INSTITUTO
UNIVERSITÁRIO
DE LISBOA

Bitcoin e Ativos Financeiros Tradicionais

Miguel Fortuna Pereira Vinhas

Mestrado em Economia Monetária e Financeira

Orientador:

Professor Doutor Ricardo Barradas, Professor Auxiliar, Iscte – Instituto Universitário de Lisboa

Março de 2026

CIÊNCIAS SOCIAIS
E HUMANAS

Departamento de Economia Política

Bitcoin e Ativos Financeiros Tradicionais

Miguel Fortuna Pereira Vinhas

Mestrado em Economia Monetária e Financeira

Orientador:

Professor Doutor Ricardo Barradas, Professor Auxiliar, Iscte – Instituto Universitário de Lisboa

Março de 2026

Agradecimentos

A concretização desta dissertação, e consequentemente a conclusão desta etapa académica, não teria sido possível sem o apoio e a presença de várias pessoas que me acompanharam ao longo deste percurso.

Em primeiro lugar, quero agradecer aos meus pais. Foram sempre o meu maior suporte, acreditaram em mim desde o início e proporcionaram-me todas as condições para crescer, não apenas a nível académico, mas também pessoal. Esta conquista é também vossa, reflexo do vosso esforço, dedicação e dos sacrifícios que fizeram para que eu pudesse chegar até aqui. São, e sempre serão, o meu maior exemplo.

À minha namorada, deixo um agradecimento muito especial. Obrigado por estares sempre ao meu lado, por me incentivares nos momentos mais exigentes e por nunca me deixares desistir. O teu apoio, compreensão e motivação foram fundamentais para que este trabalho chegasse ao fim.

Agradeço igualmente ao Professor Doutor Ricardo Barradas, pela orientação rigorosa, pela disponibilidade constante e pela confiança demonstrada ao longo de todo o processo. O seu acompanhamento foi essencial para o desenvolvimento desta dissertação, contribuindo de forma decisiva para a qualidade e consistência do trabalho realizado.

Por fim, deixo também uma palavra de agradecimento à minha família e aos meus amigos, que estiveram presentes ao longo deste percurso, apoiando-me e incentivando-me em todos os momentos.

A todos, o meu sincero obrigado.

Resumo

Este estudo analisa a relação entre a Bitcoin e os ativos financeiros tradicionais, nomeadamente o ouro, o mercado acionista e o mercado obrigacionista, no período compreendido entre 2015 e 2024, com o objetivo de avaliar o potencial papel da Bitcoin como instrumento de diversificação em carteiras de investimento. A análise empírica baseia-se na estimação de modelos de Vetores Autorregressivos (VAR), complementados por testes de causalidade de Granger, funções de resposta ao impulso e decomposição da variância dos erros de previsão, permitindo avaliar as interdependências dinâmicas entre os mercados considerados.

Os resultados indicam que a Bitcoin apresenta um comportamento relativamente autónomo face aos ativos financeiros tradicionais, sendo a maior parte da sua variabilidade explicada por choques próprios e reduzida a influência proveniente dos restantes mercados. As funções de resposta ao impulso evidenciam efeitos limitados e geralmente não significativos, enquanto a decomposição da variância confirma a predominância dos choques internos em todas as variáveis. Os testes de robustez realizados, incluindo diferentes especificações do modelo e a utilização de proxies alternativas para os mercados acionista e obrigacionista, não alteram de forma substancial as conclusões principais.

De forma geral, os resultados sugerem que a Bitcoin pode contribuir para a diversificação de carteiras devido ao reduzido grau de interdependência dinâmica com os ativos financeiros tradicionais, embora a sua elevada volatilidade implique uma utilização cautelosa em estratégias de investimento.

Palavras-chave: Bitcoin, diversificação de carteiras, interdependência dinâmica, modelos VAR, ativos financeiros.

Códigos JEL: G11 (Portfolio Choice; Investment Decisions), C32 (Time-Series Models).

Abstract

This study examines the relationship between Bitcoin and traditional financial assets, namely gold, equity markets, and bond markets, over the period from 2015 to 2024, with the objective of assessing the potential role of Bitcoin as a diversification instrument in investment portfolios. The empirical analysis is based on Vector Autoregressive (VAR) models, complemented by Granger causality tests, impulse response functions, and forecast error variance decomposition, allowing the dynamic interdependencies between the selected markets to be evaluated.

The results indicate that Bitcoin exhibits a relatively autonomous behavior compared to traditional financial assets, with most of its variability explained by its own shocks and limited influence from other markets. Impulse response functions reveal generally small and statistically insignificant effects, while variance decomposition confirms the predominance of internal shocks across variables. Robustness tests, including alternative model specifications and proxies for equity and bond markets, do not substantially alter the main findings.

Overall, the results suggest that Bitcoin may contribute to portfolio diversification due to its limited dynamic interdependence with traditional financial assets, although its high volatility implies that it should be used cautiously within investment strategies.

Keywords: Bitcoin, portfolio diversification, dynamic interdependence, VAR models, financial assets.
JEL Codes**:** G11, C32.

Índice

Resumo i

Abstract iii

Índice de figuras vii

Índice de quadros ix

1. Introdução 1

2. Revisão da Literatura: O papel da Bitcoin na diversificação de portfólios com ativos tradicionais 3

2.1 Bitcoin como um instrumento de Diversificação de portfólios 3

2.2 Desempenho da Bitcoin sob diferentes regimes de mercado 4

2.3 Volatilidade e natureza especulativa da Bitcoin 5

2.4 Externalidades e Sustentabilidade no uso da Bitcoin 6

2.5 Implicações metodológicas e contributo para esta dissertação 8

3. Dados 9

4. Metodologia 15

4.1 Modelo VAR 15

4.2 Seleção do Número de Desfasagens 16

4.3 Diagnóstico do modelo VAR 16

4.4 Causalidade de Granger 17

4.5 Funções Impulso-Resposta (IRF) 17

4.6 Decomposição da Variância dos Erros de Previsão 18

5. Análise dos Resultados 19

5.1 Seleção do número de desfasagens 19

5.2 – Diagnóstico do modelo VAR 20

5.3 Estimação do modelo VAR 22

5.5 Funções Impulso-Resposta (IRF) 25

5.6 Decomposição da Variância dos Erros de Previsão 31

5.7 Síntese dos Resultados Empíricos 33

5.8 Testes de Robustez 34

5.8.1 Robustez face ao número de desfasagens: modelo VAR(12) 34

5.8.2 Robustez face à substituição do índice acionista: inclusão do SPY 35

5.8.3 Robustez face à proxy obrigacionista: modelo VAR com LQD 37

6. Discussão de Resultados 39

6.1 Comparação com a Literatura 39

6.2 Implicações para a Diversificação de Carteiras 40

6.3 Contributo do Estudo e Limitações 40

7. Conclusão Geral 42
Referências Bibliográficas 44
Anexo A — Resultados detalhados do modelo VAR base 47
A.1 Output completo dos testes de diagnóstico 47
A.2 Output completo da estimação do modelo VAR 49
A.3 Funções IRFS completas 53
Anexo B — Resultados detalhados do modelo VAR(12) 59
B.1 Seleção do número de desfasagens 59
B.2 Estabilidade do modelo (raízes) 59
B.3 Ouput completo dos testes de diagnóstico 61
B.4 Ouput completo da estimação do modelo VAR 63
B.5 Testes de causalidade de Granger 72
B.6 Funções impulso-resposta 72
Anexo C — Resultados detalhados do modelo com índice acionista SPY 75
C.1 Seleção do número de desfasagens 75
C.2 Estabilidade do modelo (raízes) 75
C.3 Ouput completo dos testes de diagnóstico 76
C.4 Ouput completo da estimação do modelo VAR 78
C.5 Testes de causalidade de Granger 81
C.6 Funções impulso-resposta 81
Anexo D — Resultados detalhados do modelo com índice obrigacionista LQD 85
D.1 Seleção do número de desfasagens 85
D.2 Estabilidade do modelo (raízes) 85
D.3 Ouput completo dos testes de diagnóstico 86
D.4 Output completo de estimação do modelo VAR 88
D.5 Testes de causalidade de Granger 91
D.6 Funções impulso-resposta 91

Índice de figuras

Figura 3.1– Evolução dos Retornos Logarítmicos das Variáveis em Estudo (2015–2024)..... 10
Figura 5.1 - Evolução temporal dos resíduos do modelo VAR(1)..... 22
Figura 5.2 - Função Impulso-Resposta: Choque na Bitcoin e resposta da Bitcoin 26
Figura 5.3 - Função Impulso-Resposta: Choque na Bitcoin e resposta do Ouro (GLD)..... 27
Figura 5.4 - Função Impulso-Resposta: Choque na Bitcoin e resposta das Obrigações (IEF)... 27
Figura 5.5 - Função Impulso-Resposta: Choque na Bitcoin e resposta do Mercado Acionista Global (MSCI World)..... 28
Figura 5.6 - Função Impulso-Resposta: Choque no Mercado Acionista Global (MSCI World) e resposta da Bitcoin 29
Figura 5.7 - Função Impulso-Resposta: Choque no Ouro (GLD) e resposta da Bitcoin..... 29
Figura 5.8 - Função Impulso-Resposta: Choque nas Obrigações (IEF) e resposta da Bitcoin... 30
Figura 5.9 - Decomposição da variância dos erros de previsão para Bitcoin, ouro (GLD), índice acionista global (MSCI) e obrigações (IEF)..... 32

Índice de quadros

Quadro 3.1 – Estatísticas descritivas dos retornos logarítmicos mensais 11
Quadro 3.2 - Matriz de correlação de Pearson dos retornos logarítmicos mensais..... 12
Quadro 3.3- Teste Augmented Dickey-Fuller aplicado aos retornos logarítmicos 13
Quadro 3.4 - Teste Phillips-Perron (PP) aplicado aos retornos logarítmicos 13
Quadro 3.5 - Teste KPSS aplicado aos retornos logarítmicos..... 13
Quadro 5.1 - Critérios de Informação para Seleção do Número de Desfasagens 20
Quadro 5.2 - Módulos das raízes do modelo VAR..... 20
Quadro 5.3 - Testes de diagnóstico do modelo VAR..... 21
Quadro 5.4 - Resultados da estimação do modelo VAR(1)..... 23
Quadro 5.5 - Resultados dos testes de causalidade de Granger entre as variáveis do modelo VAR 24
Quadro 5.6 - Resumo da decomposição da variância dos erros de previsão - Modelo Base (VAR(1)) 31
Quadro 5.7 - Resumo da Decomposição da Variância dos Erros de Previsão – Modelo VAR(12)35
Quadro 5.8 - Resumo da Decomposição da Variância dos Erros de Previsão – Modelo com SPY (VAR(1))..... 37
Quadro 5.9 - Resumo da Decomposição da Variância dos Erros de Previsão – Modelo com LQD (VAR(1))..... 38

1. Introdução

Nos últimos anos, a Bitcoin tem-se tornado objeto de crescente atenção na literatura económica e financeira, sobretudo devido ao seu potencial papel como instrumento de diversificação em carteiras compostas por ativos financeiros tradicionais, como ações e obrigações (Baur et al., 2018; Bouri et al., 2017). O crescimento do mercado das criptomoedas e o aumento do interesse por parte de investidores contribuíram para intensificar o debate académico sobre o comportamento e as características financeiras deste ativo.

A Bitcoin distingue-se dos ativos financeiros tradicionais pela sua natureza descentralizada e digital, funcionando através de uma tecnologia baseada em blockchain e sem a intervenção de autoridades monetárias ou intermediários financeiros tradicionais (Ammous, 2018). Paralelamente, vários estudos destacam a elevada volatilidade associada a este ativo e a presença de episódios especulativos no seu mercado, características que levantam questões importantes relativamente ao seu papel em portfólios de investimento (Cheah & Fry, 2015; Bariviera et al., 2017).

Neste contexto, uma questão central consiste em compreender até que ponto a Bitcoin apresenta relações de interdependência com os ativos financeiros tradicionais e se a sua inclusão em carteiras de investimento pode contribuir para melhorar as oportunidades de diversificação. Alguns estudos encontram evidência de correlações relativamente reduzidas entre a Bitcoin e outros ativos financeiros, sugerindo potenciais benefícios de diversificação (Baur et al., 2018; Bouri et al., 2017). Outros trabalhos, no entanto, sublinham a elevada volatilidade e a natureza ainda incerta deste mercado, reforçando a necessidade de análises empíricas adicionais (Dyhrberg, 2016; Corbet et al., 2018).

Tendo em conta este enquadramento, o principal objetivo desta dissertação é analisar as relações dinâmicas entre a Bitcoin e um conjunto de ativos financeiros tradicionais, nomeadamente o ouro, o mercado acionista global e o mercado obrigacionista, procurando avaliar o grau de interdependência entre estes mercados e o potencial papel da Bitcoin como instrumento de diversificação.

Para esse efeito, são utilizados dados mensais relativos ao período entre 2015 e 2024. A análise empírica baseia-se na estimação de modelos de Vetores Autorregressivos (VAR), metodologia amplamente utilizada para estudar relações dinâmicas entre variáveis económicas e financeiras (Sims, 1980; Lütkepohl, 2005). A partir destes modelos são analisados testes de causalidade de Granger, funções de resposta ao impulso e decomposições da variância dos erros de previsão.

De forma geral, os resultados sugerem que a Bitcoin apresenta um comportamento relativamente autónomo face aos ativos financeiros tradicionais, evidenciando um grau reduzido de interdependência dinâmica com os restantes mercados analisados. Estes resultados são posteriormente avaliados através de diferentes testes de robustez.

A dissertação encontra-se organizada da seguinte forma. A Secção 2 apresenta a revisão da literatura relevante sobre a relação entre a Bitcoin e os ativos financeiros tradicionais. A Secção 3 descreve os dados utilizados na análise empírica. A Secção 4 apresenta a metodologia econométrica adotada. A Secção 5 expõe os resultados obtidos, incluindo a análise empírica, uma síntese dos principais resultados e os respetivos testes de robustez. A Secção 6 discute os resultados à luz da literatura existente, abordando também as suas implicações para a diversificação de carteiras, bem como os principais contributos e limitações do estudo. Por fim, a Secção 7 apresenta as conclusões gerais da dissertação.

2. Revisão da Literatura: O papel da Bitcoin na diversificação de portfólios com ativos tradicionais

2.1 Bitcoin como um instrumento de Diversificação de portfólios

O caráter inovador e descentralizado da Bitcoin tem suscitado uma série de discussões sobre o seu eventual papel dentro do sistema financeiro mundial. Ammous (2018), no seu livro "The Bitcoin Standard: The Decentralized Alternative to Central Banking", oferece uma visão abrangente acerca do aparecimento da Bitcoin como resposta às vulnerabilidades dos sistemas monetários contemporâneos, particularmente após a crise financeira de 2008. O autor sustenta que a Bitcoin, devido à sua oferta limitada e ao seu caráter descentralizado, apresenta atributos semelhantes aos do ouro, posicionando-se como uma possível reserva de valor e como alternativa aos ativos financeiros tradicionais. Essa interpretação fornece um alicerce teórico para encarar a Bitcoin como um vetor de diversificação, ao sugerir que sua independência da política monetária e das instituições centrais pode reduzir a correlação com outros ativos, sobretudo em períodos de instabilidade. Esse enquadramento mostra-se indispensável para captar a lógica que norteia os estudos empíricos que investigam a utilidade da Bitcoin na montagem de carteiras mais eficientes, como apontam as análises de Baur et al. (2018) e Petukhina et al. (2020). Um dos principais objetivos da investigação de Baur, Hong e Lee (2018) é averiguar se a Bitcoin pode ser realmente considerada uma moeda de troca ou, se pelo contrário, funciona essencialmente como um ativo de investimento especulativo. A partir da inspeção do registro público de transações em Bitcoin (blockchain), os autores constataram que uma parcela considerável da moeda está nas mãos de investidores (sobretudo usuários que apenas recebem Bitcoin e não realizam transações regulares) indicando que o seu uso é, em grande parte, orientado ao investimento e não ao pagamento quotidiano. Paralelamente, o estudo aplica uma análise estatística dos retornos da Bitcoin e investiga a correlação desse ativo com categorias tradicionais de investimento, tais como ações, títulos, commodities e moedas fiduciárias. A partir de séries diárias de 2010 a 2015, percebe-se que a Bitcoin apresenta padrões de retorno bem diferentes dos ativos tradicionais, apresentando uma correlação miníma, o que lhe confere um potencial de diversificação significativo. Porém, os autores ressaltam que esses benefícios de incluí-la em carteiras são reduzidos pela volatilidade exagerada e pelo caráter especulativo da moeda, limitando a sua eficácia como componente de longo prazo em portfólios convencionais. Ao aplicar múltiplas estratégias de alocação (como carteiras de mínima variância, CVaR, maximum diversification e combinações via model averaging) os autores examinam como a inclusão de criptoativos afeta o retorno acumulado, o índice de Sharpe e

métricas de diversificação, como o Portfolio Diversification Index (PDI). Os resultados indicam que, ao acrescentar criptomoedas (em especial Bitcoin) a fronteira eficiente desloca-se para cima, revelando ganhos no risco-retorno, sobretudo em estratégias que procuram retornos mais elevados.

2.2 Desempenho da Bitcoin sob diferentes regimes de mercado

Embora estudos anteriores apontem que a Bitcoin tem potencial como ferramenta de diversificação em ambientes de mercado estáveis, torna-se imprescindível investigar se esse desempenho se modifica em cenários de instabilidade financeira, precisamente quando os ativos tradicionais tendem a perder valor simultaneamente. Ao analisar o comportamento da criptomoeda nessas condições, será possível averiguar se, de fato, ela pode ser utilizada como um verdadeiro instrumento de diversificação.

Para além do seu papel diversificador em condições normais de mercado, a Bitcoin tem despertado o interesse de inúmeros autores que procuram entender como ela se comporta em cenários de maior instabilidade financeira. Um contributo particularmente significativo nesse sentido foi feito por Wang et al. (2022), que utilizam o modelo ADCC-GARCH para investigar as correlações dinâmicas entre a Bitcoin e catorze ativos financeiros tradicionais (ações, títulos, commodities e moedas) ao longo do período de 2013 a 2021. A partir desse estudo, os autores concluem que a Bitcoin mantém uma correlação positiva com ativos de risco, como ações e commodities, e uma correlação negativa com o dólar norte-americano, tradicionalmente visto como um ativo de refúgio. Verificaram ainda que, em momentos de turbulência (como durante a pandemia de COVID-19) a ligação entre Bitcoin e os ativos tradicionais se intensifica de forma considerável, o que fragiliza o seu papel como ferramenta de diversificação justamente quando essa característica seria mais necessária. Em contrapartida, nos ambientes mais estáveis a correlação costuma ser mais discreta e sujeita a variações, sobretudo em períodos curtos, o que reflete o caráter especulativo e volátil desse ativo. Os autores ainda investigam se a Bitcoin pode desempenhar a função de ‘safe haven’ e concluíram que, de maneira geral, essa característica não se manifesta de forma consistente, salvo em alguns casos bem pontuais (como a correlação negativa que mantém com o dólar norte-americano). Essa constatação reforça a ideia de que, embora a Bitcoin possa contribuir para a diversificação de carteiras, o seu valor como proteção em momentos de turbulência financeira permanece limitado. Os resultados deixam claro a importância de se levar em conta tanto a frequência temporal quanto o tipo de ativo ao avaliar o papel da Bitcoin em portfólios diversificados, destacando a necessidade de

análises dinâmicas para compreender as interações entre criptoativos e os mercados financeiros tradicionais.

Nessa vertente de análise, o trabalho de Corbe et al. (2018) assume uma visão mais abrangente, procurando mapear as relações dinâmicas entre três das criptomoedas mais relevantes (Bitcoin, Ripple e Litecoin) e um leque de ativos financeiros tradicionais, que inclui ações, obrigações, moedas e matérias-primas. Mas a natureza peculiar e a intensa interconectividade entre as próprias criptomoedas criam perigos específicos, quase impossíveis de mitigar. Assim, o estudo chega à conclusão de que, embora as criptomoedas (em especial a Bitcoin) possam ampliar a diversificação de um portfólio, o seu papel como porto seguro é restrito (conforme confirma o estudo anterior). Isto reforça a necessidade de ponderar o horizonte temporal e os riscos intrínsecos ao universo cripto na avaliação do seu valor estratégico.

Também centrado na análise da estabilidade financeira, o estudo de Bouri et al. (2017) avalia em que medida a Bitcoin se comporta como diversifier, hedge ou safe haven diante de um leque variado de ativos desde ações de mercados desenvolvidos e emergentes, passando por títulos, ouro, petróleo, um índice de matérias-primas e o índice do dólar norte-americano. Utilizando o modelo de correlação condicional dinâmica (DCC-GARCH) proposto por Engle (2002), e com dados diários e semanais de 2011 a 2015, os autores identificam que a Bitcoin funciona de forma eficaz como ativo de diversificação face a praticamente todos os ativos considerados. Contudo, o seu papel como safe haven revela-se muito limitado, observando-se apenas uma correlação negativa significativa em casos específicos, como em períodos de quedas extremas nos mercados acionistas asiáticos. A pertinência deste estudo revela-se ao colocar em prática, de forma cristalina, a distinção entre os conceitos de diversificação, cobertura (hedge) e porto seguro (safe haven), ao passo que também ressalta as idiossincrasias da Bitcoin, considerando que como instrumento financeiro, ele demonstra forte dependência tanto do horizonte temporal quanto do tipo de choque analisado.

2.3 Volatilidade e natureza especulativa da Bitcoin

Embora inúmeros estudos já tenham evidenciado o potencial deste ativo como ferramenta de diversificação, a sua eficácia costuma ficar algo condicionada por fatores como o seu comportamento especulativo e consequente volatilidade extrema. É portanto, essencial analisar até que ponto esses aspectos influenciam a sua aplicação em portfólios e em situações reais de gestão de risco.

No que diz respeito à modelação de volatilidade, Dyhrberg (2016) recorre aos modelos GARCH e EGARCH para sondar como a Bitcoin se comporta ao lado do ouro e do dólar norte-americano. A partir de dados que chegam até 2015, o estudo procura averiguar se a Bitcoin realmente exibe características que a habilitem a funcionar como instrumento de hedge ou como refúgio seguro frente a choques macroeconômicos e a variações da política monetária.

Complementarmente, Bariviera et al. (2017) investigam a persistência da volatilidade nos retornos diários da Bitcoin entre 2011 e 2017, empregando o expoente de Hurst calculado via Detrended Fluctuation Analysis (DFA) com janelas móveis. Os autores concluem que os retornos da Bitcoin apresentam um comportamento quase totalmente aleatório, caracterizado por baixa previsibilidade e alta variabilidade ao longo do tempo, enquanto o volume de transações demonstra uma persistência temporal mais acentuada. A imprevisibilidade dos retornos adquire um peso particular na administração de risco e na montagem de carteiras diversificadas, exigindo abordagens de cobertura dinâmicas e adaptadas aos diferentes regimes de mercado. Esses resultados reforçam a visão da Bitcoin como um ativo marcadamente especulativo, cuja volatilidade errática compromete a sua capacidade de exercer as funções típicas de uma moeda, como reserva de valor e unidade de conta.

A dimensão especulativa da Bitcoin é analisada de forma crítica por Cheah e Fry (2015), que investigam a presença de bolhas no seu preço utilizando modelos de explosividade racional, inspirados na teoria dos sistemas complexos. Com base em dados diários de 2010 a 2014, os autores identificaram uma componente especulativa significativa no comportamento do preço da Bitcoin, não explicável por fundamentos económicos tradicionais. Mais significativamente, os resultados apontam que o valor intrínseco da Bitcoin pode ser considerado nulo, suscitando dúvidas sérias sobre sua viabilidade a longo prazo como ativo financeiro. Esse padrão de preços, marcado por bolhas especulativas, ameaça não apenas sua função como unidade de conta e reserva de valor, mas também a sua fiabilidade enquanto componente estável em carteiras de investimento. Ainda que o estudo não se debruce sobre a diversificação de portfólios, ele fornece uma perspectiva crítica que se mostra essencial para decifrar o risco extremo associado à Bitcoin, com consequências de grande relevância para investidores, reguladores e para formuladores de política monetária.

2.4 Externalidades e Sustentabilidade no uso da Bitcoin

Para além das suas características financeiras e comportamentais, a Bitcoin levanta um conjunto de externalidades que têm vindo a suscitar uma crescente atenção, tanto a nível académico como

entre reguladores e investidores. A mais notória entre estas externalidades prende-se com o seu impacto ambiental, derivado do processo intensivo de mineração, o qual consome elevados volumes de energia elétrica. Esta dimensão é particularmente relevante no contexto de investimento sustentável e pode influenciar tanto a perceção dos investidores como o enquadramento regulatório da criptomoeda. A investigação de Krause e Tolaymat (2018) destaca-se como uma das avaliações mais abrangentes neste campo. Os autores comparam a intensidade energética da mineração de Bitcoin à de operações de extração de metais como ouro, cobre e platina. Os resultados demonstram que quando a produção de Bitcoin é relativizada ao seu preço de mercado, o gasto energético por unidade de valor criado supera o de qualquer dos metais mencionados. Essa conclusão abre um leque de preocupações sobre a viabilidade ambiental da Bitcoin a longo prazo, e põe em causa a sua aceitação como um ativo sustentável.

Do ponto de vista dos mercados financeiros, as externalidades ambientais apresentam-se como fontes de risco reputacional e regulatório que repercutem diretamente no valor da Bitcoin. Paralelamente, o escrutínio crescente de investidores institucionais (muitos guiados por mandatos de sustentabilidade explícitos) pode condicionar a inclusão da Bitcoin em carteiras de longo prazo, ainda que o ativo continue atraente pela sua natureza especulativa e pelo potencial de diversificação.

As implicações destas externalidades não se limitam ao plano ambiental. Há também efeitos de natureza sistémica, decorrentes da volatilidade e da incerteza regulatória associadas à Bitcoin, que podem afetar a estabilidade dos mercados financeiros. Neste sentido, a consideração das externalidades assume particular importância na análise da viabilidade da Bitcoin enquanto ativo de investimento. Embora não seja objetivo desta dissertação quantificar tais impactos, o seu reconhecimento é essencial para uma avaliação crítica e abrangente da utilidade da Bitcoin na composição de carteiras diversificadas.

Em síntese, a literatura recente revela uma multiplicidade de perspetivas quanto ao papel da Bitcoin enquanto ativo financeiro. Embora existam evidências do seu potencial como instrumento de diversificação, especialmente em carteiras com maior apetite ao risco, as suas características voláteis, a natureza especulativa e as externalidades associadas (com destaque para as dimensões ambiental e regulatória) impõem sérias restrições à sua inclusão estratégica em portfólios convencionais de longo prazo. A presente dissertação procura contribuir para este debate através de uma análise empírica aprofundada, que considera estas dimensões críticas no processo de avaliação da utilidade da Bitcoin na alocação de ativos.

2.5 Implicações metodológicas e contributo para esta dissertação

A análise dos trabalhos publicados mostra que, apesar da alta volatilidade da Bitcoin e natureza especulativa associada, esta pode desempenhar um papel significativo na diversificação de carteiras que incluem ações e obrigações, sobretudo em contextos de estabilidade ou regimes de baixa correlação com os mercados tradicionais. No entanto, a eficácia dessa diversificação revela-se altamente sensível ao regime de mercado, ao horizonte temporal considerado e ao tipo de choque económico subjacente, fatores que introduzem significativa heterogeneidade nos resultados empíricos obtidos.

Os estudos analisados recorrem a diferentes metodologias para avaliar a relação entre a Bitcoin e os ativos financeiros tradicionais, incluindo modelos de volatilidade condicional, análises de correlação e outras abordagens econométricas aplicadas ao estudo dos mercados financeiros. Estas metodologias permitiram aprofundar o conhecimento sobre o comportamento da Bitcoin e as suas possíveis interações com outros ativos, contribuindo para o desenvolvimento da literatura neste domínio.

Neste contexto, a presente investigação centra-se na aplicação de um modelo de Vetores Autorregressivos (VAR) para analisar a relação entre a Bitcoin e os ativos financeiros tradicionais no período compreendido entre 2015 e 2024. Os modelos VAR são amplamente utilizados na análise de relações dinâmicas entre variáveis económicas e financeiras, permitindo estudar interdependências entre mercados e a transmissão de choques ao longo do tempo (Sims, 1980; Lütkepohl, 2005). O objetivo consiste em avaliar o grau de interdependência entre os mercados analisados e discutir o potencial papel da Bitcoin como instrumento de diversificação em carteiras de investimento.

3. Dados

Este capítulo descreve os dados utilizados no estudo e apresenta os principais procedimentos de pré-processamento e diagnóstico que antecedem a análise econométrica. São explicadas as escolhas relativas ao período de análise e à periodicidade dos dados, bem como apresentadas as estatísticas descritivas, correlações entre as variáveis e testes de estacionaridade. Estes passos são fundamentais para garantir a adequação das séries temporais à estimação dos modelos econométricos utilizados, em particular o modelo de Vetores Autorregresivo (VAR), desenvolvido nas secções seguintes.

O período de análise considerado nesta dissertação compreende dados de janeiro de 2015 a dezembro de 2024. A escolha de 2015 como ponto inicial da amostra resulta de uma decisão metodológica informada, apoiada na evidência de que os primeiros anos do mercado da Bitcoin foram caracterizados por níveis de volatilidade particularmente elevados quando comparados com períodos posteriores. Estudos como Dyhrberg (2016) e Baur et al. (2018) documentam a elevada e persistente volatilidade da Bitcoin nos seus primeiros anos, enquanto Bariviera et al. (2017) mostram, através de uma análise em janelas móveis, que a volatilidade tende a diminuir gradualmente ao longo do tempo, sugerindo que os períodos mais recentes apresentam um comportamento relativamente mais estável. A exclusão de 2025 deve-se ao facto de não existirem dados completos quando o trabalho foi estruturado.

No que respeita à periodicidade dos dados, optou-se por trabalhar com séries mensais em vez de diárias, uma vez que a frequência mensal permite atenuar o ruído de muito curto prazo associado às flutuações diárias dos preços, que permanecem relevantes no caso da Bitcoin mesmo após 2015, ainda que de forma menos pronunciada do que nos seus primeiros anos.

Este estudo baseia-se em dados mensais relativos à Bitcoin, ao MSCI World Index (*proxy* do mercado acionista global), ao iShares 7–10 Year Treasury Bond ETF (*proxy* do mercado obrigacionista) e ao ouro, medido pelo preço spot por onça *troy* em dólares norte-americanos (*benchmark* tradicional de ativo refúgio, conforme discutido por parte de Baur & Lucey (2010)). As séries foram obtidas a partir do Yahoo Finance, utilizando a série Adjusted Close de cada ativo.

Em seguida, as séries de preços foram transformadas em retornos logarítmicos mensais, prática amplamente adotada na literatura financeira (Campbell et al., 1997; Tsay, 2010), uma vez que os preços dos ativos acumulam informação passada sob a forma de tendências estocásticas, isto é, choques ocorridos num dado período afetam de forma permanente o nível da série. Este comportamento dificulta a distinção entre movimentos persistentes e variações efetivas ao longo do tempo. Ao remover as tendências estocásticas típicas das séries em níveis, a utilização de retornos permite isolar as variações de período para período, reduzindo a influência de tendências de longo prazo e exibindo propriedades estatísticas mais estáveis (Enders, 2014). A Figura 3.1 descreve a evolução dos retornos associados a cada uma das variáveis em estudo ao longo da nossa amostra.

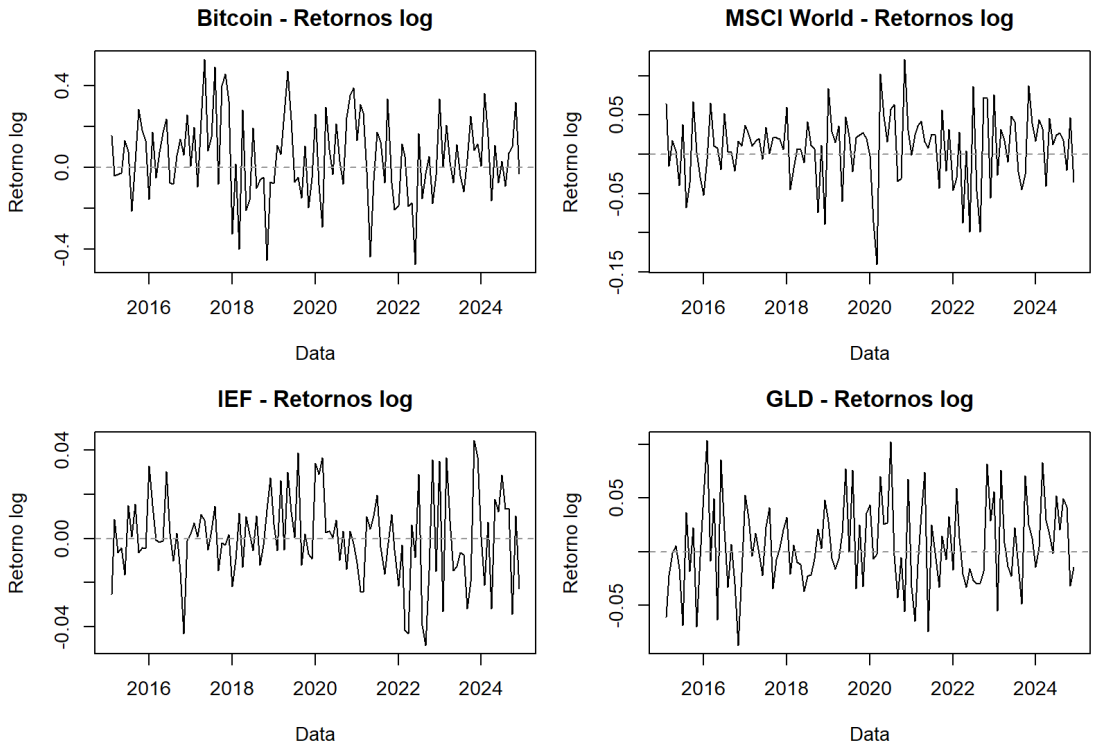


Figura 3.1– Evolução dos Retornos Logarítmicos das Variáveis em Estudo (2015–2024)

Como é possível observar, os retornos das quatro séries oscilam em torno de zero, não apresentando tendência persistente ao longo do período analisado. Verificam-se, contudo, diferenças na amplitude das variações, sendo a Bitcoin o ativo mais volátil. O MSCI World e o ouro apresentam níveis intermédios de variabilidade, enquanto as obrigações (IEF) exibem oscilações mais reduzidas. Observam-se ainda períodos de maior concentração de volatilidade

ao longo da amostra, evidenciando padrões de variabilidade não constantes, característicos de séries financeiras.

Adicionalmente foram calculadas estatísticas descritivas para os retornos das variáveis em estudo, incluindo a média, o desvio-padrão, os valores mínimo e máximo, bem como medidas de assimetria (*skewness*) e *curtose* (kurtosis), as quais estão presentes no quadro 3.1.

Quadro 3.1 – Estatísticas descritivas dos retornos logarítmicos mensais

Serie	count	mean	median	sd	min	max	Skewness	Kurtosis
Bitcoin/USD	119	0,050949	0,052878	0,199522	-0,47431	0,528442	-0,07036	0,112727
Gold (GLD)	119	0,005661	-0,00124	0,039748	-0,08726	0,103732	0,250828	-0,18104
MSCI World TR	119	0,00826	0,015788	0,044707	-0,14037	0,120992	-0,51629	0,717133
iShares 7-10 Year Treasury ETF	119	0,000182	0,000419	0,019119	-0,0485	0,044473	-0,0401	0,12502

Os resultados apresentados no quadro 3.1 evidenciam diferenças marcadas entre a Bitcoin e os ativos financeiros tradicionais. Em termos de retornos logarítmicos mensais, a Bitcoin apresenta um retorno médio substancialmente mais elevado, acompanhado por um desvio-padrão significativamente superior, refletindo um perfil de risco muito mais acentuado. Em contraste, o mercado acionista global e o ouro exibem retornos médios mais moderados e níveis de volatilidade consideravelmente inferiores, apresentando comportamentos relativamente semelhantes entre si. Por sua vez, o mercado obrigacionista destaca-se pelos menores níveis de volatilidade e pelos retornos médios mais reduzidos ao longo do período analisado. Para além destas diferenças em termos de retornos médios e volatilidade, as estatísticas descritivas evidenciam igualmente assimetrias nas distribuições dos retornos, enquanto a curtose sugere apenas desvios moderados face à normalidade, mais pronunciados no caso do mercado acionista global.

A associação contemporânea entre as variáveis foi analisada através da matriz de correlação de Pearson dos retornos, descrita no quadro 3.2. Os resultados indicam que a Bitcoin apresenta correlações relativamente reduzidas com os ativos financeiros tradicionais, em particular com o ouro e o mercado obrigacionista, e apenas uma correlação moderada com o mercado acionista global. Entre os ativos tradicionais, observa-se uma correlação moderada entre o ouro e as obrigações, enquanto as restantes correlações assumem valores baixos. De um modo geral, as correlações observadas não atingem níveis suficientemente elevados para suscitar preocupações relevantes de multicolinearidade tipicamente associadas a coeficientes de correlação superiores a 0,8 ou 0,9 na literatura econométrica (Gujarati & Porter, 2009; Wooldridge, 2016). Estes resultados sugerem que as variáveis selecionadas correspondem a diferentes classes de ativos e

apresentam perfis de risco distintos, não refletindo o mesmo padrão de comportamento nos mercados financeiros.

A reduzida correlação observada entre a Bitcoin e os ativos financeiros tradicionais é também consistente com a literatura que destaca o potencial desta criptomoeda como instrumento de diversificação em carteiras de investimento (por exemplo, Baur et al., 2018; Corbet et al., 2018).

Quadro 3.2 - Matriz de correlação de Pearson dos retornos logarítmicos mensais

Variável	Bitcoin/USD	Gold (GLD)	MSCI World TR	iShares 7-10 Year Treasury ETF
Bitcoin/USD	1	0,095031435	0,346522025	0,073093826
Gold (GLD)	0,095031	1	0,110922419	0,419405097
MSCI World TR	0,346522	0,110922419	1	0,155850911
iShares 7-10 Year Treasury ETF	0,073094	0,419405097	0,155850911	1

A estacionaridade das séries foi avaliada através de três testes de raiz unitária complementares: o teste augmented Dickey-Fuller (ADF) (Dickey & Fuller, 1979), o teste KPSS (Kwiatkowski et al., 1992) e o teste Phillips–Perron (PP) (Phillips & Perron, 1988). Enquanto os testes ADF e PP assumem como hipótese nula (H0) a existência de raiz unitária, o teste KPSS considera como hipótese nula (H0) a estacionaridade da série.

No teste ADF, o número de desfasagens foi selecionado automaticamente com base no critério de Informação Bayesiano (BIC), com o objetivo de eliminar possíveis problemas de autocorrelação entre os resíduos evitando a inclusão de desfasagens desnecessárias. Nos testes PP e KPSS foi utilizada a opção de seleção automática de desfasagens disponível no pacote urca do software estatístico R. Sempre que foi possível, os testes foram estimados sob diferentes especificações determinísticas (sem constante, com constante e com constante e tendência). No entanto, importa referir que nos casos dos testes PP e KPSS, o software utilizado apenas permite as especificações com constante e com constante e tendência.

As decisões estatísticas foram tomadas com base na comparação entre a estatística do teste e os respetivos valores críticos. Seguindo a convenção metodológica adotada em obras de referência como Gujarati & Porter (2009) e Enders (2014), utilizou-se o nível de significância de 5 %. No caso dos testes ADF e PP, a hipótese nula (H0) de presença de raiz unitária é rejeitada quando a estatística do teste é inferior ao valor crítico correspondente. Por sua vez, no teste KPSS, cuja hipótese nula (H0) é de estacionaridade, rejeita-se a hipótese nula (H0) quando a estatística do teste é superior ao valor crítico. Os resultados detalhados dos três testes de estacionariedade encontram-se apresentados nos quadros 3.3, 3.4 e 3.5.

Quadro 3.3 - Teste Augmented Dickey-Fuller aplicado aos retornos logarítmicos

Série	Especificação	stat	cv_1pct	cv_5pct	cv_10pct	lags	decisao_5pct
Bitcoin	Sem constante/tendência	-6,34	-2,58	-1,95	-1,62	1	Rejeita H0
Bitcoin	Constante	-6,80	-3,46	-2,88	-2,57	1	Rejeita H0
Bitcoin	Constante + tendência	-6,83	-3,99	-3,43	-3,13	1	Rejeita H0
MSCI World	Sem constante/tendência	-8,60	-2,58	-1,95	-1,62	1	Rejeita H0
MSCI World	Constante	-9,10	-3,46	-2,88	-2,57	1	Rejeita H0
MSCI World	Constante + tendência	-9,11	-3,99	-3,43	-3,13	1	Rejeita H0
Obrigações (IEF)	Sem constante/tendência	-6,89	-2,58	-1,95	-1,62	1	Rejeita H0
Obrigações (IEF)	Constante	-6,87	-3,46	-2,88	-2,57	1	Rejeita H0
Obrigações (IEF)	Constante + tendência	-6,89	-3,99	-3,43	-3,13	1	Rejeita H0
Ouro (GLD)	Sem constante/tendência	-7,44	-2,58	-1,95	-1,62	1	Rejeita H0
Ouro (GLD)	Constante	-7,71	-3,46	-2,88	-2,57	1	Rejeita H0
Ouro (GLD)	Constante + tendência	-7,77	-3,99	-3,43	-3,13	1	Rejeita H0

Quadro 3.4 - Teste Phillips-Perron (PP) aplicado aos retornos logarítmicos

Série	Especificação	stat	cv_1pct	cv_5pct	cv_10pct	decisao_5pct
Bitcoin	Constante	-9,57	-3,49	-2,89	-2,58	Rejeita H0
Bitcoin	Constante + tendência	-9,56	-4,04	-3,45	-3,15	Rejeita H0
MSCI World	Constante	-12,81	-3,49	-2,89	-2,58	Rejeita H0
MSCI World	Constante + tendência	-12,83	-4,04	-3,45	-3,15	Rejeita H0
Obrigações (IEF)	Constante	-10,06	-3,49	-2,89	-2,58	Rejeita H0
Obrigações (IEF)	Constante + tendência	-10,07	-4,04	-3,45	-3,15	Rejeita H0
Ouro (GLD)	Constante	-11,30	-3,49	-2,89	-2,58	Rejeita H0
Ouro (GLD)	Constante + tendência	-11,38	-4,04	-3,45	-3,15	Rejeita H0

Quadro 3.5 - Teste KPSS aplicado aos retornos logarítmicos

Série	Especificação	stat	cv_1pct	cv_5pct	cv_10pct	decisao_5pct
Bitcoin	Constante (mu)	0,116	0,347	0,463	0,574	Não rejeita H0
Bitcoin	Constante + tendência (tau)	0,0505	0,119	0,146	0,176	Não rejeita H0
MSCI World	Constante (mu)	0,0582	0,347	0,463	0,574	Não rejeita H0
MSCI World	Constante + tendência (tau)	0,0408	0,119	0,146	0,176	Não rejeita H0
Obrigações (IEF)	Constante (mu)	0,142	0,347	0,463	0,574	Não rejeita H0
Obrigações (IEF)	Constante + tendência (tau)	0,0873	0,119	0,146	0,176	Não rejeita H0
Ouro (GLD)	Constante (mu)	0,199	0,347	0,463	0,574	Não rejeita H0
Ouro (GLD)	Constante + tendência (tau)	0,052	0,119	0,146	0,176	Não rejeita H0

Como se pode observar nos quadros 3.3, 3.4 e 3.5, todas as séries de retornos logarítmicos apresentam resultados consistentes com a hipótese de estacionariedade aos níveis de significância tradicionais. Nos testes ADF (quadro 3.3) e PP (quadro 3.4), a hipótese nula de presença de raiz unitária é rejeitada, enquanto no teste KPSS (quadro 3.5) não se rejeita a hipótese nula de estacionariedade. Em conjunto, os três testes indicam que as séries de retornos logarítmicos apresentam um comportamento estacionário. Esta confirmação é um requisito essencial para a aplicação do modelo VAR na análise empírica que se segue.

4. Metodologia

Após a descrição dos dados e a análise preliminar das propriedades estatísticas das séries, procede-se agora à definição da metodologia econométrica utilizada para analisar as interações dinâmicas entre a Bitcoin e os ativos financeiros tradicionais.

Para esse efeito, recorre-se a um modelo de Vetores Autorregressivos (VAR), proposto por Sims (1980) e amplamente utilizado na análise de sistemas multivariados de séries temporais, uma vez que permite examinar a interdependência dinâmica entre variáveis económicas sem impor restrições estruturais a priori (Lütkepohl, 2005).

Este capítulo apresenta ainda os critérios de seleção do número de defasagens, os testes de causalidade de Granger e a análise dinâmica do sistema através das funções impulso-resposta e da decomposição da variância.

4.1 Modelo VAR

O modelo VAR parte do princípio de que todas as variáveis do sistema podem influenciar-se mutuamente ao longo do tempo. Em vez de distinguir entre variáveis dependentes e independentes, o modelo considera todas as variáveis como endógenas, permitindo captar a interdependência dinâmica entre elas (Sims, 1980; Lütkepohl, 2005).

No presente estudo, o vetor Yt é composto pelos retornos logarítmicos mensais da Bitcoin, do índice acionista global, do ouro e do índice obrigacionista. O modelo VAR de ordem *p* pode ser representado da seguinte forma:

$$Yt=c+A1Yt-1+A2Yt-2+\cdots+ApYt-p+\varepsilon t, \quad (1)$$

onde c representa o vetor de constantes que capta o valor médio das variáveis ao longo do tempo; Ai são matrizes de coeficientes associadas às desfasagens das variáveis do sistema indicando a forma como as variáveis se influenciam ao longo do tempo; Yt-1, Yt-2…,Yt-p representam o histórico do sistema até p períodos anteriores, assumindo-se que o comportamento das variáveis é condicionado pela sua evolução passada; e εt corresponde ao vetor de termos de erro, que traduz os choques inesperados ou a componente imprevisível dos retornos, assumidos com média nula e variância constante.

Cada variável é assim explicada pelos seus próprios valores passados e pelos valores das restantes variáveis incluídas no modelo. Esta abordagem permite analisar de que forma choques ocorridos num determinado ativo podem propagar-se para os restantes ao longo do tempo.

4.2 Seleção do Número de Desfasagens

A escolha do número adequado de desfasagens é um passo essencial na estimação do modelo VAR, uma vez que esta decisão influencia diretamente a qualidade do ajustamento e validade dos resultados (Lütkepohl, 2005). Um número insuficiente de desfasagens (underfitting), pode deixar autocorrelação nos resíduos e como tal os estimadores tornam-se ineficientes e as inferências estatísticas são inválidas, enquanto um número excessivo pode tornar o modelo desnecessariamente complexo o que resulta em estimativas imprecisas e piora a capacidade de previsão do modelo.

O número de desfasagens será definido com base no Critério de Informação Bayesiano (BIC), amplamente utilizado na seleção de modelos VAR por privilegiar especificações mais parcimoniosas (Lütkepohl, 2005). Esta opção é também consistente com o critério adotado nos testes de estacionariedade. Posteriormente, será verificada a estabilidade do modelo, confirmando se todas as raízes se encontram dentro do círculo unitário, condição necessária para que o modelo apresente um comportamento dinâmico adequado ao longo do tempo.

4.3 Diagnóstico do modelo VAR

Após a seleção do número de desfasagens e estimação do modelo VAR, é necessário verificar se este cumpre os pressupostos que garantem a validade dos resultados obtidos. Para esse efeito, serão realizados testes de diagnóstico aos resíduos do modelo.

Em primeiro lugar, será avaliada a estabilidade do modelo VAR através da análise das raízes do polinómio característico. O modelo é considerado estável quando todas as raízes se encontram dentro do círculo unitário, garantindo que os efeitos dos choques não aumentam ao longo do tempo e que o sistema permanece estável (Lütkepohl, 2005).

Em seguida, será aplicado o teste de autocorrelação de Ljung-Box, com o objetivo de avaliar se os resíduos se comportam como ruído branco. A ausência de autocorrelação indica que o número de desfasagens selecionado é apropriado (Ljung & Box, 1978).

Posteriormente, será realizado um teste de heterocedasticidade do tipo ARCH, com o objetivo de verificar a existência de dependência temporal na variância dos resíduos. A ausência

de efeitos ARCH constitui uma condição desejável para a validade da inferência estatística no modelo (Engle, 1982).

Por fim, será realizado um teste de normalidade dos resíduos, permitindo avaliar se estes seguem aproximadamente uma distribuição normal, condição relevante para a validade da inferência estatística (Lütkepohl, 2005).

4.4 Causalidade de Granger

Para completar a análise dinâmica do modelo VAR, serão realizados testes de causalidade de Granger, com o objetivo de avaliar a existência de relações de precedência temporal entre as variáveis (Granger, 1969).

A causalidade de Granger não implica causalidade no sentido estrito, mas indica se o conhecimento de valores passados de uma variável ajuda a prever o comportamento futuro de outra, para além da informação já contida nos seus próprios valores passados.

Assim, será testado se os retornos da Bitcoin ajudam a prever os retornos dos ativos financeiros tradicionais e vice-versa, permitindo assim identificar possíveis relações de influência dinâmica entre os mercados analisados.

4.5 Funções Impulso-Resposta (IRF)

Após avaliar a existência de relações de precedência temporal através dos testes de causalidade de Granger, procede-se à análise da forma como esses efeitos se propagam ao longo do tempo através das funções impulso-resposta (Impulse Response Functions – IRF), amplamente utilizadas na análise de modelos VAR (Lütkepohl, 2005).

As funções impulso-resposta permitem observar como é que cada variável do sistema reage a um choque inesperado numa das variáveis incluídas no modelo, ou seja, neste estudo mostram como uma variação inesperada no retorno de um ativo, como a Bitcoin, pode influenciar os retornos dos restantes mercados nos períodos seguintes.

Esta análise possibilita avaliar o sentido, a intensidade e a duração dos efeitos gerados por esses choques, permitindo compreender melhor os mecanismos de transmissão entre os diferentes ativos financeiros.

Neste estudo serão utilizadas funções impulso-resposta generalizadas, que não dependem da ordem em que as variáveis são incluídas no modelo. Esta abordagem evita assumir que um mercado reage antes dos outros, permitindo uma análise mais equilibrada das relações entre os ativos (Pesaran & Shin, 1998).

4.6 Decomposição da Variância dos Erros de Previsão

Após analisar a forma como os choques se propagam ao longo do tempo através das funções impulso-resposta, importa avaliar a importância relativa desses efeitos no sistema. Para esse efeito, será utilizada a decomposição da variância dos erros de previsão (Forecast Error Variance Decomposition – FEVD) (Lütkepohl, 2005).

A decomposição da variância permite identificar que percentagem da variação futura de cada variável é explicada por choques próprios e que percentagem é explicada por choques nas restantes variáveis do modelo.

Esta análise fornece informação adicional sobre o grau de interdependência entre os mercados, permitindo perceber quais os ativos que exercem maior influência no sistema e quais os que são mais sensíveis a choques externos.

5. Análise dos Resultados

Este capítulo apresenta os resultados empíricos obtidos com base na metodologia econométrica descrita no capítulo anterior, nomeadamente através da estimação de um modelo de Vetores Autorregressivos (VAR) aplicado aos retornos da Bitcoin e dos ativos financeiros tradicionais considerados. A análise inicia-se com a seleção do número de desfasagens mais adequado, seguindo-se a estimação do modelo, os testes de diagnóstico e a avaliação das interações dinâmicas através dos testes de causalidade de Granger, das funções impulso-resposta e da decomposição da variância dos erros de previsão.

5.1 Seleção do número de desfasagens

A determinação do número ótimo de desfasagens do modelo VAR foi realizada de acordo com a metodologia previamente definida, com base no Critério de Informação Bayesiano (BIC), o qual privilegia modelos mais simples e reduz o risco de incluir parâmetros desnecessários. Para o processo de seleção foi considerado um número máximo de 12 desfasagens, correspondente a um ano de informação no contexto de dados mensais. Os resultados obtidos indicam que o número ótimo de desfasagens corresponde a um período, uma vez que é neste ponto que o critério apresenta o valor mínimo, pelo que foi estimado um modelo VAR com uma desfasagem.

Os valores dos critérios de informação para diferentes números de desfasagens encontram-se apresentados no quadro 5.1. Importa referir que a função VARselect do software R calcula automaticamente vários critérios estatísticos, nomeadamente Akaike (AIC), Hannan-Quinn (HQ), Schwarz ou Bayesiano (BIC/SC) e o erro de previsão final (FPE), razão pela qual estes são apresentados em conjunto. No entanto, em conformidade com a metodologia definida, a decisão baseou-se exclusivamente no BIC (BIC/SC). Observa-se ainda que os restantes critérios apontam igualmente para a escolha de uma desfasagem, reforçando a consistência da especificação adotada.

Quadro 5.1 - Critérios de Informação para Seleção do Número de Desfasagens

P	AIC(n)	HQ(n)	BIC/SC(n)	FPE(n)
1	-23,967	-23,764	-23,467	3.90E-11
2	-23,838	-23,474	-22,939	4,44E-11
3	-23,804	-23,278	-22,505	4,61E-11
4	-23,630	-22,941	-21,931	5,53E-11
5	-23,451	-22,600	-21,352	6,68E-11
6	-23,275	-22,262	-20,777	8,08E-11
7	-23,184	-22,009	-20,286	9,03E-11
8	-23,107	-21,771	-19,810	1E-10
9	-22,992	-21,493	-19,295	1,17E-10
10	-22,944	-21,283	-18,848	1,28E-10
11	-22,818	-20,995	-18,321	1,54E-10
12	-22,962	-20,977	-18,066	1,43E-10

5.2 – Diagnóstico do modelo VAR

Após a estimação do modelo VAR(1), procedeu-se à verificação da estabilidade do sistema através da análise das raízes características. Para que um VAR seja considerado estável, é necessário que todos os módulos das raízes sejam inferiores à unidade, ou seja, que se encontrem dentro do círculo unitário (Lütkepohl, 2005). Os resultados obtidos (quadro 5.2) mostram que esta condição é satisfeita, indicando que o sistema é estável e que os efeitos dos choques ao longo do tempo são transitórios. Esta verificação é fundamental para garantir a validade das análises dinâmicas realizadas posteriormente, nomeadamente as funções impulso-resposta e a decomposição da variância dos erros de previsão.

Quadro 5.2 - Módulos das raízes do modelo VAR[1]

Raíz	Módulo
1	0,2435
2	0,2327
3	0,1249
4	0,1249

[1] O número de raízes corresponde ao número de varáveis incluídas no modelo VAR multiplicado pelo número de desfasagens consideradas. No presente caso, considerando quatro variáveis e e uma desfasagem, obtêm-se quatro raízes.

Em seguida foram realizados testes de diagnóstico adicionais com o objetivo de avaliar se o modelo se encontra bem ajustado aos dados. Em particular, analisou-se a presença de autocorrelação, heterocedasticidade e normalidade dos resíduos, aspetos essenciais para garantir a validade dos resultados obtidos. Os resultados encontram-se resumidos no quadro 5.3.

Quadro 5.3 - Testes de diagnóstico do modelo VAR

Teste	**Estatística**	**p-value**	**Conclusão**
Autocorrelação (Portmanteau)	249	0.331	Sem autocorrelação
ARCH multivariado	1060	0.999	Sem heterocedasticidade
Normalidade (Jarque-Bera)	10.726	0.218	Normalidade não rejeitada

Em primeiro lugar, foi aplicado o teste de autocorrelação dos resíduos (Portmanteau test), obtendo-se um p-value de 0.331, não se rejeitando a hipótese de ausência de autocorrelação. Este resultado sugere que o modelo consegue captar de forma adequada a dinâmica temporal das variáveis consideradas.

Relativamente à heterocedasticidade, o teste ARCH multivariado apresentou um p-value de 0.999, não evidenciando a presença de efeitos ARCH nos resíduos, o que indica que a variabilidade dos erros se mantém relativamente estável ao longo do tempo.

Por fim, o teste de normalidade Jarque-Bera multivariado apresentou um p-value de 0.218, não se rejeitando a hipótese de normalidade, sugerindo que a distribuição dos resíduos é compatível com uma distribuição normal multivariada.

Adicionalmente, a análise gráfica dos resíduos para cada variável (Figura 5.1) mostra que estes oscilam em torno de zero e não apresentam padrões sistemáticos evidentes, o que é consistente com os resultados dos testes estatísticos realizados.

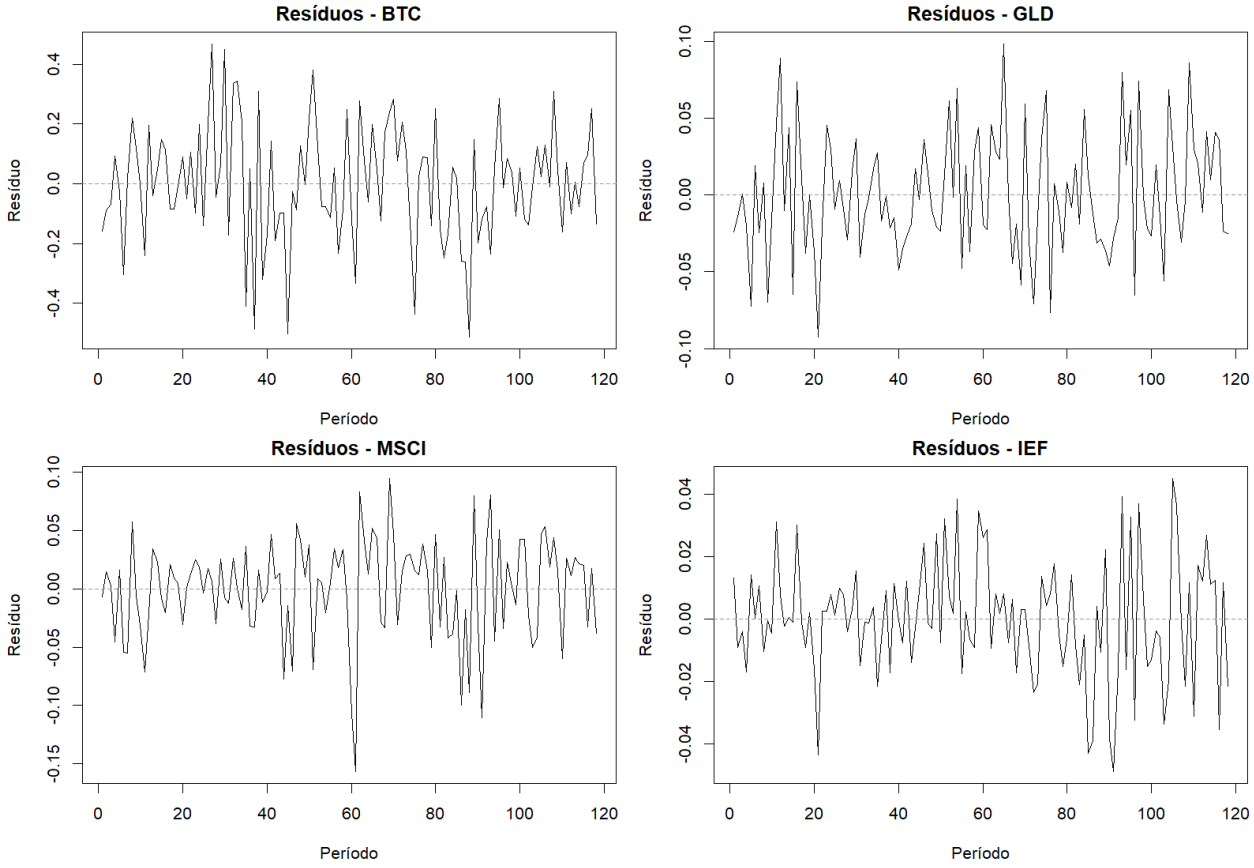


Figura 5.1 - Evolução temporal dos resíduos do modelo VAR(1)

De forma global, os testes de diagnóstico indicam que o modelo VAR apresenta propriedades estatísticas adequadas, validando a sua utilização nas análises seguintes, nomeadamente os testes de causalidade de Granger, as funções impulso-resposta e a decomposição da variância dos erros de previsão.

5.3 Estimação do modelo VAR

Após a definição da estrutura do modelo e verificação das condições de estabilidade, procedeu-se à estimação do modelo VAR(1), considerando como variáveis endógenas os retornos da Bitcoin (BTC), do ouro (GLD), do índice acionista global (MSCI) e das obrigações do tesouro norte-americano (IEF). Os resultados das estimativas encontram-se apresentados no quadro 5.4.

De forma geral, observa-se que a maioria dos coeficientes estimados não apresenta significância estatística elevada, o que é comum em análises baseadas em retornos financeiros, caracterizados por elevada volatilidade e reduzida previsibilidade no curto prazo (Campbell, Lo

& MacKinlay, 1997). Ainda assim, é possível identificar algumas relações com relevância económica.

Na equação correspondente ao MSCI, verifica-se que o retorno do Bitcoin com uma desfasagem apresenta um coeficiente positivo e estatisticamente significativo, sugerindo que variações passadas no mercado de criptomoedas podem influenciar, ainda que de forma moderada, o comportamento do mercado acionista global. Adicionalmente, o próprio MSCI desfasado apresenta significância estatística, indicando que os retornos passados do índice influenciam o seu comportamento no período seguinte.

Relativamente à equação da Bitcoin, observa-se evidência marginal de persistência dos seus próprios retornos, embora com menor nível de significância estatística. Nas equações do ouro (GLD) e das obrigações (IEF), não se identificam relações estatisticamente significativas relevantes entre as variáveis consideradas, sugerindo uma menor interdependência dinâmica de curto prazo entre estes ativos e os restantes mercados analisados.

De forma global, os resultados indicam uma interação dinâmica limitada entre os ativos financeiros considerados, reforçando a importância das análises subsequentes, nomeadamente os testes de causalidade de Granger, as funções impulso-resposta e a decomposição da variância dos erros de previsão, para uma melhor compreensão dos mecanismos de transmissão de choques entre os mercados.

Quadro 5.4 - Resultados da estimação do modelo VAR(1)

Variável dependente	Variável explicativa (t-1)	Coeficiente	Desvio-Padrão	**p-value**
BTC	BTC	0.169	0.097	0.086
	GLD	-0.739	0.506	0.147
	MSCI	-0.311	0.439	0.481
	IEF	-0.726	1.061	0.495
	Constante	0.049	0.019	0.012*
GLD	BTC	-0.003	0.020	0.871
	GLD	-0.096	0.102	0.346
	MSCI	-0.030	0.088	0.735
	IEF	0.330	0.213	0.124
	Constante	0.007	0.004	0.067

MSCI	BTC	0.045	0.021	0.037*
	GLD	0.178	0.111	0.112
	MSCI	-0.232	0.096	0.018*
	IEF	-0.178	0.233	0.447
	Constante	0.006	0.004	0.124
IEF	BTC	-0.004	0.009	0.704
	GLD	-0.003	0.049	0.953
	MSCI	-0.048	0.043	0.264
	IEF	0.089	0.103	0.387
	Constante	0.001	0.002	0.598

5.4 Causalidade de Granger

Com o objetivo de analisar as relações de precedência temporal entre os ativos financeiros considerados, foram realizados testes de causalidade de Granger. Estes testes permitem avaliar se os valores passados de uma determinada variável contêm informação relevante para prever o comportamento das restantes variáveis do sistema, para além da informação já incorporada no próprio modelo. Os resultados encontram-se apresentados no quadro 5.5.

Quadro 5.5 - Resultados dos testes de causalidade de Granger entre as variáveis do modelo VAR

Variável que causa	Estatística F	p-value
BTC	1,693	0,168
GLD	2,433	0,064
MSCI	0,551	0,648
IEF	1,246	0,292

Neste caso, os testes foram realizados considerando a influência de cada variável sobre o sistema multivariado como um todo, isto é, avaliando se a inclusão dos valores passados de uma variável melhora a capacidade explicativa global do modelo VAR. Assim, cada linha da tabela corresponde ao teste de causalidade de uma variável específica sobre o conjunto das restantes variáveis.

De forma geral, os resultados indicam que não existe evidência estatisticamente significativa de causalidade de Granger entre os ativos analisados, uma vez que os p-values obtidos são superiores aos níveis de significância usuais. Observa-se apenas uma evidência

marginal no caso do ouro (GLD), cujo p-value se encontra próximo do nível de 10%, sugerindo uma possível influência fraca no curto prazo.

Estes resultados sugerem que as interações dinâmicas entre os mercados considerados são limitadas no curto prazo, sendo consistentes com a natureza dos mercados financeiros, caracterizados por elevada volatilidade e rápida incorporação de informação nos preços (Fama, 1970; Campbell et al., 1997). Desta forma, a ausência de relações fortes de causalidade não invalida a análise, mas reforça a importância das abordagens dinâmicas subsequentes, nomeadamente as funções impulso-resposta e a decomposição da variância dos erros de previsão, que permitem uma análise mais completa dos mecanismos de transmissão de choques entre os ativos.

5.5 Funções Impulso-Resposta (IRF)

As funções impulso-resposta (Impulse Response Functions — IRF) permitem analisar a forma como um choque inesperado numa determinada variável afeta a evolução das restantes variáveis do sistema ao longo do tempo. No contexto deste estudo, esta análise é particularmente relevante para compreender a dinâmica de transmissão de choques entre a Bitcoin e os ativos financeiros tradicionais considerados, nomeadamente o ouro (GLD), o mercado acionista global (MSCI) e as obrigações do Tesouro norte-americano (IEF).

As funções impulso-resposta foram estimadas com base no modelo VAR(1) previamente validado, considerando um horizonte temporal de doze períodos. Os intervalos de confiança foram obtidos através de bootstrap com 500 repetições, ao nível de confiança de 95%, procedimento amplamente utilizado na literatura para obter intervalos de confiança robustos em modelos VAR, permitindo capturar a incerteza associada às estimativas das funções impulso-resposta (Lütkepohl, 2005). De forma geral, os resultados evidenciam que os efeitos dos choques tendem a ser de curta duração, dissipando-se rapidamente ao longo do tempo. Este comportamento sugere que as interações dinâmicas entre a Bitcoin e os ativos financeiros tradicionais apresentam baixa persistência, indicando uma transmissão de choques relativamente limitada entre os mercados analisados.

Em primeiro lugar, analisando o impacto de um choque na própria Bitcoin, observa-se uma resposta inicial positiva relativamente elevada, que diminui rapidamente e converge para zero após poucos períodos (Figura 5.2). Este comportamento indica que choques específicos deste ativo têm natureza predominantemente transitória, não gerando efeitos persistentes ao longo do tempo. Importa ainda referir que os intervalos de confiança passam a incluir o zero após os primeiros períodos, sugerindo ausência de efeitos estatisticamente significativos no horizonte temporal mais alargado.

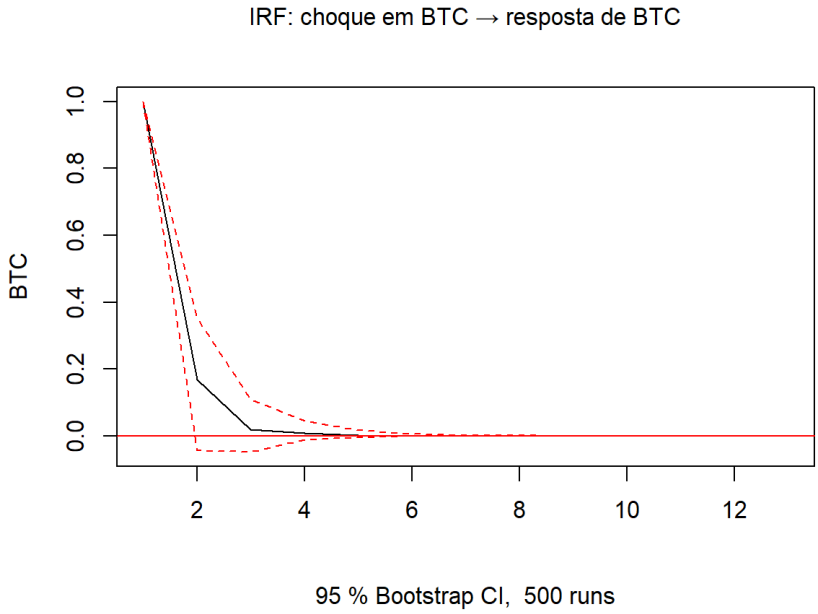


Figura 5.2 - Função Impulso-Resposta: Choque na Bitcoin e resposta da Bitcoin

Relativamente à transmissão para os mercados tradicionais, verifica-se que um choque na Bitcoin produz apenas efeitos reduzidos sobre o ouro, as obrigações e o mercado acionista global. No caso do ouro (Figura 5.3), a resposta apresenta pequena amplitude e intervalos de confiança que incluem o zero ao longo do horizonte considerado, não sendo estatisticamente significativa. De forma semelhante, a reação das obrigações (Figura 5.4) é igualmente limitada e sem significância estatística. Já no caso do mercado acionista global (Figura 5.5), observa-se uma resposta inicial moderada, que rapidamente se dissipa, sendo igualmente acompanhada por intervalos de confiança que incluem o zero, o que indica ausência de evidência estatística de transmissão persistente de choques entre os mercados.

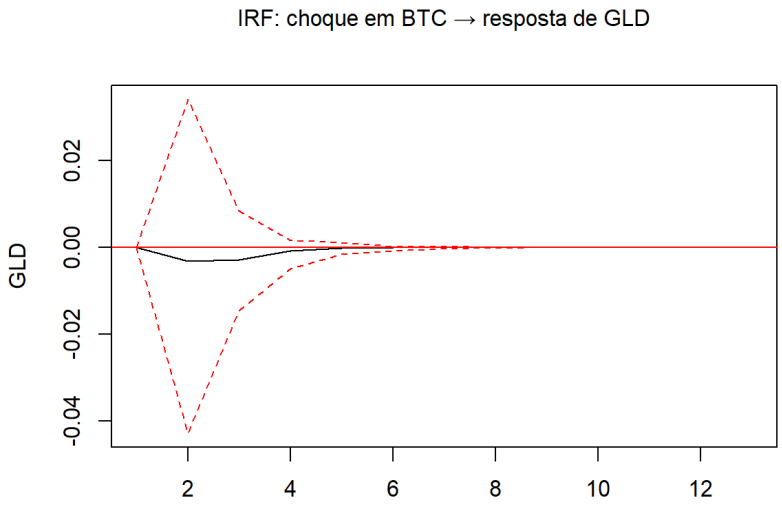


Figura 5.3 - Função Impulso-Resposta: Choque na Bitcoin e resposta do Ouro (GLD)

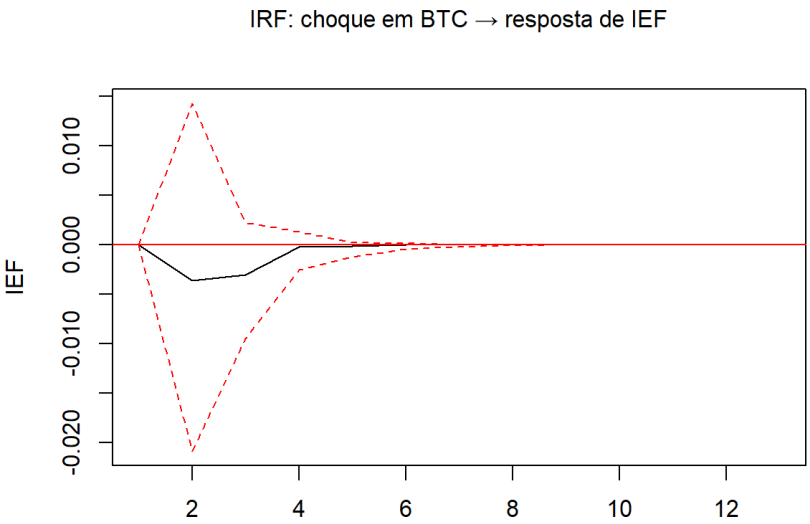


Figura 5.4 - Função Impulso-Resposta: Choque na Bitcoin e resposta das Obrigações (IEF)

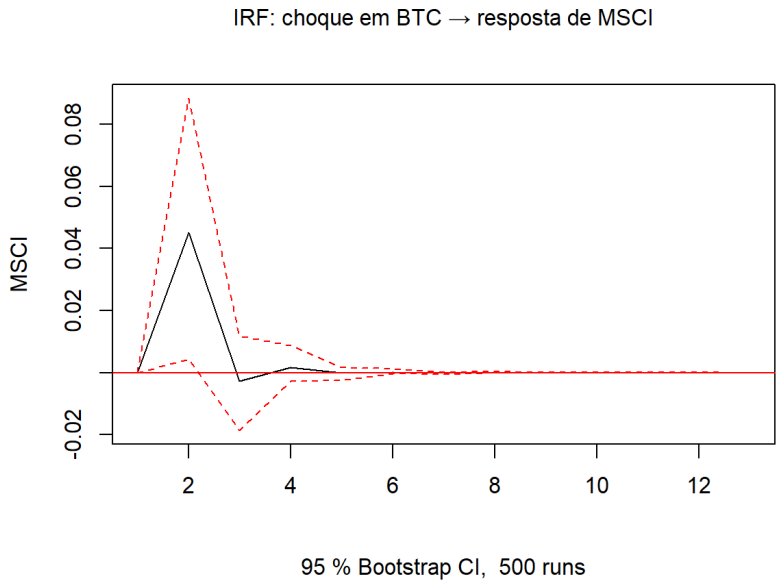


Figura 5.5 - Função Impulso-Resposta: Choque na Bitcoin e resposta do Mercado Acionista Global (MSCI World)

A análise inversa, considerando choques provenientes dos mercados tradicionais sobre a Bitcoin, conduz a conclusões semelhantes. Um choque no índice acionista global gera uma resposta inicial negativa na Bitcoin que desaparece rapidamente ao longo do horizonte temporal considerado (Figura 5.6). No entanto, os intervalos de confiança incluem o zero ao longo dos períodos analisados, indicando ausência de significância estatística dos efeitos estimados. Resultados semelhantes são observados para choques provenientes do ouro e das obrigações (Figuras 5.7 e 5.8), cujos impactos sobre a Bitcoin apresentam baixa magnitude e reduzida persistência, sendo igualmente acompanhados por intervalos de confiança que incluem o zero ao longo do horizonte temporal considerado.

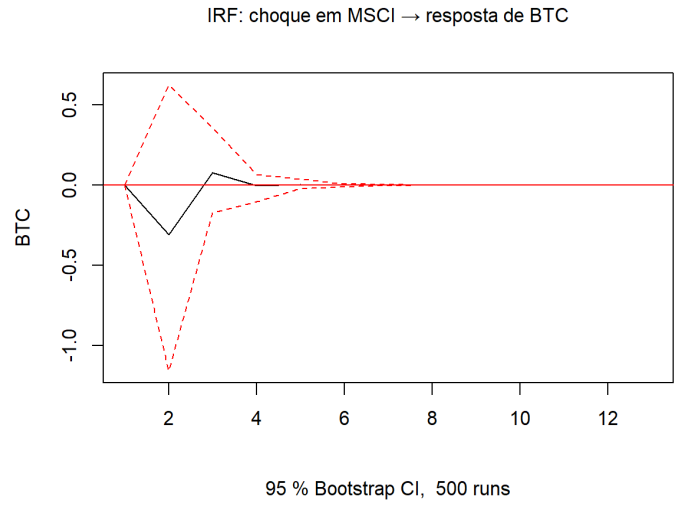


Figura 5.6 - Função Impulso-Resposta: Choque no Mercado Acionista Global (MSCI World) e resposta da Bitcoin

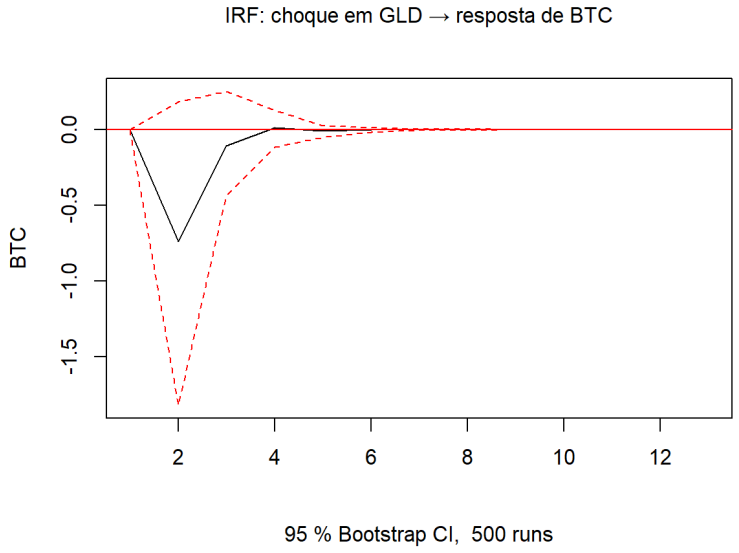


Figura 5.7 - Função Impulso-Resposta: Choque no Ouro (GLD) e resposta da Bitcoin

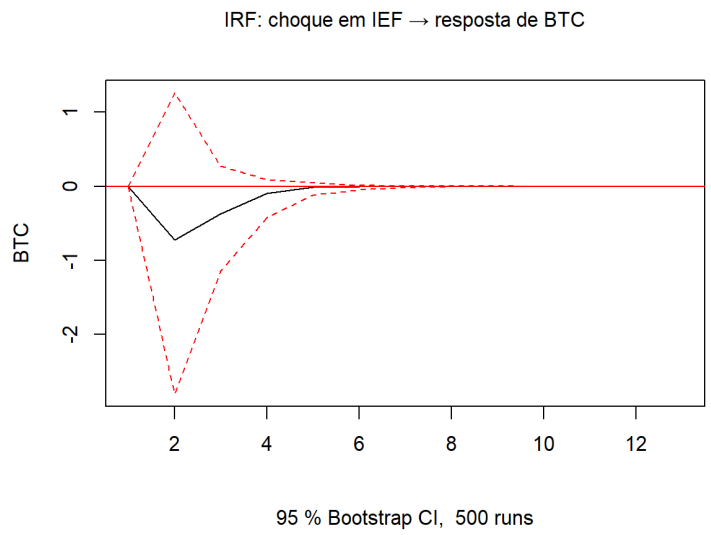


Figura 5.8 - Função Impulso-Resposta: Choque nas Obrigações (IEF) e resposta da Bitcoin

De forma geral, os resultados das funções impulso-resposta indicam que as respostas dos ativos a choques provenientes dos restantes mercados apresentam baixa magnitude e curta duração. Contudo, importa salientar que, em todos os casos analisados, os intervalos de confiança incluem o zero ao longo do horizonte temporal considerado, não se observando evidência estatisticamente significativa de efeitos de transmissão de choques entre os mercados. Estes resultados são consistentes com a evidência obtida anteriormente através do modelo VAR e dos testes de causalidade de Granger, reforçando a evidência de que a Bitcoin tende a apresentar um comportamento relativamente independente face aos ativos financeiros tradicionais analisados.

Embora tenham sido estimadas todas as combinações possíveis das funções impulso-resposta, apresentam-se apenas as relações consideradas mais relevantes para os objetivos do estudo, em particular aquelas que permitem avaliar a interação entre a Bitcoin e os ativos financeiros tradicionais.

5.6 Decomposição da Variância dos Erros de Previsão

A decomposição da variância dos erros de previsão (Forecast Error Variance Decomposition — FEVD) permite avaliar em que medida a variabilidade de cada variável pode ser explicada por choques próprios ou por choques provenientes das restantes variáveis do sistema ao longo do tempo. Esta análise complementa as funções impulso-resposta, permitindo compreender a importância relativa das diferentes fontes de perturbação na dinâmica do modelo.

Os resultados obtidos para o modelo VAR(1), considerando um horizonte temporal de doze períodos, encontram-se apresentados no quadro 5.6, que sintetiza a contribuição média de cada variável, e representados graficamente na Figura 5.9. Observa-se que os resultados se mantêm relativamente estáveis ao longo dos diferentes horizontes de previsão, sendo apresentados, para efeitos ilustrativos, os valores correspondentes ao primeiro período (curto prazo) e ao horizonte final (longo prazo).

Quadro 5.6 - Resumo da decomposição da variância dos erros de previsão - Modelo Base (VAR(1))

Variável (resposta)	Horizonte	Choque BTC	Choque GLD	Choque MSCI	Choque IEF
BTC	1	100,00%	0,00%	0,00%	0,00%
BTC	12	95,75%	3,27%	0,48%	0,50%
GLD	1	1,29%	98,71%	0,00%	0,00%
GLD	12	1,34%	96,59%	0,02%	2,05%
MSCI	1	12,33%	1,30%	86,37%	0,00%
MSCI	12	12,98%	2,62%	83,88%	0,52%
IEF	1	0,90%	15,59%	1,03%	82,48%
IEF	12	1,38%	15,30%	1,87%	81,45%

No caso da Bitcoin, verifica-se que a maior parte da variância dos erros de previsão é explicada por choques na própria Bitcoin, tanto no curto como no longo prazo, sendo muito reduzida a influência proveniente dos ativos financeiros tradicionais. Este resultado sugere que a dinâmica da Bitcoin apresenta um elevado grau de autonomia relativamente aos restantes mercados analisados.

Relativamente ao ouro (GLD), observa-se igualmente que a maior parte da variância é explicada por choques próprios, embora exista uma pequena contribuição das restantes variáveis, nomeadamente da Bitcoin, do mercado acionista global e do mercado obrigacionista. Ainda assim, essa influência permanece reduzida ao longo do horizonte temporal considerado.

No caso do índice acionista global (MSCI) e das obrigações (IEF), os resultados seguem um padrão semelhante, verificando-se que os choques internos continuam a representar a principal fonte de variação. Observa-se, contudo, que a contribuição da Bitcoin na explicação da variabilidade do mercado acionista global é superior à verificada para os restantes ativos financeiros, sugerindo a existência de alguma ligação entre estes mercados. No caso das obrigações, destaca-se igualmente uma contribuição moderada do ouro, superior à das restantes variáveis externas, o que poderá refletir a presença de fatores comuns associados a ativos considerados mais defensivos. Ainda assim, a influência global permanece limitada, não se verificando relações dominantes entre os ativos considerados, o que reforça a evidência de interdependência dinâmica reduzida no sistema.

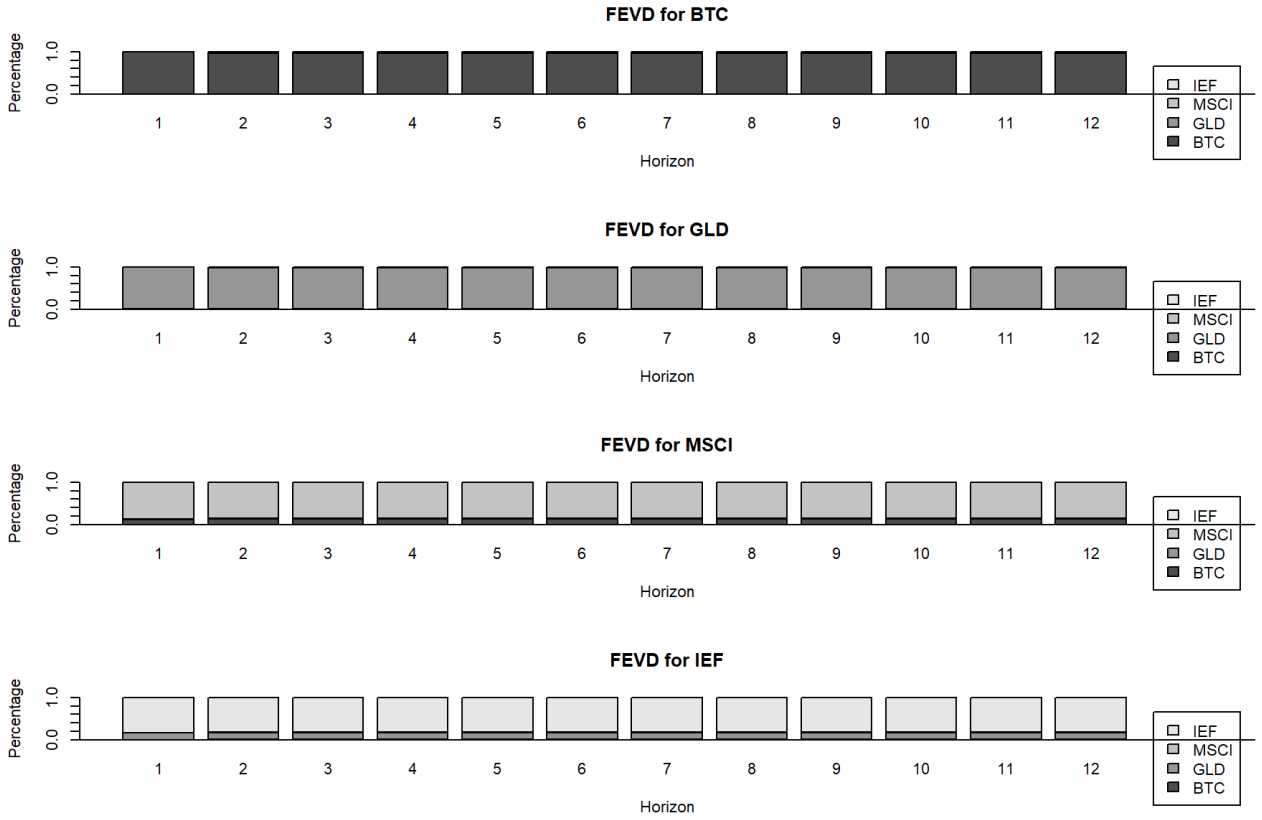


Figura 5.9 - Decomposição da variância dos erros de previsão para Bitcoin, ouro (GLD), índice acionista global (MSCI) e obrigações (IEF)

De forma global, os resultados da FEVD indicam que as interações entre a Bitcoin e os ativos financeiros tradicionais são relativamente reduzidas, sendo a maior parte da variabilidade explicada por fatores específicos de cada mercado. Estes resultados são consistentes com a evidência obtida anteriormente através do modelo VAR, dos testes de causalidade de Granger

e das funções impulso-resposta, reforçando a conclusão de que a Bitcoin apresenta um comportamento relativamente independente face aos ativos financeiros tradicionais analisados.

5.7 Síntese dos Resultados Empíricos

O presente capítulo teve como objetivo analisar empiricamente as relações dinâmicas entre a Bitcoin e os ativos financeiros tradicionais considerados, nomeadamente o ouro, o mercado acionista global e o mercado obrigacionista, com base num modelo VAR estimado com dados mensais.

Os resultados obtidos indicam que o modelo apresenta propriedades estatísticas adequadas, verificando-se a estabilidade do sistema e a ausência de problemas relevantes ao nível dos resíduos, nomeadamente autocorrelação, heterocedasticidade e desvios significativos da normalidade. Esta evidência confirma a validade da especificação adotada e permite a interpretação económica dos resultados obtidos.

A análise dos coeficientes estimados e dos testes de causalidade de Granger sugere que as interações entre a Bitcoin e os ativos financeiros tradicionais são relativamente limitadas, não se observando relações de causalidade fortes ou persistentes entre as variáveis. Estes resultados são reforçados pela análise das funções impulso-resposta, que mostram que os efeitos dos choques tendem a dissipar-se rapidamente ao longo do tempo, não se observando evidência estatisticamente significativa de transmissão persistente entre os mercados, indicando que as interdependências dinâmicas entre os mercados são, em geral, fracas e transitórias.

A decomposição da variância dos erros de previsão confirma esta evidência, revelando que a maior parte da variabilidade de cada ativo é explicada por choques próprios, sendo reduzida a contribuição das restantes variáveis do sistema. Destaca-se, contudo, uma influência moderada da Bitcoin na explicação da variabilidade do mercado acionista global, bem como uma contribuição relevante do ouro na explicação das obrigações, sugerindo a existência de algumas ligações específicas entre determinados mercados, ainda que sem caráter dominante.

De forma global, os resultados empíricos obtidos ao longo deste capítulo apontam para um grau relativamente reduzido de integração dinâmica entre a Bitcoin e os ativos financeiros tradicionais considerados, evidenciando um comportamento parcialmente independente desta criptomoeda face aos mercados financeiros tradicionais. Estes resultados constituem a base para as análises subsequentes, nomeadamente para os testes de robustez apresentados na secção seguinte, nos quais se avalia a sensibilidade das conclusões obtidas a diferentes especificações do modelo. Posteriormente, no Capítulo 6, proceder-se-á à sua comparação com a literatura

existente e à discussão das respetivas implicações económicas e financeiras, nomeadamente no contexto do papel potencial da Bitcoin como instrumento de diversificação em carteiras de investimento.

5.8 Testes de Robustez

Com o objetivo de avaliar a consistência dos resultados obtidos no modelo principal, procede-se nesta secção à realização de testes de robustez adicionais, considerando diferentes especificações do modelo VAR. Em particular, analisa-se, em primeiro lugar, uma versão do modelo com doze desfasagens temporais, permitindo verificar se as conclusões se mantêm quando se admite uma dinâmica mais prolongada entre as variáveis.

Adicionalmente, serão consideradas especificações alternativas para representar os mercados acionista e obrigacionista, possibilitando avaliar a sensibilidade dos resultados à escolha das proxies utilizadas. Desta forma, pretende-se reforçar a validade empírica das conclusões anteriormente obtidas relativamente às interações entre a Bitcoin e os ativos financeiros tradicionais.

5.8.1 Robustez face ao número de desfasagens: modelo VAR(12)

Como primeira análise de robustez, estimou-se um modelo VAR com doze desfasagens, com o objetivo de avaliar se os resultados obtidos no modelo base se mantêm quando se considera uma dinâmica temporal mais prolongada entre as variáveis. Importa referir que, nas restantes especificações em que o número de desfasagens foi determinado pelos critérios de informação, o critério BIC indicou consistentemente a escolha de um único desfasamento, o que reforça a adequação do modelo base utilizado na análise principal. Ainda assim, a estimação com doze desfasagens permite testar a sensibilidade dos resultados à inclusão de uma maior memória temporal no sistema.

O modelo estimado revelou-se estável e cumpriu os principais testes de diagnóstico, não se identificando problemas relevantes de especificação, o que permite considerar os resultados obtidos como fiáveis para efeitos de robustez.

Relativamente aos testes de causalidade de Granger, os resultados mantêm-se globalmente consistentes com os obtidos anteriormente, não se identificando relações estatisticamente significativas entre a Bitcoin e os restantes ativos para níveis de significância convencionais. Observa-se apenas evidência marginal no caso das obrigações para níveis de significância menos exigentes, não sendo, contudo, suficiente para alterar as conclusões gerais.

As funções impulso-resposta apresentam um comportamento semelhante ao observado no modelo base, verificando-se que os efeitos dos choques tendem a dissipar-se ao longo do tempo e que os intervalos de confiança incluem, na maioria dos casos, o valor zero, não sendo possível identificar respostas estatisticamente significativas entre os mercados. A principal diferença relativamente ao modelo VAR(1) consiste numa maior persistência temporal dos efeitos, o que é expectável dada a inclusão de um maior número de desfasagens. Ainda assim, essa maior persistência não altera a interpretação económica dos resultados.

No que respeita à decomposição da variância dos erros de previsão, verifica-se que os choques próprios continuam a representar a principal fonte de variação em todas as variáveis analisadas, embora com um peso relativo ligeiramente inferior ao observado no modelo base, refletindo uma maior interação dinâmica entre os mercados quando se considera uma estrutura temporal mais extensa. Apesar disso, não se identificam relações dominantes entre ativos, permanecendo limitada a influência cruzada entre mercados.

Quadro 5.7 - Resumo da Decomposição da Variância dos Erros de Previsão – Modelo VAR(12)

Variável (resposta)	Horizonte	Choque BTC	Choque GLD	Choque MSCI	Choque IEF
BTC	1	100.00%	0.00%	0.00%	0.00%
BTC	12	73.52%	8.17%	6.56%	11.75%
GLD	1	3.11%	96.89%	0.00%	0.00%
GLD	12	14.74%	66.91%	9.20%	9.14%
IEF	1	3.12%	15.93%	1.15%	79.80%
IEF	12	15.13%	15.49%	6.83%	62.55%
MSCI	1	12.26%	1.09%	86.65%	0.00%
MSCI	12	12.25%	9.58%	57.16%	21.01%

De forma global, os resultados obtidos com o modelo VAR(12) confirmam a robustez das conclusões anteriormente apresentadas, não se verificando alterações relevantes na dinâmica de interdependência entre a Bitcoin e os ativos financeiros tradicionais. Assim, mesmo considerando uma estrutura temporal mais prolongada, a Bitcoin continua a evidenciar um comportamento relativamente autónomo face aos restantes mercados, reforçando a consistência empírica dos resultados do modelo base. Os resultados econométricos detalhados deste modelo encontram-se apresentados no Anexo B.

5.8.2 Robustez face à substituição do índice acionista: inclusão do SPY

Como segunda análise de robustez, procedeu-se à substituição do índice acionista global utilizado no modelo base pelo ETF SPY, que replica o desempenho do mercado acionista norte-americano (S&P 500). O objetivo desta análise consiste em avaliar se os resultados obtidos

anteriormente se mantêm quando se considera uma proxy alternativa para o mercado acionista, permitindo assim testar a sensibilidade das conclusões à escolha do ativo representativo das ações.

Os critérios de seleção de desfasagens indicaram novamente a preferência por um modelo com uma estrutura temporal curta, sendo selecionado um número reduzido de lags, em linha com o modelo base. A análise das raízes características confirmou que o sistema é estável, uma vez que todas se encontram dentro do círculo unitário. Adicionalmente, os testes de diagnóstico não evidenciaram problemas relevantes de autocorrelação, heterocedasticidade ou normalidade dos resíduos, permitindo considerar o modelo estatisticamente adequado para análise.

Relativamente aos testes de causalidade de Granger, os resultados mantêm o padrão observado anteriormente, não sendo identificadas relações de causalidade estatisticamente significativas entre a Bitcoin e os restantes ativos financeiros considerados. Este resultado reforça a evidência de que a dinâmica da Bitcoin permanece relativamente independente dos mercados tradicionais, mesmo quando se utiliza uma proxy alternativa para o mercado acionista.

A análise das funções de resposta ao impulso (IRFs) confirma igualmente a robustez dos resultados. De forma geral, os choques apresentam efeitos de curta duração, dissipando-se rapidamente ao longo do tempo. Importa salientar que, embora possam surgir respostas pontuais nos primeiros períodos após os choques, os intervalos de confiança incluem sempre o valor zero, indicando ausência de efeitos estatisticamente significativos entre os ativos. Este comportamento é consistente com a ideia de que os mercados analisados apresentam uma interdependência limitada no horizonte temporal considerado.

Por sua vez, a decomposição da variância do erro de previsão (FEVD) mostra que os choques próprios continuam a ser a principal fonte de variação de cada variável ao longo do horizonte temporal. Apesar de se observar alguma contribuição cruzada entre os ativos — nomeadamente entre o mercado acionista e os restantes instrumentos financeiros — a dominância dos choques próprios permanece evidente, em particular no caso da Bitcoin. Estes resultados são coerentes com os obtidos no modelo base e reforçam a interpretação de que a Bitcoin apresenta uma dinâmica relativamente autónoma face aos ativos financeiros tradicionais.

Quadro 5.8 - Resumo da Decomposição da Variância dos Erros de Previsão – Modelo com SPY (VAR(1))

Variável (resposta)	Horizonte	Choque BTC	Choque GLD	Choque SPY	Choque IEF
BTC	1	100,00%	0,00%	0,00%	0,00%
BTC	12	95,16%	3,30%	1,07%	0,47%
GLD	1	1,23%	98,77%	0,00%	0,00%
GLD	12	1,27%	96,49%	0,13%	2,10%
IEF	1	0,87%	15,50%	0,67%	82,97%
IEF	12	1,34%	15,28%	1,20%	82,18%
SPY	1	13,14%	0,92%	85,94%	0,00%
SPY	12	13,59%	1,82%	84,22%	0,37%

Em termos globais, a substituição do índice acionista pelo SPY não altera de forma relevante as conclusões principais do estudo. A ausência de relações fortes de transmissão entre os mercados, bem como a predominância dos choques próprios, confirma a robustez dos resultados anteriormente obtidos e sustenta a evidência de que a Bitcoin pode apresentar potencial como instrumento de diversificação em carteiras de investimento. Os resultados econométricos detalhados deste modelo encontram-se apresentados no Anexo C.

5.8.3 Robustez face à proxy obrigacionista: modelo VAR com LQD

Como último exercício de robustez, estimou-se um modelo VAR substituindo o índice obrigacionista anteriormente utilizado por um índice representativo de obrigações corporativas (LQD), com o objetivo de avaliar se os resultados obtidos no modelo base se mantêm quando se considera uma proxy alternativa para o mercado obrigacionista.

Tal como nos modelos anteriores, os critérios de informação sugerem a utilização de uma defasagem, sendo o sistema considerado estável, uma vez que todas as raízes se encontram dentro do círculo unitário. Adicionalmente, os testes de diagnóstico não indicam problemas relevantes de autocorrelação, heterocedasticidade ou não normalidade dos resíduos, confirmando a adequação estatística do modelo estimado.

Relativamente aos testes de causalidade de Granger, os resultados continuam a evidenciar uma interdependência limitada entre as variáveis, não sendo identificadas relações estatisticamente significativas ao nível convencional de 5%. Este padrão é consistente com o observado no modelo base, sugerindo que a substituição da proxy obrigacionista não altera de forma relevante a direção das relações dinâmicas entre os mercados analisados.

As funções impulso-resposta apresentam igualmente um comportamento semelhante ao verificado anteriormente. De modo geral, as respostas das variáveis a choques externos

dissipam-se ao longo do tempo e os intervalos de confiança incluem o valor zero na maioria dos horizontes considerados, indicando ausência de efeitos estatisticamente significativos. Assim, também neste modelo não se observam evidências robustas de transmissão persistente de choques entre a Bitcoin e os ativos financeiros tradicionais.

No que respeita à decomposição da variância dos erros de previsão (FEVD), verifica-se que os choques próprios continuam a representar a principal fonte de variação de cada variável, tanto no curto como no longo prazo. Contudo, comparativamente ao modelo base, observa-se uma ligeira redução do peso dos choques internos em alguns ativos, acompanhada por um aumento moderado da contribuição proveniente das restantes variáveis, particularmente entre o mercado acionista e o mercado obrigacionista corporativo. Este resultado é economicamente plausível, dado que as obrigações corporativas tendem a apresentar maior ligação ao ciclo económico e ao comportamento dos mercados acionistas do que as obrigações soberanas consideradas no modelo base.

Quadro 5.9 - Resumo da Decomposição da Variância dos Erros de Previsão – Modelo com LQD (VAR(1))

Variável (resposta)	Horizonte	Choque BTC	Choque GLD	Choque MSCI	Choque LQD
BTC	1	100,00%	0,00%	0,00%	0,00%
BTC	12	96,02%	3,32%	0,48%	0,18%
GLD	1	1,15%	98,85%	0,00%	0,00%
GLD	12	1,21%	97,88%	0,02%	0,89%
MSCI	1	12,50%	1,14%	86,36%	0,00%
MSCI	12	13,17%	2,52%	84,23%	0,08%
LQD	1	8,03%	13,84%	27,83%	50,30%
LQD	12	7,88%	14,28%	28,60%	49,24%

Ainda assim, a Bitcoin continua a apresentar um elevado grau de autonomia relativamente aos restantes ativos financeiros, sendo a maior parte da sua variabilidade explicada por choques próprios. De forma global, os resultados obtidos confirmam a robustez das conclusões principais do estudo, indicando que a substituição da proxy obrigacionista não altera substancialmente a evidência de interdependência dinâmica reduzida entre a Bitcoin e os ativos financeiros tradicionais. Os resultados econométricos detalhados deste modelo encontram-se apresentados no Anexo D.

6. Discussão de Resultados

6.1 Comparação com a Literatura

Os resultados empíricos obtidos nesta dissertação indicam que as relações dinâmicas entre a Bitcoin e os ativos financeiros tradicionais analisados nomeadamente o ouro, o mercado acionista global e o mercado obrigacionista são relativamente limitadas, evidenciando um reduzido grau de interdependência entre os mercados. Esta evidência é consistente com uma parte significativa da literatura existente, que sugere que a Bitcoin pode apresentar um comportamento parcialmente independente face aos ativos financeiros tradicionais, sobretudo no curto prazo.

Em particular, a ausência de relações de causalidade de Granger estatisticamente significativas e a reduzida magnitude das respostas obtidas nas funções impulso-resposta estão em linha com os resultados de Corbet et al. (2018), que identificam níveis relativamente baixos de interligação entre criptomoedas e ativos financeiros tradicionais. De forma semelhante, Bouri et al. (2017) evidenciam que a Bitcoin pode apresentar características úteis para diversificação em determinados contextos de mercado, precisamente devido à sua reduzida correlação com ativos financeiros convencionais, conclusão coerente com a evidência obtida neste estudo.

Os resultados obtidos apresentam igualmente consistência com Baur et al. (2018), que demonstram que a inclusão da Bitcoin em carteiras compostas por ações e obrigações pode proporcionar benefícios de diversificação, ainda que com características distintas de ativos tradicionais de refúgio. A evidência de interdependência dinâmica limitada encontrada nesta dissertação reforça essa interpretação, uma vez que a reduzida transmissão de choques entre mercados constitui uma condição favorável para a diversificação de portfólios.

Adicionalmente, a predominância de choques próprios na explicação da variabilidade da Bitcoin, evidenciada pela decomposição da variância dos erros de previsão, apresenta coerência com Petukhina et al. (2020), que identificam ganhos potenciais de diversificação associados à inclusão da Bitcoin em portfólios multiativos. A relativa autonomia da dinâmica da Bitcoin observada neste estudo sugere que fatores específicos deste mercado desempenham um papel dominante na determinação dos seus retornos.

No que respeita às propriedades de hedge ou ativo de refúgio, embora o presente estudo não tenha como objetivo testar diretamente essas características, a evidência de interdependência limitada e de reduzida transmissão de choques entre mercados é consistente

com a possibilidade de a Bitcoin desempenhar um papel diferenciado em carteiras de investimento, conforme sugerido por Dyhrberg (2016). Por outro lado, o facto de os efeitos identificados nas funções impulso-resposta apresentarem curta duração é consistente com estudos que destacam a elevada volatilidade e as características próprias do mercado de criptomoedas, como Cheah e Fry (2015) e Bariviera et al. (2017).

De forma geral, os resultados obtidos posicionam-se próximos da corrente de investigação que identifica relações relativamente fracas entre a Bitcoin e os ativos financeiros tradicionais, reforçando a evidência de que esta criptomoeda pode apresentar características parcialmente independentes no contexto dos mercados financeiros globais. Estes resultados mantiveram-se consistentes nas diferentes especificações consideradas nos testes de robustez realizados.

6.2 Implicações para a Diversificação de Carteiras

Os resultados obtidos apresentam implicações relevantes no contexto da gestão de carteiras de investimento. A evidência de interdependência reduzida entre a Bitcoin e os ativos financeiros tradicionais, bem como a predominância de choques próprios na explicação da sua variabilidade, sugerem que a inclusão da Bitcoin em carteiras compostas por ativos convencionais pode contribuir para a diversificação do risco.

A reduzida transmissão de choques entre mercados implica que a Bitcoin pode reagir de forma distinta face aos ativos tradicionais, o que constitui um elemento potencialmente favorável para estratégias de diversificação. Embora a elevada volatilidade da Bitcoin represente um fator de risco importante, a sua relativa autonomia face aos restantes mercados pode contribuir para melhorar o perfil risco-retorno das carteiras, desde que considerada numa proporção adequada.

Assim, a Bitcoin pode ser interpretada como um ativo complementar em carteiras de investimento diversificadas, cujo contributo depende das condições de mercado e da forma como é integrada nas estratégias de investimento.

6.3 Contributo do Estudo e Limitações

Esta dissertação contribui para a literatura ao fornecer evidência empírica atualizada sobre as relações dinâmicas entre a Bitcoin e os ativos financeiros tradicionais, utilizando dados recentes e uma abordagem baseada em modelos VAR complementados por testes de causalidade, funções impulso-resposta e decomposição da variância dos erros de previsão. A combinação

destas metodologias permite uma análise integrada das interações entre mercados, contribuindo para uma melhor compreensão do papel potencial da Bitcoin no contexto financeiro.

Apesar das contribuições apresentadas, o estudo pode ser aprofundado em investigações futuras através da utilização de abordagens que permitam captar eventuais relações não lineares ou mudanças estruturais entre mercados, aspetos que não são totalmente explorados na metodologia utilizada. Adicionalmente, o caráter relativamente recente e em evolução do mercado de criptomoedas implica que as relações identificadas possam alterar-se ao longo do tempo, sendo relevante a realização de estudos futuros com diferentes períodos de análise e metodologias complementares.

Apesar destas limitações, os resultados obtidos são consistentes com a literatura existente e reforçam a evidência de que a Bitcoin pode desempenhar um papel potencialmente relevante como instrumento de diversificação em carteiras de investimento.

7. Conclusão Geral

O presente trabalho teve como principal objetivo analisar a relação entre a Bitcoin e os ativos financeiros tradicionais, nomeadamente o ouro, o mercado acionista e o mercado obrigacionista, procurando avaliar o grau de interdependência entre estes mercados e o potencial papel da Bitcoin como instrumento de diversificação em carteiras de investimento. Para tal, foi utilizada uma abordagem empírica baseada em modelos VAR, complementada por testes de causalidade de Granger, funções de resposta ao impulso e decomposição da variância dos erros de previsão, permitindo analisar de forma integrada as interações entre as variáveis consideradas.

De forma geral, os resultados obtidos indicam que a Bitcoin apresenta um comportamento relativamente autónomo face aos ativos financeiros tradicionais. A maior parte da variabilidade da Bitcoin é explicada por choques próprios, sendo reduzida a influência proveniente dos restantes mercados analisados. Este resultado sugere que a dinâmica da Bitcoin é, em grande medida, determinada por fatores específicos do próprio mercado das criptomoedas, evidenciando um grau de independência relativamente elevado quando comparado com os ativos financeiros tradicionais.

Relativamente às interações entre os mercados tradicionais, verificou-se igualmente que os choques internos continuam a representar a principal fonte de variação das variáveis, embora exista alguma ligação entre o mercado acionista e o mercado obrigacionista. Ainda assim, não foram identificadas relações fortes ou dominantes entre a Bitcoin e os restantes ativos, sendo a interdependência global relativamente reduzida. Estes resultados foram confirmados pelas funções de resposta ao impulso, que mostram efeitos limitados e geralmente não significativos, bem como pela decomposição da variância, que evidencia a predominância dos choques próprios em todas as variáveis.

Os testes de robustez realizados reforçam a consistência das conclusões obtidas. Em particular, a estimação de um modelo com maior número de desfasagens temporais, bem como a substituição das proxies utilizadas para os mercados acionista e obrigacionista, não alteraram de forma substancial os resultados principais do estudo.

Apesar de se observar, em alguns casos, um ligeiro aumento da interdependência entre os ativos financeiros tradicionais, a Bitcoin manteve um padrão de comportamento relativamente independente, confirmando a robustez das conclusões obtidas no modelo base.

No seu conjunto, os resultados sugerem que a inclusão da Bitcoin em carteiras de investimento pode contribuir para a diversificação, dado o reduzido grau de ligação com os

ativos financeiros tradicionais. No entanto, importa salientar que a elevada volatilidade associada à Bitcoin continua a constituir um fator relevante na avaliação do risco, devendo a sua utilização em estratégias de investimento ser ponderada de forma cuidadosa.

Em síntese, os resultados obtidos confirmam que a Bitcoin apresenta um comportamento distinto dos ativos financeiros tradicionais, podendo contribuir para a diversificação de carteiras, embora sem substituir os instrumentos convencionais. Assim, a Bitcoin deverá ser entendida sobretudo como um ativo complementar, cujo potencial depende da sua integração cuidadosa numa estratégia de investimento diversificada e ajustada ao risco.

Referências Bibliográficas

Ammous, S. (2018). The Bitcoin Standard: The Decentralized Alternative to Central Banking. Wiley.

Baur, D. G., Hong, K., and Lee, A. D. (2018). Bitcoin: Medium of Exchange or Speculative Assets? Journal of International Financial Markets, Institutions and Money, 54, 177–189.

Bariviera, A. F., Basgall, M. J., Hasperué, W., and Naiouf, M. (2017). Some stylized facts of the Bitcoin market. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 484, 82–90.

Bouri, E., Molnár, P., Azzi, G., Roubaud, D., and Hagfors, L. I. (2017). On the Hedge and Safe Haven Properties of Bitcoin: Is It Really More Than a Diversifier? Finance Research Letters, 20, 192–198.

Brooks, C. (2019). Introductory Econometrics for Finance (4th ed.). Cambridge University Press.

Campbell, J. Y., Lo, A. W., and MacKinlay, A. C. (1997). The Econometrics of Financial Markets. Princeton University Press.

Cheah, E. T., and Fry, J. (2015). Speculative Bubbles in Bitcoin Markets? An Empirical Investigation into the Fundamental Value of Bitcoin. Economics Letters, 130, 32–36.

Corbet, S., Meegan, A., Larkin, C., Lucey, B., and Yarovaya, L. (2018). Exploring the Dynamic Relationships between Cryptocurrencies and Other Financial Assets. Economics Letters, 165, 28–34.

Dyhrberg, A. H. (2016). Bitcoin, Gold and the Dollar – A GARCH Volatility Analysis. Finance Research Letters, 16, 85–92.

Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. Econometrica, 50(4), 987–1007.

Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. Journal of Finance, 25(2), 383–417.

Granger, C. W. J. (1969). Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-Spectral Methods. Econometrica, 37(3), 424–438.

Gujarati, D. N., and Porter, D. C. (2009). Basic Econometrics (5th ed.). McGraw-Hill.

Krause, M. J., and Tolaymat, T. (2018). Quantification of energy and carbon costs for mining cryptocurrencies. Nature Sustainability, 1(11), 711–718.

Ljung, G. M., and Box, G. E. P. (1978). On a Measure of Lack of Fit in Time Series Models. Biometrika, 65(2), 297–303.

Lütkepohl, H. (2005). New Introduction to Multiple Time Series Analysis. Springer.

Pesaran, M. H., and Shin, Y. (1998). Generalized Impulse Response Analysis in Linear Multivariate Models. Economics Letters, 58(1), 17–29.

Petukhina, A., Trimborn, S., Härdle, W. K., Elendner, H., and Rieger, F. M. (2020). Investing with Cryptocurrencies – Evaluating the Potential of Portfolio Allocation Strategies, IRTG 1792 Discussion Paper, No. 2018-058, Humboldt-Universität zu Berlin, International Research Training Group 1792 "High Dimensional Nonstationary Time Series", Berlin

Sims, C. A. (1980). Macroeconomics and reality. Econometrica, 48(1), 1–48.

Wang, P., Liu, X.; Wu, S. Dynamic Linkage between Bitcoin and Traditional Financial Assets: A Comparative Analysis of Different Time Frequencies. Entropy 2022, 24(11), 1565.

Wooldridge, J. M. (2016). Introductory Econometrics: A Modern Approach (6th ed.). Cengage Learning.

Anexo A — Resultados detalhados do modelo VAR base

Este anexo apresenta os resultados econométricos detalhados do modelo VAR base, incluindo outputs completos da estimação, testes de diagnóstico e funções de resposta ao impulso, que complementam a análise apresentada no Capítulo 5.

A.1 Output completo dos testes de diagnóstico

```
=== Autocorrelação (serial.test) ===


     Portmanteau Test (asymptotic)
data:  Residuals of VAR object var_model
Chi-squared = 249, df = 240, p-value = 0.3313

$serial
     Portmanteau Test (asymptotic)
data:  Residuals of VAR object var_model
Chi-squared = 249, df = 240, p-value = 0.3313

=== ARCH (arch.test) ===


     ARCH (multivariate)
data:  Residuals of VAR object var_model
Chi-squared = 1060, df = 1200, p-value = 0.9985

$arch.mul
     ARCH (multivariate)
data:  Residuals of VAR object var_model
Chi-squared = 1060, df = 1200, p-value = 0.9985
```

```
=== Normalidade (normality.test) ===
$JB

     JB-Test (multivariate)
data:  Residuals of VAR object var_model
Chi-squared = 10.726, df = 8, p-value = 0.2177

$Skewness
     Skewness only (multivariate)
data:  Residuals of VAR object var_model
Chi-squared = 9.5448, df = 4, p-value = 0.04883

$Kurtosis
     Kurtosis only (multivariate)
data:  Residuals of VAR object var_model
Chi-squared = 1.1808, df = 4, p-value = 0.8813

$jb.mul
$jb.mul$JB
     JB-Test (multivariate)
data:  Residuals of VAR object var_model
Chi-squared = 10.726, df = 8, p-value = 0.2177

$jb.mul$Skewness
     Skewness only (multivariate)
data:  Residuals of VAR object var_model
Chi-squared = 9.5448, df = 4, p-value = 0.04883
```

```
$jb.mul$Kurtosis
     Kurtosis only (multivariate)
data:  Residuals of VAR object var_model
Chi-squared = 1.1808, df = 4, p-value = 0.8813
```

A.2 Output completo da estimação do modelo VAR

```
VAR Estimation Results:
========================
Endogenous variables: BTC, GLD, MSCI, IEF
Deterministic variables: const
Sample size: 118
Log Likelihood: 770.069
Roots of the characteristic polynomial:
0.2435 0.2327 0.1249 0.1249
Call:
VAR(y = Y, p = p_bic, type = "const")

Estimation results for equation BTC:
====================================
BTC = BTC.l1 + GLD.l1 + MSCI.l1 + IEF.l1 + const

        Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
BTC.l1   0.16857    0.09742   1.730   0.0863 .
GLD.l1  -0.73922    0.50587  -1.461   0.1467
MSCI.l1 -0.31094    0.43948  -0.708   0.4807
IEF.l1  -0.72617    1.06086  -0.685   0.4951
const    0.04862    0.01906   2.551   0.0121 *
---
```

```
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1


Residual standard error: 0.1977 on 113 degrees of freedom
Multiple R-Squared: 0.05754,  Adjusted R-squared: 0.02418
F-statistic: 1.725 on 4 and 113 DF,  p-value: 0.1494


Estimation results for equation GLD:
====================================
GLD = BTC.l1 + GLD.l1 + MSCI.l1 + IEF.l1 + const

         Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
BTC.l1  -0.003189   0.019548  -0.163   0.8707
GLD.l1  -0.096072   0.101502  -0.947   0.3459
MSCI.l1 -0.029934   0.088181  -0.339   0.7349
IEF.l1   0.330093   0.212860   1.551   0.1238
const    0.007083   0.003825   1.852   0.0666 .
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1


Residual standard error: 0.03967 on 113 degrees of freedom
Multiple R-Squared: 0.02284,  Adjusted R-squared: -0.01175
F-statistic: 0.6602 on 4 and 113 DF,  p-value: 0.6209
```

```
Estimation results for equation MSCI:
=====================================
MSCI = BTC.l1 + GLD.l1 + MSCI.l1 + IEF.l1 + const

          Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
BTC.l1    0.045167   0.021390   2.112   0.0369 *
GLD.l1    0.177735   0.111065   1.600   0.1123
MSCI.l1 -0.232061   0.096489  -2.405   0.0178 *
IEF.l1  -0.177782   0.232917  -0.763   0.4469
const     0.006484   0.004185   1.549   0.1241
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1


Residual standard error: 0.04341 on 113 degrees of freedom
Multiple R-Squared: 0.08486,  Adjusted R-squared: 0.05247
F-statistic:  2.62 on 4 and 113 DF,  p-value: 0.03864


Estimation results for equation IEF:
====================================
IEF = BTC.l1 + GLD.l1 + MSCI.l1 + IEF.l1 + const

          Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
BTC.l1  -0.003607   0.009453  -0.382    0.704
GLD.l1  -0.002879   0.049085  -0.059    0.953
MSCI.l1 -0.047824   0.042643  -1.121    0.264
IEF.l1    0.089333   0.102937   0.868    0.387
const     0.000979   0.001850   0.529    0.598
```

```
Residual standard error: 0.01918 on 113 degrees of freedom
Multiple R-Squared: 0.02131,  Adjusted R-squared: -0.01334
F-statistic: 0.6151 on 4 and 113 DF,  p-value: 0.6527

Covariance matrix of residuals:
           BTC       GLD      MSCI       IEF
BTC  0.0390853 0.0008914 0.0030138 0.0003589
GLD  0.0008914 0.0015736 0.0002637 0.0003067
MSCI 0.0030138 0.0002637 0.0018841 0.0001438
IEF  0.0003589 0.0003067 0.0001438 0.0003680

Correlation matrix of residuals:
         BTC    GLD   MSCI     IEF
BTC  1.00000 0.1137 0.3512 0.09465
GLD  0.11366 1.0000 0.1531 0.40305
MSCI 0.35120 0.1531 1.0000 0.17264
IEF  0.09465 0.4031 0.1726 1.00000
```

A.3 Funções IRFS completas

Esta secção apresenta as funções de resposta ao impulso completas do modelo VAR base, complementando a análise apresentada no Capítulo 5. No corpo principal do trabalho foram incluídos apenas os gráficos considerados mais relevantes para a interpretação económica dos resultados, sendo aqui apresentados os restantes resultados de forma integral para efeitos de documentação e transparência metodológica.

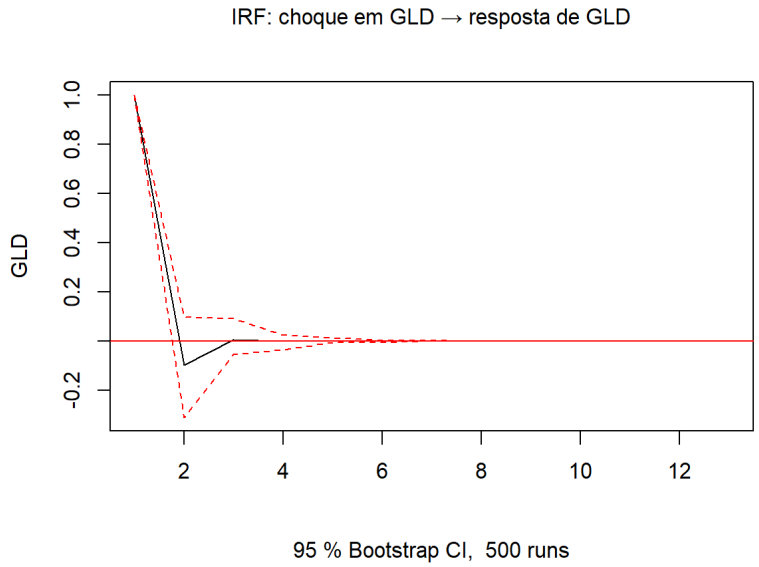


Figura A 3.1: Função Impulso-Resposta: Choque no Ouro (GLD) e resposta do Ouro (GLD)

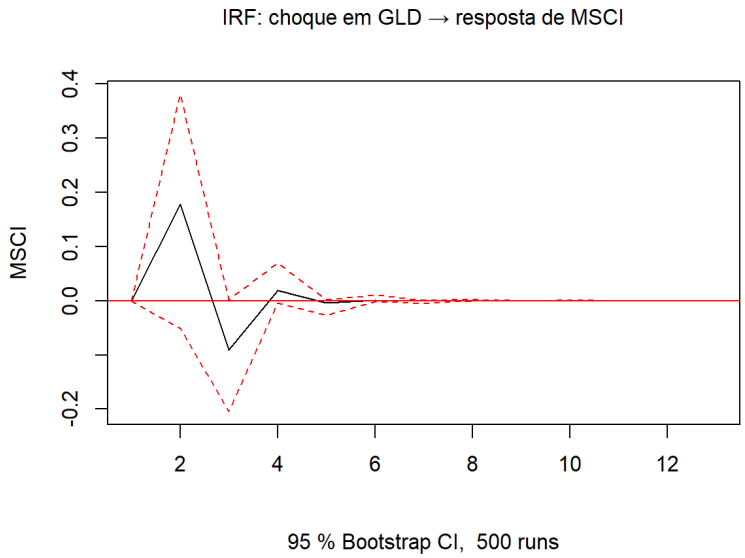


Figura A 3.2: Função Impulso-Resposta: Choque no Ouro (GLD) e resposta do Mercado Acionista Global (MSCI)

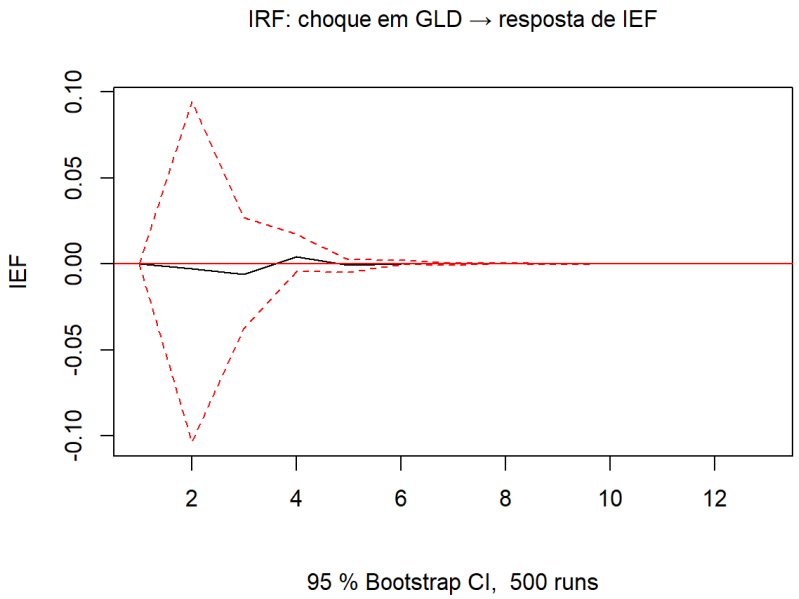


Figura A 3.3: Função Impulso-Resposta: Choque no Ouro (GLD) e resposta das Obrigações (IEF)

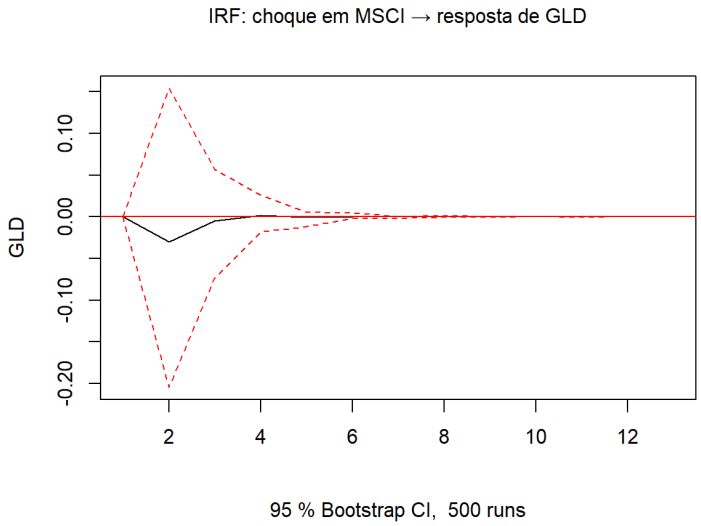


Figura A 3.4: Função Impulso-Resposta: Choque no Mercado Acionista Global (MSCI) e resposta do Ouro (GLD)

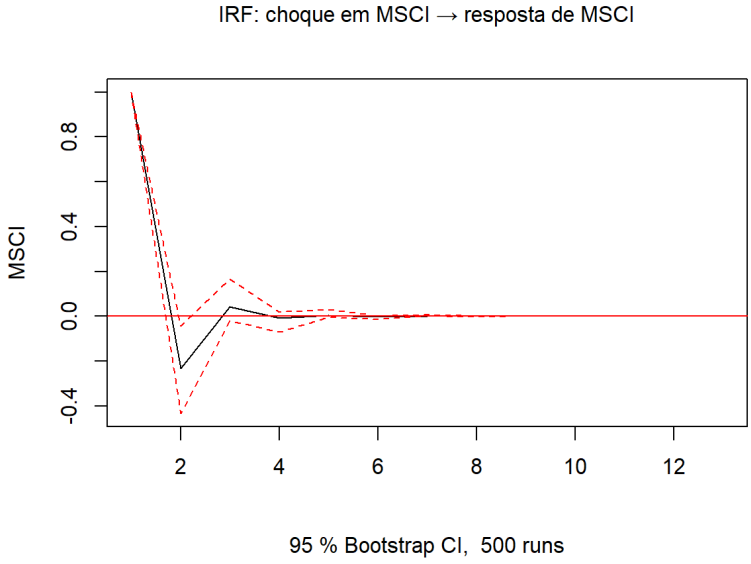


Figura A 3.5: Função Impulso-Resposta: Choque no Mercado Acionista Global (MSCI) e resposta de MSCI

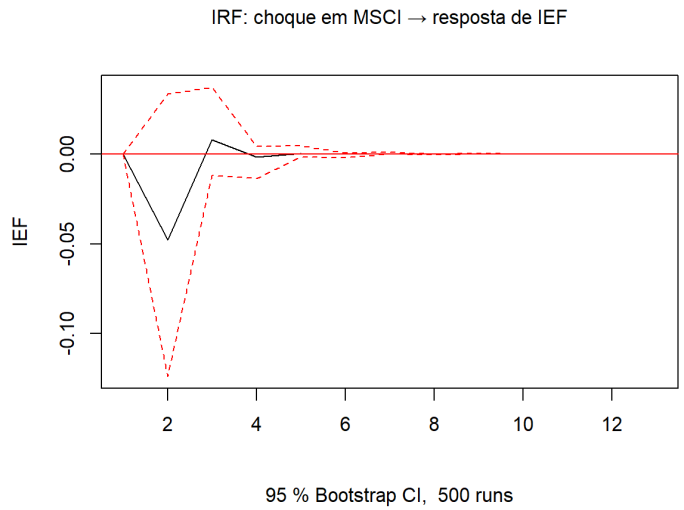


Figura A 3.6: Função Impulso-Resposta: Choque no Mercado Acionista Global (MSCI) e resposta das Obrigações (IEF)

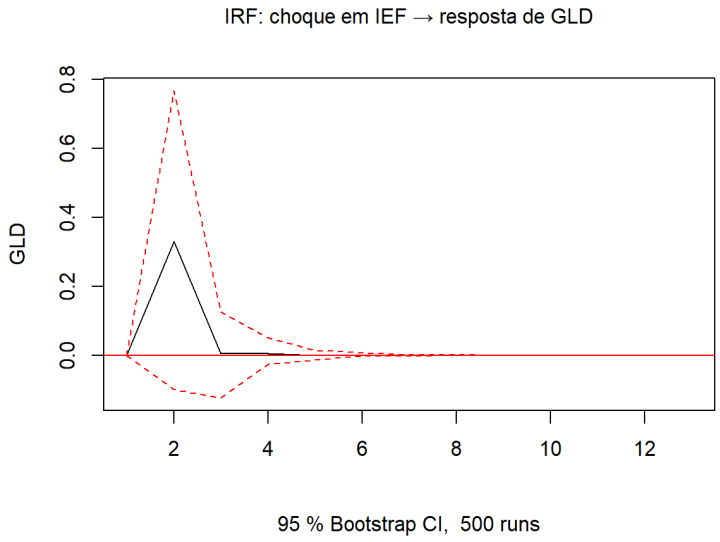


Figura A 3.7: Função Impulso-Resposta: Choque nas Obrigações (IEF) e resposta do Ouro (GLD)

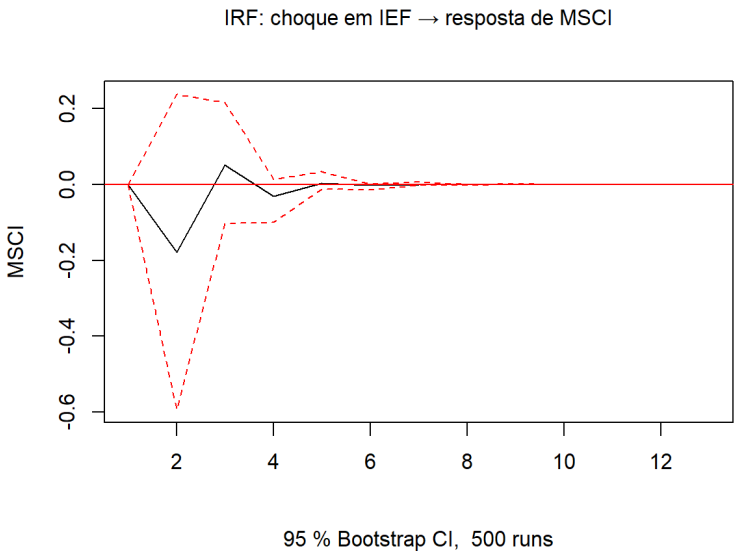


Figura A 3.8: Função Impulso-Resposta: Choque nas Obrigações (IEF) e resposta do Mercado Acionista Global (MSCI)

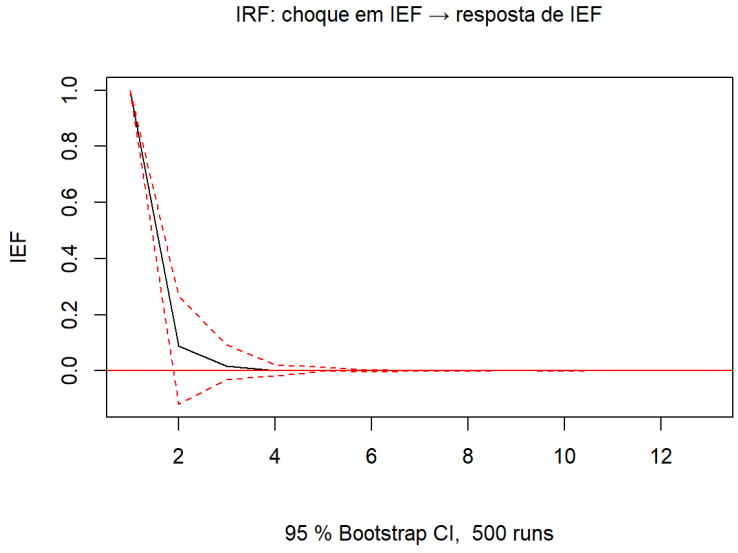


Figura A 3.9: Função Impulso-Resposta: Choque nas Obrigações (IEF) e resposta das Obrigações (IEF)

De forma consistente com o discutido anteriormente, as respostas apresentam, em geral, magnitude reduzida e intervalos de confiança que incluem o valor zero, não evidenciando efeitos estatisticamente significativos entre as variáveis.

Anexo B — Resultados detalhados do modelo VAR(12)

Este anexo apresenta os resultados econométricos detalhados do modelo VAR(12), estimado como teste de robustez ao número de desfasagens utilizado no modelo base. São incluídos os resultados completos da seleção do número de desfasagens, as raízes do modelo para verificação da estabilidade do sistema, os testes de diagnóstico, o output completo da estimação do modelo VAR e os testes de causalidade de Granger. Adicionalmente, apresentam-se algumas funções impulso-resposta representativas, selecionadas para ilustrar as principais interações entre as variáveis analisadas. Estes resultados complementam a análise apresentada na Secção 5.8.1

B.1 Seleção do número de desfasagens

p	AIC(n)	HQ(n)	SC(n)	FPE(n)
1	-23,9668	-23,7642	-23,4672	3,904E-11
2	-23,8383	-23,4737	-22,939	4,445E-11
3	-23,8042	-23,2777	-22,5053	4,614E-11
4	-23,6297	-22,9411	-21,931	5,527E-11
5	-23,4505	-22,5999	-21,3522	6,676E-11
6	-23,2746	-22,262	-20,7766	8,077E-11
7	-23,1838	-22,0091	-20,2861	9,027E-11
8	-23,1074	-21,7707	-19,8101	1,001E-10
9	-22,9918	-21,493	-19,2948	1,165E-10
10	-22,9442	-21,2835	-18,8476	1,279E-10
11	-22,8177	-20,9949	-18,3213	1,538E-10
12	-22,9616	-20,9768	-18,0655	1,431E-10

B.2 Estabilidade do modelo (raízes)

Todas as raízes apresentam módulo inferior à unidade, indicando que o sistema é estável.

Raiz	Módulo
1	0,9767
2	0,9767
3	0,973
4	0,9675
5	0,9675
6	0,9583
7	0,9583
8	0,9411
9	0,938
10	0,938
11	0,9222
12	0,9222
13	0,9209
14	0,9209
15	0,9189
16	0,9189
17	0,9177
18	0,9177
19	0,9151
20	0,9151
21	0,9119
22	0,9119
23	0,9066
24	0,9066
25	0,9061
26	0,9061
27	0,9055
28	0,9055
29	0,9009
30	0,9009
31	0,9008
32	0,9008
33	0,898
34	0,898
35	0,8965
36	0,8965
37	0,8797
38	0,8766
39	0,8766
40	0,8525
41	0,8525
42	0,8458
43	0,8458
44	0,8386
45	0,7815
46	0,7815
47	0,6307
48	0,6307

B.3 Ouput completo dos testes de diagnóstico

```
=== Autocorrelação (serial.test) ===


     Portmanteau Test (asymptotic)
data:  Residuals of VAR object var_model
Chi-squared = 137.1, df = 64, p-value = 3.037e-07

$serial


     Portmanteau Test (asymptotic)
data:  Residuals of VAR object var_model
Chi-squared = 137.1, df = 64, p-value = 3.037e-07

=== ARCH (arch.test) ===


     ARCH (multivariate)
data:  Residuals of VAR object var_model
Chi-squared = 950, df = 1200, p-value = 1

$arch.mul


     ARCH (multivariate)
data:  Residuals of VAR object var_model
Chi-squared = 950, df = 1200, p-value = 1
```

```
=== Normalidade (normality.test) ===
$JB

     JB-Test (multivariate)
data:  Residuals of VAR object var_model
Chi-squared = 9.5177, df = 8, p-value = 0.3005

$Skewness

     Skewness only (multivariate)
data:  Residuals of VAR object var_model
Chi-squared = 7.4026, df = 4, p-value = 0.1161

$Kurtosis

     Kurtosis only (multivariate)
data:  Residuals of VAR object var_model
Chi-squared = 2.1151, df = 4, p-value = 0.7146

$jb.mul
$jb.mul$JB

     JB-Test (multivariate)
data:  Residuals of VAR object var_model
Chi-squared = 9.5177, df = 8, p-value = 0.3005

$jb.mul$Skewness

     Skewness only (multivariate)
data:  Residuals of VAR object var_model
Chi-squared = 7.4026, df = 4, p-value = 0.1161
```

```
$jb.mul$Kurtosis

     Kurtosis only (multivariate)
data:  Residuals of VAR object var_model
Chi-squared = 2.1151, df = 4, p-value = 0.7146
```

B.4 Ouput completo da estimação do modelo VAR

```
VAR Estimation Results:
========================
Endogenous variables: BTC, GLD, MSCI, IEF
Deterministic variables: const
Sample size: 107
Log Likelihood: 817.138
Roots of the characteristic polynomial:
0.9767 0.9767 0.973 0.9675 0.9675 0.9583 0.9583 0.9411 0.938
0.938 0.9222 0.9222 0.9209 0.9209 0.9189 0.9189 0.9177 0.9177
0.9151 0.9151 0.9119 0.9119 0.9066 0.9066 0.9061 0.9061 0.9055
0.9055 0.9009 0.9009 0.9008 0.9008 0.898 0.898 0.8965 0.8965
0.8797 0.8766 0.8766 0.8525 0.8525 0.8458 0.8458 0.8386 0.7815
0.7815 0.6307 0.6307
Call:
VAR(y = Y, p = p_bic, type = "const")


Estimation results for equation BTC:
====================================
BTC = BTC.l1 + GLD.l1 + MSCI.l1 + IEF.l1 + BTC.l2 + GLD.l2 +
MSCI.l2 + IEF.l2 + BTC.l3 + GLD.l3 + MSCI.l3 + IEF.l3 + BTC.l4
+ GLD.l4 + MSCI.l4 + IEF.l4 + BTC.l5 + GLD.l5 + MSCI.l5 + IEF.l5
+ BTC.l6 + GLD.l6 + MSCI.l6 + IEF.l6 + BTC.l7 + GLD.l7 + MSCI.l7
+ IEF.l7 + BTC.l8 + GLD.l8 + MSCI.l8 + IEF.l8 + BTC.l9 + GLD.l9
```

```
+ MSCI.l9 + IEF.l9 + BTC.l10 + GLD.l10 + MSCI.l10 + IEF.l10 +
BTC.l11 + GLD.l11 + MSCI.l11 + IEF.l11 + BTC.l12 + GLD.l12 +
MSCI.l12 + IEF.l12 + const

         Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
BTC.l1    0.19526    0.13652   1.430  0.15799
GLD.l1   -1.16053    0.70685  -1.642  0.10604
MSCI.l1   0.64596    0.62987   1.026  0.30937
IEF.l1   -0.82296    1.47314  -0.559  0.57856
BTC.l2    0.09739    0.13448   0.724  0.47184
GLD.l2   -1.06278    0.71005  -1.497  0.13987
MSCI.l2   0.05581    0.64089   0.087  0.93090
IEF.l2    4.07951    1.51590   2.691  0.00929 **
BTC.l3    0.04889    0.13471   0.363  0.71798
GLD.l3    0.59985    0.72954   0.822  0.41432
MSCI.l3   0.70415    0.61242   1.150  0.25495
IEF.l3   -0.30250    1.51995  -0.199  0.84294
BTC.l4   -0.02760    0.13727  -0.201  0.84137
GLD.l4    0.50373    0.74336   0.678  0.50070
MSCI.l4   0.27027    0.63040   0.429  0.66971
IEF.l4    0.05438    1.54044   0.035  0.97196
BTC.l5   -0.02598    0.13476  -0.193  0.84780
GLD.l5   -0.81765    0.74614  -1.096  0.27768
MSCI.l5  -0.28804    0.61715  -0.467  0.64244
IEF.l5    0.42699    1.51683   0.281  0.77933
BTC.l6   -0.03453    0.13893  -0.249  0.80461
GLD.l6   -0.32674    0.71614  -0.456  0.64991
MSCI.l6  -0.11685    0.60006  -0.195  0.84629
IEF.l6    0.55822    1.51381   0.369  0.71366
BTC.l7   -0.10043    0.13897  -0.723  0.47276
GLD.l7    0.44527    0.73095   0.609  0.54479
MSCI.l7   0.56132    0.60192   0.933  0.35492
IEF.l7   -1.73539    1.48981  -1.165  0.24885
BTC.l8    0.16027    0.13812   1.160  0.25065
```

```
GLD.l8   -0.42643    0.74663  -0.571  0.57011
MSCI.l8  -0.91006    0.60856  -1.495  0.14022
IEF.l8    1.86617    1.54911   1.205  0.23322
BTC.l9   -0.06743    0.14173  -0.476  0.63602
GLD.l9   -0.11343    0.75582  -0.150  0.88123
MSCI.l9   0.10294    0.62133   0.166  0.86899
IEF.l9    0.04792    1.60029   0.030  0.97621
BTC.l10  -0.06566    0.14423  -0.455  0.65060
GLD.l10   0.50930    0.74690   0.682  0.49802
MSCI.l10 -0.37737    0.62045  -0.608  0.54542
IEF.l10  -0.52491    1.56804  -0.335  0.73902
BTC.l11   0.06962    0.14178   0.491  0.62528
GLD.l11  -0.46713    0.75538  -0.618  0.53874
MSCI.l11  0.17555    0.63569   0.276  0.78341
IEF.l11   2.75623    1.58852   1.735  0.08804 .
BTC.l12  -0.07944    0.13924  -0.571  0.57052
GLD.l12   0.13340    0.74866   0.178  0.85920
MSCI.l12 -0.04248    0.61076  -0.070  0.94479
IEF.l12  -1.82633    1.60918  -1.135  0.26107
const     0.05064    0.03386   1.495  0.14027
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1


Residual standard error: 0.2073 on 58 degrees of freedom
Multiple R-Squared: 0.4418,   Adjusted R-squared: -0.02013
F-statistic: 0.9564 on 48 and 58 DF,  p-value: 0.5604
```

```
Estimation results for equation GLD:
====================================
GLD = BTC.l1 + GLD.l1 + MSCI.l1 + IEF.l1 + BTC.l2 + GLD.l2 +
MSCI.l2 + IEF.l2 + BTC.l3 + GLD.l3 + MSCI.l3 + IEF.l3 + BTC.l4
+ GLD.l4 + MSCI.l4 + IEF.l4 + BTC.l5 + GLD.l5 + MSCI.l5 + IEF.l5
+ BTC.l6 + GLD.l6 + MSCI.l6 + IEF.l6 + BTC.l7 + GLD.l7 + MSCI.l7
+ IEF.l7 + BTC.l8 + GLD.l8 + MSCI.l8 + IEF.l8 + BTC.l9 + GLD.l9
+ MSCI.l9 + IEF.l9 + BTC.l10 + GLD.l10 + MSCI.l10 + IEF.l10 +
BTC.l11 + GLD.l11 + MSCI.l11 + IEF.l11 + BTC.l12 + GLD.l12 +
MSCI.l12 + IEF.l12 + const

          Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
BTC.l1    0.001067   0.025760   0.041   0.9671
GLD.l1   -0.197002   0.133379  -1.477   0.1451
MSCI.l1  -0.141874   0.118853  -1.194   0.2375
IEF.l1    0.597587   0.277974   2.150   0.0358 *
BTC.l2    0.001631   0.025376   0.064   0.9490
GLD.l2   -0.066924   0.133982  -0.499   0.6193
MSCI.l2  -0.043116   0.120934  -0.357   0.7227
IEF.l2    0.103504   0.286043   0.362   0.7188
BTC.l3    0.049964   0.025419   1.966   0.0541 .
GLD.l3   -0.236794   0.137661  -1.720   0.0907 .
MSCI.l3  -0.171011   0.115561  -1.480   0.1443
IEF.l3    0.330684   0.286807   1.153   0.2536
BTC.l4    0.014961   0.025902   0.578   0.5658
GLD.l4   -0.030745   0.140269  -0.219   0.8273
MSCI.l4   0.057602   0.118954   0.484   0.6300
IEF.l4    0.546455   0.290673   1.880   0.0651 .
BTC.l5   -0.015719   0.025429  -0.618   0.5389
GLD.l5    0.044803   0.140792   0.318   0.7515
MSCI.l5  -0.133725   0.116454  -1.148   0.2556
IEF.l5    0.228162   0.286219   0.797   0.4286
BTC.l6    0.003622   0.026215   0.138   0.8906
GLD.l6   -0.085903   0.135131  -0.636   0.5275
```

```
MSCI.l6  -0.019726   0.113228  -0.174   0.8623
IEF.l6    0.149629   0.285649   0.524   0.6024
BTC.l7   -0.020871   0.026223  -0.796   0.4293
GLD.l7    0.004070   0.137926   0.030   0.9766
MSCI.l7  -0.144828   0.113580  -1.275   0.2073
IEF.l7    0.070024   0.281119   0.249   0.8042
BTC.l8    0.017305   0.026063   0.664   0.5093
GLD.l8   -0.126461   0.140885  -0.898   0.3731
MSCI.l8   0.088720   0.114832   0.773   0.4429
IEF.l8    0.092631   0.292310   0.317   0.7525
BTC.l9   -0.050942   0.026744  -1.905   0.0618 .
GLD.l9    0.005032   0.142620   0.035   0.9720
MSCI.l9   0.138328   0.117243   1.180   0.2429
IEF.l9    0.002828   0.301967   0.009   0.9926
BTC.l10   0.025465   0.027215   0.936   0.3533
GLD.l10   0.131744   0.140937   0.935   0.3538
MSCI.l10 -0.111798   0.117077  -0.955   0.3436
IEF.l10  -0.408273   0.295882  -1.380   0.1729
BTC.l11  -0.022555   0.026754  -0.843   0.4027
GLD.l11   0.228360   0.142537   1.602   0.1146
MSCI.l11  0.106151   0.119951   0.885   0.3798
IEF.l11   0.037560   0.299746   0.125   0.9007
BTC.l12  -0.020823   0.026274  -0.793   0.4313
GLD.l12   0.296736   0.141269   2.101   0.0400 *
MSCI.l12  0.263324   0.115247   2.285   0.0260 *
IEF.l12  -0.699790   0.303645  -2.305   0.0248 *
const     0.011394   0.006390   1.783   0.0798 .
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1


Residual standard error: 0.03912 on 58 degrees of freedom
Multiple R-Squared: 0.4622,   Adjusted R-squared: 0.01708
F-statistic: 1.038 on 48 and 58 DF,  p-value: 0.4425
```

```
Estimation results for equation MSCI:
=====================================
MSCI = BTC.l1 + GLD.l1 + MSCI.l1 + IEF.l1 + BTC.l2 + GLD.l2 +
MSCI.l2 + IEF.l2 + BTC.l3 + GLD.l3 + MSCI.l3 + IEF.l3 + BTC.l4
+ GLD.l4 + MSCI.l4 + IEF.l4 + BTC.l5 + GLD.l5 + MSCI.l5 + IEF.l5
+ BTC.l6 + GLD.l6 + MSCI.l6 + IEF.l6 + BTC.l7 + GLD.l7 + MSCI.l7
+ IEF.l7 + BTC.l8 + GLD.l8 + MSCI.l8 + IEF.l8 + BTC.l9 + GLD.l9
+ MSCI.l9 + IEF.l9 + BTC.l10 + GLD.l10 + MSCI.l10 + IEF.l10 +
BTC.l11 + GLD.l11 + MSCI.l11 + IEF.l11 + BTC.l12 + GLD.l12 +
MSCI.l12 + IEF.l12 + const

          Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
BTC.l1    0.028503   0.027915   1.021   0.3115
GLD.l1   -0.053811   0.144539  -0.372   0.7110
MSCI.l1  -0.174506   0.128798  -1.355   0.1807
IEF.l1   -0.030505   0.301233  -0.101   0.9197
BTC.l2    0.030347   0.027499   1.104   0.2743
GLD.l2   -0.170380   0.145193  -1.173   0.2454
MSCI.l2  -0.298768   0.131052  -2.280   0.0263 *
IEF.l2    0.520848   0.309978   1.680   0.0983 .
BTC.l3    0.024234   0.027546   0.880   0.3826
GLD.l3    0.015203   0.149180   0.102   0.9192
MSCI.l3  -0.112264   0.125230  -0.896   0.3737
IEF.l3    0.293307   0.310805   0.944   0.3492
BTC.l4    0.029707   0.028069   1.058   0.2943
GLD.l4    0.158656   0.152006   1.044   0.3009
MSCI.l4  -0.120377   0.128907  -0.934   0.3543
IEF.l4    0.040292   0.314994   0.128   0.8987
BTC.l5    0.015501   0.027556   0.563   0.5759
GLD.l5    0.068080   0.152573   0.446   0.6571
MSCI.l5  -0.132493   0.126198  -1.050   0.2981
IEF.l5    0.155995   0.310168   0.503   0.6169
```

```
BTC.l6   -0.002007   0.028408  -0.071   0.9439
GLD.l6   -0.074139   0.146438  -0.506   0.6146
MSCI.l6  -0.053710   0.122702  -0.438   0.6632
IEF.l6    0.478657   0.309550   1.546   0.1275
BTC.l7    0.014148   0.028417   0.498   0.6205
GLD.l7    0.187000   0.149467   1.251   0.2159
MSCI.l7   0.093493   0.123083   0.760   0.4506
IEF.l7   -0.766325   0.304642  -2.515   0.0147 *
BTC.l8   -0.008428   0.028243  -0.298   0.7665
GLD.l8   -0.100376   0.152673  -0.657   0.5135
MSCI.l8   0.002576   0.124440   0.021   0.9836
IEF.l8    0.431291   0.316768   1.362   0.1786
BTC.l9    0.036430   0.028981   1.257   0.2138
GLD.l9   -0.043643   0.154553  -0.282   0.7787
MSCI.l9  -0.042053   0.127053  -0.331   0.7418
IEF.l9   -0.323541   0.327233  -0.989   0.3269
BTC.l10  -0.031416   0.029492  -1.065   0.2912
GLD.l10   0.316376   0.152729   2.071   0.0428 *
MSCI.l10 -0.067550   0.126873  -0.532   0.5965
IEF.l10  -0.567201   0.320640  -1.769   0.0822 .
BTC.l11   0.033852   0.028992   1.168   0.2477
GLD.l11   0.217945   0.154464   1.411   0.1636
MSCI.l11 -0.131897   0.129988  -1.015   0.3145
IEF.l11  -0.214730   0.324827  -0.661   0.5112
BTC.l12  -0.047245   0.028473  -1.659   0.1024
GLD.l12   0.440562   0.153090   2.878   0.0056 **
MSCI.l12  0.025234   0.124890   0.202   0.8406
IEF.l12  -0.322831   0.329052  -0.981   0.3306
const     0.008086   0.006925   1.168   0.2477
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1


Residual standard error: 0.04239 on 58 degrees of freedom
```

```
Multiple R-Squared: 0.5093,   Adjusted R-squared: 0.1031
F-statistic: 1.254 on 48 and 58 DF,  p-value: 0.2042
Estimation results for equation IEF:
====================================
IEF = BTC.l1 + GLD.l1 + MSCI.l1 + IEF.l1 + BTC.l2 + GLD.l2 +
MSCI.l2 + IEF.l2 + BTC.l3 + GLD.l3 + MSCI.l3 + IEF.l3 + BTC.l4
+ GLD.l4 + MSCI.l4 + IEF.l4 + BTC.l5 + GLD.l5 + MSCI.l5 + IEF.l5
+ BTC.l6 + GLD.l6 + MSCI.l6 + IEF.l6 + BTC.l7 + GLD.l7 + MSCI.l7
+ IEF.l7 + BTC.l8 + GLD.l8 + MSCI.l8 + IEF.l8 + BTC.l9 + GLD.l9
+ MSCI.l9 + IEF.l9 + BTC.l10 + GLD.l10 + MSCI.l10 + IEF.l10 +
BTC.l11 + GLD.l11 + MSCI.l11 + IEF.l11 + BTC.l12 + GLD.l12 +
MSCI.l12 + IEF.l12 + const

           Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
BTC.l1   -0.0087831  0.0131717  -0.667   0.5075
GLD.l1   -0.0040291  0.0682007  -0.059   0.9531
MSCI.l1  -0.0196412  0.0607733  -0.323   0.7477
IEF.l1    0.0332538  0.1421364   0.234   0.8158
BTC.l2   -0.0060382  0.0129752  -0.465   0.6434
GLD.l2    0.0484929  0.0685091   0.708   0.4819
MSCI.l2   0.0378585  0.0618369   0.612   0.5428
IEF.l2    0.0475322  0.1462623   0.325   0.7464
BTC.l3    0.0224347  0.0129974   1.726   0.0897 .
GLD.l3   -0.0489617  0.0703902  -0.696   0.4895
MSCI.l3  -0.0437404  0.0590896  -0.740   0.4621
IEF.l3   -0.0074434  0.1466526  -0.051   0.9597
BTC.l4    0.0013778  0.0132443   0.104   0.9175
GLD.l4    0.0370857  0.0717236   0.517   0.6071
MSCI.l4   0.0599129  0.0608247   0.985   0.3287
IEF.l4    0.0556281  0.1486294   0.374   0.7096
BTC.l5   -0.0327495  0.0130024  -2.519   0.0146 *
GLD.l5   -0.0181760  0.0719912  -0.252   0.8016
MSCI.l5   0.0562907  0.0595462   0.945   0.3484
IEF.l5    0.0916902  0.1463521   0.627   0.5334
```

```
BTC.l6   -0.0154276  0.0134043  -1.151   0.2545
GLD.l6   -0.1811458  0.0690966  -2.622   0.0112 *
MSCI.l6   0.0264873  0.0578967   0.457   0.6490
IEF.l6    0.2084089  0.1460606   1.427   0.1590
BTC.l7   -0.0050843  0.0134084  -0.379   0.7059
GLD.l7   -0.0778174  0.0705258  -1.103   0.2744
MSCI.l7  -0.0005124  0.0580766  -0.009   0.9930
IEF.l7    0.0239692  0.1437446   0.167   0.8681
BTC.l8    0.0184449  0.0133266   1.384   0.1716
GLD.l8   -0.1075104  0.0720387  -1.492   0.1410
MSCI.l8   0.0178635  0.0587170   0.304   0.7620
IEF.l8    0.2395296  0.1494665   1.603   0.1145
BTC.l9    0.0012650  0.0136748   0.093   0.9266
GLD.l9   -0.0624201  0.0729257  -0.856   0.3956
MSCI.l9  -0.0446275  0.0599496  -0.744   0.4596
IEF.l9    0.1446525  0.1544044   0.937   0.3527
BTC.l10   0.0181625  0.0139157   1.305   0.1970
GLD.l10   0.0177617  0.0720651   0.246   0.8062
MSCI.l10 -0.1380153  0.0598647  -2.305   0.0247 *
IEF.l10  -0.0938517  0.1512931  -0.620   0.5375
BTC.l11   0.0098757  0.0136799   0.722   0.4732
GLD.l11   0.0382101  0.0728833   0.524   0.6021
MSCI.l11 -0.0440741  0.0613345  -0.719   0.4753
IEF.l11  -0.0516739  0.1532692  -0.337   0.7372
BTC.l12  -0.0134186  0.0134348  -0.999   0.3220
GLD.l12   0.0354741  0.0722350   0.491   0.6252
MSCI.l12  0.0696524  0.0589293   1.182   0.2420
IEF.l12   0.0591072  0.1552625   0.381   0.7048
const     0.0025653  0.0032674   0.785   0.4356
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
```

```
Residual standard error: 0.02 on 58 degrees of freedom
Multiple R-Squared: 0.4267,   Adjusted R-squared: -0.0477
F-statistic: 0.8995 on 48 and 58 DF,  p-value: 0.6453

Covariance matrix of residuals:
          BTC       GLD      MSCI       IEF
BTC  0.042976 0.0014301 0.0030770 0.0007330
GLD  0.001430 0.0015302 0.0002729 0.0003318
MSCI 0.003077 0.0002729 0.0017970 0.0001724
IEF  0.000733 0.0003318 0.0001724 0.0004001

Correlation matrix of residuals:
        BTC    GLD   MSCI    IEF
BTC  1.0000 0.1764 0.3501 0.1768
GLD  0.1764 1.0000 0.1646 0.4240
MSCI 0.3501 0.1646 1.0000 0.2034
IEF  0.1768 0.4240 0.2034 1.0000
```

B.5 Testes de causalidade de Granger

Esta quadro apresenta os resultados completos dos testes de causalidade de Granger para o modelo VAR(12). A interpretação destes resultados é discutida na Secção 5.8.1.

Variável que causa	Estatistica	p_value
BTC	1,1883	0,225
GLD	1,1616	0,2538
MSCI	1,1159	0,3087
IEF	1,363	0,0922

B.6 Funções impulso-resposta

Atendendo ao elevado número de funções impulso-resposta geradas pelo modelo, apresentam-se apenas algumas respostas representativas das principais interações entre os mercados analisados. As restantes funções impulso-resposta apresentam padrões semelhantes e incluem o valor zero dentro dos intervalos de confiança, não sendo estatisticamente significativas.

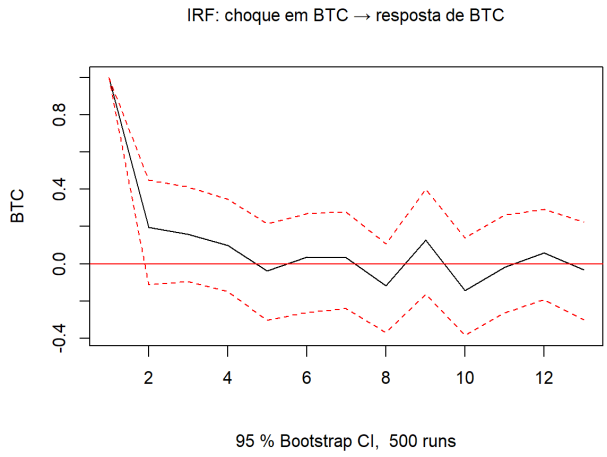


Figura B 6.1 – Função Impulso-Resposta: Choque na Bitcoin e resposta da Bitcoin

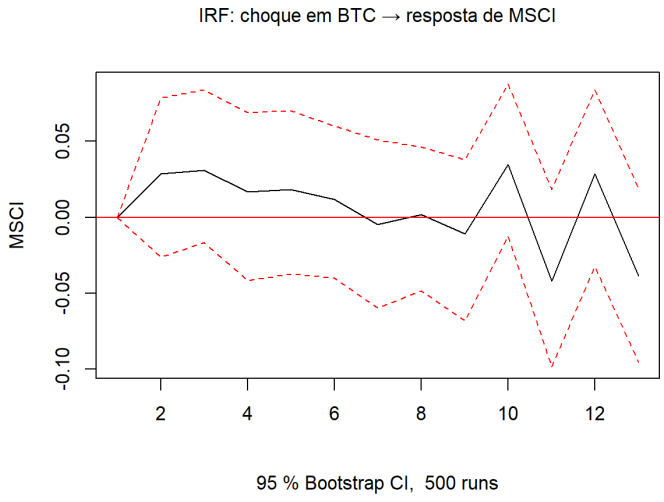


Figura B 6.2 – Função Impulso-Resposta: Choque na Bitcoin e resposta do Mercado Acionista Global(MSCI)

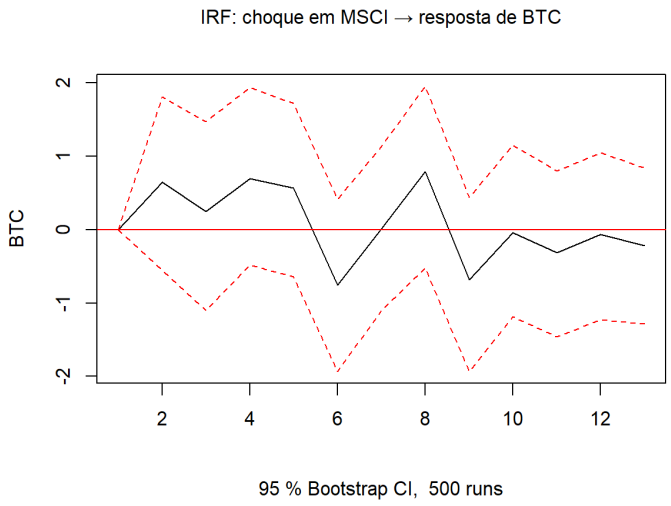


Figura B 6.3 – Função Impulso-Resposta: Choque no Mercado Acionista Global(MSCI) e resposta da Bitcoin

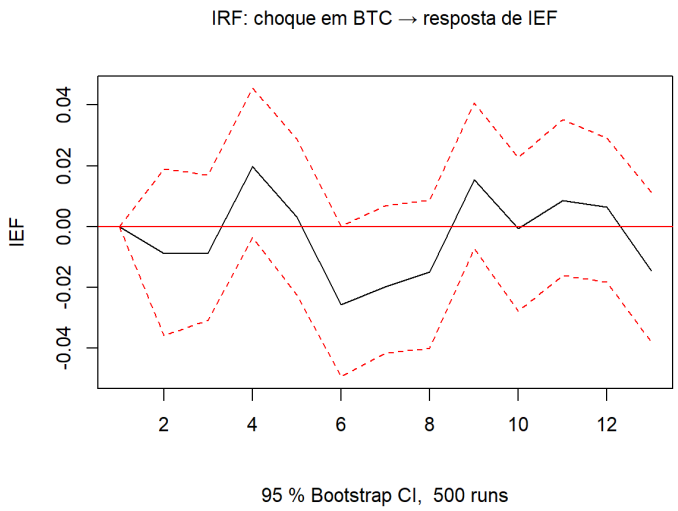


Figura B 6.4 – Função Impulso-Resposta: Choque na Bitcoin e resposta das Obrigações (IEF)

Anexo C — Resultados detalhados do modelo com índice acionista SPY

Este anexo apresenta os resultados econométricos detalhados do modelo de robustez estimado utilizando o índice acionista SPY como proxy alternativa para o mercado acionista. São incluídos os resultados completos da seleção do número de desfasagens, as raízes do modelo para verificação da estabilidade do sistema, os testes de diagnóstico, o output completo da estimação do modelo VAR e os testes de causalidade de Granger. Apresentam-se igualmente algumas funções impulso-resposta representativas, selecionadas para ilustrar as principais relações dinâmicas entre as variáveis. Estes resultados complementam a análise apresentada na Secção 5.8.2.

C.1 Seleção do número de desfasagens

p	AIC(n)	HQ(n)	SC(n)	FPE(n)
1	-23,9302	-23,7277	-23,4306	4,049E-11
2	-23,8089	-23,4444	-22,9097	4,577E-11
3	-23,7475	-23,2209	-22,4485	4,883E-11
4	-23,591	-22,9024	-21,8924	5,745E-11
5	-23,3891	-22,5385	-21,2908	7,099E-11
6	-23,2225	-22,2098	-20,7245	8,509E-11
7	-23,1323	-21,9576	-20,2346	9,504E-11
8	-23,0448	-21,7081	-19,7475	1,066E-10
9	-22,9485	-21,4498	-19,2515	1,217E-10
10	-22,9179	-21,2571	-18,8212	1,314E-10
11	-22,7727	-20,9499	-18,2763	1,609E-10
12	-22,8524	-20,8676	-17,9564	1,596E-10

C.2 Estabilidade do modelo (raízes)

Todas as raízes apresentam módulo inferior à unidade, indicando que o sistema é estável.

Raiz	Módulo
1	0,2283
2	0,2006
3	0,1280
4	0,1280

C.3 Ouput completo dos testes de diagnóstico

```
=== Autocorrelação (serial.test) ===

     Portmanteau Test (asymptotic)
data:  Residuals of VAR object var_model
Chi-squared = 247.18, df = 240, p-value = 0.3614

$serial

     Portmanteau Test (asymptotic)
data:  Residuals of VAR object var_model
Chi-squared = 247.18, df = 240, p-value = 0.3614


=== ARCH (arch.test) ===

     ARCH (multivariate)
data:  Residuals of VAR object var_model
Chi-squared = 1060, df = 1200, p-value = 0.9985

$arch.mul

     ARCH (multivariate)
data:  Residuals of VAR object var_model
Chi-squared = 1060, df = 1200, p-value = 0.9985

=== Normalidade (normality.test) ===
$JB

     JB-Test (multivariate)
data:  Residuals of VAR object var_model
Chi-squared = 12.104, df = 8, p-value = 0.1466
```

```
$Skewness

     Skewness only (multivariate)
data:  Residuals of VAR object var_model
Chi-squared = 10.765, df = 4, p-value = 0.02934

$Kurtosis

     Kurtosis only (multivariate)
data:  Residuals of VAR object var_model
Chi-squared = 1.3398, df = 4, p-value = 0.8546

$jb.mul
$jb.mul$JB

     JB-Test (multivariate)
data:  Residuals of VAR object var_model
Chi-squared = 12.104, df = 8, p-value = 0.1466

$jb.mul$Skewness

     Skewness only (multivariate)
data:  Residuals of VAR object var_model
Chi-squared = 10.765, df = 4, p-value = 0.02934

$jb.mul$Kurtosis

     Kurtosis only (multivariate)
data:  Residuals of VAR object var_model
Chi-squared = 1.3398, df = 4, p-value = 0.8546
```

C.4 Ouput completo da estimação do modelo VAR

```
VAR Estimation Results:
=========================
Endogenous variables: BTC, GLD, SPY, IEF
Deterministic variables: const
Sample size: 118
Log Likelihood: 768.38
Roots of the characteristic polynomial:
0.2283 0.2006 0.128 0.128
Call:
VAR(y = Y, p = p_bic, type = "const")


Estimation results for equation BTC:
====================================
BTC = BTC.l1 + GLD.l1 + SPY.l1 + IEF.l1 + const

       Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
BTC.l1  0.18426    0.09797   1.881  0.06257 .
GLD.l1 -0.73090    0.50433  -1.449  0.15004
SPY.l1 -0.48190    0.43544  -1.107  0.27077
IEF.l1 -0.70831    1.05506  -0.671  0.50337
const   0.05028    0.01910   2.632  0.00966 **
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1


Residual standard error: 0.1971 on 113 degrees of freedom
Multiple R-Squared: 0.06352,  Adjusted R-squared: 0.03037
F-statistic: 1.916 on 4 and 113 DF,  p-value: 0.1126
```

```
Estimation results for equation GLD:
====================================
GLD = BTC.l1 + GLD.l1 + SPY.l1 + IEF.l1 + const

        Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
BTC.l1 -0.001523   0.019703  -0.077   0.9385
GLD.l1 -0.095196   0.101431  -0.939   0.3500
SPY.l1 -0.048324   0.087575  -0.552   0.5822
IEF.l1  0.332210   0.212194   1.566   0.1202
const   0.007256   0.003841   1.889   0.0615 .
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1


Residual standard error: 0.03964 on 113 degrees of freedom
Multiple R-Squared: 0.02447,  Adjusted R-squared: -0.01006
F-statistic: 0.7086 on 4 and 113 DF,  p-value: 0.5877


Estimation results for equation SPY:
====================================
SPY = BTC.l1 + GLD.l1 + SPY.l1 + IEF.l1 + const

        Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
BTC.l1  0.047083   0.021913   2.149   0.0338 *
GLD.l1  0.145535   0.112806   1.290   0.1996
SPY.l1 -0.249308   0.097396  -2.560   0.0118 *
IEF.l1 -0.152198   0.235989  -0.645   0.5203
const   0.009593   0.004272   2.245   0.0267 *
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1


Residual standard error: 0.04408 on 113 degrees of freedom
```

```
Multiple R-Squared: 0.0819,   Adjusted R-squared: 0.0494
F-statistic:  2.52 on 4 and 113 DF,  p-value: 0.04504


Estimation results for equation IEF:
====================================
IEF = BTC.l1 + GLD.l1 + SPY.l1 + IEF.l1 + const

        Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
BTC.l1 -0.004174   0.009557  -0.437    0.663
GLD.l1 -0.003021   0.049198  -0.061    0.951
SPY.l1 -0.037188   0.042477  -0.875    0.383
IEF.l1  0.084465   0.102922   0.821    0.414
const   0.001000   0.001863   0.537    0.592


Residual standard error: 0.01922 on 113 degrees of freedom
Multiple R-Squared: 0.01708,  Adjusted R-squared: -0.01771
F-statistic: 0.4909 on 4 and 113 DF,  p-value: 0.7424

Covariance matrix of residuals:
          BTC       GLD       SPY       IEF
BTC 0.0388375 0.0008658 0.0031494 0.0003531
GLD 0.0008658 0.0015709 0.0002363 0.0003060
SPY 0.0031494 0.0002363 0.0019430 0.0001246
IEF 0.0003531 0.0003060 0.0001246 0.0003696

Correlation matrix of residuals:
       BTC    GLD    SPY    IEF
BTC 1.0000 0.1108 0.3625 0.0932
GLD 0.1108 1.0000 0.1353 0.4016
SPY 0.3625 0.1353 1.0000 0.1470
IEF 0.0932 0.4016 0.1470 1.0000
```

C.5 Testes de causalidade de Granger

A Tabela C.X apresenta os resultados completos dos testes de causalidade de Granger para o modelo estimado com o índice SPY. A interpretação destes resultados é discutida na Secção 5.8.2.

Variável que causa	Estatística	p_value
BTC	1,7341	0,1592
GLD	1,9742	0,1171
SPY	0,615	0,6056
IEF	1,1793	0,3171

C.6 Funções impulso-resposta

Atendendo ao elevado número de funções impulso-resposta geradas pelo modelo, apresentam-se apenas algumas respostas representativas das principais interações entre os mercados analisados. As restantes funções impulso-resposta apresentam padrões semelhantes e incluem o valor zero dentro dos intervalos de confiança, não sendo estatisticamente significativas.

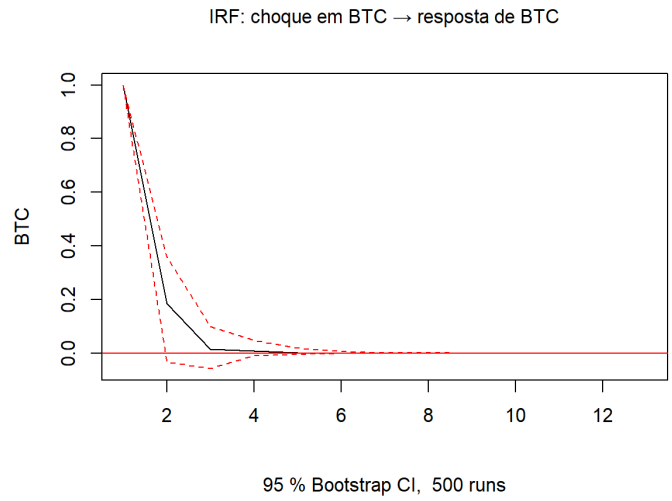


Figura C 6.1 – Função Impulso-Resposta: Choque na Bitcoin e resposta da Bitcoin

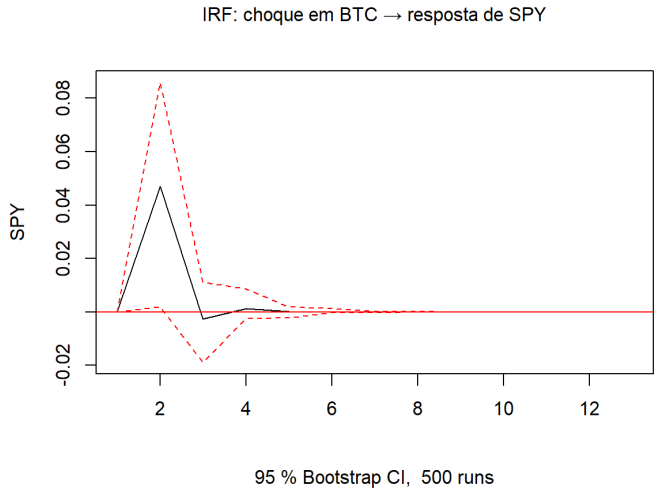


Figura C 6.2 – Função Impulso-Resposta: Choque na Bitcoin e resposta de SPY

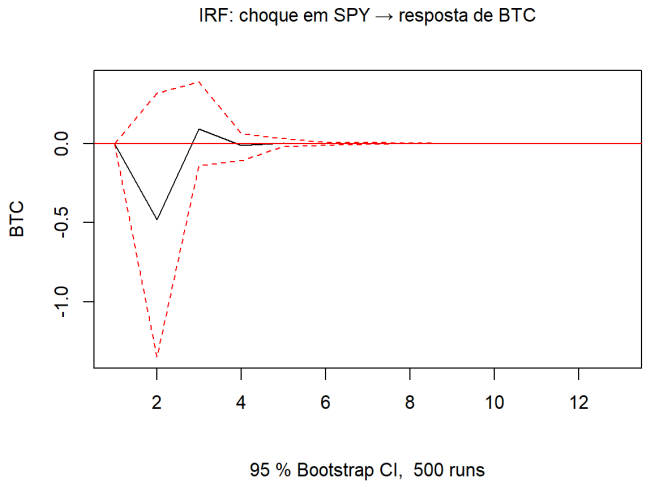


Figura C 6.3 – Função Impulso-Resposta: Choque no SPY e resposta da Bitcoin

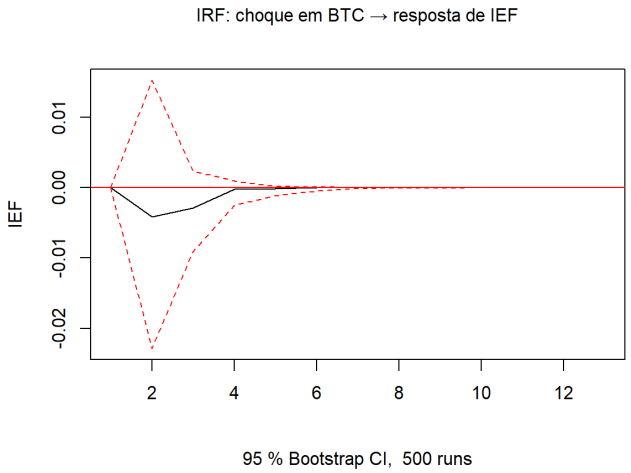


Figura C 6.4 – Função Impulso-Resposta: Choque na Bitcoin e resposta das Obrigações (IEF)

Anexo D — Resultados detalhados do modelo com índice obrigacionista LQD

Este anexo apresenta os resultados econométricos detalhados do modelo de robustez estimado utilizando o índice obrigacionista LQD como proxy alternativa para o mercado obrigacionista. São incluídos os resultados completos da seleção do número de desfasagens, as raízes do modelo para verificação da estabilidade do sistema, os testes de diagnóstico, o output completo da estimação do modelo VAR e os testes de causalidade de Granger. Apresentam-se igualmente algumas funções impulso-resposta representativas, selecionadas para ilustrar as principais interações entre os mercados analisados. Estes resultados complementam a análise apresentada na Secção 5.8.3.

D.1 Seleção do número de desfasagens

p	AIC(n)	HQ(n)	SC(n)	FPE(n)
1	-23,9595	-23,757	-23,4599	3,932E-11
2	-23,8725	-23,5079	-22,9732	4,295E-11
3	-23,8398	-23,3133	-22,5409	4,452E-11
4	-23,6162	-22,9276	-21,9176	5,602E-11
5	-23,4662	-22,6156	-21,3679	6,573E-11
6	-23,259	-22,2464	-20,761	8,204E-11
7	-23,1569	-21,9822	-20,2593	9,273E-11
8	-23,0321	-21,6954	-19,7348	1,080E-10
9	-22,9747	-21,476	-19,2777	1,185E-10
10	-22,9057	-21,245	-18,809	1,330E-10
11	-22,739	-20,9162	-18,2427	1,664E-10
12	-23,002	-21,0172	-18,106	1,374E-10

D.2 Estabilidade do modelo (raízes)

Todas as raízes apresentam módulo inferior à unidade, indicando que o sistema é estável.

Raiz	Módulo
1	0,2117
2	0,1619
3	0,1162
4	0,1162

D.3 Ouput completo dos testes de diagnóstico

```
=== Autocorrelação (serial.test) ===


     Portmanteau Test (asymptotic)
data:  Residuals of VAR object var_model
Chi-squared = 248.23, df = 240, p-value = 0.3439

$serial


     Portmanteau Test (asymptotic)
data:  Residuals of VAR object var_model
Chi-squared = 248.23, df = 240, p-value = 0.3439

=== ARCH (arch.test) ===


     ARCH (multivariate)
data:  Residuals of VAR object var_model
Chi-squared = 1060, df = 1200, p-value = 0.9985

$arch.mul


     ARCH (multivariate)
data:  Residuals of VAR object var_model
Chi-squared = 1060, df = 1200, p-value = 0.9985
```

```
=== Normalidade (normality.test) ===
$JB

     JB-Test (multivariate)
data:  Residuals of VAR object var_model
Chi-squared = 11.174, df = 8, p-value = 0.1921

$Skewness

     Skewness only (multivariate)
data:  Residuals of VAR object var_model
Chi-squared = 9.8816, df = 4, p-value = 0.04247

$Kurtosis

     Kurtosis only (multivariate)
data:  Residuals of VAR object var_model
Chi-squared = 1.292, df = 4, p-value = 0.8627

$jb.mul
$jb.mul$JB

     JB-Test (multivariate)
data:  Residuals of VAR object var_model
Chi-squared = 11.174, df = 8, p-value = 0.1921

$jb.mul$Skewness

     Skewness only (multivariate)
data:  Residuals of VAR object var_model
```

```
Chi-squared = 9.8816, df = 4, p-value = 0.04247


$jb.mul$Kurtosis

     Kurtosis only (multivariate)
data:  Residuals of VAR object var_model
Chi-squared = 1.292, df = 4, p-value = 0.8627
```

D.4 Output completo de estimação do modelo VAR

```
VAR Estimation Results:
========================
Endogenous variables: BTC, GLD, MSCI, LQD
Deterministic variables: const
Sample size: 118
Log Likelihood: 770.03
Roots of the characteristic polynomial:
0.2117 0.1619 0.1162 0.1162
Call:
VAR(y = Y, p = p_bic, type = "const")

Estimation results for equation BTC:
====================================
BTC = BTC.l1 + GLD.l1 + MSCI.l1 + LQD.l1 + const

         Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
BTC.l1    0.17056    0.09763   1.747   0.0833 .
GLD.l1   -0.79222    0.50877  -1.557   0.1222
MSCI.l1  -0.20731    0.54646  -0.379   0.7051
LQD.l1   -0.44325    1.06507  -0.416   0.6781
const     0.04846    0.01919   2.525   0.0130 *
```

```
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 0.198 on 113 degrees of freedom
Multiple R-Squared: 0.05508,    Adjusted R-squared: 0.02163
F-statistic: 1.647 on 4 and 113 DF,  p-value: 0.1674

Estimation results for equation GLD:
====================================
GLD = BTC.l1 + GLD.l1 + MSCI.l1 + LQD.l1 + const

         Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
BTC.l1  -0.004162   0.019681  -0.211   0.8329
GLD.l1  -0.075471   0.102559  -0.736   0.4633
MSCI.l1 -0.082427   0.110156  -0.748   0.4558
LQD.l1   0.219005   0.214700   1.020   0.3099
const    0.007194   0.003869   1.860   0.0656 .
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 0.0399 on 113 degrees of freedom
Multiple R-Squared: 0.01115,    Adjusted R-squared: -0.02386
F-statistic: 0.3184 on 4 and 113 DF,  p-value: 0.8651

Estimation results for equation MSCI:
=====================================
MSCI = BTC.l1 + GLD.l1 + MSCI.l1 + LQD.l1 + const

         Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
BTC.l1   0.045491   0.021455   2.120   0.0362 *
GLD.l1   0.155945   0.111807   1.395   0.1658
MSCI.l1 -0.220305   0.120089  -1.835   0.0692 .
LQD.l1  -0.064240   0.234060  -0.274   0.7842
```

```
const    0.006542   0.004218   1.551   0.1237
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 0.0435 on 113 degrees of freedom
Multiple R-Squared: 0.08076,    Adjusted R-squared: 0.04822
F-statistic: 2.482 on 4 and 113 DF,  p-value: 0.04777

Estimation results for equation LQD:
====================================
LQD = BTC.l1 + GLD.l1 + MSCI.l1 + LQD.l1 + const

         Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
BTC.l1   0.003687   0.011996   0.307    0.759
GLD.l1   0.060530   0.062515   0.968    0.335
MSCI.l1 -0.067235   0.067146  -1.001    0.319
LQD.l1  -0.007398   0.130871  -0.057    0.955
const    0.001755   0.002358   0.744    0.458

Residual standard error: 0.02432 on 113 degrees of freedom
Multiple R-Squared: 0.02214,    Adjusted R-squared: -0.01247
F-statistic: 0.6397 on 4 and 113 DF,  p-value: 0.6352

Covariance matrix of residuals:
           BTC       GLD      MSCI       LQD
BTC  0.0391873 0.0008474 0.0030447 0.0013647
GLD  0.0008474 0.0015924 0.0002499 0.0003885
MSCI 0.0030447 0.0002499 0.0018925 0.0006668
LQD  0.0013647 0.0003885 0.0006668 0.0005917

Correlation matrix of residuals:
        BTC    GLD   MSCI    LQD
BTC  1.0000 0.1073 0.3536 0.2834
```

```
GLD   0.1073 1.0000 0.1440 0.4003
MSCI  0.3536 0.1440 1.0000 0.6301
LQD   0.2834 0.4003 0.6301 1.0000
```

D.5 Testes de causalidade de Granger

A Tabela apresenta os resultados completos dos testes de causalidade de Granger para o modelo estimado com o índice obrigacionista LQD. A interpretação destes resultados é discutida na Secção 5.8.3.

Variável que causa	Estatística	p-value
BTC	2,0835	0,1016
GLD	2,2796	0,0787
MSCI	0,3856	0,7634
LQD	0,4625	0,7086

D.6 Funções impulso-resposta

Atendendo ao elevado número de funções impulso-resposta geradas pelo modelo, apresentam-se apenas algumas respostas representativas das principais interações entre os mercados analisados. As restantes funções impulso-resposta apresentam padrões semelhantes e incluem o valor zero dentro dos intervalos de confiança, não sendo estatisticamente significativas.

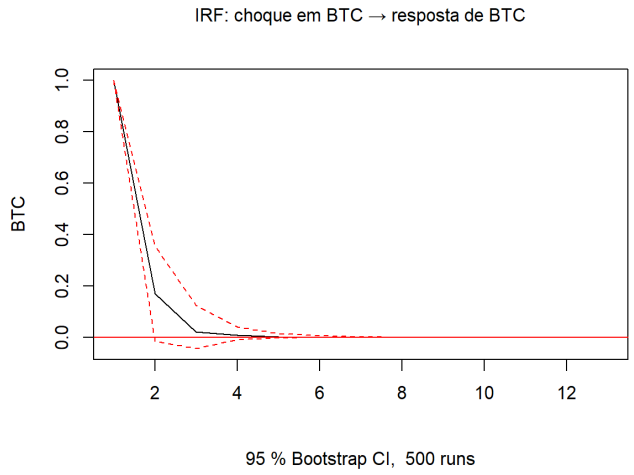


Figura D 6.1 – Função Impulso-Resposta: Choque na Bitcoin e resposta da Bitcoin

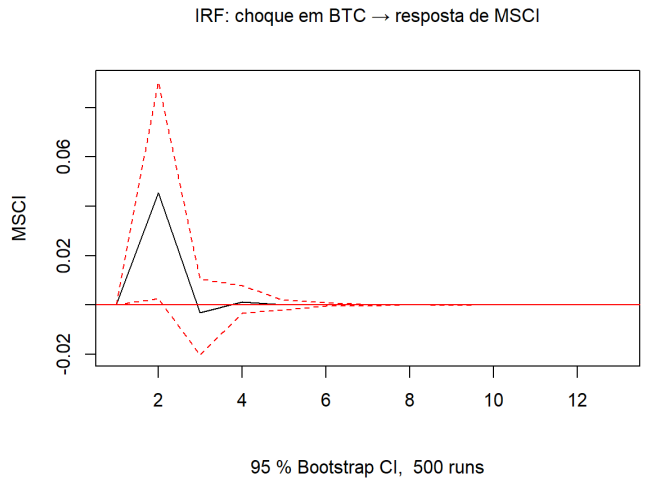


Figura D 6.2 – Função Impulso-Resposta: Choque na Bitcoin e resposta do Mercado Acionista Global (MSCI)

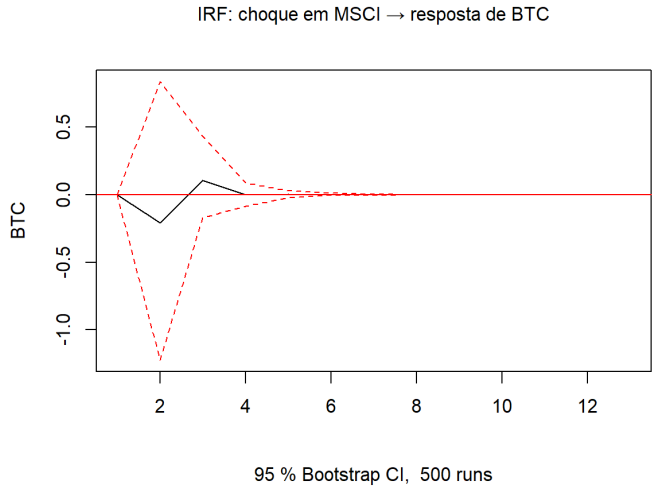


Figura D 6.3 – Função Impulso-Resposta: Choque no Mercado Acionista Global (MSCI) e resposta da Bitcoin

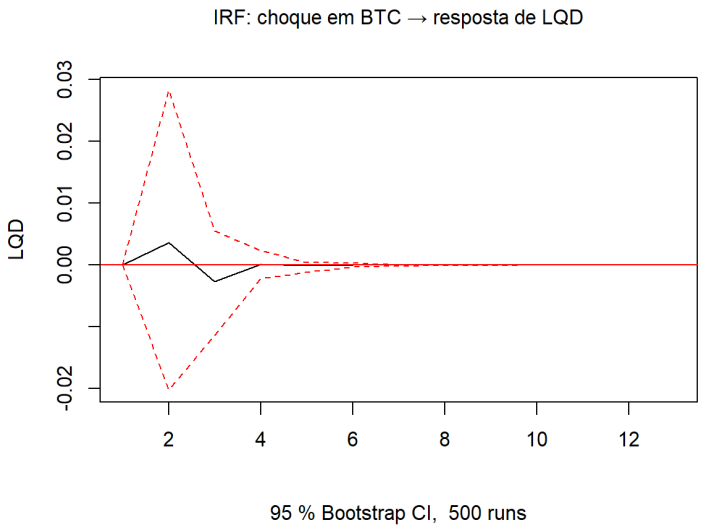


Figura D 6.4 – Função Impulso-Resposta: Choque na Bitcoin e resposta das Obrigações (LQD)