

LIBERA UNIVERSITÀ INTERNAZIONALE DEGLI STUDI SOCIALI GUIDO CARLI

Corso di Laurea in Banche e Intermediari Finanziari

Tesi di Laurea Magistrale

Dynamic Network in high dimension

the case of Cryptoassets



Relatore
prof. Federico Carlini

Correlatore:
prof. Marco Scarsini

Laureando
Francesco Ciliberti

2022/2023

Indice

Elenco delle figure	v
Elenco delle tabelle	viii
Introduzione	1
1 Revisione della letteratura	5
2 Metodologia	7
2.1 L'eteroschedasticità condizionata	7
2.2 Prospetto dei modelli GARCH multivariati	8
2.3 Modello DCC: Dynamic Conditional Correlation	9
2.3.1 Notazione	9
2.3.2 Definizione del modello	10
2.4 Stima del modello DCC	11
2.4.1 Stima della matrice di correlazioni non condizionate	12
2.5 Miglioramenti basati sui dati infragiornalieri	13
2.5.1 Miglioramento nella stima delle varianze condizionate	14
2.5.2 Miglioramento nella stima delle covarianze condizionate	16
2.6 Volatility Connectedness	19
2.6.1 Selezione dell'orizzonte di connessione	25
2.7 Test inferenziali	26
2.7.1 Test augmented Dickey-Fuller	26
2.7.2 Test di Jarque-Bera	26
2.7.3 Test di Lilliefors	27
2.7.4 Test di Ljung Box	27
3 Dati	28
3.1 Panoramica sui dati	28
3.2 Utilizzo dei rendimenti regolarizzati	36
4 Analisi empirica	38
4.1 Stima del modello <i>IDR-DCC-GARCH(1,1)-NL</i>	38
4.2 Analisi empirica delle misure di connessione	45
4.3 Misurazioni medie e dinamiche delle misure di connessione	45
4.3.1 Dinamica della misura di connessione totale	46

4.3.2	Misura di connessione direzionale totale dell' i -esima criptovaluta verso le altre criptovalute	47
4.3.3	Misura di connessione direzionale totale dalle altre criptovalute . . .	48
4.3.4	Misura di connessione direzionale totale netta	51
4.3.5	Misura di connessione direzionale netta tra coppie	54
4.4	Confronto con il passato	56
5	Conclusioni	57
	Riferimenti bibliografici	83

Elenco delle figure

3.1	Grafici delle serie storiche dei prezzi di chiusura dall' 11 maggio 2021 al 10 maggio 2023	30
3.2	Grafici delle serie storiche dei rendimenti percentuali delle criptovalute dal 12 maggio 2021 al 10 maggio 2023	31
3.3	Grafico ACF per i rendimenti percentuali al quadrato di Bitcoin; periodo di osservazione: 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023	37
3.4	Grafico PACF per i rendimenti percentuali al quadrato di Bitcoin; periodo di osservazione: 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023	37
4.1	Rete delle correlazioni positive non condizionate (correlazioni $> 0,70$), stimate mediante il metodo di non linear shrinkage, tra le cinquanta criptovalute maggiormente capitalizzate durante il periodo di riferimento dei rendimenti, compreso tra l'11 maggio 2021 e il 10 maggio 2023. Nel grafico, i segmenti verdi che collegano i nodi rappresentano la presenza di correlazioni positive tra i nodi stessi; l'intensità del verde riflette l'intensità di tali correlazioni positive. Più scuro è il verde, maggiore è la correlazione positiva. Inoltre, il diametro di ciasun nodo è direttamente proporzionale al numero di nodi con cui presenta una correlazione positiva.	39
4.2	Rete delle correlazioni negative non condizionate (correlazioni $< 0,00$), stimate mediante il metodo di non linear shrinkage, tra le cinquanta criptovalute maggiormente capitalizzate durante il periodo di riferimento dei rendimenti, compreso tra l'11 maggio 2021 e il 10 maggio 2023. Nel grafico, i segmenti viola che collegano i nodi rappresentano la presenza di correlazioni negative tra i nodi stessi; l'intensità del viola riflette l'intensità di tali correlazioni positive. Più scuro è il viola, maggiore è, in valore assoluto, la correlazione negativa. Inoltre, il diametro di ciasun nodo è direttamente proporzionale al numero di nodi con cui presenta una correlazione negativa.	40
4.3	Dinamica delle varianze condizionate dei rendimenti percentuali, calcolate su un campione di dati relativo al periodo compreso tra il 12 maggio 2021 e il 10 maggio 2023.	42
4.4	Dinamica $C_t^g(L)$:misura di connessione totale (periodo di riferimento: 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023)	46
4.5	Dinamica di $C_{\bullet \leftarrow i}^L$ per VET (periodo di riferimento: 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023).	49

4.6	Dinamica di $C_{\bullet \leftarrow i}^L$ per BCH (periodo di riferimento: 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023).	49
4.7	Dinamica di $C_{\bullet \leftarrow i}^L$ per XLM (periodo di riferimento: 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023).	49
4.8	Dinamica di $C_{\bullet \leftarrow i}^L$ per USDT (periodo di riferimento: 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023).	49
4.9	Dinamica di $C_{\bullet \leftarrow i}^L$ per HEX (periodo di riferimento: 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023).	49
4.10	Dinamica di $C_{\bullet \leftarrow i}^L$ per TUSD (periodo di riferimento: 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023).	49
4.11	Dinamica di $C_{i \leftarrow \bullet}^L$ per DAI (periodo di riferimento: 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023).	51
4.12	Dinamica di $C_{i \leftarrow \bullet}^L$ per LTC (periodo di riferimento: 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023).	51
4.13	Dinamica di $C_{i \leftarrow \bullet}^L$ per USDT (periodo di riferimento: 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023).	51
4.14	Dinamica di $C_{i,t}^g$ per USDC (periodo di riferimento: 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023)	54
4.15	Dinamica di $C_{i,t}^g$ per USDT (periodo di riferimento: 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023)	54
4.16	Dinamica di $C_{i,t}^g$ per AVAX (periodo di riferimento: 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023)	54
4.17	Dinamica $C_{i,t}^g$ per BTC (periodo di riferimento: 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023)	55
4.18	Dinamica $C_{i,t}^g$ per ETH (periodo di riferimento: 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023)	55
4.19	Dinamica di $NPDC_{ij}(L)$ per la coppia USDC-USDT (periodo di riferimento: 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023)	55
1	Grafici delle serie storiche dei prezzi di chiusura dall'11 maggio 2021 al 10 maggio 2023	59
2	Grafici delle serie storiche dei prezzi di chiusura dall'11 maggio 2021 al 10 maggio 2023	59
3	Grafici delle serie storiche dei prezzi di chiusura dall'11 maggio 2021 al 10 maggio 2023	59
4	Grafici delle serie storiche dei prezzi di chiusura dall'11 maggio 2021 al 10 maggio 2023	59
5	Grafici delle serie storiche dei rendimenti percentuali delle criptovalute dal 12 maggio 2021 al 10 maggio 2023	60
6	Grafici delle serie storiche dei rendimenti percentuali delle criptovalute dal 12 maggio 2021 al 10 maggio 2023	60
7	Grafici delle serie storiche dei rendimenti percentuali delle criptovalute dal 12 maggio 2021 al 10 maggio 2023	60
8	Grafici delle serie storiche dei rendimenti percentuali delle criptovalute dal 12 maggio 2021 al 10 maggio 2023	60

9	Dinamica delle varianze condizionate dei rendimenti percentuali, calcolate su un campione di dati relativo al periodo compreso tra il 12 maggio 2021 e il 10 maggio 2023.	64
10	Dinamica delle varianze condizionate dei rendimenti percentuali, calcolate su un campione di dati relativo al periodo compreso tra il 12 maggio 2021 e il 10 maggio 2023.	64
11	Dinamica delle varianze condizionate dei rendimenti percentuali, calcolate su un campione di dati relativo al periodo compreso tra il 12 maggio 2021 e il 10 maggio 2023.	65
12	Dinamica delle varianze condizionate dei rendimenti percentuali, calcolate su un campione di dati relativo al periodo compreso tra il 12 maggio 2021 e il 10 maggio 2023.	65

Elenco delle tabelle

2.1	<i>Tabella di Connessione</i> (Diebold e Yilmaz, 2014)	20
3.1	Classifica al 10 maggio 2023 delle prime cinquanta criptovalute per capitalizzazione di mercato. I valori nella colonna 'MktCap $\times 10^{-9}$ ' indicano la capitalizzazione di mercato di ciascuna criptovaluta espressa in miliardi di dollari.	29
3.2	Statistiche descrittive dei rendimenti percentuali delle criptovalute nel periodo dal 10 maggio 2021 al 10 maggio 2023	32
3.3	Statistiche descrittive dei rendimenti percentuali delle criptovalute nel periodo dal 10 maggio 2021 al 10 maggio 2023	33
3.4	Statistiche descrittive dei rendimenti percentuali delle criptovalute nel periodo dal 10 maggio 2021 al 10 maggio 2023, valori della statistica test di Jarque-Bera sui rendimenti al quadrato, p -value ottenuti dal test di Jarque-Bera con un livello di significatività dell'1% sui rendimenti al quadrato delle criptovalute, valori della statistica test di Lilliefors e p -value ottenuti dal test di Lilliefors con un livello di significatività dell'1% sui rendimenti al quadrato delle criptovalute	34
4.1	Classifica criptovalute in base a $C_{\bullet \leftarrow i}^L$ medio (colonna TO in Tabella di connessione) per il periodo di riferimento 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023.	47
4.2	Classifica criptovalute in base a $C_{i \leftarrow \bullet}^L$ medio (colonna From in Tabella di connessione) per il periodo di riferimento 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023.	50
4.3	Classifica criptovalute in base a $C_{i,t}^g$ medio (colonna NET in Tabella di connessione) per il periodo di riferimento 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023.	52
1	Tabella dei p -value ottenuti dal test Augmented Dickey-Fuller con un livello di significatività dell'1% applicato ai prezzi di chiusura delle criptovalute nel periodo dall'11 maggio 2021 al 10 maggio 2023	61
2	Tabella dei p -value ottenuti dal test di Augmented Dickey-Fuller con un livello di significatività dell'1% sui rendimenti percentuali delle criptovalute per il periodo dall'11 maggio 2021 al 10 maggio 2023	62
3	Tabella dei p -value ottenuti dal Ljung Box test con un livello di significatività dell'1% e lag $k=20$ sui rendimenti percentuali al quadrato delle criptovalute per il periodo dall'11 maggio 2021 al 10 maggio 2023	63

4	Valori medi delle correlazioni condizionate stimate con il modello <i>IDR-DCC-GARCH(1,1)-NL</i> ; in verde le correlazioni maggiori del 70% e in rosso le correlazioni negative.	67
5	Valori medi delle correlazioni condizionate stimate con il modello <i>IDR-DCC-GARCH(1,1)-NL</i> ; in verde le correlazioni maggiori del 70% e in rosso le correlazioni negative.	68
6	Valori medi delle correlazioni condizionate stimate con il modello <i>IDR-DCC-GARCH(1,1)-NL</i> ; in verde le correlazioni maggiori del 70% e in rosso le correlazioni negative.	69
7	Valori medi delle correlazioni condizionate stimate con il modello <i>IDR-DCC-GARCH(1,1)-NL</i> ; in verde le correlazioni maggiori del 70% e in rosso le correlazioni negative.	70
8	Valori medi delle correlazioni condizionate stimate con il modello <i>IDR-DCC-GARCH(1,1)-NL</i> ; in verde le correlazioni maggiori del 70% e in rosso le correlazioni negative.	71
9	Valori medi delle correlazioni condizionate stimate con il modello <i>IDR-DCC-GARCH(1,1)-NL</i> ; in verde le correlazioni maggiori del 70% e in rosso le correlazioni negative.	72
10	Valori medi delle correlazioni condizionate stimate con il modello <i>IDR-DCC-GARCH(1,1)-NL</i> ; in verde le correlazioni maggiori del 70% e in rosso le correlazioni negative.	73
11	Valori medi delle correlazioni condizionate stimate con il modello <i>IDR-DCC-GARCH(1,1)-NL</i> ; in verde le correlazioni maggiori del 70% e in rosso le correlazioni negative.	74
12	Valori medi delle correlazioni condizionate stimate con il modello <i>IDR-DCC-GARCH(1,1)-NL</i> ; in verde le correlazioni maggiori del 70% e in rosso le correlazioni negative.	75
13	Valori medi delle correlazioni condizionate stimate con il modello <i>IDR-DCC-GARCH(1,1)-NL</i> ; in verde le correlazioni maggiori del 70% e in rosso le correlazioni negative.	76
14	Tabella di Connessione per l'orizzonte $L=10$ per le prime cinquanta cripto- valute in termini di capitalizzazione di mercato	77
15	Tabella di Connessione per l'orizzonte $L=10$ per le prime cinquanta cripto- valute in termini di capitalizzazione di mercato	78
16	Tabella di Connessione per l'orizzonte $L=10$ per le prime cinquanta cripto- valute in termini di capitalizzazione di mercato	79
17	Tabella di Connessione per l'orizzonte $L=10$ per le prime cinquanta cripto- valute in termini di capitalizzazione di mercato	80
18	Tabella di Connessione per l'orizzonte $L=10$ per le prime cinquanta cripto- valute in termini di capitalizzazione di mercato	81
19	Tabella di Connessione per l'orizzonte $L=10$ per le prime cinquanta cripto- valute in termini di capitalizzazione di mercato	82

Elenco delle Abbreviazioni

AAVE Aave	EOS EOS	SAND The Sandbox
ADA Cardano	ETC Ethereum Classic	SHIB Shiba Inu
ALGO Algorand	ETH Ethereum	SNX Synthetix
ATOM Cosmos	FIL Filecoin	SOL Solana
AVAX Avalanche	FLOW Flow	STX4847 Stacks
AXS Axie Infinity	FTM Fantom	THETA Theta Network
BCH Bitcoin Cash	GRT6719 The Graph	TRX TRON
BNB BNB	HBAR Hedera	TUSD TrueUSD
BSV Bitcoin SV	HEX HEX	UNI7083 Uniswap
BTC Bitcoin	ICP Internet Computer	USDC USD Coin
CHZ Chiliz	LINK Chainlink	USDT Tether
CRO Cronos	LTC Litecoin	VET VeChain
CRV Curve DAO Token	MANA Decentraland	XLM Stellar
DAI Dai	MATIC Polygon	XMR Monero
DOGE Dogecoin	MKR Maker	XRP XRP
DOT Polkadot	NEO Neo	XTZ Tezos
EGLD MultiversX	QNT Quant	

Introduzione

Nel corso degli ultimi decenni, gli asset finanziari sono diventati sempre più interconnessi in termini di rischio e rendimento. L'aumento della connessione tra gli asset finanziari può essere attribuito a diversi fattori. In primo luogo, la globalizzazione ha portato a una maggiore interconnessione economica tra i paesi e i mercati finanziari, conseguentemente, gli shock o gli eventi che si verificano in un paese o in un mercato possono trasmettersi rapidamente ad altri paesi o mercati attraverso canali finanziari. Ad esempio, una crisi finanziaria in un paese può diffondersi rapidamente a livello globale, influenzando diversi asset finanziari. In secondo luogo, le reti di informazione globali hanno reso disponibili in tempo reale una quantità senza precedenti di dati finanziari, notizie e analisi. Ciò significa che gli investitori di tutto il mondo possono reagire rapidamente agli eventi e alle informazioni che influenzano i mercati finanziari, generando un effetto a catena che si riflette in diverse classi di asset.

Il rischio, in genere, si riferisce alla possibilità che un evento indesiderato o imprevisto si verifichi e abbia un impatto negativo. Nel contesto finanziario, il rischio è spesso associato alla possibilità di variazioni di prezzo negative per l'investitore o più in generale perdite. La volatilità, d'altra parte, è una misura delle variazioni di prezzo di un asset o di un mercato nel corso del tempo. Più l'andamento dei prezzi di un asset è volatile, più sarà soggetto a fluttuazioni significative, sia in termini di aumenti che di diminuzioni di valore. La volatilità è spesso utilizzata come una misura del rischio di un asset o di un mercato, poiché prezzi altamente volatili implicano un maggiore potenziale di guadagno ma anche un maggior potenziale di perdita.

Le variazioni di prezzo sono spesso determinate da eventi improvvisi o imprevisti noti come *shock*. Gli shock possono essere causati da una serie di fattori, come annunci di regolamentazioni governative, vulnerabilità della sicurezza, notizie economiche o anche variazioni nelle aspettative degli investitori. Gli shock possono portare a movimenti significativi dei prezzi e quindi determinare un aumento della volatilità e conseguentemente un aumento del rischio.

Quindi, la volatilità è una delle misure utilizzate per valutare il rischio finanziario. Un'alta volatilità può essere considerata come un indicatore di un maggiore rischio, poiché ciò significa che i prezzi possono subire fluttuazioni ampie e imprevedibili, con conseguenti potenziali perdite significative per gli investitori. Al contrario, una bassa volatilità può essere considerata come un indicatore di un rischio più contenuto, poiché i prezzi sono meno soggetti a fluttuazioni estreme.

Le connessioni in termini di rischio definiscono quindi l'influenza che uno shock, riguardante un determinato asset o mercato, ha su un altro asset o mercato. Questo fenomeno

è noto come *spillover*¹ di volatilità, che rappresenta la propagazione delle fluttuazioni di prezzo da un asset o mercato a un altro.

Lo spillover di volatilità si verifica quando la volatilità di un asset o di un mercato si trasferisce ad altri asset o mercati, creando un effetto domino. In pratica, si ha propagazione di volatilità se l'aumento significativo della volatilità sperimentato da un asset o un mercato, influenza gli altri asset o mercati collegati, aumentando la loro volatilità.

L'analisi delle connessioni in termini di rischio tra mercati o asset aiuta gli operatori di mercato ad ottenere importanti informazioni sulla dinamica complessiva del rischio nel sistema finanziario. Ad esempio, l'analisi della rete di propagazione del rischio, ovvero degli spillover di volatilità considerati congiuntamente, può essere utilizzata per comprendere come gli shock riguardanti un asset possano influenzare un altro asset.

L'analisi della rete di propagazione del rischio è stata ampiamente studiata per gli asset convenzionali, tra cui azioni (Fowowe e Shuaibu, 2016; Shahzad, Hernandez et al., 2018; D. Zhang, Lei et al., 2019), bond (Ahmad, Mishra e Daly, 2018; Louzis, 2015), valute (Barunik, Kočenda e Vácha, 2017; Singh, Nishant e Kumar, 2018), materie prime (Ji, Geng e Tiwari, 2018; Ji, Bouri et al., 2019; D. Zhang e Broadstock, 2020) e tassi di interesse (Louzis, 2015). In generale, le evidenze empiriche suggeriscono che la connessione sia significativa sia per i rendimenti che per la volatilità, sia varia nel tempo e sia influenzata dai periodi di crisi (Shahzad, Hernandez et al., 2018; D. Zhang, Lei et al., 2019).

Le implicazioni di tali analisi sono molteplici: l'allocazione degli asset, la gestione del rischio, la determinazione dei prezzi dei derivati e la formulazione delle normative (Tiwari et al., 2018; Chang et al., 2018; Baur, Hong e Lee, 2018). Tuttavia, le connessioni rimangono poco studiate nel mercato delle criptovalute anche se continua a suscitare attenzione da parte dei media e della comunità finanziaria.

Il mercato delle criptovalute è diventato rapidamente un elemento importante del mercato finanziario globale (Gajardo, Kristjanpoller e Minutolo, 2018) e una nuova classe di asset (Corbet, Meegan et al., 2018). Esso ha registrato una crescita esponenziale sia in termini di capitalizzazione di mercato che di numero di valute digitali: al 10 maggio 2023 la capitalizzazione di mercato delle criptovalute è di 1,06 trilioni di euro contro i 295 miliardi di euro del 2018, e sono scambiate più di 10 000 criptovalute mentre nel 2018 erano 1600 le criptovalute esistenti.

L'ascesa delle criptovalute può essere fatta risalire all'introduzione del Bitcoin nel 2009 da parte di un individuo o un gruppo di individui noti con lo pseudonimo di Satoshi Nakamoto. Il Bitcoin ha segnato l'inizio di una nuova era finanziaria, caratterizzata dalla decentralizzazione e dalla tecnologia *blockchain*. Nel corso degli anni, il suo valore è aumentato in modo straordinario, attirando l'interesse degli investitori e dei media.

Le criptovalute sono monete digitali, in genere, completamente decentralizzate che hanno suscitato un grande interesse grazie alla loro natura e alle loro differenze rispetto alle valute tradizionali. Queste valute stabiliscono un sistema di pagamento distribuito basato su protocolli crittografici, ovvero la tecnologia blockchain, che offrono vantaggi come l'anonimato, i bassi costi e la velocità delle transazioni peer-to-peer. Queste caratteristiche hanno

¹Il termine *spillover* si riferisce alla propagazione degli shock di una variabile su altre variabili o sul sistema nel suo complesso.

contribuito a generare fiducia nel sistema e a considerare le criptovalute come un'alternativa alle valute fiat emesse dai governi.

Oltre ad essere utilizzate come mezzi di pagamento digitali, le criptovalute sono diventate anche uno strumento speculativo attraente per il crescente rischio ad esse associato, infatti, molti speculatori vedono le criptovalute come una potenziale fonte di guadagno, sfruttando la loro volatilità per ottenere profitti significativi.

L'aumento nel tempo delle fluttuazioni di valore è stata la principale motivazione che ha portato alla creazione delle *stablecoin*. Le *stablecoin* sono criptovalute progettate per mantenere un valore stabile essendo quest'ultimo ancorato ad un'entità esterna, come una valuta tradizionale. A differenza di altre criptovalute che possono essere soggette a forti fluttuazioni di prezzo, le *stablecoin* mirano a fornire stabilità e prevedibilità nel valore.

Le *stablecoin* sono spesso ancorate a una valuta fiat come il dollaro americano o l'euro, il che significa che il loro valore è generalmente pari a quello della valuta di riferimento. Ciò consente agli utenti di utilizzare le *stablecoin* come una forma di denaro digitale che mantiene un valore costante, eliminando così il rischio di volatilità associato ad altre criptovalute. Inoltre, le *stablecoin* offrono anche la possibilità di accedere a servizi finanziari decentralizzati (DeFi) e di partecipare a mercati monetari digitali, in cui gli utenti possono guadagnare interessi sui propri depositi di *stablecoin* o effettuare prestiti e prendere in prestito criptovalute senza la necessità di intermediari tradizionali come le banche. La *stablecoin* con la maggior capitalizzazione di mercato è USDT, la quale raggiunge una cifra di 77,635 miliardi di euro e si posiziona al terzo posto nella classifica delle criptovalute più capitalizzate.

All'interno del mercato delle criptovalute, si possono distinguere due attori principali: gli investitori e i *miners*. Gli investitori acquistano criptovalute come forma di investimento (ad esempio coloro che investono nelle *stablecoin* per guadagnare interessi sui propri depositi), copertura o speculazione. D'altra parte, i *miners* svolgono un ruolo cruciale per l'esistenza delle criptovalute. Utilizzano potenti computer e risorse energetiche per risolvere complessi problemi matematici all'interno della rete blockchain. Questi problemi matematici, noti come *proof of work*, garantiscono la sicurezza e l'integrità delle transazioni all'interno della rete.

I *miners*, nel processo di mining, contribuiscono ad aggiungere nuovi blocchi alla blockchain, che è un registro pubblico decentralizzato delle transazioni. Il loro lavoro di risoluzione dei problemi matematici viene ricompensato con nuove unità di criptovaluta, che vengono poi immesse nel mercato. Questo sistema di ricompense incentiva i *miners* a continuare la loro attività e contribuisce al mantenimento della sicurezza e dell'efficienza delle criptovalute. Sebbene non ci siano cambiamenti significativi nella tecnologia di base di queste valute, ad influenzare i loro prezzi, la loro stabilità e le loro relazioni con le altre criptovalute sono le diverse caratteristiche di ciascuna. Tuttavia, vi sono altri fattori determinati come l'incertezza del mercato e le aspettative degli investitori che possono causare fluttuazioni violente e conseguentemente l'instabilità del mercato delle criptovalute.

Analizzare come gli shock di volatilità si trasmettono da una criptovaluta a un'altra è importante sia per gli investitori sia per i *miners* poiché, gli investitori, utilizzando le criptovalute come copertura contro le azioni (Bouri, Gupta et al., 2017; Bouri, Molnár et al., 2017; Shahzad, Bouri et al., 2019) o come strumento speculativo (Baur, Hong e Lee, 2018; Klein, Thu e Walther, 2018), se si dovessero trovare di fronte a incertezze macroeconomiche, potrebbero giovare di informazioni sulla propagazione del rischio tra le criptovalute

poichè aiuterebbero a scegliere una criptovaluta adatta per regolare il proprio portafoglio di asset in base alle loro preferenze di rischio e di profitto. Allo stesso modo le informazioni sulle interconnessioni, in contesti di incertezza, sarebbero fondamentali anche per i miners poiché questi ultimi, sostenendo costi elevati per l'acquisto degli hardware e per il consumo di energia necessari al processo di mining, se disponessero delle informazioni sulla propoagazione dei rischi tra diverse criptovalute, potrebbero selezionare e estrarre le criptovalute meno interconnesse in modo tale da poter diversificare i rischi derivanti da fluttuazioni estreme dei prezzi.

In questo contesto, l'obiettivo del presente lavoro è quello di studiare le connessioni in termini di rischio nel mercato delle criptovalute. Per fare ciò, saranno analizzati gli spillover della varianza condizionata giornaliera tra le cinquanta criptovalute più capitalizzate al fine di comprendere le dinamiche che lo caratterizzano e identificare le criptovalute che svolgono attualmente un ruolo dominante nella propagazione del rischio all'interno del mercato.

Per calcolare gli spillover della varianza condizionata giornaliera saranno utilizzati il processo *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH)* (Bollerslev, 1986), per modellare le varianze condizionate univariate dei singoli rendimenti giornalieri delle criptovalute e il modello *Dynamic Conditional Correlation (DCC)* con *correlation targeting* (R. Engle, 2002) per modellare la dinamica temporale della matrice delle correlazioni condizionate dei rendimenti devolatilizzati; dopo la formalizzazione in tal senso, è possibile stimare i coefficienti dei modelli univariati e del modello DCC oltre alla matrice di covarianze condizionate. Tuttavia, poichè la stima del modello multivariato in presenza di un elevato numero di asset è computazionalmente difficile, sarà utilizzato il metodo della Verosimiglianza composita (Pakel et al., 2021). Per rendere più robusta tale stima saranno utilizzati, per la stima della matrice di correlazione non condizionata dei rendimenti devolatilizzati, il modello di *non linear shrinkage* (R. F. Engle, Ledoit e Wolf, 2019) e per le proxy di volatilità e i rendimenti devolatilizzati l'*approccio infragiornaliero* con la regolarizzazione dei rendimenti (De Nard et al., 2022). Con i coefficienti ottenuti dalla stima del modello si andranno a calcolare le previsioni della matrice di covarianze condizionate necessarie per stimare la *Volatility Impulse Response Function (VIRF)* (Gabauer, 2018) e quindi calcolare la metrica di connessione (Diebold e Yilmaz, 2014).

Successivamente, verranno presentate le evidenze empiriche risultanti e verrà fatto un confronto con i risultati dell'articolo di Bouri, Gabauer et al., 2021, i quali si riferiscono al periodo tra il 7 agosto 2015 e l'11 marzo 2018.

I risultati empirici, inoltre, dimostreranno che il Bitcoin, pur essendo la criptovaluta con una capitalizzazione di mercato che supera notevolmente quella delle altre criptovalute, non ha la posizione di predominio, in termini di indice di connessione totale netta, all'interno della rete. La struttura del presente elaborato è organizzata come segue. Nel primo capitolo verrà presentata la revisione della letteratura pertinente. Nel secondo capitolo si analizzerà la metodologia di riferimento necessaria alla modellizzazione e alla stima, includendo l'apparato teorico alla base della metrica di connessione e i test inferenziali utilizzati. Nel terzo capitolo si descriveranno i dati utilizzati, mentre nel quarto capitolo si tratteranno le principali evidenze empiriche e si valuteranno le misure di connessione, includendo un confronto con il passato. Infine, nel quinto capitolo saranno presentate le conclusioni.

Capitolo 1

Revisione della letteratura

Le criptovalute continuano a suscitare un notevole dibattito nella letteratura accademica. Molta letteratura si è concentrata sulle performance delle criptovalute, tuttavia la maggior parte di essa ha focalizzato l'attenzione solo su Bitcoin e ha prestato poca attenzione alle connessioni, in particolare agli spillover di volatilità, tra le diverse criptovalute (Corbet, Lucey et al., 2019)¹. Tuttavia, indagare gli spillover di volatilità tra le criptovalute potrebbe aiutare a comprendere il meccanismo di trasmissione degli shock nel mercato di riferimento e fornire informazioni utili ai partecipanti del mercato, come investitori e miner, dato il ruolo contrastante delle criptovalute come copertura (Bouri, Gupta et al., 2017; Bouri, Molnár et al., 2017; Shahzad, Bouri et al., 2019) e strumento speculativo (Baur, Hong e Lee, 2018; Klein, Thu e Walther, 2018). La conoscenza del meccanismo di trasmissione degli shock nel mercato delle criptovalute potrebbe consentire ai partecipanti di regolare i loro portafogli o creare strategie di investimento e copertura, tenendo conto delle connessioni in termini di rischio.

Le teorie tradizionali che si concentrano sugli spillover di volatilità e sul meccanismo di trasmissione delle informazioni possono essere suddivise in due gruppi. Il primo gruppo si riferisce al meccanismo di trasmissione visibile, che sostiene che la correlazione tra i fondamentali economici e l'allocazione globale del capitale porta al movimento congiunto dei prezzi degli asset (Adler e Dumas, 1983; McQueen e Roley, 1993). Il secondo gruppo si riferisce al meccanismo di trasmissione invisibile, che include l'inefficienza di mercato, le aspettative psicologiche e i comportamenti degli investitori. Secondo questo meccanismo, gli investitori cercano opportunità di investimento o copertura in un determinato mercato valutando le performance di altri mercati, causando un contagio attraverso un canale di informazioni correlato (Forbes e Rigobon, 2002). Tuttavia, nel mercato delle criptovalute, questi meccanismi potrebbero essere diversi a causa delle differenze nella tecnologia di base rispetto ad altri mercati come il mercato azionario, obbligazionario e delle materie prime. Diversi autori indicano un'importante influenza della volatilità dei rendimenti causata dagli shock e dalla volatilità corrente all'interno della rete di propagazione. Ad esempio, Katsiampa, Corbet e Lucey, 2019, hanno studiato i rendimenti giornalieri di Bitcoin, Ether

¹Questo articolo fornisce una revisione della letteratura empirica basata sui principali argomenti associati al mercato delle criptovalute sin dal loro sviluppo come asset finanziario nel 2009.

e Litecoin, utilizzando i prezzi di chiusura dei rispettivi mercati nel periodo dal 7 agosto 2015 al 10 luglio 2018. Attraverso l'uso di modelli GARCH bivariati esaminano le dinamiche della volatilità condizionata e le correlazioni condizionate tra Bitcoin, Ethereum e Litecoin. I risultati hanno mostrato che la volatilità futura dei rendimenti è influenzata dagli shock e dalla volatilità corrente, indicando la presenza di un importante flusso bidirezionale di volatilità tra Bitcoin e sia Ether che Litecoin, e un importante flusso unidirezionale da Ether a Litecoin. Inoltre, hanno riportato anche evidenze di flussi bidirezionali di volatilità tra tutte le coppie di criptovalute prese in esame e hanno dimostrato che le correlazioni condizionate sono positive e variano nel tempo.

Altri studi utilizzano le misure di connessione (Diebold e Yilmaz, 2012; Diebold e Yilmaz, 2014) basate sulla decomposizione della varianza. Koutmos, 2018, considerando 18 criptovalute, ha trovato che gli effetti degli spillover variano nel tempo e ha indicato una crescente interdipendenza tra le criptovalute, riflettendo un grado maggiore di propagazione del rischio. L'autore ha anche rivelato il ruolo centrale svolto da Bitcoin nella rete di spillover dei rendimenti e della volatilità. Ji, Bouri et al., 2019, si sono concentrati sui rendimenti e sulla volatilità di sei criptovalute e hanno indicato che Litecoin e Bitcoin sono chiari leader nella rete dei rendimenti e in linea con Koutmos, 2018, hanno mostrato che Bitcoin è centrale nella rete degli spillover di volatilità.

Corbet, Meegan et al., 2018, si sono concentrati sugli spillover dei rendimenti e della volatilità tra tre grandi criptovalute (Bitcoin, Ripple e Litecoin). Rappresentando le misure di connessione nel tempo, hanno trovato che i rendimenti di Bitcoin hanno un impatto significativo sui rendimenti di Ripple e Litecoin. Tuttavia, gli autori hanno ottenuto risultati diversi per gli spillover della volatilità rispetto a quelli di Koutmos, 2018. Hanno trovato che Litecoin e Ripple influenzano Bitcoin, mentre quest'ultimo ha un impatto marginale su Litecoin e Ripple. Yi, Xu e Wang, 2018, hanno studiato la diffusione della volatilità tra le principali criptovalute per analizzare il ruolo predominante di Bitcoin come trasmettitore di volatilità all'interno del mercato. I loro risultati, contrariamente a quelli di Koutmos, 2018 e Ji, Bouri et al., 2019, ma in linea con Corbet, Meegan et al., 2018, hanno mostrato che le criptovalute sono altamente connesse tra loro, ma Bitcoin non emerge come un chiaro leader nella diffusione della volatilità. Un altro studio di rilievo è stato condotto da Bouri, Gabauer et al., 2021, che analizza la rete di propagazione del rischio tra quindici criptovalute. Da questa pubblicazione emerge che Dash e Bitcoin rappresentano le principali criptovalute in termini di propagazione del rischio. Quest'ultimo articolo sarà utilizzato come punto di riferimento per il confronto.

Il presente studio, in continuità con la ricerca svolta in precedenza, ha l'obiettivo di analizzare l'attuale sistema di trasmissione del rischio all'interno del mercato delle criptovalute e individuare le criptovalute che attualmente svolgono un ruolo dominante nella trasmissione del rischio. Ciò sarà realizzato utilizzando le misure di connessione (Diebold e Yilmaz, 2014) stimate attraverso l'utilizzo congiunto di diversi modelli e metodi di stima.

Capitolo 2

Metodologia

2.1 L'eteroschedasticità condizionata

Prima dell'introduzione dei modelli *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH) (R. F. Engle, 1982), i modelli econometrici tradizionali assumevano, indipendentemente dai valori delle variabili indipendenti o dal tempo, varianza costante della distribuzione dei residui. Accettare l'ipotesi di omoschedasticità specialmente per variabili finanziarie come i rendimenti è empiricamente improprio. Infatti, le analisi empiriche mostrano come la maggior parte delle serie finanziarie sia caratterizzata da eteroschedasticità, ovvero da una varianza con una dinamica non costante. In particolare numerosi studi sulle proprietà delle serie di rendimenti finanziari hanno evidenziato che questi ultimi esibiscono tre proprietà statistiche che sono presenti in molte, se non in tutte, le serie finanziarie.

Tali proprietà sono spesso chiamate come i tre fatti stilizzati delle serie di rendimenti finanziari (Cont, 2001):

- *Dipendenza non lineare*
- *Leptocurtosi*
- *Volatility clusters*

La dipendenza non lineare dei rendimenti si riferisce alle relazioni dei rendimenti di un'attività finanziaria che spesso non possono essere descritte in modo lineare. Di solito, i rendimenti delle attività finanziarie mostrano una dipendenza che va oltre una semplice relazione lineare. Ad esempio, potrebbe esserci una relazione non lineare tra i rendimenti delle attività finanziarie e i fattori di mercato, come il rendimento di un indice di riferimento o un indicatore macroeconomico.

La seconda proprietà indica che le distribuzioni di probabilità delle serie finanziarie sono leptocurtiche ovvero assegnano una maggiore probabilità ad eventi lontani dal valor medio della distribuzione rispetto a quanto verrebbe assegnato a tali eventi da una distribuzione normale. Per questo motivo si parla anche di distribuzioni con code spesse.

La terza proprietà si basa sull'osservazione che grandi cambiamenti o, allo stesso modo, piccoli cambiamenti tendono a raggrupparsi tra di loro. Spesso si osservano periodi di elevata volatilità che tendono a persistere, seguiti da periodi di relativa stabilità che a loro

volta manifestano una certa persistenza.

Data l'evidenza empirica riguardante le serie storiche e l'importanza della volatilità nella gestione del rischio, come spiegato nell'introduzione, si comprende facilmente come la modellazione e la previsione della volatilità, o in altre parole, la struttura delle covarianze dei rendimenti degli asset, siano di primaria importanza per gli operatori del mercato finanziario. Per modellizzare al meglio la volatilità è indispensabile utilizzare modelli che si adattino adeguatamente ai fatti stilizzati presentati.

Il primo modello che tiene conto dell'eteroschedasticità condizionata è il modello (ARCH) (R. F. Engle, 1982). Il termine *Autoregressive* si riferisce al fatto che la varianza corrente dipende dai valori precedenti della serie temporale, mentre *Conditional Heteroskedasticity* indica che la varianza è condizionata dalle informazioni passate. L'ARCH è un modello adeguato per descrivere il fenomeno empirico del volatility clustering. Inoltre, il processo è non lineare e ha una distribuzione non condizionata della variabile caratterizzata da code più pesanti rispetto alla distribuzione condizionata (indice di Kurtosis $>$ di 3). I residui del modello ARCH sono incorrelati, il che significa che non mostrano una dipendenza lineare tra di loro. Tuttavia, non sono indipendenti, poiché i quadrati dei residui sono correlati. Questa dipendenza non lineare è una caratteristica importante degli ARCH e riflette la relazione dinamica tra gli errori e la varianza condizionata.

Nonostante i processi ARCH abbiano introdotto la modellizzazione delle serie finanziarie, tali modelli richiedono un elevato ordine p del processo per catturare l'autocorrelazione presente nei residui al quadrato, andando in contrasto con il *principio di parsimonia* che guida la scelta dei modelli econometrici.

Il problema fu superato con il modello *Generalised Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH) (Bollerslev, 1986). Questo modello, pur basandosi su un numero limitato di parametri, permette di riprodurre situazioni di lunga memoria, poiché a differenza dell'ARCH, nei modelli GARCH la varianza condizionata dipende linearmente anche dal suo stesso passato.

Data la presenza di svariate criptovalute nel campione utilizzato, è necessario analizzare il momento secondo attraverso modelli multivariati. L'utilizzo dei GARCH multivariati permetterà di analizzare le connessioni, in termini di varianza condizionata, tra le diverse criptovalute.

2.2 Prospetto dei modelli GARCH multivariati

Si consideri un processo stocastico multivariato \mathbf{r}_t di dimensione $N \times 1$. Si indichi con μ_t il vettore dei valori attesi condizionati delle variabili e con Ψ un vettore finito di parametri del valore atteso condizionato del vettore stocastico¹. Allora il GARCH multivariato è dato da:

$$\mathbf{r}_t = \mu_t(\Psi) + \epsilon_t$$

in cui $\mu_t(\Psi)$ è il valore atteso condizionato del vettore stocastico e

¹Poiché l'obiettivo dell'elaborato è la modellizzazione delle variazioni delle covarianze condizionate ai fini del calcolo della matrice di connessione della varianza condizionata, non saranno trattate le tecniche multivariate finalizzate a modellare i rendimenti attesi.

$$\epsilon_t = H_t^{1/2}(\Theta)\mathbf{z}_t$$

dove $H_t^{1/2}(\Theta)$ è una matrice definita positiva di dimensioni $N \times N$ tale che la matrice $H_t(\Theta)$ rappresenti la matrice delle varianze-covarianze condizionate² di \mathbf{r}_t . Inoltre si assuma che \mathbf{z}_t sia un vettore stocastico $N \times N$ ed abbia i seguenti momenti primi di ordine $k=1$ e $k=2$: $\mathbb{E}(\mathbf{z}_t) = \mathbf{0}$ e $\text{Var}(\mathbf{z}_t) = I_N$ dove I_N è una matrice identità di ordine N . Dato il set informativo \mathcal{I}_{t-1} :

$$\begin{aligned} \text{Var}(\mathbf{r}_t|\mathcal{I}_{t-1}) &= \text{Var}_{t-1}(\mathbf{r}_t) = \\ &= \text{Var}_{t-1}(\epsilon_t) = H_t^{1/2}(\Theta)\text{Var}_{t-1}(\mathbf{z}_t)H_t^{1/2}(\Theta) = H_t(\Theta) \end{aligned}$$

Ovvero, la varianza condizionata al set informativo \mathcal{I}_{t-1} di ϵ_t corrisponde alla matrice delle varianze-covarianze condizionate di \mathbf{r}_t .

2.3 Modello DCC: Dynamic Conditional Correlation

Tra i modelli utilizzati per formalizzare le covarianze condizionate di un vettore stocastico, i modelli di correlazione condizionata dinamica originariamente proposti da R. Engle, 2002, hanno la flessibilità dei modelli GARCH univariati ma non la complessità, in termini di numero di parametri, dei modelli GARCH multivariati convenzionali.

Questi modelli, che parametrizzano direttamente le correlazioni condizionali, vengono stimati in due fasi:

- Stime dei GARCH univariati
- Stima delle correlazioni

Ciò presenta chiari vantaggi computazionali rispetto ai modelli GARCH multivariati, poiché il numero di parametri da stimare nel processo di correlazione è indipendente dal numero di serie da correlare. Di conseguenza, è possibile stimare matrici di correlazione potenzialmente molto ampie e quindi utilizzare tali modelli anche per vettori stocastici di grandi dimensioni. Inoltre, il confronto presentato da R. Engle, 2002 tra DCC e semplici GARCH multivariati mostra che il DCC è spesso più accurato.

2.3.1 Notazione

Nel seguito, il pedice $i \in [1, \dots, N] \in \mathbb{N}$, in cui N indica il numero di variabili considerate e quindi l'ordine della matrice di covarianze, denota le variabili. Il pedice $t \in [1, \dots, T] \in \mathbb{N}$, in cui T indica la dimensione del campione, denota la data a cui è riferita l'osservazione della variabile. La notazione $\text{Diag}(\cdot)$ rappresenta la funzione che annulla tutti gli elementi al di fuori della diagonale. Il simbolo \mathcal{I}_{t-1} indica il set informativo al tempo $t - 1$

- $r_{i,t}$: osservazione della variabile i al tempo t , da cui $\mathbf{r}_t := (r_{1,t}, \dots, r_{N,t})'$ indica il vettore delle osservazioni al tempo t

²Ciasun elemento di questa matrice è dato dalla dinamica definita per descrivere ciascuna varianza-covarianza condizionata

- $d_{i,t}^2 := \text{Var}(r_{i,t}|\mathcal{I}_{t-1})$: varianza condizionale della i -esima variabile al tempo t
- D_t è la matrice diagonale di dimensione N in cui l' i -esimo elemento diagonale è la deviazione standard $d_{i,t}$
- $H_t := \text{Cov}(\mathbf{r}_t|\mathcal{I}_{t-1})$: matrice di covarianza condizionale al tempo t , la cui diagonale contiene le varianze delle variabili considerate: $\text{Diag}(H_t) = D_t^2$
- $s_{i,t} := r_{i,t}/d_{i,t}$: serie devolatilizzata, da cui $\mathbf{s}_t := (s_{1,t}, \dots, s_{N,t})'$ indica il vettore contenente tutte le osservazioni, al tempo t , devolatilizzate
- $R_t := \text{Corr}(\mathbf{r}_t|\mathcal{I}_{t-1}) = \text{Cov}(\mathbf{s}_t|\mathcal{I}_{t-1})$: matrice di correlazione condizionale al tempo t
- $\sigma_i^2 := \mathbb{E}(d_{i,t}^2) = \text{Var}(r_{i,t})$: varianza non condizionata della i -esima serie storica
- $C := \mathbb{E}(R_t) = \text{Corr}(\mathbf{r}_t) = \text{Cov}(\mathbf{s}_t)$: matrice di correlazione non condizionata

2.3.2 Definizione del modello

La dinamica della varianza univariata utilizzando il processo GARCH(1,1) è data da:

$$d_{i,t}^2 = \omega_i + \alpha_i r_{i,t-1}^2 + \beta_i d_{i,t-1}^2 \quad (2.1)$$

in cui $\omega_i, \alpha_i, \beta_i$ sono i parametri del GARCH(1,1) per la variabile i .

Le radici quadrate delle varianze condizionate, $d_{i,t}$, compongono la diagonale della matrice D_t .

Gli N modelli univariati definiscono anche il vettore dei residui devolatilizzati $\mathbf{s}_{i,t} := (r_{1,t}/d_{1,t}, \dots, r_{N,t}/d_{N,t})'$.

Si assuma che l'evoluzione nel tempo della matrice di correlazione sia governata dal modello DCC con correlation targeting³ e che i residui seguano una distribuzione normale multivariata:

$$\mathbf{r}_t|\mathcal{I}_{t-1} \sim \mathcal{N}(0, H_t)$$

Utilizzando la notazione descritta è possibile esprimere la dinamica della matrice di correlazione come:

$$Q_t = (1 - \alpha - \beta)C + \alpha \mathbf{s}_{t-1} \mathbf{s}_{t-1}' + \beta Q_{t-1} \quad (2.2)$$

in cui α, β sono i parametri del modello DCC, analoghi ai parametri α_i, β_i , ma riferiti allo spazio delle correlazioni piuttosto che allo spazio delle varianze.

³Il targeting della correlazione mira a regolare le stime di correlazione per soddisfare determinati obiettivi desiderati. Sostanzialmente il modello DCC con *correlation targeting* invece di basarsi unicamente sulle stime di correlazione fornite dal modello DCC, consente di influenzare le stime di correlazione al fine di raggiungere determinati valori target. Pertanto, questo modello permette di allineare le stime di correlazione con aspettative o esigenze specifiche. Ad esempio, se si desidera che la correlazione tra due variabili rimanga costante o segua un certo pattern nel tempo, il correlation targeting può essere utilizzato per regolare le stime di correlazione di conseguenza. Nella pratica il correlation targeting può essere implementato aggiungendo vincoli nella funzione di verosimiglianza del modello DCC. Questi vincoli influenzano il processo di stima delle correlazioni, portando a stime che si avvicinano ai valori target desiderati.

La matrice Q_t può essere interpretata come un surrogato della matrice di correlazioni condizionate delle variabili o della matrice di covarianze condizionate delle variabili devolatilizzate. Tuttavia, tale matrice surrogato non può essere utilizzata direttamente per il calcolo della matrice di covarianze condizionali, poichè gli elementi diagonali di una tradizionale matrice di correlazione devono essere uguali a 1, mentre gli elementi diagonali di Q_t , sebbene vicini a uno, non sono esattamente uguali a uno.

Da Q_t si ottiene la matrice di correlazioni condizionate e la matrice di covarianze condizionate rispettivamente come:

$$R_t = \text{Diag}(Q_t)^{-1/2} Q_t \text{Diag}(Q_t)^{-1/2} \quad (2.3)$$

$$H_t = D_t R_t D_t \quad (2.4)$$

2.4 Stima del modello DCC

In seguito si farà riferimento al modello GARCH(1,1) come formalizzazione della varianza condizionata, poichè, nell'analisi empirica proposta, dato l'elevato numero di variabili, si opterà per l'utilizzo di questo modello. Il GARCH(1,1) ha dimostrato di offrire migliori prestazioni (Hansen e Lunde, 2005). Tuttavia, è importante sottolineare che questo approccio per la stima del modello DCC può essere utilizzato anche nel caso in cui si scelgano modelli più specifici per la formalizzazione della varianza condizionata univariata.

Stimare i parametri α, β del modello DCC con un elevato numero di asset è computazionalmente oneroso, in quanto è necessario invertire la matrice di covarianze condizionate H_t per ogni $t \in [1, \dots, T]$ per il calcolo della (log-)verosimiglianza. I passaggi necessari per la stima del modello DCC sono:

1. Per ciascun asset è necessario stimare il modello della varianza condizionata univariata ipotizzato per ciascuna variabile ed utilizzare le varianze condizionate stimate per devolatilizzare la serie delle osservazioni.
2. Stimare la matrice di correlazione non condizionata C ed utilizzarla nella dinamica del modello DCC.
3. Massimizzare la funzione di (log-)verosimiglianza per stimare i parametri del modello DCC

Per rendere la stima del modello di correlazione dinamica meno onerosa e più robusta, quando si lavora con un grande numero di asset, è possibile combinare l'utilizzo di due strumenti:

- il metodo della massima verosimiglianza composita (Pakel et al., 2021). Questo metodo rende computazionalmente eseguibile la stima di un modello DCC in presenza di un numero di variabili elevato.
- Il modello non linear shrinkage (Ledoit e Wolf, 2017). La riduzione non lineare garantisce un miglioramento della stima della matrice di correlazione non condizionata (C).

Il metodo della massima verosimiglianza composita permette di superare l'ostacolo computazionale nel calcolo dei parametri del modello DCC, poichè non calcola la funzione di (log-)verosimiglianza per tutte le variabili ma su coppie di variabili. Successivamente, la (log-)verosimiglianza composita viene calcolata sommando le (log-)verosimiglianze delle coppie di variabili. Tra le diverse varianti proposte dagli autori, il metodo più flessibile è il metodo *2MSCLE*. Tale metodo permette di calcolare la funzione di (log-)verosimiglianza utilizzando tutte le coppie contigue. In particolare, dato un insieme di N variabili, sarà necessario calcolare $N-1$ (log-)verosimiglianze bivariate e poi sommarle per ottenere la funzione di (log-)verosimiglianza del modello. Pakel et al., 2021, dimostrano che massimizzare la (log-)verosimiglianza composita così costruita produce stimatori consistenti, sebbene non efficienti, dei due parametri descrittivi della dinamica di correlazione (α, β) .

2.4.1 Stima della matrice di correlazioni non condizionate

La dinamica del modello *DCC* con *correlation targeting* (Equazione 2.2) utilizza come intercetta la matrice di correlazione non condizionata, indicata con C . Pertanto è auspicabile una stima consistente di C .

La stima tradizionale della matrice di correlazione si ottiene stimando le varianze e le covarianze delle variabili aleatorie considerate. Tuttavia, questa stima non è sempre adeguata per spiegare la correlazione tra le osservazioni delle variabili aleatorie al di fuori del campione. Secondo la *Random Matrix Theory*, la capacità di questa stima di spiegare la correlazione tra le osservazioni delle variabili casuali al di fuori del campione dipende dalle dimensioni del dataset campionario, in particolare, dal rapporto di concentrazione di quest'ultimo. Questo fenomeno è noto come *Curse of dimensionality*.

Il rapporto di concentrazione è definito come N/T , in cui N rappresenta il numero di variabili aleatorie considerate e T rappresenta il numero di osservazioni per ciascuna variabile. Se il rapporto di concentrazione è nell'ordine di grandezza di 0,01 o inferiore, allora la matrice di correlazione campionaria può essere considerata uno stimatore consistente anche per le osservazioni al di fuori del campione. Tuttavia, la *Random Matrix Theory* stabilisce che se il rapporto di concentrazione non è trascurabile, la matrice di correlazione campionaria avrà una scarsa capacità di spiegare la correlazione tra le osservazioni al di fuori del campione. Nei casi in cui il rapporto di concentrazione non sia trascurabile, diventa necessario adottare metodi diversi per stimare la matrice di correlazione al fine di affrontare il problema dell'overfitting⁴. L'esempio limite si verifica quando il rapporto di concentrazione N/T supera l'unità, il che significa che ci sono più variabili considerate che osservazioni in ciascuna serie temporale. In questo caso, la matrice di correlazione campionaria è singolare e quindi non invertibile, conseguentemente non è possibile calcolare R_t . Per continuità, per N che tende a T , il rapporto di concentrazione aumenta e quindi la matrice di correlazione campionaria performerà male fuori dal campione (R. F. Engle, Ledoit e Wolf, 2019).

Ledoit e Pécché, 2011, dimostrano che, data la matrice di covarianze campionario, è possibile stimare accuratamente gli autovalori della matrice di covarianze della popolazione. Questo risultato è fondamentale per la stima di C poichè gli autovalori di una matrice

⁴Il problema dell'overfitting si verifica quando una stima si adatta bene ai dati del campione ma fallisce nella generalizzazione ovvero nello spiegare le osservazioni fuori dal campione.

di covarianze rappresentano la varianza lungo gli autovettori corrispondenti della matrice. Pertanto, correggendo la stima di tali autovalori, è possibile ottenere stime più accurate della matrice di correlazioni e, di conseguenza, delle covarianze condizionate.

Nello specifico, sia Σ la matrice di covarianze della popolazione, C la matrice di covarianze campionarie e u un generico autovettore di C . L'autovalore corrispondente all'autovettore u è dato da $u'Cu$. Questo autovalore può essere interpretato, nel caso in cui le variabili considerate siano i rendimenti, come la varianza campionaria di un portafoglio con pesi dati dalle componenti del vettore u .

L'intuizione è quella di sostituire gli autovalori campionari con stime consistenti degli stessi. Per fare ciò, è possibile seguire l'approccio proposto da Ledoit e Wolf, 2015, che si basa sull'inversione numerica della funzione *Quantized Eigenvalues Sampling Transform* (QUEST).

Date le stime consistenti per le varianze $u'\Sigma u$: $\tilde{\lambda}(\tilde{\tau}) := (\tilde{\lambda}_1(\tilde{\tau}), \dots, \tilde{\lambda}_N(\tilde{\tau}))$ in cui: $\tilde{\lambda}_i(\tilde{\tau})$ rappresenta lo stimatore consistente per la varianza $u_i'\Sigma u_i$ in presenza di grandi dimensioni, è possibile calcolare lo *shrinkage estimator* della matrice di correlazione:

$$\tilde{C} := \sum_{i=1}^N \tilde{\lambda}_i(\tilde{\tau}) u_i u_i'$$

Nella pratica gli elementi diagonali di \tilde{C} tendono ad essere diversi da uno, pertanto è necessario dividere ogni colonna e ogni riga per l'elemento diagonale corrispondente.

Quest'approccio, definito *Dynamic Conditional Correlation with Non-linear Shrinkage* (DCC-NL), presenta due importanti vantaggi:

- Non richiede l'assunzione di normalità.
- È funzionale anche nel caso in cui il numero di asset supera la dimensione del campione.

R. F. Engle, Ledoit e Wolf, 2019 verificano se lo stimatore DCC-NL sia robusto contro la presenza di code grosse nella distribuzione dei dati, considerando la leptocurtosi comune nei dati finanziari. I risultati presentati dimostrano un notevole miglioramento nella stima ottenuta con l'utilizzo di DCC-NL.

Nonostante gli effetti GARCH multivariati siano ampiamente diffusi nei dati finanziari, è possibile che il vero processo generatore di dati differisca dal modello DCC. A tal proposito, gli autori hanno analizzato anche se DCC-NL possa produrre stime robuste e relativamente accurate della matrice di covarianza condizionale, anche in presenza di una specificazione errata del modello. I risultati dell'analisi confermano la superiorità del modello DCC-NL rispetto ad altri modelli, anche in caso di specificazione errata del processo generatore di dati.

Nel contesto del mercato delle criptovalute, in cui le monete digitali emergenti assumono notevole importanza in poco tempo, avere un metodo come il *Non Linear shrinkage* è di fondamentale importanza. Esso consente di ottenere stime affidabili della matrice di correlazione C , anche in presenza di criptovalute relativamente giovani nel campione.

2.5 Miglioramenti basati sui dati infragiornalieri

In questo paragrafo verranno illustrate le possibili migliorie applicabili al modello DCC e ai modelli GARCH univariati quando utilizzati per formalizzare le varianze e le correlazioni

condizionate dei rendimenti finanziari.

2.5.1 Miglioramento nella stima delle varianze condizionate

Si possono apportare ulteriori miglioramenti alla stima delle varianze e covarianze condizionate dei rendimenti finanziari. In particolare, è possibile migliorare la stima delle varianze condizionate di ciascun rendimento utilizzando, all'interno del classico modello GARCH(1,1), un proxy di volatilità basato sui dati infragiornalieri dei prezzi, ovvero il prezzo di apertura, il prezzo di chiusura, il prezzo più alto e il prezzo più basso (prezzi OHLC). Il GARCH(1,1)⁵ definito dall'equazione 2.1, sostituendo ad $r_{i,t-1}^2$ un proxy di volatilità migliorato grazie ai dati *infragiornalieri*: ($\hat{v}_{i,t-1}$), diventa, per l' i -esima variabile:

$$d_{i,t}^2 = \omega_i + \alpha_i \hat{v}_{i,t-1} + \beta_i d_{i,t-1}^2$$

Per calcolare il nuovo proxy di volatilità dei rendimenti percentuali, utilizzando dati giornalieri, si definiscono i seguenti elementi:

- $c_{i,t-1}$: il prezzo di chiusura dell' i -esimo asset nel giorno $t - 1$
- $r_{i,t-1}$ ⁶: il rendimento giornaliero dell' i -esimo asset per il giorno $t - 1$ definito come:

$$r_{i,t-1} := \frac{c_{i,t-1} - c_{i,t-2}}{c_{i,t-2}}$$

Si osserva che i rendimenti non vengono standardizzati, come pratica comune nella letteratura quando si lavora con rendimenti giornalieri. Hansen e Lunde, 2005 dimostrano che modellare i rendimenti attesi, sia condizionatamente che incondizionatamente, non fa praticamente alcuna differenza nella previsione delle varianze condizionate. Pertanto, tutti i proxy presi in considerazione utilizzano solo i dati dei prezzi OHLC e non la stima del valore atteso, ovvero la media dei rendimenti per la variabile considerata.

- $o_{i,t-1}$: il prezzo di apertura dell' i -esimo asset nel giorno $t - 1$
- $h_{i,t-1}$: il prezzo più alto dell' i -esimo asset nel giorno $t - 1$
- $l_{i,t-1}$: il prezzo più basso dell' i -esimo asset nel giorno $t - 1$

Per calcolare il nuovo proxy di volatilità, è necessario ottenere un prezzo di chiusura sintetico per l'istante $t - 2$ ($\tilde{c}_{i,t-2}$) utilizzando il prezzo di chiusura al giorno $t - 2$ e il rendimento per il giorno $t - 1$:

$$\tilde{c}_{i,t-2} := \frac{c_{i,t-1}}{1+r_{i,t-1}}$$

⁵Per semplicità nella trattazione si farà riferimento al GARCH(1,1), tuttavia questo approccio è applicabile a qualsiasi GARCH(p,q)

⁶Questo corrisponde all'osservazione della variabile i al tempo t utilizzata nel sottoparagrafo Notazione in questo capitolo

Nella maggior parte dei casi $\tilde{c}_{i,t-2}$ è semplicemente uguale a $c_{i,t-2}$. Tuttavia, possono verificarsi eccezioni, ad esempio nel caso di un pagamento di dividendi, un frazionamento delle azioni o altre azioni societarie avvenute tra il momento in cui la borsa registra il prezzo di chiusura e il giorno successivo.

Una volta ottenuto il prezzo di chiusura sintetico, è possibile introdurre un primo proxy più accurato della varianza condizionata per il giorno $t - 1$, basato sul rendimento *close to close*:

$$\tilde{r}_{i,t-1}^2 = \left(\frac{c_{i,t-1}}{\tilde{c}_{i,t-2}} - 1 \right)^2$$

Poichè, nella letteratura pertinente, i miglioramenti di questo primo proxy dello stimatore di varianza condizionata sono apportati al rendimento *close to close* composto continuamente, è ottimale utilizzare quest'ultimo per esprimere il proxy:

$$\hat{v}_{i,t-1}^{CC} := [\ln(1 + \tilde{r}_{i,t-1})]^2$$

in cui $\ln(\cdot)$ indica il logaritmo naturale.

Un primo contributo al miglioramento di tale stimatore è stato dato da Garman e Klass, 1980, i quali hanno introdotto la decomposizione del rendimento *close to close* composto continuamente:

$$\ln(1 + \tilde{r}_{i,t-1}) = \ln\left(\frac{o_{i,t-1}}{\tilde{c}_{i,t-2}}\right) + \ln\left(\frac{c_{i,t-1}}{o_{i,t-1}}\right)$$

Si indicherà questo rendimento giornaliero come rendimento *Open to close* composto continuamente. Utilizzando il rendimento *Open to close* composto continuamente, è possibile ottenere un proxy di volatilità migliore considerando che la volatilità riferita all'intervallo di tempo che va dalla chiusura all'apertura dei mercati, e le varianze riferite all'intervallo di tempo che va dall'apertura delle negoziazioni di borsa alla chiusura, sono complementari alla varianza giornaliera e quindi devono essere adeguatamente ridimensionate. A tal fine, Garman e Klass, 1980, introducono il fattore $f \in (0,1)$ che rappresenta la porzione di varianza realizzata quando il mercato è chiuso e propongono uno stimatore migliorato basato sul rendimento *Open to close*:

$$\hat{v}_{i,t-1}^{OC} := \frac{1}{2f} [\ln\left(\frac{o_{i,t-1}}{\tilde{c}_{i,t-2}}\right)]^2 + \frac{1}{2(1-f)} [\ln\left(\frac{c_{i,t-1}}{o_{i,t-1}}\right)]^2$$

Yang e Q. Zhang, 2000, basandosi su uno studio empirico dei dati a frequenza giornaliera delle azioni statunitensi, raccomandano la scelta di $f = 0,25$.

Il proxy di volatilità utilizzato nel modello per la varianza condizionata può essere ulteriormente implementato considerando il prezzo più alto e il prezzo più basso registrato durante le ore di negoziazione. In particolare, Parkinson, 1980, propone uno stimatore della varianza condizionata riferito alle ore di mercato aperto, basato sul prezzo più alto e sul prezzo più basso. Si può definire il rendimento *high to low* composto continuamente come:

$$\ln(1 + \tilde{r}_{i,t-1}) := \ln\left(\frac{h_{i,t-1}}{l_{i,t-1}}\right)$$

Da cui è possibile calcolare lo stimatore della varianza condizionata tenendo presente che si sta calcolando tale proxy utilizzando il rendimento *high to low*, che si riferisce ad un differente lasso di tempo, quindi è necessario ridimensionare il quadrato del rendimento *high to low*:

$$\hat{v}_{i,t-1}^{HL} := \frac{1}{4 \ln 2} [\ln(\frac{h_{i,t-1}}{\tilde{c}_{i,t-2}})]^2$$

in cui il coefficiente di normalizzazione $\frac{1}{4 \ln 2}$ deriva dall'analisi di una *random walk*. Infine Garman e Klass, 1980, propongono un proxy di volatilità che considera sia la varianza condizionata durante il lasso di tempo in cui i mercati sono chiusi sia la varianza condizionata durante il lasso di tempo in cui i mercati sono aperti:

$$\hat{v}_{i,t-1}^{OHL} := \frac{a_3}{f} [\ln(\frac{o_{i,t-1}}{\tilde{c}_{i,t-2}})]^2 + \frac{1-a_3}{(1-f)} \frac{1}{4 \ln 2} [\ln(\frac{h_{i,t-1}}{\tilde{c}_{i,t-2}})]^2$$

Essi propongono inoltre l'utilizzo del parametro $a_3 = 0,17$ e dal loro studio risulta che lo stimatore $\hat{v}_{i,t-1}^{OHL}$ è 6,2 volte più efficiente rispetto a $\hat{v}_{i,t-1}^{CC}$. Per tali ragioni, l'analisi empirica del presente elaborato utilizzerà come proxy della volatilità: $\hat{v}_{i,t-1}^{OHL}$ quindi come modello della varianza condizionata univariata sarà utilizzato:

$$d_{i,t}^2 = \omega_i + \alpha_i \hat{v}_{i,t-1}^{OHL} + \beta_i d_{i,t-1}^2$$

2.5.2 Miglioramento nella stima delle covarianze condizionate

L'utilizzo di $\hat{v}_{i,t-1}^{OHL}$ porta significativi miglioramenti nella stima della varianza condizionata della i -esima variabile. Tuttavia, tale miglioramento è limitato nel secondo passaggio della stima del modello DCC, poiché per calcolare i rendimenti giornalieri devolatilizzati si utilizza lo stimatore migliorato della varianza condizionata ($\hat{v}_{i,t-1}^{OHL}$) al denominatore, ma al numeratore si dovrebbero ancora utilizzare i rendimenti giornalieri convenzionali, se si utilizza l'approccio tradizionale.

De Nard et al., 2022, stabiliscono che è possibile adottare l'approccio *infragiornaliero* non solo per migliorare la stima della diagonale della matrice di covarianze condizionate, ma anche per migliorare la stima degli elementi al di fuori della diagonale. Questo rappresenta un notevole miglioramento nella valutazione, poiché tale approccio migliora la stima di $(N^2 - N)/2$ elementi oltre alla stima degli N elementi sulla diagonale.

Per utilizzare l'approccio *infragiornaliero* nella stima degli elementi al di fuori della diagonale della matrice di covarianze condizionate, è importante notare che tali stime si basano su prodotti incrociati dei rendimenti devolatilizzati e non sui rendimenti al quadrato:

$$\begin{cases} H_t & := D_t R_t D_t \\ R_t & := \text{Diag}(Q_t)^{-1/2} Q_t \text{Diag}(Q_t)^{-1/2} \\ Q_t & = (1 - \alpha - \beta)C + \alpha \boxed{\mathbf{s}_{t-1} \mathbf{s}'_{t-1}} + \beta Q_{t-1} \end{cases}$$

Quindi è necessario un corrispettivo *infragiornaliero* per i rendimenti stessi. Poiché il corrispettivo *infragiornaliero* del rendimento al quadrato è il proxy di volatilità ($\hat{v}_{i,t-1}^{OHL}$), è possibile utilizzare come corrispettivo *infragiornaliero* del rendimento stesso la radice quadrata del proxy di volatilità. Tuttavia, con un'attenzione particolare al segno del rendimento utilizzato per calcolare $\tilde{c}_{i,t-2}$, è possibile ottenere ulteriori miglioramenti sia nella proxy del rendimento giornaliero sia nella proxy della volatilità. Questa metodologia sarà presentata nel paragrafo successivo.

Rendimenti regolarizzati

Il rendimento giornaliero viene calcolato come la variazione percentuale giornaliera dei prezzi di chiusura. Il prezzo di chiusura di un giorno t rappresenta il prezzo al quale è stata effettuata l'ultima transazione prima della chiusura delle contrattazioni per quel giorno.

In ogni mercato sono presenti sia il prezzo Bid (prezzo al quale il market maker⁷ è disposto ad acquistare) sia il prezzo Ask (prezzo al quale il market maker è disposto a vendere). Di solito, il prezzo Bid (prezzo d'acquisto o prezzo denaro) e il prezzo Ask (prezzo di vendita o prezzo lettera) sono diversi tra loro, e questa differenza è nota come *Bid-Ask Spread*, che è sempre maggiore di zero per evitare opportunità di arbitraggio, altrimenti un trader potrebbe acquistare al prezzo lettera e vendere al prezzo denaro fissando un profitto privo di rischio.

Quando un soggetto decide di acquistare un asset finanziario può farlo al prezzo Ask mentre, se decide di venderlo, può farlo al prezzo Bid. Poiché questi prezzi sono diversi tra loro e il prezzo di chiusura è dato dal prezzo dell'ultima transazione effettuata, se l'ultimo soggetto ha acquistato l'asset finanziario, il prezzo di chiusura coinciderà con il prezzo Ask. Se ha venduto l'asset finanziario, il prezzo di chiusura coinciderà con il prezzo Bid. Di conseguenza, i prezzi di chiusura si muovono, anziché in modo continuo, in incrementi discreti chiamati *Tick*.

Se il prezzo di chiusura del giorno t è variato considerevolmente rispetto al giorno $t - 1$, dato che il Bid-Ask Spread non è molto grande, è possibile assegnare con certezza il segno del rendimento, indipendentemente dal fatto che il prezzo di chiusura coincida con il prezzo Bid o con il prezzo Ask (cioè, indipendentemente dall'ultima transazione effettuata).

La questione si complica quando il prezzo di chiusura al tempo t ha subito variazioni poco significative e si trova all'interno di un intervallo Bid-Ask simile a quello del prezzo di chiusura al tempo $t - 1$.

Il caso limite si verifica quando il Bid-Ask Spread al momento della chiusura delle negoziazioni il giorno $t-1$ coincide con quello al momento della chiusura delle negoziazioni il giorno t . In questo caso, se il prezzo di chiusura al tempo $t-1$ (supponendo l'ultima transazione sia stata un acquisto) coincide con il prezzo Ask, si applicano le seguenti considerazioni:

- Se l'ultima transazione al tempo t è un acquisto, il prezzo di chiusura sarà uguale al prezzo Ask e, di conseguenza, il rendimento sarà pari a zero.
- Se l'ultima transazione al tempo t è una vendita, il prezzo di chiusura sarà uguale al prezzo Bid e, a causa del Bid-Ask Spread positivo, il rendimento avrà segno negativo.

Al contrario, se il prezzo di chiusura al tempo $t-1$ (supponendo l'ultima transazione sia stata una vendita) coincide con il prezzo Bid, si applicano le seguenti considerazioni:

- Se l'ultima transazione al tempo t è una vendita, il prezzo di chiusura sarà uguale al prezzo Bid e, di conseguenza, il rendimento sarà pari a zero.
- Se l'ultima transazione al tempo t è un acquisto, il prezzo di chiusura sarà uguale al prezzo Ask e, a causa del Bid-Ask Spread positivo, il rendimento avrà segno positivo.

⁷Per semplicità nella trattazione consideriamo come mercato un *double-sided market* ovvero un mercato in cui il market maker offre sia il prezzo bid che il prezzo ask, tuttavia la logica del ragionamento può essere applicata a qualunque tipologia di mercato

Quindi, in questi casi, il segno del rendimento è determinato unicamente dalle pressioni di trading. Questo fenomeno è noto come *Bid-Ask Bounce Effect* (Roll, 1984).

Dal punto di vista matematico, questo problema è causato dalla discontinuità della funzione segno. Questa caratteristica della funzione segno dei prezzi di chiusura e, di conseguenza, dei rendimenti, può generare effetti indesiderati nell'analisi statistica. Vi è una situazione intermedia tra "Oggi il prezzo del BTC è aumentato (diminuito) rispetto a ieri" e "Oggi il prezzo del BTC è rimasto uguale a ieri", che può essere descritta come: "Oggi pensiamo che il prezzo del BTC potrebbe essere aumentato (diminuito) un pò ma non ne siamo completamente certi, data la discontinuità della funzione segno" (De Nard et al., 2022). Pertanto, è opportuno utilizzare una funzione segno che tenga conto di queste considerazioni e che quindi assegni un fattore di segno all'interno dell'intervallo aperto (0,1) nel caso in cui il prezzo del BTC sia aumentato, mentre un fattore di segno all'interno dell'intervallo aperto (-1,0) nel caso in cui il prezzo del BTC sia diminuito.

De Nard et al., 2022, propongono di sostituire il segno ordinario della radice quadrata della proxy di volatilità (che rappresenta il rendimento quando si utilizza l'approccio infragiornaliero) con una funzione simile ma attenuata da un parametro controllabile, che rappresenta il livello di incertezza sul fatto che un movimento al rialzo o al ribasso osservato sia reale o dovuto agli ordini effettuati dai trader poco prima della chiusura dei mercati. In particolare è possibile sostituire la funzione segno con la funzione tangente iperbolica regolarizzata da un fattore k :

$$Stan(r, k) := \frac{e^{kr} - 1}{e^{kr} + 1}$$

Il fattore k rappresenta il grado di sicurezza con cui viene assegnato il segno. Infatti, per $k \rightarrow \infty$ la funzione tangente iperbolica regolarizzata tende alla funzione segno ordinaria:

$$Stan(r, \infty) := \lim_{k \rightarrow \infty} Stan(r, k) = \begin{cases} 1, & perr > 0 \\ 0, & perr = 0 \\ -1, & perr < 0 \end{cases} = Segno(r)$$

In termini matematici, il fattore k determina l'intensità della regolarizzazione. Più piccolo è k , maggiore è la regolarizzazione, poiché indica una maggiore incertezza riguardo al segno. Di conseguenza, i *Rendimenti Regolarizzati* sono definiti come:

$$\tilde{r}_{i,t-1} := Stan(r_{i,t-1}, k) \cdot \sqrt{\hat{v}_{i,t-1}^{OHLG}}$$

L'utilizzo della funzione tangente iperbolica regolarizzata permette di correggere il problema della non correttezza della funzione segno tradizionale quando il rendimento osservato ($r_{i,t-1}$) è vicino allo zero. Infatti, utilizzando tale funzione, si dà meno importanza ai rendimenti vicini allo zero. Come si può notare, fissato k , se il rendimento è vicino allo zero, la funzione tende a zero e quindi $\tilde{r}_{i,t-1}$ tenderà a zero. In generale il rendimento regolarizzato per rendimenti osservati vicini allo zero ha un valore inferiore rispetto alla corrispondente radice del proxy di volatilità. Questi rendimenti regolarizzati al quadrato possono essere interpretati come una misura migliore della volatilità poiché si basano sui dati infragiornalieri e tengono conto del Bid-Ask Bounce Effect.

Il fattore k deve essere scelto in modo tale da considerare l'intervallo entro il quale si ritiene

che il rendimento osservato sia vicino allo zero e quindi far sì che il rendimento regolarizzato tenda più velocemente a zero. Questo intervallo rappresenta l'intervallo in cui si è incerti riguardo al segno da assegnare al rendimento.

La proposta di De Nard et al., 2022, risalente a Roll, 1984, è quella di considerare come intervallo il Bid-Ask Bounce $[-5Basis\ Point; +5Basis\ Point]$. Questo intervallo è compreso tra la variazione percentuale tra il prezzo bid e il prezzo ask, e la variazione percentuale tra il prezzo ask e il prezzo bid. Il rendimento all'interno di tale intervallo può essere considerato distorto, mentre il rendimento al di fuori di questo intervallo può essere considerato un vero segnale. Per semplicità, si può utilizzare questo intervallo per tutti gli asset finanziari. Il fattore di regolarizzazione k appropriato per quest'intervallo scelto è $k=100$ ⁸.

Il modello DCC-NL con l'applicazione dell'approccio infragiornaliero e dei rendimenti regolarizzati è definito *IDR-DCC-NL* dove *IDR* sta per *IntraDay approach con rendimenti Regolarizzati*.

De Nard et al., 2022, documentano empiricamente come il modello IDR-DCC-NL sia computazionalmente utilizzabile anche per numeri elevati di variabili considerate ($N \geq 1000$), a differenza della maggior parte degli altri modelli GARCH multivariati basati sui dati infragiornalieri, e dimostrano che il modello offre prestazioni migliori rispetto agli altri. Utilizzando i rendimenti regolarizzati per il modello di varianza condizionata di ciascuna variabile e per il modello della matrice di correlazione dinamica, è possibile riscrivere il tutto:

- per la varianza condizionata univariata:

$$\begin{cases} d_{i,t}^2 = \omega_i + \alpha_i \tilde{r}_{i,t-1} + \beta_i d_{i,t-1}^2 \\ \tilde{r}_{i,t-1} = Stan(r_{i,t-1}, k) \cdot \sqrt{\hat{v}_{i,t-1}^{OHLIC}} \end{cases}$$

- per la matrice varianze, covarianze condizionata:

$$\begin{cases} H_t = D_t R_t D_t \\ R_t = \text{Diag}(Q_t)^{-1/2} Q_t \text{Diag}(Q_t)^{-1/2} \\ Q_t = (1 - \alpha - \beta)C + \alpha \mathbf{s}_{t-1} \mathbf{s}'_{t-1} + \beta Q_{t-1} \\ s_{i,t-1} = \tilde{r}_{i,t-1} / d_{i,t} \\ \tilde{r}_{i,t-1} = Stan(r_{i,t-1}, k) \cdot \sqrt{\hat{v}_{i,t-1}^{OHLIC}} \end{cases}$$

2.6 Volatility Connectedness

La connessione tra variabili si basa sulla valutazione delle percentuali di varianza degli errori di previsione delle variabili, dovute agli shock che si verificano all'interno del sistema di tali variabili.

Il concetto di connessione è legato alla nozione econometrica di decomposizione della varianza. Attraverso la decomposizione, la varianza degli errori di previsione dell' i -esima

⁸La discussione precedente si applica ai rendimenti in percentuale. Se si utilizzano ritorni espressi in termini assoluti il valore di k deve essere moltiplicato per 100 per ottenere lo stesso effetto.

variabile viene scomposta in parti attribuite agli shock delle diverse variabili all'interno del sistema. Con d_{ij}^L si indicherà la j -esima componente della varianza dell'errore di previsione dell' i -esima variabile allo step L . Questa componente rappresenta la porzione di varianza dell'errore di previsione dell' i -esima variabile, ad L passi, dovuta agli shock nella j -esima variabile.

Tutte le misure di connessione che verranno presentate si baseranno sulle decomposizioni incrociate ovvero sulle componenti della varianza dell' i -esima variabile riconducibili alle altre variabili, quindi su:

$$d_{ij}^L \text{ con } i, j \in [1, \dots, N] \text{ ed } i \neq j$$

La Tabella 2.1 (*Tabella di Connessione*) (Diebold e Yilmaz, 2014) indica le diverse misure di connessione e le loro relazioni:

	r_1	r_2	\dots	r_N	From others
r_1	d_{11}^L	d_{12}^L	\dots	d_{1N}^L	$\sum_{j=1, j \neq 1}^N d_{1j}^L$
r_2	d_{21}^L	d_{22}^L	\dots	d_{2N}^L	$\sum_{j=1, j \neq 2}^N d_{2j}^L$
\vdots	\vdots	\vdots	\ddots	\vdots	\vdots
r_N	d_{N1}^L	d_{N2}^L	\dots	d_{NN}^L	$\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq N}}^N d_{Nj}^L$
To others	$\sum_{i=1, i \neq 1}^N d_{i1}^L$	$\sum_{i=1, i \neq 2}^N d_{i2}^L$	\dots	$\sum_{i=1, i \neq N}^N d_{iN}^L$	$\frac{1}{N} \sum_{\substack{i, j=1 \\ i \neq j}}^N d_{ij}^L$

Tabella 2.1: *Tabella di Connessione* (Diebold e Yilmaz, 2014)

Il blocco principale sinistro, di dimensioni $N \times N$, contiene le decomposizioni della varianza. Questo blocco è chiamato *Matrice di decomposizione della varianza* e verrà indicato con $D^L := [d_{ij}^L]$. Ogni elemento d_{ij}^L con $i \neq j$ rappresenta la parte di varianza dell'errore di previsione dell' i -esima variabile attribuita all'errore della j -esima variabile.

La Tabella di Connessione amplia la matrice D^L aggiungendo una colonna e una riga. Gli elementi della colonna aggiuntiva corrispondono alle somme delle corrispondenti righe senza considerare gli elementi diagonali. La riga aggiuntiva contiene le somme delle corrispondenti colonne senza considerare gli elementi sulla diagonale. L'elemento in basso a destra rappresenta la media complessiva di tutte le componenti della varianza per $i \neq j$. Gli elementi al di fuori della diagonale di D^L rappresentano le parti delle decomposizioni della varianza degli errori di previsione che sono rilevanti dal punto di vista della connessione. In particolare tali elementi misurano la *Connessione direzionale tra coppie*.

La connessione direzionale⁹ tra j ed i è definita come:

$$C_{i \leftarrow j}^L := d_{ij}^L \quad (2.5)$$

Quindi ci sono $N^2 - N$ misure di connessione direzionale tra coppie.
La *Connessione direzionale netta tra coppie* è definita come:

$$C_{ij}^L := C_{j \leftarrow i}^L - C_{i \leftarrow j}^L \quad (2.6)$$

Quindi ci sono $\frac{N^2 - N}{2}$ misure di connessione direzionale netta.

La *Connessione direzionale totale dalle altre variabili all' i -esima variabile* è definita come:

$$C_{i \leftarrow \bullet}^L := \sum_{i=1}^N \sum_{i \neq j} d_{ij}^L \quad (2.7)$$

La *Connessione direzionale totale verso le altre variabili della j -esima variabile* è definita come:

$$C_{\bullet \leftarrow j}^L := \sum_{i=1}^N \sum_{i \neq j} d_{ij}^L \quad (2.8)$$

Ci sono $2N$ misure di connessione direzionale totale, N Verso gli altri e N Dagli altri.

La *Connessione direzionale totale netta della i -esima variabile* è definita come:

$$C_i^L := C_{\bullet \leftarrow i}^L - C_{i \rightarrow \bullet}^L \quad (2.9)$$

Ci sono N misure di Connessione direzionale totale netta.

Infine è possibile definire una misura di connessione totale data dalla media semplice degli elementi fuori diagonale della matrice D^L :

$$C^L := \frac{1}{N} \sum_{i,j=1}^N \sum_{i \neq j} d_{ij}^L \quad (2.10)$$

C'è solo una misura di connessione totale e tale misura riassume, in un unico valore, la connessione all'interno di un sistema.

Come si può notare, tutte le misure di connessione si basano sulle decomposizioni incrociate (d_{ij}^L con $i, j \in [1, \dots, N]$ ed $i \neq j$) ovvero sulle componenti della varianza dell' i -esima variabile riconducibili alle altre variabili.

Per ottenere la decomposizione generalizzata della varianza, nonché le misure di connessione precedentemente menzionate, è fondamentale fare riferimento all'approccio denominato *Connectedness approach* (Diebold e Yilmaz, 2014). Questo approccio si basa sulla funzione di risposta all'impulso generalizzata proposta da Koop, M. H. Pesaran e Potter, 1996, e H. H. Pesaran e Shin, 1998. È importante sottolineare che l'aggettivo *generalizzata* viene utilizzato per contrapporre questo approccio (*Generalized variance decomposition*) a quello che fa uso delle risposte all'impulso ortogonalizzate, dove gli shock vengono ortogonalizzati

⁹In generale $C_{i \leftarrow j}^L \neq C_{i \rightarrow j}^L$

tramite la decomposizione di Cholesky prima del calcolo delle risposte all'impulso o delle decomposizioni della varianza degli errori di previsione (H. H. Pesaran e Shin, 1998).

Una *impulse response function* misura l'effetto degli shock che si verificano in un istante specifico sui futuri valori attesi delle variabili all'interno di un sistema dinamico. Di conseguenza, è possibile descrivere una risposta all'impulso come il risultato di un esperimento concettuale in cui, dati un appropriato set informativo e un ipotetico impulso $\delta_j \in \delta = (\delta_1, \dots, \delta_N)'$ che colpisce il sistema al tempo t , si confronta il sistema al tempo $t+L$ dopo lo shock ipotizzato, con il sistema nello scenario di base, ovvero senza l'ipotesi di shock.

Utilizzando l'approccio generalizzato (H. H. Pesaran e Shin, 1998) e indicando con \mathcal{I}_{t-1} il set informativo al tempo $t-1$ riguardante il sistema considerato e con \mathbf{r}_t il vettore di variabili dipendenti all'interno del sistema, è possibile definire la funzione di risposta al j -esimo impulso per la previsione al tempo $t+L$ come:

$$\mathbf{GIRF}_{\mathbf{r}}(L, \delta_j, \mathcal{I}_{t-1}) := \mathbb{E}(\mathbf{r}_{t+L} | \epsilon_{jt} = \delta_j, \mathcal{I}_{t-1}) - \mathbb{E}(\mathbf{r}_{t+L} | \mathcal{I}_{t-1})$$

Supponendo che:

- Il valore atteso degli errori all'interno del sistema sia nullo: $\mathbb{E}(\epsilon_t) = \mathbf{0} \forall t$
- La matrice di covarianze degli errori sia costante: $\mathbb{E}(\epsilon_t \epsilon_t') = \Sigma \forall t$ in cui la matrice di covarianze $\Sigma = [\sigma_{ij}^2] \forall i, j \in [1, N]$ è una matrice $N \times N$ definita positiva
- ϵ_t segue una distribuzione normale multivariata ¹⁰

Impostando $\delta_j = \sqrt{\sigma_{jj}^2}$, ovvero impostando il j -esimo impulso uguale alla deviazione standard del j -esimo errore, si ottiene la funzione di risposta al j -esimo impulso generalizzata:

$$\psi_{ij}^{gL} = \sigma_{jj}^{-1} \Theta_L \Sigma e_j \text{ per } L = 0, 1, 2, \dots,$$

dove e_j è un vettore di dimensione $N \times 1$ con il j -esimo elemento uguale a uno e gli altri elementi uguali a zero, Θ_L è la matrice dei coefficienti che moltiplica il vettore degli impulsi al tempo $t+L$ nella rappresentazione del *VAR* non ortogonalizzato come un processo a media mobile infinito (*MA*(∞)), Σ è la matrice di covarianza del vettore degli shock nel *VAR* non ortogonalizzato e σ_{jj}^2 rappresenta il jj -esimo elemento diagonale di Σ . La quantità $\psi_j^g(L)$ misura l'effetto di un impulso corrispondente alla deviazione standard del j -esimo errore, sulla j -esima equazione del sistema al tempo t , sull'aspettativa, al tempo $t+L$, dei valori di \mathbf{r} . Infine, i suddetti impulsi generalizzati (intesi come il valore della funzione di risposta all'impulso generalizzata dato σ_{jj}) possono essere utilizzati nella derivazione delle decomposizioni della varianza degli errori di previsione. Infatti, le componenti della varianza sono definite come la parte di varianza degli errori di previsione ad L passi della i -esima variabile, dovute all'impulso nella j -esima variabile. In particolare, indicando con d_{ij}^{gL} ¹¹ la parte di varianza, al tempo $t+L$, dell' i -esimo errore dovuta all'impulso applicato sulla j -esima variabile in uno specifico istante t si ha:

¹⁰Quando la distribuzione degli errori non è normale o non è nota, il valore atteso condizionato $\mathbb{E}(\epsilon_t | \epsilon_{jt} = \delta_j)$, necessario per la definizione della funzione di risposta all'impulso generalizzata, può essere ottenuto tramite simulazioni stocastiche o tecniche di ricampionamento.

¹¹La g indica l'utilizzo del metodo *Generalized Decomposition of Variance* (GVD)

$$d_{ij}^{gL} = \frac{\sigma_{jj}^{-1} \sum_{h=0}^{L-1} (e_i' \Theta_h \Sigma e_j)^2}{\sum_{h=0}^{L-1} (e_i' \Theta_h \Sigma \Theta_h' e_i)}$$

Utilizzando la decomposizione della varianza derivante dalla funzione di risposta all'impulso generalizzata, gli impulsi non sono necessariamente ortogonali. Pertanto, la somme delle componenti della i -esima varianza dovute agli impulsi nelle altre variabili ($\sum_{j=1}^N d_{ij}^{gL}$ con $j \neq i$) non è unitaria. Seguendo l'approccio di Diebold e Yilmaz, 2014, gli indici generalizzati di connessione saranno basati non su D^g , ma su $\tilde{D}^g = [\tilde{d}_{ij}^g]$ dove $\tilde{d}_{ij}^g = \frac{d_{ij}^{gL}}{\sum_{j=1}^N d_{ij}^{gL}}$. Di conseguenza, per costruzione, $\sum_{j=1}^N \tilde{d}_{ij}^g = 1$ e $\sum_{i,j=1}^N \tilde{d}_{ij}^g = N$.

Come osservato precedentemente, le funzioni di risposta all'impulso generalizzate (*GIRF*) possono essere interpretate come l'effetto che un impulso nella j -esima variabile ha sulla varianza dell'errore di previsione dell' i -esima variabile a L passi. Allo stesso modo si può definire la (*Variance Impulse Response Function*) (*VIRF*) (Gabauer, 2018), che rappresenta l'effetto di un impulso, applicato al tempo t , nella j -esima variabile sulla previsione della varianza condizionata a L passi dell' i -esima variabile:

$$\psi_{j,t}^g = \mathbf{VIRF}(L, \delta_{j,t}, \mathcal{I}_{t-1}) = \mathbb{E}(\mathbf{H}_{t+L} | \epsilon_{j,t} = \delta_{j,t}, \mathcal{I}_{t-1}) - \mathbb{E}(\mathbf{H}_{t+L} | \mathcal{I}_{t-1})$$

Il calcolo della *VIRF* e delle misure di connessione si basa sulla previsione della matrice delle covarianze condizionate. La matrice di covarianze condizionate al tempo t è espressa dall'equazione 2.4. Allora:

$$H_{t+l} = D_{t+l} R_{t+l} D_{t+l}$$

Pertanto, per prevedere la matrice di covarianze condizionate a L passi, è possibile seguire un approccio a tre stadi in cui la previsione di D_{t+L} e di R_{t+L} viene effettuata separatamente.

1. *Previsione della varianza condizionata univariata*

Baillie e Bollerslev, 1992, dimostrano che la previsione ad L passi in avanti della i -esima varianza condizionata modellata con un GARCH(1,1) è data da:

$$\mathbb{E}(d_{i,t+L}^2 | \mathcal{I}_{t-1}) = \sum_{j=0}^{L-1} \omega_i (\alpha_i + \beta_i)^j + (\alpha_i + \beta_i)^L \mathbb{E}(d_{i,t}^2 | \mathcal{I}_{t-1})$$

dove $\mathbb{E}(d_{i,t}^2 | \mathcal{I}_{t-1}) := \omega_i + \alpha_i r_{i,t-1}^2 + \beta_i d_{i,t-1}^2$ in cui è possibile utilizzare i rendimenti regolarizzati. Pertanto si ha:

$$\mathbb{E}(d_{i,t}^2 | \mathcal{I}_{t-1}) := \omega_i + \alpha_i \tilde{r}_{i,t-1}^2 + \beta_i d_{i,t-1}^2.$$

La previsione della matrice diagonale N -dimensionale D_{t+L} è quindi data da:

$$\mathbb{E}(D_{t+L} | \mathcal{I}_{t-1}) = \text{Diag}(\sqrt{\mathbb{E}(d_{1,t+L}^2 | \mathcal{I}_{t-1})}, \dots, \sqrt{\mathbb{E}(d_{N,t+L}^2 | \mathcal{I}_{t-1})})$$

2. *Previsione della matrice di correlazioni condizionate*

Per la previsione della matrice di correlazioni condizionate, si può utilizzare l'approccio di Engle III e Sheppard, 2001. Quindi la previsione per l'orizzonte L della matrice di correlazione condizionale viene calcolata come:

$$\mathbb{E}(R_{t+L} | \mathcal{I}_{t-1}) = \sum_{j=0}^{L-1} (1 - \alpha - \beta) C(\alpha + \beta)^j + (\alpha + \beta)^L \mathbb{E}(R_t | \mathcal{I}_{t-1})$$

Utilizzando l'approssimazione : $\mathbb{E}(R_t | \mathcal{I}_{t-1}) \approx \mathbb{E}(Q_t | \mathcal{I}_{t-1})$ ¹².

3. *Previsione della matrice di covarianze condizionate*

La matrice di covarianze condizionate al tempo $t+L$ è data da:

$$\mathbb{E}(H_{t+L} | \mathcal{I}_{t-1}) = \mathbb{E}(D_{t+L} | \mathcal{I}_{t-1})\mathbb{E}(R_{t+L} | \mathcal{I}_{t-1})\mathbb{E}(D_{t+L} | \mathcal{I}_{t-1})$$

Una volta stimati \tilde{D}_{t+L} e \tilde{R}_{t+L} , è possibile calcolare la previsione della matrice di covarianze condizionate.

Usando la notazione: $\hat{H}_{t+L} := \mathbb{E}(H_{t+L} | \mathcal{I}_{t-1})$, $\hat{R}_{t+L} := \mathbb{E}(R_{t+L} | \mathcal{I}_{t-1})$ e $\hat{D}_{t+L} := \mathbb{E}(D_{t+L} | \mathcal{I}_{t-1})$, si ottiene la previsione della matrice di covarianze condizionate come:

$$\tilde{H}_{t+L} := \tilde{D}_{t+L}\tilde{R}_{t+L}\tilde{D}_{t+L}$$

Sulla base della *VIRF*, viene calcolata la decomposizione generalizzata della varianza dell'errore di previsione (*GFEVD*), che può essere interpretata come la quota della varianza condizionate di una variabile dovuta ad un'altra variabile. In particolare, rappresenta l'effetto dell'impulso su un'altra variabile del sistema.

La decomposizione generalizzata della varianza condizionate è data da:

$$\psi_{j,t}^g = \mathbf{VIRF}(L, \delta_{j,t}, \mathcal{I}_{t-1}) = \mathbb{E}(\mathbf{H}_{t+L} | \epsilon_{j,t} = \delta_{j,t}, \mathcal{I}_{t-1}) - \mathbb{E}(\mathbf{H}_{t+L} | \mathcal{I}_{t-1}) = \sigma_{jj}^{-1} \Theta_L \Sigma e_j \text{ per } L = 0, 1, 2, \dots,$$

da cui: $d_{ij}^{gL} = \frac{\sigma_{jj}^{-1} \sum_{h=0}^{L-1} (e_i' \Theta_h \Sigma e_j)^2}{\sum_{h=0}^{L-1} (e_i' \Theta_h \Sigma \Theta_h' e_i)}$

Poichè, come detto prima, utilizzando la decomposizione della varianza derivante dalla funzione di risposta all'impulso generalizzata gli impulsi non sono necessariamente ortogonali, la somme delle componenti della i -esima varianza condizionate dovute agli impulsi nelle altre variabili ($\sum_{j=1}^N d_{ij}^{gL} \text{ con } j \neq i$) non è unitaria. Pertanto, si basano gli indici generalizzati di connessione su ¹³ $\tilde{D}^g = [\tilde{d}_{ij}^g]$ in cui $\tilde{d}_{i,j}^{gL} = \frac{d_{i,j}^{gL}}{\sum_{j=1}^N d_{ij}^{gL}}$.

Quindi: $\tilde{d}_{i,j}^{gL} = \frac{d_{i,j}^{gL}}{\sum_{j=1}^N d_{ij}^{gL}} \rightarrow \tilde{d}_{i,j}^{gL} = \frac{\frac{\sigma_{jj}^{-1} \sum_{h=0}^{L-1} (e_i' \Theta_h \Sigma e_j)^2}{\sum_{h=0}^{L-1} (e_i' \Theta_h \Sigma \Theta_h' e_i)}}{\sum_{j=1}^N \frac{d_{i,j}^{gL}}{\sum_{j=1}^N d_{ij}^{gL}}} \rightarrow \tilde{d}_{i,j}^{gL} = \frac{\sum_{t=1}^{L-1} \psi_{ij,t}^{2,g}}{\sum_{j=1}^N \sum_{t=1}^{L-1} \psi_{ij,t}^{2,g}}$

Il numeratore di $\tilde{d}_{i,j}^{gL}$ rappresenta l'effetto cumulato del j -esimo impulso, mentre il denominatore rappresenta l'effetto cumulato aggregato di tutti gli impulsi.

Utilizzando la *GFEVD*, l'indice di connessione totale (TCI) è dato da:

$$C_t^g(L) = \frac{\sum_{i,j=1, i \neq j}^N \tilde{d}_{ij,t}^{gL}}{N}$$

¹²Anche in questo secondo step è possibile utilizzare i rendimenti regolarizzati. In particolare, possono essere utilizzati, come si è visto precedentemente, per la stima di C.

¹³Le quote di varianza vengono normalizzate in modo che tutte le variabili insieme spieghino il 100% della varianza dell'errore di previsione dell' i -esima variabile

$C_t^g(L)$ esprime quanto un impulso nella j -esima variabile influenza in media tutte le altre varianze condizionate.

Un TCI elevato denota un alto grado di propagazione degli impulsi all'interno del sistema e quindi un sistema con un alto grado di connessione, mentre un TCI basso suggerisce un basso grado di propagazione degli impulsi all'interno del sistema e, quindi, un sistema con un basso grado di connessione.

La Connessione totale direzionale verso le altre varianze condizionate, intesa come lo spillover di rischio della i -esima variabile verso le varianze condizionate delle altre variabili (ovvero quanto un impulso nella i -esima variabile o allo stesso modo nella varianza condizionata della i -esima variabile, ha effetto sulla varianza condizionata delle altre variabili) è data da:

$$C_{i \rightarrow \bullet, t}^g(L) = \frac{\sum_{j=1, i \neq j}^N \tilde{d}_{ij, t}^{gL}}{\sum_{j=1}^N \tilde{d}_{ij, t}^{gL}}$$

La connessione direzionale totale dalle altre variabili, intesa come lo spillover delle altre variabili verso la varianza condizionata della i -esima variabile (ovvero quanto un impulso nelle altre variabili ha effetto sulla varianza condizionata della i -esima variabile), è data da:

$$C_{i \leftarrow \bullet, t}^g(L) = \frac{\sum_{j=1, i \neq j}^N \tilde{d}_{ij, t}^{gL}}{\sum_{i=1}^N \tilde{d}_{ij, t}^{gL}}$$

Sottraendo le due misure precedenti l'una all'altra si ottiene la connessione direzionale totale netta, che può essere interpretata come l'influenza che l' i -esima variabile ha sulla varianza condizionata delle altre variabili all'interno del network analizzato:

$$C_{i, t}^g = C_{i \rightarrow \bullet, t}^g(L) - C_{i \leftarrow \bullet, t}^g(L)$$

Se la connessione direzionale totale netta dell' i -esima variabile è positiva, significa che la variabile è un trasmettitore netto di impulso, cioè che la variabile guida la rete o, ancora, che la variabile influenza il sistema più di quanto il sistema influenza la variabile. Se la connessione direzionale totale netta della i -esima variabile è negativa, significa che la variabile è un ricevitore netto di impulso, cioè che la variabile è guidata dalla rete o, ancora, che la sua varianza condizionata è influenzata dalle altre variabili più di quanto il network sia influenzato dalla i -esima variabile.

Infine, la connessione direzionale bilaterale netta (*Net Pairwise Directional Connectedness - NPDC*) tra l' i -esima variabile e la j -esima variabile è calcolata come:

$$NPDC_{ij}(L) = \tilde{d}_{ji, t}^g(L) - \tilde{d}_{ij, t}^g(L)$$

Una $NPDC_{ij}$ positiva (negativa) indica che l' i -esima variabile domina (è dominata da) la j -esima variabile, o allo stesso modo, che l'impatto che un'impulso nell' i -esima variabile ha sulla varianza condizionata della j -esima variabile è maggiore (minore) dell'impatto che un impulso nella j -esima variabile ha sulla varianza condizionata della i -esima variabile.

2.6.1 Selezione dell'orizzonte di connessione

Alcune considerazioni riguardo i contesti possono aiutare nella selezione dell'orizzonte di connessione, L .

Nei contesti di gestione del rischio, potrebbe essere opportuno concentrarsi su valori di L coerenti con la misurazione del rischio.

Nei contesti di gestione del portafoglio, potrebbe essere opportuno collegare L al periodo di riequilibrio.

In modo intuitivo, aumentando l'orizzonte potrebbe esserci una maggiore probabilità che compaia una connessione. Più precisamente, considerando una generica variabile, all'aumentare di L otteniamo una corrispondente sequenza di decomposizioni della varianza degli errori di previsione, in cui le informazioni di condizionamento diventano progressivamente meno preziose. Nella situazione limite in cui $L \rightarrow \infty$, si ottiene una decomposizione della varianza incondizionata (Diebold e Yilmaz, 2014).

2.7 Test inferenziali

Nella parte empirica di questa tesi, sono stati utilizzati diversi test inferenziali al fine di analizzare i dati raccolti e trarre conclusioni sulla popolazione di riferimento. I test inferenziali costituiscono un'importante metodologia statistica che permette di valutare le ipotesi e determinare la significatività dei risultati ottenuti. Nel seguito di questa sezione, verranno presentati e discussi i principali test inferenziali impiegati.

2.7.1 Test augmented Dickey-Fuller

Il Test *augmented Dickey-Fuller* (ADF) è una versione estesa del test *Dickey-Fuller*. Entrambi sono test statistici per valutare la presenza di una radice unitaria in una serie temporale. Tuttavia, il test ADF tiene conto di eventuali tendenze nelle serie temporali.

Questo test statistico viene utilizzato per valutare se una serie storica è non stazionaria. In particolare, si valuta l'ipotesi nulla (H_0) di presenza di una radice unitaria o non stazionarietà nella serie storica, in confronto all'ipotesi alternativa (H_1) di assenza di radice unitaria o stazionarietà.

Il p -value associato a ciascun test ADF fornisce un'indicazione sulla significatività statistica per respingere o non respingere l'ipotesi nulla a favore dell'ipotesi alternativa. In particolare, se il p -value è inferiore ad un determinato livello di significatività si deve respingere l'ipotesi nulla a favore dell'ipotesi alternativa e affermare che la serie temporale è stazionaria. Altrimenti non si può respingere l'ipotesi nulla e quindi la serie temporale è non stazionaria.

2.7.2 Test di Jarque-Bera

Il test di Jarque-Bera è un test statistico utilizzato per valutare se una distribuzione di dati segue una distribuzione normale. In particolare, il test di Jarque-Bera calcola una statistica test basata sulla misura di skewness e kurtosis dei dati.

L'ipotesi nulla (H_0) del test è che i dati seguano una distribuzione normale, mentre l'ipotesi alternativa (H_1) è che i dati non seguano una distribuzione normale. Se il p -value associato alla statistica è inferiore al livello di significatività, si ha evidenza statistica per rigettare l'ipotesi nulla e concludere che i dati non seguono una distribuzione normale.

2.7.3 Test di Lilliefors

Il test di Lilliefors è un test statistico utilizzato per verificare se un campione di dati segue una distribuzione di probabilità specificata. In particolare, l'ipotesi nulla (H_0) del test di Lilliefors è che il campione di dati è estratto dalla distribuzione di probabilità specificata, mentre l'ipotesi alternativa (H_1) è che il campione di dati non è estratto dalla distribuzione di probabilità specificata. Il test confronta la distribuzione empirica descritta dalle osservazioni con la distribuzione teorica specificata. Se il p -value del test è inferiore al livello di significatività, si può rigettare l'ipotesi nulla e concludere che i dati non seguono la distribuzione teorica specificata.

2.7.4 Test di Ljung Box

Il test statistico di Ljung-Box permette di testare la presenza dell'effetto ARCH in una serie temporale. In particolare, è utilizzato per valutare l'ipotesi che una serie temporale sia indipendente temporalmente. Quindi, è un metodo usato per testare l'assenza di autocorrelazioni seriali fino a un determinato ritardo k .

L'ipotesi nulla (H_0) del test è che non ci sia autocorrelazione seriale nella serie temporale fino al ritardo k , mentre l'ipotesi alternativa (H_1) del test è che esista autocorrelazione seriale entro il ritardo k .

Se il p -value del test è inferiore a un livello di significatività predefinito, è possibile rigettare l'ipotesi nulla e concludere che ci sono evidenze statisticamente significative per affermare la presenza di autocorrelazione seriale nella serie considerata.

Capitolo 3

Dati

In questo capitolo saranno presentati i dati utilizzati per l'analisi empirica della metrica di connessione per la varianza condizionata all'interno del mercato delle criptovalute. Come verrà illustrato in seguito, le valute digitali prese in considerazione, che sono anche le più importanti in termini di capitalizzazione di mercato, presentano le caratteristiche tipiche delle criptovalute. Pertanto, l'analisi condotta può essere replicata per qualsiasi altro gruppo di criptovalute. La ricerca si è focalizzata sulle cinquanta principali criptovalute in termini di capitalizzazione al fine di fornire un quadro generale delle connessioni all'interno del mercato delle valute digitali. Nei primi paragrafi di questo capitolo saranno illustrate le caratteristiche delle criptovalute prese in esame, seguite dall'analisi delle principali statistiche dei dati empirici.

3.1 Panoramica sui dati

I mercati delle criptovalute, noti per il loro funzionamento continuo, stabiliscono tuttavia un orario di chiusura e apertura giornaliero per segnare la fine e l'inizio di una giornata di negoziazione. Tale orario determina i prezzi di chiusura e apertura giornalieri, nonché i valori massimi e minimi delle criptovalute, che vengono successivamente quotati. Questa pratica è fondamentale per standardizzare e rendere comparabili i dati finanziari, consentendo agli operatori del mercato un'analisi accurata e una valutazione delle performance delle criptovalute nel contesto globale dei mercati finanziari. Pertanto, nonostante la continua operatività dei mercati delle criptovalute, l'adozione di un orario di chiusura e apertura giornaliero permette di ottenere i prezzi OHLC (prezzo di apertura, massimo, minimo e chiusura) necessari per applicare l'approccio infragiornaliero.

I dati giornalieri utilizzati in questo studio sono estratti da <https://coinmarketcap.com/> e si riferiscono al periodo dall' 11 maggio 2021 al 10 maggio 2023. Per ciascuna criptovaluta e per ciascuna giornata di negoziazione considerata, sono stati estratti il prezzo massimo, il prezzo minimo, il prezzo di apertura e il prezzo di chiusura, elementi indispensabili per l'applicazione dell'approccio infragiornaliero.

La scelta della data di inizio è stata influenzata dalla presenza nel campione di alcune criptovalute con uno storico limitato. La data di fine del campione è stata determinata considerando l'aggiornamento settimanale della classifica per capitalizzazione di mercato

delle criptovalute, l'ultima data disponibile è il 10 maggio 2023. Complessivamente, sono state estratte 730 osservazioni per ciascuna delle cinquanta criptovalute scelte e per ciascun tipo di prezzo considerato.

Le cinquanta criptovalute selezionate sono quelle con il più alto livello di capitalizzazione di mercato. La Tabella 3.1 presenta l'elenco delle criptovalute scelte insieme alla loro capitalizzazione di mercato. Tra le criptovalute considerate, USDT, USDC, DAI, TUSD sono

	Valuta	MktCap $\times 10^{-9}$		Valuta	MktCap $\times 10^{-9}$		Valuta	MktCap $\times 10^{-9}$
1	BTC	€485,207	21	HEX	€2,537	41	STX4847	€0,787
2	ETH	€205,666	22	ETC	€2,359	42	XTZ	€0,773
3	USDT	€77,635	23	XLM	€2,204	43	AXS	€0,752
4	BNB	€44,780	24	BCH	€2,051	44	FLOW	€0,725
5	USDC	€27,182	25	ICP	€2,005	45	CRV	€0,659
6	XRP	€22,534	26	TUSD	€1,918	46	CHZ	€0,653
7	ADA	€11,787	27	FIL	€1,769	47	NEO	€0,643
8	DOGE	€9,279	28	HBAR	€1,508	48	BSV	€0,581
9	MATIC	€8,052	29	CRO	€1,424	49	SNX	€0,581
10	SOL	€7,210	30	VET	€1,307	50	MKR	€0,570
11	TRX	€6,426	31	QNT	€1,125			
12	LTC	€5,986	32	ALGO	€1,016			
13	DOT	€5,837	33	GRT6719	€0,979			
14	SHIB	€4,689	34	SAND	€0,881			
15	DAI	€4,495	35	EOS	€0,871			
16	AVAX	€4,455	36	FTM	€0,868			
17	LINK	€3,069	37	AAVE	€0,857			
18	ATOM	€2,829	38	EGLD	€0,853			
19	UNI7083	€2,700	39	MANA	€0,821			
20	XMR	€2,588	40	THETA	€0,790			

Tabella 3.1: Classifica al 10 maggio 2023 delle prime cinquanta criptovalute per capitalizzazione di mercato. I valori nella colonna 'MktCap $\times 10^{-9}$ ' indicano la capitalizzazione di mercato di ciascuna criptovaluta espressa in miliardi di dollari.

stablecoin.

La capitalizzazione di mercato di una criptovaluta rappresenta il valore totale di tutte le

sue monete digitali in circolazione. Allo stesso modo, la capitalizzazione di mercato di tutte le criptovalute riflette il valore complessivo di tutte le monete digitali in circolazione. L'utilizzo della capitalizzazione di mercato come parametro di selezione consente di considerare le criptovalute più influenti all'interno del mercato. In particolare, le valute digitali scelte rappresentano il 93% della capitalizzazione totale del mercato delle criptovalute, che al momento della raccolta dei dati ammontava a 1,06 trilioni di euro. La selezione delle prime cinquanta criptovalute è dipesa anche dal fatto che tra queste vi è molta varietà, in termini di storico delle quotazioni, il che conferisce all'analisi empirica un carattere generale poiché applicata ad asset dissimili tra loro.

La scelta di considerare solo 730 osservazioni per 50 asset risulta in un indice di concentrazione pari a 0,068, il che consente di sfruttare le potenzialità dello shrinkage estimator. Come si può vedere dalla Figura 3.1 e dalle Figure 1, 2, 3, 4 in *Appendice grafici Capitolo 3*, le serie storiche dei prezzi non sono stazionarie. Per confermare questa intuizione visiva, è

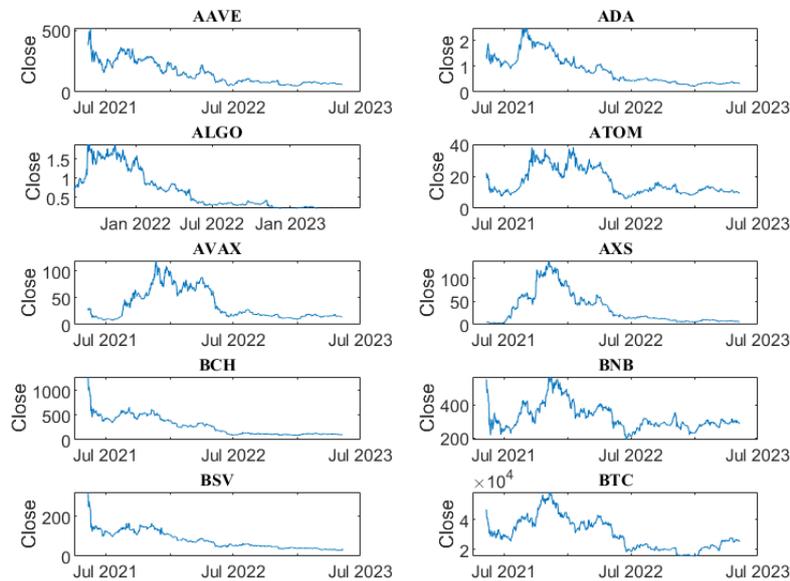


Figura 3.1: Grafici delle serie storiche dei prezzi di chiusura dall' 11 maggio 2021 al 10 maggio 2023

stato utilizzato il test Augmented Dickey-Fuller (ADF). La scelta di utilizzare il test ADF è dovuta alla sua maggiore flessibilità, che consente di modellare una varietà più ampia di strutture. Pertanto, è stato possibile applicarlo a tutte le cinquanta serie temporali prese in considerazione. Nel caso delle serie storiche dei prezzi, l'ipotesi nulla per ciascun test ADF è che la variabile in esame (prezzo di chiusura), basandosi sulle osservazioni, sia non stazionaria. Il livello di significatività fissato è del 1%.

Dalla Tabella 1 presente in *Appendice tabelle del Capitolo 3*, si può osservare che i p -value ottenuti dal test di Augmented Dickey-Fuller, con un livello di significatività del 1%, applicato ai prezzi di chiusura delle criptovalute nel periodo considerato, sono superiori al

livello di significatività. Di conseguenza, le serie temporali sono non stazionarie. Pertanto, al fine di modellare le criptovalute, si considerano i rendimenti percentuali.

Sia $c_t :=$ Prezzo di chiusura del t -esimo giorno e $c_{t-1} :=$ Prezzo di chiusura del giorno precedente al t -esimo. I rendimenti percentuali sono definiti come:

$$r_t = \frac{c_t}{c_{t-1}} - 1$$

Pertanto, per ciascuna criptovaluta, sono disponibili 729 osservazioni dei rendimenti percentuali che coprono il periodo compreso tra il 12 maggio 2021 e il 10 maggio 2023.

Nella Figura 3.2 e nelle Figure 5, 6, 7, 8, in *Appendice grafici Capitolo 3* sono mostrati i grafici delle serie storiche dei rendimenti percentuali per ciascuna criptovaluta:

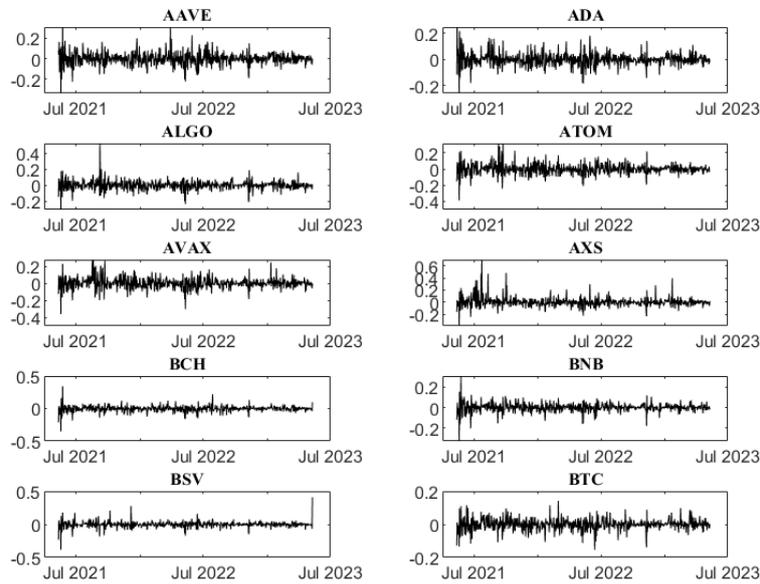


Figura 3.2: Grafici delle serie storiche dei rendimenti percentuali delle criptovalute dal 12 maggio 2021 al 10 maggio 2023

Sulla base di un'ispezione visiva dei grafici delle serie temporali dei rendimenti percentuali, si può affermare che le serie temporali sono stazionarie. Tuttavia, per confermare questa osservazione, è opportuno condurre il test ADF con un livello di significatività dell'1% per valutare formalmente la stazionarietà delle serie. Come è possibile osservare dalla Tabella 2 in *Appendice tabelle Capitolo 3*, i p -value ottenuti dal test di Augmented Dickey-Fuller sui rendimenti percentuali delle criptovalute per il periodo considerato sono inferiori al livello di significatività. Ciò indica che il test conferma la stazionarietà delle variabili dei rendimenti percentuali, confermando quanto osservato visivamente.

Le principali statistiche descrittive dei rendimenti percentuali sono presentate nelle Tabelle 3.2, 3.3, 3.4.

Statistiche descrittive rendimenti percentuali

Criptovalute	Media	Dev.std	Diameter C.I Mean	Skewness	Kurtosis
AAVE	-0,06	6,15	0,45	0,07	6,53
ADA	-0,08	4,96	0,36	0,27	6,43
ALGO	-0,12	5,79	0,42	0,71	14,06
ATOM	0,09	6,46	0,47	0,17	7,41
AVAX	0,11	6,52	0,47	0,06	6,65
AXS	0,29	8,05	0,58	2,18	17,72
BCH	-0,22	4,61	0,34	-0,33	13,26
BNB	0,01	4,32	0,31	-0,51	12,95
BSV	-0,18	4,68	0,34	0,23	20,60
BTC	-0,03	3,39	0,25	-0,25	5,81
CHZ	0,04	6,55	0,48	0,42	10,39
CRO	0,02	5,34	0,39	0,46	8,76
CRV	0,09	7,20	0,52	-0,05	6,52
DAI	0,02	0,51	0,04	-0,16	5,76
DOGE	-0,08	5,83	0,42	0,67	13,49
DOT	-0,10	5,62	0,41	-0,24	8,12
EGLD	-0,05	5,54	0,40	0,04	6,23
EOS	-0,22	5,29	0,38	-0,74	9,90
ETC	-0,06	5,89	0,43	0,92	11,63
ETH	0,00	4,49	0,33	-0,23	7,28
FIL	-0,26	6,31	0,46	0,63	11,13
FLOW	-0,28	6,29	0,46	0,77	9,64
FTM	0,23	7,87	0,57	-0,01	6,33
GRT6719	-0,10	6,85	0,50	0,69	14,11
HBAR	-0,06	5,59	0,41	0,44	9,38
HEX	0,31	7,52	0,55	0,61	5,51
ICP	-0,35	6,64	0,48	0,51	8,35
LINK	-0,10	5,64	0,41	-0,29	7,50
LTC	-0,08	4,84	0,35	-0,58	9,67
MANA	0,17	8,94	0,65	7,61	127,45
MATIC	0,21	6,91	0,50	1,54	14,68
MKR	-0,12	5,56	0,40	1,40	16,13
NEO	-0,17	5,68	0,41	-0,09	11,02
QNT	0,33	6,42	0,47	1,32	10,62
SAND	0,32	8,00	0,58	1,48	12,29
SHIB	0,20	8,75	0,64	2,01	18,65
SNX	-0,02	7,26	0,53	0,77	9,86
SOL	0,14	6,67	0,48	-0,08	8,31
STX4847	0,10	6,80	0,49	1,64	20,01
THETA	-0,14	5,96	0,43	-0,45	7,27
TRX	0,01	4,17	0,30	-0,61	12,21
TUSD	0,02	0,48	0,04	-0,17	5,24
UNI7083	-0,10	5,78	0,42	0,39	10,53
USDC	0,02	0,49	0,04	-0,33	6,24
USDT	0,02	0,48	0,04	-0,18	5,39
VET	-0,16	5,58	0,41	-0,25	7,19
XLM	-0,17	4,42	0,32	-0,73	8,23
XMR	-0,01	4,91	0,36	-0,17	18,17
XRP	-0,03	4,90	0,36	0,01	9,62
XTZ	-0,09	5,89	0,43	0,15	8,88

Tabella 3.2: Statistiche descrittive dei rendimenti percentuali delle criptovalute nel periodo dal 10 maggio 2021 al 10 maggio 2023

Si può notare che la media dei rendimenti percentuali per ciascuna criptovaluta è molto vicina a zero.

La Tabella 3.3 presenta la skewness per il rendimento percentuale di ciascun criptovaluta. La skewness è una misura statistica che indica la tendenza della distribuzione a deviare dalla simmetria. In particolare, fornisce indicazioni su quanto la distribuzione si concentri

Statistiche descrittive rendimenti percentuali

Excess.Kurtosis	Min	Quant.5%	Quant.25%	Median.50%	Quant.75%
3,53	-33,55	-9,47	-3,30	0,05	3,10
3,43	-25,69	-7,37	-2,59	-0,12	2,21
11,06	-30,64	-8,39	-3,11	0,09	2,58
4,41	-38,67	-9,84	-3,25	-0,03	3,32
3,65	-36,22	-9,97	-3,35	0,02	3,34
14,72	-39,04	-10,18	-3,46	-0,23	2,93
10,26	-34,97	-7,05	-2,28	0,00	2,00
9,95	-32,98	-6,26	-1,73	0,03	1,93
17,60	-38,23	-7,01	-2,03	-0,06	1,75
2,81	-15,37	-5,54	-1,54	0,01	1,68
7,39	-36,41	-9,37	-3,26	0,08	2,98
5,76	-20,38	-8,00	-2,29	0,19	2,50
3,52	-43,13	-10,72	-3,86	-0,02	3,97
2,76	-2,42	-0,84	-0,19	0,01	0,23
10,49	-36,61	-7,68	-2,70	-0,24	2,21
5,12	-37,67	-8,90	-3,16	0,07	2,77
3,23	-32,39	-8,99	-2,90	-0,07	2,68
6,90	-38,06	-8,78	-2,46	0,03	2,53
8,63	-31,91	-8,23	-2,81	-0,14	2,33
4,28	-26,89	-7,06	-2,10	0,00	2,36
8,13	-34,42	-9,21	-3,18	-0,40	2,61
6,64	-30,15	-10,10	-3,31	-0,31	2,53
3,33	-42,95	-11,72	-3,83	-0,03	3,83
11,11	-38,29	-10,09	-3,58	-0,10	3,14
6,38	-34,07	-8,47	-2,94	0,01	2,52
2,51	-24,50	-10,84	-4,05	-0,09	4,30
5,35	-30,43	-10,26	-3,72	-0,19	2,70
4,50	-36,97	-9,25	-3,02	0,15	2,78
6,67	-35,40	-7,64	-2,25	0,01	2,49
124,45	-30,44	-8,94	-3,24	-0,09	2,87
11,68	-32,10	-8,98	-2,96	-0,05	2,81
13,13	-24,31	-7,68	-3,03	-0,17	2,30
8,02	-36,21	-8,89	-2,63	0,07	2,53
7,62	-26,88	-8,10	-2,81	-0,13	2,89
9,29	-36,56	-9,96	-3,43	-0,06	3,07
15,65	-40,00	-12,50	0,00	0,00	0,00
6,86	-37,00	-10,42	-4,20	-0,20	3,60
5,31	-41,93	-9,42	-3,23	-0,15	3,36
17,01	-33,29	-10,24	-3,14	0,21	3,04
4,27	-38,74	-9,57	-3,17	-0,04	3,07
9,21	-31,55	-6,22	-1,50	0,25	1,76
2,24	-2,34	-0,86	-0,18	0,01	0,22
7,53	-32,92	-8,73	-3,10	0,00	3,00
3,24	-2,71	-0,83	-0,17	0,00	0,21
2,39	-2,33	-0,79	-0,17	0,01	0,21
4,19	-33,29	-8,78	-2,80	0,00	2,74
5,23	-30,10	-6,89	-2,26	0,01	2,05
15,17	-41,14	-7,41	-2,04	0,26	2,38
6,62	-32,43	-7,21	-2,22	-0,01	2,20
5,88	-36,74	-9,58	-2,84	0,17	2,88

Tabella 3.3: Statistiche descrittive dei rendimenti percentuali delle criptovalute nel periodo dal 10 maggio 2021 al 10 maggio 2023

attorno alla propria media oppure si disperda a destra o a sinistra di questa. Se la skewness è positiva, la distribuzione ha una coda lunga verso destra, indicando la presenza di valori estremamente alti. Se la skewness è negativa, la distribuzione ha una coda lunga verso sinistra, indicando la presenza di valori estremamente bassi. Nei casi esaminati, si ha una skewness diversa da zero per tutte le criptovalute considerate, suggerendo che le

Statistiche descrittive rendimenti percentuali

Quant.95%	Max	Jarque Bera stat X^2	Jarque Bera pvalue X100	Lillie test stat D	Lillie test pvalue X100
9,50	30,56	379,56	0,00	0,07	0,00
8,32	24,54	365,86	0,00	0,08	0,00
8,54	52,25	3774,49	0,00	0,08	0,00
9,87	31,74	594,13	0,00	0,08	0,00
10,17	27,65	405,71	0,00	0,07	0,00
11,27	69,88	7157,77	0,00	0,14	0,00
5,88	34,21	3208,28	0,00	0,09	0,00
6,41	30,96	3038,01	0,00	0,10	0,00
5,73	40,95	9417,90	0,00	0,11	0,00
5,30	14,19	247,40	0,00	0,08	0,00
9,84	45,77	1678,52	0,00	0,09	0,00
7,52	32,23	1034,24	0,00	0,09	0,00
11,77	36,84	375,91	0,00	0,06	0,00
0,86	2,12	234,15	0,00	0,10	0,00
8,07	44,94	3395,21	0,00	0,12	0,00
8,15	28,32	803,96	0,00	0,08	0,00
9,21	21,85	317,49	0,00	0,08	0,00
7,23	29,42	1513,54	0,00	0,10	0,00
8,08	40,90	2366,60	0,00	0,11	0,00
6,89	24,97	563,09	0,00	0,08	0,00
7,96	41,48	2054,38	0,00	0,09	0,00
9,96	40,24	1410,25	0,00	0,09	0,00
14,35	35,16	335,89	0,00	0,08	0,00
10,52	59,58	3805,54	0,00	0,09	0,00
7,65	39,00	1259,29	0,00	0,08	0,00
12,97	40,57	236,81	0,00	0,06	0,00
9,67	41,51	900,04	0,00	0,09	0,00
8,30	31,40	625,12	0,00	0,06	0,00
7,33	27,85	1391,89	0,00	0,08	0,00
10,75	154,74	477464,95	0,00	0,16	0,00
10,04	57,62	4431,86	0,00	0,11	0,00
8,23	52,20	5479,01	0,00	0,09	0,00
7,27	39,72	1953,94	0,00	0,09	0,00
9,53	42,55	1973,11	0,00	0,10	0,00
12,63	57,80	2884,72	0,00	0,13	0,00
14,29	71,43	7931,06	0,00	0,32	0,00
10,91	56,48	1500,91	0,00	0,06	0,00
10,81	32,63	855,88	0,00	0,08	0,00
9,92	69,15	9111,08	0,00	0,10	0,00
8,41	22,11	578,02	0,00	0,07	0,00
5,41	21,10	2622,46	0,00	0,12	0,00
0,85	1,74	155,99	0,00	0,11	0,00
8,11	45,88	1741,85	0,00	0,07	0,00
0,86	1,78	331,37	0,00	0,11	0,00
0,84	1,72	176,92	0,00	0,10	0,00
7,77	28,46	541,68	0,00	0,07	0,00
6,67	19,22	895,66	0,00	0,08	0,00
6,46	40,56	6994,02	0,00	0,10	0,00
7,46	24,75	1331,71	0,00	0,10	0,00
8,11	35,91	1052,73	0,00	0,08	0,00

Tabella 3.4: Statistiche descrittive dei rendimenti percentuali delle criptovalute nel periodo dal 10 maggio 2021 al 10 maggio 2023, valori della statistica test di Jarque-Bera sui rendimenti al quadrato, p -value ottenuti dal test di Jarque-Bera con un livello di significatività dell'1% sui rendimenti al quadrato delle criptovalute, valori della statistica test di Lilliefors e p -value ottenuti dal test di Lilliefors con un livello di significatività dell'1% sui rendimenti al quadrato delle criptovalute

distribuzioni si concentrino a sinistra o a destra della media.

La kurtosis, invece, è un indice che misura lo spessore delle code di una funzione di densità.

Se la kurtosis è positiva, la curva si definisce leptocurtica e indica una distribuzione con code più pesanti e picchi più pronunciati rispetto alla distribuzione normale. Ciò si verifica quando ci sono valori estremi più frequenti nella distribuzione. Se la kurtosis è negativa la curva si definisce platicurtica ed indica una distribuzione con code più leggere e picchi meno pronunciati rispetto alla distribuzione normale. In questo caso, ci sono meno valori estremi nella distribuzione.

Come si può notare, le distribuzioni dei rendimenti percentuali delle criptovalute presentano tutte kurtosis positiva. In particolare, tutte le kurtosis sono maggiori di 3, ovvero la kurtosis della distribuzione normale. Questo conferma quanto detto nel secondo capitolo, ossia che le distribuzioni dei rendimenti di asset finanziari sono leptocurtiche.

L'eccesso di kurtosis è una misura statistica che indica quanto una distribuzione si discosta dalla distribuzione normale in termini di forma delle code e appiattimento. L'eccesso di kurtosis è calcolato sottraendo 3 alla kurtosis, quindi rappresenta sostanzialmente la differenza tra la kurtosis effettiva della serie temporale e la kurtosis della distribuzione normale; è importante notare che la kurtosis di una distribuzione normale è sempre uguale a 3 e non dipende dalla media o dalla deviazione standard specifica. Un'eccesso di kurtosis positivo indica una kurtosis superiore a 3, il che implica code più pesanti e maggiore concentrazione dei dati intorno alla media rispetto alla distribuzione normale. Un'eccesso di kurtosis negativo indica una kurtosis inferiore a 3, suggerendo una distribuzione più piatta e meno concentrata attorno alla media, e quindi una minor presenza di eventi estremi rispetto alla distribuzione normale.

L'eccesso di kurtosis positivo e le altre caratteristiche delle variabili considerate indicano una non normalità delle distribuzioni.

Nonostante le caratteristiche dei rendimenti percentuali siano diverse per ciascuna criptovaluta, data la presenza di numerosi rendimenti con diverse autocorrelazioni, risulta più opportuno, in linea con il principio della parsimonia, adottare un modello che sia in grado di modellare tutti i rendimenti percentuali. Pertanto, si prenderà in considerazione un modello generico rappresentato da:

$$\mathbf{r}_t = \mu_t + \epsilon_t$$

Tuttavia, secondo lo studio condotto da Hansen e Lunde, 2005, la modellizzazione dei rendimenti attesi, sia in modo condizionale che incondizionato, non presenta sostanziali differenze per quanto riguarda la previsione delle varianze condizionali. Pertanto, si può considerare che i rendimenti seguano un processo di *Random walk* e di conseguenza, la varianza dei rendimenti può essere approssimata dai rendimenti al quadrato.

La Tabella 3.4 presenta anche i risultati del test di Jarque-Bera e del test di Lilliefors per i rendimenti al quadrato delle criptovalute considerate. In particolare, il test di Lilliefors si basa sulla distribuzione normale come distribuzione teorica specificata e per entrambi i test è stato adottato un livello di significatività dell'1%. Dall'analisi della tabella delle statistiche descrittive dei rendimenti percentuali, si osserva che entrambi i test, applicati ai rendimenti al quadrato, mostrano un valore di p -value inferiore al livello di significatività dell'1%. Di conseguenza, l'ipotesi nulla può essere rigettata, permettendo di concludere che i dati non seguono una distribuzione normale.

Per garantire una adeguata formalizzazione delle varianze covarianze dei rendimenti percentuali, è necessario verificare la presenza di una marcata autocorrelazione nei rendimenti al quadrato. Pertanto, è importante condurre un test per valutare la presenza

dell'effetto ARCH sui rendimenti al quadrato delle serie analizzate. Un metodo comune per tale valutazione è l'utilizzo del test di Ljung-Box. Nel contesto considerato, l'ipotesi nulla (H_0) del test sostiene l'assenza di autocorrelazione seriale nei rendimenti al quadrato. L'ipotesi alternativa (H_1), al contrario, sostiene la presenza di autocorrelazione seriale nei rendimenti al quadrato. È rilevante sottolineare che il test viene eseguito considerando un numero di ritardi pari a 20 e un livello di significatività dell'1%. Se il p -value ottenuto dal test di Ljung-Box risulta inferiore a un livello di significatività predefinito, è possibile rigettare l'ipotesi nulla e concludere che vi sono evidenze statisticamente significative di autocorrelazione seriale nei rendimenti al quadrato.

Nella Tabella 3 in Appendice tabelle Capitolo 3 sono riportati i p -value ottenuti dal test di Ljung-Box con un livello di significatività dell'1% applicato ai rendimenti percentuali al quadrato delle criptovalute. I risultati indicano che vi è autocorrelazione nei rendimenti al quadrato, confermando così la presenza di ARCH effect.

Tale risultato è ulteriormente supportato dai grafici dell'Autocorrelation Function (ACF)¹ e della Partial Autocorrelation Function (PACF)², che indicano anche il numero ottimale di ritardi da considerare nel modello per la varianza condizionata.

La Figura 3.3 rappresenta l'ACF con un lag di $k=20$ per i rendimenti percentuali al quadrato di Bitcoin, mentre la Figura 3.4 mostra la PACF con lo stesso lag.

Attraverso l'analisi di questi grafici, è possibile determinare il numero di ritardi più appropriato da considerare nel modello ipotizzato per la varianza condizionata.

I risultati ottenuti indicano una significativa deviazione dalla distribuzione normale e una stazionarietà delle serie al livello di significatività dell'1%. Inoltre, è evidente una marcata autocorrelazione nei rendimenti al quadrato, suggerendo la necessità di modellare le varianze-covarianze utilizzando una struttura dinamica. Per ciascuna criptovaluta occorre definire il modello ottimale in grado di descrivere la dinamica della varianza. Nonostante ciò, data la vasta quantità di variabili da modellare, si è scelto di non adattare alla varianza condizionata il miglior modello ma piuttosto di seguire la letteratura (Hansen e Lunde, 2005) e il principio di parsimonia, quindi si è scelto di utilizzare il modello GARCH(1,1) per formalizzare la varianza condizionata di ciascuna criptovaluta.

3.2 Utilizzo dei rendimenti regolarizzati

Nell'ambito dei modelli GARCH(1,1) tradizionali, i rendimenti al quadrato vengono utilizzati come proxy della volatilità. Tuttavia, seguendo l'approccio proposto da De Nard et al., 2022, presentato nel Capitolo 2, è possibile fornire un proxy migliore per la volatilità utilizzando i rendimenti regolarizzati.

Nel periodo di tempo considerato per l'analisi empirica, si dispone di tutti i dati necessari

¹L'ACF rappresenta la correlazione tra i valori di una serie temporale e i suoi valori fino al lag k . Ogni barra verticale nel grafico dell'ACF rappresenta la correlazione tra il valore attuale e i valori ritardati per intervalli di tempo diversi.

²La PACF indica la correlazione tra un valore osservato e i suoi ritardi fino al lag k , escludendo la correlazione dovuta ai ritardi intermedi. Pertanto, la PACF consente di identificare le correlazioni dirette e significative tra il valore considerato e i suoi ritardi specifici. Nel grafico della PACF, ogni barra verticale rappresenta la correlazione diretta tra il valore attuale e uno specifico valore passato.

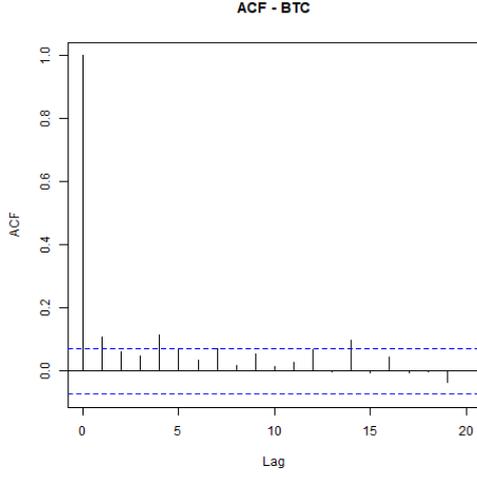


Figura 3.3: Grafico ACF per i rendimenti percentuali al quadrato di Bitcoin; periodo di osservazione: 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023

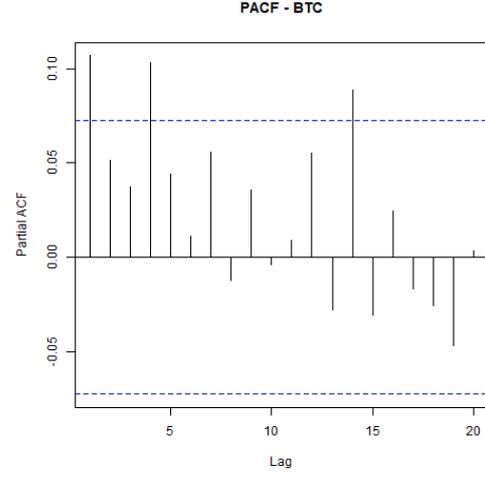


Figura 3.4: Grafico PACF per i rendimenti percentuali al quadrato di Bitcoin; periodo di osservazione: 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023

sui prezzi³. Pertanto, sarà utilizzata la forma migliore di proxy della volatilità ($\hat{v}_{i,t-1}^{OHLC}$). Di conseguenza, per ciascuna criptovaluta, si disporrà di 729 osservazioni dei rendimenti regolarizzati, che coprono l'intervallo di tempo dal 12 maggio 2021 all'11 maggio 2023. Questo perché, per l'asset i -esimo, si applica la relazione:

$$\tilde{c}_{t-2} = \frac{c_{t-1}}{1+r_{t-1}} \rightarrow \tilde{c}_{t-1} = \frac{c_t}{1+r_t} = \frac{c_t}{1+\frac{c_t - c_{t-1}}{c_{t-1}}}$$

da cui:

$$\tilde{r}_{t-1} = \frac{c_{t-1}}{\tilde{c}_{t-2}} - 1 \rightarrow \tilde{r}_t = \frac{c_t}{\tilde{c}_{t-1}} - 1$$

³Nel caso in cui non siano disponibili tutti i dati necessari, è possibile utilizzare gli altri proxy della volatilità presentati nel Capitolo 2

Capitolo 4

Analisi empirica

4.1 Stima del modello *IDR-DCC-GARCH(1,1)-NL*

Per la stima dei coefficienti e della matrice di covarianze condizionate, è stato adottato il modello *IDR-DCC-GARCH(1,1)-NL*. Nel dettaglio, per il calcolo dei rendimenti regolarizzati, si è seguito l'approccio proposto da De Nard et al., 2022, quindi si è utilizzato un intervallo critico compreso tra -5 Basis Point e +5 Basis Point, corrispondente a un fattore di regolarizzazione di $k=100$. Inoltre, in base alle valutazioni empiriche riportate nel medesimo articolo, si è impostata la porzione di varianza realizzata quando il mercato è chiuso (f) a 0,25 e il valore del parametro a_3 pari a 0,17.

Nelle Figure 4.1, 4.2 sono presentate le correlazioni stimate mediante l'utilizzo dello *Shrinkage estimator* tra le diverse criptovalute. Questi grafici consentono di visualizzare le correlazioni positive e negative tra i rendimenti percentuali delle criptovalute prese in considerazione, rivelando quali monete digitali si comportano in modo simile (correlazioni positive) o significativamente diverso (correlazioni negative). In particolare, è stato creato un grafico per le correlazioni positive e un grafico per le correlazioni negative, evidenziando come le correlazioni positive prevalgano.

Nelle Figure 4.1 e 4.2, il verde rappresenta le correlazioni positive, mentre il viola indica le correlazioni negative. Inoltre, l'intensità del colore dei segmenti che collegano le criptovalute varia in base all'intensità della correlazione. Al fine di migliorare la leggibilità del grafico delle correlazioni positive, è stata applicata una soglia minima del 65%. Per quanto riguarda le correlazioni negative, non è stata stabilita alcuna soglia minima dato che tali correlazioni sono estremamente basse. Ogni nodo associato alle criptovalute ha un raggio proporzionale al numero di correlazioni sopra la soglia con le altre criptovalute. Pertanto, i nodi più grandi indicano che la valuta digitale considerata presenta un numero maggiore di correlazioni sopra la soglia con le altre criptovalute.

Dalla Figura 4.1 emerge che non si riscontra una relazione significativa tra la capitalizzazione di mercato e il numero di correlazioni non condizionate. Ad esempio, è possibile notare che le criptovalute *VET*, *DOT* e *ETH*, che occupano rispettivamente il 30°, 13° e 2° posto nella classifica per capitalizzazione riportata nella tabella 3.1, presentano il maggior numero di correlazioni positive superiori al 70%. Tuttavia, è importante sottolineare che tale grafico evidenzia un marcato grado di correlazione positiva nel mercato delle criptovalute, indicando una forte tendenza al co-movimento tra le diverse valute digitali.

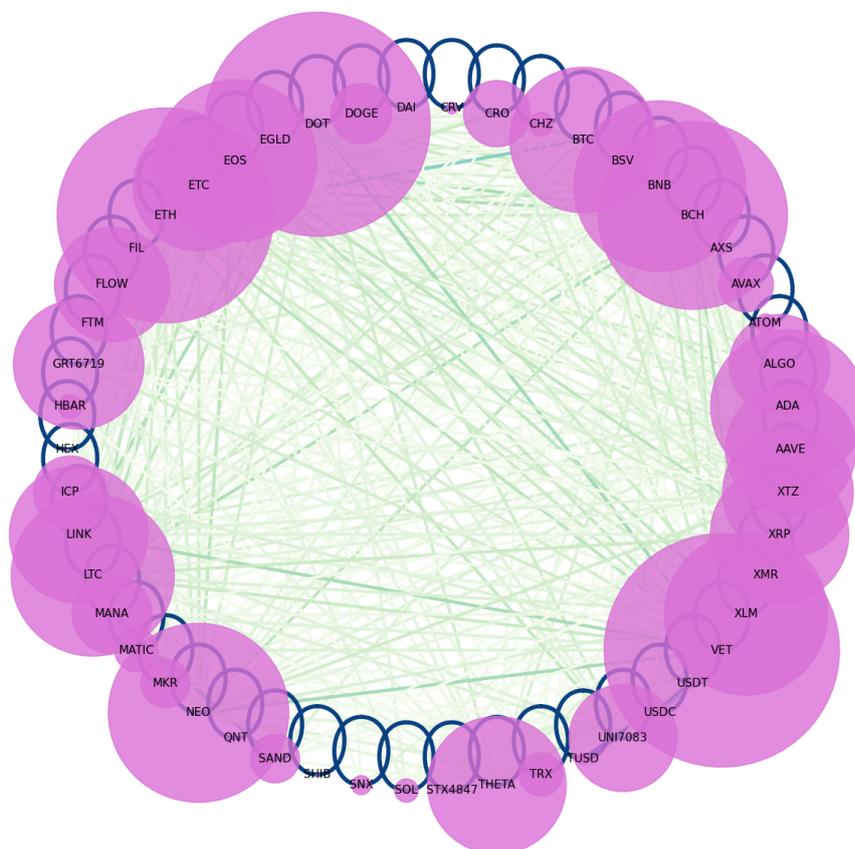


Figura 4.1: Rete delle correlazioni positive non condizionate (correlazioni $> 0,70$), stimate mediante il metodo di non linear shrinkage, tra le cinquanta criptovalute maggiormente capitalizzate durante il periodo di riferimento dei rendimenti, compreso tra l'11 maggio 2021 e il 10 maggio 2023. Nel grafico, i segmenti verdi che collegano i nodi rappresentano la presenza di correlazioni positive tra i nodi stessi; l'intensità del verde riflette l'intensità di tali correlazioni positive. Più scuro è il verde, maggiore è la correlazione positiva. Inoltre, il diametro di ciascun nodo è direttamente proporzionale al numero di nodi con cui presenta una correlazione positiva.

La figura 4.2, che rappresenta le correlazioni negative tra le criptovalute, rivela una caratteristica di notevole interesse. All'interno del complesso panorama del mercato delle criptovalute, si osserva un numero limitato di correlazioni negative, le quali si distinguono

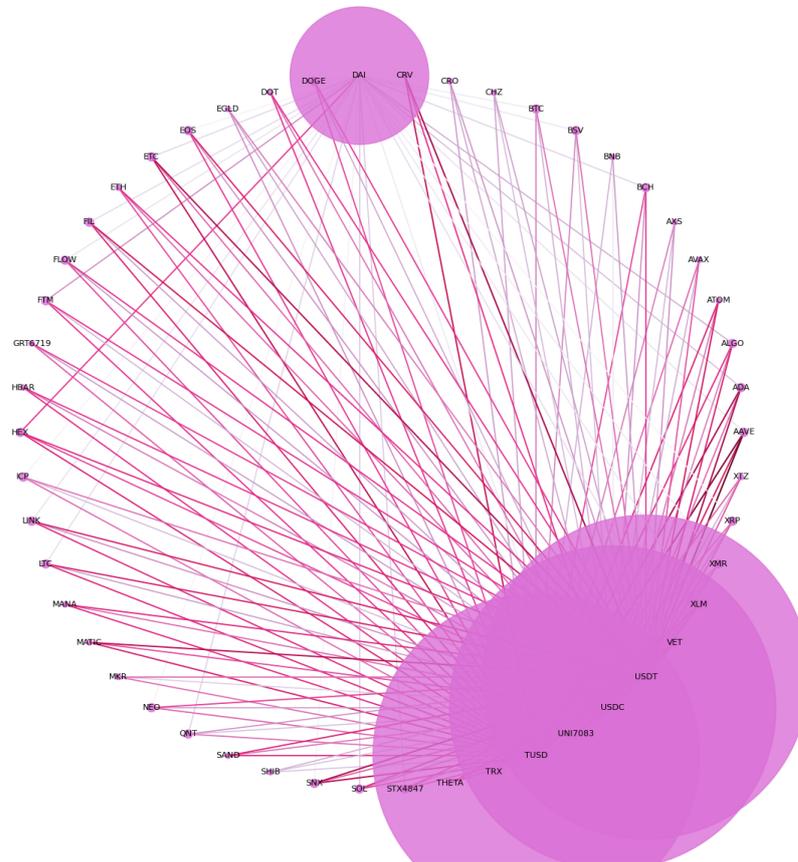


Figura 4.2: Rete delle correlazioni negative non condizionate (correlazioni $< 0,00$), stimate mediante il metodo di non linear shrinkage, tra le cinquanta criptovalute maggiormente capitalizzate durante il periodo di riferimento dei rendimenti, compreso tra l'11 maggio 2021 e il 10 maggio 2023. Nel grafico, i segmenti viola che collegano i nodi rappresentano la presenza di correlazioni negative tra i nodi stessi; l'intensità del viola riflette l'intensità di tali correlazioni positive. Più scuro è il viola, maggiore è, in valore assoluto, la correlazione negativa. Inoltre, il diametro di ciascun nodo è direttamente proporzionale al numero di nodi con cui presenta una correlazione negativa.

per la loro modesta intensità. In particolare, all'interno della rete esaminata, solamente le stablecoin *USDC*, *USDT*, *TUSD* e *DAI* evidenziano un significativo numero di correlazioni negative rispetto alle altre criptovalute considerate. Tale peculiarità può essere attribuita

alla natura di queste stablecoin, le quali, essendo ancorate al dollaro statunitense e perseguendo l'obiettivo di mantenere una parità di valore con esso, vengono percepite dagli investitori come valute digitali stabili. Infatti, la correlazione negativa tra le stablecoin e le altre criptovalute può essere spiegata considerando il ruolo delle stablecoin come strumenti di stabilità e sicurezza nel mercato delle criptovalute. Durante periodi caratterizzati da volatilità o incertezza nel mercato delle criptovalute, gli investitori tendono a cercare protezione e stabilità per il proprio capitale. In tali circostanze, le stablecoin diventano un'opzione attraente in quanto offrono una stabilità di valore essendo ancorate al dollaro o ad altre valute tradizionali.

Durante fasi di turbolenza nel mercato delle criptovalute, la domanda di stablecoin aumenta notevolmente. Gli investitori spostano i loro capitali dalle altre criptovalute verso le stablecoin per proteggere il valore dei loro investimenti e ridurre l'esposizione alla volatilità. Questo aumento della domanda di stablecoin porta ad un aumento del loro valore relativo rispetto alle altre criptovalute presenti sul mercato. D'altra parte, quando si verifica un periodo di ottimismo diffuso nel mercato delle criptovalute e si assiste ad un aumento della fiducia e della propensione al rischio da parte degli investitori, la domanda di stablecoin può diminuire. Gli investitori potrebbero preferire concentrarsi su altre criptovalute che offrono maggiori opportunità di rendimento. Ciò comporta una riduzione del valore delle stablecoin rispetto alle altre criptovalute. In conclusione, la correlazione negativa tra le stablecoin considerate nel campione e le altre criptovalute analizzate deriva dal loro ruolo fondamentale come strumenti di stabilità e sicurezza all'interno del mercato delle criptovalute. L'ancoraggio al valore del dollaro delle stablecoin *USDC*, *USDT*, *TUSD* e *DAI* le rende una scelta preferita durante periodi di incertezza, provocando un aumento del loro valore relativo rispetto alle altre criptovalute.

La presenza di correlazioni negative tra le stablecoin e altre criptovalute, sebbene di modesta entità, offre l'opportunità di diversificare efficacemente un portafoglio di criptovalute. La correlazione negativa delle stablecoin implica che il loro valore tende a muoversi in direzione opposta rispetto ad altre criptovalute. Ciò significa che durante periodi di volatilità o incertezza nel mercato delle criptovalute, quando molte criptovalute possono essere soggette a un calo del valore, le stablecoin potrebbero mantenere una stabilità relativa o addirittura aumentare di valore. Questa caratteristica delle stablecoin consente agli investitori di mitigare il rischio complessivo del loro portafoglio di criptovalute. Aggiungendo stablecoin al portafoglio, gli investitori possono ottenere una maggiore diversificazione, poiché le stablecoin possono agire come un'opzione di investimento stabile durante periodi di turbolenza nel mercato delle criptovalute.

Nelle Tabelle 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13 dell'*Appendice tabelle Capitolo 4* vengono riportati i valori medi, rispetto al tempo, delle correlazioni condizionate stimate mediante il modello IDR-DCC-GARCH(1,1)-NL. Le correlazioni superiori al 70% sono evidenziate in verde, mentre quelle negative sono evidenziate in rosso.

Nel periodo compreso tra il 12 maggio 2021 e il 10 maggio 2023, si notano intense correlazioni condizionate medie positive tra le diverse criptovalute, mentre, solo le stablecoin hanno presentato medie negative delle correlazioni condizionate. Ciò implica che, in media, le criptovalute si sono mosse in modo coeso nella stessa direzione, indicando un mercato delle criptovalute fortemente correlato in modo positivo. Tuttavia, le stablecoin hanno mostrato una tendenza opposta rispetto alle altre criptovalute durante il periodo considerato. È importante sottolineare che un'elevata correlazione tra gli asset può determinare un

elevato grado di omogeneità all'interno del mercato, limitando così le opportunità di diversificazione. Ciò significa che gli investitori che possiedono portafogli di criptovalute possono essere maggiormente esposti a rischi sistemici, poiché le performance degli asset tendono a muoversi in modo concomitante. Tuttavia, la presenza di stablecoin nei portafogli può contribuire a mitigare questo rischio. Nonostante ciò, un mercato fortemente correlato può offrire opportunità di investimento in situazioni caratterizzate da una tendenza rialzista generale, poiché gli investitori possono beneficiare delle performance positive degli asset correlati.

Nella Figura 4.3 e nelle Figure 9, 10, 11, 12 in *Appendice grafici Capitolo 4* è rappresentata la dinamica della stima della varianza condizionata di ciascuna criptovaluta analizzata. Come è evidente dalle rappresentazioni grafiche, la maggioranza delle criptovalute manife-

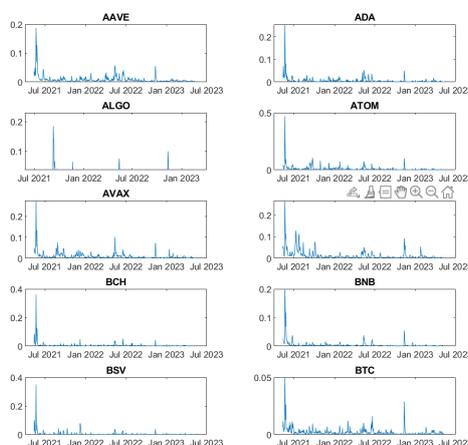


Figura 4.3: Dinamica delle varianze condizionate dei rendimenti percentuali, calcolate su un campione di dati relativo al periodo compreso tra il 12 maggio 2021 e il 10 maggio 2023.

sta la presenza di tre distinti picchi di varianza condizionata, intorno ai quali si verificano aggregazioni di volatilità. Nello specifico, si può individuare un cluster di varianza condizionata nella seconda metà di maggio 2021, un secondo cluster che si manifesta tra la metà di maggio e l'inizio di giugno 2022, e infine un ulteriore cluster a gennaio 2023. Durante tali periodi, si sono verificati eventi di notevole rilevanza che hanno influenzato le dinamiche delle criptovalute all'interno del network analizzato.

Durante la pandemia da Covid-19, le criptovalute hanno raggiunto livelli storici senza precedenti. Prendendo in considerazione la criptovaluta più celebre, il Bitcoin, si è osservato un aumento del 550% da ottobre 2020 a metà aprile 2021, passando da 10.000 a 64.500 dollari. Tuttavia, non è stata l'unica criptovaluta a registrare un aumento significativo. Anche l'Ether, la criptovaluta associata alla piattaforma Ethereum, ha sperimentato una crescita notevole a causa dell'ampia attività legata ai *Non-Fungible Token* (NFT)¹. L'aumento delle

¹Gli NFT sono token digitali unici e indivisibili che vengono utilizzati per rappresentare la proprietà di un bene digitale o di un'opera d'arte su una blockchain. A differenza delle criptovalute tradizionali,

attività legate agli NFT su Ethereum, che funge da infrastruttura per la maggior parte di questi token, ha portato a un notevole incremento del valore dell'Ether, la valuta interna della piattaforma, in parallelo all'aumento degli utenti che utilizzano la piattaforma stessa. Un altro esempio di crescita significativa è rappresentato da Dogecoin, che nel 2021 ha registrato un aumento di oltre il 10.000%. Il valore di mercato totale di Dogecoin è passato da meno di 600 milioni a oltre 80 miliardi di dollari in un solo anno, raggiungendo il suo apice all'inizio di maggio 2021. Nel complesso, nel corso del 2021, il valore di mercato complessivo delle criptovalute ha superato i 2.000 miliardi di dollari, rispetto ai 260 miliardi dell'anno precedente.

La significativa crescita del mercato delle criptovalute può essere attribuita a diverse ragioni, tra cui le massicce iniezioni di liquidità effettuate in risposta alla recessione economica derivante dalla pandemia. Inoltre, l'aumento delle negoziazioni di futures e opzioni sulle criptovalute ha contribuito a spiegare tale crescita. Questo fenomeno è stato favorito dalla proliferazione di piattaforme che consentono agli investitori di accedere ai mercati crittografici e, soprattutto, dalla minore regolamentazione dei derivati delle criptovalute su tali piattaforme². Tuttavia, l'impulso decisivo al mercato delle criptovalute è stato dato dall'annuncio di Elon Musk, amministratore delegato di Tesla, riguardante l'accettazione delle valute digitali come metodo di pagamento per l'acquisto di automobili, e dalla quotazione di Coinbase Global³ a Wall Street.

Arrivate al massimo storico tra aprile e inizio maggio 2021, successivamente, le criptovalute hanno subito una drastica caduta a partire dalla metà di maggio. Il punto più basso è stato toccato il 19 maggio, quando il valore del Bitcoin ha inizialmente registrato una perdita superiore al 28%, scendendo a 30.000 dollari, per poi risalire nell'area compresa tra 38.000 e 40.000 dollari (-15%). Nel periodo tra il 12 e il 19 maggio 2021, oltre 9.000 criptovalute hanno perso complessivamente 900 miliardi di dollari di capitalizzazione. Durante questo periodo, il Bitcoin ha subito una perdita del 32%, Ether del 34% e Binance Coin del 42%. Le ragioni di questo crollo possono essere attribuite a diversi eventi, tra cui la dichiarazione della banca centrale cinese (People's Bank of China), che ha ribadito che le criptovalute non potevano essere utilizzate come forma di pagamento. Questa dichiarazione ha avuto un impatto significativo sulle criptovalute, poiché il costo relativamente basso delle materie prime in Cina aveva reso il paese il principale centro per l'attività di mining delle criptovalute a livello globale. L'atteggiamento restrittivo del governo cinese ha portato a una riduzione dei *miners* e alla conseguente diminuzione dei prezzi, in quanto l'annuncio ha innescato una forte ondata di vendite di criptovalute. Successivamente, la Cina ha dichiarato ufficialmente illegittima ogni attività legata al mining delle criptovalute, poiché contraria alle nuove strategie ecologiche volte a raggiungere gli obiettivi di Kyoto per la sostenibilità

che sono fungibili e possono essere scambiate tra loro senza differenze significative, gli NFT sono unici e possiedono caratteristiche distintive che li rendono irripetibili e identificabili in modo univoco.

²A partire dal dicembre 2017, il Chicago Board Options Exchange ha quotato i primi futures su Bitcoin su una borsa regolamentata, seguiti dalle opzioni su Bitcoin al Chicago Mercantile Exchange nel gennaio 2020. Inoltre, a ottobre 2020 è stato introdotto il primo fondo negoziato in borsa basato su Bitcoin.

³Coinbase Global è una società di tecnologia finanziaria che fornisce infrastrutture e tecnologie finanziarie complete per la criptoeconomia, ed è particolarmente nota per gestire Coinbase, una rinomata piattaforma online per l'acquisto, la vendita, il trasferimento e la custodia di criptovalute.

ambientale.

Un altro evento fondamentale per spiegare questa caduta è stata la diminuzione della domanda istituzionale di criptovalute. Secondo un rapporto dell'exchange di criptovalute OKEx, nel primo trimestre del 2021 il numero di grandi transazioni in Bitcoin, tipicamente effettuate dai grandi investitori istituzionali, è diminuito rispetto al quarto trimestre del 2020.

L'importanza dell'impatto ambientale ha avuto conseguenze rilevanti nella situazione. Il processo di mining delle criptovalute, come nel caso del Bitcoin, comporta un impatto ambientale significativo, con l'impiego di numerosi computer che competono per generare nuove monete. Con l'aumento dei prezzi, sempre più computer hanno iniziato a partecipare alla competizione per il mining di nuove valute, portando a un maggiore consumo di elettricità e all'aumento dell'inquinamento. La consapevolezza dell'impatto ambientale delle criptovalute è stata fondamentale nella decisione di Tesla di sospendere l'accettazione delle criptovalute come forma di pagamento. Un tweet di Elon Musk che annunciava tale decisione ha provocato un crollo dei prezzi.

Dai grafici è possibile osservare che, nello stesso periodo, le stablecoin non hanno mostrato un aumento significativo della varianza condizionata.

Un cluster di varianza condizionata, seppur di intensità inferiore, è riscontrabile nel periodo compreso tra maggio e giugno 2022 per la maggior parte delle criptovalute analizzate. Tale incremento nella volatilità è stato principalmente causato dall'incertezza generata dal conflitto russo-ucraino, dall'aumento dell'inflazione e dalle misure di politica monetaria restrittiva adottate dalle banche centrali per contrastarla. In particolare, l'aumento dell'inflazione e dei tassi di interesse ha incentivato la vendita di valute digitali al fine di acquistare titoli più stabili in grado di preservare il valore in un contesto di aumento dei prezzi. Un esempio significativo di questa dinamica si è manifestato a metà maggio 2022, quando il valore del bitcoin ha registrato una perdita di circa il 57% rispetto al suo massimo storico raggiunto nel novembre 2021. Questo crollo non ha coinvolto solo le criptovalute tradizionali, ma ha interessato anche le stablecoin. Dopo il crollo delle principali criptovalute, si sono manifestati dubbi anche sulla stabilità delle stablecoin. In particolare, molti investitori hanno ridotto la loro esposizione a Tether nel mese di maggio 2022, causando una diminuzione del 10% della sua capitalizzazione di mercato, pari a otto miliardi di dollari.

Un altro cluster di varianza condizionata, comune alla maggior parte delle criptovalute, si è manifestato intorno a gennaio 2023. Durante questo periodo, il mercato delle criptovalute ha registrato una tendenza al rialzo. Questo aumento di valore può essere attribuito a diversi fattori, come il rallentamento dell'inflazione, l'incremento della probabilità di una recessione economica e la persistente crisi bancaria negli Stati Uniti. Di conseguenza, molti investitori hanno scelto di acquistare bitcoin e altre criptovalute come forma di investimento. Inoltre, un fattore determinante nell'incremento del valore delle criptovalute è stato l'adozione di un atteggiamento ribassista da parte dei gestori di fondi, motivato dagli eventi macroeconomici in corso. Questo atteggiamento ribassista ha spinto gli investitori a considerare strategie di diversificazione attraverso investimenti non tradizionali, tra cui gli asset digitali.

4.2 Analisi empirica delle misure di connessione

Le tabelle presenti nell'Appendice del Capitolo 4, denominate rispettivamente Tabella 14, Tabella 15, Tabella 16, Tabella 17, Tabella 18, Tabella 19 rappresentano la tabella di connessione della varianza condizionata per l'intero campione. Queste tabelle forniscono le misurazioni medie delle connessioni dinamiche e offrono una panoramica dettagliata del meccanismo di trasmissione degli shock nel mercato delle criptovalute. Per stimare le misure di connessione, è stato utilizzato un orizzonte di previsione di $L=10$ e i coefficienti stimati attraverso il modello $IDR-DCC-GARCH(1,1)-NL$. Come descritto nel Capitolo 2, in queste tabelle la componente di varianza condizionata della criptovaluta i -esima, causata dagli shock nella criptovaluta j -esima, è indicata nell'elemento ij -esimo della tabella. Allo stesso modo, le somme di ogni colonna e di ogni riga, escludendo l'elemento diagonale, rappresentano rispettivamente i contributi della criptovaluta i -esima alla varianza condizionata delle altre criptovalute (indicati nella riga TO , i cui elementi corrispondono a $C_{i \rightarrow j,t}^g(L)$) e i contributi delle altre criptovalute alla varianza condizionata della criptovaluta i -esima (indicati nella colonna $FROM$, i cui elementi corrispondono a $C_{i \leftarrow j,t}^g(L)$). La somma degli elementi delle righe, includendo anche l'elemento diagonale, è pari al 100%. Ciò consente di esprimere il contributo delle altre criptovalute alla varianza condizionata della variabile i -esima come $1 - d_{ii}^L$.

La differenza tra gli elementi della colonna TO ($C_{i \rightarrow j,t}^g(L)$) e gli elementi della colonna $FROM$ ($C_{i \leftarrow j,t}^g(L)$) rappresenta la connessione direzionale totale netta, indicata nella tabella come NPT , per ciascuna criptovaluta. Questa misura corrisponde a $C_{i,t}^g$.

La misura di connessione totale (TCI), indicata nell'ultima colonna, rappresenta $C_i^g(L)$ ed è ottenuto sommando tutti gli elementi fuori dalla diagonale e dividendo per la somma di tutti gli elementi nella matrice, inclusi gli elementi diagonali. In altre parole, rappresenta il rapporto tra la somma delle misure di connessione verso le altre criptovalute e la somma totale di tutti gli elementi nella matrice.

All'interno della tabella sono inoltre forniti le misure di connessione $Inc.Own$ e NPT :

- $Inc.Own$: rappresenta la somma di tutti gli elementi della colonna corrispondente, compreso l'elemento diagonale. Indica lo spillover dell' i -esima criptovaluta verso tutte le criptovalute presenti nella rete, compresa la stessa criptovaluta.
- NPT : rappresenta la misura di *Net Pairwise Transmission* che indica il numero di serie in cui la criptovaluta i domina in termini di spillover⁴. In altre parole, rappresenta il numero di criptovalute rispetto alle quali la criptovaluta i ha un impatto bidirezionale più significativo rispetto a quanto la criptovaluta j abbia su di essa.

4.3 Misurazioni medie e dinamiche delle misure di connessione

I risultati nella colonna TO ($C_{i \rightarrow j,t}^g(L)$) consentono di calcolare l'indice di connessione totale, che rappresenta il rapporto tra la somma della misura di connessione verso le altre

⁴Considerando una rete composta da k serie, una serie può dominare al massimo $k-1$ serie.

criptovalute e la somma complessiva di tutti gli elementi nella matrice. Un indice di connessione totale pari all'88,2% dello shock di una criptovaluta si propaga verso tutte le altre, il che implica che solo l'11,8% dello shock di una criptovaluta influisce sulla sua stessa varianza condizionata nei periodi successivi. Questo indica l'alto grado di interconnessione del mercato, in cui gran parte dello shock di una criptovaluta si propaga verso tutte le altre criptovalute.

4.3.1 Dinamica della misura di connessione totale

La Figura 4.4 illustra la dinamica della misura di connessione totale ($C_t^g(L)$), fornendo così una rappresentazione grafica della propagazione del rischio nel mercato delle criptovalute.

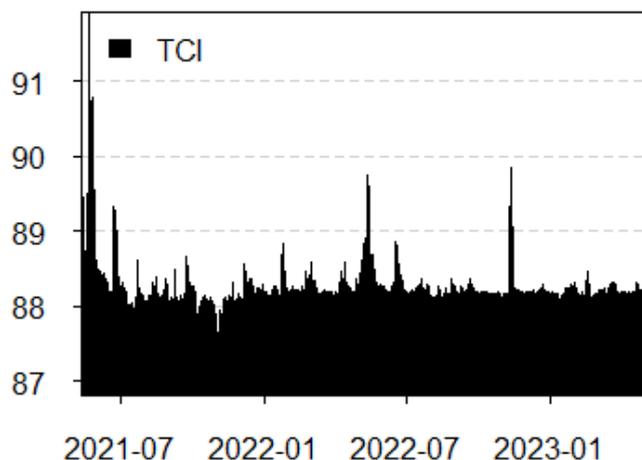


Figura 4.4: Dinamica $C_t^g(L)$:misura di connessione totale (periodo di riferimento: 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023)

Si può osservare come l'interconnessione di mercato sia pressochè costante all'interno del periodo di analisi. In particolare il grafico mostra solo tre picchi in corrispondenza dei periodi caratterizzati dagli importanti avvenimenti in termini di impatto nel mercato delle criptovalute, come descritto nel primo paragrafo di questo capitolo. Questi risultati confermano la notevole e stabile interconnessione che caratterizza il mercato delle criptovalute. A differenza dei mercati emergenti, dove di solito si osserva una bassa interconnessione a causa della casualità e dell'alta volatilità dei movimenti dei prezzi, i quali non sono influenzati dalle variazioni degli altri asset finanziari, il mercato attuale delle criptovalute si presenta come un mercato maturo.

4.3.2 Misura di connessione direzionale totale dell' i -esima criptovaluta verso le altre criptovalute

Sulla base della Tabella di connessione, è stata generata la Tabella 4.1, la quale presenta in ordine decrescente la misura di connessione direzionale totale verso le altre criptovalute ($C_{\bullet \leftarrow i}^L$), riprendendo la riga relativa a TO nella Tabella di connessione.

	Valuta	To		Valuta	To		Valuta	To
1	VET	119,72	20	ETC	96,36	39	STX4847	81,71
2	BCH	119,19	21	LINK	95,89	40	FIL	80,31
3	XLM	115,78	22	BTC	95,86	41	FTM	79,73
4	ADA	115,43	23	ATOM	94,94	42	CRV	75,97
5	GRT6719	114,98	24	ICP	92,43	43	XMR	74,17
6	XRP	111,90	25	XTZ	91,36	44	AXS	69,88
7	ETH	109,18	26	SNX	91,00	45	QNT	55,08
8	MANA	105,57	27	AVAX	90,64	46	DAI	50,32
9	EOS	105,50	28	SOL	89,55	47	SHIB	41,34
10	DOT	105,13	29	BSV	89,54	48	TUSD	33,47
11	SAND	104,83	30	USDC	89,50	49	HEX	18,08
12	ALGO	104,43	31	TRX	88,75	50	USDT	10,85
13	NEO	103,10	32	LTC	88,71			
14	HBAR	102,63	33	MATIC	88,32			
15	CRO	101,92	34	CHZ	86,93			
16	DOGE	101,18	35	AAVE	86,25			
17	FLOW	98,97	36	THETA	84,99			
18	UNI7083	97,35	37	MKR	83,75			
19	BNB	97,00	38	EGLD	82,65			

Tabella 4.1: Classifica criptovalute in base a $C_{\bullet \leftarrow i}^L$ medio (colonna TO in Tabella di connessione) per il periodo di riferimento 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023.

L'analisi evidenzia che le criptovalute VET , BCH e XLM emergono come i principali trasmettitori di shock, in base alla misura di connessione direzionale totale verso le altre variabili. Queste criptovalute trasmettono in media, rispettivamente, il 119,7%, il 119,1% e il 115,8% del proprio shock. Al contrario, le criptovalute che propagano meno shock sono $USDT$, HEX e $TUSD$, le quali trasmettono in media, rispettivamente, il 10,8%, il 18,1%

e il 33,5% del proprio shock. Questi risultati evidenziano quali criptovalute contribuiscono maggiormente all'interconnessione del mercato e quali contribuiscono meno. Di conseguenza, si può affermare che *VET*, *BCH* e *XLM* svolgono un ruolo guida nella determinazione del rischio di mercato.

L'analisi dinamica di questa misura di connessione è meritevole di considerazione, poiché permette di comprendere se il contributo di ciascuna criptovaluta all'interconnessione di mercato è costante nel tempo. Questo tipo di analisi può essere utile nella gestione del rischio, poiché determinare se una criptovaluta contribuisce costantemente all'interconnessione e in che misura aiuta a capire quali informazioni avranno più impatto nel mercato delle criptovalute. Inoltre, l'analisi dinamica di $C_{\bullet \leftarrow i}^L$ è utile anche per le criptovalute che contribuiscono meno all'interconnessione di mercato, poiché consente di comprendere se tali criptovalute contribuiscono costantemente poco all'interconnessione o se presentano picchi, indicando casi in cui le informazioni relative a tali criptovalute possono avere un impatto significativo.

Le figure 4.5, 4.6, 4.7, 4.8, 4.9 e 4.10 rappresentano l'andamento nel tempo della misura di connessione direzionale totale verso le altre variabili per le criptovalute menzionate in precedenza. Si può osservare come, per le criptovalute prese in considerazione, il contributo all'interconnessione mantenga una stabilità nel corso del tempo, evidenziando la costante partecipazione di *VET*, *BCH* e *XLM* al rischio complessivo dell'intera rete di criptovalute analizzata.

4.3.3 Misura di connessione direzionale totale dalle altre criptovalute

Sulla base della tabella di connessione, è stata generata la Tabella 4.2, la quale presenta in ordine decrescente la misura di connessione direzionale totale dalle altre variabili ($C_{i \leftarrow \bullet}^L$), riprendendo la riga relativa a *FROM* nella tabella di connessione, per ciascuna criptovaluta. Si può osservare come la criptovaluta meno influenzata, in termini di varianza condizionata, dagli shock della rete sia una stablecoin, DAI, con una misura di connessione direzionale totale dalle altre variabili pari al 39,33%. Questo implica che la maggior parte della varianza condizionata di questa stablecoin non dipende dalla rete analizzata. D'altra parte, le altre stablecoin (USDT, USDC e TUSD) sono maggiormente influenzate dalla rete analizzata. Ad esempio, il 93,59% della varianza condizionata di USDT dipende dagli shock nelle altre criptovalute, indicando un'alta dipendenza di questa stablecoin dal sistema nonostante la sua natura di stablecoin.

Questa informazione riveste un'importanza fondamentale per i gestori di portafogli, in quanto il possesso di una criptovaluta come DAI, caratterizzata da una correlazione negativa rispetto al mercato e da una bassa misura di connessione con altre criptovalute, consente di ridurre l'esposizione agli shock, sia al rialzo che al ribasso, all'interno del mercato delle criptovalute durante periodi di elevata instabilità. Al contrario, il possesso di USDT, data la sua maggiore connessione con gli shock del sistema e la sua correlazione negativa, può portare a un aumento del suo valore, superiore a quello di DAI, in caso di diminuzione delle altre criptovalute a causa della sua più elevata misura di connessione con le altre criptovalute. Tuttavia, è importante notare che USDT è anche più esposta agli effetti negativi, quindi se c'è un aumento generale dei prezzi nel mercato delle criptovalute, USDT sarà la stablecoin più colpita.

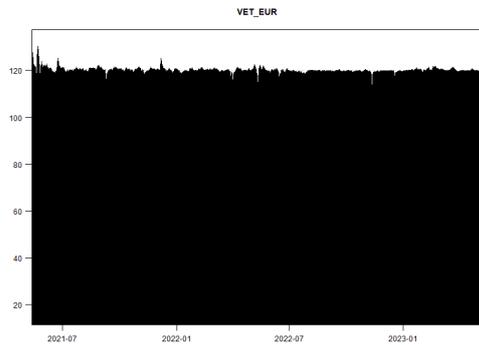


Figura 4.5: Dinamica di $C_{\bullet \leftarrow i}^L$ per VET (periodo di riferimento: 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023).

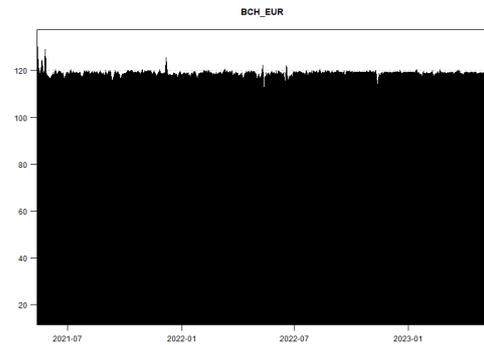


Figura 4.6: Dinamica di $C_{\bullet \leftarrow i}^L$ per BCH (periodo di riferimento: 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023).

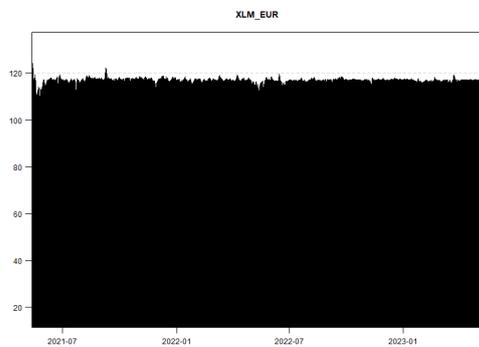


Figura 4.7: Dinamica di $C_{\bullet \leftarrow i}^L$ per XLM (periodo di riferimento: 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023).

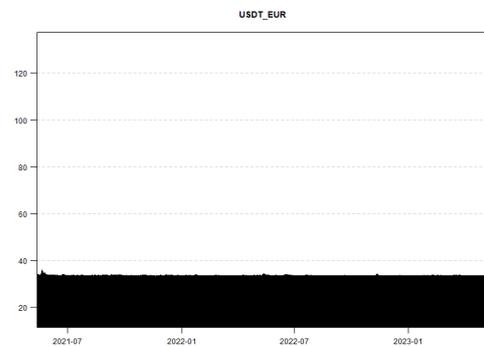


Figura 4.8: Dinamica di $C_{\bullet \leftarrow i}^L$ per USDT (periodo di riferimento: 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023).

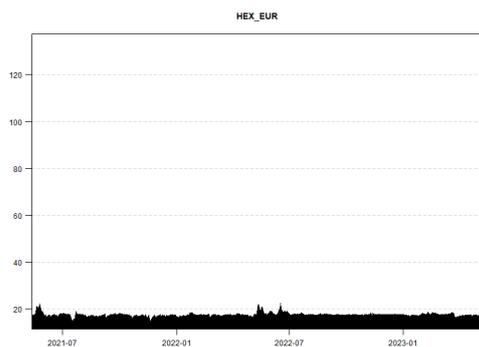


Figura 4.9: Dinamica di $C_{\bullet \leftarrow i}^L$ per HEX (periodo di riferimento: 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023).

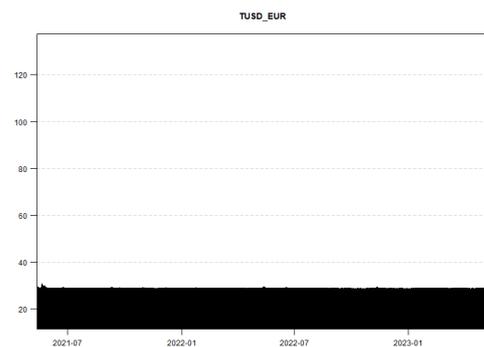


Figura 4.10: Dinamica di $C_{\bullet \leftarrow i}^L$ per TUSD (periodo di riferimento: 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023).

	Valuta	From		Valuta	From		Valuta	From
1	LTC	94,34	20	XLM	91,53	39	SAND	88,87
2	AAVE	93,89	21	BCH	91,24	40	HBAR	88,47
3	DOT	93,77	22	MKR	91,18	41	GRT6719	88,40
4	THETA	93,76	23	ALGO	91,13	42	EGLD	88,31
5	USDT	93,59	24	ADA	91,10	43	DOGE	86,82
6	XTZ	93,49	25	ICP	91,05	44	QNT	84,92
7	BNB	93,31	26	FLOW	90,98	45	STX4847	84,91
8	VET	93,31	27	CRO	90,87	46	TUSD	82,68
9	LINK	93,29	28	FIL	90,82	47	SHIB	75,48
10	ETH	93,14	29	XRP	90,49	48	HEX	74,57
11	BTC	92,96	30	SOL	90,19	49	USDC	43,81
12	ETC	92,90	31	FTM	89,87	50	DAI	39,33
13	NEO	92,83	32	XMR	89,85			
14	AXS	92,79	33	SNX	89,83			
15	EOS	92,76	34	TRX	89,82			
16	UNI7083	92,70	35	ATOM	89,55			
17	CRV	92,01	36	CHZ	89,50			
18	MATIC	91,89	37	MANA	89,32			
19	AVAX	91,59	38	BSV	88,93			

Tabella 4.2: Classifica criptovalute in base a $C_{i \leftarrow \bullet}^L$ medio (colonna From in Tabella di connessione) per il periodo di riferimento 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023.

La criptovaluta con la connessione direzionale totale dalle altre variabili più elevata è *LTC*, il cui 94,34% della varianza condizionata dipende dagli shock della rete. Ciò indica che la varianza condizionata di questa criptovaluta è principalmente determinata dagli eventi che si verificano nella rete, sia positivi che negativi. Anche per quanto riguarda la misura $C_{i \leftarrow \bullet}^L$, così come per $C_{i \rightarrow \bullet}^L$, risulta di interesse condurre un'analisi dinamica al fine di valutare la persistenza delle caratteristiche evidenziate, nel corso del tempo.

Nelle figure 4.11, 4.11 e 4.11 è mostrata la dinamica di $C_{i \leftarrow \bullet}^L$ per DAI, LTC, USDT. Si può notare come, per le criptovalute prese in considerazione, il contributo dell'interconnessione con le altre criptovalute alla varianza condizionata sia costante nel corso del tempo.

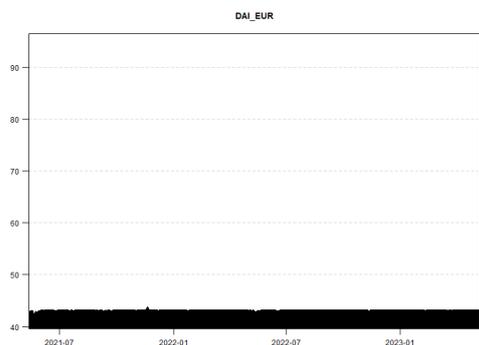


Figura 4.11: Dinamica di $C_{i\leftarrow\bullet}^L$ per DAI (periodo di riferimento: 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023).

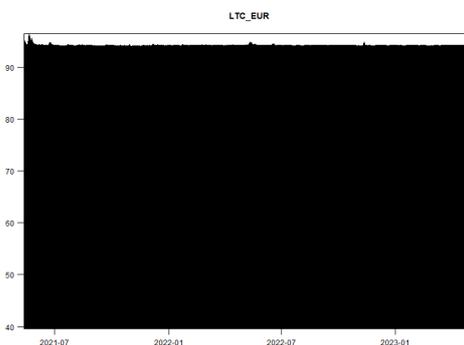


Figura 4.12: Dinamica di $C_{i\leftarrow\bullet}^L$ per LTC (periodo di riferimento: 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023).

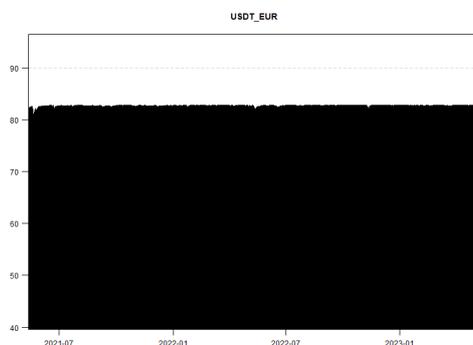


Figura 4.13: Dinamica di $C_{i\leftarrow\bullet}^L$ per USDT (periodo di riferimento: 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023).

4.3.4 Misura di connessione direzionale totale netta

$C_{i,t}^g$ rappresenta la differenza tra quanta parte dello shock di una specifica criptovaluta si propaga a tutte le altre e quanta parte dello shock di tutte le altre si propaga nella criptovaluta specifica. In sostanza, questa misura fornisce una valutazione della capacità di una criptovaluta di dominare o essere dominata dalla rete di propagazione del rischio.

Sulla base della tabella di connessione, è stata generata la Tabella 4.3, la quale presenta in ordine decrescente la misura di connessione totale direzionale netta ($C_{i,t}^g$), riprendendo la riga relativa a NET nella tabella di connessione, per ciascuna criptovaluta.

La tabella 4.3 evidenzia che le criptovalute USDC (45,69%), BCH (27,95%) e GRT6719 (26,58%) emergono come i principali trasmettitori netti degli shock all'interno del sistema. Questo implica che tali criptovalute esercitano una maggiore influenza sulle altre criptovalute rispetto all'impatto che ricevono da esse. Al contrario, le criptovalute USDT (-82,74%), HEX (-56,49%) e TUSD (-49,2%) rappresentano i principali destinatari degli shock, indicando che sono maggiormente influenzate dalle altre criptovalute all'interno del network.

	Valuta	Net		Valuta	Net		Valuta	Net
1	USDC	45,69	20	ATOM	5,39	39	AAVE	-7,63
2	BCH	27,95	21	UNI7083	4,65	40	THETA	-8,77
3	GRT6719	26,58	22	BNB	3,7	41	FTM	-10,14
4	VET	26,41	23	ETC	3,46	42	FIL	-10,5
5	ADA	24,33	24	BTC	2,9	43	XMR	-15,68
6	XLM	24,25	25	LINK	2,6	44	CRV	-16,03
7	XRP	21,41	26	ICP	1,38	45	AXS	-22,91
8	MANA	16,24	27	SNX	1,17	46	QNT	-29,85
9	ETH	16,04	28	BSV	0,6	47	SHIB	-34,14
10	SAND	15,96	29	SOL	-0,64	48	TUSD	-49,2
11	DOGE	14,37	30	AVAX	-0,95	49	HEX	-56,49
12	HBAR	14,16	31	TRX	-1,07	50	USDT	-82,74
13	ALGO	13,3	32	XTZ	-2,13			
14	EOS	12,73	33	CHZ	-2,57			
15	DOT	11,36	34	STX4847	-3,19			
16	CRO	11,05	35	MATIC	-3,58			
17	DAI	11	36	LTC	-5,63			
18	NEO	10,27	37	EGLD	-5,66			
19	FLOW	7,99	38	MKR	-7,44			

Tabella 4.3: Classifica criptovalute in base a $C_{i,t}^g$ medio (colonna NET in Tabella di connessione) per il periodo di riferimento 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023.

Pertanto si può affermare che USDC, GRT6719 e VET guidano il mercato, invece USDT, HEX e TUSD sono guidate da esso.

L'analisi condotta rivela un'importante conclusione: l'intensità della connessione netta tra le criptovalute non è proporzionale alla loro capitalizzazione di mercato. Nonostante molte criptovalute di grande capitalizzazione, come ad esempio ETH, mostrino una significativa misura di connessione netta e quindi di dominio all'interno della rete, alcune criptovalute con una capitalizzazione simile non si distinguono per una misura netta di connessione direzionale complessiva, come nel caso di BTC. Al contempo, alcune criptovalute con una bassa capitalizzazione di mercato svolgono un ruolo rilevante nella connessione di volatilità per l'intero mercato, come nel caso di GRT6719.

La misura di connessione direzionale totale netta assume un ruolo cruciale nella gestione del rischio, in quanto fornisce informazioni sulle interconnessioni relative degli shock tra le criptovalute. È interessante notare che la stablecoin USDT si rivela essere un ricevitore netto di shock, a differenza di USDC che si presenta come il principale trasmettitore netto. Inoltre, la criptovaluta TUSD si posiziona al 48° posto nella classifica, mentre DAI si colloca nel secondo terzo. Ciò evidenzia che le stablecoin, pur essendo tutte correlate negativamente con il mercato delle criptovalute, reagiscono in modo diverso agli shock di mercato. Tale differenza potrebbe essere attribuita al fatto che USDT sia la stablecoin più capitalizzata, il che implica che durante gli shock nel mercato delle criptovalute, un maggior numero di investitori si rivolge a questa stablecoin. Ad esempio, in caso di shock negativo nelle criptovalute, gli investitori tendono ad acquistare in misura maggiore USDT, innalzandone così il valore.

In un'ottica di gestione del portafoglio, i gestori dovrebbero mostrare un maggiore interesse verso le criptovalute che guidano il mercato anziché quelle che sono guidate da esso. Ciò è dovuto al fatto che le criptovalute fortemente influenzate da molte altre sono esposte a un maggior numero di fattori di rischio rispetto a quelle che sono principalmente influenzate dai propri shock passati, riducendo così l'esposizione complessiva al rischio. Nell'ottica della diversificazione del portafoglio, è consigliabile detenere una stablecoin che sia fortemente connessa agli shock di mercato, considerando le loro caratteristiche. Detenere una stablecoin che sia molto collegata agli shock di mercato garantisce che eventuali turbolenze nel mercato delle criptovalute influiscano direttamente sulla stablecoin stessa e quindi, data la correlazione negativa, determinino un maggior aumento di valore rispetto alle stablecoin meno interconnesse. Pertanto, selezionare attentamente una stablecoin in base alla sua connessione con gli shock di mercato diventa cruciale per ottimizzare le performance del portafoglio in situazioni caratterizzate da elevata volatilità.

Anche in questo caso, è fondamentale valutare se il comportamento di una criptovaluta, in termini di misura di connessione direzionale totale netta, all'interno del mercato rimanga costante nel tempo. Pertanto saranno esaminati i grafici che rappresentano l'andamento temporale della misura di connessione $C_{i,t}^g$. Le Figure 4.14 e 4.15 forniscono una panoramica dettagliata della dinamica di $C_{i,t}^g$, consentendo di osservare in che modo ciascuna criptovaluta si caratterizza nel corso del tempo. In particolare, tali grafici forniscono la possibilità di determinare se le criptovalute mantengono costantemente il ruolo di trasmettitori netti o ricevitori netti di shock nel mercato. Si può osservare che USDC è, per tutto il periodo di campionamento e in modo costante, un trasmettitore netto di shock. Diversamente, USDT è, per tutto il periodo di campionamento e in modo costante, un ricevitore netto di shock ed è quindi costantemente guidato dal mercato, questa caratteristica dovrebbe rendere questa criptovaluta interessante in ottica di diversificazione.

Nella Figura 4.16 è possibile osservare un esempio significativo di una criptovaluta che non presenta una caratterizzazione costante nel corso del tempo. La Figura 4.16 illustra la dinamica della misura di connessione direzionale totale netta di AVAX, mettendo in evidenza come questa criptovaluta alterni tra periodi in cui agisce come trasmettitore netto di shock e periodi in cui funge da ricevitore netto di shock.

Nonostante BTC e ETH occupino rispettivamente il primo e il secondo posto nella classifica per capitalizzazione di mercato, non emergono come trasmettitori netti di shock particolarmente potenti. In particolare, BTC non presenta una caratterizzazione costante nel tempo, come si può osservare nella Figura 4.17, poiché la sua dinamica si alterna tra periodi in

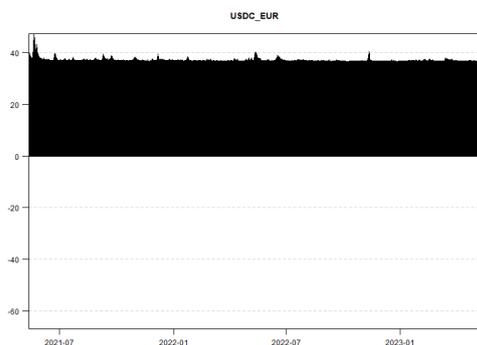


Figura 4.14: Dinamica di $C_{i,t}^g$ per USDC (periodo di riferimento: 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023)

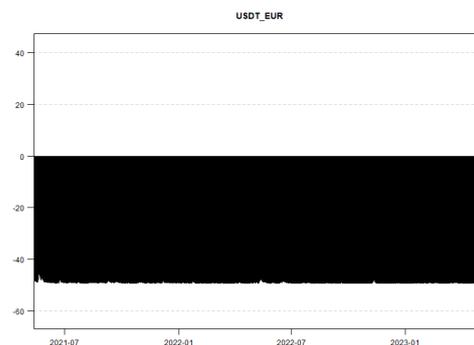


Figura 4.15: Dinamica di $C_{i,t}^g$ per USDT (periodo di riferimento: 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023)

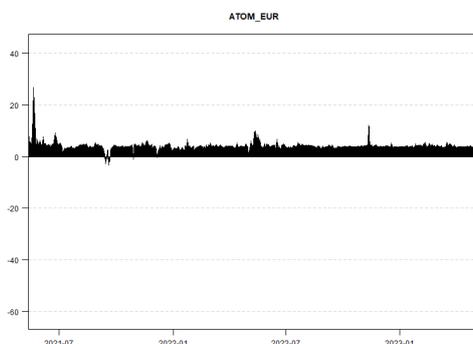


Figura 4.16: Dinamica di $C_{i,t}^g$ per AVAX (periodo di riferimento: 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023)

cui agisce come trasmettitore netto e periodi in cui funge da ricevitore netto. D'altra parte, ETH mostra una caratterizzazione più stabile nel tempo, come si può osservare nella Figura 4.18, ma la sua misura di connessione totale direzionale netta non risulta essere particolarmente elevata.

I risultati ottenuti sono coerenti con le precedenti scoperte che evidenziano, in generale, la mancanza di centralità delle criptovalute di grandi dimensioni nel sistema di trasmissione della volatilità (Corbet, Meegan et al., 2018; Yi, Xu e Wang, 2018).

4.3.5 Misura di connessione direzionale netta tra coppie

Nel Capitolo 2 è stata descritta anche la connessione direzionale netta tra coppie ($NPDC_{ij}(L)$). È possibile analizzare questa misura di connessione nel corso del tempo e studiare le relazioni tra due variabili specifiche. Ad esempio, la figura 4.19 mostra l'indice di influenza netta, che rappresenta una misura identica a $NPDC_{ij}(L)$, ma evidenzia le differenze in



Figura 4.17: Dinamica $C_{i,t}^g$ per BTC (periodo di riferimento: 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023)

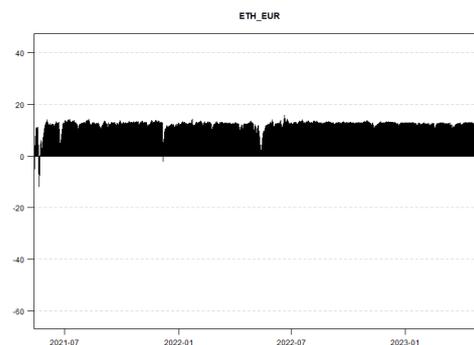


Figura 4.18: Dinamica $C_{i,t}^g$ per ETH (periodo di riferimento: 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023)

percentuale anziché in valori assoluti, per la coppia di variabili USDC-USDT.

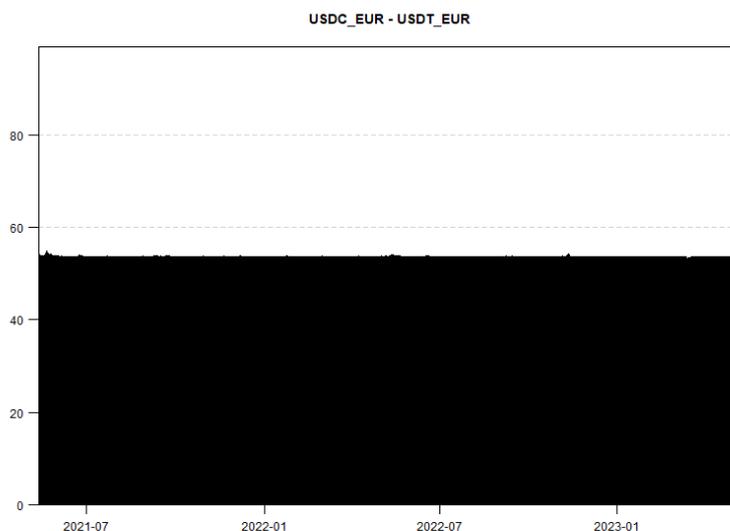


Figura 4.19: Dinamica di $NPDC_{ij}(L)$ per la coppia USDC-USDT (periodo di riferimento: 12 maggio 2021 - 10 maggio 2023)

Si può notare come USDC domina (ovvero gli shock in USDC si propagano in USDT di più di quanto gli shock di USDT si propagano in USDC) USDT. L'analisi dinamica della misura di connessione direzionale netta tra coppie tra due criptovalute riveste un ruolo di fondamentale importanza nella selezione delle criptovalute da includere nel portafoglio. Tale analisi consente di esaminare l'evoluzione della connessione tra le criptovalute nel corso del tempo e di comprendere se una criptovaluta prevale costantemente, in termini di impatto sulla varianza condizionata, rispetto ad un'altra.

4.4 Confronto con il passato

Al fine di valutare l'evoluzione della connessione di mercato su un periodo più ampio rispetto a quello considerato nel campione di questa tesi, si è ritenuto utile confrontare i risultati di questo elaborato con i risultati riportati nell'articolo di Bouri, Gabauer et al., 2021. Gli autori di tale studio hanno impiegato la stessa metrica di connessione utilizzata nel presente lavoro per esaminare la connessione volatilità tra le quindici principali criptovalute⁵. A tal fine, sono stati considerati i dati giornalieri dal 7 agosto 2015 all'11 marzo 2020 per stimare il modello DCC-GARCH e calcolare le misure di connessione.

I risultati di tale studio indicano che, in media, il 55,3% di uno shock in una criptovaluta si propaga a tutte le altre, mentre il 44,7% della varianza condizionata futura di una criptovaluta è determinato dagli shock che interessano la criptovaluta stessa, evidenziando un mercato altamente interconnesso.

Nell'ambito di questa tesi, invece, è emerso che, in media, l'88,2% di uno shock in una criptovaluta si propaga a tutte le altre, indicando una maggiore interconnessione del mercato rispetto al passato.

I risultati dell'articolo, inoltre, evidenziano che Dash e Bitcoin sono i principali trasmettitori di shock, con una media rispettiva dell'85,6% e dell'84,8% del loro shock che si propaga alle altre criptovalute, mentre Bytecoin è la criptovaluta che trasmette meno shock, con una media del 21,8% del suo shock. Pertanto, nel periodo considerato, le criptovalute che hanno maggiormente contribuito all'interconnessione di mercato corrispondono a quelle con maggiore capitalizzazione di mercato. Tuttavia, nell'ambito di questa tesi, si è osservato che i principali trasmettitori di shock sono VET, BCH e XLM, che non coincidono con le criptovalute maggiormente capitalizzate all'interno del mercato. Ciò suggerisce un cambiamento, poiché l'influenza delle criptovalute sul mercato non è più strettamente legata alla capitalizzazione di mercato.

Gli autori dell'articolo hanno inoltre analizzato l'evoluzione della misura di connessione totale e hanno rilevato un andamento crescente nel periodo considerato. In particolare, l'interconnessione tra le criptovalute è notevolmente aumentata dall'inizio del periodo di analisi, raggiungendo il picco massimo del 75%. Tuttavia, nell'ambito di questa tesi, si è osservato che la misura di interconnessione totale non scende mai al di sotto dell'87% e rimane costante, mostrando picchi soltanto durante i tre periodi di turbolenza del mercato delle criptovalute precedentemente descritti. La stabilità dinamica della misura di connessione totale rispetto al passato indica un mercato che ha raggiunto la maturità, con criptovalute stabilmente interconnesse tra loro e innovazioni che derivano principalmente dalle interazioni.

⁵Bitcoin, Ethereum, Ripple, Litecoin, Stellar, Monero, Dash, NEM, Dogecoin, MonaCoin, Bytecoin, Siacoin, DigiByte, BitShares e Verge. Queste criptovalute rappresentavano oltre l'80% della capitalizzazione di mercato totale di tutte le criptovalute

Capitolo 5

Conclusioni

Risulta di grande interesse osservare le connessioni in termini di rischio all'interno del mercato delle criptovalute, poiché si tratta di un campo ancora inesplorato. Pertanto, nel presente elaborato sono state calcolate e analizzate le misure di connessione tra le criptovalute. In particolare, sono state condotte analisi statiche e dinamiche sulle misure di connessione di volatilità di 50 criptovalute principali, selezionate in base alla loro capitalizzazione di mercato, nel periodo compreso tra il 12 maggio 2021 e il 10 maggio 2023.

Per ottenere la metrica di connessione, è stato utilizzato un approccio innovativo: per stimare i coefficienti del modello DCC-GARCH, che modella le varianze e le correlazioni condizionate delle criptovalute selezionate, è stato utilizzato lo shrinkage estimator per l'intercetta del modello. Inoltre, sono stati utilizzati i prezzi di apertura, chiusura, più bassi e più alti insieme a una funzione segno che riduce il bid ask bounce effect, per ottenere una proxy che migliora la stima delle varianze condizionate univariate e delle correlazioni condizionate necessarie per il calcolo della matrice di varianze covarianze condizionate. Grazie alla stima delle varianze condizionate univariate, è stato possibile analizzare l'evoluzione delle varianze condizionate nel periodo considerato, collegando gli eventi significativi che hanno influenzato il mercato delle criptovalute. Dalla stima della matrice di correlazione non condizionate, è emerso che le criptovalute sono molto correlate positivamente tra loro e solo poche presentano un numero significativo di correlazioni negative con le altre criptovalute, in particolare le stablecoin. Questo aspetto è stato confermato anche dall'analisi della matrice di correlazioni condizionate medie nel tempo. Successivamente, è stata presentata un'analisi delle misure di connessione, sia statica che dinamica, per ciascuna misura di connessione presentata nel Capitolo 2. In particolare, l'analisi statica dell'indice di connessione totale ha fornito importanti informazioni sulla percentuale media di varianza condizionata delle criptovalute determinata dal sistema (88,2%) e la percentuale media di varianza condizionata determinata dagli shock delle criptovalute stesse (11,8%). Attraverso l'analisi dinamica dell'indice di connessione totale medio, è emerso che nel periodo considerato il mercato delle criptovalute è stato stabile in termini di trasmissione degli shock, consentendo importanti considerazioni sulla fase attuale del mercato delle criptovalute: non è più un mercato giovane, ma piuttosto un mercato altamente interconnesso (in termini di rischio), in cui gli shock si propagano su tutte le criptovalute in modo più o meno intenso.

È stata anche presentata una classificazione delle criptovalute in base alla misura di connessione direzionale totale verso le altre criptovalute, misura di connessione direzionale totale

dalle altre criptovalute e alla misura di connessione totale netta. La stablecoin USDT è risultata il trasmettitore netto di shock di volatilità più potente nel mercato delle criptovalute, mentre sono state individuate la criptovaluta che determina maggiormente l'interconnessione all'interno del mercato (VET), quella che subisce maggiormente tale interconnessione (LTC) e quella che subisce minime influenze dal mercato (DAI). È stata anche condotta un'analisi dinamica di tali misure di connessione per evidenziare se le caratteristiche delle criptovalute individuate nell'analisi statica fossero stabili, risultando che la maggior parte delle criptovalute si caratterizzano in modo stabile come trasmettitori netti o ricevitori netti di shock. Inoltre, dato l'importante ruolo delle stablecoin nelle misure di connessione, sono state presentate possibili giustificazioni per alcuni valori associati alle stablecoin, derivanti dall'analisi empirica.

È stato evidenziato che l'effetto di propagazione del rischio non è necessariamente legato alla capitalizzazione di mercato. Infatti, alcune criptovalute di dimensioni ridotte hanno un impatto significativo sulla varianza condizionata della rete. Includendo anche possibili interpretazioni da parte degli investitori, è stata presentata la potenzialità del confronto bidirezionale in termini di connessione tra due criptovalute.

Queste analisi risultano di notevole importanza per i gestori di portafoglio, in quanto consentono di selezionare le criptovalute in base ai fattori di rischio a cui sono esposte. La presente ricerca approfondisce ulteriormente la relazione tra le criptovalute e fornisce un quadro degli effetti statici e dinamici di volatilità tra diverse criptovalute. Ciò può essere considerato un approccio utile per gli investitori o i gestori di portafoglio nella scelta delle criptovalute, anziché concentrarsi esclusivamente su Bitcoin o, in generale, sulle criptovalute più note. Potrebbe anche essere utile per i miner nella selezione e nell'estrazione solo di alcune criptovalute, al fine di ridurre le potenziali perdite legate a fluttuazioni estreme dei prezzi.

Sulla base di questi risultati, sarebbe interessante cercare una misura di equilibrio delle connessioni all'interno del mercato delle criptovalute.

Appendice grafici Capitolo 3

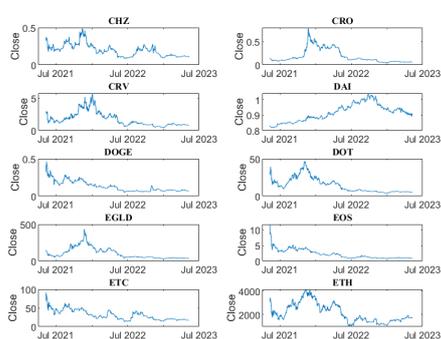


Figura 1: Grafici delle serie storiche dei prezzi di chiusura dall'11 maggio 2021 al 10 maggio 2023

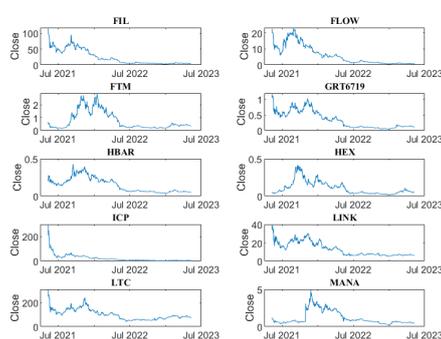


Figura 2: Grafici delle serie storiche dei prezzi di chiusura dall'11 maggio 2021 al 10 maggio 2023

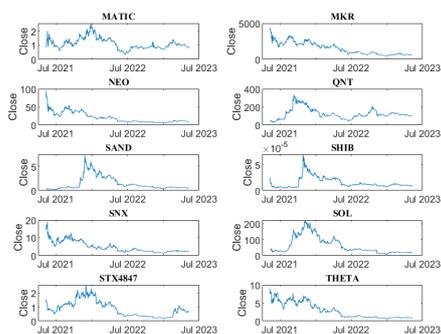


Figura 3: Grafici delle serie storiche dei prezzi di chiusura dall'11 maggio 2021 al 10 maggio 2023

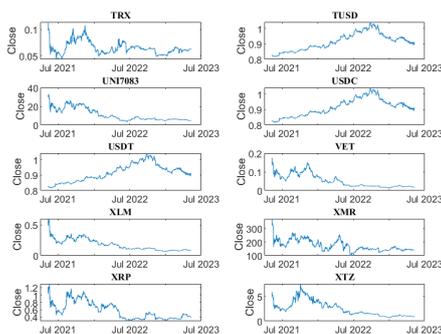


Figura 4: Grafici delle serie storiche dei prezzi di chiusura dall'11 maggio 2021 al 10 maggio 2023

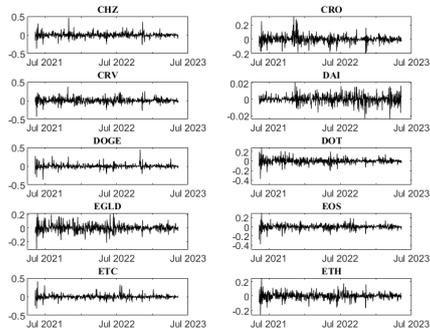


Figura 5: Grafici delle serie storiche dei rendimenti percentuali delle criptovalute dal 12 maggio 2021 al 10 maggio 2023

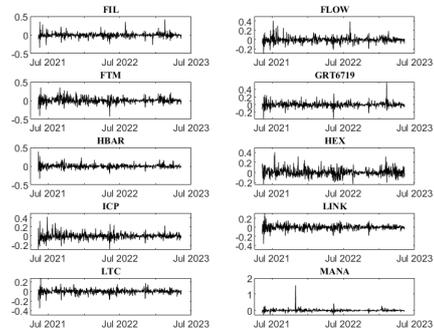


Figura 6: Grafici delle serie storiche dei rendimenti percentuali delle criptovalute dal 12 maggio 2021 al 10 maggio 2023

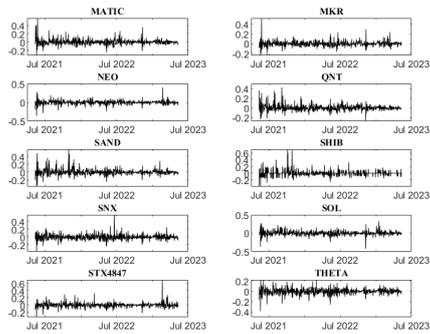


Figura 7: Grafici delle serie storiche dei rendimenti percentuali delle criptovalute dal 12 maggio 2021 al 10 maggio 2023

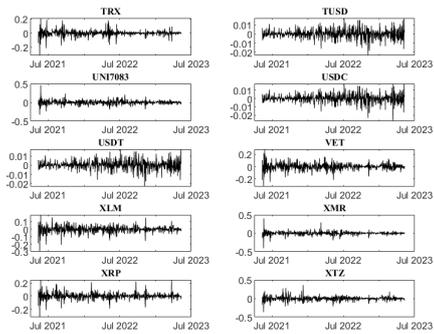


Figura 8: Grafici delle serie storiche dei rendimenti percentuali delle criptovalute dal 12 maggio 2021 al 10 maggio 2023

Appendice tabelle Capitolo 3

Variable	p.value	Variable	p.value	Variable	p.value
AAVE	0.0465110	ETH	0.6006120	FIL	0.7102161
ADA	0.5147414	FLOW	0.4730128	FTM	0.6324801
ALGO	0.5274285	GRT6719	0.5849595	HBAR	0.6089621
ATOM	0.5941264	HEX	0.2847665	ICP	0.0100000
AVAX	0.6231380	LINK	0.3579813	LTC	0.4926161
AXS	0.4335065	MANA	0.5834868	MATIC	0.5118842
BCH	0.3797340	MKR	0.0745489	NEO	0.2657173
BNB	0.4327561	QNT	0.3296686	SAND	0.4870499
BSV	0.1396373	SHIB	0.5920239	SNX	0.0416227
BTC	0.6572540	SOL	0.5416405	STX4847	0.5538119
CHZ	0.2099109	THETA	0.4443941	TRX	0.3229174
CRO	0.5554962	TUSD	0.9702359	UNI7083	0.5229984
CRV	0.4852882	USDC	0.9718928	USDT	0.9695211
DAI	0.9682647	VET	0.4423925	XLM	0.0708988
DOGE	0.1454781	XMR	0.0971764	XRP	0.4036238
DOT	0.6516958	XTZ	0.5892799		
EGLD	0.4648084				
EOS	0.0447164				
ETC	0.2444461				

Tabella 1: Tabella dei p -value ottenuti dal test Augmented Dickey-Fuller con un livello di significatività dell'1% applicato ai prezzi di chiusura delle criptovalute nel periodo dall'11 maggio 2021 al 10 maggio 2023

Variable	p.value	Variable	p.value	Variable	p.value
AAVE	0.01	ETH	0.01	FIL	0.01
ADA	0.01	FLOW	0.01	FTM	0.01
ALGO	0.01	GRT6719	0.01	HBAR	0.01
ATOM	0.01	HEX	0.01	ICP	0.01
AVAX	0.01	LINK	0.01	LTC	0.01
AXS	0.01	MANA	0.01	MATIC	0.01
BCH	0.01	MKR	0.01	NEO	0.01
BNB	0.01	QNT	0.01	SAND	0.01
BSV	0.01	SHIB	0.01	SNX	0.01
BTC	0.01	SOL	0.01	STX4847	0.01
CHZ	0.01	THETA	0.01	TRX	0.01
CRO	0.01	TUSD	0.01	UNI7083	0.01
CRV	0.01	USDC	0.01	USDT	0.01
DAI	0.01	VET	0.01	XLM	0.01
DOGE	0.01	XMR	0.01	XRP	0.01
DOT	0.01	XTZ	0.01		
EGLD	0.01				
EOS	0.01				
ETC	0.01				

Tabella 2: Tabella dei p -value ottenuti dal test di Augmented Dickey-Fuller con un livello di significatività dell'1% sui rendimenti percentuali delle criptovalute per il periodo dall'11 maggio 2021 al 10 maggio 2023

Variabile	p.value	Variabile	p.value	Variabile	p.value
AAVE	0.00	ETH	0.00	FIL	0.00
ADA	0.00	FLOW	0.00	FTM	0.00
ALGO	0.00	GRT6719	0.03	HBAR	0.00
ATOM	0.00	HEX	0.00	ICP	0.00
AVAX	0.00	LINK	0.00	LTC	0.00
AXS	0.00	MANA	0.00	MATIC	0.00
BCH	0.00	MKR	0.00	NEO	0.00
BNB	0.00	QNT	0.00	SAND	0.00
BSV	0.00	SHIB	0.00	SNX	0.00
BTC	0.00	SOL	0.00	STX4847	0.00
CHZ	0.00	THETA	0.00	TRX	0.00
CRO	0.00	TUSD	0.00	UNI7083	0.00
CRV	0.00	USDC	0.00	USDT	0.00
DAI	0.00	VET	0.00	XLM	0.00
DOGE	0.00	XMR	0.00	XRP	0.00
DOT	0.00	XTZ	0.00		
EGLD	0.00				
EOS	0.00				
ETC	0.00				

Tabella 3: Tabella dei p -value ottenuti dal Ljung Box test con un livello di significatività dell'1% e lag $k=20$ sui rendimenti percentuali al quadrato delle criptovalute per il periodo dall'11 maggio 2021 al 10 maggio 2023

Appendice grafici Capitolo 4

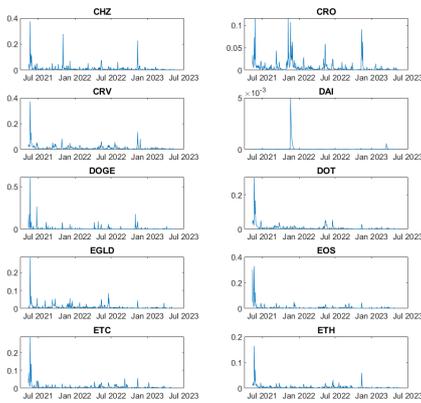


Figura 9: Dinamica delle varianze condizionate dei rendimenti percentuali, calcolate su un campione di dati relativo al periodo compreso tra il 12 maggio 2021 e il 10 maggio 2023.

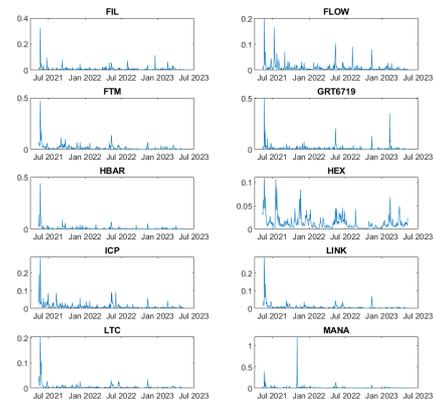


Figura 10: Dinamica delle varianze condizionate dei rendimenti percentuali, calcolate su un campione di dati relativo al periodo compreso tra il 12 maggio 2021 e il 10 maggio 2023.

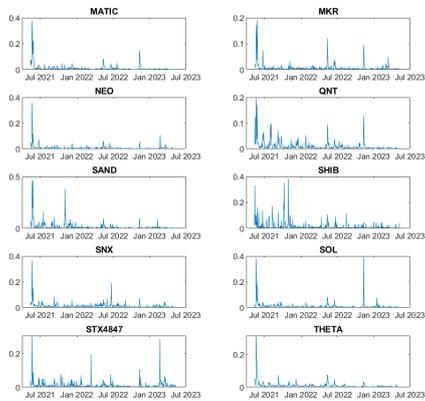


Figura 11: Dinamica delle varianze condizionate dei rendimenti percentuali, calcolate su un campione di dati relativo al periodo compreso tra il 12 maggio 2021 e il 10 maggio 2023.

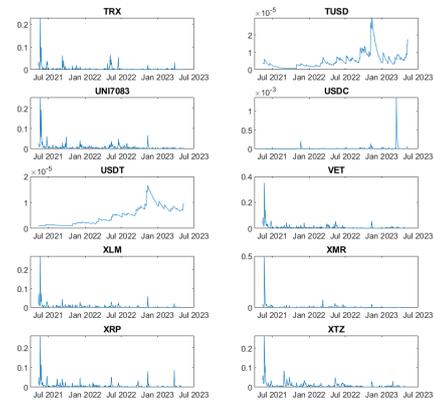


Figura 12: Dinamica delle varianze condizionate dei rendimenti percentuali, calcolate su un campione di dati relativo al periodo compreso tra il 12 maggio 2021 e il 10 maggio 2023.

Appendice tabelle Capitolo 4

Valori medi delle correlazioni condizionate

	AAVE	ADA	ALGO	ATOM	AVAX
AAVE	1,00	0,64	0,63	0,63	0,65
ADA	0,64	1,00	0,68	0,66	0,64
ALGO	0,63	0,68	1,00	0,64	0,63
ATOM	0,63	0,66	0,64	1,00	0,64
AVAX	0,65	0,64	0,63	0,64	1,00
AXS	0,58	0,62	0,62	0,55	0,57
BCH	0,66	0,71	0,66	0,61	0,65
BNB	0,65	0,68	0,67	0,62	0,64
BSV	0,59	0,60	0,54	0,53	0,57
BTC	0,65	0,68	0,65	0,59	0,63
CHZ	0,57	0,61	0,61	0,58	0,58
CRO	0,63	0,63	0,66	0,58	0,62
CRV	0,67	0,60	0,61	0,62	0,61
DAI	-0,05	-0,06	-0,06	0,00	0,01
DOGE	0,61	0,66	0,60	0,54	0,57
DOT	0,71	0,73	0,70	0,67	0,67
EGLD	0,59	0,57	0,61	0,58	0,61
EOS	0,68	0,69	0,66	0,61	0,64
ETC	0,71	0,69	0,64	0,61	0,65
ETH	0,73	0,70	0,71	0,65	0,67
FIL	0,62	0,61	0,61	0,53	0,57
FLOW	0,65	0,66	0,65	0,61	0,62
FTM	0,59	0,59	0,63	0,60	0,62
GRT6719	0,66	0,68	0,65	0,63	0,65
HBAR	0,62	0,63	0,63	0,60	0,61
HEX	0,25	0,34	0,35	0,29	0,26
ICP	0,65	0,66	0,64	0,58	0,60
LINK	0,68	0,70	0,68	0,63	0,66
LTC	0,70	0,70	0,67	0,61	0,62
MANA	0,62	0,66	0,65	0,61	0,60
MATIC	0,64	0,67	0,63	0,63	0,62
MKR	0,67	0,65	0,62	0,60	0,59
NEO	0,68	0,69	0,67	0,63	0,66
QNT	0,48	0,52	0,48	0,50	0,49
SAND	0,61	0,64	0,65	0,60	0,61
SHIB	0,40	0,41	0,41	0,38	0,36
SNX	0,67	0,61	0,61	0,58	0,60
SOL	0,64	0,66	0,65	0,60	0,67
STX4847	0,55	0,56	0,58	0,51	0,53
THETA	0,65	0,67	0,65	0,61	0,65
TRX	0,58	0,64	0,61	0,55	0,56
TUSD	-0,19	-0,17	-0,14	-0,14	-0,11
UNI7083	0,73	0,70	0,64	0,64	0,64
USDC	-0,15	-0,11	-0,10	-0,10	-0,07
USDT	-0,20	-0,17	-0,15	-0,15	-0,12
VET	0,73	0,74	0,71	0,68	0,71
XLM	0,67	0,74	0,68	0,61	0,65
XMR	0,57	0,58	0,54	0,53	0,52
XRP	0,65	0,70	0,65	0,61	0,64
XTZ	0,66	0,68	0,67	0,66	0,64

Tabella 4: Valori medi delle correlazioni condizionate stimate con il modello $IDR-DCC-GARCH(1,1)-NL$; in verde le correlazioni maggiori del 70% e in rosso le correlazioni negative.

Valori medi delle correlazioni condizionate

	AXS	BCH	BNB	BSV	BTC	
AAVE	0,58	0,66	0,65	0,59	0,65	
ADA	0,62	0,71	0,68	0,60	0,68	
ALGO	0,62	0,66	0,67	0,54	0,65	
ATOM	0,55	0,61	0,62	0,53	0,59	
AVAX	0,57	0,65	0,64	0,57	0,63	
AXS	1,00	0,62	0,63	0,54	0,60	
BCH	0,62	1,00	0,71	0,72	0,74	
BNB	0,63	0,71	1,00	0,64	0,72	
BSV	0,54	0,72	0,64	1,00	0,63	
BTC	0,60	0,74	0,72	0,63	1,00	
CHZ	0,63	0,64	0,64	0,57	0,60	
CRO	0,60	0,70	0,67	0,62	0,73	
CRV	0,57	0,63	0,60	0,54	0,59	
DAI	0,01	-0,04	0,01	-0,02	-0,02	
DOGE	0,57	0,67	0,65	0,59	0,66	
DOT	0,62	0,73	0,72	0,64	0,69	
EGLD	0,56	0,60	0,62	0,54	0,56	
EOS	0,61	0,76	0,70	0,67	0,69	
ETC	0,59	0,76	0,68	0,65	0,67	
ETH	0,63	0,73	0,73	0,63	0,80	
FIL	0,64	0,64	0,63	0,58	0,62	
FLOW	0,66	0,68	0,67	0,60	0,66	
FTM	0,59	0,61	0,59	0,54	0,57	
GRT6719	0,62	0,70	0,67	0,61	0,65	
HBAR	0,61	0,64	0,64	0,57	0,63	
HEX	0,31	0,30	0,28	0,23	0,31	
ICP	0,60	0,65	0,65	0,59	0,66	
LINK	0,59	0,72	0,68	0,62	0,66	
LTC	0,61	0,76	0,70	0,68	0,72	
MANA	0,66	0,65	0,65	0,56	0,63	
MATIC	0,56	0,64	0,66	0,55	0,65	
MKR	0,56	0,65	0,65	0,56	0,63	
NEO	0,61	0,74	0,68	0,66	0,70	
QNT	0,47	0,50	0,52	0,45	0,50	
SAND	0,69	0,63	0,63	0,57	0,64	
SHIB	0,37	0,43	0,44	0,39	0,45	
SNX	0,58	0,63	0,63	0,56	0,62	
SOL	0,59	0,65	0,62	0,54	0,63	
STX4847	0,54	0,59	0,60	0,51	0,59	
THETA	0,62	0,70	0,68	0,62	0,65	
TRX	0,56	0,66	0,65	0,59	0,66	
TUSD	-0,10	-0,12	-0,07	-0,09	-0,10	
UNI7083	0,60	0,69	0,68	0,62	0,67	
USDC	-0,06	-0,09	-0,03	-0,06	-0,06	
USDT	-0,09	-0,13	-0,08	-0,11	-0,10	
VET	0,64	0,73	0,73	0,65	0,72	
XLM	0,61	0,76	0,70	0,63	0,72	
XMR	0,51	0,64	0,62	0,57	0,65	
XRP	0,59	0,72	0,69	0,63	0,69	
XTZ	0,64	0,69	0,68	0,62	0,64	

Tabella 5: Valori medi delle correlazioni condizionate stimate con il modello $IDR-DCC-GARCH(1,1)-NL$; in verde le correlazioni maggiori del 70% e in rosso le correlazioni negative.

Valori medi delle correlazioni condizionate

	CHZ	CRO	CRV	DAI	DOGE
AAVE	0,57	0,63	0,67	-0,05	0,61
ADA	0,61	0,63	0,60	-0,06	0,66
ALGO	0,61	0,66	0,61	-0,06	0,60
ATOM	0,58	0,58	0,62	0,00	0,54
AVAX	0,58	0,62	0,61	0,01	0,57
AXS	0,63	0,60	0,57	0,01	0,57
BCH	0,64	0,70	0,63	-0,04	0,67
BNB	0,64	0,67	0,60	0,01	0,65
BSV	0,57	0,62	0,54	-0,02	0,59
BTC	0,60	0,73	0,59	-0,02	0,66
CHZ	1,00	0,59	0,54	0,02	0,56
CRO	0,59	1,00	0,59	0,02	0,62
CRV	0,54	0,59	1,00	-0,01	0,56
DAI	0,02	0,02	-0,01	1,00	-0,02
DOGE	0,56	0,62	0,56	-0,02	1,00
DOT	0,65	0,69	0,67	0,01	0,65
EGLD	0,55	0,59	0,54	0,02	0,55
EOS	0,61	0,66	0,61	-0,02	0,66
ETC	0,58	0,67	0,61	-0,04	0,67
ETH	0,61	0,73	0,67	0,00	0,67
FIL	0,56	0,59	0,53	-0,04	0,61
FLOW	0,63	0,64	0,58	-0,03	0,59
FTM	0,54	0,58	0,57	-0,08	0,54
GRT6719	0,60	0,64	0,59	0,00	0,60
HBAR	0,61	0,62	0,58	0,01	0,57
HEX	0,25	0,30	0,28	-0,13	0,28
ICP	0,59	0,63	0,57	-0,01	0,59
LINK	0,61	0,66	0,63	-0,03	0,60
LTC	0,61	0,67	0,62	-0,04	0,65
MANA	0,69	0,63	0,60	0,02	0,59
MATIC	0,55	0,65	0,63	-0,01	0,57
MKR	0,56	0,59	0,59	-0,01	0,59
NEO	0,62	0,66	0,60	-0,01	0,64
QNT	0,48	0,49	0,42	-0,04	0,44
SAND	0,65	0,64	0,59	0,00	0,59
SHIB	0,41	0,43	0,38	-0,01	0,52
SNX	0,55	0,60	0,60	-0,03	0,56
SOL	0,53	0,60	0,57	-0,05	0,57
STX4847	0,58	0,58	0,51	-0,05	0,52
THETA	0,65	0,62	0,61	-0,01	0,60
TRX	0,55	0,63	0,51	0,04	0,62
TUSD	-0,08	-0,08	-0,16	0,70	-0,12
UNI7083	0,59	0,63	0,64	-0,02	0,63
USDC	-0,06	-0,07	-0,13	0,68	-0,08
USDT	-0,08	-0,09	-0,17	0,69	-0,13
VET	0,65	0,71	0,65	-0,04	0,67
XLM	0,63	0,68	0,61	-0,03	0,66
XMR	0,52	0,58	0,52	-0,02	0,58
XRP	0,59	0,67	0,58	-0,01	0,65
XTZ	0,64	0,64	0,60	-0,01	0,60

Tabella 6: Valori medi delle correlazioni condizionate stimate con il modello $IDR-DCC-GARCH(1,1)-NL$; in verde le correlazioni maggiori del 70% e in rosso le correlazioni negative.

Valori medi delle correlazioni condizionate

	DOT	EGLD	EOS	ETC	ETH
AAVE	0,71	0,59	0,68	0,71	0,73
ADA	0,73	0,57	0,69	0,69	0,70
ALGO	0,70	0,61	0,66	0,64	0,71
ATOM	0,67	0,58	0,61	0,61	0,65
AVAX	0,67	0,61	0,64	0,65	0,67
AXS	0,62	0,56	0,61	0,59	0,63
BCH	0,73	0,60	0,76	0,76	0,73
BNB	0,72	0,62	0,70	0,68	0,73
BSV	0,64	0,54	0,67	0,65	0,63
BTC	0,69	0,56	0,69	0,67	0,80
CHZ	0,65	0,55	0,61	0,58	0,61
CRO	0,69	0,59	0,66	0,67	0,73
CRV	0,67	0,54	0,61	0,61	0,67
DAI	0,01	0,02	-0,02	-0,04	0,00
DOGE	0,65	0,55	0,66	0,67	0,67
DOT	1,00	0,61	0,72	0,70	0,76
EGLD	0,61	1,00	0,59	0,58	0,63
EOS	0,72	0,59	1,00	0,74	0,72
ETC	0,70	0,58	0,74	1,00	0,75
ETH	0,76	0,63	0,72	0,75	1,00
FIL	0,65	0,55	0,65	0,63	0,63
FLOW	0,67	0,59	0,68	0,64	0,69
FTM	0,63	0,54	0,55	0,57	0,61
GRT6719	0,69	0,63	0,69	0,67	0,69
HBAR	0,66	0,57	0,64	0,62	0,66
HEX	0,28	0,25	0,28	0,26	0,31
ICP	0,68	0,55	0,66	0,65	0,65
LINK	0,76	0,58	0,70	0,68	0,72
LTC	0,74	0,59	0,74	0,71	0,74
MANA	0,68	0,59	0,64	0,62	0,67
MATIC	0,69	0,52	0,64	0,65	0,71
MKR	0,67	0,56	0,65	0,64	0,71
NEO	0,71	0,61	0,74	0,72	0,70
QNT	0,47	0,44	0,48	0,49	0,48
SAND	0,67	0,58	0,63	0,61	0,64
SHIB	0,42	0,39	0,41	0,41	0,43
SNX	0,66	0,55	0,64	0,63	0,66
SOL	0,68	0,59	0,60	0,62	0,68
STX4847	0,59	0,56	0,57	0,56	0,59
THETA	0,71	0,58	0,67	0,68	0,67
TRX	0,64	0,55	0,65	0,62	0,67
TUSD	-0,13	-0,09	-0,13	-0,16	-0,12
UNI7083	0,72	0,60	0,69	0,69	0,74
USDC	-0,10	-0,07	-0,09	-0,11	-0,11
USDT	-0,13	-0,10	-0,14	-0,16	-0,13
VET	0,77	0,65	0,74	0,73	0,75
XLM	0,73	0,59	0,74	0,69	0,72
XMR	0,59	0,50	0,62	0,58	0,63
XRP	0,71	0,58	0,74	0,69	0,71
XTZ	0,71	0,60	0,68	0,69	0,69

Tabella 7: Valori medi delle correlazioni condizionate stimate con il modello $IDR-DCC-GARCH(1,1)-NL$; in verde le correlazioni maggiori del 70% e in rosso le correlazioni negative.

Valori medi delle correlazioni condizionate

	FIL	FLOW	FTM	GRT6719	HBAR	
AAVE	0,62	0,65	0,59	0,66	0,62	
ADA	0,61	0,66	0,59	0,68	0,63	
ALGO	0,61	0,65	0,63	0,65	0,63	
ATOM	0,53	0,61	0,60	0,63	0,60	
AVAX	0,57	0,62	0,62	0,65	0,61	
AXS	0,64	0,66	0,59	0,62	0,61	
BCH	0,64	0,68	0,61	0,70	0,64	
BNB	0,63	0,67	0,59	0,67	0,64	
BSV	0,58	0,60	0,54	0,61	0,57	
BTC	0,62	0,66	0,57	0,65	0,63	
CHZ	0,56	0,63	0,54	0,60	0,61	
CRO	0,59	0,64	0,58	0,64	0,62	
CRV	0,53	0,58	0,57	0,59	0,58	
DAI	-0,04	-0,03	-0,08	0,00	0,01	
DOGE	0,61	0,59	0,54	0,60	0,57	
DOT	0,65	0,67	0,63	0,69	0,66	
EGLD	0,55	0,59	0,54	0,63	0,57	
EOS	0,65	0,68	0,55	0,69	0,64	
ETC	0,63	0,64	0,57	0,67	0,62	
ETH	0,63	0,69	0,61	0,69	0,66	
FIL	1,00	0,62	0,57	0,63	0,60	
FLOW	0,62	1,00	0,57	0,65	0,63	
FTM	0,57	0,57	1,00	0,60	0,57	
GRT6719	0,63	0,65	0,60	1,00	0,64	
HBAR	0,60	0,63	0,57	0,64	1,00	
HEX	0,30	0,30	0,28	0,27	0,33	
ICP	0,67	0,63	0,58	0,64	0,63	
LINK	0,59	0,68	0,62	0,67	0,63	
LTC	0,63	0,67	0,58	0,67	0,65	
MANA	0,62	0,67	0,58	0,65	0,64	
MATIC	0,58	0,60	0,57	0,64	0,60	
MKR	0,57	0,62	0,55	0,62	0,57	
NEO	0,65	0,68	0,57	0,69	0,65	
QNT	0,47	0,47	0,46	0,50	0,50	
SAND	0,60	0,66	0,57	0,63	0,63	
SHIB	0,43	0,41	0,40	0,40	0,40	
SNX	0,59	0,59	0,55	0,62	0,60	
SOL	0,59	0,61	0,63	0,63	0,61	
STX4847	0,53	0,61	0,51	0,55	0,57	
THETA	0,62	0,67	0,59	0,68	0,65	
TRX	0,59	0,61	0,49	0,63	0,59	
TUSD	-0,14	-0,12	-0,13	-0,11	-0,13	
UNI7083	0,62	0,64	0,57	0,65	0,61	
USDC	-0,09	-0,09	-0,07	-0,08	-0,10	
USDT	-0,15	-0,13	-0,13	-0,13	-0,13	
VET	0,65	0,71	0,64	0,71	0,69	
XLM	0,64	0,66	0,57	0,67	0,64	
XMR	0,52	0,54	0,51	0,57	0,54	
XRP	0,61	0,65	0,56	0,66	0,63	
XTZ	0,62	0,68	0,59	0,66	0,67	

Tabella 8: Valori medi delle correlazioni condizionate stimate con il modello $IDR-DCC-GARCH(1,1)-NL$; in verde le correlazioni maggiori del 70% e in rosso le correlazioni negative.

Valori medi delle correlazioni condizionate

	HEX	ICP	LINK	LTC	MANA	
AAVE		0,25	0,65	0,68	0,70	0,62
ADA		0,34	0,66	0,70	0,70	0,66
ALGO		0,35	0,64	0,68	0,67	0,65
ATOM		0,29	0,58	0,63	0,61	0,61
AVAX		0,26	0,60	0,66	0,62	0,60
AXS		0,31	0,60	0,59	0,61	0,66
BCH		0,30	0,65	0,72	0,76	0,65
BNB		0,28	0,65	0,68	0,70	0,65
BSV		0,23	0,59	0,62	0,68	0,56
BTC		0,31	0,66	0,66	0,72	0,63
CHZ		0,25	0,59	0,61	0,61	0,69
CRO		0,30	0,63	0,66	0,67	0,63
CRV		0,28	0,57	0,63	0,62	0,60
DAI		-0,13	-0,01	-0,03	-0,04	0,02
DOGE		0,28	0,59	0,60	0,65	0,59
DOT		0,28	0,68	0,76	0,74	0,68
EGLD		0,25	0,55	0,58	0,59	0,59
EOS		0,28	0,66	0,70	0,74	0,64
ETC		0,26	0,65	0,68	0,71	0,62
ETH		0,31	0,65	0,72	0,74	0,67
FIL		0,30	0,67	0,59	0,63	0,62
FLOW		0,30	0,63	0,68	0,67	0,67
FTM		0,28	0,58	0,62	0,58	0,58
GRT6719		0,27	0,64	0,67	0,67	0,65
HBAR		0,33	0,63	0,63	0,65	0,64
HEX	1,00		0,27	0,28	0,30	0,28
ICP	0,27	1,00		0,64	0,64	0,63
LINK	0,28	0,64	1,00		0,70	0,66
LTC	0,30	0,64	0,70	1,00		0,65
MANA	0,28	0,63	0,66	0,65	1,00	
MATIC	0,27	0,62	0,66	0,65		0,62
MKR	0,26	0,59	0,65	0,64		0,59
NEO	0,28	0,65	0,69	0,71		0,65
QNT	0,32	0,49	0,48	0,48		0,50
SAND	0,27	0,61	0,63	0,64	0,81	
SHIB	0,21	0,41	0,41	0,42		0,40
SNX	0,24	0,59	0,63	0,62		0,59
SOL	0,31	0,58	0,62	0,62		0,61
STX4847	0,27	0,56	0,57	0,57		0,57
THETA	0,28	0,66	0,68	0,65		0,68
TRX	0,28	0,58	0,60	0,65		0,58
TUSD	-0,15	-0,11	-0,14	-0,14	-0,14	
UNI7083	0,28	0,61	0,69	0,70		0,63
USDC	-0,13	-0,06	-0,09	-0,08	-0,11	
USDT	-0,14	-0,10	-0,15	-0,15	-0,14	
VET	0,30	0,70	0,77	0,73		0,70
XLM	0,30	0,66	0,68	0,70		0,67
XMR	0,25	0,53	0,57	0,62		0,51
XRP	0,28	0,62	0,69	0,73		0,64
XTZ	0,30	0,64	0,69	0,68		0,66

Tabella 9: Valori medi delle correlazioni condizionate stimate con il modello $IDR-DCC-GARCH(1,1)-NL$; in verde le correlazioni maggiori del 70% e in rosso le correlazioni negative.

Valori medi delle correlazioni condizionate

	MATIC	MKR	NEO	QNT	SAND	
AAVE	0,64	0,67	0,67	0,68	0,48	0,61
ADA	0,67	0,65	0,65	0,69	0,52	0,64
ALGO	0,63	0,62	0,62	0,67	0,48	0,65
ATOM	0,63	0,60	0,60	0,63	0,50	0,60
AVAX	0,62	0,59	0,59	0,66	0,49	0,61
AXS	0,56	0,56	0,56	0,61	0,47	0,69
BCH	0,64	0,65	0,74	0,50	0,50	0,63
BNB	0,66	0,65	0,65	0,68	0,52	0,63
BSV	0,55	0,56	0,56	0,66	0,45	0,57
BTC	0,65	0,63	0,63	0,70	0,50	0,64
CHZ	0,55	0,56	0,56	0,62	0,48	0,65
CRO	0,65	0,59	0,59	0,66	0,49	0,64
CRV	0,63	0,59	0,59	0,60	0,42	0,59
DAI	-0,01	-0,01	-0,01	-0,01	-0,04	0,00
DOGE	0,57	0,59	0,59	0,64	0,44	0,59
DOT	0,69	0,67	0,71	0,47	0,67	0,67
EGLD	0,52	0,56	0,56	0,61	0,44	0,58
EOS	0,64	0,65	0,74	0,48	0,63	0,63
ETC	0,65	0,64	0,72	0,49	0,61	0,61
ETH	0,71	0,71	0,70	0,48	0,64	0,64
FIL	0,58	0,57	0,57	0,65	0,47	0,60
FLOW	0,60	0,62	0,62	0,68	0,47	0,66
FTM	0,57	0,55	0,55	0,57	0,46	0,57
GRT6719	0,64	0,62	0,62	0,69	0,50	0,63
HBAR	0,60	0,57	0,57	0,65	0,50	0,63
HEX	0,27	0,26	0,26	0,28	0,32	0,27
ICP	0,62	0,59	0,59	0,65	0,49	0,61
LINK	0,66	0,65	0,65	0,69	0,48	0,63
LTC	0,65	0,64	0,71	0,48	0,64	0,64
MANA	0,62	0,59	0,59	0,65	0,50	0,81
MATIC	1,00	0,59	0,59	0,64	0,45	0,59
MKR	0,59	1,00	0,66	0,47	0,58	0,58
NEO	0,64	0,66	1,00	0,50	0,64	0,64
QNT	0,45	0,47	0,50	1,00	0,45	0,45
SAND	0,59	0,58	0,64	0,45	1,00	0,64
SHIB	0,38	0,35	0,41	0,31	0,37	0,37
SNX	0,59	0,61	0,61	0,45	0,59	0,59
SOL	0,62	0,58	0,58	0,63	0,51	0,58
STX4847	0,52	0,54	0,54	0,61	0,43	0,55
THETA	0,63	0,58	0,58	0,67	0,49	0,66
TRX	0,57	0,57	0,57	0,68	0,43	0,58
TUSD	-0,14	-0,11	-0,11	-0,10	-0,14	-0,14
UNI7083	0,65	0,66	0,66	0,68	0,48	0,64
USDC	-0,12	-0,06	-0,06	-0,06	-0,10	-0,10
USDT	-0,16	-0,11	-0,11	-0,09	-0,14	-0,14
VET	0,70	0,66	0,77	0,54	0,65	0,65
XLM	0,64	0,65	0,70	0,51	0,66	0,66
XMR	0,55	0,53	0,53	0,62	0,40	0,52
XRP	0,64	0,63	0,63	0,68	0,50	0,65
XTZ	0,63	0,63	0,72	0,49	0,66	0,66

Tabella 10: Valori medi delle correlazioni condizionate stimate con il modello $IDR-DCC-GARCH(1,1)-NL$; in verde le correlazioni maggiori del 70% e in rosso le correlazioni negative.

Valori medi delle correlazioni condizionate

	SHIB	SNX	SOL	STX4847	THETA	
AAVE	0,40	0,67	0,64	0,55	0,65	
ADA	0,41	0,61	0,66	0,56	0,67	
ALGO	0,41	0,61	0,65	0,58	0,65	
ATOM	0,38	0,58	0,60	0,51	0,61	
AVAX	0,36	0,60	0,67	0,53	0,65	
AXS	0,37	0,58	0,59	0,54	0,62	
BCH	0,43	0,63	0,65	0,59	0,70	
BNB	0,44	0,63	0,62	0,60	0,68	
BSV	0,39	0,56	0,54	0,51	0,62	
BTC	0,45	0,62	0,63	0,59	0,65	
CHZ	0,41	0,55	0,53	0,58	0,65	
CRO	0,43	0,60	0,60	0,58	0,62	
CRV	0,38	0,60	0,57	0,51	0,61	
DAI	-0,01	-0,03	-0,05	-0,05	-0,01	
DOGE	0,52	0,56	0,57	0,52	0,60	
DOT	0,42	0,66	0,68	0,59	0,71	
EGLD	0,39	0,55	0,59	0,56	0,58	
EOS	0,41	0,64	0,60	0,57	0,67	
ETC	0,41	0,63	0,62	0,56	0,68	
ETH	0,43	0,66	0,68	0,59	0,67	
FIL	0,43	0,59	0,59	0,53	0,62	
FLOW	0,41	0,59	0,61	0,61	0,67	
FTM	0,40	0,55	0,63	0,51	0,59	
GRT6719	0,40	0,62	0,63	0,55	0,68	
HBAR	0,40	0,60	0,61	0,57	0,65	
HEX	0,21	0,24	0,31	0,27	0,28	
ICP	0,41	0,59	0,58	0,56	0,66	
LINK	0,41	0,63	0,62	0,57	0,68	
LTC	0,42	0,62	0,62	0,57	0,65	
MANA	0,40	0,59	0,61	0,57	0,68	
MATIC	0,38	0,59	0,62	0,52	0,63	
MKR	0,35	0,61	0,58	0,54	0,58	
NEO	0,41	0,64	0,63	0,61	0,67	
QNT	0,31	0,45	0,51	0,43	0,49	
SAND	0,37	0,59	0,58	0,55	0,66	
SHIB	1,00	0,40	0,39	0,45	0,39	
SNX	0,40	1,00	0,57	0,53	0,63	
SOL	0,39	0,57	1,00	0,54	0,61	
STX4847	0,45	0,53	0,54	1,00	0,57	
THETA	0,39	0,63	0,61	0,57	1,00	
TRX	0,36	0,57	0,55	0,52	0,62	
TUSD	-0,05	-0,17	-0,13	-0,13	-0,14	
UNI7083	0,42	0,66	0,60	0,55	0,63	
USDC	-0,05	-0,12	-0,10	-0,09	-0,12	
USDT	-0,07	-0,17	-0,14	-0,13	-0,15	
VET	0,45	0,66	0,69	0,64	0,73	
XLM	0,45	0,61	0,63	0,58	0,68	
XMR	0,38	0,56	0,51	0,49	0,57	
XRP	0,40	0,60	0,60	0,55	0,66	
XTZ	0,40	0,62	0,62	0,59	0,69	

Tabella 11: Valori medi delle correlazioni condizionate stimate con il modello $IDR-DCC-GARCH(1,1)-NL$; in verde le correlazioni maggiori del 70% e in rosso le correlazioni negative.

Valori medi delle correlazioni condizionate

	TRX	TUSD	UNI7083	USDC	USDT
AAVE	0,58	-0,19	0,73	-0,15	-0,20
ADA	0,64	-0,17	0,70	-0,11	-0,17
ALGO	0,61	-0,14	0,64	-0,10	-0,15
ATOM	0,55	-0,14	0,64	-0,10	-0,15
AVAX	0,56	-0,11	0,64	-0,07	-0,12
AXS	0,56	-0,10	0,60	-0,06	-0,09
BCH	0,66	-0,12	0,69	-0,09	-0,13
BNB	0,65	-0,07	0,68	-0,03	-0,08
BSV	0,59	-0,09	0,62	-0,06	-0,11
BTC	0,66	-0,10	0,67	-0,06	-0,10
CHZ	0,55	-0,08	0,59	-0,06	-0,08
CRO	0,63	-0,08	0,63	-0,07	-0,09
CRV	0,51	-0,16	0,64	-0,13	-0,17
DAI	0,04	0,70	-0,02	0,68	0,69
DOGE	0,62	-0,12	0,63	-0,08	-0,13
DOT	0,64	-0,13	0,72	-0,10	-0,13
EGLD	0,55	-0,09	0,60	-0,07	-0,10
EOS	0,65	-0,13	0,69	-0,09	-0,14
ETC	0,62	-0,16	0,69	-0,11	-0,16
ETH	0,67	-0,12	0,74	-0,11	-0,13
FIL	0,59	-0,14	0,62	-0,09	-0,15
FLOW	0,61	-0,12	0,64	-0,09	-0,13
FTM	0,49	-0,13	0,57	-0,07	-0,13
GRT6719	0,63	-0,11	0,65	-0,08	-0,13
HBAR	0,59	-0,13	0,61	-0,10	-0,13
HEX	0,28	-0,15	0,28	-0,13	-0,14
ICP	0,58	-0,11	0,61	-0,06	-0,10
LINK	0,60	-0,14	0,69	-0,09	-0,15
LTC	0,65	-0,14	0,70	-0,08	-0,15
MANA	0,58	-0,14	0,63	-0,11	-0,14
MATIC	0,57	-0,14	0,65	-0,12	-0,16
MKR	0,57	-0,11	0,66	-0,06	-0,11
NEO	0,68	-0,11	0,68	-0,08	-0,12
QNT	0,43	-0,10	0,48	-0,06	-0,09
SAND	0,58	-0,14	0,64	-0,10	-0,14
SHIB	0,36	-0,05	0,42	-0,05	-0,07
SNX	0,57	-0,17	0,66	-0,12	-0,17
SOL	0,55	-0,13	0,60	-0,10	-0,14
STX4847	0,52	-0,13	0,55	-0,09	-0,13
THETA	0,62	-0,14	0,63	-0,12	-0,15
TRX	1,00	-0,04	0,62	-0,02	-0,04
TUSD	-0,04	1,00	-0,14	0,84	0,95
UNI7083	0,62	-0,14	1,00	-0,10	-0,15
USDC	-0,02	0,84	-0,10	1,00	0,82
USDT	-0,04	0,95	-0,15	0,82	1,00
VET	0,66	-0,15	0,73	-0,10	-0,15
XLM	0,68	-0,14	0,68	-0,10	-0,14
XMR	0,61	-0,08	0,58	-0,06	-0,09
XRP	0,68	-0,10	0,67	-0,08	-0,11
XTZ	0,63	-0,11	0,66	-0,07	-0,12

Tabella 12: Valori medi delle correlazioni condizionate stimate con il modello $IDR-DCC-GARCH(1,1)-NL$; in verde le correlazioni maggiori del 70% e in rosso le correlazioni negative.

Valori medi delle correlazioni condizionate

	VET	XLM	XMR	XRP	XTZ
AAVE	0,73	0,67	0,57	0,65	0,66
ADA	0,74	0,74	0,58	0,70	0,68
ALGO	0,71	0,68	0,54	0,65	0,67
ATOM	0,68	0,61	0,53	0,61	0,66
AVAX	0,71	0,65	0,52	0,64	0,64
AXS	0,64	0,61	0,51	0,59	0,64
BCH	0,73	0,76	0,64	0,72	0,69
BNB	0,73	0,70	0,62	0,69	0,68
BSV	0,65	0,63	0,57	0,63	0,62
BTC	0,72	0,72	0,65	0,69	0,64
CHZ	0,65	0,63	0,52	0,59	0,64
CRO	0,71	0,68	0,58	0,67	0,64
CRV	0,65	0,61	0,52	0,58	0,60
DAI	-0,04	-0,03	-0,02	-0,01	-0,01
DOGE	0,67	0,66	0,58	0,65	0,60
DOT	0,77	0,73	0,59	0,71	0,71
EGLD	0,65	0,59	0,50	0,58	0,60
EOS	0,74	0,74	0,62	0,74	0,68
ETC	0,73	0,69	0,58	0,69	0,69
ETH	0,75	0,72	0,63	0,71	0,69
FIL	0,65	0,64	0,52	0,61	0,62
FLOW	0,71	0,66	0,54	0,65	0,68
FTM	0,64	0,57	0,51	0,56	0,59
GRT6719	0,71	0,67	0,57	0,66	0,66
HBAR	0,69	0,64	0,54	0,63	0,67
HEX	0,30	0,30	0,25	0,28	0,30
ICP	0,70	0,66	0,53	0,62	0,64
LINK	0,77	0,68	0,57	0,69	0,69
LTC	0,73	0,70	0,62	0,73	0,68
MANA	0,70	0,67	0,51	0,64	0,66
MATIC	0,70	0,64	0,55	0,64	0,63
MKR	0,66	0,65	0,53	0,63	0,63
NEO	0,77	0,70	0,62	0,68	0,72
QNT	0,54	0,51	0,40	0,50	0,49
SAND	0,65	0,66	0,52	0,65	0,66
SHIB	0,45	0,45	0,38	0,40	0,40
SNX	0,66	0,61	0,56	0,60	0,62
SOL	0,69	0,63	0,51	0,60	0,62
STX4847	0,64	0,58	0,49	0,55	0,59
THETA	0,73	0,68	0,57	0,66	0,69
TRX	0,66	0,68	0,61	0,68	0,63
TUSD	-0,15	-0,14	-0,08	-0,10	-0,11
UNI7083	0,73	0,68	0,58	0,67	0,66
USDC	-0,10	-0,10	-0,06	-0,08	-0,07
USDT	-0,15	-0,14	-0,09	-0,11	-0,12
VET	1,00	0,74	0,61	0,71	0,73
XLM	0,74	1,00	0,62	0,78	0,70
XMR	0,61	0,62	1,00	0,59	0,59
XRP	0,71	0,78	0,59	1,00	0,68
XTZ	0,73	0,70	0,59	0,68	1,00

Tabella 13: Valori medi delle correlazioni condizionate stimate con il modello $IDR-DCC-GARCH(1,1)-NL$; in verde le correlazioni maggiori del 70% e in rosso le correlazioni negative.

Tabella di connessione delle criptovalute

	AAVE	ADA	ALGO	ATOM	AVAX	AXS	BCH	BNB	BSV
AAVE	6,11	2,3	2,13	2,18	2,28	1,52	2,39	2,14	1,93
ADA	1,65	8,9	2,4	2,27	1,97	1,46	2,68	2,09	1,87
ALGO	1,69	2,66	8,87	2,32	2	1,63	2,37	2,16	1,5
ATOM	1,87	2,7	2,5	10,45	2,32	1,35	2,24	2,03	1,68
AVAX	2,06	2,47	2,27	2,44	8,41	1,52	2,49	2,14	1,85
AXS	1,81	2,42	2,45	1,87	2,01	7,21	2,36	2,39	1,83
BCH	1,63	2,55	2,04	1,8	1,89	1,36	8,76	2,13	2,67
BNB	1,82	2,48	2,32	2,03	2,02	1,71	2,66	6,69	2,18
BSV	1,7	2,29	1,67	1,73	1,81	1,35	3,43	2,24	11,07
BTC	1,78	2,55	2,19	1,84	1,98	1,46	2,96	2,49	2,06
CHZ	1,52	2,34	2,24	2,1	1,87	1,78	2,65	2,23	2,09
CRO	1,73	2,23	2,41	1,9	1,98	1,51	2,74	2,18	2,1
CRV	2,4	2,31	2,35	2,5	2,29	1,68	2,54	2,08	1,87
DAI	0,05	0,19	0,28	0,05	0,04	0,02	0,1	0	0,03
DOGE	1,64	2,64	2,05	1,65	1,67	1,28	2,8	2,09	2,1
DOT	2,06	2,71	2,41	2,26	2,13	1,51	2,62	2,35	1,97
EGLD	1,75	2,16	2,45	2,29	2,2	1,44	2,39	2,15	1,9
EOS	1,92	2,55	2,21	1,9	1,94	1,49	3,12	2,23	2,35
ETC	2,14	2,59	2,13	2,01	2,07	1,38	3,21	2,14	2,31
ETH	2,05	2,48	2,46	2,09	2,03	1,42	2,68	2,3	1,89
FIL	1,82	2,34	2,22	1,65	1,76	1,85	2,57	2,01	2,12
FLOW	1,8	2,43	2,3	2,06	1,96	1,81	2,6	2,15	1,97
FTM	1,82	2,32	2,71	2,4	2,46	1,91	2,49	1,99	1,98
GRT6719	1,72	2,56	2,17	2,14	2,04	1,43	2,74	1,98	1,96
HBAR	1,68	2,36	2,22	2,1	1,93	1,56	2,41	1,98	1,84
HEX	1,15	2,54	2,71	1,9	1,43	1,93	1,91	1,51	1,08
ICP	1,92	2,57	2,41	1,96	1,94	1,55	2,51	2,14	2,06
LINK	2	2,69	2,45	2,12	2,17	1,43	2,82	2,22	2,01
LTC	2,08	2,63	2,31	1,94	1,85	1,58	3,07	2,38	2,5
MANA	1,61	2,45	2,25	2,1	1,76	1,72	2,37	1,92	1,69
MATIC	1,98	2,78	2,32	2,4	2,15	1,44	2,43	2,35	1,73
MKR	2,16	2,66	2,34	2,25	1,96	1,39	2,61	2,23	1,87
NEO	1,88	2,52	2,28	2,08	2,05	1,42	2,9	2,07	2,28
ONT	1,68	2,52	1,93	2,35	2,01	1,54	2,3	2,19	1,85
SAND	1,62	2,39	2,34	2,01	1,86	2,06	2,28	1,91	1,8
SHIB	1,28	1,92	1,74	1,59	1,2	1,05	2,04	1,74	1,68
SNX	2,23	2,33	2,25	2,02	2,04	1,55	2,48	2,07	1,91
SOL	1,87	2,73	2,47	2,19	2,51	1,54	2,62	2	1,66
STX4847	1,47	2,17	2,2	1,76	1,65	1,35	2,4	2,04	1,69
THETA	1,99	2,49	2,26	2,05	2,26	1,78	2,68	2,35	2,14
TRX	1,59	2,56	2,22	1,84	1,75	1,44	2,71	2,26	2,16
TUSD	1,38	1,19	0,75	0,81	0,48	0,38	0,53	0,17	0,33
UNI7083	2,41	2,71	2,16	2,2	2,08	1,51	2,55	2,2	2,07
USDC	1,08	0,64	0,49	0,52	0,24	0,16	0,36	0,02	0,16
USDT	1,52	1,12	0,84	0,87	0,54	0,3	0,58	0,26	0,41
VET	2,04	2,66	2,37	2,19	2,23	1,49	2,52	2,24	1,94
XLM	1,76	2,92	2,26	1,88	2,01	1,36	3,01	2,17	2
XMR	1,79	2,39	1,92	1,91	1,69	1,4	2,93	2,47	2,3
XRP	1,7	2,67	2,15	1,98	1,97	1,31	2,86	2,13	2,1
XTZ	1,97	2,54	2,42	2,45	2,14	1,79	2,52	2,29	2,06
TO	86,25	115,43	104,43	94,94	90,64	69,88	119,19	97	89,54
Inc.Own	92,37	124,33	113,3	105,39	99,05	77,09	127,95	103,7	100,6
NET	-7,63	24,33	13,3	5,39	-0,95	-22,91	27,95	3,7	0,6
NPT	12	44	37	31	22	7	49	32	25

Tabella 14: Tabella di Connessione per l'orizzonte $L=10$ per le prime cinquanta criptovalute in termini di capitalizzazione di mercato

Tabella di connessione delle criptovalute

	BTC	CHZ	CRO	CRV	DAI	DOGE	DOT	EGLD	FOS
AAVE	2,07	1,67	2,18	2,17	0	2,13	2,58	1,85	2,46
ADA	2,12	1,84	2,02	1,5	0,01	2,46	2,44	1,63	2,33
ALGO	2,01	1,95	2,4	1,69	0,01	2,11	2,39	2,05	2,23
ATOM	1,82	1,97	2,05	1,93	0	1,83	2,42	2,06	2,07
AVAX	2,06	1,85	2,24	1,86	0	1,95	2,4	2,09	2,23
AXS	2,02	2,32	2,26	1,81	0	1,98	2,24	1,8	2,25
BCH	2,34	1,99	2,36	1,57	0	2,48	2,24	1,72	2,72
BNB	2,46	2,08	2,34	1,6	0	2,31	2,5	1,93	2,43
BSV	2,1	2,01	2,32	1,49	0	2,39	2,16	1,76	2,63
BTC	7,04	1,81	2,91	1,54	0	2,47	2,29	1,56	2,4
CHZ	1,91	10,5	2,1	1,48	0	2,13	2,26	1,86	2,14
CRO	2,68	1,83	9,13	1,6	0	2,22	2,31	1,86	2,2
CRV	1,98	1,8	2,23	7,99	0	2,06	2,59	1,77	2,26
DAI	0,02	0,06	0,07	0	60,67	0	0,09	0,05	0
DOGE	2,2	1,8	2,16	1,43	0	13,18	2,06	1,76	2,41
DOT	2,12	1,98	2,33	1,87	0	2,14	6,23	1,73	2,4
EGLD	1,71	1,94	2,22	1,52	0	2,17	2,05	11,69	2,09
FOS	2,18	1,84	2,18	1,6	0	2,45	2,35	1,73	7,24
ETC	2,08	1,7	2,35	1,63	0	2,63	2,28	1,75	2,75
ETH	2,82	1,71	2,63	1,83	0	2,32	2,47	1,91	2,34
FIL	1,97	1,89	2,07	1,41	0	2,67	2,15	1,89	2,43
FLOW	2,09	2,18	2,25	1,5	0	2,06	2,09	1,85	2,36
FTM	1,85	1,8	2,24	1,84	0,02	1,95	2,39	1,85	1,81
GRT6719	1,9	1,9	2,15	1,49	0	2,11	2,11	2,15	2,32
HBAR	1,91	2,09	2,21	1,56	0	1,96	2,13	1,88	2,18
HEX	1,83	1,26	1,9	1,5	0,22	1,68	1,63	1,29	1,57
ICP	2,15	1,93	2,34	1,57	0	2,15	2,35	1,79	2,37
LINK	2,08	1,9	2,28	1,75	0	1,94	2,87	1,72	2,43
LTC	2,42	1,8	2,29	1,67	0	2,29	2,63	1,74	2,78
MANA	1,85	2,67	2,16	1,62	0,01	2,16	2,18	1,9	2,07
MATIC	2,25	1,67	2,47	2,07	0	1,94	2,61	1,52	2,24
MKR	2,18	1,84	2,06	1,72	0	2,28	2,39	1,84	2,4
NEO	2,16	1,92	2,2	1,51	0	2,35	2,28	1,85	2,67
QNT	1,95	2,05	2,11	1,27	0,01	1,85	1,74	1,73	1,98
SAND	1,93	2,44	2,27	1,62	0	2,17	2,15	1,89	2,07
SHIB	1,88	1,89	2,08	1,31	0	3,63	1,54	1,69	1,65
SNX	1,98	1,8	2,21	1,83	0	2,06	2,31	1,81	2,31
SOL	2,04	1,66	2,09	1,56	0,01	2,19	2,43	2,09	1,97
STX4847	2	2,35	2,26	1,41	0,01	2,04	1,94	2,17	1,96
THETA	2,1	2,27	2,07	1,79	0	1,95	2,64	1,71	2,35
TRX	2,34	1,71	2,4	1,31	0,01	2,49	2,16	1,8	2,43
TUSD	0,35	0,2	0,25	0,94	17,67	0,51	0,7	0,27	0,63
UNI7083	2,12	1,8	2,07	1,89	0	2,31	2,53	1,87	2,4
USDC	0,21	0,15	0,26	0,83	15,1	0,24	0,54	0,27	0,37
USDT	0,39	0,18	0,26	1,06	17,22	0,54	0,69	0,31	0,8
VET	2,13	1,89	2,32	1,64	0	2,22	2,57	1,94	2,39
XLM	2,3	1,91	2,37	1,54	0	2,38	2,33	1,69	2,62
XMR	2,66	1,78	2,34	1,57	0	2,5	2,16	1,71	2,53
XRP	2,15	1,77	2,41	1,44	0	2,45	2,28	1,71	2,73
XTZ	1,97	2,08	2,19	1,62	0	1,87	2,5	1,84	2,36
TO	95,86	86,93	101,92	75,97	50,32	101,18	105,13	82,65	105,5
Inc.Own	102,9	97,43	111,05	83,97	111	114,37	111,36	94,34	112,73
NET	2,9	-2,57	11,05	-16,03	11	14,37	11,36	-5,66	12,73
NPT	29	20	36	8	2	40	35	16	38

Tabella 15: Tabella di Connessione per l'orizzonte $L=10$ per le prime cinquanta criptovalute in termini di capitalizzazione di mercato

Tabella di connessione delle criptovalute

	ETC	ETH	FIL	FLOW	FTM	GRT6719	HBAR	HEX	ICP
AAVE	2,48	2,68	1,79	2,19	1,78	2,51	2,16	0,26	2,19
ADA	2,15	2,32	1,65	2,12	1,62	2,67	2,17	0,41	2,11
ALGO	1,96	2,55	1,73	2,21	2,1	2,51	2,26	0,48	2,18
ATOM	1,99	2,34	1,39	2,14	2	2,66	2,31	0,37	1,91
AVAX	2,15	2,39	1,55	2,15	2,16	2,68	2,23	0,29	2
AXS	1,89	2,21	2,16	2,62	2,22	2,48	2,38	0,52	2,1
BCH	2,55	2,39	1,73	2,16	1,66	2,73	2,11	0,29	1,96
BNB	2,11	2,56	1,69	2,22	1,65	2,45	2,16	0,29	2,08
BSV	2,35	2,18	1,83	2,11	1,69	2,51	2,07	0,21	2,06
BTC	2,08	3,19	1,67	2,19	1,56	2,39	2,11	0,35	2,11
CHZ	1,79	2,04	1,69	2,41	1,6	2,52	2,44	0,26	2,01
CRO	2,16	2,73	1,61	2,17	1,73	2,49	2,25	0,34	2,12
CRV	2,09	2,65	1,54	2,02	1,98	2,4	2,22	0,37	1,98
DAI	0,07	0	0,06	0,04	0,5	0,02	0,05	1,03	0
DOGE	2,35	2,34	2,02	1,93	1,47	2,37	1,94	0,29	1,89
DOT	2,11	2,58	1,69	2,03	1,86	2,46	2,19	0,29	2,14
EGLD	1,92	2,37	1,77	2,13	1,71	2,97	2,28	0,28	1,93
EOS	2,5	2,4	1,88	2,24	1,39	2,64	2,19	0,28	2,12
ETC	7,1	2,72	1,8	2,05	1,57	2,58	2,1	0,23	2,15
ETH	2,41	6,86	1,62	2,2	1,66	2,5	2,21	0,32	1,94
FIL	2,12	2,15	9,18	2,29	1,87	2,81	2,35	0,37	2,72
FLOW	1,95	2,37	1,85	9,02	1,65	2,65	2,31	0,33	2,01
FTM	1,86	2,23	1,88	2,06	10,13	2,64	2,26	0,39	2,14
GRT6719	2,05	2,25	1,9	2,21	1,77	11,6	2,35	0,25	2,09
HBAR	1,89	2,25	1,81	2,2	1,72	2,67	11,53	0,42	2,14
HEX	1,2	1,88	1,61	1,78	1,7	1,63	2,4	25,43	1,49
ICP	2,19	2,23	2,35	2,14	1,83	2,66	2,4	0,29	8,95
LINK	2,14	2,52	1,48	2,3	1,95	2,56	2,14	0,3	2,07
LTC	2,3	2,61	1,7	2,17	1,66	2,43	2,24	0,34	2,02
MANA	1,85	2,21	1,86	2,43	1,66	2,66	2,41	0,27	2,06
MATIC	2,15	2,76	1,67	2,01	1,8	2,63	2,15	0,31	2,15
MKR	2,14	2,84	1,73	2,24	1,69	2,51	2,06	0,29	2
NEO	2,41	2,32	1,9	2,3	1,51	2,68	2,23	0,27	2,01
ONT	1,89	1,84	1,67	1,83	1,76	2,47	2,37	0,67	2,05
SAND	1,82	2,09	1,81	2,4	1,7	2,49	2,42	0,28	1,97
SHIB	1,58	1,83	1,87	1,88	1,6	2,01	1,99	0,31	1,82
SNX	2,13	2,39	1,86	2,03	1,71	2,61	2,35	0,24	2,01
SOL	2,06	2,55	1,82	2,15	2,25	2,67	2,45	0,39	1,8
STX4847	1,87	2,1	1,65	2,54	1,56	2,32	2,34	0,32	1,95
THETA	2,23	2,17	1,68	2,29	1,86	2,59	2,34	0,33	2,23
TRX	2,02	2,51	1,83	2,13	1,29	2,66	2,22	0,32	1,85
TUSD	0,88	0,54	0,61	0,52	0,69	0,46	0,66	0,88	0,42
UNI7083	2,29	2,71	1,78	2,09	1,59	2,48	2,03	0,3	1,9
USDC	0,55	0,61	0,26	0,32	0,18	0,32	0,52	0,7	0,15
USDT	0,91	0,6	0,67	0,57	0,66	0,54	0,59	0,8	0,37
VET	2,18	2,39	1,62	2,27	1,79	2,56	2,27	0,29	2,18
XLM	2,12	2,35	1,75	2,1	1,47	2,47	2,19	0,31	2,07
XMR	2,03	2,51	1,53	1,91	1,71	2,4	2,04	0,29	1,8
XRP	2,22	2,4	1,66	2,12	1,48	2,5	2,25	0,27	1,89
XTZ	2,21	2,33	1,65	2,34	1,73	2,36	2,47	0,37	2,08
TO	96,36	109,18	80,31	98,97	79,73	114,98	102,63	18,08	92,43
Inc.Own	103,46	116,04	89,5	107,99	89,86	126,58	114,16	43,51	101,38
NET	3,46	16,04	-10,5	7,99	-10,14	26,58	14,16	-56,49	1,38
NPT	28	41	11	33	10	48	39	4	26

Tabella 16: Tabella di Connessione per l'orizzonte $L=10$ per le prime cinquanta criptovalute in termini di capitalizzazione di mercato

Tabella di connessione delle criptovalute

	LINK	LTC	MANA	MATIC	MKR	NEO	QNT	SAND	SHIB
AAVE	2,3	2,18	2,12	2,1	2,24	2,35	1,2	2,14	0,79
ADA	2,22	1,98	2,32	2,12	1,98	2,26	1,29	2,26	0,86
ALGO	2,23	1,92	2,35	1,96	1,92	2,26	1,09	2,44	0,86
ATOM	2,08	1,74	2,36	2,18	2	2,22	1,44	2,25	0,84
AVAX	2,25	1,75	2,09	2,06	1,83	2,31	1,3	2,2	0,67
AXS	1,95	1,97	2,7	1,82	1,71	2,12	1,31	3,22	0,77
BCH	2,21	2,2	2,13	1,76	1,85	2,48	1,13	2,05	0,87
BNB	2,17	2,13	2,15	2,13	1,98	2,21	1,33	2,14	0,92
BSV	2,03	2,3	1,95	1,61	1,7	2,5	1,16	2,08	0,92
BTC	2,06	2,19	2,1	2,06	1,95	2,33	1,21	2,19	1,01
CHZ	1,98	1,72	3,21	1,61	1,74	2,18	1,34	2,92	1,07
CRO	2,08	1,91	2,25	2,08	1,7	2,18	1,2	2,37	1,03
CRV	2,22	1,94	2,36	2,43	1,97	2,09	1,01	2,35	0,9
DAI	0,04	0,06	0,15	0,02	0,01	0	0,1	0,04	0
DOGE	1,71	1,85	2,19	1,58	1,82	2,26	1,02	2,19	1,74
DOT	2,63	2,21	2,29	2,22	1,98	2,28	0,99	2,26	0,77
EGLD	1,88	1,73	2,37	1,53	1,82	2,19	1,17	2,36	1
EOS	2,19	2,29	2,13	1,87	1,95	2,62	1,11	2,14	0,8
ETC	2,12	2,09	2,1	1,97	1,92	2,6	1,17	2,07	0,85
ETH	2,21	2,1	2,22	2,24	2,26	2,21	1,01	2,1	0,87
FIL	1,72	1,81	2,5	1,81	1,83	2,41	1,22	2,42	1,18
FLOW	2,18	1,87	2,64	1,76	1,91	2,37	1,08	2,6	0,96
FTM	2,3	1,79	2,23	1,96	1,8	1,93	1,29	2,29	1,02
GRT6719	2,01	1,75	2,4	1,92	1,79	2,3	1,21	2,25	0,86
HBAR	1,92	1,84	2,48	1,78	1,67	2,18	1,33	2,48	0,97
HEX	1,55	1,58	1,6	1,45	1,32	1,53	2,15	1,65	0,84
ICP	2,08	1,86	2,38	2	1,82	2,2	1,29	2,27	0,99
LINK	6,71	2,15	2,3	2,17	1,99	2,3	1,09	2,19	0,82
LTC	2,34	5,66	2,13	2,02	1,96	2,41	1,11	2,21	0,84
MANA	2	1,7	10,68	1,81	1,71	2,12	1,27	4,22	0,89
MATIC	2,34	2	2,25	8,11	1,84	2,23	1,12	2,08	0,76
MKR	2,2	1,98	2,16	1,89	8,82	2,46	1,26	2,1	0,72
NEO	2,12	2,02	2,24	1,89	2,04	7,17	1,18	2,17	0,83
QNT	1,74	1,62	2,34	1,66	1,82	2,06	15,08	1,89	0,86
SAND	1,92	1,77	4,23	1,68	1,66	2,06	1,03	11,13	0,77
SHIB	1,52	1,43	1,89	1,3	1,2	1,66	0,99	1,62	24,52
SNX	2,08	1,8	2,17	1,83	2,02	2,27	1,14	2,28	0,97
SOL	2	1,75	2,33	2,09	1,78	2,19	1,51	2,15	0,88
STX4847	1,86	1,59	2,32	1,55	1,78	2,33	1,13	2,2	1,51
THETA	2,33	1,91	2,49	2,09	1,59	2,28	1,25	2,45	0,76
TRX	1,86	2	2,09	1,78	1,71	2,67	0,99	2,14	0,74
TUSD	0,76	0,75	0,66	0,91	0,4	0,42	0,43	0,69	0,08
UNI7083	2,3	2,1	2,16	2,12	2,12	2,31	1,14	2,36	0,89
USDC	0,37	0,28	0,57	0,75	0,09	0,27	0,14	0,56	0,12
USDT	0,84	0,81	0,62	1,08	0,4	0,52	0,27	0,73	0,13
VET	2,49	2	2,27	2,09	1,83	2,57	1,28	2,09	0,89
XLM	2,02	1,93	2,29	1,79	1,89	2,26	1,2	2,32	1,02
XMR	2,01	2,12	1,77	1,94	1,69	2,41	1	1,93	0,95
XRP	2,15	2,17	2,23	1,85	1,86	2,19	1,2	2,33	0,84
XTZ	2,31	2,06	2,3	1,98	1,87	2,53	1,2	2,39	0,74
TO	95,89	88,71	105,57	88,32	83,75	103,1	55,08	104,83	41,34
Inc.Own	102,6	94,37	116,24	96,42	92,56	110,27	70,15	115,96	65,86
NET	2,6	-5,63	16,24	-3,58	-7,44	10,27	-29,85	15,96	-34,14
NPT	27	15	43	17	14	34	6	42	5

Tabella 17: Tabella di Connessione per l'orizzonte $L=10$ per le prime cinquanta criptovalute in termini di capitalizzazione di mercato

Tabella di connessione delle criptovalute

	SNX	SOL	STX4847	THETA	TRX	TUSD	UNI7083	USDC	USDT
AAVE	2,5	2,06	1,57	2	1,79	0,03	2,82	0,09	0,01
ADA	1,87	2,16	1,66	1,79	2,07	0,02	2,27	0,04	0,01
ALGO	2	2,16	1,87	1,8	1,98	0,01	2	0,03	0
ATOM	1,93	2,06	1,61	1,76	1,77	0,01	2,2	0,03	0,01
AVAX	2,06	2,49	1,59	2,04	1,78	0,01	2,19	0,02	0
AXS	2,07	2,02	1,71	2,12	1,92	0,01	2,09	0,02	0
BCH	1,9	1,98	1,75	1,84	2,09	0,01	2,04	0,02	0
BNB	1,97	1,88	1,85	2,01	2,17	0	2,19	0	0
BSV	1,88	1,61	1,59	1,88	2,14	0,01	2,12	0,01	0
BTC	1,9	1,94	1,84	1,82	2,28	0,01	2,14	0,01	0
CHZ	1,83	1,66	2,28	2,08	1,76	0	1,91	0,01	0
CRO	1,96	1,83	1,91	1,65	2,15	0	1,91	0,02	0
CRV	2,26	1,9	1,67	1,98	1,63	0,02	2,45	0,07	0,01
DAI	0	0,13	0,12	0,02	0,17	7,77	0,02	25,23	2,49
DOGE	1,77	1,86	1,68	1,5	2,16	0,01	2,08	0,01	0
DOT	2,06	2,14	1,66	2,12	1,94	0,01	2,36	0,03	0
EGLD	1,92	2,18	2,2	1,63	1,93	0,01	2,07	0,02	0
EOS	2,03	1,7	1,64	1,85	2,14	0,01	2,2	0,02	0
ETC	2,06	1,96	1,72	1,93	1,96	0,02	2,31	0,04	0,01
ETH	2,04	2,15	1,71	1,67	2,16	0,01	2,42	0,04	0
FIL	2,11	2,03	1,8	1,72	2,1	0,01	2,11	0,02	0
FLOW	1,86	1,95	2,23	1,89	1,97	0,01	2,01	0,02	0
FTM	1,96	2,54	1,71	1,91	1,48	0,01	1,91	0,01	0
GRT6719	2,01	2,02	1,7	1,78	2,06	0,01	1,99	0,02	0
HBAR	2,05	2,1	1,95	1,83	1,95	0,01	1,85	0,03	0
HEX	1,21	1,93	1,52	1,47	1,61	0,08	1,54	0,25	0,02
ICP	1,97	1,73	1,83	1,96	1,82	0,01	1,95	0,01	0
LINK	2,02	1,92	1,73	2,03	1,82	0,01	2,34	0,03	0
LTC	1,92	1,84	1,62	1,82	2,14	0,01	2,33	0,02	0,01
MANA	1,84	1,95	1,88	1,9	1,79	0,01	1,91	0,03	0
MATIC	1,93	2,17	1,56	1,97	1,88	0,02	2,33	0,06	0,01
MKR	2,17	1,89	1,83	1,53	1,86	0,01	2,38	0,01	0
NEO	2,03	1,92	1,99	1,83	2,41	0,01	2,16	0,02	0
QNT	1,77	2,31	1,68	1,74	1,55	0,01	1,86	0,02	0
SAND	1,94	1,8	1,79	1,87	1,84	0,01	2,1	0,03	0
SHIB	1,75	1,56	2,6	1,22	1,33	0	1,66	0,02	0
SNX	10,17	1,89	1,8	1,86	1,88	0,02	2,43	0,04	0,01
SOL	1,92	9,81	1,89	1,71	1,74	0,01	1,94	0,03	0
STX4847	1,89	1,94	15,09	1,62	1,74	0,01	1,76	0,02	0
THETA	2,07	1,87	1,73	6,24	2,09	0,02	2,01	0,05	0,01
TRX	1,87	1,7	1,65	1,86	10,18	0	2,12	0	0
TUSD	1,02	0,59	0,51	0,88	0,05	17,32	0,8	32,12	5,5
UNI7083	2,33	1,83	1,61	1,73	2,04	0,01	7,3	0,03	0
USDC	0,64	0,43	0,28	0,69	0,01	8,45	0,44	56,19	2,67
USDT	1,01	0,64	0,54	0,93	0,07	16,69	0,85	30,74	6,41
VET	1,98	2,11	1,92	2,09	2,04	0,01	2,29	0,03	0
XLM	1,79	1,83	1,7	1,82	2,32	0,01	2,1	0,03	0
XMR	2,1	1,62	1,63	1,86	2,62	0,01	2,11	0,02	0
XRP	1,85	1,71	1,59	1,77	2,43	0,01	2,14	0,02	0
XTZ	1,99	1,9	1,79	2,22	2,07	0,01	2,14	0,02	0
TO	91	89,55	81,71	84,99	88,75	33,47	97,35	89,5	10,85
Inc.Own	101,17	99,36	96,81	91,23	98,93	50,8	104,65	145,69	17,26
NET	1,17	-0,64	-3,19	-8,77	-1,07	-49,2	4,65	45,69	-82,74
NPT	23	21	18	13	24	1	30	3	0

Tabella 18: Tabella di Connessione per l'orizzonte $L=10$ per le prime cinquanta criptovalute in termini di capitalizzazione di mercato

Tabella di connessione delle criptovalute

	VET	XLM	XMR	XRP	XTZ	FROM
AAVE	2,9	2,49	1,67	2,37	2,15	93,89
ADA	2,71	2,96	1,6	2,67	1,99	91,1
ALGO	2,68	2,52	1,42	2,38	2,1	91,13
ATOM	2,66	2,27	1,53	2,36	2,29	89,55
AVAX	2,86	2,56	1,43	2,48	2,11	91,59
AXS	2,51	2,28	1,56	2,17	2,32	92,79
BCH	2,45	2,9	1,87	2,73	1,89	91,24
BNB	2,72	2,6	1,97	2,53	2,14	93,31
BSV	2,43	2,48	1,88	2,57	1,98	88,93
BTC	2,62	2,79	2,14	2,59	1,86	92,96
CHZ	2,45	2,45	1,51	2,25	2,07	89,5
CRO	2,61	2,65	1,73	2,66	1,9	90,87
CRV	2,58	2,41	1,62	2,22	1,96	92,01
DAI	0,07	0,03	0,01	0	0	39,33
DOGE	2,44	2,58	1,8	2,63	1,58	86,82
DOT	2,92	2,63	1,61	2,54	2,18	93,77
EGLD	2,62	2,25	1,51	2,26	1,9	88,31
EOS	2,67	2,9	1,85	2,98	2,02	92,76
ETC	2,68	2,58	1,64	2,67	2,09	92,9
ETH	2,6	2,54	1,79	2,56	1,94	93,14
FIL	2,35	2,51	1,45	2,36	1,83	90,82
FLOW	2,66	2,44	1,47	2,43	2,11	90,98
FTM	2,62	2,12	1,63	2,11	1,94	89,87
GRT6719	2,5	2,39	1,54	2,39	1,77	88,4
HBAR	2,52	2,4	1,49	2,45	2,1	88,47
HEX	1,84	1,96	1,21	1,69	1,81	74,57
ICP	2,72	2,56	1,47	2,32	2	91,05
LINK	3,09	2,48	1,64	2,61	2,2	93,29
LTC	2,71	2,59	1,88	2,88	2,14	94,34
MANA	2,45	2,45	1,25	2,36	1,91	89,32
MATIC	2,8	2,38	1,71	2,44	2,03	91,89
MKR	2,51	2,57	1,52	2,5	1,96	91,18
NEO	2,93	2,54	1,8	2,44	2,21	92,83
QNT	2,54	2,37	1,31	2,33	1,83	84,92
SAND	2,26	2,49	1,37	2,47	1,99	88,87
SHIB	2,03	2,31	1,43	1,88	1,3	75,48
SNX	2,53	2,26	1,75	2,3	1,94	89,83
SOL	2,73	2,34	1,37	2,16	1,88	90,19
STX4847	2,56	2,24	1,42	2,07	1,84	84,91
THETA	2,96	2,56	1,73	2,46	2,42	93,76
TRX	2,57	2,91	2,17	3,01	2,01	89,82
TUSD	0,94	0,74	0,27	0,42	0,53	82,68
UNI7083	2,78	2,53	1,69	2,56	2	92,7
USDC	0,49	0,57	0,2	0,32	0,23	43,81
USDT	0,9	0,81	0,35	0,47	0,58	93,59
VET	6,69	2,61	1,65	2,5	2,19	93,31
XLM	2,64	8,47	1,83	3,35	2,04	91,53
XMR	2,51	2,76	10,15	2,46	2,07	89,85
XRP	2,54	3,38	1,65	9,51	2,01	90,49
XTZ	2,86	2,63	1,77	2,56	6,51	93,49
TO	119,72	115,78	74,17	111,9	91,36	4412,15
Inc.Own	126,41	124,25	84,32	121,41	97,87	cTCI/TCI
NET	26,41	24,25	-15,68	21,41	-2,13	90.04/88.24
NPT	47	46	9	45	19	

Tabella 19: Tabella di Connessione per l'orizzonte $L=10$ per le prime cinquanta criptovalute in termini di capitalizzazione di mercato

Bibliografia

- Adler, Michael e Bernard Dumas (1983). «International portfolio choice and corporation finance: A synthesis». In: *The Journal of Finance* 38.3, pp. 925–984.
- Ahmad, Wasim, Anil V Mishra e Kevin J Daly (2018). «Financial connectedness of BRICS and global sovereign bond markets». In: *Emerging Markets Review* 37, pp. 1–16.
- Arouri, Mohamed El Hedi, Jamel Jouini e Duc Khuong Nguyen (2011). «Volatility spillovers between oil prices and stock sector returns: Implications for portfolio management». In: *Journal of International money and finance* 30.7, pp. 1387–1405.
- Baillie, Richard T e Tim Bollerslev (1992). «Prediction in dynamic models with time-dependent conditional variances». In: *Journal of Econometrics* 52.1-2, pp. 91–113.
- Barunik, Jozef, Evžen Kočenda e Lukáš Vácha (2017). «Asymmetric volatility connectedness on the forex market». In: *Journal of International Money and Finance* 77, pp. 39–56.
- Baur, Dirk G, Kihoon Hong e Adrian D Lee (2018). «Bitcoin: Medium of exchange or speculative assets?» In: *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money* 54, pp. 177–189.
- Bollerslev, Tim (1986). «Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity». In: *Journal of econometrics* 31.3, pp. 307–327.
- Bouri, Elie, David Gabauer et al. (2021). «Volatility connectedness of major cryptocurrencies: The role of investor happiness». In: *Journal of Behavioral and Experimental Finance* 30, p. 100463.
- Bouri, Elie, Rangan Gupta et al. (2017). «Does Bitcoin hedge global uncertainty? Evidence from wavelet-based quantile-in-quantile regressions». In: *Finance Research Letters* 23, pp. 87–95.
- Bouri, Elie, Peter Molnár et al. (2017). «On the hedge and safe haven properties of Bitcoin: Is it really more than a diversifier?» In: *Finance Research Letters* 20, pp. 192–198.
- Cont, Rama (2001). «Empirical properties of asset returns: stylized facts and statistical issues». In: *Quantitative finance* 1.2, p. 223.
- Corbet, Shaen, Brian Lucey et al. (2019). «Cryptocurrencies as a financial asset: A systematic analysis». In: *International Review of Financial Analysis* 62, pp. 182–199.
- Corbet, Shaen, Andrew Meegan et al. (2018). «Exploring the dynamic relationships between cryptocurrencies and other financial assets». In: *Economics Letters* 165, pp. 28–34.
- De Nard, Gianluca et al. (2022). «Large dynamic covariance matrices: Enhancements based on intraday data». In: *Journal of Banking & Finance* 138, p. 106426.

- Diebold, Francis X e Kamil Yilmaz (2012). «Better to give than to receive: Predictive directional measurement of volatility spillovers». In: *International Journal of forecasting* 28.1, pp. 57–66.
- Diebold, Francis X e Kamil Yilmaz (2014). «On the network topology of variance decompositions: Measuring the connectedness of financial firms». In: *Journal of econometrics* 182.1, pp. 119–134.
- Engle, Robert (2002). «Dynamic conditional correlation: A simple class of multivariate generalized autoregressive conditional heteroskedasticity models». In: *Journal of Business & Economic Statistics* 20.3, pp. 339–350.
- Engle, Robert F (1982). «Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation». In: *Econometrica: Journal of the econometric society*, pp. 987–1007.
- Engle, Robert F, Olivier Ledoit e Michael Wolf (2019). «Large dynamic covariance matrices». In: *Journal of Business & Economic Statistics* 37.2, pp. 363–375.
- Engle III, Robert F e Kevin Sheppard (2001). *Theoretical and empirical properties of dynamic conditional correlation multivariate GARCH*.
- Forbes, Kristin J e Roberto Rigobon (2002). «No contagion, only interdependence: measuring stock market comovements». In: *The journal of Finance* 57.5, pp. 2223–2261.
- Fowowe, Babajide e Mohammed Shuaibu (2016). «Dynamic spillovers between Nigerian, South African and international equity markets». In: *International economics* 148, pp. 59–80.
- Gabauer, David (2018). «Measures of Dynamic Connectedness Based on DCC-GARCH: The Role of Volatility Transmission Mechanisms». In: *Available at SSRN 3289865*.
- Gajardo, Gabriel, Werner D Kristjanpoller e Marcel Minutolo (2018). «Does Bitcoin exhibit the same asymmetric multifractal cross-correlations with crude oil, gold and DJIA as the Euro, Great British Pound and Yen?» In: *Chaos, Solitons & Fractals* 109, pp. 195–205.
- Garman, Mark B e Michael J Klass (1980). «On the estimation of security price volatilities from historical data». In: *Journal of business*, pp. 67–78.
- Hansen, Peter R e Asger Lunde (2005). «A forecast comparison of volatility models: does anything beat a GARCH (1, 1)?» In: *Journal of applied econometrics* 20.7, pp. 873–889.
- Ji, Qiang, Elie Bouri et al. (2019). «Dynamic connectedness and integration in cryptocurrency markets». In: *International Review of Financial Analysis* 63, pp. 257–272.
- Ji, Qiang, Jiang-Bo Geng e Aviral Kumar Tiwari (2018). «Information spillovers and connectedness networks in the oil and gas markets». In: *Energy Economics* 75, pp. 71–84.
- Katsiampa, Paraskevi, Shaen Corbet e Brian Lucey (2019). «Volatility spillover effects in leading cryptocurrencies: A BEKK-MGARCH analysis». In: *Finance Research Letters* 29, pp. 68–74.
- Klein, Tony, Hien Pham Thu e Thomas Walther (2018). «Bitcoin is not the New Gold—A comparison of volatility, correlation, and portfolio performance». In: *International Review of Financial Analysis* 59, pp. 105–116.
- Koop, Gary, M Hashem Pesaran e Simon M Potter (1996). «Impulse response analysis in nonlinear multivariate models». In: *Journal of econometrics* 74.1, pp. 119–147.
- Koutmos, Dimitrios (2018). «Return and volatility spillovers among cryptocurrencies». In: *Economics Letters* 173, pp. 122–127.

- Ledoit, Olivier e Sandrine Péché (2011). «Eigenvectors of some large sample covariance matrix ensembles». In: *Probability Theory and Related Fields* 151.1-2, pp. 233–264.
- Ledoit, Olivier e Michael Wolf (2015). «Spectrum estimation: A unified framework for covariance matrix estimation and PCA in large dimensions». In: *Journal of Multivariate Analysis* 139, pp. 360–384.
- (2017). «Nonlinear shrinkage of the covariance matrix for portfolio selection: Markowitz meets Goldilocks». In: *The Review of Financial Studies* 30.12, pp. 4349–4388.
- Louzis, Dimitrios P (2015). «Measuring spillover effects in Euro area financial markets: a disaggregate approach». In: *Empirical Economics* 49.4, pp. 1367–1400.
- McQueen, Grant e Vance Vence Roley (1993). «Stock prices, news, and business conditions». In: *The review of financial studies* 6.3, pp. 683–707.
- Pakel, Cavit et al. (2021). «Fitting vast dimensional time-varying covariance models». In: *Journal of Business & Economic Statistics* 39.3, pp. 652–668.
- Parkinson, Michael (1980). «The extreme value method for estimating the variance of the rate of return». In: *Journal of business*, pp. 61–65.
- Pesaran, H Hashem e Yongcheol Shin (1998). «Generalized impulse response analysis in linear multivariate models». In: *Economics letters* 58.1, pp. 17–29.
- Roll, Richard (1984). «A simple implicit measure of the effective bid-ask spread in an efficient market». In: *The Journal of finance* 39.4, pp. 1127–1139.
- Shahzad, Syed Jawad Hussain, Elie Bouri et al. (2019). «Is Bitcoin a better safe-haven investment than gold and commodities?» In: *International Review of Financial Analysis* 63, pp. 322–330.
- Shahzad, Syed Jawad Hussain, Jose Areola Hernandez et al. (2018). «A global network topology of stock markets: Transmitters and receivers of spillover effects». In: *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 492, pp. 2136–2153.
- Singh, Vipul Kumar, Shreyank Nishant e Pawan Kumar (2018). «Dynamic and directional network connectedness of crude oil and currencies: Evidence from implied volatility». In: *Energy Economics* 76, pp. 48–63.
- Syriopoulos, Theodore, Beljid Makram e Adel Boubaker (2015). «Stock market volatility spillovers and portfolio hedging: BRICS and the financial crisis». In: *International Review of Financial Analysis* 39, pp. 7–18.
- Tiwari, Aviral Kumar et al. (2018). «Volatility spillovers across global asset classes: Evidence from time and frequency domains». In: *The Quarterly Review of Economics and Finance* 70, pp. 194–202.
- Yang, Dennis e Qiang Zhang (2000). «Drift-independent volatility estimation based on high, low, open, and close prices». In: *The Journal of Business* 73.3, pp. 477–492.
- Yi, Shuyue, Zishuang Xu e Gang-Jin Wang (2018). «Volatility connectedness in the cryptocurrency market: Is Bitcoin a dominant cryptocurrency?» In: *International Review of Financial Analysis* 60, pp. 98–114.
- Zhang, Dayong e David C Broadstock (2020). «Global financial crisis and rising connectedness in the international commodity markets». In: *International Review of Financial Analysis* 68, p. 101239.
- Zhang, Dayong, Lei Lei et al. (2019). «Economic policy uncertainty in the US and China and their impact on the global markets». In: *Economic Modelling* 79, pp. 47–56.