

Criptovalute tra regolamentazione e rischio sistemico: un'analisi dell'interconnessione con i mercati tradizionali.

Chiar.Ma Prof.ssa Mirella Pellegrini

RELATORE

Chiar.Mo Prof. Carmine Di Noia

CORRELATORE

Matteo Coviello 784041

CANDIDATO

INDICE

INTRODUZIONE	5
CAPITOLO 1 – RISCHIO SISTEMICO E CRIPTOVALUTE: PROFILI GIURIDICO-FINANZIARI	10
PREMESSA	10
1.1 – IL RISCHIO SISTEMICO NEL DIRITTO DEI MERCATI FINANZIARI	11
<i>1.1.1 – Evoluzione del concetto di rischio sistemico nel contesto post-crisi</i>	<i>11</i>
<i>1.1.2 – Il rischio sistemico come categoria giuridica</i>	<i>13</i>
<i>1.1.3 – Il paradigma della fiducia nei mercati decentralizzati</i>	<i>15</i>
1.2 – LE VULNERABILITÀ STRUTTURALI DELLE CRIPTOVALUTE	18
<i>1.2.1 – Volatilità endogena e assenza di ancoraggio economico</i>	<i>19</i>
<i>1.2.2 – Asimmetrie informative e opacità operativa</i>	<i>21</i>
<i>1.2.3 – Leva implicita e fragilità nei meccanismi di garanzia</i>	<i>25</i>
<i>1.2.4 – Il paradosso della fiducia: centralizzazione informale e rischio sistemico</i>	<i>27</i>
1.3 – I CANALI DI TRASMISSIONE DEL RISCHIO SISTEMICO VERSO LA FINANZA TRADIZIONALE	29
<i>1.3.1 – Esposizioni dirette e indirette degli intermediari regolamentati</i>	<i>30</i>
<i>1.3.2 – Effetti ricchezza, vendite forzate e ricomposizione patrimoniale</i>	<i>33</i>
<i>1.3.3 – Contagio reputazionale e sfiducia sistemica</i>	<i>35</i>
1.4 – UNA LEZIONE DIMENTICATA? CRIPTOVALUTE E LE OMBRE DELLA CRISI DEL 2008	36
CAPITOLO 2 – IL RISCHIO SISTEMICO DELLE CRIPTOVALUTE: RISPOSTE NORMATIVE E MODELLI COMPARATI	39
2.1 – LA NECESSITÀ DI UN FRAMEWORK REGOLAMENTARE EUROPEO PER IL RISCHIO SISTEMICO DELLE CRIPTOVALUTE	39
2.2 – LA DISCIPLINA EUROPEA DELLE CRIPTO-ATTIVITÀ	42

2.2.1 – <i>Origine e logica del Regolamento MiCA</i>	43
2.2.2 – <i>Ambito soggettivo e oggettivo di applicazione del Regolamento MiCA</i>	44
2.2.2.1 – <i>I soggetti regolati</i>	45
2.2.2.2 – <i>Le categorie di cripto-attività nel MiCA</i>	46
2.2.3 – <i>La vigilanza come fulcro dell'efficacia regolamentare</i>	48
2.3 – IL MiCA PUÒ REALMENTE CONTENERE IL RISCHIO SISTEMICO DELLE CRIPTO-ATTIVITÀ?	51
2.4 – UNO SGUARDO COMPARATO: MODELLI NORMATIVI A CONFRONTO	53
CONCLUSIONE DELLA PRIMA PARTE – DALLA CORNICE GIURIDICA ALL'ANALISI EMPIRICA	58
CAPITOLO 3 – LA VOLATILITÀ DELLE CRIPTOVALUTE: UN'ANALISI EMPIRICA CON MODELLI GARCH	62
3.1 – ASPETTI TEORICI E PRELIMINARI ALLA STIMA DI MODELLI GARCH	63
3.1.1 – <i>Origine dei dati e trasformazione della serie dei prezzi</i>	63
3.1.2 – <i>Verifica delle condizioni preliminari per la modellizzazione GARCH</i>	65
3.1.2.1 – <i>Verifica della stazionarietà</i>	66
3.1.2.2 – <i>Verifica della presenza di eteroschedasticità condizionata</i>	67
3.1.2.3 – <i>Verifica della distribuzione dei rendimenti</i>	68
3.2 – I MODELLI DI VOLATILITÀ CONDIZIONATA	70
3.2.1 – <i>Il modello GARCH</i>	71
3.2.2 – <i>Il modello EGARCH</i>	73
3.2.3 – <i>Il modello GJR-GARCH</i>	74
3.2.4 – <i>Scelta della distribuzione degli errori</i>	75
3.3 – STIMA E CONFRONTO DEI MODELLI GARCH	76
3.3.1 – <i>Stima e confronto dei modelli</i>	77
3.3.2 – <i>Quanto è attendibile il modello?</i>	80
3.3.2.1 – <i>Verifica empirica dell'autocorrelazione residua</i>	80
3.3.2.2 – <i>Verifica dell'assenza di autocorrelazione residua: test di Ljung–Box</i>	82

3.4 – LA VOLATILITÀ COME SINTOMO E COME SEGNALE: CONSIDERAZIONI CONCLUSIVE	84
CAPITOLO 4 – LE INTERCONNESSIONI TRA MERCATO CRIPTO E FINANZA REGOLAMENTATA: UN’ANALISI ECONOMETRICA DEL RISCHIO SISTEMICO	86
4.1 – IL MODELLO VAR: FONDAMENTI TEORICI, FINALITÀ E STRUMENTI ANALITICI	87
4.1.1 – <i>Il modello VAR: struttura, logica e presupposti</i>	87
4.1.2 – <i>Analisi delle risposte agli shock: IRF e decomposizione della varianza</i>	89
4.1.2.1 – <i>Le funzioni di risposta all’impulso (Impulse Response Functions)</i>	90
4.1.2.2: <i>La decomposizione della varianza degli errori di previsione (Forecast Error Variance Decomposition)</i>	92
4.2 – COSTRUZIONE E COMPOSIZIONE DEL DATASET PER L’ANALISI VAR	94
4.3 – VERIFICA PRELIMINARE DELLE CONDIZIONI DI STIMA	98
4.3.1 – <i>Il test di causalità di Granger</i>	98
4.3.2 – <i>Verifica della stazionarietà: il test ADF</i>	101
4.3.3 – <i>Selezione dell’ordine ottimale del modello VAR</i>	104
4.3.4 – <i>Stima del modello e verifica della stabilità del sistema</i>	109
4.3.4.1 – <i>Verifica della stabilità del sistema VAR</i>	111
4.3.5 – <i>Verifica dell’assenza di autocorrelazione seriale: la statistica di Durbin-Watson</i>	114
4.4 – ANALISI DINAMICA DEL SISTEMA: IRF E FEVD	116
4.4.1 – <i>Le funzioni di risposta agli shock: evidenze empiriche e implicazioni sistemiche</i>	116
4.4.2 – <i>Le funzioni di risposta agli shock: evidenze empiriche in periodi di alta volatilità</i>	123
4.4.3 – <i>Decomposizione della varianza degli errori di previsione</i>	126
CONCLUSIONI	132
BIBLIOGRAFIA	140

Introduzione

Negli ultimi quindici anni, l'emersione e la rapida diffusione delle criptovalute hanno sollevato interrogativi profondi sull'adeguatezza degli strumenti giuridici, economici e di vigilanza di cui dispongono i sistemi finanziari tradizionali per governare un'innovazione digitale tanto radicale quanto sfuggente. Nato in risposta alla crisi finanziaria del 2008, Bitcoin — la prima e tuttora principale criptovaluta— ha rappresentato una reazione di sfiducia nei confronti dell'assetto istituzionale della finanza globale, proponendo un'alternativa senza precedenti: un sistema di scambio decentralizzato, privo di intermediari, sottratto a ogni forma di controllo centralizzato. Inizialmente concepiti come strumenti di discontinuità rispetto alla finanza tradizionale, gli asset crittografici si sono progressivamente trasformati in un ecosistema complesso, composito e per diversi aspetti opaco, capace di attrarre flussi significativi di capitale, influenzare l'allocazione del rischio e interagire con le infrastrutture dei mercati regolamentati. Il paradosso di fondo è evidente: ciò che nasceva come forma di resistenza al potere istituzionale rischia oggi di configurarsi come un potenziale fattore di instabilità sistemica. In questo scenario, il nodo centrale non risiede più nell'opportunità di regolamentare tali fenomeni, ma nella capacità di progettare un impianto normativo e istituzionale in grado di coniugare la tutela della stabilità finanziaria con il riconoscimento della natura decentralizzata, dinamica e innovativa dell'ecosistema cripto.

Nel quadro così delineato, il presente elaborato si propone di analizzare in chiave critica il potenziale ruolo sistemico delle criptovalute, indagando le condizioni e i meccanismi attraverso cui tali strumenti potrebbero configurarsi come un fattore di rischio per la stabilità complessiva del sistema finanziario. L'analisi prende le mosse da una constatazione preliminare: l'attuale assetto regolatorio europeo, pur rappresentando un primo tentativo organico di disciplinare il fenomeno, appare ancora fortemente orientato alla tutela del consumatore e all'integrità del mercato, trascurando in parte il profilo macroprudenziale del rischio.

In tale contesto, il Regolamento (UE) 2023/1114, noto come MiCA (Markets in Crypto-Assets), costituisce il primo intervento normativo di rilievo, finalizzato a introdurre un quadro regolatorio armonizzato per le cripto-attività e i relativi fornitori di servizi. Nonostante il suo impianto rappresenti un progresso rilevante in termini di certezza del diritto e uniformità applicativa, la prospettiva adottata dal legislatore si

colloca ancora entro una logica prevalentemente microprudenziale, concentrata sulla regolazione delle condotte di mercato piuttosto che sulla prevenzione di rischi a carattere sistemico. Tuttavia, la crescente interconnessione tra le criptovalute e i mercati regolamentati, unita alla loro volatilità intrinseca, all'assenza di valore sottostante e alla concentrazione operativa in pochi attori chiave, impone una riflessione più ampia e strutturata sui potenziali rischi sistemici che ne possono derivare.

A fronte di tali considerazioni, appare opportuno approfondire le implicazioni derivanti da alcune dinamiche strutturali osservabili nel comparto crypto: tra queste, si segnalano l'elevata volatilità, l'assenza di un valore sottostante, la progressiva interconnessione con le infrastrutture dei mercati regolamentati e la marcata concentrazione operativa in un numero ristretto di piattaforme. Tali caratteristiche, in determinati contesti di mercato, potrebbero generare effetti di propagazione e amplificazione del rischio non trascurabili, imponendo una riflessione più ampia e sistematica sui potenziali profili di rischio sistemico.

Sebbene il termine “criptovalute” sia oggi ampiamente utilizzato nel linguaggio comune, esso si rivela impreciso sotto il profilo tecnico. Nella maggior parte dei casi, infatti, questi strumenti non assolvono alle funzioni fondamentali della moneta — mezzo di scambio, unità di conto, riserva di valore — e non godono né di corso legale né di garanzie di convertibilità. Per tale ragione, i principali atti normativi internazionali, a partire dal Regolamento MiCA, preferiscono impiegare la nozione più ampia di “*cripto-attività*”, intesa come qualsiasi rappresentazione digitale di valore o diritti trasferibile mediante tecnologie di registro distribuito. All'interno di questa categoria eterogenea, il presente elaborato si concentra esclusivamente su una particolare sottoclasse: le *cripto-attività non garantite* (“*unbacked crypto-assets*”), ossia quei token digitali privi di sottostante reale, di emittente identificabile e di meccanismi formali di stabilizzazione del valore. Rientrano in tale definizione, tra gli altri, Bitcoin¹, Ethereum e XRP ovvero gli strumenti che più comunemente vengono indicati come “criptovalute”. A fini di chiarezza espositiva e coerenza comunicativa, nel corso dell'elaborato si continuerà a utilizzare

¹ In conformità alla convenzione più diffusa nella letteratura tecnica, nel presente lavoro si distingue tra Bitcoin (con iniziale maiuscola), utilizzato per indicare il protocollo, la rete o il sistema decentralizzato nel suo complesso, e bitcoin (con iniziale minuscola), riferito invece all'unità di conto o al token digitale utilizzato all'interno del sistema.

quest'ultimo termine — “criptovalute” — per riferirsi esclusivamente a tali asset non garantiti, pur nella consapevolezza della sua approssimazione concettuale.

Alla luce di tali premesse definitorie e concettuali, l'elaborato si propone di approfondire in chiave sistematica le implicazioni che derivano dall'espansione delle criptovalute nel contesto dei mercati finanziari contemporanei. In particolare, l'indagine si articola attorno a quattro domande di ricerca principali, volte a esplorare tanto il profilo strutturale di rischio associato a tali strumenti quanto l'efficacia degli attuali assetti regolatori nel contenerne le potenziali ricadute sistemiche:

- Quali vulnerabilità strutturali rendono le criptovalute potenzialmente rilevanti dal punto di vista sistemico?
- In che misura il Regolamento (UE) 2023/1114 (MiCA) è in grado di intercettare e contenere tali vulnerabilità? E come si confronta con i modelli regolatori adottati in altri contesti giurisdizionali?
- Esistono evidenze empiriche di una correlazione tra l'instabilità dei mercati crypto e i mercati finanziari regolamentati?
- Quali implicazioni regolatorie e di vigilanza emergono da tale interazione, e in che modo potrebbe essere rafforzato il quadro normativo europeo per rispondere a scenari futuri di rischio sistemico?

L'obiettivo del presente lavoro è fornire risposte coerenti e fondate a tali quesiti, integrando l'analisi teorico-normativa con strumenti di verifica empirica. Particolare attenzione sarà rivolta alla possibilità che l'instabilità endogena delle criptovalute — alimentata da dinamiche speculative, asimmetrie informative e meccanismi autoreferenziali propri dei mercati decentralizzati — possa, in specifiche condizioni, generare effetti di propagazione verso i mercati finanziari regolamentati. L'indagine si articola secondo un approccio interdisciplinare, che coniuga l'analisi giuridico-comparata con l'impiego di modelli econometrici volti a identificare le dinamiche di volatilità, correlazione e trasmissione del rischio tra asset crypto e mercati tradizionali.

Nella prima parte, l'analisi è dedicata alla definizione del perimetro concettuale e alla ricostruzione delle principali fragilità sistemiche associate alle criptovalute, esaminandone la genesi, le caratteristiche strutturali e i meccanismi di instabilità endogena. In questa fase preliminare, lo studio adotta una metodologia giuridica, basata sull'analisi delle fonti normative vincolanti dell'Unione Europea — in particolare il

Regolamento (UE) 2023/1114 (MiCA) — integrate dall'esame di documenti di soft law e atti di indirizzo elaborati da autorità sovranazionali e organismi internazionali. Il quadro normativo europeo viene infine confrontato, in chiave comparata, con gli approcci regolatori sviluppati in altri contesti giurisdizionali, tra cui Stati Uniti e Cina. Tale disamina consente di valutare la coerenza interna del Regolamento MiCA, la sua portata effettiva sul piano macroprudenziale e il suo grado di armonizzazione rispetto agli standard internazionali.

La seconda parte della ricerca adotta invece una prospettiva quantitativa, finalizzata a verificare empiricamente il grado di instabilità delle criptovalute e i potenziali canali di trasmissione del rischio verso il sistema finanziario tradizionale. I modelli GARCH, EGARCH e GJR-GARCH sono impiegati per stimare la volatilità condizionata di bitcoin, valutandone la persistenza e l'asimmetria. Successivamente, mediante un modello VAR(2) a otto variabili, si analizzano le interrelazioni dinamiche tra criptovalute e mercati regolamentati, con il supporto di funzioni di risposta agli impulsi (IRF) e decomposizione della varianza degli errori di previsione (FEVD). Le analisi empiriche sono state condotte utilizzando i linguaggi di programmazione Python e R, attraverso specifici pacchetti per l'elaborazione statistica ed econometrica.

La struttura dell'elaborato si articola in quattro capitoli principali, seguiti da una sezione conclusiva che sintetizza i risultati emersi e ne discute le implicazioni. Il Capitolo 1 ricostruisce l'evoluzione concettuale e normativa del rischio sistemico, approfondisce le vulnerabilità strutturali che caratterizzano le criptovalute e identifica i principali canali di trasmissione attraverso cui tali strumenti possono trasmettere instabilità al sistema finanziario.

Il Capitolo 2 è dedicato all'analisi del quadro regolamentare europeo e internazionale: esamina il contenuto e le finalità del Regolamento MiCA, ne discute i principali limiti in ottica macroprudenziale e lo confronta con i modelli normativi adottati in altri ordinamenti, in particolare negli Stati Uniti e in Cina.

Il Capitolo 3 avvia la parte empirica della tesi, applicando vari modelli GARCH ai rendimenti giornalieri di bitcoin, con l'obiettivo di confrontare le specificazioni in termini di efficienza informativa e capacità di catturare le dinamiche asimmetriche della volatilità.

Il Capitolo 4 approfondisce l'indagine empirica analizzando le relazioni dinamiche tra criptovalute e mercati finanziari regolamentati, mediante l'impiego di un modello VAR volto a verificare la presenza di potenziali effetti di contagio. In chiusura, le conclusioni integrano i risultati emersi dall'analisi teorico-normativa e da quella empirica, al fine di formulare una valutazione complessiva sull'efficacia dell'attuale assetto regolatorio e proporre alcune linee di intervento orientate alla prevenzione del rischio sistemico.

Capitolo 1: Rischio sistemico e criptovalute: profili giuridico-finanziari

Premessa

La crisi finanziaria del 2008 ha rappresentato uno spartiacque per i mercati finanziari globali. La crisi sistemica originata dal fallimento di grandi istituzioni bancarie ha fatto vacillare la fiducia nel funzionamento stesso del sistema, spingendo l'Unione Europea a costruire un nuovo impianto regolamentare orientato al rafforzamento della vigilanza, alla prevenzione del rischio sistemico e, soprattutto, alla ricostituzione della fiducia tra autorità pubbliche, intermediari e investitori. In questo contesto, la fiducia e la stabilità finanziaria – intese come architravi del funzionamento ordinato dei mercati – sono diventate due dei principi guida della regolazione finanziaria europea, sia in chiave prudenziale che istituzionale².

Quasi contemporaneamente, nel 2009, nasceva Bitcoin. Il suo manifesto fondativo proponeva una visione radicalmente opposta: un sistema di scambio decentralizzato, disintermediato, costruito esplicitamente per funzionare “*trustless*”, ovvero senza la necessità di un'autorità centrale, di un intermediario o di un garante³. Un sistema in cui la validazione e la sicurezza delle transazioni sono affidate alla crittografia, al consenso distribuito e al codice. A oltre un decennio dalla loro comparsa, questi due universi stanno progressivamente entrando in contatto, e le criptovalute non possono più essere considerate un fenomeno marginale. Pur rappresentando ancora una quota contenuta rispetto alla dimensione complessiva della finanza globale⁴, la loro evoluzione, la crescente esposizione da parte di intermediari regolamentati e le interconnessioni in via di consolidamento sollevano interrogativi rilevanti sul piano della stabilità sistemica.

² Regolamento (UE) n. 1092/2010 del Parlamento europeo e del Consiglio, del 24 novembre 2010, relativo alla vigilanza macroprudenziale del sistema finanziario dell'Unione europea e all'istituzione del Comitato europeo per il rischio sistemico (ESRB), in GUUE L 331, 15 dicembre 2010, p. 1, considerando (1) e (3): “financial stability is a precondition for the real economy to provide jobs, credit and growth” e che il nuovo assetto regolatorio è concepito “with a view to better protecting the citizen and rebuilding trust in the financial system”.

³ Il documento propone una radicale riconfigurazione del concetto di fiducia nei mercati: non più affidata a soggetti regolamentati, ma alla validazione algoritmica delle transazioni da parte della rete stessa. Si veda: Satoshi Nakamoto, *Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System*, 2008, <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>.

⁴ CoinMarketCap, “Cryptocurrency Market Capitalizations,” <https://coinmarketcap.com>. Sulla base dei dati aggregati disponibili il 3 maggio 2025, la capitalizzazione complessiva del mercato delle criptovalute era pari a circa 2,66 trilioni di euro.

È proprio da questa tensione che nasce la presente analisi: può un sistema fondato sulla rimozione strutturale della fiducia integrarsi in un'architettura che sulla fiducia ha ricostruito la propria legittimità? E più concretamente: l'ecosistema cripto è compatibile con il principio macroprudenziale europeo, o rappresentano una nuova forma di rischio sistemico che sfugge agli strumenti tradizionali di monitoraggio e mitigazione?

Il presente capitolo si propone di affrontare le questioni introduttive sviluppando tre linee di analisi tra loro interconnesse. In primo luogo, viene esaminato il concetto di rischio sistemico nell'ambito della finanza contemporanea, ricostruendone l'evoluzione teorica, le modalità di definizione e le principali tecniche di misurazione, con particolare attenzione ai meccanismi attraverso cui tale rischio può concretamente manifestarsi. In secondo luogo, l'attenzione si concentra sulla natura delle criptovalute, evidenziandone le vulnerabilità strutturali: l'elevata volatilità, l'assenza di soggetti emittenti responsabili, la dipendenza da infrastrutture tecnologiche spesso opache e scarsamente sottoposte a vigilanza, nonché la presenza di modelli di governance deboli o, in molti casi, centralizzati di fatto, in contrasto con la retorica della decentralizzazione. Infine, il capitolo esplora i canali di interconnessione emergenti tra l'ecosistema delle criptovalute e il sistema finanziario regolato, con l'obiettivo di identificare i meccanismi attraverso cui uno shock originato nel comparto cripto potrebbe trasmettersi al resto del sistema, compromettendone la stabilità.

Nel complesso, l'analisi intende mostrare come il rischio sistemico non dipenda esclusivamente dalla dimensione o dalla capitalizzazione di mercato di un'attività, ma possa scaturire da nuove fragilità strutturali, da dinamiche di contagio non lineari e da un crescente disallineamento tra le logiche tecnologiche proprie delle criptovalute e gli strumenti regolatori attualmente disponibili.

1.1 – Il rischio sistemico nel diritto dei mercati finanziari

1.1.1 – Evoluzione del concetto di rischio sistemico nel contesto post-crisi

Nel lessico della finanza moderna, il concetto di rischio sistemico ha assunto una centralità crescente a partire dalla crisi finanziaria del 2007–2008. Fino ad allora, la regolazione dei mercati si era fondata prevalentemente su un approccio prevalentemente microprudenziale, incentrato sulla solidità dei singoli intermediari. La crisi globale ha

però evidenziato una verità più profonda: anche un sistema composto da entità apparentemente solide può collassare se le interconnessioni tra attori, mercati e infrastrutture amplificano uno shock locale trasformandolo in una crisi generalizzata⁵.

Da qui il cambio di paradigma. La vigilanza finanziaria ha dovuto estendere il proprio raggio d'azione, spostandosi dalla tutela dell'intermediario singolo alla salvaguardia dell'intero sistema. In questa prospettiva, il rischio sistemico è stato inteso come “il rischio che un'interruzione nei servizi finanziari essenziali, causata da una debolezza in una parte del sistema, possa avere gravi ripercussioni negative sull'economia reale”⁶. Questa definizione introduce due elementi fondamentali. Il primo è la dimensione sistemica del servizio finanziario: a essere vulnerabile non è solo la singola banca o il singolo mercato, ma l'intero sistema nella sua funzione di canale di trasmissione della liquidità, del credito e del rischio. Il secondo è il riferimento all'economia reale: il rischio sistemico non si misura solo con indicatori finanziari, ma con l'impatto che una crisi può avere su imprese, famiglie e investimenti produttivi.

A seguito della crisi globale, il concetto di rischio sistemico è stato integrato nei principali assetti istituzionali europei. L'istituzione dell'European Systemic Risk Board (ESRB) nel 2010 ne è l'espressione più diretta: il suo compito esplicito è vigilare sul sistema finanziario nel suo complesso, con l'obiettivo di prevenire l'insorgere di rischi sistemici e limitarne le conseguenze qualora si manifestino⁷. La stessa Banca Centrale

⁵ Come osserva Daniel K. Tarullo, la crisi del 2008 ha messo in luce l'inadeguatezza di un impianto regolatorio incentrato esclusivamente sulla solvibilità dei singoli istituti: “One important lesson of the 2008 financial crisis was the inadequacy of a prudential regulatory system oriented dominantly toward the solvency of individual banking institutions”. Daniel K. Tarullo, *Time-Varying Measures in Financial Regulation*, *Law Contemporary Problems* 83, no. 1, 2020, p.1.

⁶ Regolamento (UE) n. 1092/2010 del Parlamento europeo e del Consiglio, del 24 novembre 2010, relativo alla vigilanza macroprudenziale del sistema finanziario nell'Unione europea e all'istituzione del Comitato europeo per il rischio sistemico, GUUE L 331, 15 dicembre 2010, art. 2, lett. c. Sull'assenza di una definizione univoca di rischio sistemico, si veda anche: Douglas J. Elliott, *Systemic Risk and the Asset Management Industry*, Washington, DC, Brookings Institution, maggio 2014, p. 1: “There is no single agreed definition of systemic risk, but it refers generally to the risk that the financial system as a whole, or important parts of it, seize up in a crisis and cease temporarily to perform effectively their key economic functions”.

⁷ Regolamento (UE) 1092/2010, art. 3, par. 1: “l'ESRB è responsabile della vigilanza macroprudenziale del sistema finanziario in seno all'Unione al fine di contribuire a prevenire o attenuare i rischi sistemici alla stabilità finanziaria nell'Unione che derivano da sviluppi interni al sistema finanziario, tenendo conto degli andamenti macroeconomici, in modo da evitare periodi di turbolenze finanziarie diffuse.”

Europea, nel suo ruolo di supervisore unico⁸, ha adottato un approccio macroprudenziale, integrando nelle proprie valutazioni il concetto di rischio sistemico al fine di rafforzare la stabilità finanziaria nell'Unione Europea.

Tuttavia, è importante evidenziare che il concetto di rischio sistemico rimane intrinsecamente ambiguo e complesso. La difficoltà principale è che non costituisce una grandezza direttamente osservabile. Piuttosto, esso emerge dalle interazioni dinamiche e spesso imprevedibili tra le diverse componenti del sistema finanziario. Tale rischio può accumularsi silenziosamente nel tempo e manifestarsi repentinamente al verificarsi di cambiamenti drastici nelle condizioni economiche e di mercato⁹. In questo senso, la crisi del 2008 non è stata solo un esempio di rischio sistemico, ma ha messo in luce quanto la sua gestione richieda anche una risposta istituzionale fondata sul rafforzamento della fiducia tra attori pubblici e privati. Proprio sotto questo profilo si evidenzia una profonda tensione con l'ecosistema delle criptovalute: se la regolazione europea post-crisi è stata disegnata con l'obiettivo esplicito di ricostruire e consolidare la fiducia nel sistema finanziario, le criptovalute operano invece secondo una logica decentralizzata che prescinde dalla fiducia verso intermediari o autorità centrali.

1.1.2 – Il rischio sistemico come categoria giuridica

Ricostruita l'evoluzione teorica del concetto di rischio sistemico, si intende ora analizzare le modalità attraverso cui tale nozione si è progressivamente consolidata come categoria giuridica a tutti gli effetti. In altri termini, il rischio sistemico si configura oggi come un criterio giuridico in grado di definire obblighi e poteri, orientare le decisioni regolatorie e legittimare interventi di supervisione finanziaria. È proprio a partire da questa dimensione normativa che diventa possibile analizzarne l'estensione, i presupposti

⁸ Regolamento (UE) n. 1024/2013 del Consiglio, 15 ottobre 2013, che attribuisce alla Banca centrale europea compiti specifici in merito alle politiche in materia di vigilanza prudenziale degli enti creditizi, GUUE L 287, 29 ottobre 2013, art. 1, par. 1: “Il presente regolamento attribuisce alla BCE compiti specifici in merito alle politiche in materia di vigilanza prudenziale degli enti creditizi, al fine di contribuire alla sicurezza e alla solidità degli enti creditizi e alla stabilità del sistema finanziario all'interno dell'Unione e di ciascuno Stato membro, con pieno riguardo e dovere di diligenza riguardo all'unità e all'integrità del mercato interno, in base alla parità di trattamento degli enti creditizi al fine di impedire l'arbitraggio regolamentare”.

⁹ Per un approfondimento su tale concetto si veda: Jaime Caruana, *Systemic Risk: How to Deal with It?*, Bank for International Settlements, 12 febbraio 2010, sezione I: “Concepts of Systemic Risk”.

giuridici e le implicazioni concrete, in particolare nel confronto con fenomeni emergenti come le criptovalute.

La prima formalizzazione giuridica a livello europeo si rinviene nel Regolamento (UE) n. 1092/2010, istitutivo dell'European Systemic Risk Board (ESRB), che fornisce una definizione funzionale di rischio sistemico¹⁰. Il valore giuridico di questa definizione risiede nel suo ruolo: essa legittima l'attività dell'ESRB che opera in chiave macroprudenziale, non solo verso singoli operatori, ma nei confronti dell'architettura del sistema finanziario nel suo complesso. A partire da questa base normativa, si è progressivamente affermata una lettura funzionale della sistematicità: ciò che rileva non è tanto la natura formale di un soggetto, quanto il suo potenziale di generare instabilità diffusa all'interno del sistema finanziario.

Tale orientamento è stato consolidato sul piano operativo grazie all'attività di "standard setters", come il Comitato di Basilea (BCBS) e il Financial Stability Board (FSB), che hanno definito criteri di identificazione degli operatori sistemicamente rilevanti. In particolare, la metodologia del BCBS per la classificazione delle "Global Systemically Important Banks" (G-SIBs¹¹) individua cinque dimensioni rilevanti: dimensione, interconnessione, sostituibilità, complessità e attività transfrontaliera¹². Questi fattori sono oggi impiegati come strumenti giuridici: essi fondano requisiti prudenziali aggiuntivi, obblighi di reporting e poteri speciali di intervento in caso di crisi.

Questo approccio trova un'esplicita conferma nella relazione pubblicata dal Financial Stability Board il 20 ottobre 2010, dedicata alla riduzione del moral hazard associato alle istituzioni sistemiche. In tale documento, il FSB dichiara che "*will review how to extend the framework to cover a wider group of SIFIs, including financial market infrastructures, insurance companies and other non bank financial institutions that are not part of a banking group structure*"¹³. Ne emerge chiaramente che il carattere sistemico viene definito secondo un criterio funzionale: esso non dipende dalla forma giuridica

¹⁰ Regolamento (UE) n. 1092/2010, art. 2, lett. c.

¹¹ L'acronimo *G-SIBs* (Global Systemically Important Banks) indica le banche di rilevanza sistemica globale, ovvero quegli intermediari la cui dimensione, complessità operativa e grado di interconnessione con il sistema finanziario rendono potenzialmente destabilizzante un loro eventuale fallimento.

¹² Basel Committee on Banking Supervision, *Global systemically important banks: updated assessment methodology and the higher loss absorbency requirement*, Bank for International Settlements, 3 luglio 2013, table 1, p. 6.

¹³ Financial Stability Board, *Reducing the Moral Hazard Posed by Systemically Important Financial Institutions*, Financial Stability Board, 20 ottobre 2010, p. 1.

dell'operatore, ma dalla funzione che quest'ultimo esercita all'interno dell'ecosistema finanziario.

Questa logica è stata integralmente recepita in sede europea. L'European Systemic Risk Board, nel *“Handbook on Operationalising Macroprudential Policy in the Banking Sector”*, precisa che l'attuale architettura macro-prudenziale *“will need to be extended beyond the banking sector (for example, to cover [...] the insurance sector, financial infrastructures, or shadow banking)”*¹⁴. Ne discende che il parametro della rilevanza sistemica – nato per gli intermediari bancari – può e deve essere applicato anche a soggetti formalmente non regolamentati, qualora il loro dissesto sia idoneo a generare contagio o disfunzioni sistemiche.

Alla luce di quanto fin qui analizzato, il rischio sistemico non è più un semplice “stato del mondo” da osservare, ma una categoria giuridica funzionale e dinamica: fonda poteri pubblici, impone obblighi ai privati e si applica anche a fenomeni nuovi, purché idonei a perturbare, direttamente o indirettamente, la funzione allocativa e fiduciaria del sistema finanziario.

Sarà questo il punto di partenza del paragrafo successivo: valutare se, e in quale misura, una categoria pensata per mercati regolamentati, centralizzati e stabili possa catturare forme non convenzionali di rischio, come quelle che emergono dall'ecosistema crypto.

1.1.3 – Il paradigma della fiducia nei mercati decentralizzati

La formalizzazione giuridica del rischio sistemico, analizzata nel paragrafo precedente, ha ridefinito il modo in cui l'ordinamento europeo concepisce la stabilità finanziaria. Non più semplice riferimento tecnico, il rischio sistemico si è affermato come criterio normativo capace di legittimare l'intervento macroprudenziale e guidare la costruzione di un sistema orientato alla prevenzione delle crisi. Ne deriva una concezione del mercato finanziario come spazio fiduciario regolato, in cui la tenuta del sistema dipende dalla vigilanza su soggetti identificabili e dalla capacità delle autorità pubbliche di intervenire in modo tempestivo in caso di crisi. Questo impianto — fondato su requisiti

¹⁴ European Systemic Risk Board, *The ESRB Handbook on Operationalising Macroprudential Policy in the Banking Sector*, European Systemic Risk Board, 2018, p. 3.

di capitale regolamentare, obblighi di trasparenza, meccanismi di risoluzione e cooperazione istituzionale — rappresenta l'asse portante della risposta normativa europea alla crisi finanziaria del 2008.

Ma è proprio su questo terreno che le criptovalute— per struttura e finalità — introducono una frattura. Nell'universo cripto, la fiducia non viene ricostruita, bensì superata. Il progetto originario di Bitcoin non offriva trasparenza, tutela legale o responsabilità pubblica: proponeva, piuttosto, di eliminare la necessità stessa di fiducia verso un'autorità centrale, sostituendola con un meccanismo algoritmico impersonale¹⁵. La legittimazione delle transazioni non è garantita da norme giuridiche, ma dal funzionamento del protocollo; il consenso non si costruisce attraverso regole condivise, ma si genera per via computazionale; la sicurezza non è affidata alla legge, ma alla crittografia. Questa impostazione, per quanto radicale, esercita un'indubbia forza attrattiva: rappresenta un'alternativa simbolica a un sistema finanziario che, soprattutto nel periodo successivo alla crisi del 2008, è stato percepito come opaco, elitario e incapace di garantire la stabilità dell'economia globale. Eppure, è proprio nella fiducia “programmata” che si annida un paradosso giuridicamente rilevante: man mano che l'ecosistema cripto si espande e si intreccia con la finanza tradizionale, finisce per esigere, sia pure implicitamente, un grado di fiducia sistemica nel proprio funzionamento, pur continuando a rifiutare qualsiasi forma di responsabilità legale o di assoggettamento a vincoli regolatori.

Qui emerge una tensione profonda. Il diritto dei mercati finanziari definisce il rischio sistemico non in base alla forma giuridica di un'attività, ma alla sua capacità di disturbare il funzionamento ordinato del sistema nel suo complesso. Se questa definizione è funzionale allora, come si è visto, non è possibile escludere a priori le criptovalute dal perimetro della vigilanza macroprudenziale, semplicemente perché non rientrano tra i soggetti autorizzati¹⁶. Il principio guida, ormai consolidato, è che la funzione crea l'interesse regolamentare, e non viceversa.

¹⁵ Satoshi Nakamoto, *Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System*, 2008, p. 1: “What is needed is an electronic payment system based on cryptographic proof instead of trust”.

¹⁶ Financial Stability Board, *Reducing the Moral Hazard Posed by Systemically Important Financial Institutions – Recommendations and Time Lines*, ottobre 2010, p. 3: “Systemic importance is determined by the impact that a failure of the institution can have on the financial system and the broader economy, not by its legal form or business model”.

Tuttavia, proprio l'applicazione di questo principio genera problemi inediti. Le criptovalute non si lasciano inquadrare nei modelli attuariali, non sono soggette a disclosure obbligatori, non rispondono a criteri di sostituibilità o complessità facilmente misurabili. Il loro rischio sistemico non si manifesta nei bilanci, ma nelle reti: nei nodi non visibili tra criptovalute, Exchange e finanza decentralizzata; nei rapporti opachi con soggetti regolamentati; nella velocità con cui una perdita di fiducia può tradursi in una crisi di liquidità generalizzata.

Le crisi recenti lo hanno mostrato con chiarezza. Il collasso di FTX¹⁷ e l'implosione dell'ecosistema Terra-Luna¹⁸ non sono stati fallimenti "endogeni" al mercato crypto, ma eventi con effetti esogeni: perdite diffuse, contagio reputazionale, contrazione di liquidità, pressioni indirette su fondi esposti.

Il fatto che le criptovalute non abbiano ancora prodotto effetti destabilizzanti diretti sul sistema bancario non è, di per sé, sufficiente a escludere la presenza di un rischio sistemico. Come osservato dallo European Systemic Risk Board, la velocità con cui un segmento non regolamentato può acquisire rilevanza sistemica dipende spesso più dal grado di fiducia che riesce a ispirare che dalla sua dimensione assoluta¹⁹. In questa prospettiva, l'autonomia del codice rispetto al diritto si rivela fragile nel momento in cui la fiducia promessa cede alla prova del mercato. Quando ciò accade, l'attenzione si sposta — come sempre — verso le istituzioni. Ed è qui che si consuma il vero cortocircuito. L'ecosistema crypto rivendica irrilevanza normativa per sfuggire alla regolazione, ma necessita di protezione sistemica nel momento in cui una crisi minaccia la propria sopravvivenza. Finché tale comparto rimane formalmente escluso dal perimetro giuridico, tuttavia, gli strumenti normativi disponibili per contenerne gli effetti sistemici risultano assenti o comunque inefficaci. Il nodo, allora, non si esaurisce in una questione

¹⁷ Il collasso di FTX, uno dei più noti Exchange di criptovalute, nel novembre 2022 è stato causato dall'uso improprio dei fondi dei clienti da parte della società sorella Alameda Research, portando a una crisi di liquidità e alla bancarotta dell'Exchange. Per un'analisi dettagliata degli eventi, si veda: Thomas Conlon, Shaen Corbet, Yang Hu., *The collapse of the FTX Exchange: The end of Cryptocurrency's age of innocence*, The British Accounting Review, Elsevier, 2023.

¹⁸ L'implosione dell'ecosistema Terra-Luna (maggio 2022), invece, è dipesa dalla perdita dell'ancoraggio al dollaro della stablecoin algoritmica UST, che ha generato un crollo del token LUNA e un effetto domino sull'intero mercato. Per un'analisi più approfondita si veda: Jiageng Liu, Igor Makarov, Antoinette Schoar., *Anatomy of a Run: The Terra Luna Crash*, National Bureau of Economic Research, Working Paper No. 31160, aprile 2023.

¹⁹ European Systemic Risk Board, *Crypto-assets and Decentralised Finance: Systemic Implications and Policy Options*, maggio 2023, p. 27.

tecnica. È, prima di tutto, un problema normativo. Il diritto europeo è pronto per estendere il concetto di rischio sistemico a soggetti non regolamentati? E, qualora lo fosse, su quali strumenti e basi giuridiche potrebbe fondarsi tale estensione? La questione non è se le criptovalute siano oggi sistemiche in senso stretto, ma se l'assetto vigente sia in grado di intercettarne tempestivamente il potenziale destabilizzante. In ultima analisi, è proprio questa la sfida del paradigma funzionale: non applicare ex post categorie pensate per altri contesti, ma anticipare l'evoluzione dei meccanismi di fiducia e dei canali di trasmissione del rischio.

Il capitolo prosegue concentrandosi su due dimensioni tra loro strettamente connesse: da un lato, le vulnerabilità strutturali che caratterizzano il mercato delle criptovalute (paragrafo 1.2); dall'altro, i meccanismi attraverso cui tali vulnerabilità possono propagarsi al sistema della finanza regolamentata (paragrafi 1.3 e 1.4). È attraverso questa duplice analisi che si intende valutare, in chiave critica, la capacità dell'attuale impianto regolamentare europeo di fronteggiare i nuovi profili di rischio, alla luce del principio funzionale che oggi orienta la qualificazione giuridica della nozione di rischio sistemico.

1.2 – Le vulnerabilità strutturali delle criptovalute

L'analisi che segue si concentra sulle vulnerabilità strutturali dell'ecosistema cripto, intese come fragilità endogene capaci di alimentare rischi cumulativi per la stabilità finanziaria. Le vulnerabilità che verranno analizzate non sono anomalie contingenti, ma tratti costitutivi: elementi che derivano dalla stessa logica progettuale delle criptovalute, che riflettono l'ambizione originaria di creare un sistema economico parallelo, autonomo e disintermediato. Tuttavia, come osservato nel paragrafo precedente, questa aspirazione si scontra con la realtà di mercati che, pur dichiarandosi "*trustless*", producono dinamiche di fiducia implicita, aspettative collettive e fragilità condivise. In altre parole, le criptovalute non possono sottrarsi al problema sistemico solo perché progettate per essere autonome: al contrario, È proprio l'assenza di infrastrutture regolamentate a rendere queste vulnerabilità potenzialmente amplificanti, capaci di trasformarsi in fattori di instabilità trasmissibile.

1.2.1 – Volatilità endogena e assenza di ancoraggio economico

Uno degli elementi che distingue le criptovalute da qualunque altra asset class tradizionale è l'assenza di un meccanismo condiviso di determinazione del valore. A differenza delle azioni, ancorate ai flussi di cassa attesi, o delle obbligazioni, legate a un tasso di interesse e obblighi contrattuali, questi strumenti digitali non si riferiscono ad alcun fondamentale economico osservabile²⁰. Il loro prezzo è definito principalmente da dinamiche di mercato, in una logica che prescinde da valutazioni oggettive di rischio e rendimento²¹. Questo vale in modo emblematico per bitcoin, che da solo rappresenta circa il 63,2% dell'intero mercato crypto, con una capitalizzazione²² attuale pari a 2130 miliardi di euro²³. Si tratta di un valore che lo colloca, per dimensioni di mercato, al livello delle principali multinazionali globali e dei più grandi gruppi bancari internazionali. Il paradosso è evidente: un asset privo di un qualsiasi valore intrinseco e privo di flussi economici associati, che tuttavia occupa una posizione sistemica accanto alle più robuste infrastrutture della finanza tradizionale.

Come dimostrato nel paper di Cheah e Fry (2015), l'ipotesi secondo cui bitcoin possieda un valore fondamentale è difficilmente sostenibile sul piano empirico: gli autori, attraverso una modellizzazione econometrica avanzata, giungono alla conclusione che *"the fundamental value of Bitcoin is zero"*²⁴. In altre parole, il valore attribuito a bitcoin dal mercato non è riconducibile a un'utilità economica oggettiva o replicabile, ma è costruito su aspettative autoalimentate, percezioni soggettive e dinamiche speculative.

²⁰ European Central Bank, *Understanding the Crypto-Asset Phenomenon, Its Risks and Measurement Issues*, Economic Bulletin, Issue 5/2019, p. 4: "Since crypto-assets have no underlying claim, such as the right to a future cash flow or to discharge any payment obligation, they lack fundamental value".

²¹ Per un approfondimento sul tema delle dinamiche che guidano i prezzi delle criptovalute, con particolare riferimento alla distinzione tra componenti fondamentali e speculative, si veda: Kukacka J., Kristoufek L., *Fundamental and speculative components of the cryptocurrency pricing dynamics*, Financial Innovation, Springer – Southwestern University of Finance and Economics, vol. 9(1), dicembre 2023, pp. 1-23.

²² Per capitalizzazione di mercato di una criptovaluta si intende solitamente il prodotto tra il prezzo corrente del singolo token e la quantità di unità attualmente in circolazione. Il concetto è analogo alla capitalizzazione "free-float" nei mercati azionari, in quanto si basa esclusivamente sui token effettivamente disponibili sul mercato, escludendo quelli bloccati, distrutti o detenuti da soggetti non attivi. Da CoinMarketCap, *Glossary*, voce "Market Capitalization", disponibile su: <https://coinmarketcap.com/glossary/>

²³ CoinMarketCap, *BitcoinPrice* e *BitcoinDominance*, disponibili su: <https://www.coinmarketcap.com> (ultimo accesso: 23 maggio 2025).

²⁴ Eng-Tuck Cheah, John Fry, *Speculative bubbles in Bitcoin markets? An empirical investigation into the fundamental value of Bitcoin*, Economics Letters, Elsevier, vol. 130(C), 2015, pp. 32–36.

Tale condizione ha implicazioni profonde. La volatilità di prezzo, infatti, non costituisce un'anomalia transitoria, bensì una caratteristica endogena del sistema: essa deriva dall'assenza di un valore di equilibrio chiaramente osservabile o calcolabile. Secondo il Fondo Monetario Internazionale, le criptovalute non sono ancorate ad alcuna realtà economica sottostante e risultano, per loro stessa natura, intrinsecamente instabili, il che le rende inadatte a svolgere funzioni di rilievo sistemico²⁵. Una valutazione analoga è espressa dalla Banca Centrale Europea, che evidenzia come la loro volatilità superi quella di qualsiasi asset tradizionale, compromettendone strutturalmente la funzione di riserva di valore²⁶. Le ampie oscillazioni di prezzo, frequentemente innescate da shock informativi minimi o da dinamiche comportamentali di natura speculativa, risultano difficilmente interpretabili secondo gli strumenti analitici della finanza fondamentale, i quali presuppongono mercati ancorati a dati osservabili e a comportamenti razionali. In questo contesto, tentare di classificare bitcoin (e strumenti analoghi) mediante metriche di rischio standard, risulta, nel migliore dei casi, metodologicamente inadeguato; nel peggiore, profondamente fuorviante.

Si riportano nella Tabella 1.1 le stime della volatilità giornaliera e annualizzata per tre asset rappresentativi: Bitcoin (BTC), l'indice azionario S&P 500 e il tasso di cambio EUR/USD. I risultati evidenziano un chiaro gradiente di rischio, con la criptovaluta che mostra una volatilità annualizzata sensibilmente più elevata rispetto agli altri strumenti finanziari tradizionali.

²⁵ International Monetary Fund, *Elements of Effective Policies for Crypto Assets*, IMF Policy Paper n. 2023/004, 2023, p. 7.

²⁶ European Central Bank, *Decrypting Financial Stability Risks in Crypto-Asset Markets*, Financial Stability Review, maggio 2022, p. 114: "Over the last few years, the historical volatility of crypto-assets has continued to dwarf the volatility of the diversified European stock and bond markets".

Tabella 1.1 – Volatilità giornaliera e annualizzata dei log rendimenti di BTC, S&P 500 ed EUR/USD; periodo 06/2015 – 05/2025 – Elaborazione propria²⁷

	Volatilità Giornaliera	Volatilità Annualizzata
BTC	3,58 %	68,49 %
SP500	1,16 %	18,47 %
EUR/USD	0,48 %	7,62 %

Alla luce di quanto fin qui analizzato, la volatilità endogena e l'assenza di un ancoraggio a fondamentali economici non rappresentano difetti marginali del mercato crypto, ma vulnerabilità costitutive. E soprattutto, come si vedrà nei paragrafi successivi, moltiplicano il rischio nel momento in cui questi strumenti iniziano a essere usati come garanzia, riserva di valore o base per altri strumenti finanziari.

1.2.2 – Asimmetrie informative e opacità operativa

La stabilità di un sistema finanziario dipende non soltanto dalla solidità dei soggetti che lo compongono, ma anche dalla capacità delle autorità pubbliche di accedere, interpretare e monitorare le informazioni rilevanti. Nel modello europeo delineatosi dopo la crisi del 2008, la fiducia sistemica è stata ricostruita anche attraverso l'introduzione di standard rigorosi in materia di trasparenza, tra cui obblighi di disclosure, requisiti di rendicontazione e accesso centralizzato ai dati sulle esposizioni. Tale infrastruttura normativa presuppone l'esistenza di intermediari vigilati, identificabili e giuridicamente responsabili. Il nuovo regime di trasparenza non si limita a migliorare l'accessibilità delle informazioni, ma incide direttamente sull'architettura stessa dei mercati, configurandosi come uno strumento di governo e modellamento dei comportamenti degli operatori. In

²⁷ Le serie storiche impiegate per il calcolo della volatilità sono state raccolte dalle seguenti fonti: i dati relativi al prezzo del Bitcoin (BTC) sono stati ottenuti da CoinMarketCap (<https://coinmarketcap.com/currencies/bitcoin/historical-data/>); quelli dell'indice S&P 500 provengono dalla sezione storica del sito Nasdaq (<https://www.nasdaq.com/market-activity/index/spx/historical/>); infine, le informazioni sul tasso di cambio EUR/USD sono state reperite tramite Yahoo Finance (<https://finance.yahoo.com/quote/EURUSD=X/history/>). La volatilità è stata calcolata come deviazione

standard dei rendimenti logaritmici giornalieri secondo la formula classica: $\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n u_i^2}$; con

$u_i = \ln\left(\frac{S_i}{S_{i-1}}\right)$. Tale misura fornisce una stima dell'ampiezza delle oscillazioni giornaliere dei prezzi o dei rendimenti, e riflette quindi l'incertezza sui movimenti futuri di mercato. Come chiarito anche da Borsa italiana (<https://www.borsaitaliana.it/borsa/glossario/volatilita-.html>), la volatilità calcolata su base giornaliera è stata annualizzata moltiplicando per la radice quadrata del numero di osservazioni attese in un anno: $\sqrt{365}$ per il BTC, la cui negoziazione avviene 7 giorni su 7, e $\sqrt{252}$ per gli altri strumenti finanziari, che seguono il calendario dei giorni lavorativi.

questa prospettiva, la trasparenza assume una funzione sistemica: orienta le scelte degli attori, riduce le asimmetrie informative e rafforza le condizioni di fiducia da cui dipende la stabilità complessiva del sistema. È su questa logica strutturale che si fonda l'attuale impianto di vigilanza europea, basato sull'idea che il rischio sistemico possa essere efficacemente prevenuto solo in presenza di flussi informativi completi, tempestivi e verificabili²⁸.

L'ecosistema delle criptovalute contraddice radicalmente questa logica. La maggior parte dei mercati cripto funziona attraverso entità pseudonime e giuridicamente ambigue. Gli utenti interagiscono con protocolli automatizzati, gestiti da smart contract spesso privi di audit indipendenti, la cui governance è esercitata informalmente da community di sviluppatori o validatori, raramente identificabili come soggetti giuridici²⁹. In questo contesto, le tradizionali categorie della trasparenza informativa e della responsabilità giuridica si dissolvono, rendendo inefficaci gli strumenti di vigilanza fondati sull'individuazione di controparti sorvegliabili. Come ha osservato la Banca Centrale Europea³⁰, la valutazione dei rischi sistemici associati alle cripto-attività è ostacolata da profonde carenze informative, che riguardano non solo la quantità di dati disponibili, ma anche la loro qualità, affidabilità e verificabilità.

Le pubblicazioni diffuse dagli operatori del settore cripto, incluse piattaforme ed Exchange, non sono sottoposte a verifiche indipendenti e, di conseguenza, non possono costituire una base solida per l'analisi prudenziale. In mancanza di dati ufficiali o di

²⁸ Cfr. Niamh Moloney, *EU Financial Governance and Transparency Regulation: A Test for the Effectiveness of Post-Crisis Administrative Governance*, in Danny Busch, Guido Ferrarini (a cura di), *Regulation of the EU Financial Markets: MiFID II and MiFIR*, Oxford University Press, 2017, p. 8: «It is beyond question that, functionally, the new transparency regime is of seismic importance to the EU financial market given its strong market-shaping quality».

²⁹ Cfr. I. Makarov e A. Schoar, *Blockchain Analysis of the Crypto Ecosystem*, NBER Working Paper n. 29396, National Bureau of Economic Research, 2022: gli autori evidenziano come la struttura pseudonima e permissionless delle architetture DeFi limiti l'efficacia della supervisione pubblica, attribuendo di fatto il controllo del protocollo a sviluppatori e validatori spesso non identificabili come soggetti giuridicamente responsabili.

³⁰ European Central Bank, *Decrypting Financial Stability Risks*, cit., p. 6: “Significant informational and data shortcomings persist, hindering the proper assessment of financial stability risks. These shortcomings include not only quantitative issues but also the reliability and consistency of data, and the fact that a significant proportion of activities take place outside the regulatory perimeter. [...] As long as there continue to be no official statistics on crypto-assets or reporting of underlying data to a supervisory or oversight authority, the reliability of the metrics [...] and the full extent of possible contagion channels with the traditional financial system cannot be fully ascertained.”

obblighi di reporting verso un'autorità di supervisione, risulta impossibile mappare in modo affidabile le interconnessioni tra finanza decentralizzata e sistema finanziario tradizionale, nonché identificare ex ante i potenziali canali di contagio. Questa incertezza informativa, che si estende anche a strumenti derivati e veicoli d'investimento alternativi, svuota di contenuto operativo l'approccio macroprudenziale fondato sulla trasparenza e impedisce alle autorità di vigilanza di misurare correttamente l'effettiva portata dei rischi sistemici.

A ben vedere, il problema della trasparenza non riguarda solo le strutture decentralizzate prive di soggettività giuridica definita. Anche gli Exchange centralizzati (CEX) — teoricamente più tracciabili — si caratterizzano per forme di opacità informativa sistemica. Le informazioni relative ai volumi di scambio, alle riserve in custodia e alla struttura proprietaria sono spesso auto segnalate, non soggette a verifiche indipendenti e rese pubbliche secondo criteri disomogenei. Inoltre, molte di queste piattaforme operano in giurisdizioni offshore o scarsamente cooperative sotto il profilo regolamentare, ostacolando la possibilità di ricondurle a una base giuridica certa e di valutarne la rilevanza sistemica all'interno del mercato europeo³¹. Questa opacità informativa ha tre conseguenze dirette sul piano macroprudenziale:

1. Impossibilità di valutare le interconnessioni reali tra operatori cripto e intermediari regolamentati, incluse esposizioni indirette via fondi, veicoli strutturati o contratti derivati OTC³².
2. Difficoltà nel rilevare segnali precoci di instabilità (“*early warning*”), che nel contesto tradizionale derivano da indicatori come l'aumento della leva, la riduzione della liquidità o il deterioramento della qualità del “*collateral*”³³.

³¹ European Systemic Risk Board, *Crypto-assets and Decentralised Finance*, cit., p. 23: “the structure of the European market of crypto-asset trading platforms is generally opaque, as in many other jurisdictions. There is no official information on the number of these trading platforms operating in Europe nor on the scale of their EU operations. [...] The opacity of their governance structures makes it often difficult to determine with certainty whether they are truly European companies”.

³² European Systemic Risk Board, *Crypto-assets and Decentralised Finance*, cit., p. 32: “Standardised reporting and disclosure requirements for (i) traditional financial sector institutions (e.g. credit institutions) with exposures to crypto-assets; (ii) fund exposures, and (iii) entities within the crypto-asset sector [are needed]. [...] No regular reporting is currently available. MiCA will not establish requirements for financial institutions to report exposures to crypto-assets”.

³³ European Systemic Risk Board, *Crypto-assets and Decentralised Finance*, cit., p. 30

3. Ritardi nella reazione istituzionale in caso di crisi, per mancanza di dati tempestivi, completi e affidabili³⁴.

Il problema, dunque, non è soltanto legato alla disponibilità di informazioni, ma riguarda più profondamente l'assetto normativo. Un regime di vigilanza efficace presuppone la disponibilità di dati affidabili e tempestivi. Se tali informazioni mancano, il principio stesso di prevenzione del rischio sistemico – che nell'architettura europea post-crisi si fonda su flussi informativi continui e verificabili – viene svuotato di operatività. Come ha osservato il Financial Stability Board³⁵, l'attuale frammentazione informativa dell'ecosistema cripto ostacola la capacità delle autorità di monitorare i rischi emergenti e rende inefficace qualsiasi tentativo di supervisione macroprudenziale coerente. La mancata standardizzazione dei dati, l'opacità delle fonti e l'assenza di obblighi formali di reporting creano un vuoto regolamentare che impedisce sia l'identificazione tempestiva delle vulnerabilità, sia l'adozione di misure correttive proporzionate al livello di rischio.

In ultima analisi, l'opacità operativa dell'universo cripto non costituisce un limite superabile mediante meri accorgimenti tecnici. Essa incarna un'asimmetria strutturale rispetto al paradigma informativo su cui si fonda l'intero sistema di vigilanza europeo. In assenza di questi presupposti, le criptovalute continuano a eludere non soltanto il controllo diretto delle autorità, ma anche la logica funzionale della supervisione macroprudenziale, fondata sulla possibilità di monitorare, valutare e prevenire l'accumulo di rischi nel sistema.

³⁴ European Systemic Risk Board, *Crypto-assets and Decentralised Finance*, cit., p. 32: “Immediate actions should address key current deficiencies in EU monitoring capabilities that MiCA will not address in full. [...] Transparent, consistent, timely and trusted data [...] are essential to assess potential risks to financial stability and ensure authorities have the capacity to act in a timely manner.”

³⁵ Financial Stability Board – International Monetary Fund, *Synthesis Paper: Policies for Crypto-Assets*, 2023, p. 12: “Data gaps are a key concern in the regulation, supervision and oversight of crypto-assets. Some entities do not disclose or report reliable data in compliance with existing requirements. Many crypto-asset service providers extensively conduct activities ‘off-chain’, meaning that a large part of the relevant data is neither publicly available on blockchains nor properly disclosed”.

1.2.3 – Leva implicita e fragilità nei meccanismi di garanzia

Nel sistema finanziario tradizionale, l'impiego della leva è disciplinato da normative rigorose. In ambito europeo, il Regolamento (UE) n. 575/2013 (CRR)³⁶, in linea con Basilea III, impone agli enti creditizi un leverage ratio minimo del 3%, calcolato come rapporto tra capitale Tier 1 e totale delle esposizioni, incluse quelle fuori bilancio³⁷. Analogamente, l'uso del collateral è soggetto a regole prudenziali che specificano gli attivi ammissibili, i margini richiesti, gli haircut e le tecniche di mitigazione del rischio di credito³⁸. Questo assetto regolamentare mira a evitare che il deterioramento del valore delle garanzie o l'eccessivo ricorso all'indebitamento esponga il sistema a spirali di dismissione forzata e instabilità.

Nel mercato delle criptovalute queste cautele strutturali non esistono. Eppure, la leva finanziaria è ampiamente utilizzata³⁹. I canali attraverso cui la leva si manifesta sono molteplici: operazioni a margine offerte da Exchange centralizzati, utilizzo di cripto-attività come collateral per ottenere stablecoin o fiat, e strutture di finanziamento parallelo

³⁶ Il Regolamento (UE) n. 575/2013 (Capital Requirements Regulation – CRR) si propone di rafforzare il quadro prudenziale delle banche dell'Unione europea, imponendo l'obbligo di detenere livelli adeguati di capitale, capacità di assorbimento delle perdite e riserve di liquidità sufficienti a garantire la resilienza finanziaria in situazioni di stress. Il regolamento prevede inoltre obblighi di trasparenza verso il pubblico, imponendo alle banche di comunicare il proprio grado di conformità ai requisiti prudenziali. Cfr. Regolamento (UE) n. 575/2013 del Parlamento europeo e del Consiglio, del 26 giugno 2013, relativo ai requisiti prudenziali per gli enti creditizi e le imprese di investimento, e che modifica il regolamento (UE) n. 648/2012, in Gazzetta ufficiale dell'Unione europea (GUUE) L 176, 27 giugno 2013.

³⁷ Il coefficiente di leva finanziaria (leverage ratio) è un indicatore prudenziale che misura il rapporto tra il capitale di classe 1 (Tier 1 capital) e la somma delle esposizioni totali di un ente, incluse le attività fuori bilancio. La sua funzione è limitare l'eccessivo ricorso alla leva finanziaria, a prescindere dal rischio delle esposizioni, e rafforzare la capacità di assorbimento delle perdite. È disciplinato dal Regolamento (UE) n. 575/2013 (CRR), che ne definisce la metodologia di calcolo all'articolo 429. A seguito della riforma introdotta dal Regolamento (UE) 2019/876 ("CRR II"), il requisito minimo del leverage ratio è stato fissato al 3%, come previsto dall'articolo 92, paragrafo 1, lettera d), applicabile dal 28 giugno 2021. Il capitale di classe 1 comprende il capitale primario di classe 1 (Common Equity Tier 1, CET1) — formato da capitale versato, riserve e utili non distribuiti — e il capitale aggiuntivo di classe 1 (Additional Tier 1, AT1), costituito da strumenti subordinati che soddisfano specifici criteri di ammissibilità, come stabilito dagli articoli 25 e 26 del CRR. Cfr. Regolamento (UE) n. 575/2013, cit.; Regolamento (UE) 2019/876 del Parlamento europeo e del Consiglio, del 20 maggio 2019, che modifica il regolamento (UE) n. 575/2013, in Gazzetta ufficiale dell'Unione europea L 150, 7 giugno 2019.

³⁸ Regolamento (UE) n. 575/2013 (CRR), artt. 192–210, che disciplinano le tecniche di attenuazione del rischio di credito, specificando i requisiti per l'ammissibilità delle garanzie, i margini di garanzia, gli "haircut" regolamentari e le condizioni per il riconoscimento prudenziale del "collateral".

³⁹ Si veda European Systemic Risk Board, *Crypto-assets and Decentralised Finance – Systemic Implications and Policy Options*, maggio 2023, p. 39, par. 2.2: "Identify and assess risks from leverage using crypto-assets".

fondate su logiche di ri-collateralizzazione circolare. Tali pratiche sono particolarmente problematiche in quanto si fondano su meccanismi di garanzia strutturalmente fragili. Il collateral comunemente utilizzato, solitamente costituito da bitcoin, Ether o stablecoin algoritmiche, non è soggetto a nessun processo formale di validazione prudenziale, né risponde a criteri minimi di qualità patrimoniale. Il suo valore è determinato in tempo reale dai mercati spot, spesso illiquidi e manipolabili, e non vi sono controlli esterni sulla sua idoneità o resilienza in caso di stress. In tale contesto si innesta il rischio di liquidazione, da intendersi non come evento occasionale, ma come dinamica strutturalmente incorporata nel funzionamento del mercato⁴⁰. Si tratta della possibilità che, al verificarsi di una discesa del prezzo del collateral, l'intera posizione venga chiusa anticipatamente, in modo automatico o discrezionale, generando una vendita forzata dell'attività sottostante. Questa logica, comune nelle operazioni a margine o nei prestiti cripto garantiti, produce effetti pro-ciclici significativi: più il mercato scende, più posizioni vengono liquidate, alimentando ulteriori pressioni ribassiste. Ciò che distingue questa dinamica da quella osservabile nei mercati regolamentati è l'assenza di freni normativi e infrastrutturali. In assenza di margini regolati, “*circuit breakers*”, o prestatori di ultima istanza, anche una semplice correzione tecnica può innescare una catena automatica di liquidazioni che si estende in profondità per via della leva⁴¹.

L'assenza di trasparenza sui collateral, unita alla volatilità intrinseca degli asset sottostanti, rende il rischio di liquidazione una vulnerabilità non individuale, ma sistemica. Quando centinaia di migliaia di posizioni a margine — fondate su asset instabili, esposti su piattaforme opache — possono essere liquidate simultaneamente in risposta a un singolo shock di mercato, l'ipotesi di stabilità diventa difficilmente sostenibile.

⁴⁰ European Systemic Risk Board, *Crypto-assets and Decentralised Finance*, cit., p. 41: “These services have automatic liquidation systems in place, which are the equivalent of margin calls that programmatically liquidate positions which fall under the prespecified over-collateralisation limit, usually because of changes in the price of the collateral versus the borrowed tokens”.

⁴¹ Financial Stability Board, *Regulation, Supervision and Oversight of Crypto-Asset Activities and Markets*, 2022, p. 9: “Given the high volatility of crypto-assets, sharp declines in asset values may occur, reducing the value of collateral and potentially triggering margin calls or collateral liquidation. In such cases, the high degree of interconnectedness in the crypto-asset market may lead to cascades of liquidations, contributing to the propagation and amplification of risk contagion and market strains”.

Una criticità ulteriore emerge dalla circolarità delle garanzie. In molti casi, gli stessi asset sono utilizzati contemporaneamente come base per più posizioni, oppure “impegnati” a cascata attraverso strutture che li rendono visibili solo in parte⁴². Questo meccanismo, noto come “*rehypothecation*”, è ben noto anche nella finanza tradizionale, ma è soggetto a regole precise sui limiti di riutilizzo e sulla tracciabilità. Nel contesto crypto, invece, non esiste alcun registro centrale delle esposizioni: ciò rende impossibile determinare l’effettiva leva sistemica in gioco, né ex ante né ex post. In tal senso, un’analisi empirica condotta dall’OCSE sui limiti della DeFi per l’inclusione finanziaria, conferma la natura autoreferenziale di questo ecosistema: secondo i dati presentati nel 2024, “more than half of fund inflows to DeFi come from DeFi in any given month (leverage)”⁴³. In altre parole, gran parte delle risorse immesse nei protocolli DeFi proviene dagli stessi protocolli o da altre piattaforme simili, secondo una logica autoreferenziale che moltiplica l’effetto leva in assenza di meccanismi di contenimento macroprudenziale. Il risultato è un ecosistema che non solo è intrinsecamente instabile, ma anche fortemente esposto a dinamiche di “*deleveraging*” repentino, innescate da cali improvvisi nei collateral o da crisi di fiducia sistemica.

1.2.4 – Il paradosso della fiducia: centralizzazione informale e rischio sistemico

Il sistema delle criptovalute, come sottolineato in precedenza, si è originato come reazione esplicita alla crisi del 2008, proponendo un modello alternativo basato su un principio radicale: eliminare la necessità di fiducia nei confronti di intermediari terzi. L’idea di un mercato “*trustless*”, governato da regole algoritmiche, si fonda sulla convinzione che il codice, e non l’istituzione, debba garantire la sicurezza, la trasparenza e la tenuta del sistema. È una rottura profonda con il paradigma fiduciario su cui si regge l’architettura della finanza regolamentata, e in particolare con quello europeo, che, come visto nei paragrafi precedenti, ha ricostruito la stabilità sistemica proprio attorno al concetto giuridico e politico di fiducia.

⁴² Heike Joebges, Hansjörg Herr, Christian Kellermann, *Crypto Assets as a Threat to Financial Market Stability*, Eurasian Economic Review, 2025, p. 12: “An asset can serve several times as collateral in such markets – an economic agent gives credit and gets collateral, and at the same, the collateral is used by the same agent to take credit. This implies that the increase of a haircut and a fall in the price of assets hit the market more than one time”.

⁴³ Carmine Di Noia, *The Limits of DeFi for Financial Inclusion*, presentazione OECD, Digital Finance in Africa Policy Workshop, 20 giugno 2024, p. 6.

Tuttavia, l'evoluzione concreta del mercato delle cripto-attività ha mostrato una contraddizione di fondo tra l'ideologia originaria e la realtà operativa. Lungi dal funzionare come reti completamente distribuite e autogovernate, i mercati cripto si articolano attorno a soggetti altamente centralizzati, spesso opachi, privi di status giuridico chiaro e, soprattutto, non sottoposti ad alcuna forma strutturata di vigilanza. È proprio qui che si manifesta il paradosso strutturale della fiducia: se nel sistema tradizionale la fiducia è conferita a soggetti regolamentati e responsabilizzati dal diritto, nell'ecosistema cripto essa viene di fatto affidata a soggetti informali, dominanti e deregolamentati, che agiscono come terze parti di fiducia senza esserlo formalmente⁴⁴.

Il caso degli Exchange centralizzati (CEX) è emblematico. Nonostante la retorica della disintermediazione, sono proprio questi operatori a concentrare oggi la quasi totalità dei volumi di scambio in criptovalute⁴⁵. Tali entità gestiscono operazioni di custodia, formano i prezzi attraverso order book proprietari, facilitano il ricorso alla leva, definiscono le condizioni di accesso al mercato e controllano, di fatto, la liquidità aggregata disponibile. A tutti gli effetti, svolgono le funzioni tipiche di infrastrutture di mercato sistemiche, pur rimanendo al di fuori di ogni inquadramento giuridico coerente con tale ruolo⁴⁶. Il problema non è soltanto giuridico, ma profondamente sistemico.

In assenza di requisiti prudenziali, obblighi informativi o standard minimi di governance, l'intera stabilità del mercato cripto è fondata su una fiducia implicita in soggetti che non sono soggetti a nessun presidio istituzionale. La crisi di FTX nel 2022

⁴⁴ International Monetary Fund, *Regulating the Crypto Ecosystem: The Case of Unbacked Crypto Assets*, IMF Fintech Note 2022/007, Washington, DC, 2022, p.4: "Crypto assets were designed to disintermediate financial services, but new types of centralized entities, such as exchanges and wallet providers, offer key functions to users. These require users to trust centralized entities once again, yet they remain largely unregulated".

⁴⁵ European Systemic Risk Board, *Crypto-assets and Decentralised Finance*, cit., p.20: "Furthermore, many individuals access the crypto world through intermediaries that both run internal markets and act as aggregators and custodians. The biggest of these is Binance, which has roughly a 60% market share among crypto-asset exchanges. While Binance provides virtually no public information on its operations, reports suggest it may account for as much as three-quarters of crypto-asset trading activity and have as many as 30 million customers".

⁴⁶ International Monetary Fund, *Regulating the Crypto Ecosystem*, cit., p.18: "Crypto asset exchanges facilitate the buying and selling of unbacked crypto assets and provide much wider services than traditional securities exchanges. Many of the largest and most popular crypto asset exchanges are centralized intermediaries that in practice negate the aim of decentralization and disintermediation that formed the basis of innovation in this space for early crypto proponents. They reintroduce both centralization and trust in a single counterparty".

ha mostrato quanto sia fragile e pericolosa questa delega silenziosa. L'impossibilità di distinguere tra fondi dei clienti e fondi della piattaforma, l'assenza di una governance trasparente, la centralizzazione decisionale in capo a un unico individuo e la mancanza di qualunque autorità di vigilanza effettiva hanno consentito il collasso di una struttura che, per dimensione e funzione, era chiaramente sistemica. In questo scenario, la narrazione del "*trustless system*" si rivela fragile. La fiducia non è stata superata: è stata trasferita su soggetti non istituzionali, meno visibili, ma non per questo meno centrali. Ed è proprio questa fiducia, perché non formalizzata, che non può essere oggetto né di monitoraggio macroprudenziale né di intervento correttivo in caso di crisi.

Nel tentativo di colmare almeno in parte queste lacune, il Regolamento (UE) 2023/1114 (MiCA) ha introdotto obblighi di autorizzazione, trasparenza e condotta per i fornitori di servizi su cripto-attività. Tuttavia, come si vedrà nel Capitolo 2, la normativa non riconosce esplicitamente gli Exchange come entità sistemiche, né impone loro presidi equiparabili a quelli delle infrastrutture tradizionali.

1.3 – I canali di trasmissione del rischio sistemico verso la finanza tradizionale

L'intero impianto della regolazione macroprudenziale europea si fonda su un presupposto essenziale: un rischio diventa sistemico non in base alla sua natura intrinseca, ma nella misura in cui riesce a trasmettersi oltre il perimetro in cui si origina, compromettendo la stabilità complessiva del sistema finanziario. Il nodo centrale non è dunque se le criptovalute siano rischiose in sé — circostanza ormai acquisita — bensì se, e in che modo, possano trasferire i propri squilibri alla finanza regolamentata, coinvolgendo soggetti vigilati, mercati ufficiali o infrastrutture critiche. Questo passaggio, concettualmente cruciale, segna il punto di svolta dell'intero capitolo. Dopo aver analizzato le vulnerabilità strutturali ed endogene delle criptovalute, è ora necessario valutarne la trasmissibilità sistemica. Solo l'individuazione dei canali di contagio consente infatti di determinare se tali strumenti possano effettivamente minacciare l'equilibrio macrofinanziario. La stabilità non è una condizione statica, ma una funzione delle interconnessioni: quanto più un sistema è esposto, direttamente o indirettamente, alle fragilità di un altro, tanto maggiore sarà la sua vulnerabilità a shock esogeni, anche se formalmente esterni al proprio perimetro giuridico.

Diverse autorità internazionali — tra cui il Financial Stability Board (FSB), il Fondo Monetario Internazionale (IMF) e la Banca Centrale Europea (ECB) — hanno contribuito a definire tali meccanismi di trasmissione⁴⁷. La BCE, in particolare, ha individuato quattro canali principali attraverso i quali le cripto-attività possono incidere sulla stabilità sistemica⁴⁸:

1. esposizioni dirette del settore finanziario regolamentato,
2. effetti di ricchezza e di portafoglio,
3. perdita di fiducia e contagio reputazionale,
4. integrazione nei meccanismi di pagamento e regolamento.

Questi canali, pur concettualmente distinti, possono attivarsi simultaneamente in scenari di stress, generando effetti non lineari che amplificano l'impatto dello shock iniziale. Come osserva la BCE, l'aumento dell'integrazione tra criptovalute e finanza tradizionale — in particolare attraverso l'impiego della leva o l'adozione nei sistemi di pagamento — accresce il rischio che episodi localizzati di instabilità si propaghino all'economia reale, con potenziali ricadute sulla stabilità del sistema finanziario⁴⁹.

1.3.1 – Esposizioni dirette e indirette degli intermediari regolamentati

Nel quadro dell'analisi macroprudenziale, il primo e più immediato canale di trasmissione del rischio sistemico è rappresentato dalle esposizioni dirette detenute da soggetti regolamentati verso criptovalute o verso entità ad esse collegate. In tali casi, il rischio emerge quando una perdita significativa nel comparto cripto si riflette direttamente sui bilanci di intermediari finanziari rilevanti, compromettendo la loro stabilità patrimoniale e, per estensione, l'equilibrio del sistema finanziario complessivo⁵⁰. Oltre alle esposizioni dirette, i rischi connessi alle criptovalute possono trasmettersi al sistema finanziario anche attraverso canali indiretti, spesso meno visibili ma non per questo meno rilevanti. Si parla di esposizione indiretta quando, ad esempio, una banca

⁴⁷ Si veda: Financial Stability Board, *Assessment of Risks to Financial Stability from Crypto-Assets*, febbraio 2022; nonché International Monetary Fund, *The Crypto Ecosystem and Financial Stability Challenges*, Global Financial Stability Report, ottobre 2021, cap. 2, per un'analisi dettagliata dei potenziali canali di trasmissione e delle implicazioni macrofinanziarie connesse alla crescente interconnessione tra cripto-attività e sistema finanziario tradizionale

⁴⁸ European Central Bank, *Decrypting Financial Stability Risks*, cit., p. 118.

⁴⁹ European Central Bank, *Decrypting Financial Stability Risks*, cit., p. 118.

⁵⁰ Financial Stability Board, *Crypto-Asset Markets: Potential Channels for Future Financial Stability Implications*, 10 ottobre 2018, p. 10.

concede credito a soggetti fortemente coinvolti nel comparto cripto, sottoscrive derivati con piattaforme di scambio, assicura wallet digitali o investe in fondi che includono cripto-attività in portafoglio. Anche se l'intermediario non detiene direttamente criptovalute, resta comunque esposto ai rischi che da esse derivano, soprattutto nei momenti di stress di mercato⁵¹.

A livello europeo, le esposizioni dirette e indirette delle banche e dei fondi di investimento verso le cripto-attività risultano, alla luce di analisi recenti, estremamente limitate⁵². I dati raccolti dalla Banca Centrale Europea nel 2022 mostrano che solo due su 105 istituti hanno riportato esposizioni in bilancio verso cripto-attività, e un solo intermediario ha dichiarato una posizione attiva nel trading book⁵³. Tali evidenze sono confermate anche dalle rilevazioni della European Banking Authority (EBA), che monitora regolarmente le esposizioni tramite questionari semestrali sottoposti alle banche dell'Unione⁵⁴. Allo stesso tempo, basandosi su informazioni rilevate dall'ESMA, l'esposizione dei fondi d'investimento UE in criptovalute rimane limitata⁵⁵. Sebbene esista un crescente interesse da parte di alcuni attori, l'effettiva integrazione del settore cripto nei bilanci bancari europei resta marginale, anche a causa dell'incertezza regolamentare ancora presente e dei vincoli prudenziali imposti dagli standard di Basilea.

Tuttavia, questa evidenza non è sufficiente a escludere la rilevanza sistemica del canale. Anzitutto, vi è una chiara asimmetria informativa: molte esposizioni non sono riportate in bilancio in forma trasparente, ma assumono configurazioni opache che sfuggono al monitoraggio aggregato. L'attuale carenza di dati impedisce una valutazione coerente del livello di esposizione del sistema finanziario globale verso le cripto-attività⁵⁶.

⁵¹ Fondo Monetario Internazionale, *Regulating the Crypto Ecosystem. The Case of Unbacked Crypto Assets*, Fondo Monetario Internazionale, settembre 2022, p. 27.

⁵² European Systemic Risk Board, *Crypto-assets and Decentralised Finance*, cit., pp. 25–26.

⁵³ European Systemic Risk Board, *Crypto-assets and Decentralised Finance*, cit., pp. 25–26: “More specifically, the reported direct exposure of EU banks to crypto-assets is miniscule. Only two of 105 banks reported banking book exposure, and only one reported trading book exposure towards crypto-assets. In all three cases, the quantities were extremely small – the total for all three being less than €100,000”.

⁵⁴ European Systemic Risk Board, *Crypto-assets and Decentralised Finance*, cit., p. 25, nota 49.

⁵⁵ European Systemic Risk Board, *Crypto-assets and Decentralised Finance*, cit., p. 26: “The story is not so different for investment funds in the EU. Based on information collected by the European Securities and Markets Authority (ESMA) from national competent authorities (NCAs), the exposure of EU investment funds to crypto-assets is limited. NCAs reported a total of 111 funds with crypto-asset exposure, all being AIFs (April 2022 survey)”.

⁵⁶ European Central Bank, *Understanding the Crypto-Asset Phenomenon*, cit., p. 109: “First, a major data gap exists with respect to the interlinkages with the real and financial sectors, including the amount of

In secondo luogo, la situazione è in rapida evoluzione. Diversi gruppi bancari stanno ampliando le proprie attività nel settore cripto, attraverso l'offerta di servizi di custodia, l'integrazione di asset digitali nei servizi di investimento o la partecipazione a infrastrutture tecnologiche per il trading o la tokenizzazione⁵⁷. Anche se tali attività non comportano sempre una detenzione diretta, rafforzano l'interconnessione funzionale tra il sistema bancario e il comparto cripto, aumentando il rischio che uno shock reputazionale o operativo si traduca in tensioni patrimoniali.

Un caso emblematico di questa evoluzione è rappresentato da Warren Buffett, noto per la sua storica avversione verso le criptovalute. Nel 2018, Buffett definì Bitcoin come “probabilmente veleno per topi al quadrato”⁵⁸. Tuttavia, nel 2021, la sua holding Berkshire Hathaway ha investito circa 1 miliardo di dollari in Nu Holdings, una banca digitale brasiliana che offre servizi legati alle criptovalute, tra cui la propria criptovaluta Nucoin⁵⁹. Il punto non è la contraddizione personale, ma il segnale che le logiche del sistema tradizionale stanno convergendo, anche inconsapevolmente, con quelle del sistema cripto, creando un'interconnessione patrimoniale difficile da disinnescare.

Un elemento particolarmente rilevante, in questo quadro, è rappresentato dal trattamento prudenziale delle esposizioni bancarie in criptovalute. Nel tentativo di neutralizzare l'incentivo ad assumere rischi eccessivi su asset altamente volatili, il Comitato di Basilea ha introdotto per le criptovalute prive di supporto sottostante – come

banks' or financial corporations' direct holdings of crypto-assets and information on lending for purposes of investing in crypto-assets”.

⁵⁷ J. Cunliffe, *Is 'Crypto' a Financial Stability Risk?*, intervento tenuto presso la SIBOS Conference, Bank of England, 13 ottobre 2021: “Several global banks are offering, or are planning to offer, digital asset custody services. Some international banks have started to, or are looking at, trading cryptoasset futures and non-deliverable forwards; and offering wealth management clients cryptoasset investments, following client demand. Others have developed exchange platforms facilitating matched trades, or offer customers access to other crypto Exchange through their apps”.

⁵⁸ Nel corso dell'annuale assemblea degli azionisti di Berkshire Hathaway, Warren Buffett dichiarò che il Bitcoin era “*probably rat poison squared*”, ribadendo la sua visione fortemente critica verso le criptovalute. Cfr. CNBC, *Warren Buffett says bitcoin is 'probably rat poison squared'*, 5 maggio 2018, disponibile su: <https://www.cnbc.com/2018/05/05/warren-buffett-says-bitcoin-is-probably-rat-poison-squared.html>

⁵⁹ Nel giugno 2021, Berkshire Hathaway ha annunciato un investimento di 500 milioni di dollari in Nu Holdings, la società madre della banca digitale brasiliana Nubank. Questo investimento ha contribuito a valutare Nubank a circa 30 miliardi di dollari, rendendola una delle fintech più preziose dell'America Latina.

Cfr. *The Wall Street Journal*, *Berkshire Hathaway to Buy \$500 Million Stake in Brazil's Nubank*, 8 giugno 2021, disponibile su: <https://www.wsj.com/finance/berkshire-hathaway-to-buy-500-million-stake-in-brazils-nubank-11623153600>

bitcoin ed Ethereum – un requisito patrimoniale estremamente stringente⁶⁰. Tali cripto-attività, classificate nel *Group 2*, non soddisfano le condizioni richieste per il riconoscimento come attività di *Group 1* (token tradizionali o cripto con meccanismi efficaci di stabilizzazione del valore) e, per questo motivo, sono considerate ad elevata rischio. Esse sono soggette all'applicazione di un *risk weight* pari al 1250% del valore dell'esposizione (long o short), secondo la formula $RWA = 1250\% \times \max[\text{abs}(\text{long}), \text{abs}(\text{short})]$. Tale ponderazione implica, in termini effettivi, l'accantonamento di capitale pari al 100% dell'importo dell'esposizione, tenuto conto del coefficiente patrimoniale minimo dell'8%, poiché il coefficiente di capitale minimo (8%) moltiplicato per il 1250% equivale a 100. Tale misura riflette l'intenzione del Comitato di scoraggiare l'assunzione di rischi eccessivi su strumenti altamente volatili e speculativi, e di tutelare la stabilità del sistema finanziario rispetto a esposizioni prive di un valore intrinseco determinabile. A ulteriore presidio della stabilità finanziaria, il Comitato ha introdotto un limite quantitativo all'esposizione complessiva delle banche verso cripto-attività del *Group 2*, fissato provvisoriamente all'1% del capitale Tier 1. Tuttavia, se da un lato questa impostazione può effettivamente ridurre l'appetito per il rischio delle banche tradizionali, dall'altro potrebbe produrre effetti distortivi: tra questi, l'incentivo a impiegare strutture contrattuali o veicoli giuridici che consentano di aggirare formalmente la classificazione regolamentare degli asset⁶¹. In tal modo, il rischio non viene eliminato, ma semplicemente spostato in aree meno trasparenti del sistema finanziario, con un possibile aumento dell'opacità complessiva e delle vulnerabilità sistemiche.

1.3.2 – Effetti ricchezza, vendite forzate e ricomposizione patrimoniale

Il secondo canale di trasmissione del rischio sistemico associato alle criptovalute è rappresentato dai cosiddetti effetti ricchezza (“*wealth effects*”). A differenza delle interconnessioni formali, fondate su legami contrattuali o partecipativi, questo meccanismo opera su un piano prevalentemente finanziario e comportamentale,

⁶⁰ Basel Committee on Banking Supervision, *Second Consultation on the Prudential Treatment of Cryptoasset Exposures*, Bank for International Settlements, giugno 2022, SCO60.59 ss. e SCO60.121 ss.

⁶¹ Sul rischio di arbitraggio regolamentare e sull'impiego di strutture opache per evitare requisiti patrimoniali, si veda: Financial Stability Board, *Regulation, Supervision and Oversight*, cit., p. 16: “some actors may be incentivised to structure their businesses to circumvent the application of certain jurisdictions’ more stringent regulatory requirements”.

attivandosi attraverso l'impatto che un crollo del mercato cripto può generare sulla composizione dei portafogli, sulla liquidità complessiva e sulla propensione al rischio degli operatori economici. Le perdite nel comparto cripto possono generare ricomposizioni patrimoniali forzate, obbligando investitori istituzionali e retail a liquidare asset tradizionali per coprire perdite, rispondere a margin call o riequilibrare la propria allocazione del rischio⁶². Il fenomeno assume particolare rilevanza in presenza di leva finanziaria, la quale accresce la sensibilità dei portafogli a variazioni di valore anche modeste. Sotto il profilo macro-finanziario, questa dinamica costituisce un canale di trasmissione del rischio tra il mercato cripto e i mercati regolamentati, in cui l'effetto comportamentale delle vendite può prevalere sulla valutazione intrinseca degli strumenti coinvolti. È stato osservato che, in un contesto di allocazione dinamica del rischio, un ribasso delle cripto-attività rispetto a titoli azionari o obbligazionari può indurre gli investitori con portafogli a leva a dismettere asset tradizionali per mantenere costante l'esposizione percentuale al comparto cripto⁶³.

Seppure tale meccanismo di ribilanciamento sia, ad oggi, attenuato da una scarsa integrazione delle criptovalute nei portafogli tradizionali, esso rappresenta un potenziale vettore di contagio in grado di esercitare pressioni al ribasso sui mercati regolamentati, con effetti pro-ciclici e amplificazione della volatilità. Inoltre, come analizzato precedentemente, la presenza di cripto-attività utilizzate come collateral in operazioni di finanziamento, anche presso operatori non regolarizzati o in giurisdizioni opache, aggrava la dinamica. Al primo segnale di svalutazione del collateral, le controparti possono richiedere integrazioni o procedere alla liquidazione automatica, innescando un circolo vizioso di vendite pro-cicliche.

Dal punto di vista regolamentare, questo canale solleva una questione particolarmente delicata: il diritto bancario e dei mercati finanziari è strutturato per intervenire su rischi formalizzati, basati su esposizioni osservabili, dichiarazioni contabili, limiti patrimoniali. Ma nel caso degli effetti di portafoglio, il rischio si

⁶² Un calo del valore delle cripto-attività, se utilizzate in modo diffuso come *collateral*, può attivare *margin call*, inadempienze e vendite forzate, con effetti potenzialmente destabilizzanti sulla liquidità e sull'attività economica. Cfr. Financial Stability Board, *Crypto-Asset Markets*, cit., p. 11.

⁶³ Cfr. European Systemic Risk Board, *Crypto-assets and Decentralised Finance*, cit., p. 26: "A leveraged investor could have crypto-assets as part of their investment portfolio. [...] Standard portfolio rebalancing would dictate selling traditional assets and purchasing crypto-assets to keep the portfolio share allocated to crypto-assets constant. [...] This would create downward pressure on equity and bond prices."

manifesta solo ex post, come risultato dell'aggregazione di decisioni individuali che, prese isolatamente, non violano alcuna norma. L'asimmetria qui non è informativa, bensì comportamentale: la vigilanza non ha strumenti per anticipare il modo in cui una perdita percepita su asset marginali possa alterare il funzionamento complessivo del mercato.

1.3.3 – Contagio reputazionale e sfiducia sistemica

Nel diritto dei mercati finanziari, come già analizzato, la fiducia rappresenta un presupposto essenziale per il funzionamento ordinato del sistema. Essa costituisce l'infrastruttura immateriale su cui si fondano la solvibilità percepita degli intermediari, la stabilità degli scambi e l'efficacia dell'azione regolatoria. Tuttavia, in contesti ad alta innovazione e bassa regolazione, come quello delle criptovalute, la fiducia tende a essere più fragile, più volatile e maggiormente soggetta a fenomeni di erosione collettiva. In tali circostanze, anche eventi localizzati possono innescare dinamiche di contagio reputazionale, con effetti disordinati e sistemici che travalicano i confini del settore direttamente coinvolto. Le criptovalute, pur mantenendo un'autonomia formale rispetto ai circuiti regolamentati, sono progressivamente percepite — dall'opinione pubblica, dai mezzi di informazione e da una parte crescente della comunità finanziaria — come parte integrante dell'ecosistema finanziario contemporaneo. Questa convergenza percettiva genera un corto circuito informativo: quando eventi critici colpiscono il comparto crypto, il relativo danno reputazionale può facilmente propagarsi verso gli intermediari tradizionali, specialmente se questi risultano coinvolti, anche solo marginalmente, in attività connesse al settore. In tali casi, la distinzione giuridica tra finanza regolamentata e non regolamentata si offusca nella percezione collettiva, alimentando dinamiche di sfiducia sistemica.

La letteratura ha osservato che se le criptovalute dovessero diventare significativamente più diffuse tra il pubblico o maggiormente integrate nel sistema finanziario, la materializzazione dei rischi primari potrebbe danneggiare la fiducia nel sistema stesso o nelle autorità di vigilanza⁶⁴.

⁶⁴ Financial Stability Board, *Crypto-Asset Markets*, cit., pp. 9–10: “If crypto-assets become significantly more actively traded by financial institutions or significantly more widely used by the general public, then materialisation of the primary risks [...] could damage faith in those institutions and the financial system”.

Un ulteriore profilo critico concerne la tenuta reputazionale delle autorità pubbliche in presenza di crisi nel comparto delle criptovalute. In un contesto caratterizzato da rapidi sviluppi e forte esposizione mediatica, l'assenza o il ritardo nella risposta regolamentare può essere percepito come una forma di acquiescenza o, peggio, di impotenza istituzionale. Tale percezione, rischia di estendersi all'intero impianto regolatorio, minandone la legittimità agli occhi degli operatori e degli investitori. È proprio la fiducia nella capacità delle autorità di presidiare efficacemente l'innovazione finanziaria che rappresenta un elemento di stabilità sistemica⁶⁵.

In ultima istanza, la peculiarità di questo canale è la sua intangibilità: non esiste un bilancio dove misurare il danno reputazionale, né un indice di volatilità che ne anticipi la materializzazione. Tuttavia, una volta innescata, la perdita di fiducia è tra i fattori più difficili da contenere, perché agisce sui comportamenti collettivi e perché spesso anticipa le dinamiche finanziarie vere e proprie. Come accaduto in precedenti crisi storiche — dalla bolla dot-com alla crisi finanziaria post crollo Lehman Brothers — la sfiducia può diventare essa stessa il motore della crisi, e non solo la sua conseguenza.

1.4 – Una lezione dimenticata? Criptovalute e le ombre della crisi del 2008

Guardando alle criptovalute attraverso la lente del rischio sistemico, la riflessione che emerge con maggiore forza — e al tempo stesso con maggiore inquietudine — è che il sistema finanziario contemporaneo si sta confrontando con vulnerabilità già conosciute, ma riformulate in un linguaggio nuovo. I tratti distintivi dell'ecosistema crypto — leva implicita, opacità informativa, interconnessioni non tracciate, fiducia delegata a soggetti non istituzionali — non costituiscono anomalie radicalmente nuove, ma riproducono in chiave digitale molte delle dinamiche che, in passato, hanno dato origine a crisi di vasta portata.

Tra queste, la crisi finanziaria globale del 2008 costituisce un precedente paradigmatico: non solo per l'intensità degli effetti generati, ma per la modalità subdola e cumulativa con cui il rischio sistemico si è manifestato — inizialmente marginale, poi rapidamente fuori controllo. L'analogia con la crisi dei mutui subprime non è né forzata

⁶⁵ Financial Stability Board, *Crypto-Asset Markets*, cit., pp. 9–10: “If the public were to judge the policy response to the emerging risks in crypto-asset markets to be inadequate, trust in the financial system and in financial regulators could be further eroded”.

né retorica. Non è casuale che molte delle autorità oggi impegnate nella valutazione del rischio associato alle criptovalute abbiano esplicitamente evocato dei paragoni con la crisi subprime⁶⁶. Nel 2008, il valore aggregato dei mutui subprime ammontava a circa 1.200 miliardi di dollari, una cifra equivalente a meno dell'1% del valore complessivo dei mercati finanziari globali. Eppure, fu proprio questo segmento relativamente modesto ad attivare una catena di eventi che condusse al collasso di Lehman Brothers e al conseguente shock sistemico. Come allora, anche oggi il rischio sistemico non risiede tanto nella dimensione assoluta delle cripto-attività, quanto nella natura delle interconnessioni che esse alimentano.

Il parallelo è stato evidenziato in modo esplicito anche da Jon Cunliffe, vicegovernatore della Bank of England, che nel 2021 ha affermato: “\$2.3 trillion of course needs to be seen in the context of the \$250 trillion global financial system. But as the financial crisis showed us, you don't have to account for a large proportion of the financial sector to trigger financial stability problems — sub-prime was valued at around \$1.2 trillion in 2008⁶⁷”.

Il punto, dunque, non è la dimensione, ma la fragilità delle connessioni e l'effetto moltiplicatore degli shock. Le criptovalute non rappresentano ancora una minaccia sistemica diretta, ma mostrano caratteristiche strutturali che ricordano da vicino le innovazioni finanziarie che precedettero la crisi del 2008. Allora come oggi, si tratta di strumenti percepiti come marginali, ma in realtà profondamente interconnessi, scarsamente regolati e spesso sottovalutati nei loro effetti potenziali⁶⁸. L'esperienza dei mutui subprime dimostra come attività percepite come isolate possano trasmettere shock su scala sistemica, proprio perché invisibilmente interconnesse, istituzionalmente tollerate e sistematicamente sottovalutate.

⁶⁶ Cfr. Jon Cunliffe, *Is 'Crypto' a Financial Stability Risk?*, intervento al SIBOS, Bank of England, 13 ottobre 2021, p. 2, dove si afferma che “a massive collapse in cryptoasset prices, similar to what we have seen in tech stocks and sub-prime, is certainly a plausible scenario”; e anche: Financial Stability Board, *Crypto-Asset Markets*, cit., p. 14, dove la dimensione del mercato crypto viene posta a confronto con quella del comparto subprime statunitense pre-2008 come parametro di valutazione del rischio sistemico potenziale.

⁶⁷ Cfr. J. Cunliffe, *Is 'Crypto' a Financial Stability Risk?*, cit.

⁶⁸ Olivier Blanchard, *The Perfect Storm*, in *Finance & Development*, vol. 46, n. 2, Fondo Monetario Internazionale, giugno 2009, p. 39: “In short, underestimation of risk, opacity, interconnection, and leverage, all combined to create the perfect (financial) storm”.

Da questa prospettiva, le criptovalute non sollevano soltanto un problema di gestione del rischio, ma pongono una sfida più profonda: quella di misurare la capacità dell'architettura regolatoria di individuare e interpretare il rischio prima che esso si manifesti. L'impianto europeo di vigilanza finanziaria, nato in risposta alla crisi del 2008, è stato concepito per colmare lacune informative, rafforzare la cooperazione tra autorità e ristabilire la fiducia quale fondamento del sistema finanziario. Tuttavia, come questo capitolo ha cercato di dimostrare, l'universo cripto si sviluppa oggi in un'area grigia in cui la fiducia è delegata a meccanismi algoritmici, la trasparenza è oscurata dallo pseudonimato, e la vigilanza tradizionale è aggirata da automatismi decentralizzati. Le interconnessioni non sono esplicite, ma esistono e crescono. In tal senso, non ci troviamo semplicemente davanti a un mercato da regolamentare, ma dinanzi a un'infrastruttura alternativa, alla quale gli strumenti giuridici e supervisor tradizionali stentano ad applicarsi in modo efficace.

Il nodo cruciale è che questa infrastruttura non è più esterna al sistema regolamentato: la attraversa, lo permea. Le criptovalute sono oggi strumenti d'investimento, mezzi di pagamento, asset sottostanti per derivati e prodotti indicizzati, garanzie nei protocolli decentralizzati. Ma sono anche vettori simbolici e ideologici che contribuiscono a riformulare l'immaginario finanziario contemporaneo. La loro influenza, perciò, non è solo economica, ma culturale. In tale contesto, la distinzione tra rischio attuale e rischio potenziale perde efficacia analitica: ciò che oggi non è formalmente sistemico può diventarlo domani, non solo per effetto della crescita in scala, ma perché erode progressivamente i presupposti di funzionamento del sistema regolamentato stesso.

Capitolo 2 – Il rischio sistemico delle criptovalute: risposte normative e modelli comparati

L'analisi condotta nel capitolo precedente ha mostrato come le criptovalute presentano vulnerabilità strutturali potenzialmente in grado di compromettere la stabilità dei mercati finanziari, specialmente laddove si creino interconnessioni significative con il settore regolato. È proprio in questo scenario, in cui la tecnologia si sviluppa secondo logiche autonome rispetto alle regole tradizionali della finanza, che si pone il tema dell'adeguatezza dell'impianto normativo esistente. Se le criptovalute possono costituire un vettore di rischio sistemico è essenziale domandarsi se il diritto vigente, e in particolare la nuova regolamentazione europea, sia effettivamente in grado di prevenirne o mitigarne le implicazioni sistemiche.

2.1 – La necessità di un framework regolamentare europeo per il rischio sistemico delle criptovalute

Come emerso nel capitolo precedente, la diffusione delle criptovalute pone interrogativi strutturali circa la loro capacità di generare instabilità sistemica, soprattutto quando si intrecciano con il funzionamento ordinato del sistema finanziario regolato. Tra i canali principali di trasmissione del rischio sistemico, accanto alle dinamiche di uso improprio della leva finanziaria, alle asimmetrie informative e alla fiducia disintermediata, si colloca un fenomeno tanto meno visibile quanto più insidioso: l'integrazione progressiva delle criptovalute all'interno degli strumenti di intermediazione tradizionale.

Questa interconnessione non è più soltanto potenziale. In misura crescente, criptovalute come bitcoin, Ether e altri token decentralizzati vengono acquisite, custodite, replicate o sintetizzate in una varietà di veicoli finanziari utilizzati da operatori istituzionali, investitori qualificati e, talvolta, anche risparmiatori retail. Fondi alternativi, strumenti derivati, ETF su indici crypto e fondi UCITS con esposizione indiretta rappresentano ormai forme concrete di canalizzazione del rischio crypto in comparti regolati⁶⁹.

⁶⁹ L'integrazione delle criptovalute nei comparti regolamentati si manifesta attraverso molteplici strumenti e veicoli riconosciuti dalle autorità di vigilanza. Un primo esempio rilevante è rappresentato dai derivati regolamentati su criptovalute negoziati presso il CME Group (Chicago Mercantile Exchange), dove sono quotati Bitcoin Futures (dal dicembre 2017) ed Ether Futures (dal febbraio 2021), entrambi soggetti alla

Tale evoluzione solleva un interrogativo di fondo: il diritto vigente è attrezzato per contenere i rischi che derivano dall’inserimento delle criptovalute nei portafogli istituzionali? Diversi organismi sovranazionali hanno iniziato a rispondere a questa domanda attraverso l’elaborazione di principi e indirizzi normativi volti a presidiare gli impieghi professionali e intermediati delle criptovalute. In ambito europeo, l’ESMA ha avviato un approfondimento sull’ammissibilità delle cripto-attività nei fondi UCITS e AIF⁷⁰. Pur in assenza di un quadro armonizzato, alcuni Stati membri consentono esposizioni indirette tramite prodotti derivati o Exchange Traded Notes, mentre altri adottano un approccio più restrittivo. La discussione è ancora aperta, ma segnala una tendenza crescente verso la formalizzazione della presenza cripto nel risparmio gestito.

In parallelo, il Comitato di Basilea ha pubblicato nel 2023 uno standard globale per il trattamento prudenziale delle esposizioni bancarie a cripto-attività⁷¹, distinguendo tra:

- Gruppo 1: include le cripto-attività che soddisfano pienamente una serie di condizioni di classificazione, come gli asset tradizionali tokenizzati (Gruppo 1a) e le cripto-attività con meccanismi di stabilizzazione efficaci (Gruppo 1b);

supervisione della Commodity Futures Trading Commission (CFTC). Questi strumenti sono utilizzati da fondi hedge, gestori istituzionali e, in taluni casi, da ETF che replicano indirettamente l’andamento delle criptovalute. In ambito europeo, si segnalano diversi Exchange Traded Notes (ETN) emessi da società come 21Shares, VanEck, WisdomTree, negoziati su borse regolamentate quali Deutsche Börse Xetra, Euronext Amsterdam. Tali strumenti replicano l’andamento di bitcoin o Ether e sono garantiti da riserve “fisiche” in “cold storage” presso custodi professionali. Quanto agli ETF a replica indiretta, uno degli esempi più rilevanti è il ProShares Bitcoin Strategy ETF (BITO), approvato dalla SEC e quotato sul NYSE Arca: esso non detiene bitcoin fisici, ma replica il prezzo dei futures CME su Bitcoin. Similmente, in Canada, sono stati approvati ETF a replica fisica su bitcoin ed Ethereum, come il Purpose Bitcoin ETF (BTCC), regolamentato dall’Ontario Securities Commission. In Europa, invece, l’integrazione nei fondi UCITS è vietata per le cripto-attività in forma diretta, ma alcuni gestori hanno tentato un’esposizione indiretta tramite derivati, partecipazioni in società cripto-native o settori legati alla blockchain. Un esempio è l’Invesco CoinShares Global Blockchain UCITS ETF.

⁷⁰ L’ESMA ha avviato un processo di revisione dell’ammissibilità delle cripto-attività nei fondi UCITS e AIF attraverso diverse iniziative ufficiali. Il 7 maggio 2024, ha pubblicato un “*Call for Evidence*” sulla revisione della Direttiva sugli Attivi Ammissibili per i fondi UCITS, sollecitando contributi da parte degli stakeholder riguardo ai rischi e benefici potenziali dell’inclusione di nuove classi di attivi, comprese le cripto-attività, nei fondi UCITS. European Securities and Markets Authority (ESMA), *Call for Evidence on the Review of the UCITS Eligible Assets Directive*, 7 maggio 2024.

⁷¹ Cfr. paragrafo 1.3.1. Per una trattazione più dettagliata dei requisiti patrimoniali e delle soglie aggregate previste dallo standard del Comitato di Basilea, si veda: Basel Committee on Banking Supervision, *Prudential treatment of cryptoasset exposures – Final Standard*, Bank for International Settlements, dicembre 2022.

- Gruppo 2: comprende le cripto-attività che non soddisfano le condizioni di classificazione del Gruppo 1, incluse tutte le cripto-attività non garantite. Queste sono soggette a un trattamento patrimoniale più conservativo. Il documento stabilisce che l'esposizione totale di una banca alle cripto-attività del Gruppo 2 non deve superare il 2% del capitale Tier 1 della banca e dovrebbe generalmente essere inferiore all'1%.

L'Unione Europea, a sua volta, ha recepito parzialmente tali principi attraverso l'aggiornamento del Regolamento sui Requisiti Patrimoniali (CRR III), introducendo un regime prudenziale transitorio per le esposizioni a cripto-attività nei bilanci bancari. Questo passaggio segna un primo riconoscimento formale della rilevanza sistemica del rischio di portafoglio legato agli asset cripto, anche quando essi non rientrano nell'ambito del Regolamento MiCA⁷².

Infine, sul versante della custodia professionale, autorità come IOSCO hanno richiamato l'attenzione su temi cruciali quali: la segregazione degli asset dei clienti, la protezione contro conflitti di interesse nei fornitori di servizi cripto, la necessità di presidi operativi e organizzativi proporzionati alla natura decentralizzata e immateriale degli asset custoditi⁷³.

Nel loro insieme, questi interventi confermano una verità fondamentale per la costruzione del framework regolamentare: il rischio sistemico non si annida soltanto

⁷² Il Regolamento (UE) 2024/1623 del Parlamento europeo e del Consiglio, che modifica il regolamento (UE) n. 575/2013 per quanto concerne i requisiti per il rischio di credito, il rischio di aggiustamento della valutazione del credito, il rischio operativo, il rischio di mercato e l'output floor, Gazzetta Ufficiale dell'Unione Europea, L 163, 19 giugno 2024., introduce un regime prudenziale transitorio per le esposizioni delle banche a cripto-attività. In particolare, in attesa dell'adozione di un regime prudenziale definitivo per le esposizioni delle banche alle cripto-attività, il Regolamento (UE) 2024/1623 introduce, attraverso l'articolo 501 quinquies, un quadro transitorio vincolante. Entro il 30 giugno 2025, la Commissione è tenuta a presentare una proposta legislativa dedicata, coerente con gli standard internazionali e con il Regolamento (UE) 2023/1114 (MiCA). Nel frattempo, gli enti creditizi sono obbligati ad applicare requisiti patrimoniali rafforzati: le esposizioni a cripto-attività non conformi ai criteri stabiliti – in particolare, quelle prive di sottostante tradizionale o di emittente conforme al MiCA – sono soggette a una ponderazione del rischio pari al 1250%, con un limite aggregato all'1% del capitale di classe 1. Cfr. art. 501 quinquies, Regolamento (UE) 2024/1623.

⁷³ Le questioni relative alla custodia professionale delle cripto-attività sono oggetto di specifica disciplina nelle Raccomandazioni 12–16 contenute nel *Final Report on Policy Recommendations for Crypto and Digital Asset Markets*, pubblicato dallo IOSCO. Cfr. International Organization of Securities Commissions (IOSCO), *Policy Recommendations for Crypto and Digital Asset Markets*, Final Report, FR11/2023, 16 novembre 2023.

nell'asset cripto in sé, ma nelle modalità attraverso cui esso viene "normalizzato" e incorporato nei circuiti finanziari istituzionali. Le cripto-attività, pur restando formalmente esterne alla disciplina prudenziale classica e alla regolazione armonizzata degli strumenti finanziari, stanno gradualmente penetrando il perimetro regolato attraverso veicoli, esposizioni e funzioni che le avvicinano, senza però assimilarle, al diritto vigente. Tale ibridazione espone il sistema a rischi latenti che né le norme prudenziali transitorie né le linee guida sovranazionali riescono, da sole, a governare compiutamente. È proprio in questo spazio regolatorio imperfetto, segnato da frammentazione e incertezza, che si colloca l'intervento dell'Unione Europea con il Regolamento MiCA: il primo tentativo sistemico di disciplinare le cripto-attività.

2.2 – La disciplina europea delle cripto-attività

Il progressivo spostamento delle criptovalute dal paradigma della disintermediazione radicale verso un'integrazione crescente nei circuiti della finanza regolamentata ha reso sempre più urgente l'elaborazione di un quadro giuridico unitario, in grado di disciplinare in modo organico tutte le fasi essenziali del ciclo di vita di tali strumenti: dall'emissione all'offerta al pubblico, dalla negoziazione alla custodia, fino agli strumenti di supervisione. In questo contesto si inserisce il Regolamento (UE) 2023/1114, noto come MiCA – Markets in Crypto-Assets, approvato il 31 maggio 2023 ed entrato in vigore il 29 giugno 2023, con applicazione graduale a partire dal 30 dicembre 2024. Si tratta del primo tentativo organico, a livello globale, di regolamentare in modo unitario l'intero ciclo di vita delle cripto-attività, colmando le incertezze giuridiche che fino a oggi hanno favorito l'espansione incontrollata di un mercato profondamente opaco e frammentato. Il MiCA nasce con una chiara ambizione: ricondurre l'universo cripto all'interno del perimetro della regolazione finanziaria ordinaria, senza tuttavia soffocarne la portata innovativa⁷⁴.

⁷⁴ Considerando (6), Regolamento (UE) 2023/1114 del Parlamento europeo e del Consiglio, relativo ai mercati delle cripto-attività e che modifica i regolamenti (UE) n. 1093/2010, (UE) n. 1094/2010 e (UE) n. 1095/2010, Gazzetta Ufficiale dell'Unione Europea, L 150, 9 giugno 2023: "un simile quadro dovrebbe sostenere l'innovazione e la concorrenza leale, garantendo nel contempo un elevato livello di tutela dei detentori al dettaglio e l'integrità dei mercati delle cripto-attività."

2.2.1 – Origine e logica del Regolamento MiCA

L'adozione del Regolamento MiCA segna un passaggio decisivo nell'evoluzione del diritto dei mercati finanziari europei. Per la prima volta, un ordinamento continentale si propone di disciplinare in modo unitario un insieme eterogeneo di strumenti digitali nati, per logica e struttura, fuori dal perimetro della regolazione. La genesi del MiCA si inserisce all'interno della Strategia per la finanza digitale dell'UE, presentata dalla Commissione nel settembre 2020, che definisce quattro priorità: eliminare la frammentazione normativa, adattare il quadro regolamentare alle tecnologie emergenti, promuovere l'uso efficiente dei dati e prevenire i rischi derivanti dalla digitalizzazione finanziaria⁷⁵.

In questo contesto, il MiCA assume una valenza strategica: non è solo un intervento tecnico, ma l'architrave di una futura governance europea della finanza digitale, volta a bilanciare innovazione e stabilità. La scelta dello strumento – un regolamento⁷⁶, non una direttiva – conferma la volontà del legislatore di garantire uniformità giuridica vincolante in tutti gli Stati membri, superando le discrezionalità nazionali. Tale scelta risponde all'esigenza di contrastare il fenomeno dell'arbitraggio regolamentare, ovvero la tendenza degli operatori a localizzarsi in giurisdizioni più permissive, meno vigilate o lente nell'aggiornamento normativo. Questa dinamica ha favorito la crescita di un ecosistema frammentato, in cui la concorrenza tra ordinamenti ha incentivato comportamenti opportunistici, compromettendo l'efficacia delle regole esistenti. In particolare, molti Exchange hanno operato in Stati privi di presidi prudenziali o di controlli AML/CFT⁷⁷ effettivi, generando asimmetrie competitive e amplificando i rischi sistemici.

Il MiCA si propone dunque di riportare il settore entro i confini del diritto, senza però soffocarne le potenzialità. In particolare, la proposta normativa persegue quattro obiettivi fondamentali: (i) fornire un quadro legale per le cripto-attività non ancora

⁷⁵ Commissione Europea, *Digital Finance Strategy for the EU – Towards a European framework for the digital financial sector*, COM(2020) 591 final, Bruxelles, 24 settembre 2020, pp. 2–3.

⁷⁶ Articolo 288, Trattato sul Funzionamento dell'Unione Europea, in Gazzetta Ufficiale dell'Unione Europea, C 202, 7 giugno 2016: “Il regolamento ha portata generale. Esso è obbligatorio in tutti i suoi elementi e direttamente applicabile in ciascuno degli Stati membri”.

⁷⁷ AML (Anti-Money Laundering) indica l'insieme delle norme volte a prevenire il riciclaggio di denaro. CFT (Countering the Financing of Terrorism) si riferisce alle misure adottate per contrastare il finanziamento del terrorismo.

disciplinate dalla legislazione finanziaria vigente nell'Unione Europea; (ii) sostenere l'innovazione e promuovere l'adozione della tecnologia a registro distribuito (DLT), attraverso un assetto normativo solido e trasparente; (iii) garantire un adeguato livello di protezione degli investitori e dei consumatori e preservare l'integrità dei mercati; e (iv) rafforzare la stabilità finanziaria, alla luce della possibilità che alcune cripto-attività possano acquisire dimensioni sistemiche nel tempo⁷⁸.

Il risultato è un impianto articolato che prevede autorizzazioni preventive, obblighi informativi, requisiti organizzativi e presidi prudenziali, modellato su standard bancari e finanziari tradizionali, ma applicato a soggetti spesso decentralizzati, informali o atipici. Il Regolamento MiCA si confronta con l'esigenza di incardinare in un quadro normativo strumenti concepiti per operare, almeno originariamente, in ambienti decentralizzati e privi di un'autorità centrale. Tale operazione non si configura come un paradosso, bensì come un processo di adattamento giuridico necessario a presidiare fenomeni che, pur sfuggendo alle categorie tradizionali, possono generare impatti significativi sulla stabilità del sistema finanziario. Questa esigenza di normare asset innovativi si riflette già nella definizione adottata dal Regolamento all'articolo 3, paragrafo 1, punto 5, che qualifica le cripto-attività come “una rappresentazione digitale di valore o di diritti che può essere trasferita e conservata elettronicamente mediante la tecnologia a registro distribuito o una tecnologia analoga”⁷⁹. Si tratta di una formulazione volutamente ampia, volta a catturare un fenomeno in rapida evoluzione, che non si lascia facilmente incasellare nelle tradizionali categorie del diritto civile o del diritto finanziario. Tuttavia, per comprenderne la portata, è necessario analizzare nel dettaglio quali soggetti e quali criptovalute il MiCA sottopone a regolazione, e con quali strumenti giuridici ne disciplina il funzionamento.

2.2.2 – Ambito soggettivo e oggettivo di applicazione del Regolamento MiCA

Per valutare se il MiCA sia effettivamente idoneo a contenere i rischi sistemici generati dalle criptovalute, è necessario comprenderne con precisione la struttura

⁷⁸ European Parliamentary Research Service, *Markets in Crypto-assets (MiCA)*, PE 739.221, settembre 2023, p. 2.

⁷⁹ Articolo 3, paragrafo 1, punto 5, Regolamento (UE) 2023/1114 del Parlamento europeo e del Consiglio, relativo ai mercati delle cripto-attività e che modifica i regolamenti (UE) n. 1093/2010, (UE) n. 1094/2010 e (UE) n. 1095/2010, Gazzetta Ufficiale dell'Unione Europea, L 150, 9 giugno 2023.

normativa e l'effettiva estensione del suo perimetro applicativo. Il regolamento adotta un approccio dichiaratamente funzionale: invece di costruire una teoria generale delle cripto-attività, il legislatore interviene sui ruoli economici svolti dagli operatori di mercato e sulle attività rilevanti, disciplinando ciò che si fa con le cripto, piuttosto che le cripto in sé⁸⁰. Questa logica operativa si riflette tanto nella tassonomia degli asset digitali introdotta dal regolamento, quanto nella selezione dei soggetti vigilati e dei servizi che ricadono nell'ambito della vigilanza. In entrambi i casi, il MiCA stabilisce in modo preciso chi è incluso nel sistema regolato e chi ne resta escluso. Tuttavia, questa scelta – per quanto efficiente dal punto di vista dell'implementazione amministrativa – solleva interrogativi più ampi sul piano sistemico: quali cripto-attività sono realmente presidiate? Quali attori sono soggetti a obblighi, e chi invece sfugge al controllo?

2.2.2.1 – I soggetti regolati

Il Regolamento MiCA si applica a due grandi categorie di soggetti: gli emittenti di cripto-attività⁸¹ e i prestatori di servizi su cripto-attività (Crypto-Asset Service Providers, CASP)⁸². Entrambi sono sottoposti a regimi di autorizzazione preventiva, obblighi di trasparenza, e requisiti prudenziali ispirati alla disciplina degli intermediari finanziari tradizionali.

Gli emittenti sono tenuti a pubblicare un “*white paper*” informativo prima dell'offerta al pubblico o dell'ammissione alla negoziazione di una cripto-attività, salvo esenzioni previste per piccoli volumi o per soggetti qualificati⁸³. Nel caso di token con valore di riferimento (ART) o token collegati a una moneta (EMT), il regolamento prevede ulteriori obblighi specifici, tra cui riserve obbligatorie, meccanismi di stabilizzazione, governance rafforzata e vigilanza da parte dell'EBA e dell'autorità competente nazionale⁸⁴.

⁸⁰ Come affermato dall'ESMA, "ESMA confirms its commitment to technological neutrality and the substance-over-form approach. The guidelines already provide clear instructions on applying these principles, ensuring that the classification of crypto-assets remains consistent regardless of technological advancements" (ESMA, *Final Report – Guidelines on the conditions and criteria for the qualification of crypto-assets as financial instruments*, 17 dicembre 2024, sez. 3.2, par. 14).

⁸¹ Regolamento (UE) 2023/1114, art. 3, par. 1, punto 10, per la definizione di “emittente”.

⁸² Regolamento (UE) 2023/1114, art. 3, par. 1, punto 15, per la definizione di “prestatore di servizi per le cripto-attività”.

⁸³ Regolamento (UE) 2023/1114, art. 4; le esenzioni sono previste all'art. 5.

⁸⁴ Regolamento (UE) 2023/1114, artt. 16–35 (ART) e 48–58 (EMT).

I CASP – una categoria che comprende soggetti che custodiscono cripto-attività per conto terzi, gestiscono piattaforme di negoziazione, forniscono consulenza, eseguono ordini o scambiano cripto contro valute fiat – sono soggetti a un regime autorizzativo simile a quello della MiFID II⁸⁵. Devono essere stabiliti nell’Unione, disporre di una struttura organizzativa adeguata, e rispettare obblighi in materia di governance, gestione del rischio, protezione degli asset dei clienti e prevenzione dei conflitti di interesse⁸⁶.

Nonostante l’ampiezza del quadro regolamentare, il MiCA non si applica a una serie di soggetti e attività rilevanti. Restano escluse: le cripto-attività già qualificate come strumenti finanziari ai sensi della MiFID II (e quindi già soggette alla disciplina europea dei mercati)⁸⁷; le attività svolte tramite sistemi decentralizzati senza emittente o prestatore di servizi identificabile, attualmente non regolati, ma oggetto di futura valutazione da parte della Commissione⁸⁸. Queste esclusioni mettono in luce una tensione strutturale alla base del MiCA: il regolamento non si fonda su una logica tecnologica, ma su un impianto giuridico-funzionale costruito attorno a soggetti regolabili. In assenza di un emittente, di un prestatore di servizi o di un intermediario identificabile, la disciplina semplicemente non opera. Ne deriva un vuoto normativo che riguarda proprio quelle criptovalute – come bitcoin ed Ether – che, pur avendo un’elevata rilevanza sistemica per volatilità, capitalizzazione e interconnessioni di mercato, non rientrano nel perimetro pieno di applicazione del MiCA, se non nei casi in cui siano custodite, negoziate o intermedie da CASP autorizzati.

2.2.2.2 – Le categorie di cripto-attività nel MiCA

Il Regolamento MiCA si applica alle cripto-attività che non rientrano tra gli strumenti finanziari, il denaro elettronico, i depositi bancari o altri strumenti già disciplinati dal diritto dell’Unione⁸⁹. All’interno di questo perimetro il MiCA distingue

⁸⁵ Regolamento (UE) 2023/1114, artt. 59–61.

⁸⁶ Regolamento (UE) 2023/1114, artt. 62–75.

⁸⁷ Regolamento (UE) 2023/1114, art. 2, par. 4.

⁸⁸ Regolamento (UE) 2023/1114, art. 142, par. 2, lett. a), che prevede una valutazione della Commissione sul trattamento normativo dei sistemi decentralizzati “senza emittente o prestatore di servizi per le cripto-attività”.

⁸⁹ Regolamento (UE) 2023/1114, art. 2, par. 4.

due categorie specifiche di cripto-attività: gli asset-referenced tokens (ARTs) e gli e-money tokens (EMTs)⁹⁰.

Gli asset-referenced tokens sono definiti come strumenti che mirano a mantenere un valore stabile facendo riferimento a una pluralità di attività, tra cui valute ufficiali, merci o cripto-attività. Nonostante questa finalità stabilizzatrice, l'assenza di una garanzia istituzionale espone tali strumenti a rischi di volatilità e a potenziali implicazioni sistemiche, come sottolineato anche dall'ESMA⁹¹.

Gli e-money tokens, invece, si propongono di mantenere il valore rispetto a una singola valuta ufficiale, ricalcando in parte le caratteristiche della moneta elettronica tradizionale. In tale prospettiva, il regolamento prevede che l'emissione degli EMT sia riservata a soggetti debitamente autorizzati, soggetti a requisiti prudenziali specifici⁹².

Accanto a queste due categorie principali, il MiCA disciplina anche tutte le altre forme di cripto-attività che non perseguono finalità di stabilizzazione del valore. Questi strumenti rientrano nella definizione generale di "cripto-attività" ai sensi dell'articolo 3, paragrafo 1, punto 5, senza essere qualificati come categoria autonoma.

Un profilo di particolare interesse, emerso in sede di attuazione del MiCA, riguarda il trattamento delle criptovalute decentralizzate prive di emittente identificabile, come bitcoin. La struttura del regolamento presuppone infatti l'esistenza di un soggetto responsabile, al quale imputare gli obblighi di informativa, vigilanza e autorizzazione previsti per l'emissione di cripto-attività. In assenza di tale soggetto, l'intero impianto di regole sull'emissione — in particolare quelle relative alla redazione e pubblicazione del white paper — non può trovare applicazione⁹³. Ciò non significa, tuttavia, che asset come bitcoin siano completamente estranei all'ambito di applicazione del MiCA. Il regolamento interviene indirettamente, attraverso la regolamentazione dei prestatori di servizi sulle cripto-attività (CASP), imponendo obblighi di autorizzazione, prudenza e

⁹⁰ Regolamento (UE) 2023/1114, art. 3, par. 1, punti 6–7.

⁹¹ European Securities and Markets Authority (ESMA), *Crypto-assets and financial stability risks*, maggio 2023, p. 6.

⁹² Regolamento (UE) 2023/1114, artt. 48–57.

⁹³ Cfr. Tommaso Nicola Poli, *MiCA, Pilot Regime e Decreto Fintech, Dialoghi di Diritto dell'Economia*, dicembre 2023, nota 46.

trasparenza a coloro che offrono servizi di custodia, intermediazione, scambio o consulenza relativi anche a cripto-attività decentralizzate⁹⁴.

In tal modo, pur non potendo disciplinare l'asset nella sua essenza tecnologica, il MiCA mira a presidiare i rischi connessi alla sua circolazione nei mercati regolamentati. Il caso di Bitcoin rivela, in ultima analisi, il carattere funzionale e pragmatico della regolazione europea: non è il bene digitale in sé a essere regolato, ma il rischio che la sua gestione, custodia e scambio può generare per l'ordinato funzionamento del sistema finanziario.

2.2.3 – La vigilanza come fulcro dell'efficacia regolamentare

L'efficacia di qualsiasi regolazione di mercato non si esaurisce nella qualità della norma scritta, ma si misura nella capacità delle istituzioni di vigilare sulla sua applicazione concreta. Nel settore delle cripto-attività, questa esigenza si manifesta con particolare urgenza: la velocità dell'innovazione tecnologica, la dimensione transfrontaliera dei fenomeni e la fluidità degli operatori pongono sfide che eccedono le logiche tradizionali della supervisione finanziaria.

Dopo aver esaminato l'ambito di applicazione del Regolamento MiCA, è quindi necessario interrogarsi su quale architettura di vigilanza sia stata delineata dal legislatore europeo e se essa sia effettivamente in grado di presidiare un mercato intrinsecamente instabile. Il seguente paragrafo analizzerà l'impianto multilivello della vigilanza previsto dal MiCA, evidenziandone i punti di forza, ma anche le fragilità strutturali che potrebbero comprometterne l'effettività nei contesti più critici.

Il Regolamento MiCA si inserisce nella tradizione regolatoria europea che, sin dalla crisi finanziaria del 2008, ha privilegiato modelli di vigilanza multilivello, fondati sull'interazione tra autorità nazionali e organismi sovranazionali⁹⁵. Nel settore cripto, tale

⁹⁴ Sulla disciplina dei prestatori di servizi su cripto-attività (CASP) si vedano il Regolamento (UE) 2023/1114, artt. 59–78, che stabiliscono gli obblighi di autorizzazione, condotta e prudenza per l'offerta di servizi di custodia, intermediazione, scambio o consulenza, anche in relazione a cripto-attività decentralizzate; nonché Considerando 22 e 53, che chiariscono la funzione centrale di tali soggetti nella tutela degli investitori e nella gestione dei rischi di mercato.

⁹⁵ Regolamento (UE) n. 1093/2010 del Parlamento europeo e del Consiglio, che istituisce l'Autorità bancaria europea (EBA); Regolamento (UE) n. 1094/2010 del Parlamento europeo e del Consiglio, che istituisce l'Autorità europea delle assicurazioni e delle pensioni aziendali e professionali (EIOPA); Regolamento (UE) n. 1095/2010 del Parlamento europeo e del Consiglio, che istituisce l'Autorità europea degli strumenti finanziari e dei mercati (ESMA); tutti pubblicati nella Gazzetta Ufficiale dell'Unione

struttura si traduce in una ripartizione di competenze che combina il presidio locale con un coordinamento centrale finalizzato a garantire l'omogeneità applicativa delle regole nel mercato unico.

La vigilanza primaria sui soggetti regolati — ossia sugli emittenti di cripto-attività e sui prestatori di servizi su cripto-attività — è affidata alle autorità competenti nazionali (ACN). Sono esse a rilasciare le autorizzazioni, a esercitare il controllo continuativo sull'operatività degli operatori e a irrogare le eventuali sanzioni in caso di violazioni⁹⁶. Questo assetto si ispira al principio di sussidiarietà, il quale prevede che, in presenza di un quadro regolamentare uniforme a livello europeo, l'attuazione operativa delle norme sia demandata alle autorità nazionali, in modo da rispettare le specificità economiche e strutturali di ciascun Paese membro.

Come evidenziato anche in dottrina, la vigilanza locale rappresenta un elemento essenziale per garantire un'applicazione efficace e aderente alla realtà dei singoli mercati⁹⁷. Tuttavia, la presenza del regime del "passaporto europeo", che permette ai CASP autorizzati in uno Stato membro di offrire i propri servizi in tutta l'Unione senza ulteriori autorizzazioni⁹⁸, rende indispensabile un meccanismo di coordinamento sovranazionale. In questo quadro, l'ESMA e l'EBA assumono un ruolo di rilievo, non solo di supporto interpretativo, ma anche di supervisione diretta in situazioni specifiche⁹⁹. In particolare, l'ESMA è chiamata a intervenire nei confronti dei fornitori di servizi su cripto-attività che superino determinate soglie dimensionali o sistemiche, assumendo

Europea, L 331, 15 dicembre 2010. Tali regolamenti hanno introdotto un modello di vigilanza finanziaria multilivello, basato sulla cooperazione tra autorità nazionali e autorità europee, con l'obiettivo di promuovere la convergenza delle pratiche di vigilanza all'interno dell'Unione senza pregiudicare le competenze primarie delle autorità competenti degli Stati membri.

⁹⁶ Sul rilascio delle autorizzazioni da parte delle autorità competenti nazionali si veda l'art. 93 del Regolamento (UE) 2023/1114; sui poteri di vigilanza, controllo continuativo e irrogazione delle sanzioni, si veda l'art. 94; sul coordinamento tra autorità nazionali e autorità europee di settore (ESMA ed EBA) si veda l'art. 95.

⁹⁷ Per una riflessione sul principio di sussidiarietà nel diritto finanziario europeo, si veda Eddy O. Wymeersch, *The Institutional Reforms of the European Financial Supervisory System. An Interim Report*, Ghent University, Financial Law Institute, Working Paper n. 2010-01, 25 gennaio 2010

⁹⁸ Regolamento (UE) 2023/1114, art. 59, par. 7, secondo cui "i prestatori di servizi per le cripto-attività sono autorizzati a prestare servizi per le cripto-attività in tutta l'Unione, tramite il diritto di stabilimento, anche tramite una succursale, o attraverso la libera prestazione di servizi"

⁹⁹ Sul ruolo delle autorità europee nell'ambito del MiCA si veda il considerando 116 del Regolamento (UE) 2023/1114

poteri di vigilanza diretta¹⁰⁰. L'EBA, invece, concentra la propria attività di vigilanza sugli emittenti di asset-referenced tokens (ARTs) e di e-money tokens (EMTs) particolarmente rilevanti per la stabilità del sistema¹⁰¹.

L'armonizzazione dell'attività di vigilanza è ulteriormente rafforzata attraverso meccanismi formali di cooperazione, quali piattaforme di scambio informativo, obblighi reciproci di notifica tra autorità e la creazione di collegi di vigilanza per la gestione dei casi di operatività transfrontaliera¹⁰². Si tratta di strumenti che mirano a superare i rischi di frammentazione derivanti dalla pluralità di autorità coinvolte, rafforzando la coerenza interpretativa e la tempestività degli interventi. L'impostazione multilivello adottata nel MiCA riprende esplicitamente il modello introdotto nell'ambito del Sistema europeo di vigilanza finanziaria (SEVIF), istituito nel 2010 a seguito delle disfunzioni emerse nella crisi del 2008¹⁰³.

Alla luce di quanto fin qui analizzato, il modello di vigilanza delineato dal Regolamento MiCA si caratterizza per una struttura multilivello, ispirata alla tradizione europea di coordinamento tra livelli nazionali e sovranazionali. Tale architettura presenta profili di rafforzamento rispetto al quadro previgente, ma al tempo stesso evidenzia alcune fragilità strutturali che ne potrebbero limitare l'effettività. Sul versante dei punti di forza,

¹⁰⁰ In relazione ai criteri per la qualificazione dei CASP come significativi, e alla conseguente vigilanza diretta da parte dell'ESMA, si veda l'art 85, par. 1, Regolamento (UE) 2023/1114, che considera significativo un prestatore che abbia "nell'Unione almeno 15 milioni di utenti attivi, in media, in un anno civile"

¹⁰¹ Per quanto riguarda i poteri dell'EBA sugli emittenti di asset-referenced tokens (ARTs) e di e-money tokens (EMTs) significativi, si vedano l'art 117, par. 1, e l'art 117, par. 4, del Regolamento (UE) 2023/1114.

¹⁰² Sui meccanismi di cooperazione tra autorità, si vedano gli artt. 95 e 96 del Regolamento (UE) 2023/1114: l'art. 95 impone un obbligo generale di cooperazione e di scambio informativo tra le autorità competenti, l'ESMA e l'EBA, mentre l'art. 96 specifica che tale cooperazione si attua attraverso lo scambio di informazioni e l'assistenza reciproca, con l'obiettivo di garantire il corretto esercizio delle rispettive funzioni. Per quanto riguarda l'operatività transfrontaliera, l'art. 119, par. 1, prevede l'istituzione di collegi consultivi di vigilanza da parte dell'EBA, volti a coordinare la supervisione sugli emittenti di token significativi.

¹⁰³ Il modello multilivello adottato nel Regolamento (UE) 2023/1114 riprende la struttura delineata con l'istituzione del Sistema Europeo di Vigilanza Finanziaria (SEVIF, dall'inglese *European System of Financial Supervision – ESFS*), introdotto a seguito della crisi finanziaria del 2008 con il Regolamento (UE) n. 1092/2010. Il SEVIF, composto dalle tre autorità europee di vigilanza settoriale (ESMA, EBA, EIOPA), dal Comitato europeo per il rischio sistemico (ESRB) e dalle autorità nazionali competenti, è stato concepito per superare i limiti della vigilanza frammentata su base esclusivamente nazionale, promuovendo la convergenza regolamentare senza sostituire le prerogative operative delle autorità locali. In tale prospettiva, anche il MiCA si inserisce nella continuità di un approccio che bilancia autonomia nazionale e coordinamento sovranazionale, rafforzando l'integrità del mercato unico.

il bilanciamento tra il presidio delle autorità competenti nazionali e il coordinamento sovranazionale esercitato da ESMA ed EBA consente di preservare la prossimità operativa ai mercati locali, senza rinunciare all'obiettivo di assicurare l'uniformità interpretativa e applicativa delle regole nel mercato interno. L'istituzione di collegi di vigilanza, la previsione di obblighi di cooperazione e di scambio informativo, nonché la possibilità per le autorità europee di esercitare compiti di vigilanza diretta nei confronti dei soggetti significativi, rappresentano strumenti idonei a prevenire fenomeni di arbitraggio regolamentare.

Sotto altro profilo, tuttavia, l'efficacia complessiva del sistema appare condizionata da alcune criticità. L'assenza di una vigilanza europea pienamente accentrata implica che l'attuazione concreta delle norme dipenda in misura determinante dalle capacità operative e interpretative delle singole autorità nazionali, con il rischio di disparità applicative tra gli Stati membri. Inoltre, il limitato ambito di applicazione della vigilanza diretta affidata a ESMA ed EBA, circoscritto ai soli operatori qualificati come significativi, lascia potenzialmente scoperti profili di rischio sistemico emergente che non rientrano formalmente in tale qualificazione.

2.3 – Il MiCA può realmente contenere il rischio sistemico delle crypto-attività?

L'approvazione del Regolamento MiCA ha rappresentato una svolta normativa di portata storica, sovente celebrata come il primo tentativo, a livello globale, di disciplinare in maniera organica il mercato delle criptovalute. Tuttavia, al di là dell'enfasi mediatica e istituzionale che ha accompagnato la sua adozione, resta necessario interrogarsi criticamente sulla capacità effettiva di questo strumento di rispondere alle istanze macroprudenziali sollevate da un settore intrinsecamente complesso.

Un'analisi dell'impianto regolatorio induce a ritenere che il MiCA, più che costituire una risposta definitiva, rappresenti una regolazione di transizione. Il quadro normativo, infatti, si fonda su compromessi strutturali e presenta limiti funzionali che ne circoscrivono l'efficacia sotto il profilo della stabilità sistemica¹⁰⁴. La selettività dell'ambito applicativo è un primo elemento di criticità. Il regolamento si applica

¹⁰⁴ Sul carattere transitorio e pionieristico del MiCA si veda: Enea Franza, *La regolamentazione dei crypto-asset. MiCA un primo passo*, Diritto Bancario, 13 settembre 2024.

esclusivamente alle cripto-attività che non rientrano nell'ambito delle normative finanziarie esistenti e si rivolge a soggetti dotati di forma giuridica definita, operanti nel perimetro territoriale dell'Unione. Restano pertanto esclusi non soltanto gli asset completamente decentralizzati, ma anche le relazioni informali, i comportamenti algoritmici e le architetture distribuite, che rappresentano il fulcro dell'innovazione cripto e, al contempo, le principali fonti di rischio sistemico potenziale.

Questa impostazione selettiva è stata oggetto di rilievi da parte di osservatori istituzionali. In particolare, Elizabeth McCaul, membro del Consiglio di Vigilanza della Banca Centrale Europea, ha evidenziato come la soglia prevista dal MiCA per individuare gli operatori di "significativa rilevanza" ai fini della supervisione diretta – basata, tra l'altro, sul numero di utenti – rischi di escludere dal perimetro di controllo soggetti che, pur non raggiungendo il limite formale, detengono una quota rilevante del mercato globale. Si configura così una potenziale asimmetria normativa, che potrebbe vanificare la capacità preventiva del regolamento proprio nei confronti degli operatori più sistemicamente rischiosi¹⁰⁵.

La stessa Banca Centrale Europea ha riconosciuto che il MiCA rappresenta un primo passo nel percorso regolatorio europeo, ma ha sottolineato come la sua effettiva capacità di presidio macroprudenziale dipenderà da successivi interventi normativi e dall'adeguamento degli strumenti di monitoraggio, in particolare per quanto riguarda le interconnessioni tra cripto-attività e sistema finanziario tradizionale¹⁰⁶. L'assenza, ad oggi, di una vigilanza proattiva di natura sistemica e la persistente difficoltà nella raccolta di dati affidabili impediscono un'identificazione tempestiva delle vulnerabilità emergenti, relegando l'azione regolatoria a una dimensione prevalentemente reattiva.

¹⁰⁵ Elizabeth McCaul ha osservato che, secondo i criteri attuali del MiCA, operatori come Binance, pur detenendo una quota rilevante del mercato globale, potrebbero non essere classificati come significativi, poiché la soglia di 15 milioni di utenti attivi non sarebbe raggiunta su base europea. Ha quindi sottolineato la necessità di rivedere i parametri, suggerendo di tener conto non solo del numero di utenti ma anche del volume d'attività o degli asset in custodia, valutati a livello di gruppo. Si veda: Elizabeth McCaul, *Mind the gap: we need better oversight of crypto activities*, ECB Supervisory Blog, 5 aprile 2023.

¹⁰⁶ Cfr. Banca Centrale Europea, Parere del 19 febbraio 2021 su una proposta di regolamento relativo ai mercati delle cripto-attività e che modifica la direttiva (UE) 2019/1937 (CON/2021/4), in Gazzetta Ufficiale dell'Unione Europea, C 152, 29 aprile 2021. In particolare, la BCE riconosce l'importanza della proposta MiCA come "quadro armonizzato a livello dell'Unione" per mitigare i rischi derivanti dalle cripto-attività, ma al contempo segnala che, per garantire un'effettiva stabilità finanziaria, sono necessari ulteriori aggiustamenti normativi, con riferimento esplicito agli strumenti di monitoraggio e alle interconnessioni con il sistema finanziario tradizionale (punti 1.1 e 2.1.4).

Queste considerazioni non implicano un fallimento del MiCA, ma ne chiariscono la natura transitoria. Il regolamento si configura, in sostanza, come uno strumento di contenimento, concepito per disciplinare le attività giuridicamente accessibili, senza tuttavia incidere sulle dinamiche profonde dell'ecosistema decentralizzato. Il suo obiettivo principale è ristabilire un minimo di fiducia nei confronti di un mercato compromesso da scandali, frodi e instabilità ricorrenti, garantendo un quadro essenziale di regole e responsabilità. Affinché quest'ultima possa consolidarsi, sarà necessario affiancare alla regolazione comportamentale una vigilanza sistemica integrata, capace di prevenire gli effetti a cascata tipici delle crisi finanziarie attraverso strumenti di analisi dinamica e di intervento tempestivo.

2.4 – Uno sguardo comparato: modelli normativi a confronto

Se l'Europa ha scelto, con il Regolamento MiCA, una via di regolamentazione sistematica e multilivello, altre giurisdizioni hanno adottato approcci differenti, riflettendo differenti priorità economiche e concezioni della governance finanziaria. Un confronto internazionale aiuta a chiarire non solo le peculiarità del MiCA ma anche le implicazioni strategiche e sistemiche delle scelte regolamentari adottate da altri mercati rilevanti.

In letteratura, l'approccio regolatorio alle cripto-attività e più in generale al fenomeno fintech è stato ricondotto a tre modelli tipici, corrispondenti a differenti strategie di risposta normativa ai nuovi sviluppi tecnologici. Come illustrato da Marlene Amstad, i regolatori possono scegliere di adottare un approccio di *"wait and see"*, mantenendo inizialmente il fenomeno al di fuori del perimetro regolamentare per osservare la sua evoluzione; possono optare per il principio di *"same risk, same rules"*, applicando le regole esistenti ai nuovi fenomeni sulla base dell'analogia funzionale; oppure possono procedere alla creazione di un nuovo quadro normativo fondato su logiche di *"new functionality, new rules"*, riconoscendo che l'innovazione tecnologica può generare funzioni e rischi inediti che richiedono discipline ad hoc¹⁰⁷. Questi tre modelli non sono alternativi in senso assoluto, ma possono convivere e articolarsi

¹⁰⁷ Sulla distinzione tra gli approcci regolatori *'wait and see'*, *'same risk, same rules'* e *'new functionality, new rules'*, si veda Marlene Amstad, *Regulating Fintech: Objectives, Principles, and Practices*, ADBI Working Paper Series n. 1016, Asian Development Bank Institute, 8 ottobre 2019.

diversamente in funzione del grado di maturità del mercato e dell'intensità dei rischi percepiti. L'approccio dell'Unione Europea, con il Regolamento MiCA, si inserisce prevalentemente nella logica del “*new functionality, new rules*”, avendo riconosciuto la necessità di un impianto regolatorio specifico per le criptovalute. Diversamente, il modello degli Stati Uniti oscilla tra una logica di adattamento per analogia (“*same risk, same rules*”) e un atteggiamento più prudente di attesa (“*wait and see*”), mentre la Cina si colloca al di fuori di questi schemi, adottando una regolazione di tipo autoritativo, basata sulla repressione selettiva del fenomeno. Proprio il confronto tra questi tre approcci evidenzia profonde divergenze sia nella concezione del rischio, sia nel ruolo attribuito alla regolazione pubblica.

L'Unione Europea, come analizzato in precedenza, scegliendo di riconoscere le specificità funzionali delle cripto-attività e di costruire regole ex novo, si è posta l'obiettivo di incanalare lo sviluppo tecnologico entro un quadro di stabilità, con una particolare attenzione alla tutela degli investitori e alla preservazione dell'integrità dei mercati. L'approccio adottato si fonda sull'idea che la tecnologia, se lasciata senza un perimetro normativo, possa generare esternalità negative difficilmente correggibili ex post.

Negli Stati Uniti, il quadro regolamentare applicabile alle cripto-attività si presenta estremamente frammentato e in evoluzione, riflettendo sia la complessità della struttura istituzionale americana sia l'atteggiamento prudente adottato rispetto a fenomeni tecnologici ancora non pienamente maturi. L'assenza di una normativa federale organica specificamente dedicata alle cripto-attività ha determinato una situazione in cui l'inquadramento giuridico dei nuovi strumenti digitali avviene prevalentemente per adattamento delle regole esistenti, secondo un approccio di tipo “*same risk, same rules*”, o, in taluni casi, attraverso un atteggiamento attendista riconducibile alla logica del “*wait and see*”.

Il principale criterio utilizzato per stabilire se una cripto-attività debba essere assoggettata alla disciplina dei titoli finanziari è il cosiddetto *Howey Test*, elaborato dalla Corte Suprema nel 1946¹⁰⁸. Secondo questa dottrina, un'operazione costituisce un contratto di investimento — e quindi una *security* ai sensi del *Securities Act* del 1933 — qualora si configuri “un investimento di denaro in un'impresa comune con un'aspettativa

¹⁰⁸ U.S. Supreme Court, *Securities and Exchange Commission v. W. J. Howey Co.*, 328 U.S. 293 (1946).

di profitti derivanti dagli sforzi altrui". L'applicazione del Howey Test alle cripto-attività ha costituito la principale modalità di intervento della Securities and Exchange Commission (SEC), la quale ha adottato una strategia di enforcement volta a ricondurre numerosi token alla disciplina sui titoli finanziari. Un caso emblematico di questa prassi è rappresentato dalla controversia SEC v. Ripple Labs, nella quale la SEC ha sostenuto che il token XRP costituiva un'offerta di titoli non registrata¹⁰⁹. Il procedimento ha assunto un valore paradigmatico, non solo per le implicazioni dirette sul mercato, ma anche per il modo in cui ha messo in luce le ambiguità strutturali del modello regolatorio statunitense. La sentenza emessa nel luglio 2023 dal tribunale del Southern District of New York ha stabilito che la vendita di XRP a investitori istituzionali configurava effettivamente un'offerta di titoli non registrata, mentre le vendite sul mercato secondario non integravano necessariamente la qualificazione di security.

Tale distinzione ha rivelato le difficoltà insite nell'applicazione di criteri giurisprudenziali concepiti per il mercato finanziario tradizionale a fenomeni tecnologicamente complessi come le criptovalute. La frammentazione delle competenze tra diverse autorità — SEC, Commodity Futures Trading Commission (CFTC) per i derivati e le commodities, Financial Crimes Enforcement Network (FinCEN) per i profili antiriciclaggio — accentua ulteriormente l'incertezza, esponendo gli operatori del settore a un mosaico regolatorio difficile da interpretare e da prevedere. Tale sovrapposizione di competenze comporta il rischio di interventi non coordinati, che aumentano il grado di imprevedibilità del quadro regolativo e rendono complesso per gli operatori stabilire ex ante quale normativa troverà applicazione. In ultima analisi, il modello statunitense si configura come un sistema prevalentemente reattivo, in cui la regolazione segue l'innovazione più che precederla, e dove la certezza giuridica risulta sacrificata sull'altare della flessibilità. Sebbene questo approccio abbia permesso agli Stati Uniti di mantenere una certa apertura all'innovazione fintech, esso espone il mercato a rischi elevati di

¹⁰⁹ SEC v. Ripple Labs, Inc., No. 1:20-cv-10832 (S.D.N.Y., July 13, 2023). Nella sentenza, il giudice Analisa Torres ha affermato che la vendita del token XRP agli investitori istituzionali rappresentava un'offerta di titoli finanziari non registrata ai sensi del Securities Act del 1933, applicando il criterio elaborato dalla Corte Suprema nel caso SEC v. W. J. Howey Co. (328 U.S. 293, 1946). Tuttavia, la stessa decisione ha stabilito che le transazioni di XRP sul mercato secondario, attraverso piattaforme digitali, non soddisfacevano automaticamente il criterio del contratto di investimento (“*investment contract*”), evidenziando così la complessità e l'ambiguità dell'applicazione della normativa sui titoli finanziari al mercato delle criptovalute.

arbitraggio normativo e di sviluppo disordinato, fenomeni che, come insegnano le esperienze passate, possono amplificare la vulnerabilità sistemica in caso di shock di mercato¹¹⁰.

Di segno ancora differente è l'approccio adottato dalla Cina, che si colloca fuori dagli schemi delineati dalla teoria dei modelli regolatori. Piuttosto che scegliere se applicare regole esistenti o costruire nuovi quadri normativi, la Repubblica Popolare ha optato per una strategia di esclusione normativa, vietando di fatto ogni forma di attività collegata alle crypto-attività private. Nel 2021, la People's Bank of China, insieme ad altre autorità regolatorie, ha dichiarato illegali tutte le transazioni che coinvolgessero criptovalute, vietando contestualmente anche l'attività di mining su scala nazionale¹¹¹.

Questa scelta non rappresenta un semplice rigetto della tecnologia, ma si inserisce in una più ampia strategia di controllo finanziario, volta a preservare la stabilità monetaria interna e a prevenire fenomeni di disintermediazione che potessero sfuggire all'autorità statale. In questo contesto, la Cina ha promosso lo sviluppo di una propria forma di innovazione regolamentata: il lancio dello yuan digitale (e-CNY), una central bank digital currency (CBDC) emessa direttamente dalla banca centrale¹¹². L'obiettivo è duplice: da un lato, impedire la diffusione di strumenti privati che potrebbero minare la sovranità monetaria; dall'altro, favorire l'adozione di tecnologie di pagamento digitale all'interno di un quadro totalmente controllato dalle autorità pubbliche. L'introduzione dell'e-CNY dimostra che l'approccio cinese alla finanza digitale non è antitetico all'innovazione, ma è orientato a incanalarla in forme compatibili con la struttura di potere e controllo politico vigente.

¹¹⁰ Sul carattere reattivo della regolazione statunitense in materia di crypto-attività, cfr. Timothy G. Massad e Howell E. Jackson, *How to Improve Regulation of Crypto Today—Without Congressional Action—and Make the Industry Pay For It*, Hutchins Center Working Paper n. 79, Brookings Institution, ottobre 2022, pp. 1–2 e 9–11. Gli autori rilevano che «crypto industry spokespeople have long complained of a lack of regulatory clarity» e che il sistema normativo, basato su leggi tradizionali come il Securities Act del 1933 e il Commodity Exchange Act del 1936, «does not comply with investor protection standards comparable to other financial markets». Ne deriva un modello in cui la regolazione tende a intervenire ex post, attraverso azioni di enforcement mirate, piuttosto che attraverso la costruzione preventiva di un quadro normativo dedicato, con conseguente incertezza giuridica, possibilità di arbitraggio regolamentare e accrescimento delle vulnerabilità sistemiche.

¹¹¹ People's Bank of China, *Notice on Further Preventing and Dealing with the Risk of Speculation in Virtual Currency Trading Activities*, 24 settembre 2021

¹¹² Sul progetto dello yuan digitale (e-CNY) come strumento di innovazione regolamentata, cfr. People's Bank of China, *Progress of Research & Development of E-CNY in China*, luglio 2021

Questo modello autoritativo e centralizzato si distingue nettamente tanto dall'approccio prevalentemente reattivo degli Stati Uniti, quanto da quello più sistemico e preventivo perseguito dall'Unione europea. Se l'Unione europea cerca di incanalare l'innovazione cripto in un quadro regolato e vigilato, e gli Stati Uniti oscillano tra adattamento analogico e attesa, la Cina sceglie di limitare radicalmente lo spazio privato di innovazione, riservandosi il monopolio sulla trasformazione digitale del sistema monetario. Tale strategia presenta vantaggi evidenti in termini di riduzione del rischio sistemico e di mantenimento del controllo finanziario. Tuttavia, essa comporta anche costi elevati in termini di efficienza allocativa, libertà economica e capacità del mercato di sperimentare nuove soluzioni tecnologiche. La soppressione forzata delle cripto-attività ha infatti spinto molte imprese cinesi del settore a delocalizzarsi in giurisdizioni più permissive, riducendo la competitività interna in ambiti strategici come il fintech, la blockchain e la tokenizzazione degli asset.

Conclusione della prima parte – Dalla cornice giuridica all’analisi empirica

La prima parte del presente lavoro ha inteso delineare la cornice teorica e normativa necessaria per comprendere la rilevanza sistemica delle criptovalute e le sfide che esse pongono all’architettura regolamentare vigente. Attraverso l’analisi critica dei profili giuridico-finanziari del rischio sistemico (Capitolo 1) e l’approfondimento del quadro regolamentare europeo e comparato (Capitolo 2), si è posto in evidenza come l’evoluzione delle criptovalute abbia generato nuove forme di vulnerabilità, difficilmente catturabili dagli strumenti tradizionali di monitoraggio e mitigazione.

Nel Capitolo 1 si è mostrato come le criptovalute, nate come espressione di una logica decentralizzata e trustless, stiano progressivamente intrecciando le proprie dinamiche con quelle della finanza tradizionale. Tale processo di interconnessione ha reso evidente che il rischio sistemico non è più confinato alle sole istituzioni regolamentate, ma può originarsi e propagarsi da attività formalmente esterne all’ordinamento finanziario, ma sostanzialmente rilevanti sotto il profilo funzionale.

Successivamente, nel Capitolo 2, si è analizzato il tentativo europeo di costruire un presidio normativo organico attraverso il Regolamento MiCA. Se da un lato tale intervento segna un passaggio fondamentale nel riconoscimento della rilevanza macroprudenziale delle criptovalute, dall’altro la sua capacità effettiva di contenimento del rischio sistemico appare limitata da una serie di criticità strutturali. Il confronto con altri modelli normativi — in particolare quello statunitense, segnato da frammentazione ed enforcement ex post, e quello cinese, improntato a un controllo preventivo e autoritativo — ha fornito ulteriori elementi per analizzare le scelte di fondo dell’approccio europeo.

Alla luce di queste analisi, emerge una conclusione preliminare: il rischio sistemico associato alle criptovalute non può essere compreso né governato esclusivamente attraverso categorie giuridiche formali. Occorre invece adottare una prospettiva funzionale, capace di cogliere i tratti distintivi della volatilità crypto, la natura endogena delle sue crisi, e le modalità non convenzionali di trasmissione del rischio.

Su queste basi si innesta ora la seconda parte dell’elaborato, dedicata all’indagine empirica. Il passaggio da una prospettiva qualitativa e giuridica ad un’analisi empirica e quantitativa si rende necessario per colmare il divario tra la comprensione concettuale delle vulnerabilità strutturali delle criptovalute e una loro quantificazione concreta. Dopo

aver esaminato in profondità le dinamiche interne più critiche, tra cui l'elevata volatilità, l'analisi si completa integrando l'approccio normativo con strumenti econometrici in grado di quantificare rigorosamente tali fenomeni e valutarne l'impatto sui mercati finanziari.

Come emerso nella prima parte dell'elaborato, la volatilità rappresenta l'elemento endogeno più problematico e strutturalmente instabile dell'ecosistema cripto. La sua imprevedibilità condiziona non solo la percezione del rischio da parte degli investitori, ma anche l'effettiva affidabilità delle criptovalute come strumenti finanziari utilizzabili in contesti economici più ampi.

Alla luce di ciò, l'analisi empirica prende avvio dalla modellizzazione della volatilità giornaliera dei rendimenti di bitcoin. La scelta di focalizzarsi su questo asset non è casuale né meramente simbolica: Bitcoin è il primo esempio di moneta digitale decentralizzata, ma soprattutto rappresenta il benchmark dell'intero mercato cripto. È l'asset più capitalizzato, con la maggiore liquidità e la più lunga serie storica disponibile, tutti elementi che ne fanno il candidato ideale per un'analisi econometrica robusta.

L'analisi della volatilità di bitcoin viene condotta attraverso l'impiego di modelli GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity), una classe di strumenti econometrici concepiti per affrontare una caratteristica chiave delle serie storiche finanziarie: l'eteroschedasticità condizionata, ovvero la tendenza della varianza dei rendimenti a cambiare nel tempo, condizionatamente alle osservazioni passate. Nei modelli più semplici, come la regressione lineare classica, si assume che il termine di errore — cioè la componente dei rendimenti non spiegata dal modello — abbia varianza costante nel tempo. Questo significa che tali modelli considerano la volatilità come un parametro fisso, sempre uguale in ogni periodo, indipendentemente dalla presenza di shock o fasi turbolente. In questi contesti, la volatilità non è realmente stimata: è trattata come una proprietà stabile e uniforme dell'intera serie. Questa ipotesi è profondamente inadeguata per i mercati finanziari moderni e, ancor più, per le criptovalute, dove la volatilità non solo è elevata, ma segue una struttura dinamica, persistente e reattiva agli eventi passati. In questi mercati, episodi di turbolenza tendono a concentrarsi nel tempo, e gli shock negativi, si vedrà, producono effetti più duraturi sulla volatilità rispetto a quelli positivi. I modelli GARCH si pongono proprio l'obiettivo di modellare direttamente il comportamento della varianza nel tempo, tenendo conto sia

della memoria della volatilità passata sia dell'intensità degli shock recenti. Non si tratta semplicemente di "misurare" la volatilità, ma di stimare il modo in cui evolve nel tempo, e di farlo sulla base delle informazioni già osservate.

In contesti accademici e professionali, i GARCH sono utilizzati per numerosi scopi: dalla gestione del rischio (risk management), alla costruzione di portafogli, fino al calcolo del Value-at-Risk. Tuttavia, nel presente lavoro, il loro impiego risponde a un'esigenza diversa e più specifica: modellare correttamente la volatilità di bitcoin e analizzare se questa instabilità endogena possa trasmettersi ai mercati finanziari regolamentati. L'obiettivo, dunque, non è solo ottenere una stima precisa della volatilità, ma identificare condizioni di stress estremo, riconoscibili attraverso picchi di volatilità condizionata quando accompagnati da rendimenti fortemente negativi.

Tuttavia, come anticipato, la sola presenza di una volatilità elevata e persistente non basta a qualificare un rischio come sistemico. Affinché un rischio possa essere definito tale, è necessario che non resti confinato al proprio comparto di origine, ma che sia in grado di propagarsi ad altri segmenti del sistema finanziario, generando instabilità su scala più ampia. È proprio su questo passaggio che si concentra la seconda parte dell'analisi empirica: verificare se e in quali condizioni gli shock originati nel mercato delle criptovalute possano trasmettersi ai mercati finanziari tradizionali.

A tal fine, viene costruito un modello VAR (Vector AutoRegression), uno strumento econometrico particolarmente efficace per analizzare la presenza di interdipendenze dinamiche tra delle variabili. Il modello è stato calibrato su un set di otto variabili rappresentative, che includono tre tra le criptovalute più rilevanti per capitalizzazione, liquidità e influenza sistemica (Bitcoin, Ethereum e XRP), affiancate da cinque indici azionari internazionali selezionati per riflettere l'andamento delle principali aree economiche globali. Questa combinazione consente di catturare eventuali relazioni significative tra l'universo cripto e la finanza tradizionale, osservando se e come gli shock nei rendimenti delle criptovalute si riflettano su asset regolamentati. L'analisi sarà condotta su un campione costruito su un orizzonte temporale esteso, che abbraccia fasi economiche eterogenee — comprese crisi finanziarie, periodi di crescita e momenti di relativa stabilità — al fine di costruire un quadro realistico e completo delle dinamiche di lungo periodo. Tuttavia, poiché la trasmissione del rischio non avviene necessariamente in modo uniforme, particolare attenzione sarà rivolta all'analisi di condizioni di stress

estremo, ovvero quei momenti in cui la probabilità di contagio sistemico è più elevata. Per identificare tali finestre critiche, si farà ricorso ai risultati della modellizzazione GARCH: verranno selezionati i periodi in cui la volatilità condizionata stimata su bitcoin raggiunge livelli anomali, accompagnata da rendimenti giornalieri significativamente negativi. Questi intervalli rappresentano scenari ad alta vulnerabilità sistemica, all'interno dei quali verranno ricalibrati i modelli VAR per testare la presenza di meccanismi di trasmissione del rischio più accentuati. Attraverso questa struttura a due livelli — un'analisi di lungo periodo su tutto il campione e un focus su finestre temporali di stress — sarà possibile confrontare il comportamento delle interconnessioni in condizioni normali rispetto a quelle eccezionali. L'obiettivo finale non è solo quello di misurare la forza statistica dei legami tra mercati, ma soprattutto di valutare se e come il settore crypto possa fungere da veicolo di instabilità finanziaria più ampia, contribuendo potenzialmente alla generazione di rischi sistemici nei mercati regolamentati.

Dunque, questa transizione dal piano normativo a quello quantitativo risponde a un'esigenza metodologica precisa: integrare l'analisi giuridica con strumenti capaci di misurare empiricamente l'esistenza, la persistenza e l'ampiezza dei rischi ipotizzati nella prima parte. In tal modo, l'elaborato si propone di fornire un contributo originale alla comprensione del rischio sistemico generato dalle crypto-attività, interrogandosi non solo sulla sufficienza del diritto vigente, ma anche sulla capacità dei modelli econometrici di coglierne tempestivamente i segnali premonitori

Capitolo 3 – La volatilità delle criptovalute: un'analisi empirica con modelli GARCH

Dopo aver delineato, nella prima parte della tesi, il quadro teorico e normativo relativo al rischio sistemico connesso alle cripto-attività, il presente capitolo inaugura la seconda parte del lavoro, dedicata all'analisi empirica. Mentre la sezione precedente ha ricostruito le principali tensioni giuridiche e regolatorie sollevate dall'evoluzione delle criptovalute, l'obiettivo di questa sezione è quello di verificarne la rilevanza sistemica sotto il profilo quantitativo, attraverso l'analisi della loro volatilità. In particolare, si intende valutare in che misura le caratteristiche strutturali di questi strumenti — tra cui l'elevata instabilità dei prezzi, l'assenza di meccanismi di stabilizzazione e la crescente interconnessione con i mercati finanziari regolamentati — possano costituire fattori di trasmissione del rischio.

Il presente capitolo si concentra sul caso di bitcoin, scelto come oggetto dell'analisi per tre ragioni fondamentali. In primo luogo, bitcoin rappresenta l'asset dominante nel mercato delle criptovalute, con una capitalizzazione che, da sola, supera la metà del valore complessivo del comparto. La sua centralità lo rende una proxy affidabile per l'andamento sistemico dell'ecosistema, nonché un potenziale vettore primario di contagio. In secondo luogo, bitcoin è il più idoneo alla modellizzazione econometrica, in virtù della sua lunga serie storica, della maggiore qualità dei dati disponibili e della liquidità superiore rispetto alle altre cripto-attività. Infine, bitcoin rappresenta il paradigma originario delle criptovalute non garantite, privo di sottostante, di emittente e di struttura istituzionale, e pertanto esemplare nel misurare la volatilità di un mercato fondato sull'autoreferenzialità e sul pricing decentralizzato.

A partire da questa premessa, il capitolo adotta un approccio empirico volto a misurare e modellare la volatilità condizionata dei rendimenti di bitcoin, attraverso l'impiego di diverse specificazioni della famiglia GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity). Questi modelli, largamente utilizzati nella letteratura econometrica e finanziaria, risultano particolarmente indicati per descrivere fenomeni di eteroschedasticità condizionata nei dati finanziari, ossia situazioni in cui la varianza dei rendimenti non è costante nel tempo ma dipende dall'informazione passata. In particolare, i GARCH permettono di catturare due proprietà stilizzate tipiche delle serie

storiche di asset rischiosi come le criptovalute: la persistenza della volatilità e il fenomeno del “*volatility clustering*”¹¹³.

3.1 – Aspetti teorici e preliminari alla stima di modelli GARCH

3.1.1 – Origine dei dati e trasformazione della serie dei prezzi

L’analisi empirica condotta nel presente capitolo si basa sui dati giornalieri di prezzo di bitcoin (BTC), espressi in dollari statunitensi (USD), ottenuti dalla piattaforma CoinGecko¹¹⁴, una delle principali fonti di dati sul mercato crypto. La serie comprende oltre 4000 osservazioni giornaliere, a partire dal 28 aprile 2013 fino al 16 maggio 2025 e i dati grezzi sono costituiti dai prezzi di chiusura giornalieri¹¹⁵. Tutti i grafici, le tabelle e le elaborazioni presentate nel presente lavoro sono costruiti a partire da questo campione, previa applicazione delle trasformazioni descritte nelle sezioni successive. Infatti, per condurre un’analisi econometrica coerente con la letteratura sulla volatilità dei mercati finanziari, si è reso necessario trasformare la serie dei prezzi in una serie di rendimenti logaritmici, definiti come segue:

$$r_t = [\ln(P_t) - \ln(P_{t-1})] \quad (3.1)$$

dove P_t rappresenta il prezzo di chiusura del giorno t .

Questa trasformazione è standard nella letteratura finanziaria ed è particolarmente adatta all’analisi di serie storiche con elevata volatilità e frequenza giornaliera¹¹⁶.

¹¹³ La persistenza della volatilità indica che la varianza condizionata – ovvero sia la varianza di una variabile casuale calcolata a condizione dell’informazione disponibile fino a un certo momento – dipende significativamente dai propri valori passati, mentre il *volatility clustering* descrive il fenomeno empirico per cui periodi di alta (o bassa) volatilità tendono a concentrarsi nel tempo.

¹¹⁴ CoinGecko, *Bitcoin Historical Data*, disponibile su:
https://www.coingecko.com/en/coins/bitcoin/historical_data

¹¹⁵ Nel contesto dei mercati crypto, parlare di “prezzi di chiusura” può risultare fuorviante, poiché tali mercati operano ininterrottamente 24 ore su 24, 7 giorni su 7, senza alcuna sessione di apertura o chiusura ufficiale. Per uniformare l’analisi, si assume convenzionalmente come riferimento il prezzo rilevato (“snapped at”) a mezzanotte, ovvero alla fine di ciascun giorno.

¹¹⁶ In particolare, i rendimenti logaritmici godono di proprietà matematiche vantaggiose, come l’additività temporale e una maggiore stabilità distribuzionale. Fryzlewicz (2005) sottolinea che i rendimenti logaritmici di asset finanziari presentano alcune proprietà statistiche ricorrenti: media prossima allo zero, distribuzione marginale simmetrica e leptocurtica, autocorrelazione dei rendimenti debole ma significativa nei valori assoluti o quadratici, e clustering della volatilità. Queste caratteristiche rendono i log-rendimenti

La scelta di lavorare con i rendimenti – e non con i prezzi – è fondata su motivazioni sia teoriche che statistiche. Dal punto di vista teorico, i rendimenti costituiscono una misura diretta della variazione relativa del valore dell'asset ed esprimono l'unità economica di rischio-rendimento rilevante per gli investitori e i policy maker. Dal punto di vista statistico, i rendimenti risultano più facilmente trattabili in quanto tendono a presentare proprietà stazionarie¹¹⁷, a differenza dei prezzi, che mostrano spesso comportamento di tipo “*random walk*”¹¹⁸. Nel corso dell'elaborazione, i dati sono stati ordinati temporalmente e ripuliti da eventuali valori nulli o mancanti. La serie ottenuta rappresenta la base su cui vengono applicati i test statistici preliminari e stimati i modelli GARCH.

La Figura 3.1 mostra l'andamento dei log-rendimenti giornalieri di bitcoin sull'intero periodo campionato. La serie presenta, già a livello visivo, evidenti segnali di “*volatility clustering*”, con fasi di elevata volatilità alternate a periodi più stabili. Questo comportamento suggerisce la presenza di eteroschedasticità condizionata, ossia di una varianza condizionata non costante nel tempo, condizione che motiva l'applicazione di modelli GARCH per modellare in modo più appropriato la dinamica dei rendimenti.

particolarmente adatti alla modellizzazione econometrica di dati giornalieri. Cfr., Piotr Fryzlewicz, *Modelling and Forecasting Financial Log>Returns as Locally Stationary Wavelet Processes*, London School of Economics, 2005, p. 2.

¹¹⁷ Una serie temporale è definita stazionaria (in senso debole) se la sua media, la sua varianza e la sua funzione di autocovarianza sono costanti nel tempo, ovvero non dipendono dal momento t , ma solo dall'intervallo h tra le osservazioni; James D. Hamilton, *Time Series Analysis*, Princeton University Press, 1994, p. 45.

¹¹⁸ Un random walk è un processo stocastico in cui il valore di una variabile al tempo t è dato dalla somma del suo valore al tempo precedente più un errore aleatorio (innovazione). Formalmente, un random walk semplice può essere definito come: $X_t = X_{t-1} + \varepsilon_t$, con $\varepsilon_t \sim i.i.d.(0, \sigma^2)$; dove ε_t rappresenta uno shock aleatorio, indipendente e identicamente distribuito con media zero e varianza costante. Questo processo si dimostra che gode di due proprietà fondamentali: assenza di memoria, ossia il valore futuro dipende solo dall'ultimo osservato, e non dall'intera storia; Varianza crescente: $Var(X_t) = t \cdot \sigma^2$, quindi il processo è non stazionario in varianza, pur avendo una media costante. Per un'esposizione accademica completa, si veda: Ruey S. Tsay, *Analysis of Financial Time Series*, 3ª ed., Wiley, 2010, capp. 2.7.1 e 2.7.2.

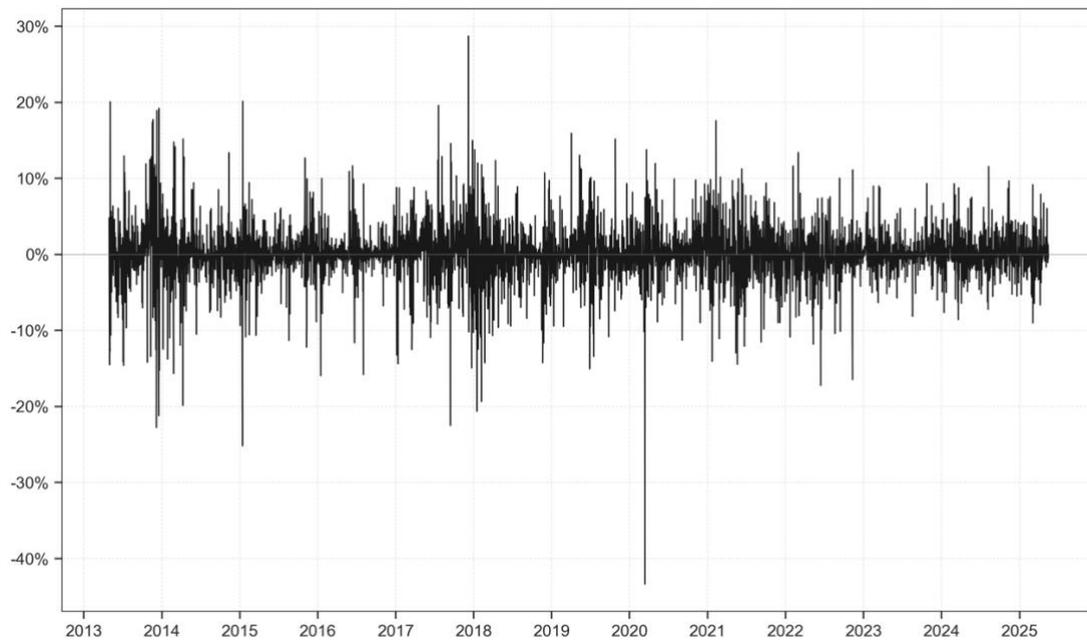


Figura 3.1: Rendimenti giornalieri (%) logaritmici di bitcoin - Elaborazione propria.

3.1.2 – Verifica delle condizioni preliminari per la modellizzazione GARCH

Prima di procedere alla stima dei modelli GARCH è necessario verificare che la serie dei rendimenti soddisfi alcune condizioni statistiche che ne giustifichino l'impiego. La letteratura econometrica, infatti, richiede che il ricorso a modelli ARCH-type sia fondato su caratteristiche specifiche della serie, che devono essere valutate ex ante tramite test formali.

Il primo requisito riguarda la stazionarietà delle serie storiche, intesa come costanza nel tempo della media e della varianza della serie. In secondo luogo, si richiede che la serie presenti eteroschedasticità condizionata, ovvero che la varianza dei rendimenti non sia costante ma dipenda in modo sistematico dall'informazione passata¹¹⁹; tale proprietà, se confermata, giustifica l'adozione di una struttura GARCH, capace di modellare tale dinamica. Infine, è necessario verificare la distribuzione dei rendimenti.

Nel prosieguo del paragrafo, ciascuna di queste tre condizioni sarà verificata empiricamente mediante appositi test statistici. Il 3.1.2.1 esamina la stazionarietà della

¹¹⁹ La presenza di eteroschedasticità condizionata può essere diagnosticata attraverso il test ARCH di Engle, che valuta l'autocorrelazione al quadrato dei residui. Cfr. Robert F. Engle, *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation*, in *Econometrica*, vol. 50, n. 4, 1982, pp. 987–1007.

serie attraverso test ADF e KPSS; il 3.1.2.2 valuta l'eteroschedasticità condizionata tramite il test ARCH di Engle (1982); il 3.1.2.3 analizza la distribuzione dei rendimenti tramite il test di Jarque–Bera. Il superamento positivo di tali verifiche costituisce la base metodologica per procedere, con rigore, alla stima dei modelli GARCH illustrati nel paragrafo successivo.

3.1.2.1 – Verifica della stazionarietà

Per verificare empiricamente la stazionarietà della serie dei rendimenti giornalieri logaritmici di bitcoin, sono stati applicati due test complementari: il test di Augmented Dickey-Fuller (ADF)¹²⁰ e il test KPSS¹²¹. L'accordo tra i due test consente una valutazione robusta della natura statistica della serie. La Tabella 3.1 riporta i risultati ottenuti dai due test sul campione selezionato.

Il test ADF restituisce un valore della statistica test pari a $-17,778$, con un *p-value* inferiore a 10^{-29} , consentendo di rifiutare l'ipotesi nulla di radice unitaria a ogni livello di significatività convenzionale. Parallelamente, il test KPSS fornisce un valore di $0,071$, con un *p-value* pari a $0,10$, superiore alla soglia critica del 5 %, che non consente di rigettare l'ipotesi nulla di stazionarietà. Nel complesso, l'evidenza empirica conferma che la serie dei rendimenti logaritmici giornalieri di bitcoin può essere considerata stazionaria, soddisfacendo così il primo requisito per l'applicazione dei modelli di eteroschedasticità condizionata.

¹²⁰ Cfr. David A. Dickey e Wayne A. Fuller, *Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root*, in *Journal of the American Statistical Association*, vol. 74, n. 366, 1979, pp. 427–431. Questo test verrà approfondito nel capitolo successivo, essendo la stazionarietà un requisito indispensabile anche per la stima dei modelli VAR.

¹²¹ Cfr. Denis Kwiatkowski, Peter C.B. Phillips, Peter Schmidt e Yongcheol Shin, *Testing the Null Hypothesis of Stationarity against the Alternative of a Unit Root*, in *Journal of Econometrics*, vol. 54, nn. 1–3, 1992, pp. 159–178. Test complementare all'ADF, in cui l'ipotesi nulla è che la serie sia stazionaria, mentre l'alternativa è che essa contenga una componente di trend stocastico (non stazionaria)

Tabella 3.1: risultati dei test di stazionarietà – Elaborazione propria

Test	Statistica test	p-value	Ipotesi nulla	Esito
ADF	-17,778	0,000	Presenza radice unitaria	Ho respinta → stazionaria
KPSS	0,071	0,100	Stazionarietà	Ho non respinta → stazionaria

3.1.2.2 – Verifica della presenza di eteroschedasticità condizionata

Il secondo requisito da verificare prima di stimare modelli GARCH è la presenza di eteroschedasticità condizionata, ovvero il fatto che la varianza dell'errore ε al tempo t non sia costante, ma dipenda dall'informazione disponibile fino al tempo $t-1$. In presenza di questo fenomeno, la volatilità dei rendimenti non è stabile nel tempo, ma mostra un comportamento prevedibile sulla base dei dati passati. La rilevazione di questa proprietà, nota anche come effetto ARCH, rappresenta una condizione necessaria affinché il modello GARCH sia econometricamente giustificato¹²².

Per verificarne l'effettiva presenza nella serie dei rendimenti logaritmici giornalieri di bitcoin, è stato applicato il test Lagrange Multiplier, proposto da Engle, in cui si verifica se i quadrati dei rendimenti presentano una struttura seriale significativa; in altre parole, valuta se quest'ultimi siano autocorrelati¹²³. La logica è semplice: se i rendimenti sono imprevedibili ma la loro varianza segue un pattern, tale struttura dovrebbe manifestarsi nei quadrati della serie. Il test, condotto con dodici ritardi¹²⁴, ha restituito una statistica LM pari a 249,74 e un p-value inferiore a 10^{-45} , permettendo di rigettare con elevata confidenza l'ipotesi nulla di varianza costante. I risultati del test sono riportati nella Tabella 3.2.

¹²² “Before fitting a complete ARCH model to a financial time series, it is good practice to test for ARCH effects in the residuals. If there are no ARCH effects in the residuals, then the ARCH model is not needed and is misspecified”. In: Eric Zivot e Jiahui Wang, *Modeling Financial Time Series with S-PLUS*, Springer, 2006, cap. 7.2.1.

¹²³ La statistica LM del test ARCH è definita come $LM = T \cdot R^2$, dove T è il numero di osservazioni e R^2 è il coefficiente di determinazione della regressione ausiliaria sui quadrati dei residui. Sotto l'ipotesi nulla di assenza di effetti ARCH, la statistica è distribuita asintoticamente come una χ^2 con p gradi di libertà, dove p è il numero di ritardi utilizzati. Robert F. Engle, *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation*, in *Econometrica*, vol. 50, n. 4, 1982, pp. 987–1007.

¹²⁴ In presenza di dati giornalieri, 12 lag equivalgono a circa due settimane di negoziazione attiva, offrendo un compromesso bilanciato tra dettaglio dinamico e parsimoniosità parametrica.

Tabella 3.2: Risultati del test ARCH – Elaborazione propria

Test	Statistica LM	p-value	Statistica F	p-value F	Lags
ARCH	249,74	$< 1,5 \cdot 10^{-45}$	22,00	$< 5,6 \cdot 10^{-48}$	12

Tale evidenza è confermata anche dal confronto grafico tra la funzione di autocorrelazione¹²⁵ dei rendimenti e quella dei loro quadrati (Figure 3.2 e 3.3): mentre i rendimenti non mostrano alcuna dipendenza seriale significativa, i loro quadrati evidenziano picchi di autocorrelazione positivi e persistenti. Questo pattern è coerente con il fenomeno del “volatility clustering”, tipico delle serie finanziarie, e giustifica l’impiego di un modello GARCH per catturare la dinamica della volatilità.

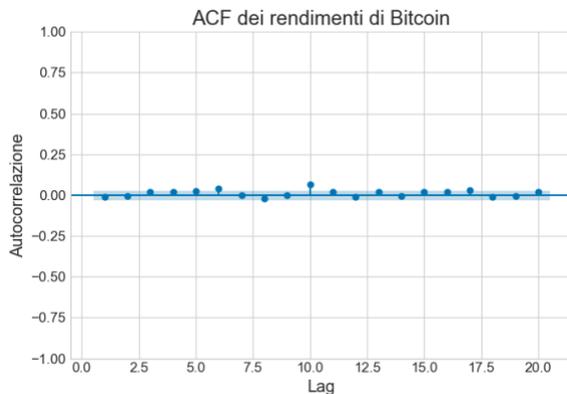


Figura 3.2: ACF dei rendimenti logaritmici di bitcoin - tutti i coefficienti stimati ai vari ritardi (lags), si collocano all’interno delle bande di confidenza al 95%, rappresentate dalla zona ombreggiata. I valori che ricadono entro questo intervallo sono statisticamente non significativi. Come si osserva, quasi tutte le autocorrelazioni sono contenute all’interno delle bande, indicando l’assenza di dipendenza seriale lineare nei rendimenti - Elaborazione propria.

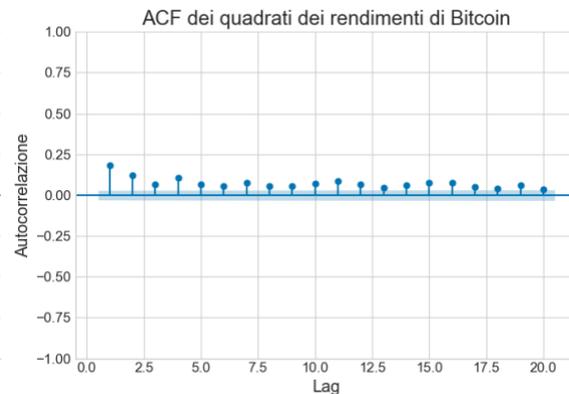


Figura 3.3: ACF dei quadrati dei rendimenti logaritmici di bitcoin - mostra autocorrelazioni positive e persistenti per diversi ritardi, con diversi punti che eccedono le soglie di significatività, confermando il fenomeno del volatility clustering - Elaborazione propria.

3.1.2.3 – Verifica della distribuzione dei rendimenti

Un ultimo aspetto da esaminare, prima di procedere alla stima dei modelli GARCH, riguarda la distribuzione empirica dei rendimenti. Questa analisi è

¹²⁵ La funzione di autocorrelazione (ACF) misura la correlazione lineare tra i valori di una serie temporale e i suoi ritardi. È definita come: $\rho_k = \frac{Cov(X_t, X_{t-k})}{Var(X_t)}$. L’ACF consente di identificare la struttura di dipendenza temporale e valutare la presenza di autocorrelazione nei dati. Si veda per un confronto: Peter J. Brockwell e Richard A. Davis, *Introduction to Time Series and Forecasting*, 2^a ed., Springer, 2002, Def. 1.4.3.

fondamentale, poiché le caratteristiche osservate nei dati — in particolare la presenza di code pesanti (leptocurtosi) e asimmetrie — influenzano direttamente la scelta della distribuzione da assumere per gli errori del modello¹²⁶. Nella sua versione standard, il GARCH postula errori gaussiani; tuttavia, numerose evidenze empiriche mostrano che i rendimenti finanziari — e in particolare quelli delle criptovalute — deviano sensibilmente dalla normalità, rendendo inadeguata l'ipotesi gaussiana¹²⁷. Questo motiva l'adozione di distribuzioni alternative, come la *t* di Student o la Generalized Error Distribution, più adatte a catturare il comportamento estremo e la dinamica asimmetrica della volatilità.

Nel caso dei rendimenti logaritmici giornalieri di bitcoin, l'evidenza empirica è chiara. La Tabella 3.3 riporta i risultati della asimmetria (skewness), della curtosi (kurtosis) e della statistica di Jarque–Bera, misure fondamentali per valutare la deviazione dai presupposti di normalità. La curtosi campionaria è pari a 9,039, un valore nettamente superiore al riferimento di 3 della distribuzione normale, a indicare la presenza di code pesanti e una maggiore probabilità di osservare valori estremi rispetto al caso gaussiano. Anche l'asimmetria (skewness = -0,495) rivela una moderata inclinazione verso sinistra della distribuzione, suggerendo una probabilità relativamente più elevata di rendimenti negativi estremi.

Il test di Jarque–Bera¹²⁸, che valuta congiuntamente curtosi e simmetria, restituisce una statistica pari a 15111,53 con un *p*-value inferiore a 0,0001, rigettando con la massima confidenza l'ipotesi nulla di normalità.

¹²⁶ Sebbene i modelli GARCH formulino ipotesi sulla distribuzione degli errori standardizzati (z_t) e non direttamente sui rendimenti osservati (r_t), l'analisi preliminare della distribuzione empirica dei rendimenti è comunque cruciale. Le caratteristiche dei rendimenti — come asimmetria, code pesanti o deviazioni dalla normalità — forniscono infatti indicazioni fondamentali per la scelta della distribuzione da assumere nella stima del modello. In presenza di rendimenti leptocurtici o asimmetrici, l'adozione della normale standard può risultare inadeguata: diventa quindi opportuno specificare distribuzioni alternative, che permettono una migliore rappresentazione del rischio estremo e una maggiore flessibilità nella modellazione della volatilità.

¹²⁷ Si veda, ad esempio: Carmen López, Raquel Arguedas Sanz e Sonia Muela, *A Cryptocurrency Empirical Study Focused on Evaluating Their Distribution Functions*, International Review of Economics and Finance, vol. 79, 2022, per un'analisi empirica approfondita sulle funzioni di distribuzione dei rendimenti delle criptovalute, che evidenzia deviazioni significative dalla normalità e una maggiore aderenza a distribuzioni asimmetriche e leptocurtiche.

¹²⁸ Il test di Jarque–Bera è un test statistico utilizzato per verificare la normalità di una distribuzione. Esamina congiuntamente due caratteristiche fondamentali: l'asimmetria (*skewness*) e la curtosi (*kurtosis*). La statistica del test è definita come: $JB = \frac{n}{6} \left(S^2 + \frac{(K-3)^2}{4} \right)$, dove n è la numerosità campionaria, S è la skewness e K la kurtosis. Sotto l'ipotesi nulla di normalità, la statistica JB è distribuita approssimativamente come

Tabella 3.3: Statistiche di distribuzione dei rendimenti logaritmici – Elaborazione propria

Misura	Valore	Valore atteso (normale)	Esito
Skewness	-0,495	0	asimmetria negativa
Kurtosis	9,039	3	code pesanti (leptocurtosi)
Jarque–Bera	15111,53	—	H ₀ respinta (p < 0,0001)

Questa diagnosi preliminare giustifica, già in questa fase, la scelta di specificare modelli GARCH che non impongano la normalità, ma adottino distribuzioni più flessibili in grado di catturare la leptocurtosi empirica dei rendimenti di bitcoin¹²⁹. Nelle sezioni successive, tale scelta verrà applicata concretamente nella stima delle diverse specificazioni GARCH, assumendo distribuzioni t di Student nella fase di stima dei modelli.

3.2 – I modelli di volatilità condizionata

L’analisi econometrica dei mercati finanziari richiede, in molti contesti applicativi, modelli capaci di rappresentare in modo realistico la natura dinamica dell’incertezza.

A questo scopo si introduce il concetto di volatilità condizionata, che rappresenta la varianza attesa dei rendimenti, in un dato momento, calcolata sulla base dell’informazione disponibile fino al periodo precedente. Questo approccio, ormai centrale nella modellistica finanziaria, permette di formalizzare il fenomeno empiricamente osservato del “*volatility clustering*”, ovvero la tendenza della volatilità a

una chi-quadro con 2 gradi di libertà. Valori della statistica sufficientemente grandi da superare il valore critico della distribuzione chi-quadro a 2 gradi di libertà, accompagnati da un p-value basso, portano al rigetto dell’ipotesi nulla, indicando che i dati non seguono una distribuzione normale.

¹²⁹ Numerosi studi empirici hanno già documentato che i rendimenti di bitcoin si discostano significativamente dalla normalità, presentando curtosi elevata e distribuzioni asimmetriche. Ad esempio, Baur, Hong e Lee (2018) affermano: “*The Bitcoin returns also show very high negative skewness and very high kurtosis*”. Similmente, Katsiampa (2017), in un confronto tra modelli GARCH, evidenzia che i rendimenti mostrano code pesanti e skewness marcata, e “The value of the Jarque– Bera (JB) statistic indicates the departure from normality”. Cfr, Dirk G. Baur, KiHoon Hong e Adrian D. Lee, *Bitcoin: Medium of Exchange or Speculative Assets?*, in *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, vol. 54, 2018, pp. 177–189; e Paraskevi Katsiampa, *Volatility Estimation for Bitcoin: A Comparison of GARCH Models*, in *Economics Letters*, vol. 158, 2017, pp. 3–6.

manifestarsi in sequenze temporali persistenti, caratterizzate da fasi di elevata o ridotta intensità. Nei mercati cripto, tale dinamica assume un rilievo particolare. L'assenza di un sottostante, la forte esposizione alla speculazione e la fragilità dell'infrastruttura di mercato generano dinamiche di prezzo caratterizzate da elevata instabilità, discontinuità e asimmetria nella reazione agli shock. In questo contesto, l'utilizzo di modelli capaci di rappresentare in modo parsimonioso la volatilità condizionata risulta essenziale sia per la valutazione del rischio, sia per l'interpretazione delle dinamiche sistemiche.

La letteratura econometrica ha proposto, a partire dai contributi fondamentali di Engle (1982) e Bollerslev (1986), una vasta famiglia di modelli eteroschedastici condizionati, noti come modelli ARCH-type. In questo capitolo si procederà alla stima e al confronto di tre specificazioni appartenenti a tale famiglia: il modello GARCH, che costituisce la forma base e più ampiamente utilizzata; il modello EGARCH, che introduce una struttura logaritmica e consente di catturare effetti asimmetrici e il modello GJR-GARCH, che consente di modellare esplicitamente l'impatto differenziale degli shock negativi. Ciascuna di queste specificazioni verrà presentata nel dettaglio con riferimento alla sua formulazione teorica, alle principali proprietà statistiche e alle implicazioni applicative nel contesto delle criptovalute.

3.2.1 – Il modello GARCH

Il modello GARCH, introdotto da Bollerslev¹³⁰(1986) come estensione del modello ARCH di Engle (1982)¹³¹, costituisce una delle specificazioni più utilizzate per descrivere l'evoluzione dinamica della volatilità nei mercati finanziari. Esso permette di modellare la varianza condizionata come funzione autoregressiva della varianza passata e dell'innovazione recente, offrendo così una rappresentazione parsimoniosa ed efficace del fenomeno empirico della “*volatility clustering*”.

Formalmente, il processo dei rendimenti r_t è specificato come segue¹³²:

$$r_t = \mu + \varepsilon_t ; \varepsilon_t = \sigma_t Z_t \quad (3.2)$$

¹³⁰ Tim Bollerslev, *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*, in *Journal of Econometrics*, vol. 31, n. 3, 1986, pp. 307–327.

¹³¹ Engle, *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*, cit.,

¹³² Ruey S. Tsay, *Analysis of Financial Time Series*, 3^a ed., Hoboken (NJ), John Wiley & Sons, 2010, cap. 3, “Conditional Heteroscedastic Models”, sez. 3.4 “The ARCH model”, pp. 116–117.

dove μ rappresenta la media condizionata (assunta costante), σ_t^2 la varianza condizionata al tempo t , e $z_t \sim \text{i.i.d.}(0,1)$ una sequenza di variabili aleatorie standardizzate, solitamente distribuite secondo una normale standard o una distribuzione t di Student, a seconda delle ipotesi sulla coda della distribuzione.

La specificazione GARCH (1,1)¹³³ della varianza condizionata è data da¹³⁴:

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 \quad (3.3)$$

con parametri $\omega > 0$, $\alpha \geq 0$, $\beta \geq 0$ e condizione di stazionarietà $\alpha + \beta < 1$ ¹³⁵. In questo contesto: ω rappresenta il livello minimo incondizionato della volatilità; α misura la sensibilità della varianza agli shock recenti, ovvero agli errori di previsione al tempo $t - 1$; β rappresenta la persistenza della volatilità, cioè l'influenza della varianza passata sulla varianza corrente.

Una delle caratteristiche salienti del modello GARCH risiede proprio nella capacità di rappresentare elevati livelli di persistenza della volatilità, ossia la tendenza della varianza condizionata a rimanere elevata per periodi prolungati dopo uno shock. Tale proprietà lo rende particolarmente adatto all'analisi di mercati come quello delle criptovalute nei quali eventi esogeni – come crisi di liquidità, interventi regolatori o collassi infrastrutturali – producono effetti che si riflettono sulla volatilità per orizzonti temporali estesi.

Tuttavia, un limite strutturale del GARCH risiede nella sua simmetria: la dinamica della volatilità dipende unicamente dal quadrato dell'errore, e dunque non distingue tra shock negativi e positivi. In altri termini, il modello assume che un improvviso aumento

¹³³ La notazione (1,1) indica che la varianza condizionata σ_t^2 dipende da un lag del termine di errore (ε_{t-1}^2) e da un lag della varianza condizionata passata (σ_{t-1}^2). In generale, GARCH(p,q) specifica p ritardi sulla varianza passata e q ritardi sul termine d'errore. In questo lavoro assumeremo sempre questa condizione.

¹³⁴ In numerose applicazioni empiriche, tra cui quelle relative ai mercati delle criptovalute, è prassi assumere che il processo dei rendimenti sia a media nulla o che la media condizionata μ sia costante e trascurabile rispetto alla componente stocastica. In tal caso, il rendimento r_t può essere identificato con l'innovazione del processo ε_t , e il modello GARCH (1,1) può essere espresso in forma semplificata come:
 $\sigma_t^2 = \omega + \alpha r_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2$

¹³⁵ La condizione $\alpha + \beta < 1$ garantisce la finitezza della varianza incondizionata e la stazionarietà del processo di secondo ordine. In letteratura, valori di $\alpha + \beta$ prossimi a 1 sono tipici in presenza di elevata persistenza.

del prezzo generi la stessa risposta in termini di volatilità di un crollo improvviso di uguale entità. Questo vincolo può risultare eccessivamente restrittivo, soprattutto nel contesto delle criptovalute, dove si osserva empiricamente una reazione più marcata a notizie negative o eventi di sell-off. Infatti, nei dati reali, le notizie negative tendono ad avere un impatto maggiore sulla volatilità futura rispetto a quelle positive di pari entità¹³⁶. Per superare tale limite, sono state sviluppate diverse estensioni asimmetriche del modello, come l'EGARCH ed il GJR-GARCH, che verranno discusse nei paragrafi successivi.

3.2.2 – Il modello EGARCH

Il modello EGARCH (Exponential GARCH), proposto da Nelson (1991)¹³⁷ rappresenta una delle principali estensioni del GARCH standard, progettata per superarne due limiti strutturali: la restrizione di positività sui parametri e l'incapacità di modellare le asimmetrie nella risposta della volatilità agli shock. Nel modello EGARCH, la dinamica della varianza condizionata è espressa in termini logaritmici, il che consente di garantire la positività della varianza senza imporre vincoli espliciti sui coefficienti, e permette di introdurre una risposta differenziata a seconda del segno dell'innovazione. Nella specificazione completa del modello, l'equazione per la varianza condizionata è:

$$\ln \sigma_t^2 = \omega + \beta \ln \sigma_{t-1}^2 + \gamma z_{t-1} + \alpha (|z_{t-1}| - E|z_{t-1}|) \quad (3.4)$$

dove: ω è una costante che rappresenta il livello medio della log-varianza; β misura la persistenza della volatilità nel tempo; $z_{t-1} = \varepsilon_{t-1} / \sqrt{\sigma_{t-1}^2}$ è il residuo standardizzato del periodo precedente; γ è il coefficiente che cattura l'eventuale asimmetria nella risposta della volatilità a shock di segno opposto; α è il parametro che misura la sensibilità della volatilità alla magnitudo degli shock passati;

¹³⁶ Ad esempio, in *Beyond the Hype: Evaluating the Real Impact of News on Cryptocurrency Market Volatility*, in *Commerce & Business Researcher*, vol. 15, n. 1, 2024, si afferma: "The asymmetric volatility or "leverage effect" showed that negative events or news have a greater impact on market volatility than positive developments of similar magnitude"

¹³⁷ Daniel B. Nelson, *Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach*, in *Econometrica*, vol. 59, n. 2, 1991, pp. 347–370.

$E|z_{t-1}|$ rappresenta il valore atteso del valore assoluto del residuo standardizzato¹³⁸. Tale formulazione consente al modello EGARCH di catturare gli effetti asimmetrici della volatilità, secondo cui shock negativi (come una caduta dei prezzi) tendono ad aumentare la volatilità più di shock positivi di pari entità. In particolare, il termine γ rappresenta l'asimmetria: un valore $\gamma < 0$ indica che shock negativi hanno un impatto maggiore sulla volatilità futura rispetto a quelli positivi.

3.2.3 – Il modello GJR-GARCH

Il modello GJR-GARCH¹³⁹, o TGARCH, o Threshold GARCH, introdotto da Glosten, Jagannathan e Runkle (1993), rappresenta un'estensione del modello GARCH che consente di modellare in modo esplicito l'asimmetria nella risposta della volatilità agli shock. A differenza dell'EGARCH, che introduce l'asimmetria tramite una trasformazione logaritmica, il GJR-GARCH utilizza un meccanismo a soglia per distinguere tra innovazioni positive e negative, incorporando una componente aggiuntiva che si attiva solo in presenza di shock negativi¹⁴⁰.

La formulazione del modello è la seguente:

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \gamma \varepsilon_{t-1}^2 (D_{\{\varepsilon_{t-1} < 0\}}) + \beta \sigma_{t-1}^2 \quad (3.5)$$

dove $D_{\{\varepsilon_{t-1} < 0\}}$ è una funzione indicatrice che assume valore 1 se l'innovazione passata è negativa, e 0 altrimenti. In questa specificazione, ω indica il livello minimo

¹³⁸ Ad esempio, nel caso di una distribuzione normale standard dei residui ($z_{t-1} \sim N(0,1)$), $E|z_{t-1}| = \sqrt{\frac{2}{\pi}}$, e la

formula 3.4 diventa: $\ln \sigma_t^2 = \omega + \beta \ln \sigma_{t-1}^2 + \gamma \left(\frac{\varepsilon_{t-1}}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} \right) + \alpha \left[\frac{|\varepsilon_{t-1}|}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right]$. Nel caso di una distribuzione t di

Student, il termine $E|z_{t-1}|$ è maggiore di $2/\pi$ per v piccoli (cioè quando la t ha code pesanti).

¹³⁹ La denominazione "GJR-GARCH" non è utilizzata nel paper originario degli autori, ma è stata introdotta successivamente dalla letteratura econometrica per indicare sinteticamente il modello asimmetrico proposto da Glosten, Jagannathan e Runkle (1993). Nel loro contributo, gli autori si riferiscono al modello come una "asymmetric GARCH model" o come un GARCH con effetto di soglia nella varianza condizionata. La specificazione completa è presentata nell'equazione (5) del loro articolo, dove si introduce un termine indicatore attivo solo in caso di shock negativi, anticipando in modo pionieristico il concetto di leverage effect.

¹⁴⁰ Cfr. Lawrence R. Glosten, Ravi Jagannathan e David E. Runkle, *On the Relation between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Return on Stocks*, in *The Journal of Finance*, vol. 48, n. 5, 1993, pp. 1779–1801.

incondizionato della varianza, come nel GARCH standard; α misura l'effetto degli shock positivi sulla volatilità; γ cattura l'effetto differenziale associato agli shock negativi; β riflette la persistenza della varianza condizionata. Se il parametro $\gamma > 0$, gli shock negativi generano un incremento della volatilità maggiore rispetto a quelli positivi, evidenziando così l'effetto leva.

Questa formulazione rende il GJR-GARCH particolarmente utile nei contesti in cui le notizie negative producono effetti amplificati, come avviene spesso nei mercati crypto durante fasi di crisi, crolli di piattaforme, o annunci normativi sfavorevoli¹⁴¹. Rispetto al modello EGARCH, il GJR-GARCH presenta una struttura più semplice e facilmente interpretabile, pur mantenendo la capacità di cogliere le asimmetrie. Tuttavia, essendo formulato in termini di varianza (e non del suo logaritmo), richiede l'imposizione di vincoli espliciti sui parametri per garantire la positività della varianza condizionata.

3.2.4 – Scelta della distribuzione degli errori

La scelta della distribuzione degli errori standardizzati z_t riveste un ruolo centrale nella stima dei modelli GARCH, poiché incide direttamente sulla forma delle code della distribuzione condizionata dei rendimenti e, quindi, sulla capacità del modello di rappresentare in modo credibile i rischi estremi. In termini formali, si assume che la dinamica dei rendimenti possa essere descritta come l'equazione 3.2, dove z_t è una sequenza di variabili aleatorie indipendenti e identicamente distribuite, standardizzate.

Il tipo di distribuzione adottato per z_t definisce le proprietà di simmetria e di curtosi della volatilità condizionata e, di conseguenza, l'attendibilità delle inferenze prodotte dal modello. Tradizionalmente, i modelli GARCH assumono che $z_t \sim N(0,1)$, ovvero che gli errori condizionati seguano una distribuzione normale standard. Tuttavia, come mostrato nel paragrafo 3.1.2.3, tale ipotesi appare del tutto inadeguata nel contesto delle criptovalute. I rendimenti giornalieri di bitcoin, infatti, presentano una forte leptocurtosi e una lieve asimmetria negativa, che risultano incompatibili con la distribuzione normale. Il test di Jarque–Bera ha confermato con chiarezza la violazione dell'ipotesi di normalità. Queste evidenze empiriche suggeriscono l'adozione di

¹⁴¹ Per un'applicazione del modello GJR-GARCH al mercato delle criptovalute si veda ad esempio: Katsiampa, *Volatility Estimation for Bitcoin: A Comparison of GARCH Models*, cit. dove l'autrice evidenzia una chiara superiorità dei modelli asimmetrici nella modellizzazione della volatilità crypto.

specificazioni alternative più flessibili. In letteratura sono disponibili diverse distribuzioni capaci di modellare in modo più accurato le caratteristiche empiriche dei rendimenti: la distribuzione t di Student che consente di gestire code pesanti mediante un parametro di libertà, particolarmente efficace per rappresentare l'eccesso di curtosi osservato nei mercati ad alta volatilità; la Generalized Error Distribution (GED) introduce un parametro di forma che regola il grado di curtosi, permettendo in alcuni casi una maggiore adattabilità rispetto alla t di Student;

Alla luce dei risultati ottenuti e delle caratteristiche delle serie analizzate, nel presente lavoro si è scelto di adottare, come specificazione di base, la distribuzione t di Student. Tale scelta rappresenta un compromesso efficace tra flessibilità e parsimonia: da un lato, consente di modellare le code pesanti senza introdurre troppi parametri aggiuntivi; dall'altro, si integra facilmente nella procedura di massima verosimiglianza¹⁴² implementata nei principali pacchetti statistici.

La coerenza tra struttura teorica del modello e comportamento empirico dei dati rappresenta un elemento irrinunciabile per una modellazione affidabile. Per questo motivo, anche nelle specificazioni asimmetriche (EGARCH, GJR-GARCH), la distribuzione t di Student è mantenuta come baseline, al fine di garantire un confronto omogeneo tra modelli in presenza di code pesanti.

3.3 – Stima e confronto dei modelli GARCH

Dopo aver delineato le specificazioni teoriche dei modelli GARCH, si procede ora alla stima empirica dei modelli selezionati. L'obiettivo è identificare, sulla base di criteri statistici e informativi, il modello più idoneo a descrivere la volatilità condizionata dei rendimenti di bitcoin. Le specificazioni prese in esame comprendono il modello GARCH simmetrico, il modello EGARCH e il modello GJR-GARCH. Tutti sono stati stimati assumendo che gli errori standardizzati seguano una distribuzione t di Student, in coerenza con l'evidenza empirica riportata nel paragrafo 3.1.2.3, che ha evidenziato la

¹⁴² La (log) verosimiglianza (log-likelihood) è una funzione che misura la probabilità di osservare i dati effettivi, dati i parametri stimati del modello. In termini tecnici, rappresenta il logaritmo della funzione di verosimiglianza, che esprime la probabilità congiunta della serie storica osservata in funzione dei parametri da stimare. Nella stima dei modelli GARCH (come in gran parte dell'econometria moderna), i parametri vengono scelti proprio per massimizzare questa funzione, secondo il principio della massima verosimiglianza. A parità di specificazione, un valore più alto della log-verosimiglianza indica un migliore adattamento del modello ai dati osservati.

presenza di code pesanti e asimmetria nei rendimenti. Il confronto tra i modelli sarà condotto sulla base di diversi criteri, tra cui la performance informativa — misurata attraverso gli indicatori AIC e BIC — e il valore della log-verosimiglianza. Questa analisi comparativa mira a produrre evidenze empiriche rilevanti non solo sul piano dell'accuratezza statistica, ma anche in termini di capacità dei modelli di cogliere l'instabilità strutturale e i rischi estremi che caratterizzano l'ecosistema delle criptovalute.

3.3.1 – Stima e confronto dei modelli

La stima dei modelli è stata condotta sulla serie dei rendimenti logaritmici giornalieri di bitcoin. Per ciascun modello è stata assunta una distribuzione t di Student, in linea con quanto discusso nei paragrafi precedenti, al fine di cogliere la presenza di code pesanti tipiche dei mercati ad elevata volatilità. L'obiettivo dell'analisi è duplice: da un lato, identificare la specificazione più adatta a descrivere la dinamica condizionata della varianza; dall'altro, interpretare i parametri stimati alla luce del comportamento empirico osservato nel mercato delle criptovalute. I risultati sono riassunti nella Tabella 3.4 e nella Tabella 3.5, ed evidenziano differenze significative nella capacità dei modelli di adattarsi alla struttura dei dati.

Tabella 3.4: Risultati informativi della stima dei modelli – Elaborazione propria

Criterio	GARCH	EGARCH	TGARCH
Log-Likelihood	-7843,70	-7829,24	-7829,54
AIC	5,1299	5,1211	5,1213
BIC	5,1397	5,1329	5,1331

Dalla Tabella 3.4 emerge con chiarezza che il modello EGARCH presenta il miglior compromesso tra capacità esplicativa e parsimonia: i valori di AIC e BIC sono i più bassi tra le specificazioni considerate, indicando che l'EGARCH riesce a catturare la dinamica della volatilità dei rendimenti di bitcoin con maggiore efficienza statistica¹⁴³.

¹⁴³ L'Akaike Information Criterion (AIC) e il Bayesian Information Criterion (BIC) sono due criteri informativi largamente impiegati per confrontare modelli statistici stimati tramite massima verosimiglianza. Entrambi misurano la bontà dell'adattamento ai dati, penalizzando al contempo la complessità del modello. In forma normalizzata, utilizzata ad esempio per confronti tra modelli AR o GARCH, le formule sono: $AIC = \frac{-2}{T} \ln(\hat{L}) + \frac{2k}{T}$; $BIC = \frac{-2}{T} \ln(\hat{L}) + \frac{k \ln(T)}{T}$; dove \hat{L} è la funzione di

Inoltre, anche il valore della log-verosimiglianza ($-7829,24$) è più elevato rispetto agli altri modelli, segnalando una maggiore coerenza tra i dati osservati e la distribuzione condizionata stimata.

Per comprendere su quali elementi strutturali si fonda questa superiorità informativa, è utile esaminare i parametri stimati nei tre modelli, riportati nella Tabella 3.5. Come anticipato nei paragrafi precedenti, ciascun coefficiente ha una precisa interpretazione economica: il parametro μ rappresenta il rendimento medio condizionato, ω è la componente fissa della varianza, α misura la reattività della volatilità agli shock recenti, β rappresenta la persistenza della varianza nel tempo, mentre il parametro γ , presente solo nei modelli asimmetrici, cattura l'eventuale effetto leva. Infine, il parametro ν indica i gradi di libertà della distribuzione t di Student, ed è inversamente proporzionale alla pesantezza delle code.

Tabella 3.5: Parametri stimati dai modelli – Elaborazione propria

Parametro	GARCH	EGARCH	TGARCH
μ	0,1373***	0,1194***	0,1195***
ω	0,2235**	0,0297***	0,0443**
α	0,0915***	0,0101	0,1120***
β	0,9075***	0,9896***	0,9212***
γ	–	0,1980***	–0,0411
ν	3,2136***	2,9046***	2,9131***

I coefficienti riportati si riferiscono alle stime dei parametri dei tre modelli GARCH considerati. I valori sono confrontabili orizzontalmente tra modelli, mentre le stelle (***, **, *) indicano il livello di significatività statistica (rispettivamente al 1%, 5% e 10%). Il simbolo “–” indica che il parametro non è previsto dalla struttura del modello. Tutte le stime si basano su una distribuzione t di Student per catturare la presenza di code pesanti.

verosimiglianza massimizzata, k il numero di parametri stimati e T la numerosità campionaria. Queste espressioni rendono i criteri indipendenti dalla scala del campione, facilitando confronti fra modelli stimati su campioni diversi. Valori più bassi di AIC e BIC indicano una migliore qualità del modello, in quanto riflettono un buon adattamento ai dati con un numero contenuto di parametri. Entrambi i criteri sono progettati per essere minimizzati nella scelta del modello ottimale. Cfr. Tsay, *Analysis of Financial Time Series*, cit., pp. 47–48.

L'interpretazione congiunta dei parametri consente di trarre diverse considerazioni economiche. Anzitutto, tutti e tre i modelli evidenziano una persistenza molto elevata della volatilità, con valori di $\alpha + \beta$ prossimi a 1. Come discusso nel paragrafo 3.1.2.3, ciò implica che gli shock alla volatilità hanno effetti duraturi nel tempo e che l'informazione incorporata nei rendimenti tende a propagarsi piuttosto che dissiparsi rapidamente. È un risultato perfettamente coerente con la natura speculativa del mercato di bitcoin, dove episodi di instabilità si trascinano a lungo.

Nel caso del modello EGARCH, si osserva inoltre un parametro β quasi unitario (0,9896***), che, unito a un valore di α trascurabile e non significativo, suggerisce che l'evoluzione della volatilità sia dominata da una componente autoregressiva, piuttosto che da reazioni immediate agli shock. Questo fenomeno è tipico di mercati altamente inefficaci dal punto di vista informativo, dove l'incertezza si autoalimenta. Di particolare rilevanza è il comportamento del parametro γ presente solo nei modelli asimmetrici. Nell'EGARCH, il valore positivo e altamente significativo di γ (0,1980***) conferma l'esistenza di un effetto asimmetrico: gli shock negativi producono aumenti di volatilità più ampi rispetto a quelli positivi di pari ampiezza¹⁴⁴. Questo risultato, già ipotizzato nella sezione 3.1.2.4, è di notevole importanza teorica ed empirica, in quanto testimonia che anche nel mercato cripto, nonostante la sua natura decentralizzata e disintermediata, si manifesta una forma di "asimmetria informativa percepita" analoga a quella dei mercati azionari tradizionali.

Al contrario, il parametro di asimmetria nel TGARCH risulta negativo e non significativo, il che suggerisce che la dinamica della volatilità non segue una soglia binaria, ma piuttosto una risposta continua e logaritmica agli shock, come meglio modellato dall'EGARCH. Infine, i valori del parametro ν , stimati in un intervallo tra 2,9 e 3,2, indicano che la distribuzione condizionata dei rendimenti presenta code molto pesanti, coerentemente con l'evidenza emersa nell'analisi statistica descrittiva. Ciò rafforza la scelta metodologica di utilizzare una distribuzione t di Student al posto della normale, e giustifica la necessità di adottare modelli in grado di catturare questi comportamenti estremi.

¹⁴⁴ Se $\gamma > 0$, allora gli shock negativi (cioè $\varepsilon_{t-1} < 0$) producono un aumento maggiore della volatilità rispetto a shock positivi di pari entità; se $\gamma < 0$ avviene il contrario.

Alla luce di queste evidenze empiriche, l'EGARCH risulta il modello più adatto per rappresentare la volatilità del bitcoin. Non solo perché ottiene i migliori valori informativi, ma perché riesce a cogliere – in modo coerente e significativo – tre tratti strutturali fondamentali di questo mercato: persistenza della volatilità, asimmetria nella risposta agli shock e presenza di eventi estremi. In tal senso, la scelta della specificazione non è solo un'esigenza statistica, ma una decisione che riflette il comportamento reale del mercato, con implicazioni dirette anche per la modellizzazione del rischio e la formulazione di strategie di gestione dinamica dell'esposizione.

3.3.2 – Quanto è attendibile il modello?

Una volta stimato un modello GARCH, è necessario verificarne l'affidabilità sotto il profilo della corretta specificazione. In particolare, il modello deve essere in grado di spiegare adeguatamente l'evoluzione della volatilità nel tempo, senza lasciare dinamiche residue che ne compromettano la coerenza interna.

Come suggerito in letteratura¹⁴⁵, un modello ben specificato dovrebbe riuscire ad assorbire tutta l'autocorrelazione presente nei quadrati dei rendimenti. In altre parole, una volta stimata la varianza condizionata, la sequenza dei rendimenti standardizzati non dovrebbe più presentare dipendenza temporale rilevante. L'analisi di questa proprietà rappresenta un passaggio essenziale per accertare l'attendibilità del modello stimato. In linea con quanto proposto da Hull (2024), la verifica si concentra sulla struttura delle autocorrelazioni dei quadrati dei rendimenti divisi per la volatilità condizionata stimata¹⁴⁶. L'assenza di autocorrelazione significativa in tale serie rappresenta un'evidenza a favore della corretta specificazione del modello.

3.3.2.1 – Verifica empirica dell'autocorrelazione residua

Una volta stimati i modelli si procede alla verifica empirica della loro capacità di rimuovere la dipendenza seriale nella varianza osservata. Tale analisi viene condotta

¹⁴⁵ Cfr. J. Hull, *Opzioni, futures e altri derivati*, undicesima edizione italiana a cura di E. Barone, Pearson, 2024, p. 552.

¹⁴⁶ In Hull, *Opzioni, futures e altri derivati*, cit., i rendimenti giornalieri sono indicati con la notazione u_t . Essi sono trattati come variabili a media nulla, per cui coincidono con l'errore del processo. Nel presente lavoro si adotta la stessa ipotesi, utilizzando la notazione r_t per i rendimenti. Le verifiche proposte si applicano quindi direttamente ai quadrati dei rendimenti e ai corrispondenti valori standardizzati.

calcolando le autocorrelazioni fino al decimo ritardo per due trasformazioni della serie: i quadrati dei rendimenti r_t^2 e i quadrati dei rendimenti standardizzati rispetto alla varianza condizionata stimata $r_t^2/\hat{\sigma}_t^2$. I risultati sono riportati nelle Tabelle sottostanti.

Tabella 3.6: Autocorrelazioni – GARCH – Elaborazione propria

Ritardo	Autocorrelazione r_t^2	Autocorrelazione $r_t^2/\hat{\sigma}_t^2$
1	0,184741	0,015019
2	0,122113	-0,008375
3	0,068110	-0,027624
4	0,106276	0,017782
5	0,064141	0,000584
6	0,057396	-0,008648
7	0,076598	-0,010921
8	0,055540	-0,012479
9	0,055843	-0,015735
10	0,072510	-0,010897

Tabella 3.7: Autocorrelazioni – EGARCH – Elaborazione propria

Ritardo	Autocorrelazione r_t^2	Autocorrelazione $r_t^2/\hat{\sigma}_t^2$
1	0,184741	0,018233
2	0,122113	-0,005091
3	0,068110	-0,022402
4	0,106276	0,013329
5	0,064141	0,016378
6	0,057396	-0,004586
7	0,076598	-0,007728
8	0,055540	-0,012298
9	0,055843	-0,012668
10	0,072510	-0,009689

Tabella 3.8: Autocorrelazioni – TGARCH – Elaborazione propria

Ritardo	Autocorrelazione r_t^2	Autocorrelazione $r_t^2/\hat{\sigma}_t^2$
1	0,184741	0,015190
2	0,122113	-0,008158
3	0,068110	-0,027322
4	0,106276	0,018121
5	0,064141	0,000924
6	0,057396	-0,008722
7	0,076598	-0,010754
8	0,055540	-0,012566
9	0,055843	-0,015691
10	0,072510	-0,010691

Le prime colonne mostrano i ritardi temporali considerati per il calcolo delle autocorrelazioni. Le seconde colonne contengono le autocorrelazioni di r_t^2 e le terze quelle di $r_t^2/\hat{\sigma}_t^2$. Si nota chiaramente che le autocorrelazioni dei rendimenti al quadrato sono tutte positive per tutti i lags. Nel caso di $r_t^2/\hat{\sigma}_t^2$, invece, alcune autocorrelazioni sono positive e altre negative, e tutte sono estremamente più piccole, in valore assoluto, a quelle di r_t^2 . Possiamo dunque concludere che i vari modelli sembrano spiegare bene la varianza dei dati considerati.

3.3.2.2 – Verifica dell’assenza di autocorrelazione residua: test di Ljung–Box

A conclusione della valutazione dell’attendibilità interna dei modelli stimati, si procede con la verifica formale dell’assenza di autocorrelazione residua mediante il test di Ljung–Box, applicato ai quadrati dei rendimenti standardizzati. Questo test permette di accertare se nella serie trasformata permangono correlazioni significative, sintomo di una specificazione inadeguata della varianza condizionata¹⁴⁷. Nel presente lavoro si adotta la formulazione proposta da Hull (2024), che corregge la statistica classica

¹⁴⁷ Cfr Greta M. Ljung e George E. P. Box, *On a Measure of Lack of Fit in Time Series Models*, in *Biometrika*, vol. 65, 1978, pp. 297–303.

introducendo un fattore di ponderazione w_k per ogni ritardo. La statistica test assume dunque la forma:

$$Q = m \sum_{k=1}^K w_k \cdot \eta_k^2 \quad (3.6)$$

Con $w_k = \frac{m+2}{m-k}$; m è il numero di osservazioni effettive, K è il numero di ritardi considerati (in questo caso, $K = 10$), η_k è l'autocorrelazione campionaria al ritardo k . L'ipotesi nulla del test, indicata come H_0 , assume l'assenza di autocorrelazione nei primi K ritardi: $H_0: \eta_1 = \eta_2 = \dots = \eta_K = 0$. La statistica Q è asintoticamente distribuita come una χ^2 con K gradi di libertà.

I risultati del test, riportati nella Tabella 3.9, mostrano come l'ipotesi nulla venga nettamente rifiutata nel caso dei quadrati dei rendimenti non standardizzati r_t^2 , con una statistica $Q = 395,037$ e un p-value praticamente nullo. Questo conferma la presenza di autocorrelazione seriale significativa nella varianza, giustificando l'impiego di modelli GARCH. Al contrario, nel caso dei residui standardizzati ottenuti dalle tre specificazioni GARCH, EGARCH e TGARCH, la statistica Q risulta in tutti i casi inferiore al valore critico, con p-value compresi tra 0,51 e 0,64, e dunque non si riscontrano evidenze statisticamente significative per rifiutare l'ipotesi nulla, segnalando l'assenza di autocorrelazione significativa nei quadrati standardizzati. Si può pertanto concludere che ciascuno dei modelli stimati è in grado di catturare efficacemente l'eteroschedasticità presente nei dati.

Tabella 3.9: Test di Ljung–Box sui quadrati dei rendimenti e sui residui standardizzati. Valori della statistica Q inferiori al valore critico e p -value elevati indicano assenza di autocorrelazione residua, segnalando una buona specificazione del modello – Elaborazione propria

Serie analizzata	Statistica Q	Valore critico	P-value	Ipotesi nulla H_0	Interpretazione
r_t^2	395,037	18,307	0,000000	Rifiutata	Presenza di autocorrelazione significativa nei quadrati dei rendimenti
$\frac{r_t^2}{\sigma_t^2}$ GARCH(1,1)	9,212	18,307	0,512093	Non rifiutata	Il modello GARCH (1,1) rimuove efficacemente l'autocorrelazione residua
$\frac{r_t^2}{\sigma_t^2}$ EGARCH(1,1)	7,895	18,307	0,639102	Non rifiutata	Il modello EGARCH (1,1) rimuove efficacemente l'autocorrelazione residua
$\frac{r_t^2}{\sigma_t^2}$ TGARCH(1,1)	9,176	18,307	0,515527	Non rifiutata	Il modello TGARCH (1,1) rimuove efficacemente l'autocorrelazione residua

3.4 – La volatilità come sintomo e come segnale: considerazioni conclusive

Al termine di questo capitolo, il tentativo di misurare e modellare la volatilità di bitcoin ha assunto una funzione che va oltre la semplice esercitazione quantitativa. L'analisi sviluppata ha permesso non solo di selezionare modelli più o meno adeguati alla struttura dei dati, ma ha soprattutto sollevato una questione ben più ampia: che tipo di informazione trasmette la volatilità di questi strumenti? E quale significato assume, se inquadrata in un contesto di rischio sistemico? Fin dall'inizio, la scelta di stimare modelli GARCH non è stata neutra. Essa ha risposto a una duplice esigenza: da un lato, cogliere la natura dinamica e autoregressiva della volatilità, tratto distintivo dei mercati crypto, dall'altro, porre le basi per una riflessione più ampia sulla trasmissibilità di tale instabilità.

I risultati ottenuti, in particolare attraverso la specificazione EGARCH, hanno rivelato un comportamento asimmetrico dei rendimenti di bitcoin, accentuando la sensibilità agli shock negativi. In questo contesto, la volatilità non può più essere considerata una semplice caratteristica tecnica dei prezzi. Essa riflette una condizione più profonda: l'incertezza della fiducia, l'assenza di fondamentali condivisi e la predominanza di comportamenti speculativi rispetto a logiche finanziarie consolidate. Allo stesso tempo, la volatilità rappresenta anche un segnale: rivela le fragilità strutturali di un mercato ancora privo di ancoraggi stabili e suscettibile a dinamiche autoalimentate.

Questo è il punto centrale del capitolo: non si è trattato di verificare quale modello “funzioni meglio” in astratto, ma di comprendere in quale misura le criptovalute, rappresentate in questo studio da bitcoin, attraverso la loro instabilità endogena, possano diventare una fonte di propagazione del rischio sistemico. I modelli GARCH non sono stati strumenti di previsione, bensì strumenti di lettura, lenti attraverso cui osservare il comportamento dinamico della componente di rischio che più intensamente definisce l'identità dei cripto-asset.

Non basta più sapere che bitcoin è volatile, occorre chiedersi: questa volatilità è isolata, o si trasmette? È autoreferenziale o esercita influenza su altri mercati, su altri attivi, su altri equilibri? Ed è qui che si innesta, in modo naturale, il passaggio al capitolo successivo. Se in questa sezione si è analizzata la volatilità come tratto distintivo interno delle criptovalute, ora si tratta di indagarne la dimensione sistemica. Il VAR – e le sue estensioni – costituiranno lo strumento attraverso cui verificare se l'instabilità osservata abbia effetti di spillover, di contagio, di interdipendenza. In altri termini, ci si chiede se la volatilità delle criptovalute debba essere considerata semplicemente come una caratteristica ormai assodata, oppure come una manifestazione problematica che solleva interrogativi di rilievo sul piano della stabilità finanziaria.

Capitolo 4 – Le interconnessioni tra mercato cripto e finanza regolamentata: un’analisi econometrica del rischio sistemico

Nei capitoli precedenti si è messo in luce come le criptovalute presentino un profilo strutturale di instabilità, caratterizzato da elevata volatilità, scarsa trasparenza informativa e marcata dipendenza da aspettative speculative. Tuttavia, nella prospettiva macroprudenziale adottata da questa tesi, tali elementi non sono di per sé sufficienti a qualificare un rischio come “sistemico”. Come si è già osservato nel primo capitolo, infatti, la rilevanza sistemica di un fenomeno non si misura sulla sua intensità locale, ma sulla capacità che esso ha di propagarsi ad altri segmenti del sistema finanziario, innescando effetti a catena in grado di compromettere la stabilità complessiva. È a questo punto del ragionamento che la nozione di interconnessione diventa centrale. La sola esistenza di criptovalute altamente volatili, difettose dal punto di vista informativo e scarsamente regolamentati, non basta a giustificare un intervento di tipo sistemico, se tali strumenti rimangono compartimentalizzati e separati dalla finanza regolamentata. Al contrario, se gli shock che si generano nel mercato cripto sono in grado di trasmettersi al sistema bancario, ai mercati azionari o ai fondi - in forma diretta o indiretta - allora si apre un problema nuovo, che richiede strumenti analitici specifici.

Il presente capitolo si propone dunque di verificare empiricamente l’esistenza e l’intensità di interconnessioni dinamiche tra criptovalute e finanza regolamentata, con l’obiettivo di valutare se tali interazioni possano configurarsi come canali effettivi di trasmissione del rischio sistemico. L’analisi sarà condotta attraverso un modello autoregressivo vettoriale (VAR), che consente di studiare le relazioni temporali tra più variabili endogene. L’ipotesi sottostante è che, se il mercato cripto ha acquisito una rilevanza sistemica, questa si manifesterà non solo nella sua instabilità interna, ma anche nell’effetto che gli shock cripto producono sul comportamento di asset regolamentati, quali gli indici azionari. Attraverso l’analisi delle funzioni di risposta agli impulsi (IRF) e della decomposizione della varianza degli errori di previsione (FEVD), il capitolo cercherà di fornire una misura concreta del potenziale di contagio che le criptovalute esercitano nei confronti del sistema finanziario tradizionale. Nel seguente paragrafo verranno introdotti i fondamenti teorici del modello VAR, le motivazioni della

sua applicazione nel presente contesto e gli strumenti analitici attraverso cui sarà articolata l'indagine empirica.

4.1 – Il modello VAR: fondamenti teorici, finalità e strumenti analitici

4.1.1 – Il modello VAR: struttura, logica e presupposti

Il modello VAR (Vector Autoregression) nasce con un obiettivo preciso: descrivere le relazioni dinamiche tra più variabili endogene senza imporre vincoli teorici rigidi sulla loro struttura causale¹⁴⁸. In un sistema finanziario complesso, come quello che lega criptovalute e mercati regolamentati, questa impostazione risulta particolarmente adatta: ci consente di osservare come i mercati si influenzano reciprocamente nel tempo, lasciando che siano i dati a rivelare la direzione e l'intensità delle interazioni. In un sistema VAR, ciascuna variabile è modellata come funzione lineare dei propri valori passati e di quelli delle altre variabili incluse nel modello. Non esiste una variabile esogena per costruzione, né si presuppone una gerarchia causale a priori: tutte le serie sono trattate simmetricamente. Questa logica si contrappone ai modelli strutturali, dove le relazioni tra le variabili sono imposte da una teoria economica esterna al modello¹⁴⁹. La forza del VAR, invece, sta nel descrivere il comportamento congiunto di più serie storiche, rinunciando alla spiegazione teorica a vantaggio di una rappresentazione empiricamente fondata.

La formulazione standard di un VAR(p) – cioè un modello con p ritardi – è la seguente¹⁵⁰:

¹⁴⁸ Il modello VAR è stato proposto originariamente da Christopher A. Sims, il quale criticava l'eccessiva dipendenza dei modelli macroeconomici da vincoli teorici rigidi, proponendo un approccio data-driven in cui le relazioni tra variabili sono lasciate emergere dai dati e non imposte ex ante. Cfr. Christopher A. Sims, *Macroeconomics and Reality*, in *Econometrica*, vol. 48, n. 1, 1980, pp. 1–48.

¹⁴⁹ Si distingue così il VAR dai cosiddetti modelli strutturali (SVAR), dove le relazioni tra le variabili vengono identificate a partire da restrizioni derivanti da teorie economiche o da shock strutturali identificati ex ante. Cfr. Olivier Blanchard e Roberto Perotti, *An Empirical Characterization of the Dynamic Effects of Changes in Government Spending and Taxes on Output*, in *Quarterly Journal of Economics*, vol. 117, n. 4, 2002, pp. 1329–1368.

¹⁵⁰ Per la trattazione econometrica e la formulazione del modello VAR(p) si farà prevalentemente riferimento a Helmut Lütkepohl, *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*, Springer, 2005. opera di riferimento per l'analisi dei modelli autoregressivi vettoriali in ambito accademico e applicato.

$$Y_t = c + A_1 Y_{t-1} + A_2 Y_{t-2} + \dots + A_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (4.1)$$

dove: $Y_t = \begin{bmatrix} y_{1t} \\ \dots \\ y_{kt} \end{bmatrix}$ è il vettore delle k variabili al tempo t ; c è il vettore delle costanti (intercetta); ciascuna matrice A_i (di dimensioni $k \times k$) raccoglie i coefficienti che misurano l'influenza del vettore ritardato Y_{t-i} su Y_t ; ε_t è il vettore delle innovazioni, che si assume essere un White Noise con matrice non singolare di covarianza Σ ¹⁵¹.

Questa struttura consente di cogliere le dipendenze temporali reciproche tra le variabili, senza supporre ex ante che una sia necessariamente “causa” dell'altra. Per la corretta stima e interpretazione di un modello VAR è necessario che le serie temporali coinvolte siano stazionarie¹⁵², ovvero che la loro distribuzione probabilistica non cambi nel tempo. In termini pratici, ciò implica che le variabili presentino una media e una varianza costanti nel tempo. Qualora le serie risultino non stazionarie, è possibile ricorrere alla differenziazione (prima differenza logaritmica).

Per completare correttamente la costruzione del modello, è necessario definire l'ordine ottimale dei ritardi p , ossia quanti valori passati di ciascuna variabile includere nel sistema. La selezione viene effettuata tramite criteri informativi, in particolare l'Akaike Information Criterion (AIC) e il Bayesian Information Criterion (BIC), che bilanciano l'accuratezza della stima con la complessità del modello¹⁵³. In generale, si seleziona il valore di p che minimizza il valore del criterio prescelto, evitando il rischio di sovra-parametrizzazione.

¹⁵¹ Lütkepohl, *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*, cit., p 13: si noti che la notazione del libro considera gli errori come “ u ”: “ $u_t = (u_{1t}, \dots, u_{kt})'$ is a K -dimensional white noise or innovation process, that is, $E(u_t) = 0$, $E(u_t u_t') = \Sigma_u$ and $E(u_t u_s') = 0$ for $s \neq t$. The covariance matrix Σ_u is assumed to be nonsingular if not otherwise stated”.

¹⁵² La letteratura econometrica concorda nel ritenere la stazionarietà delle serie temporali un requisito imprescindibile per l'applicazione corretta dei modelli VAR. Come sottolineato da Lütkepohl, la condizione di stabilità del processo equivale a richiedere la stazionarietà dell'intero sistema, condizione necessaria per derivarne le proprietà statistiche; Cfr. Lütkepohl, *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*, cit. Analogamente, Enders evidenzia che la stazionarietà è presupposto per garantire la validità delle relazioni dinamiche tra le variabili; Cfr. Walter Enders, *Applied Econometric Time Series*, 4^a ed., Wiley, 2014.

¹⁵³ Cfr. Lütkepohl, *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*, cit., pp. 146–148, dove si espone in dettaglio l'uso dei criteri informativi - in particolare l'Akaike Information Criterion (AIC), lo Schwarz (Bayesian) Criterion (SC o BIC) e il Hannan-Quinn Criterion (HQ) - per la selezione dell'ordine ottimale del modello VAR.

Un altro requisito fondamentale per la corretta specificazione di un modello VAR è la stabilità del sistema¹⁵⁴. In termini generali, un sistema stabile è tale da garantire che gli effetti di uno shock non si propaghino indefinitamente nel tempo, ma tendano progressivamente a esaurirsi, evitando dinamiche esplosive. Per verificare questa condizione, è possibile trasformare il modello in una forma equivalente che consenta di analizzare direttamente le proprietà dinamiche del sistema. Se da tale analisi risulta che tutte le forze interne che governano il modello si mantengono entro certi limiti, allora si può affermare che il sistema è stabile.

Infine, è importante verificare che i residui del modello si comportino come rumore bianco, ossia che non presentino autocorrelazione seriale. Tale verifica consente di accertare se l'ipotesi fondamentale su cui si fonda la procedura di stima sia soddisfatta, e rappresenta una fase cruciale per validare la bontà della specificazione adottata¹⁵⁵.

Il rispetto di queste condizioni consente di applicare il modello VAR in modo affidabile, creando le premesse per l'analisi degli effetti dinamici di uno shock esogeno, come quello generato da una variazione inattesa nel prezzo di un cripto-asset, sul comportamento delle variabili rappresentative della finanza regolamentata. Sarà proprio questo il focus delle sezioni successive, dove si farà ricorso a due strumenti fondamentali derivati dal VAR: le funzioni di risposta agli impulsi e la decomposizione della varianza degli errori di previsione.

4.1.2 – Analisi delle risposte agli shock: IRF e decomposizione della varianza

Una volta stimato un modello VAR nella sua forma ridotta, si apre la possibilità di indagare in modo più profondo le dinamiche temporali interne al sistema tramite due strumenti fondamentali: le funzioni di risposta all'impulso (Impulse Response Functions,

¹⁵⁴ La condizione di stabilità di un modello VAR è trattata in modo rigoroso da Lütkepohl, *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*, cit., Per i modelli VAR (1), l'autore afferma che il processo è stabile quando tutti gli autovalori della matrice A_1 hanno modulo strettamente inferiore a uno. Tale condizione è equivalente al fatto che il determinante del polinomio inverso $\det(I_K - A_1 z)$ sia diverso da zero per ogni z tale che $|z| \leq 1$; ciò è esplicitamente dichiarato nella sezione 2.1, a p. 15, con un rinvio metodologico alla Regola (7) dell'Appendice A.6. Inoltre, alla p. 25, nella Proposizione 2.1, si afferma che la stabilità implica la stazionarietà del processo, anche se il viceversa non è necessariamente vero.

¹⁵⁵ Lütkepohl sottolinea che, nell'ambito del model checking, una questione centrale è verificare se i residui si comportino come rumore bianco, poiché questa è un'ipotesi implicita alla base della corretta stima del modello, cfr. Lütkepohl, *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*, cit., par. 4.4 - Checking the Whiteness of the Residuals, p. 157.

IRF) e la decomposizione della varianza dell'errore di previsione (Forecast Error Variance Decomposition, FEVD). Entrambi derivano direttamente dalla struttura del modello stimato e costituiscono gli strumenti analitici più utilizzati per valutare la portata e la persistenza degli shock che colpiscono una delle variabili endogene.

4.1.2.1 – Le funzioni di risposta all'impulso (Impulse Response Functions)

Uno dei principali strumenti analitici per interpretare le dinamiche interne a un sistema VAR è costituito dalle funzioni di risposta all'impulso, o *Impulse Response Functions* (IRF). Queste funzioni misurano l'effetto dinamico che un'innovazione (shock) non prevista su una delle variabili ha sull'evoluzione futura del sistema, periodo dopo periodo. In altre parole, una IRF descrive come una variabile endogena reagisce nel tempo a uno shock isolato in un'altra variabile, assumendo che tutti gli altri shock siano nulli, consentendo di comprendere se lo shock produce effetti transitori o persistenti, e in quale misura si diffonde tra le variabili del sistema. Ad esempio, se applichiamo un impulso (uno shock esogeno) a una variabile al tempo t , la IRF mostra come reagiscono tutte le variabili nei periodi successivi ($t+1$, $t+2$, ecc.). Il risultato è una sequenza temporale – una curva – che rappresenta la dinamica della propagazione dello shock.

Per calcolare formalmente queste risposte, si parte dalla rappresentazione VAR(p), come specificato dalla (4.1). Questo sistema può essere trasformato nella forma MA (∞):

$$y_t = \sum_{i=0}^{\infty} \Phi_i \varepsilon_{t-i} \quad (4.2)$$

dove i coefficienti Φ_i sono matrici ($K \times K$) che descrivono come uno shock a una variabile si propaga alle altre nel tempo¹⁵⁶. La funzione di risposta all'impulso per un orizzonte temporale h è rappresentata da Φ_h : l'elemento (i, j) di Φ_h misura l'effetto atteso, al tempo $t+h$, di uno shock unitario alla variabile j sulla variabile i ¹⁵⁷. In altri termini, $[\Phi_h]_{ij}$

¹⁵⁶ La rappresentazione MA(∞) consente di riscrivere un sistema VAR in termini delle sue reazioni dinamiche agli shock. Le matrici Φ_i rappresentano l'effetto degli shock al tempo $t-i$ sulle variabili al tempo t , catturando la struttura interna di propagazione nel sistema. Cfr. Lütkepohl (2005), *cit.*, par. 2.1.2, eq. (2.1.17).

¹⁵⁷ Cfr. Lütkepohl, *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*, *cit.*, par. 2.2.1 per la costruzione della rappresentazione MA (∞) e delle matrici Φ . Per la definizione delle IRF in contesto VAR, si veda

quantifica di quanto ci si aspetta che la variabile $y_{i,t+h}$ cambi in risposta a un'innovazione di una unità in $\varepsilon_{j,t}$ mantenendo costanti tutte le altre innovazioni del sistema. Tale risposta è un valore numerico ben definito: ad esempio, se $[\Phi_3]_{2,1} = 0,04$, ciò significa che tre periodi dopo uno shock positivo di un'unità alla prima variabile, la seconda variabile reagisce con un incremento atteso di 0,04 unità. La matrice Φ_h , in quanto tale, fornisce dunque tutte le risposte incrociate del sistema al passo h , riga per riga, colonna per colonna: ogni colonna rappresenta l'impatto dello shock su una determinata variabile, ogni riga l'effetto su una variabile-obiettivo.

Il calcolo delle Φ_h avviene ricorsivamente a partire dai coefficienti A_1, \dots, A_p stimati del VAR:

$$\Phi_0 = I_k; \quad \Phi_h = \sum_{j=1}^{\min(h,p)} A_j \Phi_{h-j}; \quad \text{per } h \geq 1. \quad (4.3)$$

Questo schema permette di costruire la sequenza completa di risposte dinamiche, tracciando come un'innovazione in una variabile impatti sull'intero sistema lungo un orizzonte temporale di h periodi. È fondamentale sottolineare che le IRF standard non rappresentano effetti cumulati: ogni Φ_h riflette esclusivamente l'impatto specifico e isolato al passo temporale h . Ad esempio, $\Phi_3(i,j)$ esprime l'effetto dello shock su j al tempo t sulla variabile i al tempo $t+3$, escludendo gli effetti precedenti o successivi. Si tratta quindi di una lettura puntuale e dinamica, utile a comprendere la distribuzione temporale dell'impatto dello shock nel sistema.

A complemento di questa analisi, si introduce il concetto di IRF cumulata, ottenuta mediante la somma delle risposte giorno per giorno fino all'orizzonte desiderato:

$$\text{IRFcumulata}_h(i,j) = \sum_{k=0}^h \Phi_k(i,j) \quad (4.4)$$

Questa funzione consente di valutare l'effetto aggregato totale che uno shock iniziale sulla variabile j produce sulla variabile i nell'arco dei primi h periodi, risultando

il par. 2.3.2; e Cfr. James D. Hamilton, *Time Series Analysis*, Princeton University Press, 1994, cap. 11.4, pp. 318–319. Hamilton interpreta le IRF come derivate parziali dei valori futuri del sistema rispetto a innovazioni specifiche.

particolarmente indicata per analisi di tipo sistemico. In un contesto in cui si intende misurare la capacità di trasmissione del rischio dalle criptovalute al sistema finanziario tradizionale, l'impiego congiunto delle IRF standard e cumulate si rivela cruciale: le prime evidenziano il profilo temporale della reazione, le seconde ne quantificano la portata complessiva.

Nel contesto specifico del presente studio, l'impiego delle IRF assume una rilevanza teorica e applicativa cruciale. Poiché l'obiettivo è esplorare le interazioni tra criptovalute e mercati finanziari tradizionali, le funzioni di risposta ci consentono di valutare se, e con quale intensità, uno shock che colpisce ad esempio bitcoin si ripercuote su Ethereum, sul mercato azionario o su altri asset. In altre parole, è uno strumento che ci permette di visualizzare i canali di trasmissione dello shock, evidenziando eventuali effetti domino, ritardi o persistenze nelle reazioni. Dal punto di vista interpretativo, l'analisi delle IRF permette anche di valutare la stabilità dinamica del sistema: uno shock può avere effetti transitori (rapidamente assorbiti) oppure persistenti (che si prolungano nel tempo), indicando possibili meccanismi di amplificazione endogena. In presenza di mercati interconnessi, come accade spesso nel contesto cripto-finanziario, questi strumenti rivelano relazioni non evidenti tra variabili, fornendo una base empirica per la valutazione del potenziale rischio di contagio. Le IRF risultano pertanto particolarmente indicate per analisi che, come nel nostro caso, mirano a comprendere la trasmissione di shock in un sistema in cui le criptovalute potrebbero comportarsi come canale di propagazione, amplificazione o assorbimento di turbolenze sistemiche.

4.1.2.2: La decomposizione della varianza degli errori di previsione (Forecast Error Variance Decomposition)

Accanto alle funzioni di risposta all'impulso, il secondo strumento derivato dalla stima di un modello VAR utile per comprendere la struttura dinamica del sistema è rappresentato dalla Forecast Error Variance Decomposition (FEVD). La FEVD consente di misurare quanto della variabilità futura di ciascuna variabile endogena è attribuibile agli shock delle varie componenti del sistema. In questo modo, fornisce un'indicazione quantitativa dell'interconnessione tra variabili, rivelando quali sono le fonti prevalenti di incertezza nel sistema e, indirettamente, quali variabili esercitano maggiore influenza

sulle altre. In termini più semplici, mentre l'IRF mostra come una variabile reagisce nel tempo a uno shock specifico, la FEVD ci dice quanto quello shock contribuisce a spiegare la varianza dell'errore di previsione di una variabile, su un determinato orizzonte temporale. È uno strumento di scomposizione: distribuisce la varianza dell'errore su base orizzontale, tra le variabili del sistema. La base teorica della FEVD si fonda sulla considerazione della varianza dell'errore di previsione a più passi. In un sistema VAR, ogni previsione fatta a un orizzonte futuro h è soggetta a errore, e tale errore riflette l'effetto aggregato degli shock che colpiscono il sistema da $t+1$ a $t+h$.

Ora, ciò che la decomposizione della varianza consente di fare è di disarticolare questa incertezza, distinguendo quale quota dell'errore complessivo sia attribuibile ai diversi componenti del sistema. In altri termini, permette di quantificare il ruolo svolto, nel generare instabilità, da ciascuna delle variabili endogene del modello. Tale proporzione – ossia la quota della varianza predittiva della variabile y_j a h passi spiegata dagli shock della variabile y_k – è espressa formalmente come¹⁵⁸:

$$\omega_{jk,h} = \frac{\sum_{i=0}^{h-1} (e_j' \Theta_i e_k)^2}{\text{MSE} [y_{j,t}(h)]} \quad (4.5)$$

dove la somma al numeratore rappresenta l'impatto cumulato degli shock ortogonali di tipo k sulla previsione di y_j e il denominatore corrisponde alla varianza complessiva dell'errore di previsione della medesima variabile.

L'aspetto essenziale da cogliere non è tanto tecnico quanto concettuale: una volta che si sia ottenuta questa espressione della varianza, è possibile attribuire porzioni specifiche dell'incertezza di una variabile ai diversi shock sistemici, a condizione di

¹⁵⁸ La formula riportata in Lütkepohl, *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*, cit. p. 64, rappresenta il punto di arrivo della costruzione teorica presentata nel § 2.3.3. Essa esprime in termini rigorosi la proporzione dell'errore di previsione di una variabile y_j , a h passi in avanti, che può essere attribuita agli shock provenienti da un'altra variabile y_k . Il contesto in cui questa formula viene costruita è quello della rappresentazione $MA(\infty)$ di un modello VAR, ottenuta dopo aver ortogonalizzato le innovazioni. I residui u_t del VAR stimato nella forma ridotta sono in genere correlati tra loro; per renderli interpretabili come shock distinti e indipendenti, si applica una decomposizione di Cholesky alla matrice di covarianza Σ_u , ottenendo così un nuovo vettore di innovazioni w_t tali che $E[wtwt'] = I$ (cioè con varianza unitaria e covarianza nulla).

rendere ortogonali le innovazioni¹⁵⁹. Questo passaggio - spesso realizzato tramite decomposizione di Cholesky¹⁶⁰ - permette di trattare ciascuno shock come fonte indipendente di instabilità.

La FEVD diventa così un'operazione di attribuzione causale: per ogni variabile endogena, si calcola quanto della sua imprevedibilità futura è generata da ciascuna delle altre componenti del sistema. Questa capacità di attribuire dinamicamente la responsabilità dell'incertezza è ciò che rende la FEVD cruciale nel contesto della nostra analisi.

Finora, l'analisi si è concentrata sulla possibilità che le criptovalute, in virtù della loro intrinseca instabilità, possano agire come vettori di contagio nei confronti dei mercati regolamentati o degli asset tradizionali. Affinché tale ipotesi non resti confinata al piano teorico, è necessario quantificare in che misura uno shock cripto incide sulla dinamica predittiva di altre variabili chiave del sistema finanziario. La FEVD risponde esattamente a questa esigenza: se una quota rilevante dell'errore di previsione di un indice come il Nasdaq o di una grandezza macro-finanziaria è spiegata da innovazioni cripto, siamo in presenza di una connessione funzionale che può, in certe condizioni, assumere rilevanza sistemica.

4.2 – Costruzione e composizione del dataset per l'analisi VAR

Al fine di analizzare empiricamente le potenziali interazioni tra il mercato delle criptovalute e il sistema finanziario tradizionale, si è costruito un dataset multivariato composto da otto serie storiche giornaliere. La scelta delle variabili è stata guidata dalla necessità di rappresentare, da un lato, la dimensione endogena del comparto cripto mediante i suoi asset più rappresentativi; dall'altro, un insieme eterogeneo di indici

¹⁵⁹ Affinché la FEVD sia interpretabile in senso causale (cioè per attribuire a ciascuna variabile un peso distinto nella previsione), è necessario che gli shock siano ortogonali. Questo significa che le innovazioni w_t devono essere incorrelate tra loro e avere varianza costante: $E[wtwt']=I_K$. Solo in questo caso è possibile calcolare la quota di varianza "pura" attribuibile a ciascun shock senza sovrapposizioni interpretative.

¹⁶⁰ Per ottenere innovazioni ortogonali a partire dai residui stimati u_t del VAR (che possono essere correlati tra loro), si applica una decomposizione di Cholesky alla matrice di covarianza Σ_u , scrivendola come $\Sigma_u = PP'$, dove P è una matrice triangolare inferiore. Sostituendo $u_t = P w_t$, si ottiene una rappresentazione in termini di shock ortogonali w_t , cioè indipendenti tra loro. Per maggiori dettagli sulla derivazione analitica si veda in Lütkepohl, *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*, cit., p. 58.

azionari globali, selezionati per cogliere le principali dinamiche sistemiche della finanza internazionale.

Il primo gruppo comprende tre criptovalute: Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH) e Ripple (XRP). La loro inclusione non riflette soltanto una scelta basata su criteri di capitalizzazione e liquidità, ma anche una volontà di rappresentare la varietà di modelli economici e funzionali all'interno dell'universo crypto. Bitcoin si configura come riserva di valore decentralizzata, spesso descritta come "oro digitale"¹⁶¹; Ethereum si distingue per la sua architettura orientata all'esecuzione di smart contract e applicazioni decentralizzate, collocandosi al centro dell'ecosistema DeFi; Ripple, infine, si propone come infrastruttura per pagamenti transfrontalieri, in continuità con le logiche del sistema bancario tradizionale¹⁶². Tali differenze strutturali giustificano l'inclusione congiunta dei tre asset, nella prospettiva di valutare se shock sistemici agiscano in modo omogeneo o differenziato all'interno del comparto crypto.

Il secondo blocco di variabili è costituito da indicatori rappresentativi della finanza tradizionale. Si è incluso l'indice S&P 500, benchmark per eccellenza del mercato azionario statunitense, e il NASDAQ Composite, indice più esposto ai titoli tecnologici e dunque più sensibile a innovazione e cicli speculativi. Lo STOXX Europe 600, invece, rappresenta un indice ampio e diversificato del mercato azionario europeo, comprendente 600 società quotate di grandi, medie e piccole dimensioni provenienti da 17 Paesi¹⁶³. La

¹⁶¹ Per un approfondimento sul tema del Bitcoin come "oro digitale" e sulla sua natura di commodity, si veda: Dirk G. Baur, Jonathan R. Karlsen, Lee A. Smales e Allan Trench, *Digging Deeper – Is Bitcoin Digital Gold? A Mining Perspective*, Journal of Commodity Markets, vol. 34, 2024.

¹⁶² *Ripple* è una piattaforma di pagamento distribuita e open-source, nata con l'obiettivo di ottimizzare la regolazione dei pagamenti transfrontalieri tra istituzioni finanziarie. Il protocollo RippleNet consente il trasferimento istantaneo e a basso costo di qualunque unità di valore (valute fiat, criptovalute, commodities) tra partecipanti della rete, sfruttando un meccanismo di validazione alternativo alla proof-of-work: il Ripple Protocol Consensus Algorithm (RPCA). L'asset nativo XRP funge da strumento ponte per la conversione di valute illiquide o scarsamente interoperabili, contribuendo ad abbattere i costi di cambio e a ridurre i tempi di regolamento. A differenza di molte altre crypto-attività, XRP non è minabile, ma è stato premesso e distribuito in larga parte dalla società madre Ripple Labs Inc., che svolge un ruolo centrale nella governance del protocollo. Dal punto di vista sistemico, Ripple assume rilievo in quanto mira esplicitamente a sostituire o affiancare l'infrastruttura SWIFT nel trasferimento interbancario internazionale, e vanta collaborazioni con numerosi attori istituzionali, tra cui American Express, Santander e SBI Holdings. Per un'esposizione tecnica della struttura di consenso e del modello operativo di Ripple, si veda il white paper ufficiale: David Schwartz, Noah Youngs e Arthur Britto, *The Ripple Protocol Consensus Algorithm*, Ripple Labs Inc., 2014.

¹⁶³ Lo STOXX® Europe 600 è un'ampia misura del mercato azionario europeo. Con un numero fisso di 600 componenti, l'indice fornisce una copertura ampia e diversificata in 17 paesi e 11 industrie all'interno delle economie sviluppate europee, rappresentando quasi il 90% del mercato investibile sottostante. L'indice è

sua inclusione consente di considerare il legame tra l'andamento complessivo dei mercati europei e le dinamiche crypto, colmando un possibile bias di analisi concentrata solo su asset statunitensi. A completare il quadro vi è l'indice SSEC (Shanghai Stock Exchange Composite¹⁶⁴), che fornisce una misura sintetica dell'andamento del mercato azionario cinese, e dunque consente di cogliere eventuali legami o spillover tra asset crypto e dinamiche macro-finanziarie dei mercati emergenti, in particolare quello cinese, storicamente oggetto di politiche restrittive nei confronti delle criptovalute.

L'ultima variabile selezionata è l'indice MSCI Emerging Markets (MXEF) , il quale rappresenta un paniere ampio e diversificato delle borse dei Paesi in via di sviluppo¹⁶⁵. Tale indicatore è stato preferito per la sua capacità di cogliere la reattività complessiva dei mercati emergenti — spesso più vulnerabili a shock esogeni e a flussi di capitale speculativi — e per verificare se, e in che misura, le criptovalute siano in grado di trasmettere volatilità a contesti meno maturi e più esposti a rischi sistemici latenti.

Per quanto riguarda l'orizzonte temporale, il dataset copre il periodo compreso tra il 1° gennaio 2017 e il 19 maggio 2025, per un totale di 2030 osservazioni giornaliere. La scelta del 2017 come punto di partenza non è casuale: a partire da quell'anno si assiste a un cambiamento qualitativo nel ruolo delle criptovalute nei mercati finanziari globali. È infatti nel 2017 che il bitcoin raggiunge per la prima volta livelli di prezzo a cinque cifre, attirando l'attenzione sistemica di investitori istituzionali, autorità di vigilanza e legislatori. Inoltre, è proprio a partire da questo periodo che si moltiplicano le correlazioni osservate tra mercato crypto e asset class tradizionali, ponendo le basi per una possibile integrazione di tipo finanziario, se non ancora regolamentare¹⁶⁶. L'inclusione degli anni

calcolato e pubblicato da STOXX Ltd., società appartenente al gruppo Qontigo, parte di Deutsche Börse. Grazie alla sua composizione diversificata e alla metodologia trasparente, lo STOXX Europe 600 è frequentemente utilizzato negli studi empirici per rappresentare l'andamento aggregato dei mercati europei e il sentiment degli investitori istituzionali. Per maggiori dettagli si veda: <https://stox.com/index/sxxp/>

¹⁶⁴ Lo *Shanghai Stock Exchange Composite Index* (SSEC) è l'indice di riferimento della Borsa di Shanghai e riflette l'andamento complessivo dei titoli quotati su tale mercato, inclusi azionari ordinari (A-shares e B-shares) e fondi. È uno degli indicatori principali della performance del mercato cinese ed è frequentemente utilizzato come proxy dell'attività economico-finanziaria della Cina.

¹⁶⁵ Per maggiori dettagli sulla composizione dell'indice: <https://www.msci.com/indexes/index/891800>

¹⁶⁶ Numerosi studi empirici hanno documentato una crescente correlazione tra le criptovalute e le principali asset class tradizionali, suggerendo una progressiva integrazione finanziaria di questi strumenti nel sistema dei mercati regolamentati. Tra i contributi più rilevanti si rileva il lavoro di Corbet et al., *Exploring the Dynamic Relationships between Cryptocurrencies and Other Financial Assets*, Economics Letters, vol. 165, 2018. Questo studio esamina le relazioni dinamiche tra Bitcoin, Litecoin, Ripple e una selezione di attività finanziarie convenzionali, rilevando – mediante decomposizione della varianza– un aumento

successivi consente di analizzare fasi di mercato differenti, caratterizzate da forti shock (come la pandemia del 2020, il crollo delle stablecoin nel 2022, e i rialzi dei tassi del 2023–2024), offrendo quindi una panoramica ricca e rappresentativa delle dinamiche contemporanee.

Un elemento metodologico non trascurabile concerne la frequenza e la sincronizzazione dei dati. Le criptovalute sono scambiate ininterrottamente 24 ore su 24, 7 giorni su 7, mentre i mercati regolamentati operano secondo un calendario specifico, che esclude i fine settimana e le festività nazionali. Per garantire la compatibilità tra le diverse serie e consentire la stima corretta del modello VAR – che richiede osservazioni parallele e simultanee – si è proceduto alla costruzione di un dataset armonizzato, che include unicamente i giorni in cui erano disponibili dati per tutte e otto le variabili. Sono stati pertanto esclusi tutti i giorni in cui anche solo uno degli asset non risultava quotato, così da evitare la presenza di valori mancanti e distorsioni nell'identificazione delle dinamiche lag-based. La riduzione della numerosità osservazionale che ne consegue è ampiamente compensata dal guadagno in robustezza inferenziale e coerenza strutturale del modello.

Nel suo complesso, il dataset costruito costituisce la base empirica per l'analisi dinamica che sarà condotta nei paragrafi successivi. Le variabili selezionate riflettono l'intento di esplorare empiricamente, nel nostro modello rappresentativo, il grado di integrazione e di reattività delle criptovalute rispetto agli shock provenienti dai mercati finanziari tradizionali, mettendo alla prova l'ipotesi di una loro crescente rilevanza sistemica nel contesto economico globale.

significativo dei legami di interdipendenza, in particolare durante fasi di turbolenza finanziaria. Risultati coerenti emergono da uno studio basato su modelli VARMA(1,1) - DCC-GJR-GARCH, che rileva correlazioni condizionali dinamiche significative tra Bitcoin e indici azionari, tassi di cambio e materie prime. Da Guesmi et al., *Portfolio Diversification with Virtual Currency: Evidence from Bitcoin*, International Review of Financial Analysis, vol. 63, 2019, pp. 433–434. Per ulteriori studi sul tema della correlazione tra il mondo cripto e asset class tradizionali si veda anche Fang, F., Ventre, C., Basios, M., Kong, H., Martinez-Rego, D., Wu, F., & Li, L. *Cryptocurrency research literature classification and trend analysis*, Finance Research Letters 46, 2022, sez. 3.3.5.

4.3 – Verifica preliminare delle condizioni di stima

La costruzione di un modello VAR richiede una serie di verifiche preliminari, volte ad accertare che i dati impiegati e la specificazione adottata soddisfino i requisiti teorici ed econometrici necessari per garantire l'affidabilità dell'analisi. A differenza di modelli strutturati su ipotesi teoriche forti, il VAR consente di indagare le interazioni dinamiche tra variabili endogene in modo flessibile, ma proprio per questo impone particolare attenzione nella fase di preparazione e validazione del sistema. Questa sezione ha dunque lo scopo di verificare che le serie siano idonee all'analisi dinamica: si comincerà con l'esame delle relazioni causali tra variabili mediante il test di Granger, per poi verificare la stazionarietà delle serie attraverso il test ADF. Si procederà quindi alla selezione dell'ordine ottimale del modello secondo i principali criteri informativi, per poi stimare il sistema e sottoporlo a una verifica di stabilità. Infine, verrà testata l'eventuale presenza di autocorrelazione seriale nei residui, al fine di validare la corretta specificazione del modello. Solo a valle di queste operazioni sarà possibile passare all'analisi delle dinamiche di trasmissione degli shock e alla decomposizione della varianza previsiva, con l'obiettivo finale di valutare empiricamente il grado di interconnessione sistemica tra il mondo cripto e i mercati finanziari tradizionali.

4.3.1 – Il test di causalità di Granger

Nel contesto della modellizzazione VAR, una delle prime verifiche da compiere consiste nell'analisi delle relazioni direzionali tra le variabili endogene. Tale operazione è finalizzata a comprendere se, e in che misura, i valori passati di una variabile contengano informazioni utili a prevedere l'evoluzione futura di un'altra. Questo tipo di relazione predittiva non si sovrappone necessariamente a un nesso causale in senso stretto, ma costituisce comunque una forma di dipendenza dinamica statisticamente rilevabile. Il principale strumento per indagare tali legami è rappresentato dal test di causalità di Granger, introdotto formalmente da Clive W. J. Granger nel 1969¹⁶⁷.

¹⁶⁷ Clive W. J. Granger, *Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-Spectral Methods*, in *Econometrica*, vol. 37, n. 3, 1969, pp. 424–438. Per una trattazione teorico-analitica approfondita del test di Granger, si rimanda ai testi classici di W. Enders, *Applied Econometric Time Series*, cit., sez. 5.9. e di H. Lütkepohl, *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*, cit., sez. 2.3.1, 3.6.2, che ne offrono un'esposizione rigorosa sia nella forma a due variabili che in sistemi multivariati.

L'idea alla base del test è, in apparenza, semplice: se le previsioni future di una variabile Y_t risultano significativamente migliorate dall'inclusione nei modelli di regressione dei valori passati di una seconda variabile X_t , allora si dice che X “Granger-causa” Y. La nozione di causalità proposta da Granger non implica un rapporto strutturale o causale diretto, ma si fonda sull'incremento di capacità predittiva che una variabile fornisce all'altra¹⁶⁸. È dunque una causalità “debole”, fondata su precedenza temporale e capacità informativa.

Nel contesto dei modelli VAR, questa analisi assume una rilevanza particolare per almeno due motivi. In primo luogo, consente di identificare strutture di dipendenza all'interno del sistema, evidenziando quali variabili esercitano un'influenza dinamica sulle altre. In secondo luogo, costituisce un utile strumento esplorativo, in grado di suggerire – ancor prima della stima del modello completo – la possibile esistenza di canali di trasmissione dello shock, che saranno poi formalizzati attraverso IRF e FEVD. Nel nostro caso, l'obiettivo del test è quello di indagare le relazioni dinamiche tra le otto variabili. L'ipotesi nulla è, per ogni coppia, l'assenza di Granger-causalità (cioè: “X non Granger-causa Y”). Quando il p-value del test è inferiore alla soglia convenzionale del 5%, si rigetta l'ipotesi nulla e si conclude per la presenza di causalità in senso Granger.

Tabella 4.1 – Test di Granger (p-value) – Elaborazione propria

	BTC_x	ETH_x	XRP_x	SP500_x	NASDAQ_x	STOXX_x	SSEC_x	MXEF_x
BTC_y	1,0000	0,0024	0,0023	0,0705	0,3015	0,0350	0,0653	0,0684
ETH_y	0,0035	1,0000	0,0039	0,0803	0,1134	0,0052	0,1723	0,0330
XRP_y	0,0000	0,0018	1,0000	0,2897	0,3652	0,0250	0,3114	0,2409
SP500_y	0,0017	0,0678	0,2583	1,0000	0,0179	0,0000	0,1049	0,0001

¹⁶⁸ È importante distinguere tra causalità statistica e causazione strutturale. La prima, come quella testata attraverso la procedura di Granger, si fonda su relazioni predittive osservate nei dati, mentre la seconda implica una modellizzazione esplicita dei meccanismi causali, inclusa la definizione di controfattuali. Come spiegano James J. Heckman e Rodrigo Pinto, “co-movement between the treatment and the outcome is not sufficient to claim causation” e “statistical theory is void of causal concepts, and the fundamentals of causal inference apply to any causal model”. James J. Heckman e Rodrigo Pinto, *Econometric Causality: How to Express It and Why It Matters*, University of Chicago, aprile 2021, p. 1. Il cuore dell'analisi causale, secondo gli autori, non risiede nella mera correlazione temporale, ma nella costruzione di modelli strutturali capaci di rappresentare esplicitamente relazioni controfattuali e interventi ipotetici. In altri termini, la vera causalità econometrica “requires a causal framework, that consists of additional mathematical machinery that enable the researcher to define and manipulate causal concepts”. Nel nostro caso, il test di Granger serve solo come primo strumento esplorativo e non può essere interpretato come indicazione definitiva di nessi causali nel senso strutturale.

NASDAQ_y	0,0129	0,4086	0,3661	0,0000	1,0000	0,0000	0,0798	0,0004
STOXX_y	0,0011	0,0010	0,0207	0,0000	0,0000	1,0000	0,0889	0,0479
SSEC_y	0,0025	0,0023	0,0191	0,0000	0,0000	0,0000	1,0000	0,0000
MXEF_y	0,0000	0,0000	0,0002	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	1,0000

Ogni cella mostra il p-value del test di Granger per la coppia (colonna causa → riga effetto). Valori inferiori a 0.05 indicano una relazione statisticamente significativa al livello del 5%.

L'esito del test di Granger (Tabella 4.1) evidenzia una rete articolata di relazioni dinamiche tra le variabili del sistema, con numerosi legami statisticamente significativi tanto all'interno del comparto cripto quanto tra quest'ultimo e i mercati regolamentati. In particolare, si conferma la forte interdipendenza tra le criptovalute: Bitcoin risulta Granger-causato da Ethereum e XRP ($p < 0.01$), ma esercita a sua volta un'influenza diretta e significativa su entrambe ($p < 0.01$), delineando un sistema di feedback informativo interno. Ethereum si mostra particolarmente connesso, ricevendo segnali da BTC e XRP, ma trasmettendo a sua volta impulsi significativi verso SP500, STOXX600 e il MSCI Emerging Markets. Ripple, pur risultando dinamicamente influenzato dalle altre due criptovalute ($p\text{-value} < 0.002$), mantiene un profilo relativamente più isolato rispetto ai principali indici azionari, con p-value più elevati nella direzione XRP → mercati USA. Tuttavia, mostra una significativa capacità predittiva verso STOXX600 ($p = 0.025$) e SSEC ($p = 0.019$), suggerendo una maggiore interazione con i mercati non statunitensi.

La dimensione sistemica dei mercati regolamentati è ben rappresentata dalla presenza di legami causali interni e verso il comparto cripto. L'indice S&P 500 è significativamente Granger-causato da BTC ed ETH (rispettivamente $p = 0.0017$ e $p = 0.0678$), ma risulta a sua volta trasmettere segnali robusti verso NASDAQ, STOXX600, SSEC e MSCI Emerging Markets, confermandone il ruolo centrale nella propagazione degli shock. Anche il NASDAQ mostra un'elevata densità di relazioni: riceve impulsi da BTC e XRP, e trasmette segnali verso l'intero sistema. Lo STOXX Europe 600 si configura come una variabile intermedia: risulta sensibile agli impulsi provenienti dal comparto cripto (BTC, ETH e XRP), ma anche dagli altri indici regolamentati (SP500, NASDAQ), e presenta a sua volta capacità predittiva nei confronti dei mercati asiatici ed emergenti (SSEC e MSCI). Lo Shanghai Composite Index (SSEC) mostra un'elevata

interconnessione, ricevendo impulsi da tutte le criptovalute e dagli indici occidentali, ma anche trasmettendo segnali significativi al comparto cripto (ETH, XRP).

Infine, il MSCI Emerging Markets, si distingue per l'estrema densità delle connessioni causali. La sua dinamica è influenzata in misura statisticamente significativa da tutte le altre variabili del sistema ($p\text{-value} < 0.001$), riflettendo un'elevata sensibilità agli shock sistemici provenienti sia dal comparto cripto che dai mercati regolamentati. Questo risultato rafforza l'ipotesi secondo cui i mercati emergenti costituiscono un anello critico nella trasmissione globale del rischio, sia in ingresso sia in uscita.

Nel complesso, i risultati ottenuti giustificano la stima di un modello VAR sull'intero sistema a otto variabili, in quanto le dinamiche messe in luce dal test di Granger evidenziano la possibilità di spillover bilaterali e shock simultanei tra criptovalute e mercati regolamentati, tanto in senso ascendente quanto discendente. L'interconnessione crescente tra questi segmenti di mercato impone un'analisi congiunta delle loro traiettorie nel tempo.

4.3.2 – Verifica della stazionarietà: il test ADF

Una delle verifiche fondamentali che precede la stima di un modello VAR riguarda la natura delle serie temporali impiegate: esse devono essere stazionarie, affinché le proprietà statistiche del modello – in particolare la validità delle inferenze – siano affidabili. La stazionarietà, in questa sede, va intesa nel senso debole del termine: la serie deve presentare media e varianza costanti nel tempo, e la covarianza tra due osservazioni deve dipendere unicamente dalla loro distanza temporale¹⁶⁹.

Nel contesto dell'analisi VAR, l'uso di variabili non stazionarie può compromettere la significatività delle relazioni stimate, falsare le funzioni di risposta agli

¹⁶⁹ Una serie temporale si definisce stazionaria in senso debole se i suoi momenti del primo e del secondo ordine — media, varianza e auto covarianza — rimangono invariati nel tempo. In altre parole, una serie y_t è stazionaria se la sua media $E(y_t)=\mu$ è costante per ogni t , e se la covarianza $Cov(y_t, y_{t-h}) = \Gamma(h)$ dipende solo dal lag h e non dall'istante specifico t . Questa proprietà è fondamentale nell'ambito dei modelli VAR, in quanto assicura che le dinamiche stocastiche siano regolari e che le relazioni tra le variabili nel tempo non cambino, condizione indispensabile per la validità delle inferenze statistiche, la stima efficiente dei parametri e la previsione. Inoltre, la stazionarietà è garantita quando il modello VAR è stabile, ossia quando le radici del polinomio caratteristico del modello sono tutte esterne al cerchio unitario nel piano complesso, implicando che gli effetti di shock passati svaniscono nel tempo. Questo tema verrà affrontato più nel dettaglio nel paragrafo 4.3.4. Si veda H. Lütkepohl, *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*, cit., sez. 21.3, in particolare la Proposition 2.1.

shock e rendere inaffidabile la decomposizione della varianza¹⁷⁰. È per questo motivo che la letteratura econometrica, fin dalle sue origini, insiste sulla necessità di verificare l'assenza di radici unitarie nei processi stocastici prima della stima di modelli dinamici multivariati¹⁷¹.

Per testare la presenza di una radice unitaria, si utilizza comunemente l'Augmented Dickey-Fuller Test (ADF)¹⁷², una generalizzazione del test di Dickey e Fuller (1979) che permette di controllare l'autocorrelazione seriale includendo termini ritardati della variabile dipendente. Il test verifica l'ipotesi nulla che la serie sia non stazionaria (cioè che abbia una radice unitaria), contro l'ipotesi alternativa di stazionarietà. In presenza di p-value inferiori a una soglia convenzionale (generalmente 0.05), l'ipotesi nulla viene rigettata e si conclude che la serie è stazionaria.

¹⁷⁰ Cfr. W. Enders, *Applied Econometric Time Series*, cit., cap. 4: Come segnalato da Enders, l'uso di variabili non stazionarie all'interno di regressioni lineari (e quindi all'interno di sistemi VAR), può produrre relazioni spurie, caratterizzate da un coefficiente di determinazione elevato (R^2), ma del tutto privi di significato economico: "a spurious regression has a high R^2 statistics that appear to be significant, but the results are without any economic meaning." In tali casi, i test di ipotesi tradizionali (t-test, F-test) risultano invalidi e le inferenze statistiche fuorvianti. L'autore sottolinea inoltre che "regression equations using such variables are meaningless", a conferma della necessità di trasformare le serie o adottare modelli corretti nei casi di non stazionarietà.

¹⁷¹ Una radice unitaria (unit root) è una caratteristica dei processi stocastici autoregressivi che implica non stazionarietà. In termini intuitivi, si dice che una serie presenta una radice unitaria quando i suoi valori futuri dipendono cumulativamente dagli shock passati, senza che questi effetti si dissolvano nel tempo. Ne deriva una tendenza ad allontanarsi dalla media, con varianza crescente e autocorrelazioni persistenti. Formalmente, un processo autoregressivo del primo ordine (AR (1)) come $y_t = \rho y_{t-1} + \varepsilon_t$, dove ρ indica l'ordine del ritardo, cioè quanti valori passati (lag) della variabile vengono utilizzati per spiegare il valore corrente, e ε_t è un errore bianco (white noise), presenta una radice unitaria quando $\rho=1$. In questo caso, il processo è detto random walk: ogni shock ha effetto permanente e la serie non ritorna mai verso una media stabile. Se invece $|\rho| < 1$, la serie è stazionaria e tende a ritornare verso la sua media di lungo periodo. Questa distinzione è centrale in econometria: le serie con radice unitaria non sono predicibili nel senso tradizionale, hanno varianza non costante nel tempo e possono portare a regressioni spurie se non trasformate correttamente. Per questo motivo, l'ADF test è uno strumento fondamentale per verificare la natura stazionaria o meno di una serie prima della stima di modelli come il VAR. Per una trattazione analitica e concettuale della radice unitaria si veda: W. Enders, *Applied Econometric Time Series*, cit., cap. 4; H. Lütkepohl, *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*, cit., cap. 2 e cap. 3; David A. Dickey e Wayne A. Fuller, "Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root," *Journal of the American Statistical Association* 74, no. 366, 1979, pp. 427–431. James D. Hamilton, *Time Series Analysis*, Princeton University Press, 1994, cap. 17, dove si affronta il problema delle radici unitarie nei processi autoregressivi e le implicazioni per la modellizzazione economica.

¹⁷² Il test ADF è stato introdotto da Dickey e Fuller nel celebre articolo del 1979: "Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root", *Journal of the American Statistical Association*, vol. 74, pp. 427–431. Per una trattazione analitica, si veda: W. Enders, *Applied Econometric Time Series*, cit., cap. 4.

Nel presente lavoro sono state testate dapprima le otto serie in livelli, e successivamente le corrispondenti serie differenziate, cioè trasformate in termini di log rendimenti giornalieri. La differenziazione logaritmica è una pratica standard quando si lavora con serie di prezzi o indici, in quanto consente di ottenere serie ad andamento più stabile e facilmente interpretabili.

Tabella 4.2 – Risultati del test ADF sulle serie in livelli – Elaborazione propria

Variabile	Test Statistic	P-Value	Stazionarietà
BTC	-1,4734	0,5466	No
ETH	-1,4307	0,5675	No
XRP	-3,4805	0,0085	Sì
SP500	0,2813	0,9765	No
NASDAQ	0,1017	0,9662	No
STOXX600	-1,6119	0,4770	No
SSEC	-2,8751	0,0483	Sì
MXEM	-0,6377	0,8622	No

Tabella 4.3 – Risultati del test ADF sulle serie log-differenziate – Elaborazione propria

Variabile	Test Statistic	P-Value	Stazionarietà
BTC	-24,0333	0,0000	Sì
ETH	-9,2115	0,0000	Sì
XRP	-17,5261	0,0000	Sì
SP500	-13,943	0,0000	Sì
NASDAQ	-14,3335	0,0000	Sì
STOXX600	-11,1233	0,0000	Sì
SSEC	-19,8184	0,0000	Sì
MXEM	-28,8282	0,0000	Sì

I risultati confermano quanto spesso osservato nella letteratura empirica: le serie in livelli tendono a essere non stazionarie, soprattutto quando si tratta di prezzi di attività finanziarie, che mostrano tendenze persistenti nel tempo. In particolare, nel nostro caso, solo XRP e SSEC sono risultati stazionari già in livelli, mentre tutte le altre hanno manifestato la presenza di una radice unitaria. Dopo la log-differenziazione, tutte le serie mostrano invece p-value nulli e statistiche test ben al di sotto delle soglie critiche

convenzionali. Ciò conferma la stazionarietà dei rendimenti logaritmici, e dunque giustifica il loro utilizzo come input per la stima del modello VAR. Il passaggio da livelli a rendimenti non è solo una necessità tecnica, ma riflette anche una più corretta modellizzazione del comportamento degli operatori finanziari, che sono più interessati alle variazioni relative che ai livelli assoluti degli asset¹⁷³. La trasformazione delle serie in log-rendimenti ha quindi consentito di soddisfare pienamente la condizione preliminare di stazionarietà richiesta per stimare il modello VAR. A partire da questa base corretta, è ora possibile procedere alla selezione dell'ordine ottimale dei ritardi p , che costituirà il successivo passaggio dell'analisi.

4.3.3 – Selezione dell'ordine ottimale del modello VAR

Definito il set di variabili endogene e verificate le condizioni di stazionarietà, è necessario individuare l'ordine ottimale p del modello VAR, ovvero quanti ritardi includere nelle equazioni che descrivono la dinamica congiunta del sistema. Questa scelta ha un ruolo determinante: un ordine troppo basso porta alla perdita di informazione rilevante e a residui autocorrelati; al contrario, un ordine eccessivo comporta un sovradimensionamento, riduce l'efficienza statistica e può destabilizzare l'intero modello¹⁷⁴. Poiché nel nostro caso non vi sono vincoli teorici predefiniti sul numero di ritardi da includere, la scelta è stata affidata ai principali criteri informativi, che operano sul principio di compromesso tra capacità esplicativa e complessità del modello. Tali criteri confrontano modelli VAR stimati con ordini diversi e penalizzano i modelli più complessi, per evitare fenomeni di overfitting. I criteri utilizzati in questa analisi sono quattro: il Final Prediction Error (FPE), l'Akaike Information Criterion (AIC), il Bayesian Information Criterion (BIC) e l'Hannan-Quinn Information Criterion

¹⁷³ L'uso della log-differenziazione è prassi consolidata nell'analisi delle serie finanziarie perché consente di trasformare i livelli di prezzo in rendimenti logaritmici, che sono generalmente più stabili nel tempo, meno soggetti a eteroschedasticità e più prossimi alla normalità nella distribuzione. Inoltre, i rendimenti logaritmici hanno una proprietà additiva nel tempo: il rendimento logaritmico su più periodi è pari alla somma dei rendimenti logaritmici sui singoli intervalli, il che li rende più trattabili sia teoricamente che computazionalmente. Questa trasformazione ha anche il vantaggio di rendere le dinamiche relative – e non assolute – più interpretabili dal punto di vista economico, poiché gli investitori e gli analisti ragionano in termini di variazioni percentuali e non in termini di prezzi assoluti.

¹⁷⁴ Per una trattazione completa sul problema della selezione dell'ordine ottimale si veda: H. Lütkepohl, *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*, cit., cap. 4, par. 4.3.

(HQIC)¹⁷⁵. Sebbene tutti perseguano lo stesso obiettivo – individuare l’ordine di ritardo che consente di stimare il miglior modello possibile – si fondano su logiche e penalizzazioni differenti.

Il Final Prediction Error (FPE) nasce con un’impostazione puramente operativa: stima l’errore medio che si commetterebbe nel prevedere nuovi dati se si usasse il modello stimato. In altri termini, misura quanto un modello, stimato su un certo campione, sarebbe preciso nel prevedere osservazioni future. Il FPE si riduce al determinante della matrice dei residui del modello, corretto in funzione del numero di parametri inclusi. È un criterio noto per favorire modelli leggermente più complessi, ma capaci di cogliere appieno le dinamiche delle variabili.

L’Akaike Information Criterion (AIC) è concettualmente vicino al FPE, ma nasce da una diversa intuizione: valutare quanto informazione si perde nel sostituire il modello vero (sconosciuto) con il modello stimato. L’AIC è pensato per garantire un buon compromesso tra adattamento e semplicità, penalizzando la complessità del modello in modo meno severo rispetto agli altri criteri. Come il FPE, l’AIC è spesso preferito nelle applicazioni empiriche, soprattutto quando si ritiene che le dinamiche tra variabili siano ricche e complesse.

Il Bayesian Information Criterion (BIC), noto anche come Schwarz Criterion, adotta un approccio differente. A differenza di FPE e AIC, il BIC tende a favorire modelli più parsimoniosi, applicando una penalizzazione più severa per ogni parametro aggiunto. Questo lo rende più adatto quando l’obiettivo è identificare un modello “vero” nel senso teorico, ma può risultare eccessivamente restrittivo quando le relazioni tra variabili sono numerose e di natura intertemporale.

Infine, il Hannan–Quinn Information Criterion (HQIC) si colloca a metà strada tra AIC e BIC. Come il BIC, è un criterio consistente, ossia tende a selezionare l’ordine corretto al crescere del campione. Tuttavia, applica una penalizzazione meno aggressiva rispetto al BIC, offrendo un compromesso ragionevole tra rischio di sovrastima e rischio di sottostima dell’ordine.

¹⁷⁵ Le formulazioni analitiche dei criteri informativi adottati in questa analisi sono presentate nel Capitolo 4 del manuale di Lütkepohl, *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*, cit. Il FPE e l’AIC sono descritti nel paragrafo 4.3.1, dove se ne illustra anche l’equivalenza asintotica. I criteri BIC e HQIC, noti per la loro consistenza, sono trattati nel paragrafo 4.3.2. Il confronto critico tra questi criteri, con indicazioni sui contesti applicativi in cui ciascuno risulta preferibile, è sviluppato nel paragrafo 4.3.3.

Una distinzione centrale è quella tra criteri consistenti e non consistenti. Il Bayesian Information Criterion (BIC) e l'Hannan–Quinn (HQIC) rientrano tra i primi: ciò significa che, all'aumentare del numero di osservazioni, tendono a selezionare l'ordine corretto con probabilità crescente. Tuttavia, questa proprietà - chiamata consistenza asintotica - non si traduce automaticamente in una maggiore affidabilità nel campione effettivo. Nei dati reali, anche se di grandi dimensioni, il comportamento di HQIC e BIC è spesso troppo prudente, con una tendenza sistematica a sottostimare l'ordine necessario per descrivere relazioni complesse¹⁷⁶. Al contrario, criteri come l'Akaike Information Criterion (AIC) e il Final Prediction Error (FPE) non sono consistenti, ma hanno un altro punto di forza: sono costruiti per minimizzare l'errore di previsione, e risultano perciò più adatti quando l'obiettivo non è teorico ma operativo¹⁷⁷.

Questa distinzione non è puramente tecnica. Essa si traduce in una vera e propria scelta epistemologica: si tratta di decidere se il modello VAR che si intende stimare debba rappresentare una struttura teorica o se debba, invece, fornire uno strumento utile per l'analisi empirica dei dati. Nel nostro caso, la seconda ipotesi è quella più appropriata. Il modello VAR serve a esplorare la trasmissione dinamica degli shock tra criptovalute e asset tradizionali, e a far emergere interazioni di breve periodo che potrebbero essere invisibili in modelli eccessivamente semplificati.

In questo lavoro l'obiettivo della modellizzazione VAR non è ricostruire la struttura teorica del processo stocastico sottostante, ma descrivere in modo credibile e

¹⁷⁶ Un criterio informativo è detto consistente se, al crescere della dimensione campionaria $T \rightarrow \infty$, la probabilità di individuare correttamente l'ordine del modello tende a uno: $\lim_{T \rightarrow \infty} \Pr(\hat{p}=p)=1$; Nel caso dei modelli VAR, Lütkepohl, *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*, cit., . mostra che il criterio di Schwarz (SC/BIC) è fortemente consistente, mentre il criterio di Hannan–Quinn (HQ) è consistente (Corollario 4.2.2). Tuttavia, come lo stesso autore sottolinea, “these results do not necessarily mean that AIC and FPE are inferior to HQ and SC. [...] In small samples, AIC and FPE may have better properties (choose the correct order more often) than HQ and SC”. Ciò implica che i criteri consistenti, sebbene teoricamente desiderabili in contesti asintotici, tendono a sottostimare l'ordine del modello nei campioni finiti, risultando “conservativi” e meno adatti a rappresentare strutture dinamiche complesse, soprattutto in presenza di molte interazioni tra le variabili.

¹⁷⁷ Nel paragrafo 4.3.1 Lütkepohl spiega che AIC e FPE non sono costruiti per identificare l'ordine vero, ma per produrre modelli con buona performance di previsione. Questi criteri, pur potendo sovrastimare l'ordine del modello, “may produce superior forecasts” rispetto a quelli consistenti. Il loro utilizzo è giustificato sia in campioni piccoli che grandi, quando l'obiettivo è cogliere la dinamica delle variabili e non identificare in modo esatto la struttura del processo stocastico. Nella sezione 4.3.3 Lütkepohl scrive: “AIC and FPE may produce superior forecasts although they may not estimate the orders correctly.” E aggiunge che questi criteri sono progettati per ottenere “good prediction performance in small as well as large samples.”

completo le relazioni dinamiche tra le variabili considerate, ovvero i rendimenti di criptovalute e mercati finanziari tradizionali. Il modello deve catturare i meccanismi di trasmissione degli shock, anche quando questi sono di natura complessa, interdipendente e ad alta frequenza. Per questi motivi, si è scelto di affidare la selezione dell'ordine all'Akaike Information Criterion (AIC), che si è rivelato anche perfettamente allineato con il Final Prediction Error (FPE)¹⁷⁸.

Per completezza, si riportano di seguito le formulazioni analitiche dei due criteri informativi adottati per la selezione dell'ordine p del modello VAR¹⁷⁹.

Il Final Prediction Error è espresso come:

$$\text{FPE}(p) = \left(\frac{T+pK+1}{T-pK-1} \right)^K \cdot \det(\hat{\Sigma}_u(p)) \quad (4.6)$$

dove T è la dimensione del campione, K è il numero di variabili endogene nel sistema, p è l'ordine del VAR, e $(\hat{\Sigma}_u(p))$ è la matrice di covarianza dei residui stimati al VAR(p). Il primo termine penalizza la complessità del modello, mentre il secondo misura la capacità di adattamento ai dati. Il FPE rappresenta pertanto una stima dell'errore di previsione medio a un passo in avanti: valori più bassi indicano maggiore precisione.

L'Akaike Information Criterion, molto vicino concettualmente al FPE, è definito come:

$$\text{AIC}(p) = \log \left(\det(\hat{\Sigma}_u(p)) \right) + \frac{2K^2p}{T} \quad (4.7)$$

¹⁷⁸ Il Final Prediction Error (FPE) e l'Akaike Information Criterion (AIC) si comportano in modo simile nella selezione dell'ordine del modello VAR perché sono asintoticamente equivalenti, cioè - come chiarito da Lütkepohl - convergono alla stessa scelta ottimale al crescere della dimensione campionaria. In altri termini, in presenza di un numero sufficientemente grande di osservazioni, entrambi tendono a selezionare lo stesso ordine con probabilità sempre maggiore, poiché le differenze tra i due criteri si riducono a costanti irrilevanti. Come affermato testualmente nel libro: "AIC and ln FPE differ essentially by a term of order $O(T^{-2})$ and, thus, the two criteria will be about equivalent for moderate and large T ." Quando Lütkepohl scrive che "AIC and ln FPE differ essentially by a term of order $O(T^{-2})$ ", ossia che la differenza tra i due criteri è così piccola in campioni reali da poterli considerare equivalenti nella pratica. Ciò significa che la differenza tra AIC e FPE è proporzionale a $1/T^2$ ovvero si diventa trascurabile molto rapidamente quando T aumenta. H. Lütkepohl, *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*, cit., Corollary 4.3.1.

¹⁷⁹ Entrambe le formule sono tratte da H. Lütkepohl, *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*, cit., par. 4.3.1.

Anche in questo caso, la prima componente valuta la bontà dell'adattamento del modello, mentre la seconda introduce una penalizzazione lineare crescente rispetto al numero dei parametri stimati. Come per il FPE, il modello preferito è quello che minimizza il valore del criterio. L'analisi è stata condotta stimando modelli VAR con ordini di ritardo crescenti da 0 a 8, calcolando per ciascun ordine i quattro principali criteri informativi. La tabella 4.4 riepiloga i risultati ottenuti:

Tabella 4.4 - Criteri informativi per la selezione dell'ordine ottimale del modello VAR – Elaborazione propria

Lag	AIC	BIC	FPE	HQIC
1	-67,5303	-67,3242	4,6986e-30	-67,4545
2	-67,5559	-67,1663	4,5800e-30	-67,4126
3	-67,5402	-66,9671	4,6524e-30	-67,3295
4	-67,5335	-66,7768	4,6835e-30	-67,2553
5	-67,5213	-66,5807	4,7414e-30	-67,1754
6	-67,5266	-66,4020	4,7164e-30	-67,1130
7	-67,5389	-66,2301	4,6590e-30	-67,0576
8	-67,5164	-66,0233	4,7653e-30	-66,9673

Come si può osservare, il criterio AIC raggiunge il valore minimo in corrispondenza di $p = 2$, indicando che il modello VAR con due lags fornisce la migliore capacità di previsione. Anche il FPE conferma la stessa selezione, rafforzando la coerenza della scelta. Al contrario, BIC e HQIC individuano un minimo locale in $p = 1$ – come discusso in precedenza – tendono a penalizzare in modo più severo i modelli complessi, con il rischio di sottostimare l'ordine ottimale in campioni finiti o in presenza di sistemi dinamici.

Per queste ragioni è stato scelto un modello VAR (2). Il sistema risultante includerà otto equazioni, una per ciascuna variabile endogena, in cui ogni variabile sarà spiegata dai rendimenti logaritmici ritardati di due periodi di tutte le otto variabili considerate. Questo consentirà, nel paragrafo successivo, di stimare con coerenza la dinamica congiunta del sistema e di analizzare la propagazione degli shock.

4.3.4 – Stima del modello e verifica della stabilità del sistema

Al fine di garantire la massima trasparenza del processo estimativo e permettere una lettura organica della struttura dinamica emersa, si è scelto di riportare in forma compatta e leggibile l'intero sistema VAR (1) stimato¹⁸⁰. Le tabelle seguenti (4.5a, 4.5b) presentano, per ciascuna equazione del modello (corrispondente a una variabile endogena), i coefficienti stimati relativi ai ritardi di tutte le variabili, inclusa la costante. In aggiunta, si è adottata una convenzione standard per segnalare il livello di significatività statistica dei coefficienti, indicato con uno, due o tre asterischi: * ($p < 0.1$); ** ($p < 0.05$); *** ($p < 0.01$).

Tabella 4.5a – Coefficienti stimati al primo ritardo (L1) – Elaborazione propria

Var. dip.	Cost.	L1.BTC	L1.ETH	L1.XRP	L1.SP500	L1.NASDAQ	L1.STOXX600	L1.SSEC	L1.MXEF
BTC	0,0012	0,0246	-0,0783 **	0,0167	-0,2514	0,1745	0,0409	0,0426	-0,1651
ETH	0,0010	-0,0953 **	0,0410	0,0101	0,0933	-0,1389	0,0004	0,1039	-0,2155
XRP	0,0025	-0,1687 ***	-0,0118	0,0797 ***	0,3861	-0,1690	-0,1484	0,0465	-0,2734
SP	0,0004	-0,0122	0,0025	0,0060	-0,2741 ***	0,1385 **	0,0131	0,0281	-0,0773 *
NAS	0,0005	-0,0179	0,0059	0,0067	-0,3523 ***	0,1778 **	0,0264	0,0221	-0,0900 *
STOXX	0,0000	-0,0000	0,0041	0,0012	0,1959 ***	0,0567	-0,1543 ***	-0,0079	-0,0984 ***
SSEC	-0,0001	-0,0026	0,0005	0,0053	-0,0778	0,1885 ***	0,0622 *	-0,0233	-0,0250
MXEF	-0,0001	-0,0057	0,0047	0,0062	-0,1828 ***	0,3866 ***	0,0969 ***	-0,0713 ***	-0,0841 **

Tabella 4.5b – Coefficienti stimati al secondo ritardo (L2) – Elaborazione propria

Var. dip.	L2.BTC	L2.ETH	L2.XRP	L2.SP500	L2.NASDAQ	L2.STOXX600	L2.SSEC	L2.MXEF
BTC	0,0271	-0,0134	0,0313 *	-0,5537 **	0,3534	0,5300 ***	-0,0958	-0,3150 **
ETH	0,0878 *	-0,0390	0,0171	-0,8613 **	0,6298 **	0,6174 ***	-0,1177	-0,2879 *
XRP	-0,0637	0,0543	0,0747 ***	-0,6757	0,4190	0,6902 ***	-0,1333	-0,2175
SP	0,0213 **	-0,0038	-0,0003	0,0697	-0,0273	0,1567 ***	-0,0563 *	-0,0172
NAS	0,0252 **	-0,0090	0,0019	0,0934	-0,0301	0,1803 ***	-0,0547	-0,0657
STOXX	0,0100	0,0007	0,0048	0,1242 *	-0,0339	0,0482	-0,0303	-0,0156
SSEC	0,0163 *	0,0016	-0,0063	0,0184	-0,0173	-0,0005	-0,0183	0,1019 ***
MXEF	0,0179 **	-0,0039	0,0025	0,0896	-0,0400	0,0656 **	-0,0483 *	0,0417

¹⁸⁰ Per la stima si è utilizzata la procedura standard di minimi quadrati ordinari (OLS), applicata separatamente a ciascuna delle otto equazioni del sistema.

Questa forma di presentazione consente una visione immediata e comparativa dell'intensità e della significatività delle relazioni intertemporali nel sistema, agevolando sia una lettura trasversale – tra le variabili esplicative di ciascuna equazione – sia una lettura verticale, volta a identificare il comportamento delle variabili endogene in risposta a uno stesso impulso. La matrice dei coefficienti laggati rappresenta la base empirica su cui si fonda l'analisi dinamica che verrà condotta nei paragrafi successivi, con particolare attenzione alla trasmissione degli shock (IRF) e alla scomposizione della varianza (FEVD).

Già a un primo livello di osservazione si colgono alcuni elementi rilevanti. Tra le criptovalute, si osserva una relazione significativa tra bitcoin ed Ethereum. In particolare, il coefficiente che misura l'effetto del rendimento di bitcoin sul rendimento di Ethereum del giorno successivo è negativo e statisticamente significativo. In termini concreti, questo risultato implica che, quando bitcoin registra una variazione positiva di una certa entità, Ethereum tende a reagire il giorno seguente con una variazione negativa. Il valore stimato del coefficiente è pari a circa $-0,095$: questo significa che, a parità delle altre condizioni, se il rendimento di Bitcoin aumenta dell'uno per cento, il rendimento previsto di Ethereum tenderà a diminuire di circa lo 0,095 per cento nella giornata successiva. Sebbene il valore assoluto possa apparire contenuto, la sua significatività statistica suggerisce che questa relazione è sistematica e non attribuibile al caso. L'interpretazione economica sottostante è coerente con l'idea di una competizione informativa tra i due principali asset digitali, dove la leadership di uno può temporaneamente generare un ritracciamento nell'altro.

All'interno dei mercati azionari regolamentati si rileva invece un comportamento tipico dei mercati maturi: in particolare, lo S&P 500 e il NASDAQ mostrano una chiara tendenza a correggere parzialmente i propri movimenti del giorno precedente. Questo si riflette nella presenza di coefficienti negativi e significativi sui propri ritardi, una configurazione coerente con meccanismi di rientro verso la media. Al tempo stesso, entrambi risultano influenzati da variabili esterne: il NASDAQ, ad esempio, risponde in modo significativo alle variazioni del mercato europeo e degli indici emergenti, suggerendo l'esistenza di un circuito informativo che collega direttamente le borse statunitensi ai contesti esterni.

Uno degli aspetti più interessanti riguarda il comportamento dell'indice sui mercati emergenti. Questa variabile appare particolarmente sensibile agli sviluppi dei mercati sviluppati, come mostra l'effetto positivo e significativo esercitato dal NASDAQ, ma anche a impulsi provenienti dalle criptovalute. In particolare, il secondo lag di bitcoin mostra un'influenza significativa sull'equazione dell'indice, evidenziando un possibile canale di trasmissione dai mercati digitali verso le economie emergenti. Sebbene questi legami non siano diffusi in modo sistematico, la loro presenza solleva interrogativi rilevanti sul grado di permeabilità dei mercati tradizionali rispetto alla volatilità del comparto crypto.

In sintesi, l'analisi dei coefficienti suggerisce la presenza di alcune relazioni interne ben definite, specialmente tra variabili appartenenti allo stesso blocco di mercato. I legami diretti tra criptovalute e mercati regolamentati risultano invece sporadici e di intensità limitata, rendendo ancora più importante verificare se, nel tempo, possano emergere meccanismi di trasmissione meno immediati. Sarà proprio l'analisi delle risposte dinamiche agli shock a fornire una risposta a questa ipotesi.

Prima di procedere, è tuttavia necessario accertarsi che il sistema stimato sia stabile, condizione essenziale affinché le analisi successive, fondate sulle simulazioni dinamiche, siano coerenti sul piano teorico e affidabili dal punto di vista interpretativo. La sezione seguente è pertanto dedicata alla verifica formale di tale requisito.

4.3.4.1 – Verifica della stabilità del sistema VAR

La stima di un modello VAR consente di analizzare le relazioni dinamiche tra più variabili nel tempo. Tuttavia, perché il modello sia statisticamente valido e interpretabile, è necessario che esso sia stabile, ovvero che le dinamiche che descrive non conducano a comportamenti esplosivi nel tempo. In termini pratici, la stabilità garantisce che gli effetti di uno shock si esauriscano gradualmente, e che le variabili coinvolte ritornino a una condizione di equilibrio dopo una perturbazione temporanea. Questa proprietà non è solo desiderabile sul piano teorico: essa è indispensabile per la corretta interpretazione degli strumenti derivati dal modello VAR, come le Impulse Response Functions (IRF) e la Forecast Error Variance Decomposition (FEVD). In un sistema instabile, infatti, gli effetti degli shock divergerebbero nel tempo, rendendo qualsiasi analisi di propagazione priva di significato economico e incoerente con l'equilibrio empirico osservato.

Nel caso specifico di un VAR (1), la condizione di stabilità è particolarmente intuitiva e ben formalizzata¹⁸¹:

$$\det (I_K - A_1 z) \neq 0, \text{ per } |z| \leq 1 \quad (4.8)$$

dove: I_K è la matrice identità (dimensione K); A_1 è la matrice dei coefficienti; z è la variabile complessa che identifica le radici del polinomio caratteristico. Questa formulazione teorica implica che il sistema VAR è stabile solo se nessuna delle radici (le soluzioni) del polinomio caratteristico matriciale si trova all'interno o sul bordo del cerchio unitario nel piano complesso. In termini tecnici, la funzione determinante:

$$\det (I_K - A_1 z) \quad (4.9)$$

non deve annullarsi per alcun valore di z tale che $|z| \leq 1$. Ciò equivale a richiedere che tutte le radici dell'equazione abbiano modulo strettamente maggiore di uno¹⁸². La logica sottostante è che, in prossimità del cerchio unitario, anche lievi perturbazioni possono generare effetti persistenti o esplosivi, compromettendo la stazionarietà del sistema e la validità delle inferenze. La verifica empirica della stabilità è stata effettuata in due modi complementari: calcolando gli autovalori della matrice A_1 associata al modello VAR (1) e trovando le radici del polinomio caratteristico. Entrambi gli approcci forniscono risultati coerenti, garantendo la robustezza della verifica.

I risultati ottenuti, visibili nelle tabelle (4.6) (4.7) confermano chiaramente la stabilità del modello stimato. Infatti, tutti gli autovalori della matrice hanno modulo inferiore a uno, mentre tutte le radici del polinomio caratteristico hanno modulo superiore a uno, rispettando pienamente la condizione teorica dell'equazione (4.9).

¹⁸¹ H. Lütkepohl, *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*, cit., equazione 2.1.7.; "we call a VAR (1) process stable if all eigenvalues of A_1 have modulus less than 1. The condition is equivalent to $\det(I_K - A_1 z) \neq 0$ for $|z| \leq 1$ ".

¹⁸² Si veda per la trattazione analitica H. Lütkepohl, "New Introduction to Multiple Time Series Analysis", cit., cap. 2 e appendice A.6.

Tabella 4.6– Autovalori della matrice A_1 - Elaborazione propria

Autovalore complesso	Modulo	Parte reale	Parte immaginaria
0,110449 + 0,000000j	0,1104	0,1104	0,0000
-0,087012 + 0,039731j	0,0957	-0,0870	0,0397
-0,087012 – 0,039731j	0,0957	-0,0870	-0,0397
-0,082452 + 0,000000j	0,0825	-0,0825	0,0000
0,032071 + 0,033116j	0,0461	0,0321	0,0331
0,032071 – 0,033116j	0,0461	0,0321	-0,0331
0,029625 + 0,000000j	0,0296	0,0296	0,0000
-0,012552 + 0,000000j	0,0126	-0,0126	0,0000

Tabella 4.7 – Radici del polinomio caratteristico – Elaborazione propria

Radice complessa	Modulo	Parte reale	Parte immaginaria
9,053979 + 0,000000j	9,0540	9,0540	0,0000
-9,509874 – 4,342324j	10,4544	-9,5099	-4,3423
-9,509874 + 4,342324j	10,4544	-9,5099	4,3423
-12,128212 + 0,000000j	12,1282	-12,1282	0,0000
15,090652 – 15,582430j	21,6919	15,0907	-15,5824
15,090652 + 15,582430j	21,6919	15,0907	15,5824
33,754844 + 0,000000j	33,7548	33,7548	0,0000
-79,669154 + 0,000000j	79,6692	-79,6692	0,0000

Sulla base di tali evidenze, il criterio di stabilità formale è pienamente rispettato. Tutti i controlli – sia attraverso gli autovalori, sia attraverso le radici del polinomio caratteristico – restituiscono esiti positivi e coerenti: il sistema stimato è ergodico, stazionario e dinamicamente stabile. Da ciò consegue che le simulazioni dinamiche basate sul modello, in particolare le Impulse Response Functions (IRF) e la Forecast Error Variance Decomposition (FEVD), possono essere interpretate con piena legittimità teorica e affidabilità empirica.

Prima di procedere con tali analisi, è tuttavia opportuno verificare un'ulteriore condizione metodologicamente rilevante: l'assenza di autocorrelazione seriale nei residui del modello. La presenza di correlazione nelle componenti di errore invaliderebbe molte delle proprietà statistiche dei coefficienti stimati. A tal fine, nel prossimo paragrafo si procederà alla stima della statistica di Durbin–Watson, tradizionalmente utilizzata per testare la presenza di autocorrelazione nei residui dei modelli dinamici.

4.3.5 – Verifica dell'assenza di autocorrelazione seriale: la statistica di Durbin-Watson

La corretta interpretazione di un modello VAR richiede, oltre alla stazionarietà e alla stabilità, che i residui siano privi di autocorrelazione seriale. Tale verifica è fondamentale per garantire che il modello catturi pienamente la struttura dinamica delle serie temporali, senza lasciare schemi nascosti o informazioni non spiegate, che potrebbero compromettere la robustezza delle inferenze successive. In altri termini, la presenza di autocorrelazione residua suggerirebbe l'esistenza di ulteriori fattori o una struttura più complessa delle relazioni tra le variabili, che il modello non è riuscito a identificare¹⁸³.

Lo strumento standard per questa verifica è la statistica di Durbin-Watson (DW), introdotta da Durbin e Watson nel 1950¹⁸⁴, ampiamente utilizzata per identificare eventuali correlazioni seriali nei residui delle regressioni econometriche. La statistica DW è definita come:

$$DW = \frac{\sum_{t=2}^T (e_t - e_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^T e_t^2} \quad (4.10)$$

dove e_t rappresenta il residuo al tempo t . Il valore della statistica varia nell'intervallo compreso tra 0 e 4, con il valore di 2 a indicare assenza di autocorrelazione seriale. Valori significativamente inferiori a 2 denotano una correlazione seriale positiva (i residui

¹⁸³ La Sezione 4.4 del manuale di Lütkepohl (2005) è interamente dedicata alla verifica della whiteness dei residui nei modelli VAR. In essa vengono presentati i principali test diagnostici per valutare l'eventuale presenza di autocorrelazione seriale, evidenziando come tale controllo sia fondamentale per garantire la validità delle inferenze statistiche e la corretta specificazione del modello. Cfr H. Lütkepohl, cit., par. 4.4.

¹⁸⁴ James Durbin e Geoffrey S. Watson, *Testing for Serial Correlation in Least Squares Regression, I*, in *Biometrika*, vol. 37, nn. 3–4, 1950, pp. 409–428.

tendono ad assumere valori simili tra periodi consecutivi), mentre valori significativamente superiori a 2 indicano una correlazione seriale negativa (residui che alternano sistematicamente segni positivi e negativi)¹⁸⁵.

I risultati ottenuti applicando questa statistica ai residui del modello VAR (2) stimato, riportati in tabella (4.8), mostrano chiaramente come tutti i valori siano estremamente vicini a 2. Ciò rappresenta un risultato molto soddisfacente, poiché indica che non vi è traccia di autocorrelazione seriale significativa nei residui. Il modello ha, dunque, colto con successo la dinamica sottostante alle serie analizzate, rendendo così affidabili le successive analisi basate su di esso.

Tabella 4.8 – Risultati della Statistica di Durbin-Watson per i residui del VAR (1) – Elaborazione propria

Variabile	Durbin-Watson
BTC	2,02
ETH	2,01
XRP	2,00
SP500	2,01
NASDAQ	2,01
STOXX600	2,00
SSEC	2,00
MXEF	2,02

L’analisi condotta attraverso la statistica di Durbin-Watson suggerisce con decisione che il modello VAR (2) sia ben specificato e libero da problemi rilevanti di autocorrelazione seriale. Questa evidenza è cruciale per procedere con fiducia alle successive analisi delle Impulse Response Functions, lo strumento fondamentale per interpretare e visualizzare l’effetto dinamico degli shock tra variabili.

¹⁸⁵ Cfr, Damodar N. Gujarati e Dawn C. Porter, *Basic Econometrics*, 5^a ed., New York, McGraw-Hill, 2009, pp. 435–437, eq. 12.6.10 e 12.6.11: il valore della DW può essere ricondotto all’autocorrelazione stimata $\hat{\rho}$ dei residui, attraverso l’approssimazione: $DW \approx 2(1 - \hat{\rho})$, ma poiché $-1 \leq \rho \leq 1$, l’ultima approssimazione implica che $0 \leq DW \leq 4$. È immediato dall’approssimazione che se $\hat{\rho} = 0$, allora $DW = 2$; “Therefore, as a rule of thumb, if d is found to be 2 in an application, one may assume that there is no first-order autocorrelation, either positive or negative”.

4.4 – Analisi dinamica del sistema: IRF e FEVD

Dopo aver compiuto tutti i passaggi propedeutici – dalla verifica della stazionarietà delle serie, alla selezione dell'ordine ottimale, fino alla stima del modello e al controllo della sua stabilità e correttezza statistica – possiamo ora addentrarci nella fase più rilevante dell'intero impianto VAR: l'analisi dinamica delle interazioni tra le variabili.

Questo paragrafo costituisce il nodo interpretativo centrale dell'analisi, poiché consente di cogliere la direzionalità, l'intensità e la persistenza degli effetti che uno shock su una determinata variabile può generare sulle altre nel tempo. È a questo livello che si dispiega appieno il potenziale esplicativo del modello stimato, traducendo le relazioni statistiche in letture economiche e finanziarie concrete. L'analisi è articolata in due direzioni complementari:

- nel 4.4.1 e 4.4.2 vengono discusse le Impulse Response Functions (IRF), che permettono di osservare la risposta dinamica delle variabili a shock esogeni sia in condizioni normali sia di alta volatilità.
- nel 4.4.3 si passa invece alla Forecast Error Variance Decomposition (FEVD), che consente di misurare il contributo relativo degli shock su ciascuna variabile alla spiegazione delle fluttuazioni previsive delle altre nel tempo.

L'obiettivo, in linea con l'impostazione del lavoro, è quello di esplorare il grado di interdipendenza dinamica tra il mondo cripto e i mercati finanziari tradizionali, interrogandoci sul potenziale ruolo sistemico degli shock provenienti dal comparto cripto.

4.4.1 – Le funzioni di risposta agli shock: evidenze empiriche e implicazioni sistemiche

L'impiego delle Impulse Response Functions rappresenta la fase interpretativa più delicata e significativa dell'intero impianto VAR. A differenza della semplice ispezione dei coefficienti stimati, che fornisce una rappresentazione statica delle dipendenze tra le variabili, le IRF permettono di osservare in maniera dinamica e sequenziale come uno shock esogeno – cioè un'innovazione inattesa – su una variabile si propaghi nel tempo

all'interno del sistema, generando effetti diretti e indiretti sulle restanti variabili endogene¹⁸⁶.

Nel presente studio, le IRF sono state calcolate nella loro versione ortogonalizzata, utilizzando la decomposizione di Cholesky applicata alla matrice di covarianza dei residui del sistema VAR¹⁸⁷. Questo approccio permette di isolare l'impatto di uno shock su una specifica variabile, partendo dall'assunto che tale impulso sia indipendente dagli altri nel momento in cui si verifica. In sostanza, si presume che le innovazioni avvengano secondo una sequenza temporale: una variabile reagisce immediatamente, mentre le restanti rispondono solo successivamente. Dal punto di vista tecnico, ciò equivale a costruire una trasformazione lineare che impone un ordine prestabilito alle variabili, così da ottenere shock "puliti", privi di componenti correlate. L'effetto risultante viene quindi interpretato come quello di uno shock esogeno, isolato da eventuali correlazioni simultanee tra le equazioni del sistema.

L'adozione di questa impostazione si giustifica sotto due profili. In primo luogo, rende più chiara e leggibile l'analisi dei canali di trasmissione: si può ad esempio

¹⁸⁶ In un modello VAR, uno shock esogeno corrisponde a una realizzazione del vettore dei residui ε_t , cioè la parte delle variazioni delle variabili endogene non spiegata dalle informazioni passate incluse nel modello. Questi residui rappresentano innovazioni stocastiche imprevedibili, non correlate linearmente con i ritardi delle variabili endogene, e quindi considerate "esogene" rispetto al sistema dinamico modellato. Le IRF permettono di analizzare come un'unità di shock - ad esempio, un incremento di 1 nel residuo associato a una determinata variabile - si propaghi nel tempo sugli altri elementi del sistema. La risposta è tracciata in termini di variazione condizionata delle variabili endogene a seguito dell'impulso iniziale, assumendo che gli altri shock restino nulli. Per un'analisi più approfondita sul tema dove viene discussa la costruzione e interpretazione delle IRF in modelli VAR, con enfasi sulla distinzione tra funzioni ortogonalizzate e non ortogonalizzate, nonché sulla natura degli shock come innovazioni nei residui del sistema si veda: W. Enders, *Applied Econometric Time Series*, cit., pp. 305-312.

¹⁸⁷ Nel modello VAR ridotto, i residui ε_t possono risultare correlati contemporaneamente, cioè la componente innovativa di una variabile può essere linearmente associata alla componente innovativa di un'altra. In presenza di questa correlazione, le IRF non possono essere interpretate come l'effetto puro di uno shock isolato, poiché l'innovazione in una variabile si propaga istantaneamente anche sulle altre attraverso la struttura della covarianza residua. Per risolvere questo problema, si utilizza comunemente una decomposizione di Cholesky della matrice di varianza-covarianza dei residui $\Sigma\varepsilon$, che permette di ortogonalizzare gli shock, ossia di trasformarli in nuovi shock strutturalmente indipendenti (non correlati tra loro). Questo si ottiene fattorizzando $\Sigma\varepsilon=PP'$, dove P è una matrice triangolare inferiore. Ogni colonna di P rappresenta un vettore di risposta agli impulsi ortogonali. La stima di IRF non ortogonalizzate, consiste invece nel calcolare la risposta delle variabili nel sistema direttamente agli shock osservati nei residui ridotti, senza forzare l'indipendenza tra le innovazioni. In questo modo, si conserva la struttura empirica della correlazione contemporanea tra i residui, accettando che l'impulso iniziale possa essere "condiviso" da più variabili nel primo periodo. Per un'esposizione chiara e analitica del concetto si veda: W. Enders, *Applied Econometric Time Series*, cit., par. 5.6, pp. 300-305.

osservare come uno specifico impulso proveniente da bitcoin si propaghi, nei giorni successivi, ai mercati azionari statunitensi, europei o agli indici compositi dei paesi emergenti. In secondo luogo, l'ortogonalizzazione aiuta a ridurre il rischio di interpretazioni fuorvianti dovute alla simultaneità degli shock—un aspetto particolarmente critico in contesti ad alta correlazione, come quelli che coinvolgono le criptovalute e i mercati finanziari globali.

L'approccio utilizzato restituisce quindi una rappresentazione chiara e ordinata della dinamica di reazione del sistema: ogni impulso viene trattato come una perturbazione isolata e non anticipata, e l'analisi che ne segue mira a identificare la portata, la direzione e la persistenza degli effetti generati sulle altre variabili nel breve termine. Nella fattispecie, si è scelto di concentrare l'attenzione sugli shock originati nel blocco crypto – bitcoin, Ethereum e Ripple – e sulla loro capacità di influenzare mercati regolamentati come l'S&P 500, il NASDAQ, lo STOXX Europe 600, nonché indici sintetici di contesto globale, come quello dei mercati emergenti.

Il grafico qui presentato (Figura 4.1) mostra le IRF ortogonalizzate stimate a partire dal modello VAR (2) precedentemente analizzato. Ogni pannello rappresenta la reazione condizionata attesa di una variabile di risposta a seguito di uno shock ortogonale unitario su una criptovaluta, mantenendo tutti gli altri shock iniziali pari a zero¹⁸⁸. L'orizzonte temporale è di dieci giorni di negoziazione.

Nel contesto di questo modello, uno “shock” deve essere inteso come una variazione imprevista nel rendimento giornaliero di una criptovaluta, isolata dalle altre componenti del sistema grazie alla decomposizione di Cholesky. Ciò significa che, ad esempio, lo shock su bitcoin riportato nel primo pannello rappresenta l'effetto di una variazione improvvisa e non anticipata del suo rendimento, considerata indipendente da movimenti simultanei nelle altre variabili. La linea nera continua rappresenta la risposta media stimata della variabile di interesse in ciascun giorno successivo allo shock. Le linee tratteggiate rosse indicano l'intervallo di confidenza al 95%, ottenuto tramite bootstrap con mille repliche: esse servono a valutare la significatività statistica della risposta¹⁸⁹. In

¹⁸⁸ Per shock ortogonale unitario si intende uno shock simulato di entità pari a una deviazione standard, applicato a una sola variabile del sistema, assumendo che tutte le altre variabili non subiscano alcun shock simultaneo. Serve a isolare l'effetto causale di quella singola variabile sul resto del sistema.

¹⁸⁹ Il bootstrap è una procedura statistica non parametrica che consente di stimare la variabilità di una statistica attraverso il campionamento ripetuto con reinserimento a partire dal campione osservato. In

termini interpretativi, una risposta si considera statisticamente significativa se, in almeno uno degli orizzonti temporali, l'intervallo di confidenza al 95% non include il valore zero. In caso contrario, l'effetto dello shock osservato non può essere distinto da una semplice fluttuazione casuale. Se lo zero è dentro le bande, allora non possiamo escludere che l'effetto osservato sia nullo, e dunque l'effetto non è significativo¹⁹⁰.

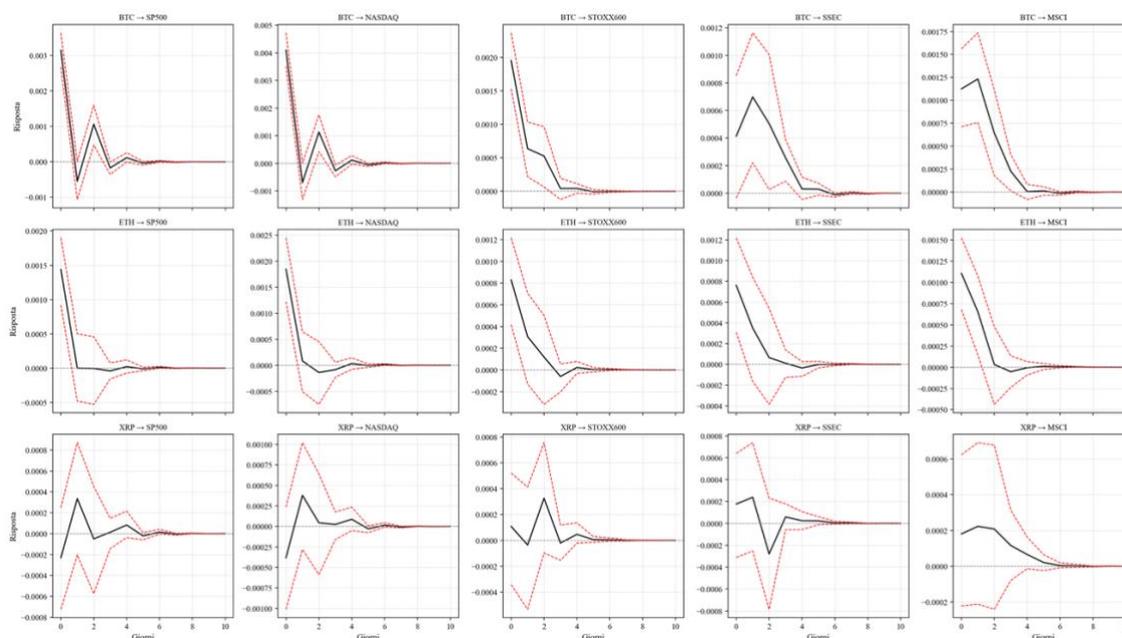


Figura 4.1: Impulse Response Functions (IRF) non ortogonalizzate - risposta dinamica degli indici azionari a uno shock su una criptovaluta – Elaborazione propria

In questa sezione si analizzano le funzioni di risposta all'impulso non cumulate, stimate per misurare l'impatto di un'innovazione esogena, di ampiezza pari a una deviazione standard del residuo associato ai log-rendimenti della rispettiva criptovaluta,

pratica, si generano un gran numero di repliche (in questo caso 1.000) simulando la distribuzione empirica della statistica d'interesse – nel nostro caso, le funzioni di risposta agli impulsi (IRF). Per ciascuna replica viene stimato nuovamente il modello VAR, e si calcolano le IRF. La distribuzione delle repliche ottenute per ciascun punto temporale consente di costruire un intervallo di confidenza empirico al 95%, selezionando i percentili corrispondenti (2,5° e 97,5°). Per evitare effetti iniziali transitori, le simulazioni scartano una parte iniziale di osservazioni (“burn-in”) e si basano su una dinamica simulata non ortogonalizzata e priva di restrizioni strutturali. Per una trattazione completa sul tema si veda: Bradley Efron e Robert J. Tibshirani, *An Introduction to the Bootstrap*, New York, Chapman & Hall/CRC, 1994.

¹⁹⁰ Si veda: Kilian, Lutz e Lütkepohl, Helmut, *Structural Vector Autoregressive Analysis*, Cambridge University Press, 2017, cap. 12, per un'esposizione analitica della costruzione delle bande di confidenza nei modelli VAR strutturali e della loro interpretazione ai fini dell'inferenza statistica sulle risposte agli impulsi.

sui principali indici azionari globali. Tali rappresentano variazioni inattese nella componente stocastica del modello¹⁹¹.

L'analisi dei grafici mostra che, nonostante uno shock iniziale, le risposte dei mercati azionari tradizionali si mantengono contenute e di durata limitata. In quasi tutti i casi, la reazione raggiunge il picco entro il secondo giorno e si attenua rapidamente, convergendo verso lo zero entro la quarta o quinta giornata. Tale comportamento evidenzia un basso grado di persistenza dell'effetto trasmesso e suggerisce una capacità del sistema di assorbire gli shock senza propagazioni prolungate.

Le reazioni più marcate si registrano nei mercati azionari statunitensi. In particolare, a seguito di un'innovazione su bitcoin, l'indice S&P 500 mostra una variazione media positiva di circa +0,30 % nel giorno successivo, mentre il Nasdaq evidenzia un incremento massimo superiore a +0,40 %. In entrambi i casi, le bande di confidenza al 95 %, calcolate mediante procedura bootstrap, sono molto strette e vicine alla funzione di risposta, e non comprendono il valore zero nei primi giorni, indicando una risposta statisticamente significativa. Al contrario, gli indici europei (STOXX 600) e quelli dei mercati emergenti (MSCI EM) registrano effetti di entità inferiore, tipicamente al di sotto dello 0,20 %, con intervalli di confidenza molto più ampi, segnalando un'evidenza statistica più debole.

Nel complesso, le risposte risultano prevalentemente orientate in senso positivo, senza evidenza di effetti negativi significativi. Questo profilo suggerisce un meccanismo di trasmissione assimilabile a quello osservato nei mercati azionari: le innovazioni nei rendimenti delle criptovalute sembrano agire come segnali di rischio-rendimento percepiti positivamente dagli investitori, piuttosto che come shock destabilizzanti. Tale dinamica appare più pronunciata nei mercati statunitensi, verosimilmente in ragione di un maggiore grado di integrazione finanziaria con il settore cripto. Si osserva, pertanto, un gradiente geografico nella trasmissione, con reazioni più intense negli Stati Uniti, più moderate in Europa e nei mercati emergenti, e quasi trascurabili nel contesto asiatico (SSEC).

¹⁹¹ Nel caso in esame, una deviazione standard sul log-rendimento del Bitcoin ($\sigma_{BTC} = 0,0410$) corrisponde a uno shock del 4,10 %, mentre per Ethereum e XRP gli shock considerati equivalgono rispettivamente a 5,34 % ($\sigma_{ETH} = 0,0534$) e al 6,68 % ($\sigma_{XRP} = 0,0668$).

In assenza di fattori di amplificazione — quali l’esposizione di operatori sistemici, l’utilizzo esteso di derivati, la leva finanziaria o fenomeni di contagio informativo — la trasmissione osservata appare limitata sia in termini di magnitudo sia di durata. Da ciò si deduce che, nel contesto attuale, il rischio sistemico connesso a shock originati dalle criptovalute risulta contenuto, pur non potendo escludere la possibilità di effetti più ampi in presenza di condizioni di mercato stressate o di shock simultanei e correlati.

Va infine evidenziato che l’analisi qui condotta si basa su funzioni ortogonalizzate, le quali, per costruzione, isolano l’effetto di ciascuna variabile rimuovendo ogni componente di correlazione contemporanea. Questo approccio consente di identificare una risposta “pura” della variabile dipendente, ma potrebbe sottostimare la complessità del meccanismo di trasmissione in contesti reali, nei quali gli shock tendono a manifestarsi in modo simultaneo e interdependente. Tali aspetti verranno approfonditi nella sezione successiva, dedicata alle IRF cumulate e all’analisi della trasmissione aggregata in condizioni di volatilità elevata.

La Figura 4.2, invece, presenta l’effetto totale cumulato di uno shock ortogonalizzato sul rendimento di ciascuna criptovaluta, misurato come somma delle risposte dinamiche registrate nei dieci giorni successivi all’evento. A differenza delle IRF non cumulate, che catturano l’impatto immediato e giornaliero di uno shock, le funzioni di risposta all’impulso cumulate (CIRF) forniscono una misura dell’effetto aggregato nel tempo, ovvero la componente permanente o semipermanente residua una volta esaurite le fluttuazioni transitorie.

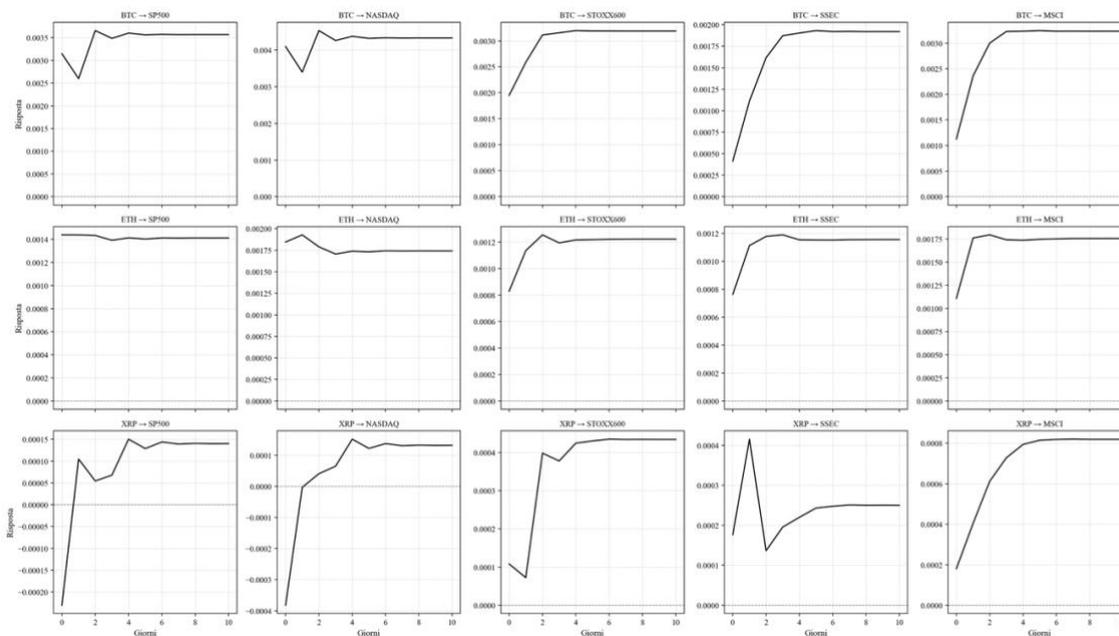


Figura 4.2 - IRF cumulate a 10 giorni: effetto aggregato degli shock su una criptovaluta sugli indici azionari – Elaborazione propria

I risultati confermano una trasmissione contenuta e di breve durata tra il mercato delle criptovalute e gli indici azionari tradizionali. Uno shock su Bitcoin determina, su un orizzonte di dieci giorni, un effetto cumulato pari a circa +0,35 % sull'indice S&P 500 e poco superiore a +0,40 % sul Nasdaq. Le risposte indotte da Ethereum e XRP risultano più modeste, con variazioni cumulate inferiori a +0,25 % sugli stessi indici. Nei mercati non statunitensi, l'impatto risulta ulteriormente attenuato: sullo STOXX 600 europeo, sullo Shanghai Composite (SSEC) e sull'MSCI Emerging Markets, le risposte cumulate non superano lo 0,15 % in presenza di uno shock su bitcoin, mentre gli effetti di Ethereum e XRP si attestano su livelli ancora più contenuti, spesso prossimi allo zero. Il profilo temporale mostra che la maggior parte della risposta si concentra nei primi tre giorni, oltre i quali la funzione tende a stabilizzarsi, suggerendo un esaurimento precoce della dinamica di trasmissione.

Nel complesso, i risultati suggeriscono l'esistenza di un canale di trasmissione tra il mercato delle criptovalute e quello azionario globale, ma di intensità limitata e senza effetti amplificativi. Inoltre, la rapidità con cui l'effetto si esaurisce rafforza l'ipotesi che i mercati tradizionali siano, almeno nel contesto considerato, in grado di assorbire gli shock crypto senza generare fenomeni di instabilità prolungata.

In termini di implicazioni per la stabilità finanziaria, i dati analizzati non offrono evidenza di un rischio sistemico immediato derivante dal comparto cripto. Tuttavia, l'assenza di reazioni persistenti non deve essere interpretata come negazione del rischio in senso assoluto: la natura potenzialmente non lineare degli shock, l'eventuale simultaneità con altri eventi sistemici, o l'attivazione di canali di contagio indiretti (es. fondi strutturati, derivati, esposizioni bancarie) potrebbero richiedere strumenti analitici più avanzati per essere adeguatamente rilevati. Tra questi, si possono citare l'analisi della decomposizione della varianza, i modelli strutturali dinamici o le simulazioni di stress test.

Alla luce di quanto emerso, l'evidenza empirica ottenuta dalle IRF — sia nella versione giornaliera sia cumulata — suggerisce che le criptovalute, nel modello in questione, nel periodo considerato e in assenza di shock simultanei o crisi sistemiche, non rappresentano una minaccia diretta e immediata per la stabilità del sistema finanziario globale. Rimane tuttavia opportuno approfondire il ruolo potenziale di questi asset in scenari di elevata correlazione o turbolenza, dove la trasmissione potrebbe avvenire secondo logiche più complesse e diverse da quanto fin qui analizzato.

4.4.2 – Le funzioni di risposta agli shock: evidenze empiriche in periodi di alta volatilità

Dopo aver analizzato, nel paragrafo precedente, le funzioni di risposta all'impulso stimate sui dati dell'intero orizzonte temporale, questa sezione introduce una variazione metodologica mirata a isolare il comportamento del sistema durante episodi di elevata turbolenza nei mercati delle criptovalute. L'intento è valutare se, in corrispondenza di fasi di marcata instabilità di bitcoin, gli shock esogeni provenienti dal comparto cripto diano luogo a reazioni più intense, persistenti o diverse nella direzione sui principali indici di borsa globali, rispetto a quanto osservato in condizioni di mercato ordinarie. In altri termini, si intende testare la resilienza del sistema finanziario tradizionale proprio nei momenti in cui il rischio cripto si manifesta nella sua forma più accentuata.

I periodi di stress sono stati individuati attraverso l'analisi della volatilità condizionata di bitcoin, stimata secondo le ipotesi illustrate nel Capitolo 3. Tra i modelli considerati, l'EGARCH con distribuzione *t* di Student si è dimostrato il più efficace nel rappresentare l'andamento asimmetrico e leptocurtico dei rendimenti giornalieri. La

Figura 4.3 mostra chiaramente la serie della volatilità stimata, evidenziando un'alternanza tra fasi di relativa calma e momenti di forte turbolenza, con picchi particolarmente intensi concentrati nel biennio 2020–2021.

Per selezionare i momenti di maggiore instabilità, si è adottato un criterio congiunto: sono stati individuati i giorni in cui la volatilità condizionata stimata (σ_t) superava il 90° percentile della distribuzione campionaria, e contemporaneamente si osservava un rendimento giornaliero negativo di bitcoin. Tra i giorni che soddisfacevano tali condizioni, sono stati selezionati i cinque episodi caratterizzati dai picchi di volatilità più estremi. Questa scelta consente di concentrare l'analisi su eventi che configurano veri e propri shock di mercato, piuttosto che semplici fasi di instabilità contenuta.

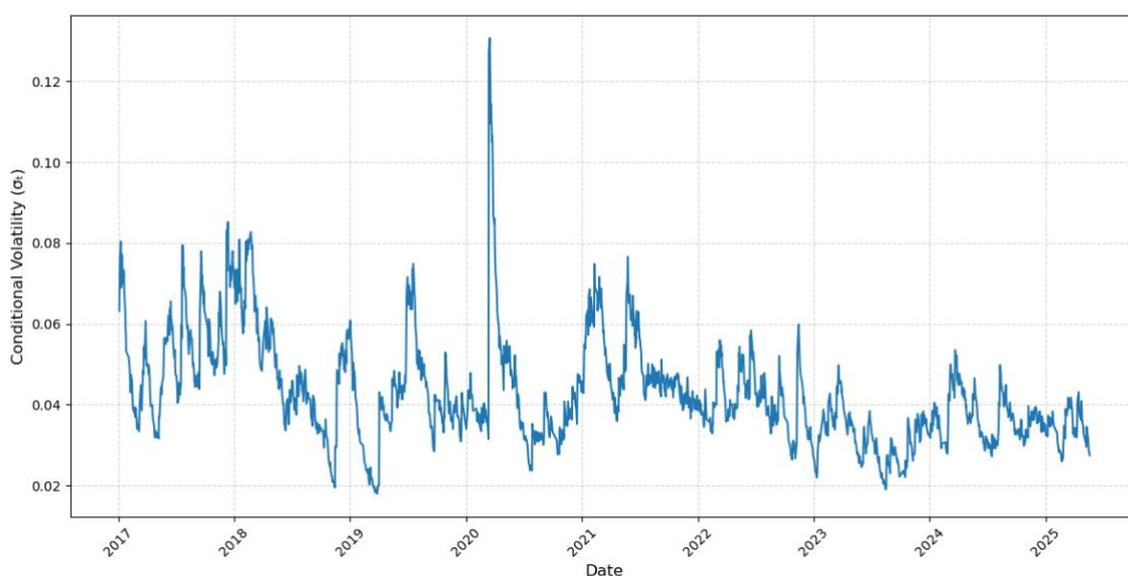


Figura 4.3 - Andamento della volatilità condizionata stimata di Bitcoin tramite EGARCH – Elaborazione propria

Per ciascuno degli eventi selezionati, è stata estratta una finestra temporale simmetrica composta da 30 giorni antecedenti e 10 giorni successivi allo shock, ritenuta sufficiente per garantire sia la stima stabile di un modello VAR(2), sia l'osservazione delle dinamiche di risposta nel breve periodo. Le funzioni di risposta all'impulso cumulate sono state calcolate separatamente all'interno di ciascuna finestra, e successivamente mediate al fine di ottenere un profilo medio rappresentativo del comportamento del sistema in condizioni di stress elevato. Il modello VAR è stato stimato includendo le otto variabili del modello precedente. L'identificazione strutturale è stata effettuata anche in questo caso tramite decomposizione di Cholesky, imponendo shock ortogonali unici su

ciascuna criptovaluta, al fine di isolare l'effetto specifico di ciascun asset digitale sulla dinamica congiunta del sistema.

La Figura 4.4 presenta una sintesi grafica delle funzioni di risposta all'impulso cumulate, calcolate su un orizzonte di dieci giorni e riferite ai periodi di alta volatilità selezionati. Rispetto ai risultati ottenuti sull'intero campione temporale, emergono alcune differenze che richiedono un'analisi approfondita, sia in termini di intensità delle risposte, sia per quanto riguarda la loro persistenza e direzione. Queste evidenze offrono spunti rilevanti per comprendere il comportamento del sistema finanziario tradizionale in condizioni di stress estremo nel comparto crypto.

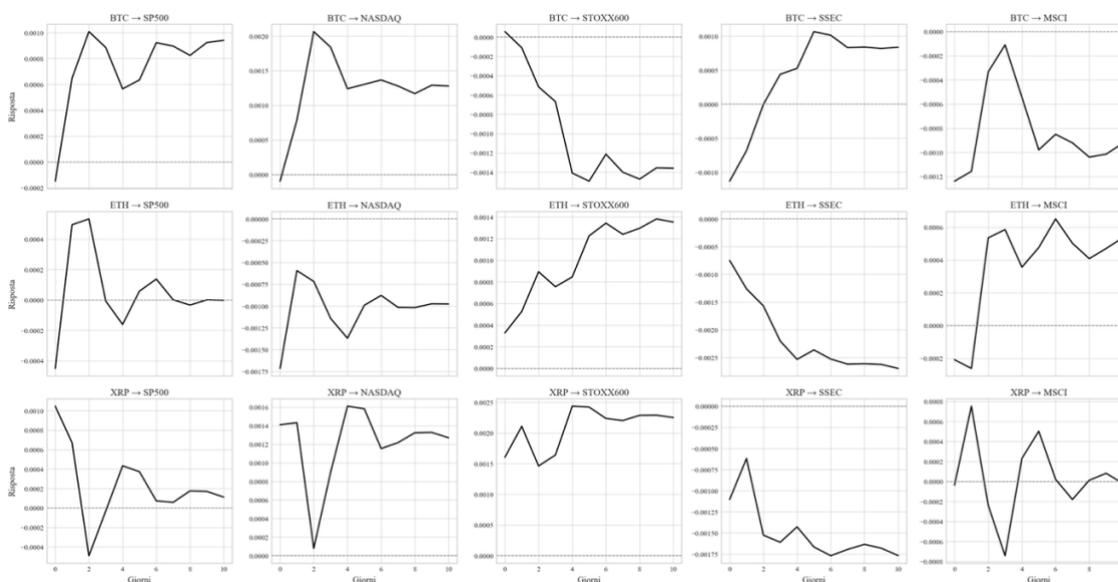


Figura 4.4 – IRF cumulate durante i periodi di stress: risposte dei mercati finanziari a shock nelle criptovalute – Elaborazione propria

In particolare, si osserva un cambiamento dell'intensità delle risposte in alcuni mercati azionari, con effetti più eterogenei e, in alcuni casi, di segno opposto a quanto rilevato in condizioni ordinarie.

Nel caso degli shock su bitcoin, l'effetto su indici come lo STOXX 600 e il MSCI Emerging risulta chiaramente invertito: mentre sul campione completo entrambi mostrano risposte cumulate positive e contenute, nei periodi di stress si osservano reazioni negative, con valori intorno a $-0,13\%$ per lo STOXX 600 e $-0,07\%$ per il MSCI. Al contrario, l'S&P 500 e l'SSEC, che mantengono una dinamica lievemente positiva in entrambi i contesti, evidenziano risposte di entità inferiore e scarsa persistenza durante lo

stress. Questo suggerisce che le condizioni di mercato alterano non solo l'ampiezza, ma anche la direzione del canale di trasmissione degli shock da Bitcoin, in modo non uniforme tra le aree geografiche.

Le risposte agli shock su Ethereum risultano meno alterate nel segno ma amplificate in intensità. Lo STOXX 600 e il MSCI Emerging registrano aumenti cumulati più marcati nei periodi di stress (+0,12% e +0,06% rispettivamente), mentre la risposta del mercato cinese passa da positiva (sul campione completo) a negativa. Questo riflette una trasmissione più asimmetrica, dove alcuni mercati sviluppati beneficiano dell'impulso, mentre altri, meno integrati finanziariamente, ne subiscono gli effetti negativi.

XRP, nonostante la minor capitalizzazione di mercato tra le tre criptovalute inserite nel modello, presenta le dinamiche più estreme: nei periodi di stress, le risposte dei mercati risultano amplificate, soprattutto in Europa e negli Stati Uniti. Lo STOXX 600 supera +0,25% e il Nasdaq raggiunge circa +0,14%, valori nettamente superiori rispetto a quelli osservati sull'intero campione. Il mercato cinese, invece, che in condizioni ordinarie mostrava una risposta contenuta o neutra, durante lo stress evidenzia una dinamica negativa.

In definitiva, le IRF cumulate durante le fasi di stress rivelano una maggiore ampiezza e variabilità rispetto a quelle osservate sul campione completo. Questo indica che gli shock provenienti dal mercato crypto, in situazioni di elevata volatilità, possono avere effetti più pronunciati e differenziati tra le diverse aree geografiche. Tuttavia, l'intensità delle risposte rimane limitata in termini assoluti e la mancanza di persistenza a lungo termine continua a escludere, in base ai dati disponibili, un impatto sistemico diretto. Si conferma dunque l'ipotesi di una connessione crescente tra criptovalute e mercati finanziari tradizionali, ma ancora circoscritta, la cui rilevanza per la stabilità globale dipende principalmente da fattori esterni come la presenza di amplificatori strutturali o dinamiche di contagio simultaneo.

4.4.3 – Decomposizione della varianza degli errori di previsione

Nel percorso che conduce a valutare l'effettiva rilevanza sistemica delle cripto-attività non garantite, la decomposizione della varianza dell'errore di previsione (FEVD) rappresenta uno strumento cruciale: non solo perché consente di stimare il peso relativo

delle fonti di incertezza nel sistema, ma anche perché obbliga a misurare l'interdipendenza non attraverso correlazioni statiche, bensì attraverso contributi causali dinamici. Se i modelli GARCH del Capitolo 3 hanno messo in luce l'instabilità interna di bitcoin e le IRF del 4.4.1 hanno tracciato l'evoluzione degli shock nel tempo, la FEVD serve ora a stabilire quanto degli errori di previsione delle variabili macro-finanziarie possa essere attribuito direttamente agli shock generati nel comparto cripto. I risultati rivelano un quadro nitido, dove la presenza di relazioni significative si distribuisce in modo altamente asimmetrico, sia all'interno del comparto cripto sia rispetto alle interazioni con la finanza regolamentata.

Tabella 4.9 – FEVD al passo 9¹⁹²: quota percentuale della varianza dei log-rendimenti attribuibile a shock ortogonali tra criptovalute e mercati azionari (campione completo) – Elaborazione propria

	BTC	ETH	XRP	SP500	NASDAQ	STOXX600	SSEC	MSCI
BTC	0,9819	0,0040	0,0023	0,0008	0,0005	0,0047	0,0027	0,0030
ETH	0,5658	0,4245	0,0004	0,0007	0,0008	0,0044	0,0016	0,0018
XRP	0,2427	0,0670	0,6831	0,0002	0,0001	0,0049	0,0009	0,0011
SP500	0,0788	0,0144	0,0012	0,8878	0,0051	0,0083	0,0025	0,0020
NASDAQ	0,0881	0,0162	0,0014	0,7808	0,1022	0,0060	0,0029	0,0024
STOXX600	0,0459	0,0082	0,0012	0,3213	0,0326	0,5833	0,0029	0,0046
SSEC	0,0085	0,0061	0,0015	0,0485	0,0060	0,0247	0,9015	0,0033
MSCI	0,0302	0,0154	0,0013	0,2353	0,0233	0,1131	0,1631	0,4182

Righe: variabili di risposta. Colonne: variabili di impulso

La Tabella 4.9 presenta la decomposizione della varianza dell'errore di previsione (FEVD) al nono passo, calcolata sull'intero campione di osservazioni. Ogni cella della matrice riporta la frazione di varianza dei log-rendimenti di una determinata variabile (in riga) spiegata da shock ortogonali originati nelle altre variabili del sistema (in colonna). Questo tipo di analisi consente di quantificare, a un determinato orizzonte temporale, il grado di dipendenza informativa tra le variabili: in particolare, quanto dell'incertezza associata a una variabile non sia riconducibile a innovazioni proprie, ma derivi dall'interazione con le dinamiche sistemiche altrui. La lettura corretta della matrice

¹⁹² In questo contesto, il “nono passo” rappresenta l'orizzonte temporale a nove giorni, ovvero il punto in cui si osserva quanta parte della varianza di ciascuna variabile sia spiegata da shock provenienti dalle altre variabili del sistema.

avviene lungo le righe: i valori lungo la diagonale principale riflettono la componente endogena, mentre i valori extra-diagonali indicano la presenza e l'intensità di canali di trasmissione del rischio.

I risultati confermano l'elevata autoreferenzialità del comparto cripto. Bitcoin mostra un coefficiente di spiegazione interna pari al 98%, a testimonianza della sua natura ampiamente autonoma e poco esposta, nel breve periodo, agli shock provenienti dal resto del sistema. Ethereum, pur mantenendo una componente endogena rilevante (42%), risulta influenzato in misura significativa proprio da Bitcoin, che ne spiega circa il 56% della varianza, delineando un rapporto di subordinazione diretta. XRP presenta una configurazione più articolata: circa il 68% della sua varianza è attribuibile a shock propri, mentre un ulteriore 24% risulta riconducibile a Bitcoin. Questi dati delineano una gerarchia strutturata all'interno del segmento cripto, in cui bitcoin emerge come asset dominante, capace di esercitare un'influenza significativa sulle altre criptovalute. Tale configurazione conferma la funzione sistemica di bitcoin nel contesto cripto, con un ruolo assimilabile a quello di asset pivotale.

Passando all'analisi dei mercati azionari tradizionali, il quadro muta in modo evidente. L'S&P 500 presenta una quota di varianza spiegata da Bitcoin pari al 7,8%, mentre l'influenza di Ethereum e XRP si mantiene trascurabile. Una dinamica analoga si osserva sul NASDAQ, che risulta spiegato per l'8,8% da Bitcoin e per oltre il 78% da sé stesso, segno di un'elevata coerenza interna tra i principali mercati statunitensi. Più interessante è il comportamento dello STOXX600, che mostra una sensibilità maggiore agli shock esterni: oltre il 32% della sua varianza è spiegata dall'S&P 500, a cui si aggiunge un 4,6% riconducibile a Bitcoin. Tale composizione suggerisce una maggiore permeabilità del mercato europeo agli impulsi provenienti dal sistema finanziario globale, in particolare da quello statunitense.

L'autonomia è invece decisamente più marcata nei mercati non occidentali. Lo Shanghai Composite Index (SSEC) risulta largamente auto-determinato, con una quota superiore al 90% di varianza spiegata da shock interni, e un'esposizione minima agli impulsi provenienti dalle cripto-attività o dai mercati occidentali. L'indice MSCI dei mercati emergenti si colloca in una posizione intermedia: pur mostrando una componente endogena dominante (41,8%), esso registra contributi non trascurabili da SSEC (16,3%), SP500 (23,5%) e, in misura più contenuta, da Bitcoin (3%) ed Ethereum (1,5%). Tali dati

indicano una maggiore eterogeneità nella trasmissione del rischio tra le economie emergenti, potenzialmente dovuta a fattori istituzionali, commerciali o di integrazione finanziaria differenziale.

L'insieme di queste evidenze suggerisce che, nel periodo considerato, le criptovalute non rappresentano ancora un veicolo primario di instabilità per i mercati regolamentati. Le frazioni di varianza spiegata rimangono generalmente contenute, spesso inferiori al 5%, e i legami significativi si concentrano principalmente intorno a Bitcoin, con effetti limitati per Ethereum e XRP. Tuttavia, la presenza ricorrente di contributi non nulli da parte di Bitcoin verso indici azionari suggerisce l'esistenza di un canale di trasmissione potenziale, la cui rilevanza sistemica dipende dalla struttura del mercato e dalle condizioni finanziarie prevalenti.

L'analisi FEVD, pertanto, non documenta una pervasiva trasmissione del rischio dalle criptovalute ai mercati finanziari globali, ma rivela un primo livello di interconnessione che merita attenzione. L'evoluzione di tale connessione – soprattutto in termini di profondità, direzionalità e persistenza – richiede un monitoraggio costante e l'utilizzo di strumenti analitici integrativi, in grado di simulare scenari di stress e di valutare il potenziale impatto di shock crypto in configurazioni di mercato più complesse.

Il quadro analitico assume contorni significativamente diversi quando l'attenzione viene rivolta esclusivamente ai periodi di turbolenza, individuati secondo i medesimi criteri già descritti: livelli di volatilità condizionata di Bitcoin superiori al 90° percentile, accompagnati da rendimenti negativi. Per ciascuna delle cinque finestre temporali selezionate attorno agli episodi identificati, è stato stimato un modello VAR(2), da cui è stata ricavata la decomposizione della varianza dell'errore di previsione (FEVD) a nove passi. La Tabella 4.9 riporta la media dei risultati ottenuti nelle diverse finestre, offrendo una sintesi della dinamica di trasmissione degli shock in contesti di instabilità finanziaria elevata.

Tabella 4.10 – FEVD al passo 9¹⁹³: quota percentuale della varianza dei log-rendimenti attribuibile a shock ortogonali tra criptovalute e mercati azionari (condizioni di stress) – Elaborazione propria

	BTC	ETH	XRP	SP500	NASDAQ	STOXX600	SSEC	MSCI
BTC	0,6493	0,0513	0,0571	0,0589	0,0543	0,0267	0,0757	0,0267
ETH	0,2039	0,5553	0,0478	0,0235	0,0684	0,0184	0,0423	0,0403
XRP	0,2094	0,0765	0,4869	0,0339	0,0335	0,0792	0,0423	0,0382
SP500	0,0699	0,0782	0,1068	0,5414	0,0558	0,0339	0,0450	0,0690
NASDAQ	0,0687	0,0865	0,0772	0,4313	0,1862	0,0415	0,0513	0,0574
STOXX600	0,0594	0,0354	0,1090	0,3008	0,1015	0,2620	0,0608	0,0710
SSEC	0,1345	0,0658	0,1177	0,0214	0,0627	0,1113	0,4617	0,0248
MSCI	0,0745	0,0967	0,0987	0,2240	0,0645	0,0509	0,1352	0,2554

Righe: variabili di risposta. Colonne: variabili di impulso

L’analisi della decomposizione della varianza dell’errore di previsione (FEVD) nei periodi di stress, riportata nella Tabella 4.10, rivela una alterazione nei meccanismi di trasmissione degli shock rispetto alla configurazione osservata sull’intero campione (Tabella 4.9). La maggiore turbolenza finanziaria si associa a un’intensificazione delle interconnessioni tra le variabili, una redistribuzione delle fonti di incertezza e un generale aumento della permeabilità sistemica.

Nel comparto delle criptovalute, si osserva un indebolimento della componente autoreferenziale, particolarmente marcato per Bitcoin, la cui capacità di spiegare la propria varianza futura si riduce dal 98% a circa il 65%. Tale calo è compensato da un incremento nei contributi provenienti sia dagli altri asset digitali (ETH e XRP), sia, in misura crescente, da alcuni indici azionari. Una dinamica simile si riscontra per Ethereum e XRP, che vedono aumentare sensibilmente il peso degli shock esogeni, confermando l’ipotesi di una maggiore interdipendenza interna in contesti di instabilità. Questo cambiamento evidenzia una riorganizzazione delle gerarchie informative all’interno del settore, in cui Bitcoin mantiene un ruolo centrale, ma risulta esso stesso più esposto agli impulsi sistemici.

Nei mercati azionari regolamentati, la trasmissione degli shock crypto assume una dimensione più tangibile. Indici come S&P 500, NASDAQ e STOXX600 mostrano

¹⁹³ In questo contesto, il “nono passo” rappresenta l’orizzonte temporale a nove giorni, ovvero il punto in cui si osserva quanta parte della varianza di ciascuna variabile sia spiegata da shock provenienti dalle altre variabili del sistema.

un'accresciuta vulnerabilità rispetto alle criptovalute, in particolare a XRP, il cui contributo alla varianza degli indici azionari si amplia significativamente rispetto ai valori osservati in condizioni ordinarie. In alcune configurazioni, XRP spiega oltre il 10% della varianza di SP500 e STOXX600, rispetto a livelli inferiori all'1% nel campione generale. Anche il contributo di Ethereum diviene rilevante, in particolare nel NASDAQ, dove supera l'8%.

Le dinamiche sono ancor più pronunciate nei mercati extra-occidentali. Lo Shanghai Composite Index (SSEC) riduce la propria autonomia al 46% nei periodi di turbolenza, registrando una notevole esposizione agli shock provenienti da Bitcoin e XRP. L'indice MSCI dei mercati emergenti, a sua volta, si presenta come il più sensibile del campione: la componente spiegata internamente scende al 25%, mentre aumentano in modo sostanziale i contributi da SSEC, XRP e BTC. Questi dati rivelano una struttura più aperta e fragile, in cui la trasmissione del rischio avviene lungo traiettorie transfrontaliere e potenzialmente amplificate.

Nel loro insieme, le evidenze emerse indicano che le fasi di stress non solo accentuano l'ampiezza delle relazioni tra l'ecosistema crypto e mercati regolamentati, ma modificano anche la direzione e l'intensità dei flussi informativi. Sebbene le criptovalute non rappresentino ancora una minaccia sistemica diretta nel breve termine, la capacità di influenzare in misura crescente i mercati finanziari tradizionali —soprattutto attraverso asset ad alta volatilità come XRP — impone una riflessione sulla natura dinamica del rischio sistemico. L'interconnessione rilevata in questi contesti estremi suggerisce che la stabilità finanziaria globale potrebbe diventare progressivamente più sensibile a shock esogeni originati nel perimetro non regolamentato, specialmente laddove esistano canali di contagio strutturale o meccanismi di amplificazione finanziaria latenti.

Conclusioni

L'intero percorso sviluppato in questo lavoro nasce da un paradosso che attraversa irrisolto il dibattito contemporaneo su criptovalute e regolamentazione: un'innovazione concepita per sottrarsi al sistema finanziario tradizionale, che finisce per diventarne una delle possibili fragilità strutturali. Le criptovalute, nate come risposta — simbolica e tecnologica — alla crisi del 2008, si sono progressivamente avvicinate alle logiche della finanza istituzionale, senza però accettarne le regole fondamentali. Quando un codice informatico prende il posto della legge, e la validazione algoritmica si sostituisce alla vigilanza pubblica, il rischio non viene eliminato: si trasforma. Diventa opaco, si frammenta, si annida in interazioni non osservabili tra soggetti non identificabili. E proprio per la sua struttura reticolare e priva di un'autorità centrale giuridicamente riconosciuta, questo rischio può assumere una dinamica sistemica più rapida e meno controllabile di quanto accada nei circuiti regolamentati. Questo è il nodo concettuale che ha guidato l'elaborato: la possibilità che asset privi di sottostante, di emittente e di ancoraggio economico, possano comunque generare instabilità trasmissibile, erodendo la fiducia che sorregge l'equilibrio dell'intero sistema finanziario.

Per affrontare questa ipotesi, e tutti gli interrogativi posti nell'introduzione, si è adottato un approccio integrato. Da un lato, l'analisi giuridica ha costruito la cornice necessaria per analizzare il concetto di rischio sistemico in chiave funzionale, mettendone in luce le trasformazioni normative e la sua estensione potenziale all'ecosistema crypto. Dall'altro, l'analisi econometrica ha verificato se le condizioni teoriche identificate trovassero riscontro nei dati, stimando modelli GARCH, per misurare la natura e la persistenza della volatilità, e VAR, per analizzare le interdipendenze dinamiche tra il mercato crypto e i mercati regolamentati. I risultati, influenzati dalla scelta del campione e dalle ipotesi di fondo dei modelli adottati, non offrono una diagnosi definitiva, ma tracciano un quadro coerente: il rischio sistemico delle criptovalute non può più essere inteso come un'eventualità remota. Anche in assenza di effetti generalizzati, i dati mostrano la presenza di segnali selettivi e interdipendenze emergenti, compatibili con dinamiche di contagio intermittente. In questo senso, il presente lavoro non propone un allarme, ma un cambio di prospettiva: non si tratta più di chiedersi se le criptovalute possano diventare sistemiche, ma di capire in quali condizioni lo diventino.

Alla luce del percorso svolto, emerge che la regolamentazione attualmente in vigore — pur avendo compiuto importanti passi avanti con l'adozione del Regolamento MiCA — non appare pienamente adeguata a contenere i rischi sistemici connessi alle criptovalute. La logica selettiva che sorregge il perimetro applicativo del MiCA, fondata sulla presenza di soggetti formalmente responsabili, lascia fuori proprio quegli asset che, per diffusione, volatilità e interconnessione, potrebbero esercitare effetti destabilizzanti sull'intero sistema finanziario. La questione non è più se tali asset debbano essere regolati, ma come farlo in un contesto che sfugge alle categorie tradizionali della vigilanza.

In questo scenario, appare evidente che un approccio fondato esclusivamente sulla forma giuridica non basta. È necessario adottare una prospettiva sostanziale, che sappia cogliere il rischio nella sua dimensione funzionale, anche quando si manifesta in assenza di soggetti identificabili o di infrastrutture formalizzate. Questo implica non solo un ripensamento degli strumenti normativi, ma anche un salto di qualità nella capacità delle istituzioni di leggere le trasformazioni in atto con strumenti più flessibili, predittivi e adattivi. Le criptovalute pongono dunque una duplice sfida: da un lato, richiedono una risposta regolatoria che sappia garantire stabilità senza soffocare l'innovazione; dall'altro, impongono un rinnovamento delle categorie stesse attraverso cui il diritto finanziario ha tradizionalmente interpretato il rischio. È in questo spazio ancora aperto — tra ciò che si riesce a normare e ciò che resta fuori dal perimetro — che si gioca la credibilità del sistema nel rispondere a fenomeni che, se trascurati, potrebbero manifestare effetti sistemici proprio quando sarà troppo tardi per intervenire.

Come evidenziato nel primo capitolo, il rischio sistemico delle criptovalute non deriva tanto dalla loro dimensione attuale, quanto dalla convergenza di alcune fragilità strutturali che ne amplificano il potenziale destabilizzante. In primo luogo, la volatilità estrema e l'assenza di ancoraggio economico di questi asset rende impossibile applicare le metriche tradizionali di valutazione del rischio. In secondo luogo, la profonda opacità operativa, unita all'assenza di obblighi informativi, compromette la possibilità stessa di monitorare le esposizioni aggregate. A ciò si aggiunge l'impiego diffuso della leva finanziaria, costruita su garanzie instabili, spesso riutilizzate in modo non tracciabile, che espone il sistema a dinamiche di liquidazione automatica altamente pro-cicliche. In assenza di un adeguato presidio normativo, le fragilità evidenziate rischiano di

trasformarsi in fattori di instabilità sistemica, trasmettendosi lungo i canali analizzati e innescando dinamiche a catena difficili da contenere.

Sul versante empirico, il presente lavoro ha inteso offrire una verifica quantitativa delle ipotesi giuridiche formulate nella parte prima dell'elaborato, indagando il potenziale rischio sistemico delle criptovalute attraverso un impianto metodologico robusto, fondato sull'elaborazione di dati di mercato giornalieri riferiti a tre cripto-attività rappresentative (Bitcoin, Ethereum e XRP) e a cinque indici azionari internazionali, espressione della finanza regolamentata globale. L'analisi si è articolata lungo due assi principali: la misurazione della volatilità e l'esame delle interdipendenze dinamiche.

Nella prima fase, si è proceduto alla stima di diversi modelli GARCH sui log-rendimenti giornalieri di bitcoin, al fine di identificare la specificazione più idonea a catturare le caratteristiche statistiche peculiari di questo asset. Il modello EGARCH con distribuzione t di Student si è dimostrato il più adatto a descrivere la natura asimmetrica e leptocurtica dei rendimenti, confermando l'esistenza di una volatilità strutturalmente elevata, persistente e non riconducibile alle dinamiche degli asset tradizionali. L'importanza di questa modellazione non è da intendersi in termini meramente descrittivi: essa ha costituito il presupposto metodologico per individuare le finestre temporali corrispondenti a situazioni di stress di mercato. Tali finestre, definite come i giorni in cui la volatilità condizionata stimata superava il 90° percentile congiuntamente a un rendimento negativo, hanno fornito la base empirica per la successiva analisi VAR.

Nella seconda fase, l'adozione di modelli VAR (2), stimati separatamente sull'intero campione e sulle finestre di stress, ha consentito di esplorare la trasmissione dinamica degli shock tra il comparto cripto e i mercati finanziari tradizionali attraverso due strumenti analitici centrali: le funzioni di risposta all'impulso (IRF) e la decomposizione della varianza dell'errore di previsione (FEVD). I risultati ottenuti sull'intero campione temporale indicano una trasmissione degli shock generalmente contenuta, transitoria e raramente significativa sul piano statistico, suggerendo che in condizioni ordinarie il grado di interconnessione tra criptovalute e finanza tradizionale rimane, nella maggior parte dei casi, modesto.

Tuttavia, il quadro si modifica se si restringe l'osservazione ai periodi caratterizzati da elevata instabilità. Le IRF cumulate stimate in tali condizioni evidenziano una risposta più ampia e, in alcuni casi, opposta a quella stimata sull'intero

campione. Questa eterogeneità suggerisce che il canale di trasmissione tra criptovalute e mercati regolamentati non opera in modo lineare né omogeneo, ma si attiva in modo selettivo in funzione della natura dello shock, della struttura del mercato ricevente e del contesto sistemico in cui l'evento si verifica.

Le evidenze empiriche vengono ulteriormente rafforzate dall'analisi FEVD. Il confronto tra la decomposizione della varianza nel campione completo (Tabella 4.8) e quella calcolata in condizioni di stress (Tabella 4.9) evidenzia un cambiamento strutturale nei pattern di trasmissione. In condizioni ordinarie, le criptovalute mostrano un'elevata autonomia: Bitcoin spiega da sé quasi il 98% della propria varianza, Ethereum e XRP seguono una dinamica simile. In contesti di elevata volatilità, tale indipendenza si riduce drasticamente. Bitcoin, ad esempio, scende a circa il 65%, mentre aumenta la quota di varianza spiegata da altri asset — sia cripto che azionari. Ethereum e XRP, a loro volta, si configurano come vettori più attivi di trasmissione. Questi risultati testimoniano l'esistenza di interdipendenze latenti, che si attivano sotto pressione. Non si tratta dunque di un contagio sistemico diretto e pervasivo, ma di una trasmissione condizionata ed episodica.

È tuttavia necessario rimarcare che l'intero impianto metodologico su cui si è costruita l'analisi empirica si fonda su un modello, e, come tale, rappresenta una semplificazione della realtà. Le scelte operate in termini di specificazione, di selezione delle variabili e di orizzonte temporale, nonché le ipotesi sottostanti ai modelli econometrici adottati, implicano inevitabili limiti. La decisione di limitare l'analisi a tre criptovalute ad alta capitalizzazione, pur giustificata in termini di rappresentatività e disponibilità di dati, potrebbe aver escluso dinamiche rilevanti riconducibili a criptovalute apparentemente minori o emergenti. In prospettiva, tali limiti suggeriscono la necessità di estendere l'analisi futura sia in termini di ampiezza del campione — includendo anche cripto-attività emergenti o a bassa capitalizzazione — sia sotto il profilo metodologico.

L'adozione di modelli a soglia (Threshold VAR, SETAR, ecc.) permetterebbe di rilevare la presenza di regimi multipli nel funzionamento del sistema, ossia fasi in cui gli effetti di uno shock si propagano in modo contenuto e fasi in cui, superata una certa soglia critica (ad esempio di volatilità o leva), la trasmissione del rischio diventa improvvisamente più intensa e non lineare. Le reti complesse, invece, consentirebbero di modellare l'ecosistema cripto come una struttura interconnessa di nodi e flussi, in cui

ogni soggetto (wallet, exchange, smart contract) è rappresentato come un nodo e ogni transazione come un collegamento. Attraverso l'analisi di tali reti — ad esempio valutando la centralità di certi nodi, la densità dei legami o la vulnerabilità a shock localizzati — si possono identificare configurazioni strutturali che favoriscono la trasmissione del rischio anche in assenza di un'autorità centrale. Infine, simulazioni di stress condizionali, basate su shock storici (es. collasso di FTX, crollo di Terra-Luna) o su scenari ipotetici costruiti ad hoc, offrirebbero una chiave di lettura più aderente alla realtà, permettendo di valutare come il sistema reagisce sotto pressione e di testare l'efficacia delle possibili misure regolatorie in contesti di crisi simulata.

Ciò che emerge dall'analisi empirica, non è la certezza di un rischio sistemico già in atto, ma la conferma della sua plausibilità strutturale. Il sistema, sotto stress, mostra segnali di connessione attivabile e trasmissione condizionata. Il rischio, quindi, non è solo nell'effetto che si osserva, ma nella configurazione potenziale che potrebbe manifestarsi in presenza di determinati shock e vulnerabilità. Le condizioni che possono attivarlo — volatilità estrema, leva implicita, assenza di trasparenza, esposizioni indirette — sono già presenti. La sfida consiste nel riconoscerne l'esistenza potenziale e nell'adottare strumenti capaci di intercettarne gli sviluppi prima che si traducano in crisi conclamate. In questo senso, l'analisi econometrica non si pone in contrapposizione al diritto, ma ne rafforza la capacità di lettura e di intervento, suggerendo che l'attività regolamentare non può limitarsi a intervenire soltanto ex post, cioè a gestire gli effetti negativi di un fenomeno dopo che questi si sono manifestati; al contrario, essa dovrebbe anticipare i rischi futuri, orientandosi verso una prevenzione attiva e tempestiva.

La direzione auspicabile, allora, non consiste tanto nell'estendere indiscriminatamente le regole esistenti al comparto cripto, quanto nel ripensare in modo strutturale l'architettura della vigilanza finanziaria. Se il rischio sistemico è una costruzione giuridica finalizzata alla tutela della stabilità collettiva, esso deve poter essere applicato anche a fenomeni che, per natura, sfuggono alla tradizionale tassonomia normativa. La tecnologia, in questo senso, non può più essere considerata un ambito neutro rispetto alle regole: essa produce effetti sistemici e, come tale, genera interessi regolatori. Ciò impone un cambio di paradigma. Non si tratta più di disciplinare un settore "diverso", ma di riconoscere che l'infrastruttura digitale dei mercati rappresenta oggi una

componente costitutiva del sistema finanziario, con cui le autorità di vigilanza dovranno necessariamente confrontarsi in modo strutturato.

Occorre prendere atto che il tradizionale impianto di vigilanza – fondato su autorizzazioni ex ante, riserve di attività, obblighi di trasparenza e vigilanza ispettiva periodica – risulta inadeguato a fronteggiare un ecosistema reticolare, decentralizzato e tecnicamente complesso come quello delle crypto-attività. Come ha osservato Paolo Savona, presidente della CONSOB, "le nostre istituzioni tecnologiche e informatiche non sono ancora in grado di censire le oltre 10.000 cryptocurrency esistenti". Questa cecità tecnologica è già, di per sé, un rischio sistemico.

Inoltre, in un sistema privo di obblighi di disclosure, senza bilanci certificati, né soggetti giuridicamente responsabili, l'asimmetria informativa non si limita a colpire gli investitori retail, ma coinvolge direttamente anche le autorità pubbliche. La vigilanza si trova così a operare in condizioni distorte, priva degli strumenti fondamentali per valutare la solidità degli operatori, la sostenibilità delle loro posizioni o il livello effettivo di esposizione sistemica. A differenza della finanza tradizionale, dove la trasparenza contabile consente di costruire indicatori quantitativi (es. indici di solvibilità, rapporti di leva, margini di liquidità), nel settore crypto non esistono bilanci consolidati, né standard contabili, né obblighi formali di pubblicazione. Di conseguenza, gli strumenti classici di analisi del rischio risultano del tutto inapplicabili. Non è possibile, ad esempio, valutare la capitalizzazione reale di un protocollo decentralizzato o la concentrazione di rischio su una determinata piattaforma solo a partire da dati dichiarati. Questo rende inservibili i paradigmi regolatori costruiti sull'idea di trasparenza come presupposto minimo della supervisione.

Superare questa opacità richiede un cambio di prospettiva: se non si possono osservare i fondamentali finanziari, bisogna osservare i comportamenti digitali. È in questa direzione che si colloca la necessità di strumenti di osservazione più sofisticati, capaci di intercettare segnali deboli e configurazioni anomale direttamente dalla struttura tecnica e sociale dell'ecosistema. In assenza di bilanci, obblighi di disclosure o autorità centrali responsabili, l'analisi del rischio sistemico deve necessariamente spostarsi dall'osservazione dei dati contabili a quella delle tracce digitali lasciate dagli operatori "on-chain". In tale contesto, un ruolo centrale potrebbe essere assunto da strumenti fondati sull'analisi algoritmica delle reti transazionali, che sfruttano i dati registrati

pubblicamente sulle blockchain (dati “*on-chain*”) per ricostruire le dinamiche operative dell’ecosistema. Applicando metodologie tratte dalla teoria dei grafi, è possibile rappresentare visivamente e matematicamente le relazioni tra gli indirizzi, come se si trattasse di una rete composta da nodi (gli utenti) e archi (le transazioni). Questo consente di identificare, ad esempio, hub centrali che concentrano un volume anomalo di flussi, oppure catene di transazioni sospette, potenzialmente riconducibili a schemi di manipolazione o preparazione a crisi di liquidità. Tali configurazioni — invisibili in un approccio contabile tradizionale — possono costituire segnali anticipatori di instabilità, da monitorare in tempo reale attraverso piattaforme pubbliche o sistemi di supervisione algoritmica.

Tali elementi possono costituire “*early warning signals*” di potenziali crisi di fiducia, episodi di manipolazione del mercato o fallimenti operativi. In parallelo, tecnologie di machine learning possono essere impiegate per classificare il comportamento degli attori della rete, distinguendo ad esempio tra attività tipiche degli investitori retail, degli operatori istituzionali o degli exploiters, ovvero soggetti potenzialmente legati ad attività fraudolente o sistematicamente anomale. Il vantaggio di tali strumenti non risiede nella loro capacità di prevenire eventi avversi — ciò che richiederebbe poteri interdittivi non compatibili con la natura “*permissionless*” delle blockchain — bensì nella possibilità di costruire una vigilanza adattiva, capace di individuare in tempo reale focolai di instabilità e attivare, se del caso, meccanismi informativi, segnalazioni agli operatori o, in ambiti regolamentati, interventi correttivi.

Il vero cambiamento, allora, consiste nello sviluppare un impianto di vigilanza che sia non solo giuridicamente innovativo, ma anche tecnologicamente avanzato, dotato di strumenti in grado di intercettare segnali deboli e configurazioni di rischio latente. La mancanza di queste infrastrutture non è un dettaglio tecnico, ma una vulnerabilità sistemica: non si può proteggere ciò che non si riesce nemmeno a osservare.

Le criptovalute, in ultima analisi, non rappresentano solo una sfida per i mercati mobiliari, ma per l’intero sistema giuridico-finanziario. Non chiedono riconoscimento istituzionale, ma finiscono per pretenderne gli effetti, specie nei momenti di crisi. È in questa asimmetria – tra rilevanza funzionale e irresponsabilità formale – che si annida il rischio più profondo. La posta in gioco, allora, non è semplicemente la regolazione di un nuovo asset, ma la capacità delle istituzioni di preservare la fiducia, garantire la stabilità

e affermare il principio che l'innovazione finanziaria, per essere sostenibile, non può prescindere dalla responsabilità sistemica.

BIBLIOGRAFIA

- Amstad M., *Regulating Fintech: Objectives, Principles, and Practices*, ADBI Working Paper n. 1016, Asian Development Bank Institute, 8 ottobre 2019.
- Banca Centrale Europea, *Parere del 19 febbraio 2021 su una proposta di regolamento relativo ai mercati delle cripto-attività e che modifica la direttiva (UE) 2019/1937 (CON/2021/4)*, in Gazzetta ufficiale dell'Unione europea, C 152, 29 aprile 2021.
- Basel Committee on Banking Supervision, *Global Systemically Important Banks: Updated Assessment Methodology and the Higher Loss Absorbency Requirement*, Bank for International Settlements, 3 luglio 2013.
- Basel Committee on Banking Supervision, *Prudential Treatment of Cryptoasset Exposures – Final Standard*, Bank for International Settlements, dicembre 2022
- Basel Committee on Banking Supervision, *Second Consultation on the Prudential Treatment of Cryptoasset Exposures*, Bank for International Settlements, giugno 2022.
- Baur D. G., Hong K. e Lee A. D., *Bitcoin: Medium of Exchange or Speculative Assets?*, in *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, vol. 54, 2018, pp. 177–189.
- Baur D. G., Karlsen J. R., Smales L. A. e Trench A., *Digging Deeper – Is Bitcoin Digital Gold? A Mining Perspective*, in *Journal of Commodity Markets*, vol. 34(C), 2024.
- Blanchard O. e Perotti R., *An Empirical Characterization of the Dynamic Effects of Changes in Government Spending and Taxes on Output*, in *Quarterly Journal of Economics*, vol. 117, n. 4, 2002, pp. 1329–1368.
- Blanchard O., *The Perfect Storm*, in *Finance & Development*, vol. 46, n. 2, Fondo Monetario Internazionale, giugno 2009.
- Bollerslev T., *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*, in *Journal of Econometrics*, vol. 31, n. 3, 1986, pp. 307–327.
- Brockwell P. J. e Davis R. A., *Introduction to Time Series and Forecasting*, 2^a ed., Springer, 2002.

- Caruana J., *Systemic Risk: How to Deal with It?*, Bank for International Settlements, 12 febbraio 2010.
- Cheah E-T e Fry J., *Speculative Bubbles in Bitcoin Markets? An Empirical Investigation into the Fundamental Value of Bitcoin*, *Economics Letters*, vol. 130, 2015, pp. 32–36.
- CNBC, *Warren Buffett Says Bitcoin Is 'Probably Rat Poison Squared'*, 5 maggio 2018, <https://www.cnbc.com/2018/05/05/warren-buffett-says-bitcoin-is-probably-rat-poison-squared.html>.
- CoinGecko, *Bitcoin Historical Data*, disponibile su: https://www.coingecko.com/en/coins/bitcoin/historical_data
- CoinMarketCap, *Cryptocurrency Market Capitalizations*, su
- Commissione Europea, *Digital Finance Strategy for the EU – Towards a European Framework for the Digital Financial Sector*, COM(2020) 591 final, Bruxelles, 24 settembre 2020.
- Conlon T., Corbet S. e Hu Y. *The Collapse of the FTX Exchange: The End of Cryptocurrency's Age of Innocence*, *The British Accounting Review*, Elsevier, 2023.
- Corbet S., et al., *Exploring the Dynamic Relationships between Cryptocurrencies and Other Financial Assets*, in *Economics Letters*, vol. 165, 2018.
- Cunliffe J., *Is 'Crypto' a Financial Stability Risk?*, intervento tenuto presso la SIBOS Conference, Bank of England, 13 ottobre 2021.
- Di Noia C., *The Limits of DeFi for Financial Inclusion*, presentazione OECD, Digital Finance in Africa Policy Workshop, 20 giugno 2024.
- Dickey D. A. e Fuller W. A., *Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root*, in *Journal of the American Statistical Association*, vol. 74, n. 366, 1979, pp. 427–431.
- Douglas J. E., *Systemic Risk and the Asset Management Industry*, Brookings Institution, Washington, DC, maggio 2014.
- Durbin J. e Watson G. S., *Testing for Serial Correlation in Least Squares Regression, I*, in *Biometrika*, vol. 37, nn. 3–4, 1950, pp. 409–428.
- Efron B. e Tibshirani R. J., *An Introduction to the Bootstrap*, Chapman & Hall/CRC, New York, 1994.

- Enders W., *Applied Econometric Time Series*, 4^a ed., Wiley, 2014.
- Engle, R. F., *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation*, in *Econometrica*, vol. 50, n. 4, 1982, pp. 987–1007.
- European Central Bank, *Decrypting Financial Stability Risks in Crypto-Asset Markets*, in *Financial Stability Review*, maggio 2022
- European Central Bank, *Understanding the Crypto-Asset Phenomenon, Its Risks and Measurement Issues*, in *Economic Bulletin*, issue 5, 2019.
- European Parliamentary Research Service, *Markets in Crypto-assets (MiCA)*, PE 739.221, settembre 2023.
- European Securities and Markets Authority (ESMA), *Call for Evidence on the Review of the UCITS Eligible Assets Directive*, 7 maggio 2024.
- European Securities and Markets Authority (ESMA), *Crypto-assets and financial stability risks*, maggio 2023
- European Securities and Markets Authority (ESMA), *Final Report – Guidelines on the conditions and criteria for the qualification of crypto-assets as financial instruments*, 17 dicembre 2024.
- European Systemic Risk Board, *Crypto-assets and Decentralised Finance: Systemic Implications and Policy Options*, maggio 2023.
- European Systemic Risk Board, *The ESRB Handbook on Operationalising Macroprudential Policy in the Banking Sector*, 2018.
- Fang, F., Ventre, C., Basios, M., Kong, H., Martinez-Rego, D., Wu, F., e Li, L., *Cryptocurrency Research Literature Classification and Trend Analysis*, in *Finance Research Letters*, vol. 46, 2022.
- Financial Stability Board, *Assessment of Risks to Financial Stability from Crypto-Assets*, febbraio 2022.
- Financial Stability Board, *Crypto-Asset Markets: Potential Channels for Future Financial Stability Implications*, 10 ottobre 2018.
- Financial Stability Board, *Reducing the Moral Hazard Posed by Systemically Important Financial Institutions – Recommendations and Time Lines*, ottobre 2010

- Financial Stability Board, *Regulation, Supervision and Oversight of Crypto-Asset Activities and Markets*, 2022.
- Franza E., *La regolamentazione dei cripto-asset. MiCA un primo passo*, Diritto Bancario, 13 settembre 2024.
- Fryzlewicz, P., *Modelling and Forecasting Financial Log>Returns as Locally Stationary Wavelet Processes*, London School of Economics, 2005.
- Glosten L. R., Jagannathan R. e Runkle D. E. *On the Relation between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Return on Stocks*, in *The Journal of Finance*, vol. 48, n. 5, 1993, pp. 1779–1801.
- Granger C. W. J., *Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-Spectral Methods*, in *Econometrica*, vol. 37, n. 3, 1969, pp. 424–438.
- Guesmi K., et al., *Portfolio Diversification with Virtual Currency: Evidence from Bitcoin*, in *International Review of Financial Analysis*, vol. 63, 2019, pp. 433–434.
- Gujarati D. N., e Porter D. C., *Basic Econometrics*, 5^a ed., New York, McGraw-Hill, 2009, pp. 435–437.
- Hamilton J. D., *Time Series Analysis*, Princeton University Press, 1994.
- Heckman, J. J., e Pinto R., *Econometric Causality: How to Express It and Why It Matters*, University of Chicago, aprile 2021.
<https://coinmarketcap.com>
- Hull J., *Opzioni, futures e altri derivati*, undicesima edizione italiana a cura di E. Barone, Pearson, 2024.
- International Monetary Fund, *Elements of Effective Policies for Crypto Assets*, IMF Policy Paper n. 2023/004, 2023
- International Monetary Fund, *Regulating the Crypto Ecosystem: The Case of Unbacked Crypto Assets*, IMF Fintech Note 2022/007, Washington, DC, 2022.
- International Monetary Fund, *The Crypto Ecosystem and Financial Stability Challenges*, in *Global Financial Stability Report*, ottobre 2021.
- International Organization of Securities Commissions (IOSCO), *Policy Recommendations for Crypto and Digital Asset Markets*, Final Report, FR11/2023, 16 novembre 2023.

- Jeesh A., Prakash L., Moni M. e Sreeraj V., *Beyond the Hype: Evaluating the Real Impact of News on Cryptocurrency Market Volatility*, in *Commerce & Business Researcher*, vol. 15, n. 1, 2024, pp. 13–40
- Joebges, H., Herr, H. e Kellermann, C., *Crypto Assets as a Threat to Financial Market Stability*, *Eurasian Economic Review*, 2025.
- Katsiampa P., *Volatility Estimation for Bitcoin: A Comparison of GARCH Models*, in *Economics Letters*, vol. 158, 2017, pp. 3–6.
- Kilian L. e Lütkepohl H., *Structural Vector Autoregressive Analysis*, Cambridge, Cambridge University Press, 2017.
- Kukacka J. e Kristoufek L., *Fundamental and Speculative Components of the Cryptocurrency Pricing Dynamics*, *Financial Innovation*, vol. 9, n. 1, dicembre 2023,
- Kwiatkowski D., Phillips P. C. B., Schmidt P. e Shin Y., *Testing the Null Hypothesis of Stationarity against the Alternative of a Unit Root*, in *Journal of Econometrics*, vol. 54, nn. 1–3, 1992, pp. 159–178.
- Liu J., Makarov I. e Schoar A., *Anatomy of a Run: The Terra Luna Crash*, National Bureau of Economic Research, Working Paper No. 31160, aprile 2023.
- Ljung G. M. e Box G. E. P., *On a Measure of Lack of Fit in Time Series Models*, in *Biometrika*, vol. 65, 1978, pp. 297–303.
- López C., Arguedas Sanz R. e Muela S., *A Cryptocurrency Empirical Study Focused on Evaluating Their Distribution Functions*, in *International Review of Economics and Finance*, vol. 79, 2022.
- Lütkepohl H., *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*, Springer, 2005.
- Makarov I. e Schoar A., *Blockchain Analysis of the Crypto Ecosystem*, NBER Working Paper n. 29396, National Bureau of Economic Research, 2022.
- Massad T. G. e Jackson H. E., *How to Improve Regulation of Crypto Today—Without Congressional Action—and Make the Industry Pay For It*, Hutchins Center Working Paper n. 79, Brookings Institution, ottobre 2022.
- McCaul E., *Mind the gap: we need better oversight of crypto activities*, ECB Supervisory Blog, 5 aprile 2023.
- Moloney N., *EU Financial Governance and Transparency Regulation: A Test for the Effectiveness of Post-Crisis Administrative Governance*, in Danny Busch,

Guido Ferrarini (a cura di), *Regulation of the EU Financial Markets: MiFID II and MiFIR*, Oxford University Press, 2017

- MSCI Inc., *MSCI Emerging Markets Index (codice 891800)*, disponibile su: <https://www.msci.com/indexes/index/891800>
- Nakamoto S., *Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System*, 2008, <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>
- Nelson D. B., *Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach*, in *Econometrica*, vol. 59, n. 2, 1991, pp. 347–370.
- People’s Bank of China, *Notice on Further Preventing and Dealing with the Risk of Speculation in Virtual Currency Trading Activities*, 24 settembre 2021.
- People's Bank of China, *Progress of Research & Development of E-CNY in China*, luglio 2021.
- Poli T. N., *MiCA, Pilot Regime e Decreto Fintech*, *Dialoghi di Diritto dell’Economia*, dicembre 2023.
- Qontigo, *STOXX Europe 600 Index (SXXP)*, disponibile su: <https://www.stoxx.com/index/sxxp/>
- Schwartz D., Youngs N. e Britto A., *The Ripple Protocol Consensus Algorithm*, Ripple Labs Inc., 2014.
- Securities and Exchange Commission v. Ripple Labs, Inc., No. 1:20-cv-10832 (S.D.N.Y., 13 luglio 2023).
- Sims C. A., *Macroeconomics and Reality*, in *Econometrica*, vol. 48, n. 1, 1980, pp. 1–48.
- Tarullo D. K., *Time-Varying Measures in Financial Regulation*, *Law and Contemporary Problems*, vol. 83, 2020, pp. 1–20, <https://scholarship.law.duke.edu/lcp/vol83/iss1/2>.
- The Wall Street Journal, *Berkshire Hathaway to Buy \$500 Million Stake in Brazil's Nubank*, 8 giugno 2021, <https://www.wsj.com/finance/berkshire-hathaway-to-buy-500-million-stake-in-brazils-nubank-11623153600>.
- Tsay R. S., *Analysis of Financial Time Series*, 3^a ed., Wiley, 2010.
- U.S. Supreme Court, *Securities and Exchange Commission v. W. J. Howey Co.*, 328 U.S. 293, 1946.

- Wymeersch E. O., *The Institutional Reforms of the European Financial Supervisory System. An Interim Report*, Ghent University, Financial Law Institute, Working Paper n. 2010-01, 25 gennaio 2010.
- Zivot E. e Wang J., *Modeling Financial Time Series with S-PLUS*, Springer, 2006