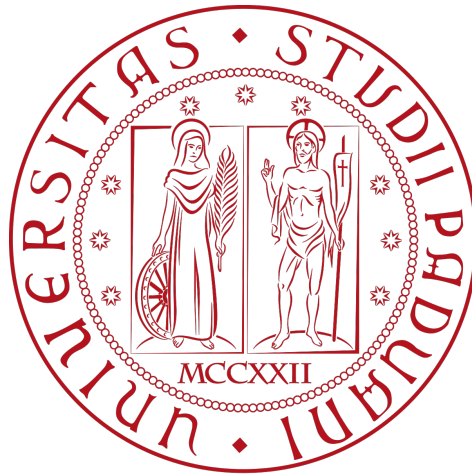


Università degli Studi di Padova

Dipartimento di Scienze Statistiche

Corso di Laurea Triennale in  
Statistica per l'Economia e l'Impresa



RELAZIONE FINALE

**La Politica Monetaria come driver delle  
Cryptovalute in presenza di rotture  
strutturali.**

**Relatrice**

Prof.ssa Luisa Bisaglia

**Laureando**

Federico Selmin

Matricola: 2072480

Anno Accademico 2025/2026

# Indice

<b>1</b>	<b>Introduzione</b>	<b>3</b>
<b>2</b>	<b>Modelli di volatilità finanziaria</b>	<b>8</b>
2.1	Modello GARCH-MIDAS: struttura e motivazione econometrica . . . . .	9
2.2	Componente di breve periodo e modello GJR-GARCH	10
2.3	Componente di lungo periodo e struttura MIDAS . . .	11
2.4	Funzione di ponderazione Beta e normalizzazione . . .	11
2.5	Incorporazione di variabili macroeconomiche . . . . .	12
2.6	Specificazione completa e parametri da stimare . . . . .	12
<b>3</b>	<b>Modelli GARCH-MIDAS e rotture strutturali</b>	<b>14</b>
3.1	Fondamenti teorici delle rotture strutturali . . . . .	15
3.2	Metodologie per l'identificazione di rotture strutturali .	16
3.3	Applicazione alle serie degli aggregati monetari . . . . .	17
3.4	Implicazioni per i modelli GARCH-MIDAS . . . . .	18
<b>4</b>	<b>Risultati dell'analisi empirica</b>	<b>20</b>
4.1	Descrizione del campione . . . . .	21
4.2	Statistiche descrittive . . . . .	22
4.3	Risultati comuni a tutti gli asset . . . . .	24
4.4	Analisi e stima dei modelli: Bitcoin . . . . .	26
4.4.1	Stime dei coefficienti e confronto dei modelli .	27
4.5	Analisi e stima dei modelli: XRP . . . . .	28
4.5.1	Stime dei coefficienti e confronto dei modelli .	29
4.6	Analisi e stima dei modelli: Ethereum . . . . .	31
4.6.1	Stime dei coefficienti e confronto dei modelli .	32

4.7	Analisi e stima dei modelli: Binance Coin . . . . .	34
4.7.1	Stime dei coefficienti e confronto dei modelli .	35
<b>5</b>	<b>Conclusioni</b>	<b>38</b>
	<b>Bibliografia</b>	<b>41</b>

# Capitolo 1

## Introduzione

Negli ultimi quindici anni le criptovalute hanno conosciuto una crescita straordinaria, trasformandosi da esperimento tecnologico di nicchia in una classe di attivi presente nei portafogli di investitori istituzionali e retail a livello globale. La nascita di Bitcoin nel 2008, concepito da Satoshi Nakamoto come sistema di pagamento elettronico peer-to-peer indipendente da intermediari finanziari (Nakamoto, 2008), ha aperto la strada a un ecosistema sempre più articolato: nel 2014 Ethereum ha introdotto la logica dei contratti intelligenti, ampliando le possibilità applicative della tecnologia blockchain (Buterin, 2014), mentre protocolli come XRP e Binance Coin (BNB) hanno sviluppato infrastrutture orientate, rispettivamente, all'efficienza dei pagamenti transfrontalieri e all'integrazione con i servizi di un exchange centralizzato. Questa eterogeneità tecnologica e funzionale si riflette in comportamenti di mercato distinti, rendendo inappropriato trattare le criptovalute come un insieme omogeneo (Alam et al., 2024).

Ciò che distingue le criptovalute sia dagli strumenti finanziari tradizionali sia dalle valute a corso legale non è soltanto il supporto tecnologico su cui si fondano, ma un insieme di caratteristiche strutturali che ne definiscono natura economica, modalità di emissione e regime di funzionamento. Le attività finanziarie convenzionali, azioni, obbligazioni e materie prime, incorporano diritti patrimoniali definiti: le azioni attribuiscono al detentore una partecipazione al capitale e il diritto a dividendi, le obbligazioni garantiscono pagamenti di interessi e la resti-

tuzione del capitale, mentre le materie prime trovano impiego nell'economia reale. Tali strumenti operano all'interno di quadri regolamentari consolidati, che ne definiscono le tutele legali e le modalità di negoziazione (Charfeddine et al., 2020). Le valute a corso legale (valute *fiat*) si distinguono invece per il fatto di essere emesse e garantite da autorità statali: la loro stabilità di valore è affidata alla politica monetaria condotta dalle banche centrali, le quali possono adeguare discrezionalmente l'offerta di moneta per perseguire obiettivi di piena occupazione e stabilità dei prezzi (Friedman, 1968). Le criptovalute si collocano al di fuori di entrambe le categorie: non esistono emittenti centrali nei confronti dei quali il detentore possa vantare diritti legali, la loro offerta è regolata da protocolli algoritmici privi di flessibilità discrezionale, e non incorporano rendimenti periodici come cedole o dividendi (Deutsche Bundesbank, 2021).

Questo posizionamento ibrido si riflette nel comportamento di mercato: nonostante alcune analogie concettuali tra Bitcoin e l'oro, legate alla scarsità programmata e al processo di "estrazione" informatica, le criptovalute tendono a mostrare una correlazione assai debole sia con le azioni sia con i tassi di cambio, una correlazione che appare tuttavia variabile nel tempo e sensibile agli episodi di stress finanziario (Charfeddine et al., 2020; International Monetary Fund, 2021). Questa debole integrazione con i mercati finanziari convenzionali non è priva di implicazioni per l'analisi della politica monetaria: poiché i meccanismi di trasmissione che agiscono su azioni e obbligazioni, variazioni dei tassi di interesse, effetti ricchezza e premio per il rischio, operano in misura più attenuata sui *crypto-asset*, la relazione tra aggregati monetari e volatilità delle criptovalute può risultare di natura e intensità diversa rispetto a quella osservata sulle attività tradizionali (Deutsche Bundesbank, 2021; International Monetary Fund, 2021).

Parallelamente alla crescita del mercato, la ricerca ha documentato caratteristiche statistiche peculiari dei rendimenti delle criptovalute: volatilità elevata, code pesanti nella distribuzione dei rendimenti, clustering della volatilità e asimmetria nella risposta agli shock (Klein et al., 2018; Conrad et al., 2018). A differenza delle attività tradizionali come l'oro, con cui Bitcoin viene spesso accostato, i mercati delle crip-

tovalute mostrano una struttura di volatilità asimmetrica e correlazioni con altri mercati finanziari di natura variabile nel tempo (Klein et al., 2018). Queste caratteristiche rendono la modellazione e la previsione della volatilità un problema metodologico rilevante: stime accurate della volatilità sono essenziali per la gestione del rischio di portafoglio, la valutazione delle opzioni e la definizione di strategie di copertura.

La letteratura econometrica ha affrontato questo problema adottando principalmente modelli della famiglia GARCH (Engle, 1982; Bollerslev, 1986), tra cui il GJR-GARCH (Glosten et al., 1993) per catturare l'effetto leva, e il modello IGARCH per serie con persistenza elevata (Engle e Bollerslev, 1986). Un filone più recente si è concentrato sui determinanti macroeconomici della volatilità di lungo periodo, con risultati ancora parziali e spesso non concordanti. La letteratura esistente si è concentrata prevalentemente su Bitcoin e sulla politica monetaria statunitense, trascurando sia le criptovalute con architetture tecnologiche differenti sia la dimensione di lungo periodo del legame tra aggregati monetari e volatilità (Alam et al., 2024). Rimane inoltre aperta la questione di come eventi strutturali, variazioni di regime nelle politiche macroeconomiche o negli assetti regolamentari, si riflettano nella relazione tra variabili monetarie e volatilità degli *asset* digitali.

Il quadro GARCH-MIDAS, proposto da Engle et al. (2013), offre uno strumento adatto ad affrontare queste limitazioni. Il modello scompone la volatilità condizionata in due componenti: una componente di breve periodo, che evolve giornalmente secondo una dinamica di tipo GARCH, e una componente di lungo periodo, che varia a frequenza mensile in funzione di una variabile macroeconomica esplicativa. Questa struttura a frequenze miste (MIDAS) consente di incorporare direttamente nella componente di lungo periodo indicatori monetari osservati a cadenza mensile, senza necessità di aggregare o disaggregare le serie. La variabile macroeconomica impiegata in questa tesi è il tasso di crescita dell'aggregato monetario M3, scelto come indicatore delle condizioni di liquidità prevalenti nell'economia. M3 è la misura più ampia dell'offerta di moneta: comprende il circolante, i depositi a breve termine, le operazioni di pronti contro termine, le quote di fondi del mercato monetario e i titoli di debito a scadenza fino a due anni,

fornendo una misura complessiva della liquidità disponibile nel sistema finanziario (OECD, 2024). Per questa tesi si utilizzano le serie M3 degli Stati Uniti e del Sudafrica, paese che ha adottato un approccio graduale e strutturato alla regolamentazione degli *asset* digitali (Alam et al., 2024).

Un'ulteriore estensione metodologica riguarda la possibilità che la relazione tra M3 e volatilità di lungo periodo non sia stabile nel tempo. Variazioni nell'orientamento della politica monetaria, eventi geopolitici o cambiamenti strutturali nei mercati delle criptovalute possono produrre una rottura strutturale nella dinamica della variabile a bassa frequenza. Per rilevare queste discontinuità si utilizza il test Quandt Likelihood Ratio (QLR) (Andrews, 1993), una generalizzazione del test di Chow per il caso in cui la data della rottura non sia nota a priori (Chow, 1960). In presenza di una rottura strutturale significativa nella serie M3, si stima separatamente un modello GARCH-MIDAS per ciascuno dei due sotto-campioni individuati, ottenendo il modello SB-GARCH-MIDAS proposto da Alam et al. (2024). Questo approccio consente di valutare se l'associazione tra l'aggregato monetario e la volatilità delle criptovalute sia rimasta stabile oppure abbia subito cambiamenti di segno o intensità nel corso del periodo analizzato.

Vale la pena precisare che la relazione tra politica monetaria e mercati delle criptovalute è potenzialmente bidirezionale. Questa tesi si concentra tuttavia sull'impatto della politica monetaria sulla volatilità delle criptovalute, lasciando da parte la direzione opposta al fine di circoscrivere l'analisi e mantenere la coerenza con il quadro metodologico adottato (Alam et al., 2024).

La presente tesi si propone di replicare e ampliare l'analisi condotta da Alam et al. (2024) su un insieme di quattro criptovalute: Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH), XRP e Binance Coin (BNB). I dati giornalieri coprono l'intero arco temporale disponibile per ciascun *asset* fino al 31 dicembre 2025: BTC a partire dal 1 maggio 2013, XRP dal 2 settembre 2013, ETH dal 1 settembre 2015 e BNB dal 1 ottobre 2017. L'aggiunta di Ethereum rispetto alle tre criptovalute analizzate nel lavoro originale permette di estendere il confronto a un *asset* con un'architettura tecnologica orientata ai contratti intelligenti e con una capitalizzazione di

mercato storicamente seconda solo a quella di Bitcoin. I modelli stimati, GARCH, GJR-GARCH, IGARCH, GARCH-MIDAS e SB-GARCH-MIDAS, vengono confrontati mediante i criteri di informazione AIC e BIC; le metriche di perdita di previsione MSE e QLIKE sono riportate in Appendice.

Il resto della tesi è organizzato come segue. Il primo capitolo illustra i modelli di volatilità finanziaria adottati, dalla famiglia GARCH al quadro GARCH-MIDAS con la sua struttura a frequenze miste. Il secondo capitolo presenta i fondamenti teorici delle rotture strutturali e la metodologia QLR impiegata per la loro identificazione. Il terzo capitolo espone i dati, riporta i risultati empirici per ciascuna criptovaluta e discute il confronto tra le diverse specificazioni. Il capitolo conclusivo sintetizza i risultati principali, ne discute le implicazioni e indica possibili direzioni di ricerca futura.

## Capitolo 2

# Modelli di volatilità finanziaria

## Modelli GARCH e specificazioni asimmetriche

Nello studio dei rendimenti di attività finanziarie emerge un'evidenza empirica ricorrente: la volatilità non rimane costante nel tempo. Il modello GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) rappresenta una soluzione a questo problema (Bollerslev, 1986), estendendo il modello ARCH (Engle, 1982) per permettere la persistenza dinamica della varianza condizionata.

Consideriamo un generico rendimento  $r_t$  relativo a un'attività finanziaria. La specificazione fondamentale del modello GARCH(p,q) assume la forma:

$$r_t = \mu + \varepsilon_t, \quad (2.1)$$

dove  $\mu$  rappresenta il rendimento medio e  $\varepsilon_t = \sigma_t \eta_t$ , con  $\eta_t$  innovazione i.i.d. La dinamica della varianza condizionata segue:

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2, \quad (2.2)$$

dove  $\omega > 0$ ,  $\alpha_i \geq 0$  e  $\beta_j \geq 0$  sono parametri che riflettono l'impatto degli shock recenti e la persistenza della volatilità. La stazionarietà del processo richiede  $\sum_{i=1}^q \alpha_i + \sum_{j=1}^p \beta_j < 1$  (Francq e Zakoïan, 2019). Nel caso GARCH(1,1) con  $\alpha + \beta = 1$ , il processo è IGARCH (Engle e Bollerslev, 1986), caratterizzato da effetti permanenti degli shock sulla volatilità futura.

Un'estensione importante del modello standard è il GJR-GARCH,

che incorpora asimmetrie nella risposta della volatilità agli shock:

$$\sigma_t^2 = \omega + (\alpha + \gamma I(\varepsilon_{t-1} < 0)) \varepsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2, \quad (2.3)$$

dove  $I(\cdot)$  è una funzione indicatrice che assume valore unitario quando l'innovazione è negativa, e  $\gamma \geq 0$  quantifica l'amplificazione della volatilità in seguito a shock negativi (Glosten et al., 1993), fenomeno noto come *leverage effect*. Quando  $\gamma = 0$ , la specificazione coincide con il GARCH simmetrico standard.

## 2.1 Modello GARCH-MIDAS: struttura e motivazione econometrica

La tecnica MIXed DATA Sampling (MIDAS) offre un rilevante vantaggio metodologico nell'analisi della volatilità condizionata, in quanto consente di modellare l'effetto di variabili osservate a bassa frequenza sulla volatilità stimata a una frequenza più elevata (Engle et al., 2013). L'architettura del GARCH-MIDAS separa le diverse scale temporali della volatilità, mettendo in relazione fattori macroeconomici di lungo periodo con le fluttuazioni di breve periodo del mercato. Tale approccio risulta particolarmente appropriato quando la volatilità presenta una struttura multi-scala, caratterizzata da componenti che evolvono con velocità differenti nel tempo.

Consideriamo una serie di rendimenti giornalieri denotati con  $r_{i,t}$ , dove l'indice  $i$  rappresenta il giorno specifico e  $t$  il periodo di aggregazione (mese o trimestre). Il modello GARCH-MIDAS decompone la volatilità condizionata in una struttura multi-scala mediante la specificazione:

$$r_{i,t} = \mu + \sqrt{\tau_t g_{i,t}} \varepsilon_{i,t}, \quad (2.4)$$

dove  $\mu$  rappresenta il rendimento medio,  $\tau_t$  è la componente di lungo termine e  $g_{i,t}$  cattura le fluttuazioni a breve termine (Engle et al., 2013). Il termine  $\varepsilon_{i,t}$  è standardizzato con media zero e varianza unitaria. Questa struttura moltiplicativa consente di separare i movimenti

lenti della volatilità, determinati da fattori macroeconomici strutturali, dai fenomeni transitori legati agli shock di mercato.

In numerosi contesti applicativi, i dati finanziari presentano distribuzioni caratterizzate da elevata curtosi, code pesanti e asimmetria pronunciata. Tali caratteristiche motivano l'adozione di specificazioni in grado di modellare adeguatamente la dinamica della volatilità, incorporando sia componenti di breve periodo sia determinanti di lungo periodo, inclusi fattori macroeconomici osservati a frequenza più bassa (Alam et al., 2024).

Alla luce di tali caratteristiche, la componente di breve periodo è specificata mediante il modello GJR-GARCH introdotto nella sezione precedente, che consente di catturare il *leverage effect* all'interno dell'architettura GARCH-MIDAS, seguendo l'impostazione proposta in Engle et al. (2013) e successivamente applicata in Conrad et al. (2018). Inoltre, in presenza di distribuzioni dei rendimenti a code pesanti, le innovazioni vengono specificate secondo una distribuzione Student's  $t$  (Francq e Zakoïan, 2019), migliorando l'adeguatezza della modellazione in presenza di valori estremi.

## 2.2 Componente di breve periodo e modello GJR-GARCH

La componente di breve termine della volatilità,  $g_{i,t}$ , è specificata secondo il modello GJR (Glosten et al., 1993):

$$g_{i,t} = \left(1 - \alpha - \beta - \frac{\gamma}{2}\right) + \left(\alpha + \gamma I_{i,t}^- \right) \frac{r_{i-1,t}^2}{\tau_t} + \beta g_{i-1,t}, \quad (2.5)$$

dove  $I_{i,t}^-$  è una funzione indicatrice che assume valore unitario quando il rendimento precedente è negativo ( $r_{i-1,t} < 0$ ). I parametri soddisfano  $\alpha > 0$ ,  $\beta \geq 0$  e  $\gamma \geq 0$ , con la condizione  $\alpha + \beta + \gamma/2 < 1$  necessaria affinché l'intercetta  $(1 - \alpha - \beta - \gamma/2)$  rimanga positiva e il processo sia stazionario. Il parametro  $\gamma$  quantifica l'intensità dell'effetto asimmetrico: in presenza di un rendimento negativo, la volatilità condizionata

risulta amplificata di un fattore  $\gamma$  rispetto a uno shock positivo di pari ampiezza.

## 2.3 Componente di lungo periodo e struttura MIDAS

La componente di lungo termine della volatilità,  $\tau_t$ , modella la dinamica della volatilità di base, che riflette l'ambiente macroeconomico e le condizioni strutturali sottostanti. Tale componente è parametrizzata mediante una funzione esponenziale di una combinazione ponderata di variabili esogene a bassa frequenza:

$$\tau_t = \exp \left( m + \theta \sum_{k=1}^K \phi_k(w_1, w_2) X_{t-k} \right), \quad (2.6)$$

dove  $X_{t-k}$  indica la variabile esogena osservata nel periodo  $(t-k)$ ,  $m$  è un'intercetta e  $\theta$  quantifica l'intensità della relazione tra la variabile esogena e la volatilità (Engle et al., 2013). La funzione  $\phi_k(w_1, w_2)$  costituisce lo schema di ponderazione che assegna pesi differenziati ai valori storici della variabile esogena, secondo un profilo determinato dai parametri di forma  $w_1$  e  $w_2$ . L'utilizzo della funzione esponenziale assicura che  $\tau_t$  rimanga strettamente positiva per qualunque valore della combinazione lineare, requisito fondamentale dal punto di vista econometrico.

## 2.4 Funzione di ponderazione Beta e normalizzazione

La funzione di ponderazione  $\phi_k(w_1, w_2)$  determina il modo in cui i valori storici della variabile esogena influenzano la stima della volatilità di lungo termine. La funzione Beta è formalmente definita come:

$$\phi_k(w_1, w_2) = \frac{\left(\frac{k}{K+1}\right)^{w_1-1} \left(1 - \frac{k}{K+1}\right)^{w_2-1}}{\sum_{j=1}^K \left(\frac{j}{K+1}\right)^{w_1-1} \left(1 - \frac{j}{K+1}\right)^{w_2-1}}, \quad (2.7)$$

dove  $K$  denota il numero massimo di lag considerati nella combinazione MIDAS, e  $w_1, w_2$  sono parametri di forma che controllano la configurazione della distribuzione dei pesi (Engle et al., 2013). Il denominatore assicura che i pesi sommino all'unità, garantendo la normalizzazione dello schema.

Le proprietà della funzione Beta permettono di ottenere un'ampia varietà di profili di ponderazione. Quando entrambi i parametri  $w_1$  e  $w_2$  sono prossimi a uno, i pesi risultano approssimativamente uniformi. La forma della distribuzione dei pesi dipende congiuntamente da  $w_1$  e  $w_2$ , permettendo di modellare diversi profili temporali di influenza dei lag.

## 2.5 Incorporazione di variabili macroeconomiche

Una caratteristica centrale del modello GARCH-MIDAS è la possibilità di includere variabili esogene osservate a frequenza inferiore nella determinazione della componente di lungo periodo della volatilità (Engle et al., 2013). Quando  $X_t$  rappresenta un aggregato monetario o un indicatore macroeconomico, la forma funzionale della componente  $\tau_t$  rimane invariata; ciò che varia è l'interpretazione economica del parametro  $\theta$ , che misura l'effetto della variabile esogena sulla volatilità di lungo periodo. Il segno e la magnitudine di  $\theta$  consentono di valutare se la relazione sia di natura prociclica o contro-ciclica. In questo modo, l'architettura del modello permette di analizzare empiricamente il legame tra condizioni macroeconomiche e dinamica della volatilità finanziaria.

## 2.6 Specificazione completa e parametri da stimare

Ricapitolando la struttura complessiva del modello, la specificazione completa del GARCH-MIDAS assume la forma:

$$r_{i,t} = \mu + \sqrt{\tau_t g_{i,t}} \varepsilon_{i,t}, \quad (2.8)$$

con

$$g_{i,t} = \left(1 - \alpha - \beta - \frac{\gamma}{2}\right) + \left(\alpha + \gamma I_{i,t}^- \right) \frac{r_{i-1,t}^2}{\tau_t} + \beta g_{i-1,t}, \quad (2.9)$$

e

$$\tau_t = \exp \left( m + \theta \sum_{k=1}^K \phi_k(w_1, w_2) X_{t-k} \right). \quad (2.10)$$

L'insieme completo di parametri da stimare è  $\Theta = \{\mu, \alpha, \beta, \gamma, m, \theta, w_1, w_2\}$  (Dönmez e Magrini, 2013; Engle et al., 2013). La stima dei parametri avviene tramite massimizzazione numerica delle funzioni di log-verosimiglianza condizionata, utilizzando procedure di quasi-massima verosimiglianza e algoritmi di ottimizzazione non lineari standard (Francq e Zakoïan, 2019).

## **Capitolo 3**

# **Modelli GARCH-MIDAS e rotture strutturali**

### **Instabilità parametrica nelle serie temporali**

L'analisi delle serie temporali finanziarie e macroeconomiche si fonda tradizionalmente sull'assunzione di parametri costanti nel tempo. Tuttavia, l'evidenza empirica mostra che questa ipotesi risulta frequentemente violata in presenza di eventi economici rilevanti, cambiamenti di regime politico-monetario, oppure shock strutturali persistenti (Perron, 2006). Una rottura strutturale rappresenta una discontinuità nei parametri di un modello econometrico che riflette un cambiamento permanente nella struttura del processo generatore dei dati. L'identificazione e la caratterizzazione di queste discontinuità costituiscono un elemento preliminare essenziale per la corretta specificazione di modelli di volatilità e per l'inferenza affidabile sui parametri stimati.

Nel contesto specifico degli aggregati monetari, le rotture strutturali possono manifestarsi in seguito a modifiche nel mandato della banca centrale, variazioni nei meccanismi di trasmissione della politica monetaria, oppure a seguito di crisi finanziarie che alterano la relazione tra moneta, credito e attività economica (Aue e Horváth, 2012). Ignorare queste discontinuità nella stima di modelli GARCH-MIDAS può generare stime distorte, inefficienza degli stimatori e riflettersi in una minore affidabilità di essi e della capacità previsiva del modello. La rilevazione

preliminare di rotture strutturali nella variabile macroeconomica esogena consente quindi di specificare modelli con *regime-switching* che catturano l'evoluzione temporale della relazione tra condizioni monetarie e volatilità finanziaria.

### 3.1 Fondamenti teorici delle rotture strutturali

Una rottura strutturale si verifica quando i parametri di una relazione econometrica subiscono una variazione discreta e istantanea in corrispondenza di un punto temporale  $\tau^*$ . Formalmente, consideriamo un modello di regressione lineare in cui la relazione tra la variabile dipendente  $y_t$  e i regressori  $x_t$  assume la forma (Bai e Perron, 1998):

$$y_t = \begin{cases} \beta_1' x_t + u_t & \text{se } t \leq \tau^* \\ \beta_2' x_t + u_t & \text{se } t > \tau^* \end{cases}, \quad (3.1)$$

dove  $\beta_1$  e  $\beta_2$  rappresentano i vettori di parametri nei due regimi strutturali, e  $u_t$  denota il termine di errore. La discontinuità parametrica implica  $\beta_1 \neq \beta_2$ , segnalando un cambiamento nella struttura del processo generatore dei dati. L'estensione al caso di rotture multiple, in cui il campione è suddiviso in più di due regimi, è trattata in modo sistematico in Bai e Perron (1998) (Bai e Perron, 1998), che forniscono un quadro generale per la stima e il test di modelli con un numero incognito di rotture strutturali. Nel presente lavoro ci si limita al caso di una singola rottura, coerentemente con la procedura implementata. Nel caso particolare di modelli autoregressivi applicati ad aggregati monetari, la rottura può manifestarsi attraverso variazioni nell'intercetta, nei coefficienti di persistenza, oppure in entrambi contemporaneamente.

L'esistenza di rotture strutturali ha implicazioni rilevanti per l'analisi della volatilità condizionata. Quando una variabile macroeconomica esogena  $X_t$  incorporata nella componente di lungo termine di un modello GARCH-MIDAS subisce una rottura strutturale, anche la relazione tra  $X_t$  e la volatilità di lungo periodo  $\tau_t$  può variare nel tempo. Ciò impli-

ca che il coefficiente  $\theta$  nella specificazione MIDAS potrebbe assumere valori differenti nei regimi pre- e post-break, rendendo inappropriata la stima di un modello con parametri costanti sull'intero campione.

## 3.2 Metodologie per l'identificazione di rotture strutturali

La letteratura econometrica ha sviluppato un corpus metodologico articolato per l'identificazione di rotture strutturali in presenza di *break point* incogniti. I contributi pionieristici di Chow (1960) e Quandt (1960) hanno introdotto, rispettivamente, il test per rotture strutturali note a priori e il test di massima verosimiglianza per *break point* sconosciuti (Chow, 1960; Quandt, 1960). Successivamente, Andrews (1993) ha formalizzato la teoria asintotica del test QLR (*Quandt Likelihood Ratio*), noto anche come test *sup-F*, che identifica il punto di rottura mediante massimizzazione di una sequenza di statistiche di test calcolate su tutte le date candidate ammissibili (Andrews, 1993).

Il test QLR si basa sulla seguente logica: per ciascuna possibile data di break  $T_b$  nell'intervallo ammissibile  $\mathcal{T}$ , si stima il modello sull'intero campione imponendo il vincolo di stabilità e si confronta con il modello libero mediante una statistica  $F(T_b)$ , calcolata come rapporto tra la riduzione della somma dei quadrati dei residui e la varianza stimata, che quantifica l'evidenza contro l'ipotesi nulla di parametri costanti. La statistica del test QLR è definita come:

$$\text{QLR} = \sup_{T_b \in \mathcal{T}} F(T_b), \quad (3.2)$$

dove il sup viene calcolato rispetto a tutte le possibili date candidate nell'intervallo ammissibile  $\mathcal{T}$ .

L'intervallo  $\mathcal{T}$  è definito mediante una procedura di *trimming* che esclude una frazione fissa di osservazioni agli estremi del campione. Formalmente, si pone  $\mathcal{T} = \{T_b : \pi_0 n \leq T_b \leq (1 - \pi_0)n\}$ , dove  $n$  denota la dimensione campionaria e  $\pi_0$  rappresenta la percentuale di *trimming*. La scelta standard nella letteratura è  $\pi_0 = 0.15$ , ovvero si escludono

il primo e l'ultimo 15% delle osservazioni Andrews (1993). Tale restrizione garantisce che ciascun regime contenga un numero sufficiente di osservazioni per consentire una stima affidabile dei parametri, evitando problemi di identificazione numerica e instabilità asintotica degli stimatori.

La data di rottura stimata  $\hat{T}_b$  corrisponde al punto temporale che massimizza la sequenza di statistiche  $F(T_b)$  calcolate su  $\mathcal{T}$ :

$$\hat{T}_b = \arg \max_{T_b \in \mathcal{T}} F(T_b). \quad (3.3)$$

L'inferenza sull'ipotesi nulla di assenza di rottura viene condotta confrontando la statistica QLR con i valori critici simulati tabulati in Andrews (1993), che dipendono dalla frazione di *trimming* adottata e dal numero di restrizioni testate. La presenza di autocorrelazione seriale nella serie è affrontata attraverso la specificazione autoregressiva del modello ausiliario, che cattura la dipendenza temporale prima di condurre il test.

### 3.3 Applicazione alle serie degli aggregati monetari

Nel presente lavoro, l'analisi di rotture strutturali è applicata alla serie del tasso di crescita mensile dell'aggregato monetario M3, definito come:

$$x_t = \frac{M3_t - M3_{t-1}}{M3_{t-1}}, \quad (3.4)$$

dove  $M3_t$  denota il livello dell'aggregato monetario M3 al tempo  $t$ . Questa trasformazione percentuale tende a ridurre la non stazionarietà associata al trend nel livello, rende la dinamica comparabile nel tempo eliminando effetti scala, e consente un'interpretazione economica diretta in termini di espansione o contrazione monetaria relativa.

La dinamica della serie trasformata è modellata mediante una specificazione autoregressiva che incorpora sia persistenza mensile che componenti stagionali. Le serie monetarie mensili esibiscono tipicamente due caratteristiche empiriche: (a) persistenza di breve periodo dovuta a

meccanismi di aggiustamento graduale della base monetaria e della domanda di moneta; (b) ciclicità stagionale annuale riconducibile a fattori istituzionali, fiscali e comportamentali. La specificazione autoregressiva adottata cattura entrambe queste componenti mediante l'inclusione di lag mensili consecutivi e di un lag stagionale a distanza dodici mesi, riducendo la dipendenza da procedure di destagionalizzazione esterne che possono influenzare la dinamica osservata e, di conseguenza, l'identificazione delle discontinuità.

La selezione dell'ordine autoregressivo ottimale avviene mediante una procedura sequenziale: si confrontano modelli autoregressivi di ordine crescente utilizzando il criterio informativo di Akaike (AIC), che bilancia la bontà di adattamento con la parsimonia parametrica. L'adeguatezza del modello selezionato viene verificata mediante test diagnostici sui residui, tra cui il test di Ljung-Box per l'autocorrelazione residua calcolato su lag stagionali multipli. Tale procedura assicura che il modello finale catturi adeguatamente la struttura seriale dei dati, evitando che autocorrelazione residua non modellata generi distorsioni nella stima della statistica del test QLR.

### 3.4 Implicazioni per i modelli GARCH-MIDAS

L'identificazione di rotture strutturali nella serie dell'aggregato monetario assume rilevanza metodologica centrale nel contesto dei modelli GARCH-MIDAS. La componente di lungo termine della volatilità condizionata,  $\tau_t$ , è specificata come funzione esponenziale di una combinazione ponderata dei valori passati della variabile macroeconomica esogena (Engle et al., 2013):

$$\tau_t = \exp \left( m + \theta \sum_{k=1}^K \phi_k(w_1, w_2) X_{t-k} \right), \quad (3.5)$$

dove  $\theta$  quantifica l'intensità della relazione tra la variabile macroeconomica e la volatilità di lungo periodo, e  $\phi_k(w_1, w_2)$  rappresenta lo schema di ponderazione MIDAS che determina l'importanza relativa dei ritardi

passati. In presenza di una rottura strutturale nella serie  $X_t$ , il coefficiente  $\theta$  può assumere valori differenti nei due regimi temporali, riflettendo un cambiamento nel meccanismo di trasmissione della politica monetaria alla volatilità dei mercati finanziari.

L'assunzione di parametri costanti in presenza di rotture strutturali può produrre stime distorte e inconsistenti dei coefficienti, con conseguente riduzione dell'affidabilità delle previsioni di volatilità. La specificazione SB-GARCH-MIDAS (Structural Break GARCH-MIDAS) consente di stimare separatamente i parametri nei sottocampioni pre- e post-break, catturando l'evoluzione temporale della relazione tra condizioni monetarie e volatilità finanziaria. Questa estensione metodologica è particolarmente rilevante per l'analisi empirica delle criptovalute, i cui mercati hanno attraversato molteplici fasi caratterizzate da cambiamenti strutturali nei meccanismi di pricing, nella composizione degli investitori e nell'integrazione con i mercati finanziari tradizionali.

L'identificazione preliminare delle rotture strutturali mediante il test QLR fornisce quindi una guida empirica per la segmentazione del campione in sottoperiodi più omogenei, all'interno dei quali l'ipotesi di stabilità parametrica risulta maggiormente plausibile. Tale approccio può migliorare l'adattamento del modello ai dati, quantificando variazioni temporali nei coefficienti, e in molti casi contribuire a una migliore performance previsiva out-of-sample.

## Capitolo 4

### Risultati dell'analisi empirica

Il presente capitolo illustra i risultati dell'analisi empirica condotta sui rendimenti giornalieri di quattro criptovalute, Bitcoin (BTC), Binance Coin (BNB), Ethereum (ETH) e XRP, utilizzando come variabile macroeconomica esogena il tasso di crescita mensile dell'aggregato monetario M3 di due economie: gli Stati Uniti e il Sudafrica. L'analisi si propone di stimare e confrontare diversi modelli di volatilità condizionata (GARCH, GJR-GARCH, IGARCH, GARCH-MIDAS) e di valutare se l'introduzione di rotture strutturali nella componente macroeconomica di lungo termine, individuate tramite il test di Quandt Likelihood Ratio (QLR), migliori la capacità descrittiva dei modelli attraverso la specifica SB-GARCH-MIDAS. Nelle tabelle dei coefficienti, GM-USA e GM-SA indicano rispettivamente il modello GARCH-MIDAS stimato con M3 USA e M3 Sudafrica; SB-GM-USA indica il modello SB-GARCH-MIDAS con rottura strutturale sulla serie M3 statunitense.

Il test QLR è applicato separatamente per ciascuna criptovaluta a un modello autoregressivo (AR) stimato sulla serie del tasso di crescita mensile di M3 ( $\Delta M3$ ) limitata al sotto-campione temporale disponibile per l'asset in esame. È importante sottolineare che il test rileva rotture nella serie macroeconomica  $\Delta M3$ , non nei rendimenti delle criptovalute. L'intervallo ammissibile per la statistica *sup-F* è determinato escludendo il 15% iniziale e finale di ciascun sotto-campione, come previsto dalla procedura standard. Poiché la lunghezza e la composizione del sotto-campione variano da asset ad asset, differenze nelle date di *break* stimate tra criptovalute sono metodologicamente attese e non co-

stituiscono un'incongruenza: campioni più corti o con diversa struttura interna producono intervalli di ricerca differenti e possono individuare rotture in momenti distinti. Le date di *break* stimate per ciascun asset sono riportate nelle rispettive sezioni.

Nei sotto-campioni considerati, il QLR non fornisce evidenza di rotture significative nella serie  $\Delta M3$  del Sudafrica, mentre individua una rottura statisticamente significativa per la serie statunitense. Di conseguenza, la specifica SB-GARCH-MIDAS viene applicata esclusivamente alla variabile macroeconomica statunitense; il GM-SA resta nella forma standard senza *break*.

La performance dei modelli è valutata attraverso i criteri informativi AIC e BIC, nonché tramite la funzione di perdita QLIKE, definita come  $\frac{1}{T} \sum_t [\log(\hat{h}_t) + r_t^2/\hat{h}_t]$ , che penalizza in modo asimmetrico le sottostime della varianza condizionata.

## 4.1 Descrizione del campione

I dati sui prezzi giornalieri delle criptovalute sono stati estratti dalla piattaforma CoinGecko (<https://www.coingecko.com/it>). I campioni coprono l'intero arco temporale disponibile per ciascun asset fino al 31 dicembre 2025: Bitcoin parte dal 1 maggio 2013 (4.623 osservazioni), XRP dal 2 settembre 2013 (4.499 osservazioni), Ethereum dal 1 settembre 2015 (3.774 osservazioni) e BNB dal 1 ottobre 2017 (3.011 osservazioni). I prezzi sono stati convertiti in log-rendimenti secondo la formula standard:

$$r_t = \ln(P_t) - \ln(P_{t-1}), \quad (4.1)$$

dove  $P_t$  indica il prezzo di chiusura giornaliero.

Per la variabile macroeconomica, sono stati utilizzati gli aggregati monetari M3 degli Stati Uniti e del Sudafrica, osservati con frequenza mensile ed estratti dall'OECD Data Explorer. La variabile esogena inserita nei modelli GARCH-MIDAS corrisponde al tasso di crescita mensile di M3, calcolato come variazione percentuale rispetto al mese precedente. Il numero di osservazioni mensili varia in funzione della

data di inizio del campione di ciascuna criptovaluta: 152 per Bitcoin, 148 per XRP, 124 per Ethereum e 99 per BNB.

Nella matrice MIDAS è stato adottato un *lag* massimo di  $K = 24$  mesi, coerentemente con la specifica della letteratura di riferimento (Alam et al., 2024). La scelta di  $K = 24$  corrisponde a un orizzonte di due anni, in linea con i tempi tipici di trasmissione degli impulsi di politica monetaria sulla volatilità degli asset: gli effetti delle variazioni dell'aggregato M3 sulla componente di lungo termine tendono a materializzarsi gradualmente nell'arco di diversi mesi, e un orizzonte eccessivamente breve rischierebbe di escludere parte dell'informazione rilevante. Al contempo, fissare  $K = 24$  garantisce un numero sufficiente di osservazioni mensili in ciascun sotto-campione, mantenendo la parsimonia della specifica. Tutti i modelli adottano una distribuzione  $t$  di Student per le innovazioni standardizzate, giustificata dall'evidenza di code pesanti documentata nella Tabella 4.1. Da questa tabella si evince, infatti, che la curtosi eccede ampiamente il valore atteso sotto normalità per tutte e quattro le criptovalute (9,76 per Bitcoin, 35,43 per XRP, 8,17 per Ethereum e 33,96 per BNB), confermando che una distribuzione normale sottostimerebbe sistematicamente la probabilità di rendimenti estremi. I modelli GARCH-MIDAS e SB-GARCH-MIDAS sono stati stimati con il pacchetto `rumidas` in R, utilizzando la specifica con asimmetria, mentre i modelli GARCH, GJR-GARCH e IGARCH sono stati stimati con il pacchetto `rugarch`.

## 4.2 Statistiche descrittive

La Tabella 4.1 riporta le principali statistiche descrittive delle serie utilizzate nell'analisi.

Tabella 4.1: Statistiche descrittive delle serie utilizzate.

Serie	<i>N</i>	Media	Dev. St.	Med.	Min	Max	Skew.	Kurt.
<i>Rendimenti giornalieri</i>								
BTC returns	4623	0,0015	0,0371	0,0013	-0,434	0,287	-0,51	9,76
XRP returns	4499	0,0010	0,0614	-0,001	-0,913	0,881	0,90	35,43
ETH returns	3774	0,0020	0,0517	0,0007	-0,563	0,312	-0,32	8,17
BNB returns	3011	0,0022	0,0533	0,0011	-0,572	0,756	0,97	33,96
<i>Tasso di crescita mensile M3 (campione BTC)</i>								
M3 gr. USA	152	0,0051	0,0088	0,0045	-0,014	0,065	2,84	15,54
M3 gr. S. Africa	152	0,0058	0,0101	0,0044	-0,019	0,045	0,57	0,90
<i>Tasso di crescita mensile M3 (campione XRP)</i>								
M3 gr. USA	148	0,0050	0,0090	0,0044	-0,014	0,065	2,85	15,31
M3 gr. S. Africa	148	0,0060	0,0101	0,0047	-0,019	0,045	0,57	0,87
<i>Tasso di crescita mensile M3 (campione ETH)</i>								
M3 gr. USA	124	0,0051	0,0094	0,0041	-0,014	0,065	2,80	14,00
M3 gr. S. Africa	124	0,0056	0,0099	0,0049	-0,016	0,045	0,69	1,15
<i>Tasso di crescita mensile M3 (campione BNB)</i>								
M3 gr. USA	99	0,0051	0,0104	0,0039	-0,014	0,065	2,68	11,66
M3 gr. S. Africa	99	0,0059	0,0100	0,0056	-0,016	0,045	0,77	1,42

I rendimenti giornalieri delle quattro criptovalute condividono caratteristiche tipiche degli asset digitali: medie positive ma contenute, deviazioni standard elevate e un marcato eccesso di curtosi. XRP e BNB presentano i valori più estremi di curtosi (rispettivamente 35,43 e 33,96), riflettendo la presenza di salti di prezzo eccezionali legati alla minore capitalizzazione e alla maggiore esposizione a eventi idiosincratichi. Bitcoin e Ethereum mostrano curtosi più moderate ma comunque ben superiori a quella di una distribuzione normale. L'asimmetria è negativa per Bitcoin (-0,51) e per Ethereum (-0,32), positiva per XRP (0,90) e BNB (0,97). Tutte le distribuzioni giustificano ampiamente l'adozione di una distribuzione *t* di Student per le innovazioni nei modelli stimati.

Le serie macroeconomiche presentano statistiche simili tra i diversi sotto-campioni. Il tasso di crescita di M3 USA mostra un'asimmetria positiva marcata e un'elevata curtosi, attribuibili all'espansione monetaria senza precedenti durante la crisi pandemica del 2020. Il tasso di crescita di M3 del Sudafrica presenta una distribuzione più regolare.

### 4.3 Risultati comuni a tutti gli asset

Prima di procedere con l'analisi per singola criptovaluta, è utile sintetizzare le caratteristiche condivise.

Tutte le serie dei rendimenti presentano la tipica struttura a *cluster* di volatilità, con picchi di turbolenza nei periodi 2017–2018 e 2020–2022. La persistenza della varianza condizionata ( $\alpha + \beta$ ), stimata nei modelli GARCH, GJR-GARCH e IGARCH applicati ai rendimenti delle criptovalute, risulta prossima all'unità per tutti gli asset considerati. Tale evidenza è coerente con la letteratura empirica sulle criptovalute, che documenta un'elevata persistenza della volatilità in questa classe di attivi. In generale, non emerge evidenza robusta e sistematica di *leverage effect* nella specifica considerata: il parametro  $\gamma_1$  del GJR-GARCH non risulta statisticamente significativo nella maggior parte dei modelli e dei sotto-campioni analizzati. Per XRP emergono tuttavia segnali deboli di asimmetria in alcune specifiche GARCH-MIDAS, discussi nella sezione dedicata.

**Interpretazione del parametro  $\theta$ .** La componente di lungo periodo del modello GARCH-MIDAS è definita come in Eq. (2.6) (Engle et al., 2013; Alam et al., 2024). In questa specifica,  $\theta$  misura l'intensità con cui la variabile macroeconomica entra nella dinamica di lungo termine, ma la sua interpretazione non va mai condotta isolatamente: ciò che rileva è il contributo complessivo della variabile esogena, ossia il termine ottenuto combinando i valori passati di  $X$  con i pesi MIDAS. Poiché nel presente lavoro  $X$  (crescita mensile di M3) è espresso in forma decimale, i suoi valori sono tipicamente molto piccoli; di conseguenza, coefficienti  $\theta$  numericamente elevati possono riflettere semplicemente una questione di scala e non implicano, di per sé, un effetto economico "anomalo". Ad esempio, se  $X$  fosse riscalata in punti percentuali, il valore stimato di  $\theta$  si ridurrebbe proporzionalmente, a parità di impatto sulla componente di lungo periodo.

Il parametro  $w_2$  governa invece la forma dei pesi MIDAS sui  $K$  lag: valori prossimi all'unità indicano una distribuzione dei pesi relativamente uniforme, mentre valori più elevati implicano una maggiore

enfasi sui mesi più recenti. In sotto-campioni brevi o particolarmente turbolenti, la stima del profilo dei pesi può risultare meno stabile; per questo l'interpretazione di  $w_2$  va letta con cautela quando assume valori estremi. Nel complesso, i parametri legati alla componente di lungo periodo risultano generalmente significativi; eventuali eccezioni sono discusse nelle sezioni dedicate ai singoli asset.

**Nota interpretativa sulle date di *break*.** Va ricordato che il test  $QLR/sup-F$  è un test di stabilità parametrica applicato al modello ausiliario sulla serie  $\Delta M3$ : esso individua il punto in cui i parametri della regressione AR stimata su quella serie sembrano cambiare in modo statisticamente significativo, ma non costituisce di per sé una prova causale né identifica un evento economico preciso. La variazione delle date stimate tra asset, luglio 2018 per Bitcoin, dicembre 2018 per XRP ed Ethereum, settembre 2019 per BNB, è una conseguenza diretta della diversa lunghezza dei sotto-campioni: poiché il trimming del 15% alle due estremità ridefinisce l'insieme delle date candidate per ciascun asset, sotto-campioni di diversa ampiezza producono finestre ammissibili distinte e possono individuare rotture in momenti differenti.

Detto ciò, la concentrazione delle date stimate nel biennio 2018–2019 appare coerente con una fase di transizione nel regime operativo della liquidità in dollari USA. Sul versante del 2018, la Federal Reserve adottò il 13 giugno 2018 un aggiustamento tecnico all'interesse sulle riserve in eccesso (IOER), fissandolo a 5 punti base al di sotto del limite superiore del *target range* con l'obiettivo di mantenere il tasso sui *federal funds* all'interno del corridoio (Board of Governors of the Federal Reserve System, 2018). Sul versante del 2019, a metà settembre si verificò un improvviso stress nei mercati monetari in dollari: pagamenti fiscali trimestrali e il regolamento di aste di titoli del Tesoro drenarono circa 120 miliardi di dollari di riserve in due giorni, portando le riserve aggregate al minimo pluriennale e causando una marcata volatilità nei tassi *repo* e nel *federal funds rate*, con quest'ultimo che il 17 settembre superò il limite superiore del *target range* (Anbil et al., 2020; Afonso et al., 2020). Questo episodio portò a un'ulteriore risposta operativa della Fed, incluse operazioni *repo* di emergenza e un nuovo aggiustamento

tecnico a IOER, nonché l'avvio di acquisti di titoli del Tesoro a partire dall'ottobre 2019 (Anbil et al., 2020). I fattori strutturali sottostanti a questi episodi, tra cui la riduzione del bilancio della Fed e il concomitante aumento delle emissioni del Tesoro, sono documentati anche nelle analisi BIS (Avalos et al., 2019). Nel complesso, il clustering delle date di *break* stimate in questo periodo è plausibilmente coerente con un cambiamento nelle condizioni di liquidità in dollari, sebbene il test QLR non consenta di attribuire la rottura a uno specifico evento.

#### 4.4 Analisi e stima dei modelli: Bitcoin

Il campione comprende 4.623 rendimenti giornalieri (1 maggio 2013 – 31 dicembre 2025). La Figura 4.1 presenta tre pannelli che illustrano i rendimenti giornalieri di Bitcoin e i tassi di crescita mensili di M3 per le due economie. La linea verticale tratteggiata indica la data del *break* strutturale individuato tramite il test QLR sull'M3 USA: luglio 2018.

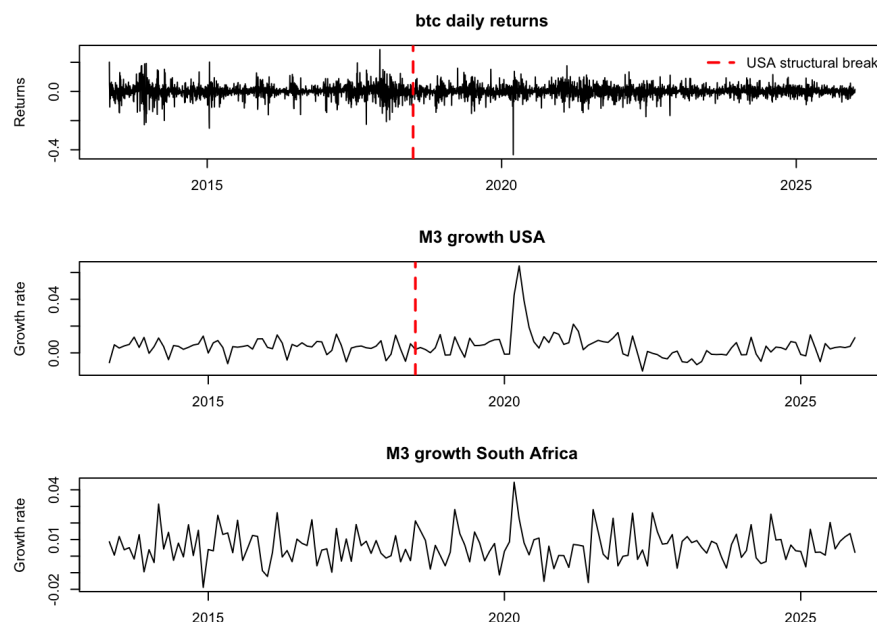


Figura 4.1: Bitcoin: rendimenti giornalieri; tasso di crescita mensile di M3 USA, con *break* strutturato, e Sudafrica.

#### 4.4.1 Stime dei coefficienti e confronto dei modelli

La Tabella 4.2 riporta in forma unificata i coefficienti stimati, i criteri informativi e le funzioni di perdita predittiva per tutti i modelli applicati a Bitcoin.

Tabella 4.2: Stime dei coefficienti e performance – Bitcoin (2013–2025).

	GARCH	GJR	IGARCH	GM-USA	GM-SA	SB-GM-USA
$\alpha_1$	0,127***	0,127***	0,128***	0,132***	0,134***	0,203***
$\alpha_2$	—	—	—	—	—	0,077***
$\beta_1$	0,872***	0,871***	0,872	0,862***	0,862***	0,808***
$\beta_2$	—	—	—	—	—	0,905***
$\gamma_{1,1}$	—	0,002	—	0,007	0,002	-0,024
$\gamma_{1,2}$	—	—	—	—	—	0,014
$m_1$	—	—	—	-4,91***	-2,61***	-1,63***
$m_2$	—	—	—	—	—	-6,22***
$\theta_1$	—	—	—	77,36***	-287,78***	-435,74***
$\theta_2$	—	—	—	—	—	78,00***
$w_{2,1}$	—	—	—	1,07***	1,16	2,98***
$w_{2,2}$	—	—	—	—	—	1,22***
shape <sub>1</sub>	3,13***	3,13***	3,13***	3,10***	3,08***	3,31***
shape <sub>2</sub>	—	—	—	—	—	2,97***
AIC	-19,383	-19,381	-19,386	-24,678	-24,679	-24,701
BIC	-19,357	-19,349	-19,366	-24,633	-24,634	-24,621
QLIKE	-5,796	-5,796	-5,795	-5,803	-5,800	-5,803

Nota: \*\*\*, \*\*, \* indicano significatività all'1%, 5% e 10% rispettivamente (errori standard robusti, Bollerslev–Wooldridge). Per IGARCH il parametro  $\beta$  è vincolato ( $\alpha + \beta = 1$ ) e non vengono riportati asterischi per i parametri vincolati. “—” indica parametro assente nel modello. Il pedice 1 identifica il regime *pre-break*, il pedice 2 il regime *post-break* (solo SB-GM-USA).

Come mostrato in Tabella 4.2, la dinamica di breve periodo della volatilità è ben identificata in tutte le specifiche considerate e riflette una marcata persistenza, coerente con la presenza di *volatility clustering* tipica dei mercati crypto. Il termine di asimmetria nella variante GJR non evidenzia un effetto sistematico, in linea con quanto emerso nei risultati comuni.

L'introduzione della componente macroeconomica nei modelli GARCH-MIDAS incide sulla componente di lungo periodo. In particolare, il coefficiente associato alla crescita di M3 assume segno diverso nelle specifiche basate su Stati Uniti e Sudafrica, suggerendo che la relazione tra espansione monetaria e volatilità di lungo termine dipende dall'area geografica considerata. Per quanto riguarda la struttura dei

pesi MIDAS, la specifica USA restituisce un profilo complessivamente regolare, mentre nella specifica Sudafrica la forma dei pesi risulta meno informativa, indicando una minore stabilità nell'identificazione della dinamica di lungo periodo.

Nella specifica con rottura strutturale (SB-GARCH-MIDAS), l'evidenza è coerente con un cambiamento nella relazione tra M3 statunitense e componente di lungo periodo tra i due regimi. La componente di breve periodo risulta inoltre caratterizzata da una diversa combinazione tra reattività agli shock e persistenza nei due sotto-campioni, suggerendo che la dinamica della volatilità possa differire prima e dopo la rottura individuata.

In termini di criteri informativi, le specifiche MIDAS risultano generalmente favorite rispetto ai modelli univariati. All'interno di questo gruppo, l'inclusione della rottura tende a migliorare l'adattamento secondo l'AIC, mentre il BIC privilegia specifiche più parsimoniose. Le differenze nella funzione di perdita tra le varianti MIDAS restano contenute, suggerendo prestazioni in-sample complessivamente simili secondo tale metrica.

## **4.5 Analisi e stima dei modelli: XRP**

Il campione comprende 4.499 rendimenti giornalieri (2 settembre 2013 – 31 dicembre 2025). La Figura 4.2 presenta i rendimenti giornalieri di XRP con la data del *break* strutturale USA — dicembre 2018 — e i tassi di crescita mensili di M3. I cluster di volatilità più intensi si concentrano nel biennio 2017–2018.

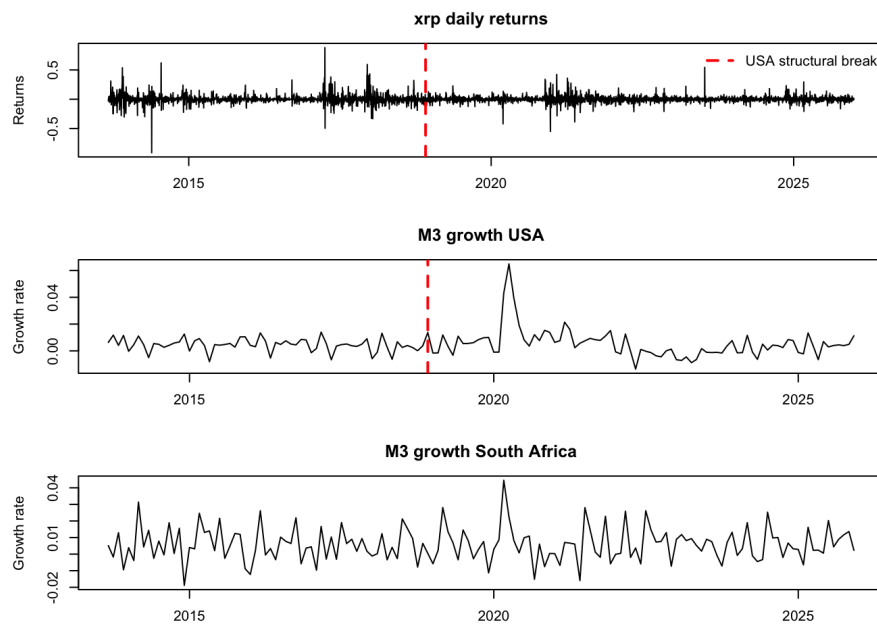


Figura 4.2: XRP: rendimenti giornalieri; tasso di crescita mensile di M3 USA, con *break* strutturato, e Sudafrica.

#### 4.5.1 Stime dei coefficienti e confronto dei modelli

La Tabella 4.3 riporta i coefficienti stimati e le metriche di performance per XRP.

Tabella 4.3: Stime dei coefficienti e performance – XRP (2013–2025).

	GARCH	GJR	IGARCH	GM-USA	GM-SA	SB-GM-USA
$\alpha_1$	0,273***	0,303***	0,274***	0,316***	0,337***	0,418***
$\alpha_2$	—	—	—	—	—	0,269***
$\beta_1$	0,726***	0,724***	0,726	0,704***	0,690***	0,619***
$\beta_2$	—	—	—	—	—	0,733***
$\gamma_{1,1}$	—	-0,056	—	-0,065*	-0,078**	-0,102
$\gamma_{1,2}$	—	—	—	—	—	-0,065
$m_1$	—	—	—	-4,24***	-2,00***	-1,84***
$m_2$	—	—	—	—	—	-5,15***
$\theta_1$	—	—	—	62,97***	-326,92***	-427,15***
$\theta_2$	—	—	—	—	—	65,82***
$w_{2,1}$	—	—	—	1,00***	1,06***	2,94***
$w_{2,2}$	—	—	—	—	—	1,00***
shape <sub>1</sub>	2,87***	2,88***	2,87***	2,88***	2,87***	2,98***
shape <sub>2</sub>	—	—	—	—	—	2,81***
AIC	-15.860	-15.860	-15.862	-21.015	-21.023	-21.026
BIC	-15.834	-15.828	-15.843	-20.970	-20.978	-20.946
QLIKE	-4,865	-4,869	-4,866	-4,862	-4,823	-4,831

Nota: \*\*\*, \*\*, \* indicano significatività all'1%, 5% e 10% rispettivamente (errori standard robusti, Bollerslev–Wooldridge). Per IGARCH il parametro  $\beta$  è vincolato ( $\alpha + \beta = 1$ ) e non vengono riportati asterischi per i parametri vincolati. “—” indica parametro assente nel modello. Il pedice 1 identifica il regime *pre-break*, il pedice 2 il regime *post-break* (solo SB-GM-USA).

Come mostrato in Tabella 4.3, la componente di breve periodo risulta complessivamente ben identificata in tutte le specifiche considerate e riflette una dinamica della volatilità caratterizzata da forte persistenza e da una maggiore sensibilità agli shock, coerentemente con l'evidenza descrittiva.

Per quanto riguarda l'asimmetria, il termine associato alla specifica GJR non evidenzia un effetto univoco e stabile; tuttavia, in alcune varianti GARCH-MIDAS emerge un segnale debole di asimmetria. Nel complesso, l'evidenza non supporta un *leverage effect* sistematico, ma suggerisce che per XRP l'eventuale componente asimmetrica possa dipendere dalla specificazione adottata.

Nelle specifiche GARCH-MIDAS, il coefficiente associato alla crescita di M3 assume segno differente tra la variabile statunitense e quella sudafricana, replicando il *pattern* osservato per Bitcoin. La struttura dei pesi MIDAS appare nel complesso regolare in entrambe le economie, senza indicazioni di una marcata concentrazione su pochi ritardi.

Nella variante con rottura strutturale (SB-GARCH-MIDAS), l'evidenza è coerente con un cambiamento nella relazione tra M3 statuni-

tense e componente di lungo periodo tra i due regimi, con implicazioni anche per l'equilibrio tra reattività e persistenza della dinamica di breve periodo nel passaggio dal sotto-campione *pre-break* a quello *post-break*.

In termini di criteri informativi, l'introduzione della componente macroeconomica tende a favorire le specifiche MIDAS rispetto ai modelli univariati. All'interno di questo gruppo, l'inclusione della rottura risulta spesso preferita dall'AIC, mentre il BIC privilegia specifiche più parsimoniose. Le differenze nella funzione di perdita tra le varianti MIDAS restano contenute, suggerendo prestazioni in-sample complessivamente simili secondo tale metrica, con un lieve svantaggio per la specifica basata sul Sudafrica.

## **4.6 Analisi e stima dei modelli: Ethereum**

Il campione comprende 3.774 rendimenti giornalieri (1 settembre 2015 – 31 dicembre 2025). La Figura 4.3 riporta i rendimenti giornalieri di Ethereum con il *break* strutturale USA stimato a dicembre 2018, la medesima data di XRP. I rendimenti mostrano episodi di turbolenza particolarmente intensa nel biennio 2017–2018 e nel periodo 2020–2022.

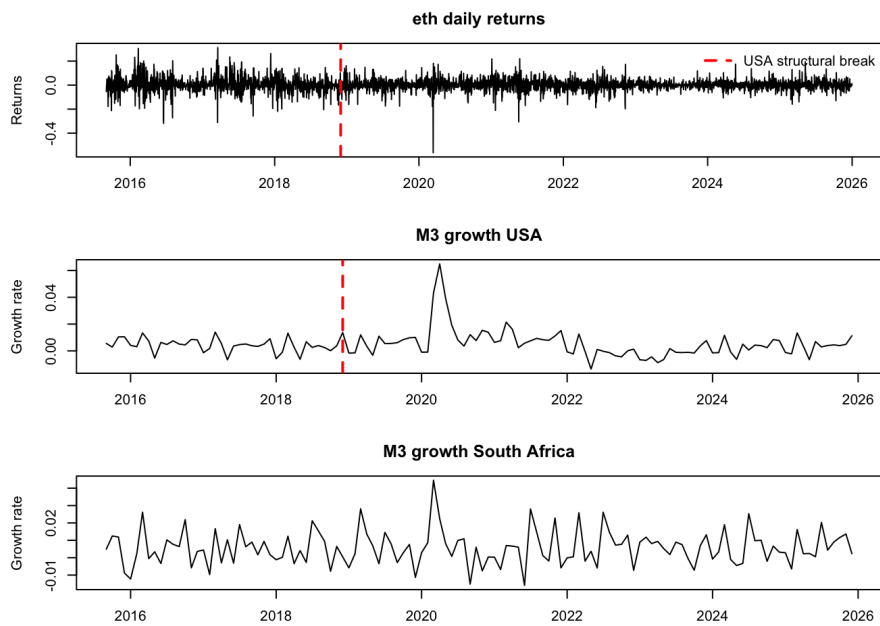


Figura 4.3: Ethereum: rendimenti giornalieri; tasso di crescita mensile di M3 USA, con *break* strutturato, e Sudafrica.

#### 4.6.1 Stime dei coefficienti e confronto dei modelli

La Tabella 4.4 riporta i coefficienti stimati e le metriche di performance per Ethereum.

Tabella 4.4: Stime dei coefficienti e performance – Ethereum (2015–2025).

	GARCH	GJR	IGARCH	GM-USA	GM-SA	SB-GM-USA
$\alpha_1$	0,175***	0,170***	0,176***	0,172***	0,179	0,261***
$\alpha_2$	—	—	—	—	—	0,095
$\beta_1$	0,824***	0,819***	0,824	0,790***	0,801	0,713***
$\beta_2$	—	—	—	—	—	0,756***
$\gamma_{1,1}$	—	0,019	—	0,035	0,015	0,005
$\gamma_{1,2}$	—	—	—	—	—	0,083
$m_1$	—	—	—	-5,17***	-2,18	-4,48***
$m_2$	—	—	—	—	—	-6,43
$\theta_1$	—	—	—	79,84***	-394,62***	28,03***
$\theta_2$	—	—	—	—	—	79,23***
$w_{2,1}$	—	—	—	1,71***	1,27	57,52***
$w_{2,2}$	—	—	—	—	—	1,76
shape <sub>1</sub>	3,26***	3,26***	3,25***	3,20***	3,24	3,56***
shape <sub>2</sub>	—	—	—	—	—	3,30
AIC	-13.090	-13.089	-13.092	-17.434	-17.425	-17.452
BIC	-13.065	-13.058	-13.074	-17.390	-17.382	-17.375
QLIKE	-5,132	-5,132	-5,132	-5,134	-5,141	-5,156

Nota: \*\*\*, \*\*, \* indicano significatività all'1%, 5% e 10% rispettivamente (errori standard robusti, Bollerslev–Wooldridge). Per IGARCH il parametro  $\beta$  è vincolato ( $\alpha + \beta = 1$ ) e non vengono riportati asterischi per i parametri vincolati. “—” indica parametro assente nel modello. Il pedice 1 identifica il regime *pre-break*, il pedice 2 il regime *post-break* (solo SB-GM-USA).

Come mostrato in Tabella 4.4, le specifiche GARCH-MIDAS replicano il *pattern* emerso per gli altri asset: il coefficiente associato alla crescita di M3 assume segno positivo nella specifica basata sugli Stati Uniti e segno negativo nella specifica basata sul Sudafrica. Tuttavia, per GM-SA l’inferenza risulta complessivamente debole: gli errori standard robusti sono ampi e diversi parametri della componente di lungo periodo non risultano ben identificati. Questo esito è coerente con possibili difficoltà numeriche nella stima, verosimilmente legate alla minore disponibilità informativa nel sotto-campione e a una maggiore collinearità tra i regressori che entrano nella componente MIDAS. La specifica GM-USA, al contrario, restituisce risultati più stabili, con un profilo dei pesi che suggerisce una moderata enfasi sui ritardi più recenti.

Nella variante con rottura strutturale (SB-GARCH-MIDAS), il coefficiente macro mantiene segno positivo in entrambi i regimi, a differenza di quanto osservato per Bitcoin e XRP, per i quali emerge un’inversione di segno tra *pre-break* e *post-break*. Per Ethereum, l’evidenza suggerisce piuttosto una variazione di intensità della relazione tra i due sotto-

campioni. Nel regime *pre-break* la stima dei pesi MIDAS segnala una marcata concentrazione sui ritardi più ravvicinati, un comportamento che può riflettere difficoltà di identificazione del profilo temporale in un sotto-campione relativamente breve e caratterizzato da forte turbolenza. Nel *post-break* l'inferenza risulta inoltre meno netta per una parte dei parametri, indicando che l'interpretazione economica dei risultati SB richiede cautela.

In termini di criteri informativi, l'inclusione della componente macroeconomica tende a favorire le specifiche MIDAS rispetto ai modelli univariati. All'interno di questo gruppo, l'inclusione della rottura è generalmente avvantaggiata dall'AIC, mentre il BIC privilegia specifiche più parsimoniose. Le differenze nella funzione di perdita tra le varianti MIDAS restano contenute, suggerendo prestazioni in-sample complessivamente simili secondo tale metrica.

## **4.7 Analisi e stima dei modelli: Binance Coin**

Il campione comprende 3.011 rendimenti giornalieri (1 ottobre 2017 – 31 dicembre 2025). La Figura 4.4 riporta i rendimenti giornalieri di BNB con il *break* strutturale USA a settembre 2019, lievemente più tardo rispetto alle altre criptovalute, coerentemente con il campione più corto che inizia nel 2017. I rendimenti mostrano picchi di volatilità nel 2018 e nel 2021.

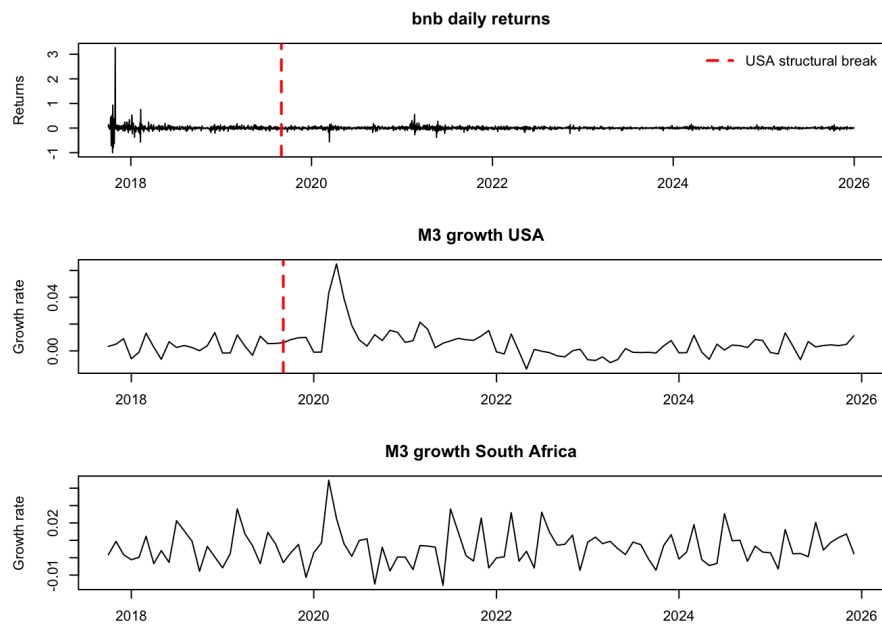


Figura 4.4: BNB: rendimenti giornalieri; tasso di crescita mensile di M3 USA, con *break* strutturato, e Sudafrica.

#### 4.7.1 Stime dei coefficienti e confronto dei modelli

La Tabella 4.5 riporta i coefficienti stimati e le metriche di performance per BNB.

Tabella 4.5: Stime dei coefficienti e performance – BNB (2017–2025).

	GARCH	GJR	IGARCH	GM-USA	GM-SA	SB-GM-USA
$\alpha_1$	0,203***	0,194***	0,204***	0,214***	0,216***	0,149
$\alpha_2$	—	—	—	—	—	0,179***
$\beta_1$	0,796***	0,795***	0,796	0,763***	0,771***	0,629***
$\beta_2$	—	—	—	—	—	0,756***
$\gamma_{1,1}$	—	0,019	—	0,033	0,017	0,224
$\gamma_{1,2}$	—	—	—	—	—	0,002
$m_1$	—	—	—	-4,16***	-2,16***	-9,06***
$m_2$	—	—	—	—	—	-6,68***
$\theta_1$	—	—	—	93,04***	-274,16***	1224,19***
$\theta_2$	—	—	—	—	—	97,81***
$w_{2,1}$	—	—	—	1,58**	1,56***	1,38***
$w_{2,2}$	—	—	—	—	—	1,56***
shape <sub>1</sub>	3,37***	3,37***	3,36***	3,17***	3,29***	2,81***
shape <sub>2</sub>	—	—	—	—	—	3,51***
AIC	-11.127	-11.126	-11.129	-14.601	-14.579	-14.638
BIC	-11.103	-11.095	-11.111	-14.559	-14.537	-14.566
QLIKE	-5,324	-5,325	-5,324	-5,324	-5,324	-5,327

Nota: \*\*\*, \*\*, \* indicano significatività all'1%, 5% e 10% rispettivamente (errori standard robusti, Bollerslev–Wooldridge). Per IGARCH il parametro  $\beta$  è vincolato ( $\alpha + \beta = 1$ ) e non vengono riportati asterischi per i parametri vincolati. “—” indica parametro assente nel modello. Il pedice 1 identifica il regime *pre-break*, il pedice 2 il regime *post-break* (solo SB-GM-USA).

Come mostrato in Tabella 4.5, nelle specifiche GARCH-MIDAS il coefficiente associato alla crescita di M3 assume segno positivo nella variante basata sugli Stati Uniti e segno negativo nella variante basata sul Sudafrica, replicando il *pattern* osservato per gli altri asset. La struttura dei pesi MIDAS risulta nel complesso ben definita; tuttavia, l'interpretazione del profilo temporale dei pesi va comunque condotta con prudenza, poiché la loro identificazione può risentire della lunghezza campionaria e della presenza di fasi di forte turbolenza.

Nella variante con rottura strutturale (SB-GARCH-MIDAS), i risultati evidenziano una marcata eterogeneità tra regime *pre-break* e *post-break*. In particolare, nel sotto-campione *pre-break* la relazione stimata tra M3 statunitense e componente di lungo periodo appare anomala rispetto a quanto osservato per Bitcoin e XRP, suggerendo una possibile instabilità nella stima dei parametri della componente MIDAS. Questo esito è plausibilmente riconducibile alla combinazione di un campione iniziale relativamente breve e di una fase di mercato particolarmente turbolenta, che può compromettere l'identificazione del profilo dei pesi e la precisione inferenziale. Nel regime *post-break*, al contrario, la stima

risulta più regolare e maggiormente coerente con i *pattern* riscontrati per gli altri asset.

In termini di criteri informativi, l'inclusione della componente macroeconomica tende a favorire le specifiche MIDAS rispetto ai modelli univariati. All'interno di questo gruppo, la variante con rottura è generalmente avvantaggiata dall'AIC, mentre il BIC privilegia specifiche più parsimoniose. Le differenze nella funzione di perdita restano contenute tra i modelli, suggerendo prestazioni in-sample complessivamente simili secondo tale metrica. Nel confronto tra le varianti MIDAS, la specifica basata sugli Stati Uniti risulta in media leggermente più favorita rispetto a quella basata sul Sudafrica, indicando una maggiore capacità descrittiva della variabile statunitense per la componente di lungo periodo di BNB.

# Capitolo 5

## Conclusioni

Questo lavoro si è concentrato sulla relazione tra la politica monetaria, misurata dal tasso di crescita mensile dell'aggregato M3, e la volatilità di lungo periodo di quattro criptovalute, utilizzando il modello GARCH-MIDAS e la sua estensione con rotture strutturali (SB-GARCH-MIDAS). La ricerca muove dalla considerazione, consolidata in letteratura, che la volatilità degli *asset* digitali non sia un fenomeno isolato e specifico a ogni singola criptovaluta, ma intrattenga connessioni significative con l'evoluzione del contesto macroeconomico. L'approccio di Engle et al. (2013), esteso da Alam et al. (2024) per incorporare rotture strutturali nella componente di lungo periodo, ha fornito lo strumento metodologico per investigare questa relazione in modo formalmente strutturato.

I risultati indicano che il tasso di crescita di M3 statunitense è associato alla componente di lungo periodo della volatilità di tutte le criptovalute considerate, e che l'incorporazione di questa variabile macroeconomica produce un miglioramento significativo dell'adattamento rispetto ai modelli univariati standard. In linea con Alam et al. (2024), l'introduzione di variabili di politica monetaria nelle equazioni di volatilità di lungo periodo accresce la credibilità esplicativa dei modelli GARCH. L'analisi rivela inoltre la presenza di una rottura strutturale nella serie M3 statunitense, mentre la serie M3 del Sudafrica non mostra evidenza analoga nel periodo considerato. Ne consegue che la specifica SB-GARCH-MIDAS è stata applicata esclusivamente alla variabile statunitense; nel complesso, il confronto sistematico tra le due economie consente di apprezzare come la rilevanza informativa della variabile macroeconomica dipenda dal contesto geografico e istituzionale di

riferimento.

Un elemento ricorrente nei risultati è l'eterogeneità tra le criptovalute analizzate. Per gli *asset* più consolidati, la rottura strutturale nella variabile macroeconomica è associata a un cambiamento nel segno della relazione tra M3 e volatilità di lungo periodo tra i due regimi, un pattern coerente con quanto documentato da Alam et al. (2024). Per le criptovalute caratterizzate da uno stadio evolutivo più recente o da fasi iniziali di elevata turbolenza, la stima dei parametri della componente MIDAS risulta meno stabile, e le conclusioni interpretative richiedono una maggiore cautela. Tale eterogeneità suggerisce che la struttura informativa del modello SB-GARCH-MIDAS non è omogenea tra *asset*, ma riflette differenze nella maturità del mercato e nelle condizioni di operatività osservate. In termini di valutazione statistica, le specifiche MIDAS sono sistematicamente favorite dal criterio AIC rispetto ai modelli univariati, mentre il BIC, penalizzando la complessità parametrica aggiuntiva, evidenzia il consueto *trade-off* tra adattamento e parsimonia.

Sul piano delle implicazioni, i risultati offrono indicazioni rilevanti tanto per gli investitori quanto per i decisori di politica economica. Per gli investitori, l'evidenza che la componente di lungo periodo della volatilità delle criptovalute sia associata all'andamento degli aggregati monetari suggerisce che una gestione del rischio che prescindere dalle condizioni macroeconomiche sottostanti possa risultare incompleta, soprattutto in fasi di transizione di regime. L'esistenza di associazioni variabili nel tempo tra M3 e volatilità implica che modelli statici rischiano di fornire una rappresentazione distorta dell'esposizione al rischio in determinati contesti. Per i decisori e i regolatori, i risultati confermano che le criptovalute non costituiscono una categoria omogenea: le differenze osservate tra *asset* più consolidati e più recenti, sia in termini di sensibilità alle variabili macro che di stabilità parametrica, suggeriscono che valutazioni aggregate possano sottostimare la diversità interna a questo mercato.

Alcune limitazioni dello studio meritano di essere esplicitate. Il quadro adottato si concentra sulla componente di lungo periodo della volatilità e non consente, per costruzione, di trarre inferenze causali sulla direzione della relazione tra politica monetaria e dinamica degli

*asset* digitali: le evidenze vanno interpretate come associazioni statistiche coerenti con un'ipotesi di connessione, non come prove di causalità diretta. Inoltre, la scelta di un unico aggregato monetario (M3) come variabile esogena, pur motivata dalla letteratura di riferimento, rappresenta una semplificazione: l'integrazione di ulteriori indicatori di politica monetaria, quali tassi di interesse, indicatori di liquidità o misure di incertezza di politica economica, potrebbe arricchire l'analisi e consentire confronti più articolati tra i canali di trasmissione. Infine, l'estensione del quadro a un insieme più ampio di criptovalute e di paesi, con l'obiettivo di valutare la generalità dei risultati al di là del contesto USA–Sudafrica, costituisce una naturale direzione per ricerche future, in linea con quanto suggerito da Alam et al. (2024).

# Bibliografia

- Afonso, Gara et al. (mar. 2020). *The Market Events of Mid-September 2019*. Staff Report 918. Federal Reserve Bank of New York. URL: [https://www.newyorkfed.org/research/staff\\_reports/sr918](https://www.newyorkfed.org/research/staff_reports/sr918) (visitato il giorno 26/02/2026).
- Alam, M. S. et al. (2024). «Is Monetary Policy a Driver of Cryptocurrencies? Evidence from a Structural Break GARCH-MIDAS Approach». In: *Econometrics* 12.1, p. 2.
- Anbil, Sriya, Alyssa Anderson e Zeynep Senyuz (feb. 2020). «What Happened in Money Markets in September 2019?» In: *FEDS Notes*. Board of Governors of the Federal Reserve System. DOI: 10.17016/2380-7172.2527. URL: <https://www.federalreserve.gov/econres/notes/feds-notes/what-happened-in-money-markets-in-september-2019-20200227.html> (visitato il giorno 26/02/2026).
- Andrews, D. W. K. (1993). «Tests for Parameter Instability and Structural Change With Unknown Change Point». In: *Econometrica* 61.4, pp. 821–856.
- Aue, A. e L. Horváth (2012). «Structural breaks in time series». In: *Journal of Time Series Analysis* 34.1, pp. 1–16.
- Avalos, Fernando, Torsten Ehlert e Egemen Eren (dic. 2019). «September Stress in Dollar Repo Markets: Passing or Structural?» In: *BIS Quarterly Review*, pp. 12–14. URL: [https://www.bis.org/publ/qtrpdf/r\\_qt1912b.pdf](https://www.bis.org/publ/qtrpdf/r_qt1912b.pdf) (visitato il giorno 26/02/2026).
- Bai, J. e P. Perron (1998). «Estimating and Testing Linear Models with Multiple Structural Changes». In: *Econometrica* 66.1, pp. 47–78.
- Board of Governors of the Federal Reserve System (giu. 2018). *Implementation Note Issued June 13, 2018*. Decisions Regarding Mone-

tary Policy Implementation, issued following the FOMC meeting of June 13, 2018. The interest rate on required and excess reserve balances (IOER) was set 5 basis points below the top of the federal funds target range in order to foster trading within the range. URL: <https://www.federalreserve.gov/newsevents/pressreleases/monetary20180613a1.htm> (visitato il giorno 26/02/2026).

Bollerslev, T. (1986). «Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity». In: *Journal of Econometrics* 31.3, pp. 307–327.

Buterin, V. (2014). *Ethereum: A Next-Generation Smart Contract and Decentralized Application Platform*. Rapp. tecn. URL: <https://ethereum.org/en/whitepaper/>.

Charfeddine, Lanouar, Noureddine Benlagha e Youcef Maouchi (2020). «Investigating the Dynamic Relationship between Cryptocurrencies and Conventional Assets: Implications for Financial Investors». In: *Economic Modelling* 85, pp. 198–217. DOI: 10.1016/j.econmod.2019.05.016.

Chow, G. C. (1960). «Tests of Equality Between Sets of Coefficients in Two Linear Regressions». In: *Econometrica* 28.3, pp. 591–605.

Conrad, C., A. Custovic e E. Ghysels (2018). «Long- and Short-Term Cryptocurrency Volatility Components: A GARCH-MIDAS Analysis». In: *Journal of Risk and Financial Management* 11.2, p. 23.

Deutsche Bundesbank (set. 2021). *The Impact of the Eurosystem's Monetary Policy on Bitcoin and Other Crypto Tokens*. Monthly Report. Deutsche Bundesbank, pp. 61–89.

Dönmez, A. e E. Magrini (2013). *Agricultural Commodity Price Volatility and Its Macroeconomic Determinants: A GARCH-MIDAS Approach*. Report EUR 26183 EN. Luxembourg: Joint Research Centre, Institute for Prospective Technological Studies. DOI: 10.2791/23669.

Engle, R. F. (1982). «Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation». In: *Econometrica* 50.4, pp. 987–1008.

- Engle, R. F. e T. Bollerslev (1986). «Modelling the Persistence of Conditional Variances». In: *Econometric Reviews* 5.1, pp. 1–87.
- Engle, R. F., E. Ghysels e B. Sohn (2013). «Stock Market Volatility and Macroeconomic Fundamentals». In: *The Review of Economics and Statistics* 95.3, pp. 776–797.
- Francq, C. e J.-M. Zakoïan (2019). *GARCH Models: Structure, Statistical Inference and Financial Applications*. Wiley.
- Friedman, Milton (1968). «The Role of Monetary Policy». In: *The American Economic Review* 58.1, pp. 1–17.
- Glosten, L. R., R. Jagannathan e D. E. Runkle (1993). «On the Relation between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Return on Stocks». In: *Journal of Finance* 48.5, pp. 1779–1801.
- International Monetary Fund (ott. 2021). *The Crypto Ecosystem and Financial Stability Challenges*. Global Financial Stability Report, Chapter 2. International Monetary Fund.
- Klein, T., H. Pham Thu e T. Walther (2018). «Bitcoin is not the New Gold – A Comparison of Volatility, Correlation, and Portfolio Performance». In: *International Review of Financial Analysis* 59, pp. 105–116. DOI: 10.1016/j.irfa.2018.07.010.
- Nakamoto, S. (2008). *Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System*. Rapp. tecn. URL: <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>.
- OECD (2024). *Broad Money (M3)*. OECD Data Indicators. URL: <https://www.oecd.org/en/data/indicators/broad-money-m3.html>.
- Perron, P. (2006). «Dealing with Structural Breaks». In: *Palgrave Handbook of Econometrics*. Vol. 1. Palgrave Macmillan, pp. 278–352.
- Quandt, R. E. (1960). «Tests of the Hypothesis that a Linear Regression System Obeys Two Separate Regimes». In: *Journal of the American Statistical Association* 55.290, pp. 324–330.