dal quale l'indice subirà gravi perdite fino al 31 maggio del 2012 con una variazione negativa pari al -29,63%. Negli anni successivi si può notare un ritorno ai livelli precedenti alla Grande Recessione. Il ribasso durante il 2016 fu dovuto al vario scetticismo riguardante il recupero dell'economia europea a cui si aggiunse la notizia della Brexit. In questo contesto gli indici europei erano in rialzo, ad esempio lo STOXX Europe 600 era sulla strada per raggiungere la sua miglior settimana dal 2011, purtroppo la notizia delle votazioni impattò negativamente il mercato [41].



Figura 20: Andamento mensile dei prezzi di chiusura dell'indice Stoxx Europe 50 nell'intervallo di tempo 1/1/2005-1/1/2017. Fonte: Terminale Bloomberg.

Possiamo anche analizzare in parallelo l'andamento del mercato statunitense mediante l'indice S&P 500 rispetto allo STOXX Europe 50. Il grafico 21 mostra come l'S&P 500 abbia mostrato per primo gli effetti della crisi del 2008, con un picco nel 2007 pari ad una differenza percentuale di circa 28%. Dopo un periodo di ripresa da parte dell'indice americano, nel 2010 subì un ribasso e combinato all'andamento negativo dell'indice europeo dovuto alla crisi dei debiti sovrani la risultante fu una differenza percentuale oscillante attorno allo zero. Negli anni successivi lo spread ha visto il mercato statunitense accumulare un divario positivo sempre maggiore, fino a raggiungere un picco nel 2016 a causa delle incertezze economiche e della Brexit che impattarono il mercato europeo [41].

titoli ad alta, media e bassa capitalizzazione di Austria, Belgio, Danimarca, Finlandia, Francia, Germania, Irlanda, Italia, Lussemburgo, Olanda, Norvegia, Polonia, Portogallo, Spagna, Svezia, Svizzera e Regno Unito [40].



Figura 21: Il grafico mostra lo spread percentuale tra l'indice S&P 500(SPX) e lo STOXX Europe 50. Fonte: Terminale Bloomberg.

3.3.3 Scenario italiano: l'indice FTSE MIB

L'indice FTSE MIB (ticker FTSEMIB) è gestito dalla FTSE Russel ed è il benchmark primario per il mercato azionario italiano, contenendo le 40 azioni più liquide e capitalizzate. Tale indice usa una ponderazione in base alla capitalizzazione di mercato dei titoli e rappresenta l'80% della capitalizzazione dell'intero mercato italiano. Le composizioni dell'indice vengono riviste trimestralmente e i titoli dal peso maggiore al 29 marzo 2024 sono Unicredit (11.30%), Stellantis NV (10.88%), Intesa Sanpaolo (10.51%), Ferrari NV (9.25%), Enel (9.20%), Eni (5.98%), Generali (5.65%), STMicroelectronics (5.03%), Moncler (2.74%), Prysmian (2.55%) [42]. Il peso dei settori all'interno dell'indice è rappresentato nella figura 22.

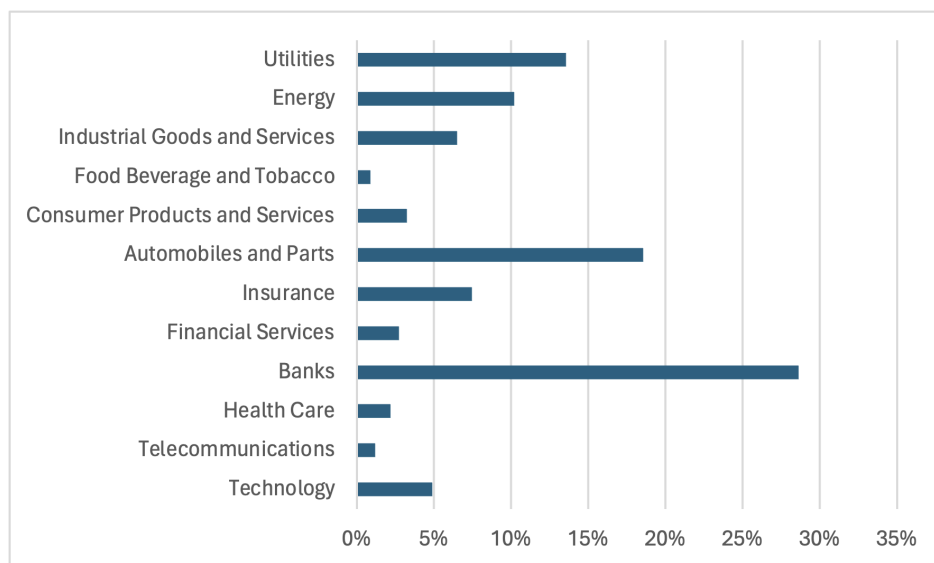


Figura 22: Peso dei settori delle società presenti nell'indice FTSE MIB aggiornato al 29 marzo 2024. Fonte: FTSE MIB Fact Sheet [42]

La scelta del FTSE MIB è in accordo con la tipologia degli altri indici trattati in quanto cattura le dinamiche di mercato mediante i titoli più capitalizzati. L'andamento dell'indice

in figura 23 mostra un andamento simile all'indice europeo, infatti a partire dal 2007 subì un crollo sostanziale fino al 2009. Negli anni seguenti, dopo una breve ripresa, subì un secondo crollo dovuto alle incertezze relative all'eccessivo debito italiano, raggiungendo una quotazione ancora inferiore rispetto a quella registrata durante la grande crisi finanziaria globale. Al giorno d'oggi l'indice risulta in ripresa, ma ancora al di sotto rispetto ai livelli pre-crisi del 2007.



Figura 23: Andamento dei prezzi di chiusura mensili dell'indice FTSE MIB nella finestra temporale 1/1/2005-1/1/2017. Fonte: Terminale Bloomberg

Come per l'indice europeo, si propone un parallelo in termini percentuali tra lo S&P 500 e il FTSE MIB.



Figura 24: Il grafico mostra lo spread percentuale tra l'indice S&P 500(SPX) e il FTSE MIB. Fonte: Terminale Bloomberg.

Il grafico 24 evidenzia come l'impatto della crisi del 2008 sul mercato italiano si sia verificato in ritardo rispetto al mercato americano, ma in maniera più accentuata rispetto allo scenario generico europeo riportato in figura 21. Questo perchè l'indice europeo riflette i vari paesi europei, mitigando i rischi a cui sono soggette le singole nazioni. Le differenze strutturali tra i paesi e nel caso di specie le incertezze politiche data la caduta del governo

Prodi nel gennaio del 2008, potrebbero aver anticipato un effetto negativo sul sentiment del mercato in Italia a cui poi si aggiungerà lo scoppio della crisi finanziaria nel settembre dello stesso anno [43].

4 Analisi empirica della crisi: metodologia e modelli utilizzati

Questa sezione mira ad applicare i modelli analizzati nella sezione 2 agli indici oggetto della trattazione: S&P 500, STOXX Europe 500 e FTSE MIB. L'obiettivo della ricerca è stato quello di indagare come i modelli ad eteroschedasticità condizionata si adattino a periodi di alta volatilità come la crisi del 2008 e la correlata crisi dei debiti sovrani che ha interessato i Paesi dell'Unione Europea. Tutte le analisi a seguire sono state svolte usando il software statistico R Studio il cui codice è riportato in Appendice A. I livelli di significatività statistica convenzionali adottati sono 10%, 5% e 1%. I modelli utilizzati ai fini dell'analisi sono:

- Modello ARCH: AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity
- Modello GARCH: Generalized AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity
- Modello T-GARCH: Threshold - GARCH
- Modello GJR-GARCH: Glosten, Jagannathan, Runkle - GARCH

La metodologia utilizzata ha previsto l'uso dei tre indici sopra indicati per carpire l'andamento della volatilità sul mercato statunitense, europeo ed italiano. Tali indici si basano tutti sulle società a maggior capitalizzazione presenti nell'area geografica di riferimento al fine di una corretta comparazione ed omogeneità. Le quotazioni sono state considerate per la finestra temporale 01/01/2005 - 01/01/2017, con lo scopo di catturare il contesto pre-crisi, l'andamento durante la crisi e le conseguenze di quest'ultima. Le quotazioni in termini di prezzo di chiusura aggiustato su base giornaliera sono state ottenute da YahooFinance, eccezione fatta per lo STOXX Europe 50 poichè a causa di una mancanza di dati precedenti al 2007 si è ricorso al terminale Bloomberg. Successivamente è stata calcolata la serie dei rendimenti logaritmici per ogni indice.

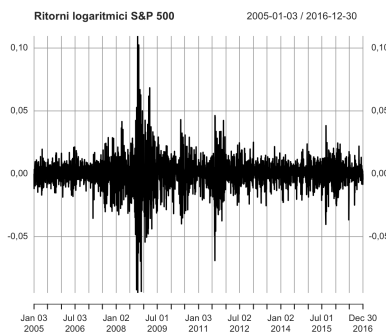


Figura 25: Fonte: elaborazione personale.

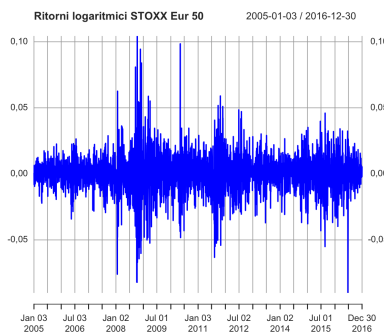


Figura 26: Fonte: elaborazione personale.

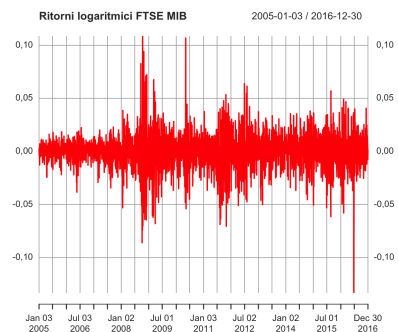


Figura 27: Fonte: elaborazione personale.

A seguire è stata testata la stazionarietà di ogni serie mediante un Augmented Dickey-Fuller test di cui si riportano i risultati in tabella 2 e le serie risultano essere stazionarie per tutti i livelli di significatività convenzionali. Inoltre, è stata testata la costanza della varianza di ogni serie temporale mediante la funzione `Auto.VR()` contenuta nel pacchetto

Tabella 2: Augmented Dickey-Fuller Test Results

Time Series	Dickey-Fuller	Lag Order	p-value
r_t_mib	-14.388	14	<0.01
r_t_eur50	-15.641	14	<0.01
r_t_sp	-15.343	14	<0.01

vrtest²⁴ e i risultati per le tre serie hanno teso verso l'eteroschedasticità date le seguenti statistiche test: ≈ 65 (S&P 500), ≈ 43 (STOXX Europe 50) e ≈ 40 (FTSE MIB). Di seguito si riportano i grafici delle autocorrelazioni e delle autocorrelazioni parziali.

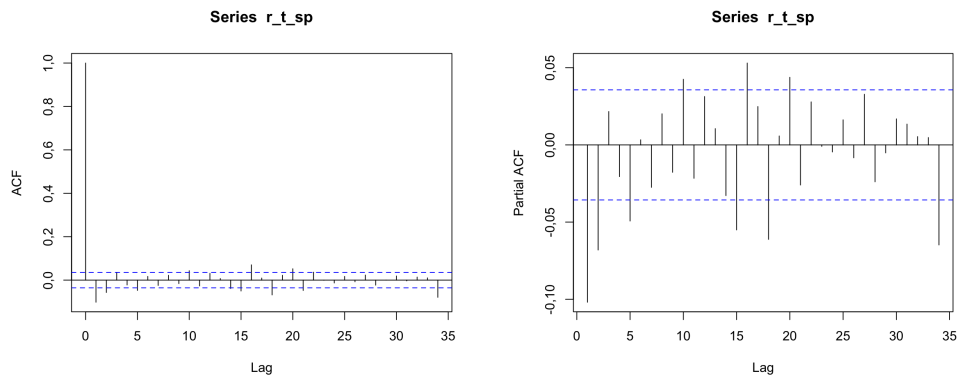


Figura 28: ACF e PACF per il S&P 500

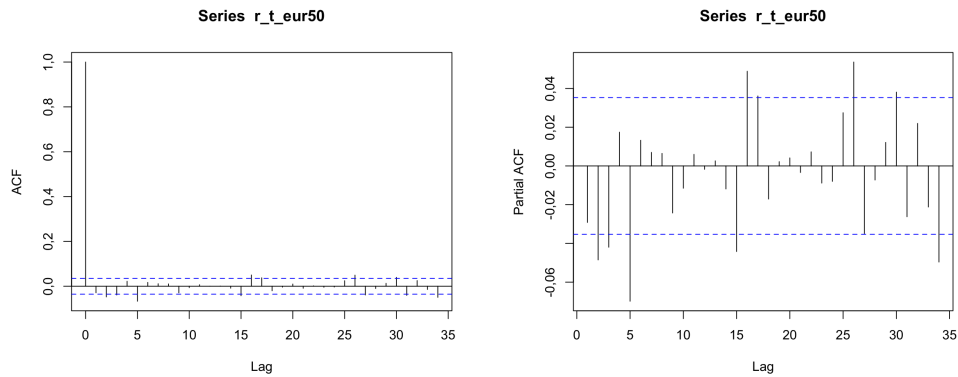


Figura 29: ACF e PACF per lo STOXX Europe 50

²⁴Al link seguente vi è la specificazione della funzione: <https://rdrr.io/cran/vrtest/src/R/Auto.VR.R>

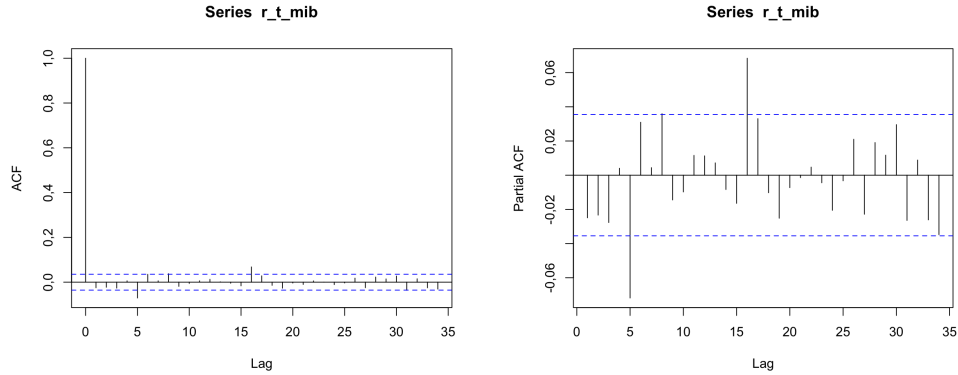


Figura 30: ACF e PACF per il FTSE MIB

In aggiunta, si è stimato il modello ARMA per la media e la regola generale è quella per cui l'ordine della parte AR coincide con il lag in corrispondenza del quale il PACF decade e l'ordine della parte MA coincide con il lag in corrispondenza del quale l'ACF decade²⁵. La scelta circa l'ordine dei modelli ARMA, che saranno stimati congiuntamente ai modelli per volatilità, è stata svolta mediante un'analisi incrociata di autocorrelazioni, autocorrelazioni parziali e della funzione `auto.arima()` che restituisce gli ordini ottimali per la parte autoregressiva e per la parte media mobile in base alla minimizzazione dei criteri di informazione. La serie del FTSE MIB non presentava correlazioni e pertanto non è stato stimato alcun modello per la media. Le specificazioni dei modelli ARMA prescelti per le restanti due serie sono un ARMA(1,1) per l'S&P 500 e un ARMA(1,1) per lo STOXX Europe 50. Il modello ARMA per l'indice americano è stato individuato testando le varie combinazioni e l'ordine scelto risultava minimizzare il MSE ed evitava una situazione di overfitting in cui i coefficienti perdevano di significatività. Sui residui dei modelli ARMA è stato condotto il test ARCH-LM al fine verificare la presenza dell'effetto ARCH e per entrambe le serie si è rigettata l'ipotesi nulla a tutti i livelli di significatività convenzionali, avvalorando la successiva stima dei modelli ARCH e GARCH.

4.1 Un primo approccio mediante modelli ARCH

Il primo modello applicato è stato un ARCH di ordine 4 per i tre indici di cui si riportano i seguenti risultati. Di seguito si propongono i risultati dei tre modelli stimati riportando il valore dei coefficienti, la loro significatività statistica, il valore dei tre criteri di informazione, il risultato del test ARCH-LM sui residui ed infine il rispettivo MSE. Il primo modello ARCH sull'indice S&P 500 in tabella 3 mostra significatività statistica per tutti i coefficienti e il p-value del test ARCH-LM mostra persistenza di effetto ARCH nei residui, pertanto procediamo alla stima del modello GARCH. I risultati in tabella 4 per il modello ARCH(4) relativo all'indice STOXX Europe 50 mostra significatività statistica per tutti i coefficienti e anche in questo caso vi è la presenza di effetto ARCH nei residui. Discorso analogo per i risultati relativi al FTSE MIB in tabella 5. Inoltre, il criterio di stabilità del modello ARCH viene rispettato da tutte le specificazioni dei suddetti modelli.

²⁵Fonte: <https://people.duke.edu/~rnau/411arim3.htm>

Tabella 3: Risultati complessivi per ARCH(4) - S&P 500

Parametri	Stima	Robust Std. Error	t value	$Pr(> t)$
ar1	0.496	0.178	2.793	0.005
ma1	-0.574	0.168	-3.418	0.001
omega	0.000	0.000	9.619	0.000
alpha1	0.070	0.027	2.619	0.009
alpha2	0.249	0.043	5.721	0.000
alpha3	0.238	0.030	7.820	0.000
alpha4	0.233	0.037	6.349	0.000
Criteria di informazione e MSE				
AIC	-6,438			
BIC	-6,424			
Hannan-Quinn	-6,433			
MSE	0,002426392			
Weighted ARCH LM Tests				
Lag 5		Statistic = 5,184, P-Value = 0,022798		
Lag 7		Statistic = 11,642, P-Value = 0,003752		
Lag 9		Statistic = 19,483, P-Value = 0,000175		

Tabella 4: Risultati complessivi per ARCH(4) - STOXX Europe 50

Parametri	Stima	Robust Std. Error	t value	$Pr(> t)$
ar1	0.628	0.102	6.161	0.000
ma1	-0.675	0.094	-7.150	0.000
omega	0.000	0.000	9.423	0.000
alpha1	0.112	0.034	3.322	0.001
alpha2	0.188	0.033	5.720	0.000
alpha3	0.224	0.034	6.653	0.000
alpha4	0.188	0.039	4.872	0.000
Criteria di informazione e MSE				
AIC	-5.8968			
BIC	-5.8831			
Hannan-Quinn	-5.8919			
MSE	0.002950943			
Weighted ARCH LM Tests				
Lag 5		Statistic = 43.71, P-Value = 0.00000003813		
Lag 7		Statistic = 44.83, P-Value = 0.00000003761		
Lag 9		Statistic = 49.82, P-Value = 0.00000000444		

Tabella 5: Risultati complessivi per ARCH(4) - FTSE MIB

Parametri	Stima	Robust Std. Error	t value	$Pr(> t)$
omega	0.000	0.000	7.344	0.000
alpha1	0.166	0.047	3.509	0.000
alpha2	0.166	0.031	5.347	0.000
alpha3	0.258	0.037	6.971	0.000
alpha4	0.186	0.043	4.365	0.000
Criteri di informazione e MSE				
AIC	-5.6353			
BIC	-5.6255			
Hannan-Quinn	-5.6318			
MSE	0.00482191			
Weighted ARCH LM Tests				
Lag 5	Statistic = 50.14, P-Value = 0.000000001431			
Lag 7	Statistic = 52.13, P-Value = 0.0000000006183			
Lag 9	Statistic = 54.88, P-Value = 0.000000000224			

4.2 Estensione dell'analisi ai modelli GARCH

A seguire l'analisi si è estesa al modello GARCH al fine di catturare parte dell'ARCH effect ancora presente nei residui e di dimostrare come il modello generalized richieda meno parametri da stimare rispetto al modello ARCH, ma con un adattamento ai dati migliore. Il modello GARCH prescelto è stato un modello GARCH(1,1) in quanto nelle serie finanziarie dimostra avere già delle performance ottimali, come visto in sezione 2.

4.2.1 Il modello GARCH simmetrico

Il modello GARCH simmetrico non tiene conto del leverage effect e i risultati ottenuti in base al modello GARCH (1,1) sono stati i seguenti. Il modello GARCH (1,1) in tabella 6 relativa all'S&P 500 indica che i coefficienti sono tutti statisticamente significativi per tutti i livelli convenzionali, eccezion fatta per l'intercetta. Dal punto di vista dei criteri di informazione, questi sono nettamente inferiori a quelli del modello ARCH; analogamente per il MSE. In questo caso il test ARCH-LM ci porta a non rigettare l'ipotesi nulla per la quale non è presente ARCH effect nei residui del modello stimato per tutti i livelli di significatività convenzionali. La tabella 7 illustra i risultati relativi all'indice STOXX Europe 50 e le conclusioni sono le medesime del modello precedente, anche se le differenze sono meno nette. Analogamente per i risultati del FTSE MIB e del GARCH (1,1) in tabella 8. Analizzando i parametri dei tre modelli stimati, risultano tutti soddisfare il criterio di stabilità dei modelli GARCH.

Tabella 6: Risultati complessivi per il modello GARCH(1,1) - S&P 500

Parametri	Stima	Robust Std. Error	t value	$Pr(> t)$
ar1	0.549	0.241	2.276	0.023
ma1	-0.605	0.229	-2.636	0.008
omega	0.000	0.000	0.474	0.635
alpha1	0.107	0.026	4.072	0.000
beta1	0.870	0.045	19.385	0.000
Criteria di informazione e MSE				
AIC	-6.5056			
BIC	-6.4956			
Hannan-Quinn	-6.5020			
MSE	0.00228487			
Weighted ARCH LM Tests				
Lag 3		Statistic = 0.1849, P-Value = 0.6672		
Lag 5		Statistic = 1.0719, P-Value = 0.7117		
Lag 7		Statistic = 1.3431, P-Value = 0.8522		

Tabella 7: Risultati complessivi per GARCH(1,1) - EURO STOXX 50

Parametri	Stima	Robust Std. Error	t value	$Pr(> t)$
ar1	0.704	0.110	6.380	0.000
ma1	-0.747	0.101	-7.380	0.000
omega	0.000	0.000	0.622	0.534
alpha1	0.103	0.031	3.344	0.001
beta1	0.883	0.040	22.207	0.000
Criteria di informazione e MSE				
AIC	-5.9596			
BIC	-5.9498			
Hannan-Quinn	-5.9561			
MSE	0.002855561			
Weighted ARCH LM Tests				
Lag 3		Statistic = 1.364, P-Value = 0.2428		
Lag 5		Statistic = 4.327, P-Value = 0.1466		
Lag 7		Statistic = 5.071, P-Value = 0.2174		

Tabella 8: Risultati complessivi per GARCH(1,1) - FTSE MIB

Parametri	Stima	Robust Std. Error	t value	$Pr(> t)$
omega	0.000	0.000	0.319	0.750
alpha1	0.103	0.046	2.262	0.024
beta1	0.896	0.047	19.176	0.000
Criteri di informazione e MSE				
AIC	-5.7281			
BIC	-5.7221			
HQ	-5.7259			
MSE	0.00453291			
Weighted ARCH LM Tests				
Lag 3	Statistic = 1.691, P-Value = 0.1935			
Lag 5	Statistic = 2.467, P-Value = 0.3769			
Lag 7	Statistic = 3.635, P-Value = 0.4023			

4.2.2 Il modello GARCH asimmetrico

Successivamente, l'analisi si è diretta verso i modelli GARCH asimmetrici che mirano a catturare il leverage effect, vale a dire una risposta asimmetrica da parte della volatilità a shock negativi o positivi. Nell'analisi è stato preso in considerazione sia il modello T-GARCH che il modello GJR-GARCH, ma il primo ha dimostrato criteri d'informazione minori e un miglior adattamento ai dati con un MSE inferiore per tutti gli indici, pertanto per brevità si riportano solo i risultati relativi al modello T-GARCH. Inoltre, il GJR-GARCH aggiungendo il leverage effect, portava ad un'insignificatività statistica del parametro α tipica nella stima di tali modelli soprattutto quando tale parametro assume valori tendenti a zero difficili da stimare per i software statistici [44]. I risultati relativi all'indice S&P 500 sono riportati in tabella 9 e i coefficienti del modello risultano essere tutti statisticamente significativi. Il modello ha migliori performance dal punto di vista dei criteri di informazioni e dell'MSE. Il coefficiente associato al leverage effect η^{26} è positivo e quindi shock negativi influenzeranno la volatilità in misura maggiore rispetto agli shock positivi. Il discorso si può replicare in maniera analoga per i risultati ottenuti dal modello T-GARCH (1,1) dell'indice STOXX Europe 50 in tabella 10 e per i risultati del medesimo modello applicato all'indice FTSE MIB in tabella 11.

Tabella 9: Risultati complessivi per il modello T-GARCH(1,1) - S&P 500

Parametri	Stima	Robust Std. Error	t value	$Pr(> t)$
ar1	0.068	0.011	6.120	0.000
ma1	-0.132	0.013	-10.073	0.000
omega	0.000	0.000	6.020	0.000
alpha1	0.089	0.010	8.666	0.000
beta1	0.903	0.011	83.849	0.000
eta11	1.000	0.116	8.624	0.000
Criteri di informazione e MSE				
AIC	-6.5654			
BIC	-6.5535			
HQ	-6.5611			
MSE	0.002114512			
Weighted ARCH LM Tests				
Lag 3	Statistic = 0.7696, P-Value = 0.3804			
Lag 5	Statistic = 0.8071, P-Value = 0.7909			
Lag 7	Statistic = 1.0133, P-Value = 0.9114			

²⁶In sezione 2.9.2 tale coefficiente era stato riportato come α_i^- , in accordo alla fonte bibliografica usata [21]. In questo momento è stato definito come η , in accordo con l'output di R Studio che è stato il software statistico tramite il quale è stata condotta l'intera analisi.

Tabella 10: Risultati complessivi per T-GARCH(1,1) - STOXX Europe 50

Parametri	Stima	Robust Std. Error	t value	$Pr(> t)$
ar1	0.544	0.012	45.418	0.000
ma1	-0.578	0.009	-66.630	0.000
omega	0.000	0.000	4.648	0.000
alpha1	0.079	0.010	7.707	0.000
beta1	0.916	0.012	79.375	0.000
eta11	1.000	0.122	8.200	0.000
Criteri di informazione e MSE				
AIC	-6.0302			
BIC	-6.0185			
HQ	-6.0260			
MSE	0.002683418			
Weighted ARCH LM Tests				
Lag 3	Statistic = 0.1764, P-Value = 0.6745			
Lag 5	Statistic = 0.4486, P-Value = 0.8987			
Lag 7	Statistic = 1.3489, P-Value = 0.8511			

Tabella 11: Risultati complessivi per il modello T-GARCH(1,1) - FTSE MIB

Parametri	Stima	Robust Std. Error	t value	$Pr(> t)$
omega	0.000	0.000	3.930	0.000
alpha1	0.080	0.013	5.963	0.000
beta1	0.922	0.012	74.626	0.000
eta11	0.776	0.118	6.598	0.000
Criteri di informazione e MSE				
AIC	-5.7718			
BIC	-5.7639			
HQ	-5.7690			
MSE	0.004283273			
Weighted ARCH LM Tests				
Lag 3	Statistic = 1.226, P-Value = 0.2683			
Lag 5	Statistic = 2.423, P-Value = 0.3850			
Lag 7	Statistic = 3.244, P-Value = 0.4688			

4.3 Scelta e validazione del miglior modello

La scelta del miglior modello si è basata sui criteri di informazione e in base all'adattamento ai dati tramite il Mean Squared Error.

4.3.1 Standard&Poor's 500

Il modello migliore per l'indice americano è il modello asimmetrico T-GARCH(1,1) con riferimento alle tabelle 3, 6 e 9 è riuscito a minimizzare tutti i criteri di informazione di riferimento e il Mean Squared Error, cioè l'indice di bontà di adattamento ai dati. Il grafico 31 mostra il modello T-GARCH adattato alla serie dei dati osservati. Il grafico 32 mostra l'andamento di tutti i modelli oggetto dell'analisi sulla serie dei dati osservati dell'indice del mercato statunitense.

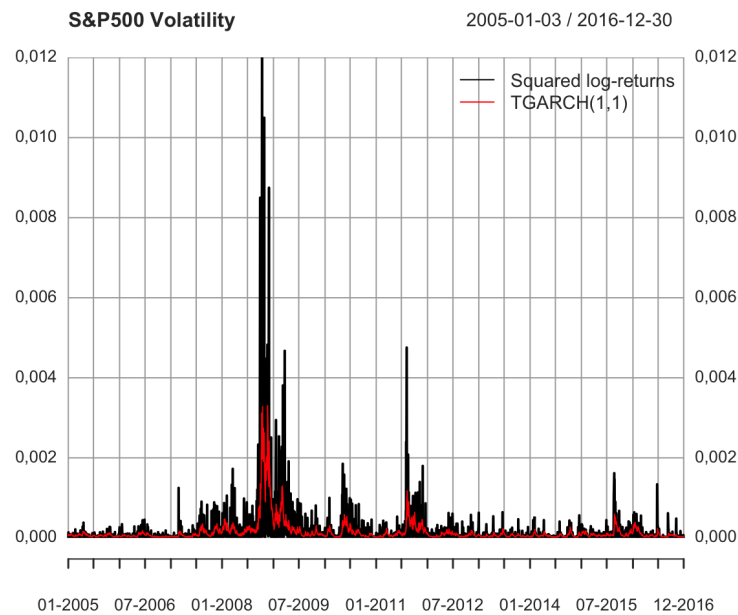


Figura 31: Fonte: elaborazione personale

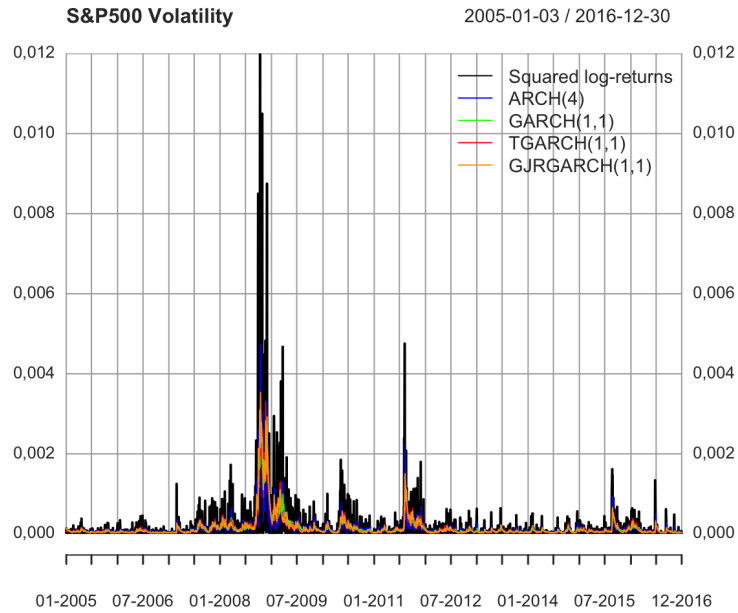


Figura 32: Fonte: elaborazione personale

4.3.2 EuroStoxx 50

Il modello prescelto che ha performato meglio rispetto agli altri con riferimento alle tabelle 4, 7 e 10 è stato il T-GARCH(1,1). Il grafico 33 mostra l'adattamento alla serie temporale dello STOXX Europe 50, mentre il grafico 34 confronta l'adattamento di tutti i modelli analizzati.

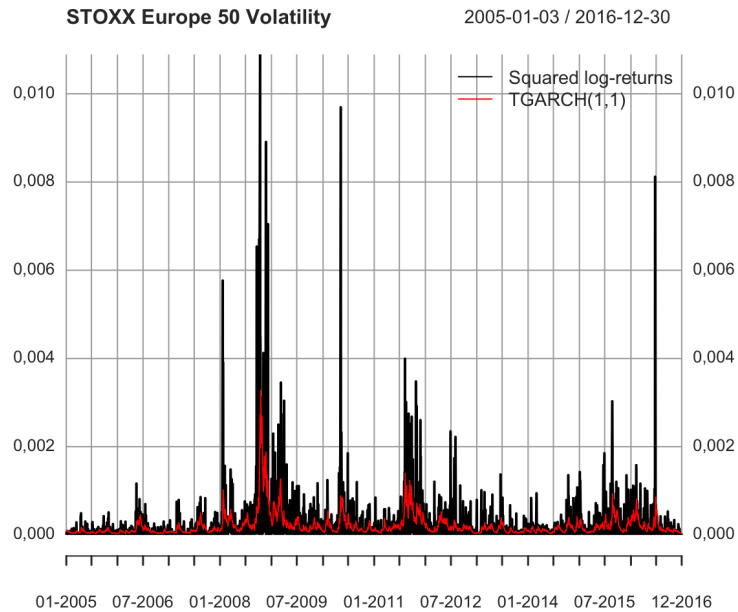


Figura 33: Fonte: elaborazioni personali

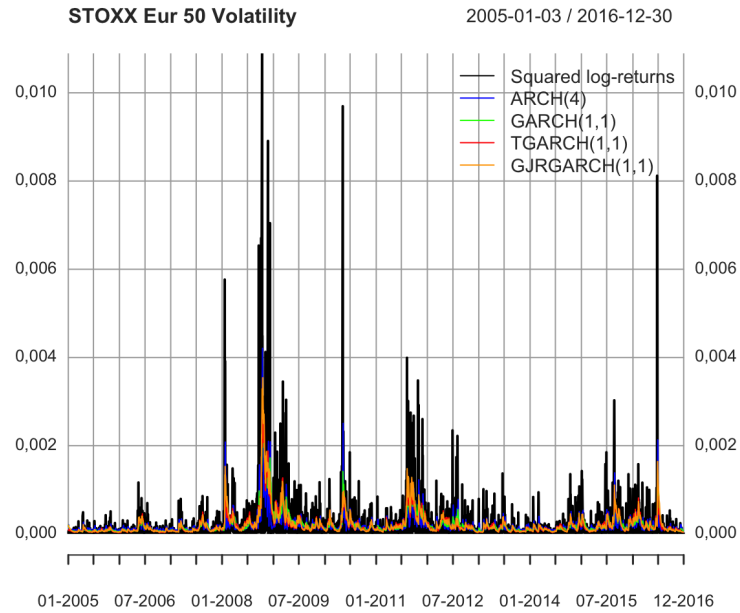


Figura 34: Fonte: elaborazioni personali

4.3.3 FTSE MIB

In ultimo, il modello validato come migliore per il FTSE MIB è stato il T-GARCH(1,1) poichè ha minimizzato i parametri di confronto. Il grafico 35 mostra l'adattamento del modello T-GARCH(1,1) alla serie dei rendimenti logaritmici al quadrato e il grafico 36 compara l'adattamento di tutti i modelli oggetto del confronto.

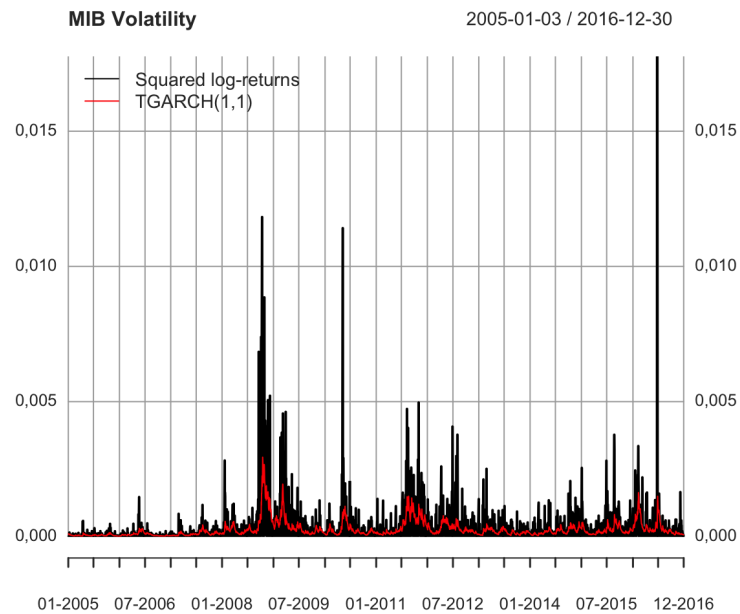


Figura 35: Fonte: elaborazioni personali

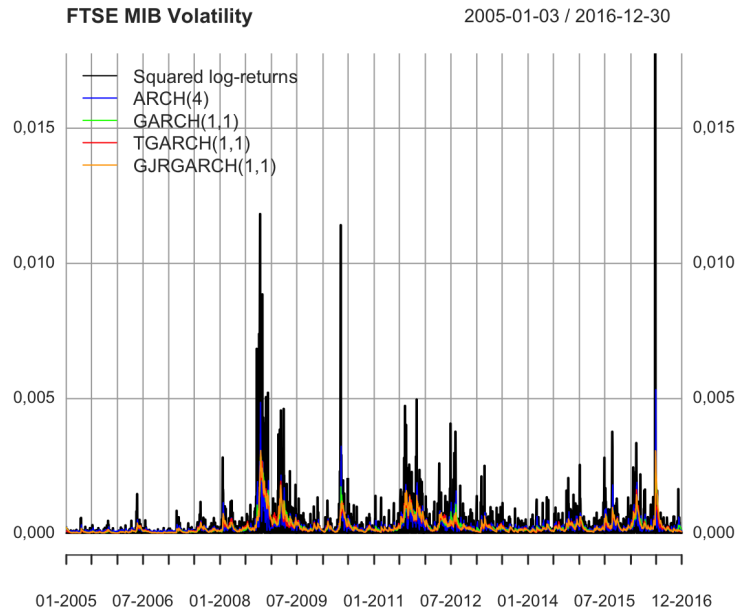


Figura 36: Fonte: elaborazioni personali

4.4 Analisi dei modelli scelti in relazione alla crisi del 2008

I collegamenti che possiamo trarre tra i modelli analizzati e il periodo della crisi del 2008 riguardano tre aspetti:

- Impatto degli shock sulla volatilità
- Persistenza della volatilità
- Effetto asimmetrico degli shock negativi

In accordo con Campbell et al. (1997), il parametro α indica l'ampiezza con cui uno shock di volatilità al tempo t si trasmette alla volatilità del periodo $t+1$ [45]. Pertanto, come riportato da Alexander et al. (2009) per dati a frequenza giornaliera un α vicino al valore di 0,1 indica un mercato nervoso e altamente instabile [46]. Questo è il primo risultato correlato alla crisi del 2008, in quanto l'evidenza del mercato statunitense, in accordo al modello GARCH(1,1), riporta un α pari a 0,107, superiore rispetto al corrispettivo parametro per i modelli GARCH(1,1) relativi al mercato europeo ed al mercato italiano in cui si evidenzia un α pressochè uguale pari a 0,103. Alla luce di ciò, si può affermare che la crisi ha esplicito i suoi effetti in misura leggermente inferiore sul mercato europeo ed italiano, utilizzando gli indici Europe STOXX 50 e FTSE MIB come proxy dei rispettivi mercati. Il secondo aspetto riguarda la persistenza della volatilità che, come riportato da Campbell et al. (1997), viene indicata dalla somma dei parametri $\alpha + \beta$ e indica a quale tasso l'effetto generato da uno shock di volatilità decade nel tempo [45]. Sempre con riferimento ai modelli GARCH (1,1), risulta che la persistenza della volatilità sul mercato statunitense sia pari a 0,977, inferiore rispetto alla persistenza riscontrata sul mercato europeo pari a 0,986 e sul mercato italiano pari a 0,999. In relazioni a tali risultati, possiamo affermare una maggior persistenza della volatilità

sui mercati europei, probabilmente a causa della crisi dei debiti sovrani seguita alla crisi del 2008 che contagiò in prima battuta tali mercati. Il mercato italiano riscontra una persistenza della volatilità superiore rispetto al mercato europeo, poichè impattato più gravemente da tale crisi assieme alle altre nazioni PIIGS. Al tempo stesso, il mercato europeo attenua leggermente tale crisi in quanto mitigata dalla presenza di paesi nell'Eurozona più stabili come la Germania. In ultimo, possiamo analizzare l'effetto del leverage effect presente sui mercati con riferimento ai modelli T-GARCH (1,1). Per tutti i modelli notiamo significatività statistica dei coefficienti η confermando l'ipotesi di un effetto asimmetrico sulla volatilità da parte di shock positivi e negativi. Nel mercato statunitense e nel mercato europeo si riscontra un marcata sensibilità agli shock negativi rispetto a quelli positivi. Nel mercato statunitense gli shock negativi hanno avuto un impatto maggiore sulla volatilità rispetto al mercato europeo, considerando l'effetto congiunto dato da $\alpha + \eta$. Il mercato italiano pur avendo un leverage effect statisticamente significativo, risulta essere inferiore rispetto agli altri due mercati, indice di una minor ampiezza dell'effetto asimmetrico imputabile agli shock negativi. I potenziali motivi di tale riscontro possono essere molteplici, si potrebbe pensare che la composizione peculiare dell'indice di mercato italiano possa includere società operanti in settori meno impattati dalla crisi. Questa prima considerazione è totalmente da escludere, poichè nonostante il FTSE MIB negli anni sia variato molto in termini di esposizione ai vari settori, durante la crisi il listino aveva una parte preponderante costituita dal settore bancario, uno dei più impattati dalla recessione. Data la sovraesposizione agli istituti di credito, logicamente ciò potrebbe implicare una maggior ampiezza del leverage effect per il contesto italiano. Tuttavia, i risultati testimoniano il contrario ed un possibile motivo è che in Italia vi era un sentiment del mercato già in trend decrescente [47], per cui potenzialmente i prezzi incorporavano dapprima delle aspettative di forte ribasso che hanno condotto a delle reazioni agli shock negativi di entità inferiore rispetto a mercati finanziari più sviluppati come quello statunitense, nel quale una crisi di tale magnitudo era di gran lunga meno probabile per la maggior parte degli investitori. A tal proposito, recenti studi affermano che top executives dei maggiori istituti di credito negli Stati Uniti vendettero le proprie azioni nel 2006, probabilmente consapevoli delle eccessive esposizioni al rischio delle proprie istituzioni [48].

5 Conclusione

Questo lavoro di tesi si è incentrato sull'analisi delle risposte dei mercati azionari alla crisi del 2008, confrontando il comportamento degli operatori di mercato e analizzando le differenze riscontrate tra il contesto statunitense e quello europeo, per poi enfatizzare il caso italiano. Dal punto di vista econometrico, è stato dimostrato come i modelli GARCH riescano ad adattarsi in maniera ottimale alla volatilità dei mercati, caratterizzata da eteroschedasticità condizionata. Si sottolinea la maggior efficienza dei modelli GARCH rispetto ai modelli ARCH utilizzati nella ricerca, grazie all'inclusione dei termini della varianza passata che riescono a catturare la persistenza della volatilità. Dall'interpretazione dei risultati ottenuti dai modelli stimati, possiamo cogliere degli spunti interessanti circa le caratteristiche dei mercati oggetto d'analisi durante la Grande Recessione. L'evidenza statunitense porta a concludere una maggior ampiezza con cui gli shock si sono trasmessi alla volatilità dei periodi successivi, indice di un'esposizione maggiore degli investitori americani alle alte volatilità a parità di shock, rispetto al contesto europeo ed italiano. In aggiunta, si può attestare una trasmissione degli shock più vigorosa, indice di un mercato dei capitali molto sviluppato. Di conseguenza, la maggior lentezza del mercato europeo e del mercato italiano a riflettere gli shock è data probabilmente da un sistema finanziario meno evoluto. Al tempo stesso, riscontriamo una maggior persistenza della volatilità nel mercato europeo ed italiano rispetto al quadro statunitense. Questa condizione può essere ricondotta alla durata della crisi europea dei debiti sovrani ed al fatto che il mercato statunitense nel marzo del 2013 fosse già tornato ai massimi del 2007 pre-crisi, indice di un'energica ripresa [49]. L'ultimo risultato dal punto di vista econometrico, riguarda la constatazione di un leverage effect statisticamente significativo per tutti i mercati indagati, indicando il maggior impatto degli shock negativi rispetto agli shock positivi sulla volatilità. La rilevazione di un effetto leva significativo sfida l'ipotesi dei mercati efficienti, soprattutto quando subentra l'irrazionalità degli operatori [50]. I risultati evidenziano un leverage effect più sostanzioso per l'ambito statunitense rispetto a quello europeo ed italiano anche se, in accordo con Bock et al. (2024), l'inefficienza del mercato europeo è cresciuta del 20% dal 2007 al 2022 [51]. Questa peculiarità dell'effetto leva è probabilmente subordinata al fatto che il sentiment di mercato europeo ed italiano fosse già in trend decrescente conducendo gli operatori ad una più contenuta reazione nel caso di shock negativi [47]. Al contrario, negli Stati Uniti, la maggior parte degli investitori non ipotizzava una crisi di tale onerosità, che nel contesto di un mercato più sviluppato, ha condotto ad leverage effect più elevato.

Dal punto di vista economico, negli USA la Grande Recessione ha comportato una maggior regolamentazione dei mercati a partire dal Dodd-Frank Act del 2010 che ha innovato il precedente sistema di supervisione introducendo una lista di intermediari definiti come "Systemically Important Financial Institutions" (SIFI), sottoponendoli a stretta supervisione da parte della FED. L'atto ha previsto anche l'istituzione di una nuova autorità, l'Autorità per la liquidazione ordinata (OLA), che consente alla Federal Deposit Insurance Corporation di liquidare quegli operatori il cui fallimento possa comportare una grave minaccia all'equilibrio del sistema finanziario. Inoltre, è stato ordinato a tutti gli intermediari di prevedere piani di risoluzione che minimizzino i costi sociali ed economici per l'economia in casi di fallimento, senza richiedere aiuti da parte del governo [52]. Nel contesto europeo, la crisi ha portato un completo riassetto dei meccanismi di vigilanza assieme al nuovo sistema Basilea 3 che

ha rafforzato i processi di risk management, al fine di implementare stress test più efficienti. L'obiettivo è quello di dotare il sistema finanziario di una maggior resilienza agli shock, al fine di evitare che ulteriori credit boom si traducano in credit crunch a causa del deleveraging. La recente crisi pandemica ha dimostrato un netto passo avanti verso una gestione più controllata delle crisi. Nel contesto italiano ed europeo, la regolamentazione del Comitato di Basilea ha dimostrato efficacia nell'assicurare il supporto del sistema finanziario all'economia reale in periodi di turbolenza economica, riuscendo ad evitare il fenomeno della stretta creditizia [53]. Fondamentale in tal senso è stata l'introduzione di buffer anticiclici che consentissero di aumentare la liquidità a disposizione degli intermediari in fase di recessione e viceversa. Durante i boom economici i buffer anticiclici favoriscono una minor disponibilità creditizia, in modo da limitare un'eccessiva espansione del credito che potrebbe condurre successivamente ad un più severo bust. D'altra parte, nei momenti di crisi, il carattere anticiclico dei cuscinetti finanziari consente di evitare una stretta creditizia che comporti un inasprimento della crisi stessa. Al contempo, il Common Equity Tier 1 accumulato consente di colmare le potenziali perdite in fasi di incertezza del ciclo economico [34]. La scoperta di un leverage effect statisticamente significativo sui tre mercati di analisi rappresenta un'evidenza a favore dei buffer anticiclici. Avere contezza della maggior volatilità che caratterizza i mercati in contesti di shock negativi risulta essere fondamentale nella gestione della depressione economica. Durante le fasi di recessione, le Autorità necessitano di misure per non esacerbare la crisi, primariamente alimentata dal panico generalizzato. In questo scenario risulta cruciale l'anticiclicità dei cuscinetti finanziari imposti dal nuovo sistema del Comitato di Basilea. In aggiunta, la locuzione "shadow banking" è stata sostituita da "Intermediazione finanziaria non bancaria", come disposto dal Financial Stability Board [2].

Le evidenze riscontrate dimostrano come le Autorità europee dovrebbero porre in essere regolamentazioni a favore di un maggior sviluppo dell'equity market, sulla base dell'iniziativa del Mercato Unico dei Capitali (o Capital Markets Union). Invero, a dieci anni dalla sua implementazione, tale proposta ha dimostrato scarsi risultati pratici. Un primo aiuto verso un mercato più integrato potrebbe arrivare proprio dalla regolamentazione e dall'istituzione di una SEC europea, come affermato dalla Presidente della BCE [54]. Al netto di quanto riportato, è evidente come il compito dei policy maker nell'assicurare un sistema finanziario in salute sia assolutamente cruciale per garantire un supporto efficace in momenti di contrazione economica. Infine, sarebbe auspicabile l'implementazione di un sempre più efficiente sistema di gestione dei rischi per il settore finanziario, seguendo il percorso tracciato dal sistema Basilea 3 e dai futuri aggiornamenti che verranno.

A Appendice Codice R

```
1
2 #Carica le librerie necessarie
3 install.packages(c("xts", "rugarch", "highfrequency", "GAS", "
4     tidyquant",
5         "PerformanceAnalytics", "tseries", "vrtest", "
6         forecast",
7         "FinTS", "readxl"))
8 library(xts)
9 library(rugarch)
10 library(highfrequency)
11 library(GAS)
12 library(tidyquant)
13 library(PerformanceAnalytics)
14 library(tseries)
15 library(vrtest)
16 library(forecast)
17 library(FinTS)
18 library(readxl)
19
20 setwd("/Users/manuel/Documents/tesi - codice R")
21 getwd()
22
23 # Scarica i dati storici per l'S&P 500 da YahooFinance
24 sp500_data_raw <- getSymbols("^GSPC", from = '2005-01-01',
25     to = '2017-01-01', warnings = FALSE,
26     auto.assign = FALSE)
27 sp500_data = na.omit(sp500_data_raw) #rimuoviamo valori N/A non
28     disponibili alla fonte
29
30 r_t_sp<-makeReturns(sp500_data$GSPC.Adjusted)
31 plot(r_t_sp, main="Ritorni logaritmici S&P 500")
32
33 # Scarica i dati storici per l'Euro STOXX 50 dal terminale Bloomberg
34 # Stessa finestra temporale usata per i dati precedenti,
35     specificando il formato data
36 # La serie storica dei prezzi su YahooFinance era limitata fino al
37     2007
38 adj_close_price_EUROSTOXX50_bmg <- read_excel("adj close price
39     EUROSTOXX50-bmg.xlsx")
40 eur50_data_raw <- xts(adj_close_price_EUROSTOXX50_bmg$'SX5E Index (
41     EUR) - Ultimo prz',
42     order.by = as.Date(adj_close_price_EUROSTOXX50
43         _bmg$Date, format="%Y-%m-%d"))
44 colnames(eur50_data_raw) <- "SX5E.Adjusted"
```

```

37 eur50_data = na.omit(eur50_data_raw) #rimuoviamo valori N/A non
    disponibili alla fonte
38
39 r_t_eur50<-makeReturns(eur50_data$SX5E.Adjusted)
40 plot(r_t_eur50, col="blue", main="Ritorni logaritmici STOXX Eur 50")
41
42 # Scarica i dati storici per il FTSE MIB da Yahoo Finance
43 mib_data_raw <- getSymbols("FTSEMIB.MI", from = '2005-01-01',
44                             to = '2017-01-01', warnings = FALSE,
45                             auto.assign = FALSE)
46 mib_data = na.omit(mib_data_raw) #rimuoviamo valori N/A non
    disponibili alla fonte
47
48
49 r_t_mib<-makeReturns(mib_data$FTSEMIB.MI.Adjusted)
50 plot(r_t_mib, col="red", main="Ritorni logaritmici FTSE MIB")
51
52 #Analisi varianza e stazionarietà S&P 500
53 adf.test(r_t_sp) #serie stazionaria
54 Auto.VR(r_t_sp) #varianza non costante
55
56 #Analisi ordine ARMA model S&P 500
57 acf(r_t_sp)
58 pacf(r_t_sp)
59 auto.arima(r_t_sp)
60 #anche se auto.arima() consiglia un arma(0,2), questo è
61 #sovraspecificato e procediamo con un arma(1,1) poichè nella stima
62 # congiunta con i modelli GARCH ma2 era stat. non significativo e
    aggiungere un ordine per la parte
63 #autoregressiva è in accordo con il grafico dei pacf, il
    coefficiente è significativo e l'mse è inferiore
64 #ARMA model S&P 500
65 armasp_11=arma(r_t_sp, order=c(1,1))
66 summary(armasp_11)
67 checkresiduals(armasp_11)
68 resid_sp=armasp_11$residuals
69
70 #Analisi varianza e stazionarietà STOXX Europe 50
71 adf.test(r_t_eur50) #serie stazionaria
72 Auto.VR(r_t_eur50) #varianza non costante
73
74 #Analisi ordine ARMA model STOXX Europe 50
75 acf(r_t_eur50)
76 pacf(r_t_eur50)
77 auto.arima(r_t_eur50)
78 #ARMA model STOXX Europe 50
79 armaeur50_11=arma(r_t_sp, order=c(1,1))
80 summary(armaeur50_11)

```

```

81 checkresiduals(armaeur50_11)
82 resid_eur50=armaeur50_11$residuals
83
84 #Analisi varianza e stazionarietà FTSE MIB
85 adf.test(r_t_mib) #serie stazionaria
86 Auto.VR(r_t_mib) #varianza non costante
87
88 #Analisi ordine ARMA model FTSE MIB
89 acf(r_t_mib)
90 pacf(r_t_mib)
91 auto.arima(r_t_mib)
92 #ARMA model FTSE MIB
93 #non è necessario un ARMA, serie incorrelata, pertanto modelleremo
    solo la volatilità
94
95
96 #ARCH test S&P 500
97 test_arch_sp <- ArchTest(resid_sp)
98 print(test_arch_sp)
99
100 #ARCH test STOXX Europe 50
101 test_arch_eur50 <- ArchTest(resid_eur50)
102 print(test_arch_eur50)
103
104 #ARCH test FTSE MIB - NO ARMA
105
106 #Specificazione modelli S&P 500
107 spec_arch_4_sp <- ugarchspec(variance.model=list(model="sGARCH",
    garchOrder=c(4,0)),
108                               mean.model=list(armaOrder=c(1,1), include.
    mean=FALSE),
109                               distribution.model="norm")
110
111 spec_garch_11_sp <- ugarchspec(variance.model=list(model="sGARCH",
    garchOrder=c(1,1)),
112                               mean.model=list(armaOrder=c(1,1),
    include.mean=FALSE),
113                               distribution.model="norm")
114
115 spec_tgarch_11_sp <- ugarchspec(variance.model=list(model="fGARCH",
    submodel="TGARCH", garchOrder=c(1,1)),
116                               mean.model=list(armaOrder=c(1,1),
    include.mean=FALSE),
117                               distribution.model="norm")
118
119 spec_gjrgarch_11_sp <- ugarchspec(variance.model = list(model = "
    gjrGARCH",garchOrder = c(1, 1)),

```

```

120         mean.model = list(armaOrder = c(1,1),
121             include.mean = FALSE),
122         distribution.model = "norm")
123 #Specificazione modelli STOXX 50
124 spec_arch_4_eur50 <- ugarchspec(variance.model=list(model="sGARCH",
125     garchOrder=c(4,0)),
126     mean.model=list(armaOrder=c(1,1), include.
127     mean=FALSE),
128     distribution.model="norm")
129 spec_garch_11_eur50 <- ugarchspec(variance.model=list(model="sGARCH"
130     , garchOrder=c(1,1)),
131     mean.model=list(armaOrder=c(1,1),
132     include.mean=FALSE),
133     distribution.model="norm")
134 spec_tgarch_11_eur50 <- ugarchspec(variance.model=list(model="fGARCH
135     ", submodel="TGARCH", garchOrder=c(1,1)),
136     mean.model=list(armaOrder=c(1,1),
137     include.mean=FALSE),
138     distribution.model="norm")
139 spec_gjrgarch_11_eur50 <- ugarchspec(variance.model = list(model = "
140     gjrGARCH",garchOrder = c(1, 1)),
141     mean.model = list(armaOrder = c(1,1),
142     include.mean = FALSE),
143     distribution.model = "norm")
144 #Specificazione modelli FTSE MIB
145 spec_arch_4_mib <- ugarchspec(variance.model=list(model="sGARCH",
146     garchOrder=c(4,0)),
147     mean.model=list(armaOrder=c(0,0), include.
148     mean=FALSE),
149     distribution.model="norm")
150 spec_garch_11_mib <- ugarchspec(variance.model=list(model="sGARCH",
151     garchOrder=c(1,1)),
152     mean.model=list(armaOrder=c(0,0),
153     include.mean=FALSE),
154     distribution.model="norm")
155 spec_tgarch_11_mib <- ugarchspec(variance.model=list(model="fGARCH",
156     submodel="TGARCH", garchOrder=c(1,1)),
157     mean.model=list(armaOrder=c(0,0),
158     include.mean=FALSE),
159     distribution.model="norm")

```

```

153 spec_gjrgarch_11_mib <- ugarchspec(variance.model = list(model = "
      gjrGARCH",garchOrder = c(1,1)),
154                               mean.model = list(armaOrder = c(0, 0)
      ,include.mean = FALSE),
155                               distribution.model = "norm")
156
157 #####Stima modelli S&P500
158 #garch(4,0)
159 fit_arch_4_sp<-ugarchfit(spec=spec_arch_4_sp, data=r_t_sp)
160 fit_arch_4_sp
161 round(fit_arch_4_sp@fit$robust.matcoef,3)
162 sigma_sq_hat_arch_4_sp<-fit_arch_4_sp@fit$sigma^2
163 sigma_sq_hat_arch_4_sp<-as.xts(sigma_sq_hat_arch_4_sp,time(r_t_sp))
164 plot(r_t_sp^2,main="S&P500 Volatility",format.labels="%m-%Y")
165 addSeries(sigma_sq_hat_arch_4_sp,on=TRUE,col="blue")
166 mse_arch_4_sp<-mean(c(r_t_sp^2-sigma_sq_hat_arch_4_sp)^2)*10000
167 addLegend("topleft",c("Squared log-returns","ARCH(4)"),
168           lty=c(1,1),
169           col=c("black","blue"))
170
171 #garch(1,1)
172 fit_garch_11_sp<-ugarchfit(spec=spec_garch_11_sp, data=r_t_sp)
173 fit_garch_11_sp
174 round(fit_garch_11_sp@fit$robust.matcoef,3)
175 sigma_sq_hat_garch_11_sp<-fit_garch_11_sp@fit$sigma^2
176 sigma_sq_hat_garch_11_sp<-as.xts(sigma_sq_hat_garch_11_sp,time(r_t_
      sp))
177 plot(r_t_sp^2,main="S&P500 Volatility",format.labels="%m-%Y")
178 addSeries(sigma_sq_hat_garch_11_sp,on=TRUE,col="green")
179 mse_garch_11_sp<-mean(c(r_t_sp^2-sigma_sq_hat_garch_11_sp)^2)*10000
180 addLegend("topleft",c("Squared log-returns","GARCH(1,1)"),
181           lty=c(1,1),
182           col=c("black","green"))
183
184 #tgarch(1,1)
185 fit_tgarch_11_sp <- ugarchfit(spec=spec_tgarch_11_sp, data=r_t_sp)
186 fit_tgarch_11_sp
187 round(fit_tgarch_11_sp@fit$robust.matcoef, 3)
188 sigma_sq_hat_tgarch_11_sp <- fit_tgarch_11_sp@fit$sigma^2
189 sigma_sq_hat_tgarch_11_sp <- as.xts(sigma_sq_hat_tgarch_11_sp, time(
      r_t_sp))
190 plot(r_t_sp^2,main="S&P500 Volatility",format.labels="%m-%Y")
191 addSeries(sigma_sq_hat_tgarch_11_sp,on=TRUE,col="red")
192 mse_tgarch_11_sp<-mean(c(r_t_sp^2-sigma_sq_hat_tgarch_11_sp)^2)*
      10000
193 addLegend("topright",c("Squared log-returns","TGARCH(1,1)"),
194           lty=c(1,1),
195           col=c("black","red"))

```



```

196
197 # GJR-GARCH(1,1)
198 fit_gjrgarch_11_sp <- ugarchfit(spec = spec_gjrgarch_11_sp, data = r
    _t_sp)
199 fit_gjrgarch_11_sp
200 round(fit_gjrgarch_11_sp@fit$robust.matcoef, 3)
201 sigma_sq_hat_gjrgarch_11_sp <- fit_gjrgarch_11_sp@fit$sigma^2
202 sigma_sq_hat_gjrgarch_11_sp <- as.xts(sigma_sq_hat_gjrgarch_11_sp,
    order.by = time(r_t_sp))
203 plot(r_t_sp^2, main="S&P500 Volatility", format.labels="%m-%Y")
204 addSeries(sigma_sq_hat_gjrgarch_11_sp, on=TRUE, col="orange")
205 mse_gjrgarch_11_sp <- mean((r_t_sp^2 - sigma_sq_hat_gjrgarch_11_sp)^2) *
    10000
206 addLegend("topleft", c("Squared log-returns", "GJR-GARCH(1,1)"),
207           lty=c(1,1),
208           col=c("black", "orange"))
209
210 #summary S&P 500
211 mse_arch_4_sp
212 mse_garch_11_sp
213 mse_tgarch_11_sp
214 mse_gjrgarch_11_sp
215
216 plot(r_t_sp^2, main="S&P500 Volatility", format.labels="%m-%Y")
217 addSeries(sigma_sq_hat_arch_4_sp, on=TRUE, col="blue")
218 addSeries(sigma_sq_hat_garch_11_sp, on=TRUE, col="green")
219 addSeries(sigma_sq_hat_tgarch_11_sp, on=TRUE, col="red")
220 addSeries(sigma_sq_hat_gjrgarch_11_sp, on=TRUE, col="orange")
221 addLegend("topright", c("Squared log-returns", "ARCH(4)", "GARCH(1,1)",
    "TGARCH(1,1)", "GJRGARCH(1,1)"),
222           lty=c(1,1,1,1,1),
223           col=c("black", "blue", "green", "red", "orange"))
224
225 #####Stima modelli STOXX Europe 50
226 # GARCH(4,0)
227 fit_arch_4_eur50 <- ugarchfit(spec=spec_arch_4_eur50, data=r_t_eur50
    )
228 fit_arch_4_eur50
229 round(fit_arch_4_eur50@fit$robust.matcoef, 3)
230 sigma_sq_hat_arch_4_eur50 <- fit_arch_4_eur50@fit$sigma^2
231 sigma_sq_hat_arch_4_eur50 <- as.xts(sigma_sq_hat_arch_4_eur50, time(
    r_t_eur50))
232 plot(r_t_eur50^2, main="STOXX Europe 50 Volatility", format.labels="
    %m-%Y")
233 addSeries(sigma_sq_hat_arch_4_eur50, on=TRUE, col="blue")
234 mse_arch_4_eur50 <- mean((r_t_eur50^2 - sigma_sq_hat_arch_4_eur50)
    ^2) * 10000
235 addLegend("topleft", c("Squared log-returns", "ARCH(4)"),

```

```

236         lty=c(1,1),
237         col=c("black","blue"))
238
239 # GARCH(1,1)
240 fit_garch_11_eur50 <- ugarchfit(spec=spec_garch_11_eur50, data=r_t_
    eur50)
241 fit_garch_11_eur50
242 round(fit_garch_11_eur50@fit$robust.matcoef,3)
243 sigma_sq_hat_garch_11_eur50 <- fit_garch_11_eur50@fit$sigma^2
244 sigma_sq_hat_garch_11_eur50 <- as.xts(sigma_sq_hat_garch_11_eur50,
    time(r_t_eur50))
245 plot(r_t_eur50^2, main="STOXX Europe 50 Volatility", format.labels="
    %m-%Y")
246 addSeries(sigma_sq_hat_garch_11_eur50, on=TRUE, col="green")
247 mse_garch_11_eur50 <- mean((r_t_eur50^2 - sigma_sq_hat_garch_11_
    eur50)^2) * 10000
248 addLegend("topleft",c("Squared log-returns","GARCH(1,1)"),
249         lty=c(1,1),
250         col=c("black","green"))
251
252 # TGARCH(1,1)
253 fit_tgarch_11_eur50 <- ugarchfit(spec=spec_tgarch_11_eur50, data=r_t
    _eur50)
254 fit_tgarch_11_eur50
255 round(fit_tgarch_11_eur50@fit$robust.matcoef, 3)
256 sigma_sq_hat_tgarch_11_eur50 <- fit_tgarch_11_eur50@fit$sigma^2
257 sigma_sq_hat_tgarch_11_eur50 <- as.xts(sigma_sq_hat_tgarch_11_eur50,
    time(r_t_eur50))
258 plot(r_t_eur50^2, main="STOXX Europe 50 Volatility", format.labels="
    %m-%Y")
259 addSeries(sigma_sq_hat_tgarch_11_eur50, on=TRUE, col="red")
260 mse_tgarch_11_eur50 <- mean((r_t_eur50^2 - sigma_sq_hat_tgarch_11_
    eur50)^2) * 10000
261 addLegend("topright",c("Squared log-returns","TGARCH(1,1)"),
262         lty=c(1,1),
263         col=c("black","red"))
264
265 # GJR-GARCH(1,1)
266 fit_gjrgarch_11_eur50 <- ugarchfit(spec = spec_gjrgarch_11_eur50,
    data = r_t_eur50)
267 fit_gjrgarch_11_eur50
268 round(fit_gjrgarch_11_eur50@fit$robust.matcoef, 3)
269 sigma_sq_hat_gjrgarch_11_eur50 <- fit_gjrgarch_11_eur50@fit$sigma^2
270 sigma_sq_hat_gjrgarch_11_eur50 <- as.xts(sigma_sq_hat_gjrgarch_11_
    eur50, order.by = time(r_t_eur50))
271 plot(r_t_eur50^2, main="STOXX Europe 50 Volatility", format.labels="
    %m-%Y")
272 addSeries(sigma_sq_hat_gjrgarch_11_eur50, on=TRUE, col="orange")

```

```

273 mse_gjrgarch_11_eur50 <- mean((r_t_eur50^2 - sigma_sq_hat_gjrgarch_
      11_eur50)^2) * 10000
274 addLegend("topleft",c("Squared log-returns","GJR-GARCH(1,1)"),
275           lty=c(1,1),
276           col=c("black","orange"))
277
278 #summary STOXX Europe 50
279 mse_arch_4_eur50
280 mse_garch_11_eur50
281 mse_tgarch_11_eur50
282 mse_gjrgarch_11_eur50
283
284 plot(r_t_eur50^2,main="STOXX Eur 50 Volatility",format.labels="%m-%Y
      ")
285 addSeries(sigma_sq_hat_arch_4_eur50,on=TRUE,col="blue")
286 addSeries(sigma_sq_hat_garch_11_eur50,on=TRUE,col="green")
287 addSeries(sigma_sq_hat_tgarch_11_eur50,on=TRUE,col="red")
288 addSeries(sigma_sq_hat_gjrgarch_11_eur50,on=TRUE,col="orange")
289 addLegend("topright",c("Squared log-returns","ARCH(4)","GARCH(1,1)",
      "TGARCH(1,1)","GJRGARCH(1,1)"),
290           lty=c(1,1,1,1,1),
291           col=c("black","blue","green","red","orange"))
292
293
294 #####Stima modelli FTSE MIB
295 # GARCH(4,0)
296 fit_arch_4_mib <- ugarchfit(spec=spec_arch_4_mib, data=r_t_mib)
297 fit_arch_4_mib
298 round(fit_arch_4_mib@fit$robust.matcoef,3)
299 sigma_sq_hat_arch_4_mib <- fit_arch_4_mib@fit$sigma^2
300 sigma_sq_hat_arch_4_mib <- as.xts(sigma_sq_hat_arch_4_mib, time(r_t_
      mib))
301 plot(r_t_mib^2, main="MIB Volatility", format.labels="%m-%Y")
302 addSeries(sigma_sq_hat_arch_4_mib, on=TRUE, col="blue")
303 mse_arch_4_mib <- mean((r_t_mib^2 - sigma_sq_hat_arch_4_mib)^2) *
      10000
304 addLegend("topleft",c("Squared log-returns","ARCH(4)"),
305           lty=c(1,1),
306           col=c("black","blue"))
307
308 # GARCH(1,1)
309 fit_garch_11_mib <- ugarchfit(spec=spec_garch_11_mib, data=r_t_mib)
310 fit_garch_11_mib
311 round(fit_garch_11_mib@fit$robust.matcoef,3)
312 sigma_sq_hat_garch_11_mib <- fit_garch_11_mib@fit$sigma^2
313 sigma_sq_hat_garch_11_mib <- as.xts(sigma_sq_hat_garch_11_mib, time(
      r_t_mib))
314 plot(r_t_mib^2, main="MIB Volatility", format.labels="%m-%Y")

```

```

315 addSeries(sigma_sq_hat_garch_11_mib, on=TRUE, col="green")
316 mse_garch_11_mib <- mean((r_t_mib^2 - sigma_sq_hat_garch_11_mib)^2)
      * 10000
317 addLegend("topleft",c("Squared log-returns","GARCH(1,1)",
318       lty=c(1,1),
319       col=c("black","green")))
320
321 # TGARCH(1,1)
322 fit_tgarch_11_mib <- ugarchfit(spec=spec_tgarch_11_mib, data=r_t_mib
      )
323 fit_tgarch_11_mib
324 round(fit_tgarch_11_mib@fit$robust.matcoef, 3)
325 sigma_sq_hat_tgarch_11_mib <- fit_tgarch_11_mib@fit$sigma^2
326 sigma_sq_hat_tgarch_11_mib <- as.xts(sigma_sq_hat_tgarch_11_mib,
      time(r_t_mib))
327 plot(r_t_mib^2, main="MIB Volatility", format.labels="%m-%Y")
328 addSeries(sigma_sq_hat_tgarch_11_mib, on=TRUE, col="red")
329 mse_tgarch_11_mib <- mean((r_t_mib^2 - sigma_sq_hat_tgarch_11_mib)
      ^2) * 10000
330 addLegend("topleft",c("Squared log-returns","TGARCH(1,1)",
331       lty=c(1,1),
332       col=c("black","red")))
333
334 # GJR-GARCH(1,1)
335 fit_gjrgarch_11_mib <- ugarchfit(spec = spec_gjrgarch_11_mib, data =
      r_t_mib)
336 fit_gjrgarch_11_mib
337 round(fit_gjrgarch_11_mib@fit$robust.matcoef, 3)
338 sigma_sq_hat_gjrgarch_11_mib <- fit_gjrgarch_11_mib@fit$sigma^2
339 sigma_sq_hat_gjrgarch_11_mib <- as.xts(sigma_sq_hat_gjrgarch_11_mib,
      order.by = time(r_t_mib))
340 plot(r_t_mib^2, main="MIB Volatility", format.labels="%m-%Y")
341 addSeries(sigma_sq_hat_gjrgarch_11_mib, on=TRUE, col="orange")
342 mse_gjrgarch_11_mib <- mean((r_t_mib^2 - sigma_sq_hat_gjrgarch_11_
      mib)^2) * 10000
343 addLegend("topleft",c("Squared log-returns","GJR-GARCH(1,1)",
344       lty=c(1,1),
345       col=c("black","orange")))
346
347 # summary FTSE MIB
348 mse_arch_4_mib
349 mse_garch_11_mib
350 mse_tgarch_11_mib
351 mse_gjrgarch_11_mib
352
353 plot(r_t_mib^2,main="FTSE MIB Volatility",format.labels="%m-%Y")
354 addSeries(sigma_sq_hat_arch_4_mib,on=TRUE,col="blue")
355 addSeries(sigma_sq_hat_garch_11_mib,on=TRUE,col="green")

```

```
356 addSeries(sigma_sq_hat_tgarch_11_mib,on=TRUE,col="red")
357 addSeries(sigma_sq_hat_gjrgarch_11_mib,on=TRUE,col="orange")
358 addLegend("topleft",c("Squared log-returns","ARCH(4)","GARCH(1,1)","
    TGARCH(1,1)","GJRGARCH(1,1)"),
359         lty=c(1,1,1,1,1),
360         col=c("black","blue","green","red","orange"))
```

Riferimenti bibliografici

- [1] Commissione Nazionale per le Società e la Borsa (CONSOB). *Crisi del debito sovrano 2010-2011*. <https://www.consob.it/web/investor-education/crisi-debito-sovrano-2010-2011>. Visitato il: 26-03-2024. 2024.
- [2] Commissione Nazionale per le Società e la Borsa (CONSOB). *Intermediazione finanziaria non bancaria*. <https://www.consob.it/web/investor-education/intermediazione-finanziaria-non-bancaria>. Visitato il: 26-03-2024. 2024.
- [3] Borsa Italiana. *Basilea 3*. <https://www.borsaitaliana.it/notizie/sotto-la-lente/approfondimenti/basilea-3.htm>. Visitato il: 26-03-2024. 2024.
- [4] United States Financial Crisis Inquiry Commission. *The financial crisis inquiry report: final report of the National Commission on the Causes of the Financial and Economic Crisis in the United States*. [Online]. Available: <https://lccn.loc.gov/2011381760>. Washington, DC: Financial Crisis Inquiry Commission: For sale by the Supt. of Docs., U.S. G.P.O, 2011. URL: <https://lccn.loc.gov/2011381760>.
- [5] Robert Engle e Andrew Patton. “What good is a volatility model?” In: *Quantitative Finance* 1.2 (2001), pp. 237–245. URL: <https://EconPapers.repec.org/RePEc:taf:quantf:v:1:y:2001:i:2:p:237-245>.
- [6] Ruey S. Tsay. *Analysis of financial time series*. 2. ed. Wiley series in probability and statistics. Hoboken, NJ: Wiley-Interscience, 2005. XXI, 605. ISBN: 978-0-471-69074-0. URL: http://gso.gbv.de/DB=2.1/CMD?ACT=SRCHA&SRT=YOP&IKT=1016&TRM=ppn+483463442&sourceid=fbw_bibsonomy.
- [7] Pennsylvania State University. *2.2 Partial Autocorrelation Function (PACF)*. Visitato il: 22-05-2024. 2024. URL: <https://online.stat.psu.edu/stat510/lesson/2/2.2>.
- [8] Jonathan B. Hill e Kaiji Motegi. “Testing the white noise hypothesis of stock returns”. In: *Economic Modelling* 76 (2019), pp. 231–242. ISSN: 0264-9993. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2018.08.003>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0264999318306849>.
- [9] James H. Stock e Mark W. Watson. *Introduction to econometrics*. Pearson, 2020.
- [10] Robin John Hyndman e George Athanasopoulos. *Forecasting: Principles and Practice*. English. 2nd. Australia: OTexts, 2018.
- [11] Erik Gilliland Ronald Balvers Yangru Wu. “Mean Reversion across National Stock Markets and Parametric Contrarian Investment Strategies”. In: *The Journal of Finance* 55.2 (2000). Visitato il: 03-03-2024, pp. 745–772. ISSN: 00221082, 15406261. URL: <http://www.jstor.org/stable/222521>.
- [12] Eugene F. Fama. “Random Walks in Stock Market Prices”. In: *Financial Analysts Journal* 51.1 (1995). Visitato il: 03-03-2024, pp. 75–80. ISSN: 0015198X. URL: <http://www.jstor.org/stable/4479810>.
- [13] Robert F. Engle. “Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation”. In: *Econometrica* 50.4 (1982). Visitato il: 22-03-2024, pp. 987–1007. ISSN: 00129682, 14680262. URL: <http://www.jstor.org/stable/1912773>.

- [14] Miami University. *ARCH Models*. https://www.fsb.miamioh.edu/lij14/672_2014_s5.pdf Visitato il: 22/03/2024. 2014.
- [15] Eric Zivot. *Practical Issues in the Analysis of Univariate GARCH Models*. Working Papers UWEC-2008-03-FC. University of Washington, Department of Economics, apr. 2008. URL: <https://ideas.repec.org/p/udb/wpaper/uwec-2008-03-fc.html>.
- [16] MathWorks. *Engle's ARCH Test*. <https://it.mathworks.com/help/econ/engles-arch-test.html> Visitato il: 22/03/2024.
- [17] STAT 510 Pennsylvania State University. *ARCH/GARCH Models*. <https://online.stat.psu.edu/stat510/lesson/11/11.1> Visitato il: 22/03/2024.
- [18] Bocconi University Guidolin Massimo. Dept. of Finance. *Lecture 4: Univariate Volatility Models: ARCH and GARCH*. Mar. 2024. URL: https://didattica.unibocconi.it/mypage/dwload.php?nomefile=Lecture_4_-_GARCH_models20130320201137.pdf.
- [19] Konstantinos Ladopoulos Georgios Bampinas e Theodore Panagiotidis. “A note on the estimated GARCH coefficients from the S&P1500 universe”. In: *Applied Economics* 50.34-35 (2018), pp. 3647–3653. DOI: 10.1080/00036846.2018.1436155. eprint: <https://doi.org/10.1080/00036846.2018.1436155>. URL: <https://doi.org/10.1080/00036846.2018.1436155>.
- [20] Turgut Kışınbay. “Predictive ability of asymmetric volatility models at medium-term horizons”. In: *Applied Economics* 42.30 (2010), pp. 3813–3829. DOI: 10.1080/00036840802360211. eprint: <https://doi.org/10.1080/00036840802360211>. URL: <https://doi.org/10.1080/00036840802360211>.
- [21] Jean-Michel Zakoian. “Threshold heteroskedastic models”. In: *Journal of Economic Dynamics and Control* 18.5 (1994), pp. 931–955. ISSN: 0165-1889. DOI: [https://doi.org/10.1016/0165-1889\(94\)90039-6](https://doi.org/10.1016/0165-1889(94)90039-6). URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0165188994900396>.
- [22] Nagaraj Naik, Biju R Mohan e Rajat Aayush Jha. “GARCH-Model Identification based on Performance of Information Criteria”. In: *Procedia Computer Science* 171 (2020). Third International Conference on Computing and Network Communications (CoCo-Net'19), pp. 1935–1942. ISSN: 1877-0509. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.04.207>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050920311893>.
- [23] Kofi Agyarko, Albert Buabeng e Joseph Acquah. “Modelling the Volatility of the Price of Bitcoin”. In: 9 (feb. 2020), pp. 151–159. DOI: 10.5923/j.ajms.20190904.01.
- [24] Gary Richardson. *The Great Depression*. URL: <https://www.federalreservehistory.org/essays/great-depression>.
- [25] Borsa Italiana. *Crisi del '29: Cause e conseguenze della grande depressione*. Mag. 2020. URL: <https://www.borsaitaliana.it/notizie/sotto-la-lente/crisidel29.htm>.
- [26] U.S. Bank. *What's the difference between Fannie Mae and Freddie Mac?* <https://www.usbank.com/financialiq/improve-your-operations/increase-efficiency/whats-the-difference-between-fannie-mae-and-freddie-mac.html>. Visitato il: 25-03-2024. 2021.

- [27] Borsa Italiana. *Mutui Subprime*. Visitato il: 26-03-2024. 2024. URL: <https://www.borsaitaliana.it/notizie/sotto-la-lente/mutuisubprime.htm>.
- [28] Borsa Italiana. *Crisi dei mutui subprime*. <https://www.borsaitaliana.it/notizie/sotto-la-lente/crisimutuisubprime.htm>. Visitato il: 25-03-2024. 2023.
- [29] Commissione Nazionale per le Società e la Borsa (CONSOB). *La Securitisation*. <https://www.consob.it/web/investor-education/la-securitisation>. Visitato il: 26-03-2024. 2024.
- [30] Borsa Italiana. *Credit Default Swap*. <https://www.borsaitaliana.it/borsa/glossario/credit-default-swap.html>. Visitato il: 26-03-2024. 2024.
- [31] Borsa Italiana. *Quantitative Easing*. <https://www.borsaitaliana.it/notizie/sotto-la-lente/quantitative-easing-145.htm>. Visitato il: 26-03-2024. 2024.
- [32] Federal Reserve Board. *Large Institution Supervision*. <https://www.federalreserve.gov/supervisionreg/large-institution-supervision.htm>. Visitato il: 26-03-2024. 2024.
- [33] Jennifer Welch. “The Financial Crisis in the European Union: An Impact Assessment and Response Critique”. In: *European Journal of Risk Regulation* 2.4 (2011). Visitato il: 30-03-2024, pp. 481–490. ISSN: 1867299X, 21908249. URL: <http://www.jstor.org/stable/24323295>.
- [34] Banca dei Regolamenti Internazionali. *Basilea III: Un quadro normativo globale per una maggiore resilienza delle banche e dei sistemi bancari*. Visitato il: 22-05-2024. 2011. URL: https://www.bis.org/publ/bcbs189_it.pdf.
- [35] Borsa Italiana. *S&P 500*. <https://www.borsaitaliana.it/notizie/sotto-la-lente/sp500.htm>. Visitato il: 26-03-2024. 2024.
- [36] Borsa Italiana. *Indice S&P 500*. <https://www.borsaitaliana.it/borsa/glossario/indice-s-p500.html>. Visitato il: 26-03-2024. 2024.
- [37] Brian R. Cheffins. “Did Corporate Governance ”Fail” During the 2008 Stock Market Meltdown? The Case of the SP 500”. In: *The Business Lawyer* 65.1 (2009). Visitato il: 31-03-2024, pp. 1–65. ISSN: 00076899. URL: <http://www.jstor.org/stable/40688577>.
- [38] Qontigo. *STOXX Europe 50 Index - Factsheet*. Visitato il: 02-04-2024. 2024. URL: <https://qontigo.com/index/sx5e/?factsheet=true>.
- [39] Investopedia. *Free-Float Methodology*. <https://www.investopedia.com/terms/f/freefloatmethodology.asp>. Visitato il: 03-04-2024.
- [40] Qontigo. *STOXX Europe 600 Index - Factsheet*. <https://qontigo.com/index/sxxr/?factsheet=true>. Visitato il: 03-04-2024. 2024.
- [41] Roxana Zega. *Brexit Jolts Europe Stocks As Investors Trade Like Never Before*. Visitato il: 03-04-2024. Giu. 2016. URL: <https://www.bloomberg.com/news/articles/2016-06-29/brexit-jolts-europe-stocks-as-investors-trade-like-never-before?embedded-checkout=true>.
- [42] FTSE Russell. *FTSE MIB Index - Factsheet*. Visitato il: 03-04-2024. 2024. URL: <https://research.ftserussell.com/Analytics/FactSheets/Home/DownloadSingleIssue?issueName=FTSEMIB&isManual=False>.

- [43] Roberto Di Chirico. *Italy and the Global Economic Crisis*. https://www.gla.ac.uk/media/Media_191024_smxx.pdf. Visitato il: 03-04-2024. 2016.
- [44] Didit Nugroho et al. “Empirical performance of GARCH, GARCH-M, GJR-GARCH and log-GARCH models for returns volatility”. In: *Journal of Physics: Conference Series* 1307 (ago. 2019), p. 012003. DOI: 10.1088/1742-6596/1307/1/012003.
- [45] John Y. Campbell, Andrew W. Lo e A.Craig MacKinlay. *The Econometrics of Financial Markets*. Visitato il: 21-04-2024. Princeton University Press, 1997. ISBN: 9780691043012. URL: <http://www.jstor.org/stable/j.ctt7skm5>.
- [46] C. Alexander. *Market risk analysis*. v. 3. John Wiley & Sons, 2009. URL: <https://books.google.it/books?id=jeEQzQEACAAJ>.
- [47] Edoardo Lozza et al. “Consumer Sentiment after the Global Financial Crisis”. In: *italian sentiment* 58.5 (2016), pp. 671–691. DOI: 10.2501/IJMR-2015-075. eprint: <https://doi.org/10.2501/IJMR-2015-075>. URL: <https://doi.org/10.2501/IJMR-2015-075>.
- [48] José-Luis Peydró, Ozlem Akin e José M. Marín. *Bankers knew the risks they were taking before the 2008 crisis*. Set. 2020. URL: <https://www.imperial.ac.uk/business-school/ib-knowledge/finance/bankers-knew-the-risks-they-were-taking-the-2008-crisis/>.
- [49] Stanley Fischer. *Monetary Policy: Many Targets, Many Instruments. Where Do We Stand?* Visitato il: 30-04-2024. Nov. 2021. URL: <https://mitsloan.mit.edu/sites/default/files/2022-01/Monetary-Policy-Research-Paper-Stanley-Fischer-Nov2021.pdf>.
- [50] Eugene F. Fama. “Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work”. In: *The Journal of Finance* 25.2 (1970). Visitato il: 30-04-2024, pp. 383–417. ISSN: 00221082, 15406261. URL: <http://www.jstor.org/stable/2325486>.
- [51] J. Bock e S. Geissel. “Evolution of stock market efficiency in Europe: Evidence from measuring periods of inefficiency”. In: *Finance Research Letters* 62 (2024), p. 105129. ISSN: 1544-6123. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.frl.2024.105129>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1544612324001594>.
- [52] Federal Reserve History. *Great Recession and Its Aftermath*. Visitato il: 30-04-2024. 2023. URL: <https://www.federalreservehistory.org/essays/great-recession-and-its-aftermath>.
- [53] *Intervento del Direttore Generale della Banca d'Italia Luigi Federico Signorini, Le banche e gli anni di Basilea III*. <https://www.bancaditalia.it/pubblicazioni/interventi-direttorio/int-dir-2021/Signorini-4-novembre-2021.pdf>. Visitato il: 30-04-2024. 2021.
- [54] Peterson Institute for International Economics. *Europe’s Capital Markets Union: Make it or Break it*. Visitato il: 26-05-2024. 2024. URL: <https://www.piie.com/blogs/realtime-economics/2024/europes-capital-markets-union-make-it-or-break-it>.