

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO E CONTABILIDADE
DEPARTAMENTO DE ECONOMIA

VICTOR LANZUOLO DA SILVA

**ANÁLISE DA CORRELAÇÃO ENTRE O OURO E O MERCADO DE
CAPITAIS**

SÃO PAULO
2022

VICTOR LANZUOLO DA SILVA

ANÁLISE DA CORRELAÇÃO ENTRE O OURO E O MERCADO DE CAPITAIS

Monografia apresentada à Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo, como requisito parcial para obtenção do título de bacharel em ciências econômicas.

Orientador: Prof. Dr. José Raymundo
Novaes Chiappin

SÃO PAULO

2022

AGRADECIMENTOS

À minha família, por todo o apoio e pela ajuda, que muito contribuiu para que eu chegasse até aqui.

Aos amigos, que sempre estiveram ao meu lado, pela amizade incondicional e pelo apoio demonstrado ao longo de todo o período de tempo em que me dediquei a este trabalho.

Por fim, às pessoas com quem convivi ao longo desses anos de curso, que me incentivaram e que certamente tiveram impacto na minha formação acadêmica.

SUMÁRIO

1. Introdução	1
2. Revisão de literatura	2
2.1. Cálculo da volatilidade	3
2.1.1. Volatilidade implícita.....	4
2.1.2. Volatilidade histórica	4
2.2. Ouro como reserva de valor	4
3. Metodologia	6
3.1. Modelo ARCH.....	6
3.2. Modelo GARCH.....	7
3.3. Modelo VAR.....	7
3.4. Índices	8
3.4.1. S&P500.....	8
3.4.2. IBOVESPA	8
3.4.3. VIX	8
4. Dados	9
5. Resultados primários.....	10
5.1. Modelo GARCH(1,1)	13
5.2. Modelo VAR.....	16
6. Discussão	24
7. Conclusão	25
8. Referências bibliográficas.....	26

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Correlograma IBOVESPA.....	12
Figura 2 – Correlograma S&P500	12
Figura 3 – Correlograma VIX	13
Figura 4 – GARCH IBOVESPA.....	14
Figura 5 - GARCH S&P500.....	14
Figura 6 - GARCH VIX.....	15
Figura 7 - GARCH IPI.....	15
Figura 8 – VAR S&P500.....	17
Figura 9 – VAR IBOVESPA	18
Figura 10 - FIR S&P500	21
Figura 11 - FIR IBOVESPA.....	22
Tabela 1 – Estatísticas gerais	10
Tabela 2 – Teste ADF.....	11
Tabela 3 – Teste ADF em primeiras diferenças	11
Tabela 4 – Decomposição da Variância VAR S&P500	19
Tabela 5 - Decomposição da Variância VAR IBOVESPA	20
Tabela 6 - Teste Granger S&P500	23
Tabela 7 - Teste Granger IBOVESPA.....	23

RESUMO

Esta monografia busca investigar a relação entre o mercado do ouro e os principais mercados financeiros, principalmente quanto as suas volatilidades. Os mercados Ouro/Euro e Ouro/Dólar serão comparados com os índices Dow Jones, S&P500, VIX e IBOVESPA a partir da utilização de um modelo GARCH. Com a aplicação de um Modelo de Vetor Autoregressivo, foi possível estabelecer a transmissão das volatilidades. Como resultado, as variáveis foram caracterizadas como endógenas, exceto o próprio preço do ouro. Além disso, os dados mostraram uma causalidade entre os índices S&P500, VIX e IBOVESPA. Foi realizada a análise da variância decomposta, indicando a explicação da variável em si. Dessa forma, o trabalho buscou provar a existência de uma conexão entre a volatilidade do ouro e dos índices financeiros mais tradicionais.

Palavras-chave: Volatilidade. Ouro. IBOVESPA. S&P500.

JEL: C01, G15.

ABSTRACT

This monography seeks to investigate the relationship between the gold market and the main financial markets, especially regarding their volatilities. The Gold/Euro and Gold/Dollar markets will be compared to the Dow Jones, S&P500, VIX and IBOVESPA indices using a GARCH model. With the application of an Autoregressive Vector Model, it was possible to establish the transmission of volatilities. As a result, the variables were characterized as endogenous, except for the price of gold itself. In addition, the data showed causality between the S&P500, VIX and IBOVESPA indices. A decomposed analysis of variance was performed, indicating the explanation of the variable itself. In this way, the work sought to prove the existence of a connection between the volatility of gold and more traditional financial indices.

Keywords: Volatility. Gold. IBOVESPA. S&P500.

JEL Codes: C01, G15.

1. Introdução

Nas últimas décadas, diversos modelos surgiram na tentativa de prever a variação de preço dos principais ativos financeiros internacionais. Com a utilização da volatilidade, a incerteza dos mercados passa a ser mensurável, e um gerenciamento de risco racional surge como uma possibilidade de proteção de capital. As crises financeiras, muitas vezes precedidas por altas elevadas nos preços dos ativos, apresentam comportamentos específicos quanto a volatilidade. A partir de bons modelos, é possível extrair preciosas estimativas sobre o futuro.

O risco no mercado financeiro está atrelado à volatilidade. Os riscos surgem do cenário econômico mundial, questões governamentais ou empresariais. A aleatoriedade, também presente nas séries de preço, também está presente na volatilidade do mercado. De maneira geral, quanto maior o nível de volatilidade de um ativo, menor a confiança dos investidores e, consequentemente, a quantidade de aportes que é efetuada no ativo.

O principal tópico abordado por este estudo é a interação da volatilidade dos mercados de ouro com os principais índices financeiros internacionais. A forma escolhida para se calcular a volatilidade foi o modelo GARCH(1,1). O objetivo é averiguar uma correlação dinâmica entre as volatilidades dos mercados escolhidos (IBOVESPA, S&P500 e VIX), observar os preços do ouro com o índice IBOVESPA e verificar uma eventual influência do ouro no índice brasileiro, dentro de um intervalo de tempo específico. Com a estimativa do GARCH(1,1) e a coleta das volatilidades, foi construído um modelo VAR, que traçou a relação existente entre as variáveis. Os resultados apontam uma relação dinâmica entre a volatilidade dos índices com a do ouro.

Nos capítulos seguintes serão abordadas questões referentes à metodologia, dados, discussão e conclusão.

2. Revisão de literatura

A elaboração de modelos capazes de prever a volatilidade de ativos ganhou muito espaço nos últimos anos, pois, a partir desses valores, é possível entender melhor os movimentos dos mercados, oscilações e respectivas intensidades. Como recompensa, a informação permite a quantificação do risco de cada investimento. Por convenção, a volatilidade é descrita a partir do desvio padrão anualizado, expressa como uma porcentagem.

O estudo da influência da volatilidade nos mercados financeiros começou com Kendall (1953), onde foram obtidos resultados que descreviam a volatilidade como aleatória. Após esse estudo, Mandlebroit (1963) demonstrou que grandes movimentos na volatilidade tendem a ser seguidos por variações opostas, e mudanças de menor intensidade são seguidas por choques também pequenos, chamados “*volatility clustering*”.

Mais de uma década após o estudo de Mandlebroit, as pesquisas elaboradas por Bowerman e O'Connel (1979) mostraram que a volatilidade possui um componente aleatório com variância constante e média zero, que é detectado após a remoção de todos os outros componentes presentes na composição dos valores, como, por exemplo, as tendências sazonais. Pouco depois, essas convicções foram aprimoradas por Grossman e Shiller (1981). Mais tarde, Marsh e Merton (1986) e Porteba e Summers (1986) divulgam seus artigos demonstrando que muito frequentemente os preços dos ativos não refletem o valor exato de uma empresa, admitindo-se, assim, a existência de um componente estocástico nos mercados.

Um conceito importante estudado por Engle (1982) e Bollerslev (1986) foi o da divisão da volatilidade em condicional (oscilante) e incondicional (constante). Dessa forma, foi mostrado que a volatilidade pode não ser estável ao longo do tempo, com as séries não apresentando uma homocedasticidade aceitável.

Durante as pesquisas de Engle (1982) foi desenvolvido o modelo *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH), onde as variáveis conhecidas nos intervalos anteriores são relacionadas com a variação da variância condicional. Já Bollerslev (1986) aprimorou o modelo, com a elaboração do *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH), onde um intervalo de tempo é determinado para se delimitar a variância condicional. Nesse modelo, a variância depende não só dos erros de previsão passados, mas também das próprias variâncias pré-observadas.

Anos mais tarde, os modelos ARCH e GARCH sofreram algumas mudanças positivas, que melhoraram suas capacidades para prever o comportamento dos mercados. Uma das

principais mudanças foi a elaboração de um modelo evoluído apresentado por Nelson (1991) com a denominação *Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (EGARCH).

Outra menção importante quanto aos estudos sobre volatilidade é o trabalho realizado por Tobin (1992), onde o autor disserta de forma profunda sobre como a volatilidade é capaz de mostrar aos participantes do mercado financeiro informações valiosas.

2.1. Cálculo da volatilidade

Há uma extensa literatura a respeito da volatilidade nos mercados financeiros e seus efeitos quanto a choques positivos e negativos. Um dos mais conhecidos, o efeito alavanca, descrito por Black (1976) e Christie (1982), considera que a queda no preço de ações gera uma alavanca financeira com aumento do risco e volatilidade dos papéis. Esse efeito foi também estudado por Schwert (1989) e Campbell (1992).

Utilizando-se da volatilidade como uma característica particular de cada ativo, é possível mensurar a variação dos preços em relação à média, dado um intervalo de tempo específico. A própria variância é um dos fatores capazes de influenciar no valor de um ativo. O método mais tradicional para se calcular a volatilidade é através do desvio padrão anualizado, considerando os valores percentuais dos preços diários, mensais e anuais. O desvio padrão é determinado pela fórmula a seguir:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (x - \bar{x})^2}{n - 1}}$$

Onde:

X_t = logaritmo do quociente entre dois elementos consecutivos

$\bar{X}$ = média dos elementos

n = quantidade de elementos

A partir do desvio padrão, há algumas formas de se calcular a volatilidade, que podem ser mais recomendadas de acordo com cada situação. São as volatilidades implícita, histórica e futura.

2.1.1. Volatilidade implícita

Esse tipo de volatilidade é usualmente utilizado quando se quer estudar algum contrato de opções. Isso ocorre pois foi descoberta uma correlação positiva e robusta entre esse tipo de volatilidade com os preços de tais opções. O método para se calcular tal volatilidade é conhecido como Black-Scholes.

No estudo de Lewis (1992) foi observado que a volatilidade implícita não possuía mais informação do que os outros tipos de volatilidade. Já Rendleman (1976) e Fleming (1998) consideraram, após seus estudos, que a volatilidade implícita é a mais adequada para se prever a volatilidade de algum ativo.

2.1.2. Volatilidade histórica

Como o próprio nome diz, a volatilidade histórica é calculada com base nas variações de preço já ocorridas. O grande problema encontrado nos principais estudos diz que, ao se utilizar a volatilidade histórica para tentar prever os preços, pode-se encontrar obstáculos, já que tanto os padrões de volatilidade como os dos preços tendem a se alterar com o tempo. De qualquer forma, é utilizada em diversos modelos e é dada pela fórmula a seguir:

$$\ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right) = \ln(P_t) - \ln(P_{t-1})$$

2.2. Ouro como reserva de valor

Principalmente após o século XIV, o uso do ouro no comércio internacional trouxe algumas vantagens importantes. A possibilidade de armazenamento fez com que o metal se tornasse uma ferramenta de entesouramento, ou reserva de valor, graças à sua escassez. Como pode ser trocado por bens ou serviços, foi conferida ao ouro a atribuição de representante universal de riqueza.

Durante a crise de 2008, enquanto a maioria dos ativos despencava, o preço do ouro aumentou mais de 5%. Isso ocorreu pois, a partir do momento em que os investidores começaram a fugir dos ativos mais arriscados, deslocaram seus capitais para o ouro, pois há um consentimento de que o metal possui a segurança e baixo risco como uma das principais

vantagens. Essa ideia é defendida por diversos autores, como Dooley e Isard (1995), Capie e Milles (2005) e Taylor (1998).

Sobre a volatilidade do ouro, são conhecidos os estudos de Betten e Lucey (2010), além de Tully e Lucey (2007), que geraram modelos de volatilidade futura e modelos GARCH focados na assimetria da volatilidade do metal. Além disso, focaram na argumentação a favor da posse do ouro como diversificação e proteção de carteira.

A segurança do ouro como investimento depende do comportamento de sua volatilidade em momentos de crise. Alguns autores como Baur (2012) argumentam que em situações em que o ouro é visto como um abrigo contra uma eventual queda do mercado financeiro, apesar de seus preços subirem, a volatilidade também aumenta, junto do risco calculado, criando-se, assim, um paradoxo quanto à sua segurança.

3. Metodologia

Nas últimas décadas, vários autores tentaram criar modelos de previsão para a volatilidade. O objetivo dessa modelagem é compreender os sinais da volatilidade e, dessa forma, reduzir o risco das carteiras e seus ativos. Dentre os mais respeitados, estão Engle (1982), Bollerslev (1986) e Nelson (1991), que realizaram tentativas de modelos capazes de separar os impactos exógenos na volatilidade, como notícias e pânico de mercado. Dessa forma, foram utilizados modelos de heteroscedasticidade condicionada.

3.1. Modelo ARCH

O primeiro modelo criado com essa finalidade foi o ARCH, com autoria de Engle (1982). Esse modelo permitiu captar o movimento de séries temporais não lineares. O núcleo de funcionamento da fórmula trabalha tentando absorver a volatilidade das autocorrelações da série temporal, assemelhando o risco futuro com o risco presenciado no passado. Dessa forma, a volatilidade prevista se torna uma função dos valores observados em um tempo próximo.

Alguns autores, como Mizrack (1990), interpretam o modelo ARCH como um mecanismo que simula o mercado no sentido de aprendizado a partir dos erros, ou seja, os erros do presente quanto às perspectivas são correlacionados com os erros passados quando comparados com suas respectivas previsões. Já Lamoureux e Lastrapes (1990) utilizaram o volume transacionado pelos principais mercados de capitais para concluir que a heteroscedasticidade condicional ocorre graças ao atraso informacional, ou seja, uma assimetria de mercado. Bera e Higgins (1993) atribuem o êxito do ARCH a sua facilidade, preocupação com a não linearidade da série temporal, e acerto quanto aos erros de clusters.

O modelo ARCH pode ser descrito pela seguinte fórmula:

$$\sigma_{t=1}^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i U_{t-1}^2$$

Onde:

$$E[\varepsilon_t] = 0, Var[\varepsilon_t] = 1, U_t = \varepsilon_t \sigma_t, Cov[\varepsilon_t; U_{t-i}]$$

3.2. Modelo GARCH

Anos após o surgimento do ARCH, Bollerslev (1986) aprimorou o modelo de Engle e criou o GARCH. Basicamente, o novo modelo incluiria agora a modelagem da variância, utilizando-se dos valores registrados de variância condicionada. Os novos componentes da fórmula consideram médias móveis e vetores autorregressivos da variância, tornando-se, assim, mais apurada e mais adequada para prever volatilidades futuras.

A fórmula a seguir representa o modelo GARCH:

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

Onde:

$$U_t = \varepsilon_t \sigma_t$$

$$p = \text{ordemGARCH}$$

$$q = \text{ordemARCH}$$

3.3. Modelo VAR

Sims (1980) apresenta em seu artigo “*Macroeconomics and Reality*” um novo modelo, intitulado Vetor Autorregressivo (VAR), que tem como funcionalidade encontrar a correlação entre séries temporais. Para isso, a fórmula investiga as correlações entre todas as variáveis e seus valores de defasagem específicos. Ao considerar a dependência entre tais variáveis, o modelo permite que as consequências dos movimentos aleatórios sejam levadas em conta, sendo, assim, um modelo mais preciso para prever as flutuações das séries temporais.

O modelo VAR tem a estrutura mostrada a seguir:

$$Y_t = A_1 Y_{t-1} + \dots + A_n Y_{t-n} + B x_t + e_t$$

Onde:

$$Y_t = \text{vetor endógeno}$$

$$X_t = \text{vetor exógeno}$$

$$A_1 + \dots + A_n e B = \text{matrizes e respectivos coeficientes}$$

$$t = \text{vetor de autocorrelações}$$

3.4. Índices

Os índices são carteiras fictícias que prometem analisar o desempenho de um determinado mercado financeiro. Geralmente são compostas pelos títulos mais conhecidos e transacionados de tal mercado, e têm seus resultados expostos por variações percentuais. Na sequência, serão expostos os índices que serão considerados neste estudo.

3.4.1. S&P500

O *Standard & Poor's 500* (S&P500) é um dos maiores índices americanos, e inclui todas as 500 maiores empresas em capitalização de mercado nos Estados Unidos. Para ser incluída no seleto grupo, a empresa é julgada por um comitê que leva em conta alguns critérios além da capitalização, como a liquidez, títulos elegíveis, tratamento das IPOs e outros.

3.4.2. IBOVESPA

O IBOV é o índice mais consolidado no Brasil. Foi criado em janeiro de 1968 e funciona como um índice de retorno total, contendo um sistema de pontos a partir de uma carteira fictícia que inclui os papéis mais transacionados na bolsa brasileira.

3.4.3. VIX

O *Market Volatility Index* (VIX) é calculado pela bolsa de Chicago, intitulada *Chicago Board Options Exchange* (CBOE). A base de cálculo desse índice considera os preços de mercado do S&P500, e foi criado em 1993. Basicamente, o índice busca quantificar a volatilidade de curto prazo no mercado, mas não a volatilidade histórica, e sim uma estimativa para a volatilidade futura. Dessa forma, é considerado um medidor do “medo” do mercado.

4. Dados

A partir deste capítulo serão expostos os dados, modelos e resultados encontrados, além da análise dos mesmos, relacionando com o objetivo do estudo. O propósito é correlacionar a volatilidade do ouro com o índice IBOVESPA, investigar a assimetria dessa volatilidade e comparar o ouro também com os índices S&P500 e VIX. Para isso, foram obtidos os preços do ouro em três índices. Após a criação do banco de dados, foi feita a análise dos preços com os modelos mais adequados.

Os dados foram recolhidos em duas moedas, sendo elas o Dólar Americano (USD) e o Real Brasileiro (BRL), em um período de 20 anos (01/2001 a 09/2021). A fonte dos dados foi a *World Gold Council* (WGC).

Os valores do IBOVESPA, S&P500 e VIX foram obtidos através do site *Investing.com* e são baseados nos preços de fechamento mensais de cada índice. Esses índices foram os escolhidos pois é necessário analisar os efeitos do preço do ouro tanto no mercado brasileiro como em mercados mais internacionalizados. O software econométrico utilizado foi o Eviews, bastante explorado nas disciplinas de Econometria do curso de Ciências Econômicas da Universidade de São Paulo.

5. Resultados primários

É possível, antes de se formular qualquer modelo, analisar estatisticamente os dados que serão utilizados. Após essa avaliação, serão feitos os testes ADF para se constatar sobre a estacionariedade das séries e sua significância. O estudo seguirá com a análise dos respectivos correlogramas e a modelagem utilizando-se do GARCH e VAR, com a avaliação dos resultados obtidos.

Tabela 1 – Estatísticas gerais

	USD	BRL	S&P500	IBOV	IPI	VIX
Mean	0,0038	0,0029	0,0033	0,0004	0,0019	0,0011
Median	0,0032	-0,0008	0,0080	0,0044	0,0025	-0,0087
Maximum	0,1629	0,1444	0,1055	0,1613	0,0220	0,6781
Minimum	-0,1718	-0,1684	-0,2288	-0,2203	-0,0409	-0,4153
Std Dev	0,0498	0,0452	0,0396	0,0569	0,0064	0,1664
Skewness	-0,1176	0,1104	-1,2227	-0,4427	-1,9435	0,4982
Kurtosis	4,0572	3,9539	8,5924	4,0785	11,7881	3,3805
Jarque-Bera	18,1862	6,1879	363,3922	25,8607	1109,1308	13,1530
Probability	0,0002	0,0404	0,0000	0,0000	0,0000	0,0018
Square Dev	0,5836	0,5315	0,3330	0,8408	0,0117	7,1978
Observation	251	251	251	251	251	251

Fonte: elaboração própria.

É possível concluir que as séries possuem distribuição assimétrica, pois foram obtidos altos valores nos coeficientes de assimetria (*skewness*). Também não possuem distribuição normal, já que o coeficiente de achatamento (curtose) apresenta valores diferentes de 3 (típicos de uma distribuição normal). O teste de Jarque-Bera também corrobora com a rejeição da hipótese de distribuição normal das séries.

Outro teste realizado foi o de raízes unitárias, através do *Schwartz Info Criterion* (SIC). Foi realizado o cálculo com tendência e constante, apenas com a constante e sem tendência nem constante.

Tabela 2 – Teste ADF

	A	B	C
USD	-11,7280	-12,9561	-11,6679
BRL	-16,6331	-18,3324	-16,5456
S&P500	-11,7280	-12,9561	-12,8961
IBOV	-12,5713	-13,8103	-13,8386
VIX	-16,7925	-16,8181	-16,8518

A: Teste com tendência e constante

B: Teste com constante

C: Teste sem tendência nem constante

Fonte: elaboração própria.

Tabela 3 – Teste ADF em primeiras diferenças

	A	B	C
USD	-10,8127	-9,8049	-10,8607
BRL	-14,3731	-15,9188	-14,4327
S&P500	-13,0142	-14,4144	-13,0688
IBOV	-12,5354	-13,8857	-13,9040
VIX	-10,0930	-10,0961	-10,1089

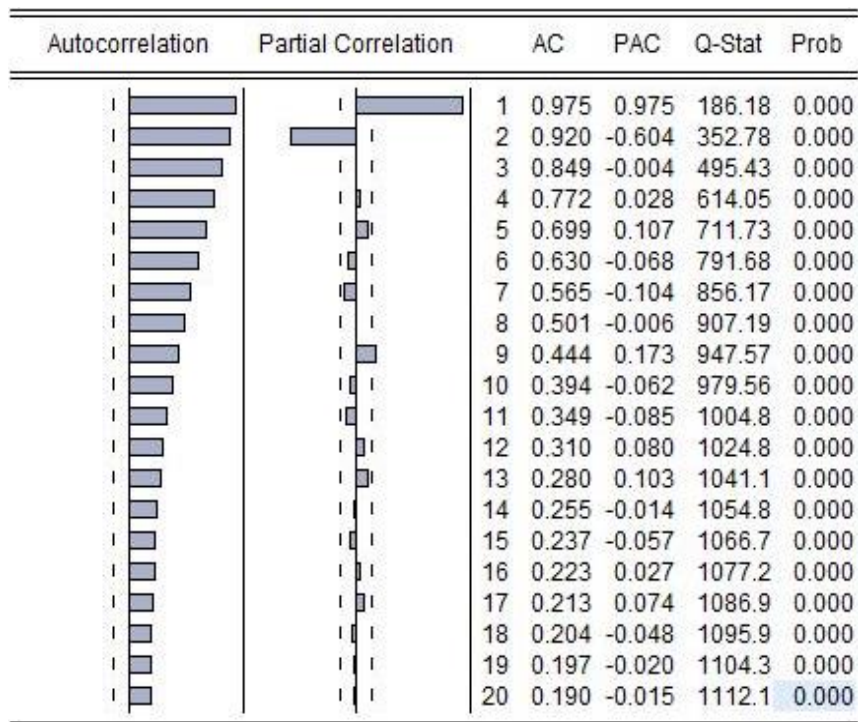
A: Teste com tendência e constante

B: Teste com constante

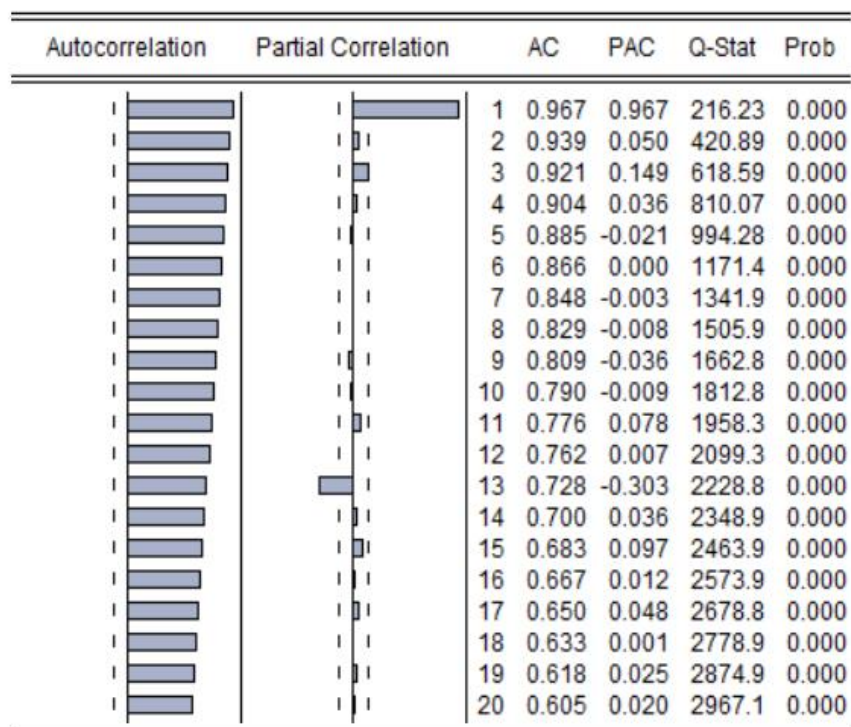
C: Teste sem tendência nem constante

Fonte: elaboração própria.

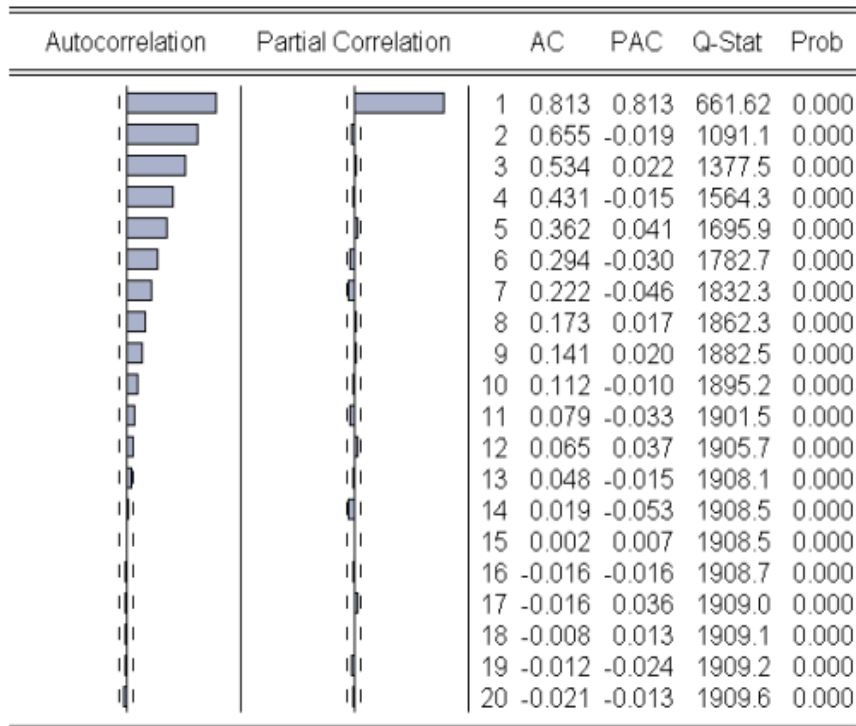
As tabelas mostram que o teste ADF não alcançou valores significantes. Com os testes realizados em primeiras diferenças, observou-se significância e estacionariedade.

Figura 1 – Correlograma IBOVESPA

Fonte: elaboração própria.

Figura 2 – Correlograma S&P500

Fonte: elaboração própria.

Figura 3 – Correlograma VIX

Fonte: elaboração própria.

Os resultados dos correlogramas mostram que tanto as cotações do IBOSVESPA, S&P500 e VIX demonstram um desempenho de memória de longo prazo, indicando assim uma estacionariedade com função de autocorrelação diminuindo até zero hiperbolicamente.

Uma possível explicação para o efeito de memória de longo prazo é a presença de uma mudança de estrutura, típica em processos estacionários e citada por Granger (1998).

5.1. Modelo GARCH(1,1)

Para modelar a volatilidade dos índices escolhidos, foi escolhido o modelo GARCH(1,1), com os dados refinados a partir de um outro modelo, com estrutura ARIMA. Os resultados são mostrados a seguir.

Figura 4 – GARCH IBOVESPA

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0.000403	0.000226	1.783461	0.0745
MA(1)	0.078199	0.031153	2.510174	0.0121
Variance Equation				
C	2.98E-06	7.41E-07	4.022597	0.0001
RESID(-1)^2	-0.014168	0.013739	-1.031267	0.3024
RESID(-1)^2*(RESID(-1)<0)	0.149107	0.027279	5.466073	0.0000
GARCH(-1)	0.880880	0.024748	35.59451	0.0000
R-squared	0.009544	Mean dependent var		0.000464
Adjusted R-squared	0.008594	S.D. dependent var		0.007444
S.E. of regression	0.007412	Akaike info criterion		-7.076333
Sum squared resid	0.057238	Schwarz criterion		-7.047880
Log likelihood	3699.846	Hannan-Quinn criter.		-7.065542
Durbin-Watson stat	1.952133			

Fonte: elaboração própria.

Figura 5 - GARCH S&P500

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
D1	-0.071109	0.028913	-2.459406	0.0139
D2	-0.090313	0.032069	-2.816214	0.0049
D3	-0.023957	0.034262	-0.699239	0.4844
D4	-0.005121	0.034824	-0.147053	0.8831
D5	0.050753	0.032752	1.549632	0.1212
Variance Equation				
C	0.029039	0.003804	7.632995	0.0000
RESID(-1)^2	0.256896	0.016749	15.33821	0.0000
GARCH(-1)	0.762004	0.011246	67.75560	0.0000
R-squared	0.002263	Mean dependent var		0.033133
Adjusted R-squared	0.000849	S.D. dependent var		1.549744
S.E. of regression	1.549086	Akaike info criterion		3.261391
Sum squared resid	6774.260	Schwarz criterion		3.278215
Log likelihood	-4603.607	Hannan-Quinn criter.		3.267461
Durbin-Watson stat	1.447963			

Fonte: elaboração própria.

Figura 6 - GARCH VIX

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0.057660	0.019130	3.014156	0.0026
AR(1)	-0.121435	0.202922	-0.598433	0.5496
MA(1)	0.202920	0.200340	1.012880	0.3111
Variance Equation				
C	0.017104	0.003734	4.580791	0.0000
RESID(-1)^2	0.073058	0.006437	11.34974	0.0000
GARCH(-1)	0.917170	0.007319	125.3182	0.0000
R-squared	0.009062	Mean dependent var		0.035321
Adjusted R-squared	0.008472	S.D. dependent var		1.247478
S.E. of regression	1.242183	Akaike info criterion		3.044760
Sum squared resid	5182.996	Schwarz criterion		3.055683
Log likelihood	-5112.242	Hannan-Quinn criter.		3.048667
Durbin-Watson stat	1.971367			

Fonte: elaboração própria.

Figura 7 - GARCH IPI

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-1.217110	0.631735	-1.926614	0.0540
AR(1)	-0.055804	2.347555	-0.023771	0.9810
AR(2)	0.092159	0.769286	0.119798	0.9046
MA(1)	0.148140	2.346954	0.063120	0.9497
MA(2)	-0.069094	0.796107	-0.086790	0.9308
Variance Equation				
C	26.10402	9.206814	2.835294	0.0046
RESID(-1)^2	0.715101	0.239368	2.987459	0.0028
GARCH(-1)	0.032183	0.137150	0.234658	0.8145
R-squared	-0.000819	Mean dependent var		-1.354581
Adjusted R-squared	-0.036246	S.D. dependent var		8.183863
S.E. of regression	8.330859	Akaike info criterion		6.982834
Sum squared resid	7842.564	Schwarz criterion		7.170677
Log likelihood	-403.9872	Hannan-Quinn criter.		7.059104
Durbin-Watson stat	2.056200			

Fonte: elaboração própria.

Os relatórios permitem aferir que os três índices analisados estão suscetíveis a grandes choques de volatilidade, com possíveis longos intervalos de recuperação. Como a soma dos

coeficientes de todos os modelos não ultrapassa 1, é possível afirmar que são processos estacionários. Além disso, todos os testes alcançaram significância estatística.

5.2. Modelo VAR

Para que os modelos de Vetor Autoregressivo pudessem ser originados foi preciso modificar os dados conseguidos no GARCH(1,1), criar uma equação de variância equivalente e descobrir o desvio padrão de suas respectivas séries, para que fossem utilizadas nos modelos VAR.

Figura 8 – VAR S&P500

	M1	R
M1(-1)	1.044218 (0.19058) [5.47907]	0.001261 (0.00060) [2.09152]
M1(-2)	0.103005 (0.29802) [0.34564]	-0.002068 (0.00094) [-2.19401]
M1(-3)	-0.272593 (0.30750) [-0.88647]	0.001756 (0.00097) [1.80521]
M1(-4)	0.110127 (0.18665) [0.59001]	-0.001029 (0.00059) [-1.74327]
R(-1)	-254.3355 (56.5600) [-4.49674]	1.166419 (0.17892) [6.51931]
R(-2)	202.2090 (95.1998) [2.12405]	-0.298382 (0.30115) [-0.99082]
R(-3)	-11.53706 (95.1998) [2.12405]	0.031061 (0.30115) [-0.99082]
R(-3)	-11.53706 (95.8187) [-0.12041]	0.031061 (0.30311) [0.10248]
R(-4)	-21.49944 (63.7131) [-0.33744]	-0.004357 (0.20155) [-0.02162]
C	1794.627 (1339.23) [1.34005]	2.804913 (4.23641) [0.66210]
R-squared	0.991342	0.840755
Adj. R-squared	0.988777	0.793572
Sum sq. resids	6102363.	61.06410
S.E. equation	475.4087	1.503873
F-statistic	386.4599	17.81878
Log likelihood	-267.8138	-60.59308
Akaike AIC	15.37854	3.866282
Schwarz SC	15.77442	4.262162
Mean dependent	29526.60	11.44907
S.D. dependent	4487.645	3.309987
Determinant resid covariance (dof adj.)		508587.1
Determinant resid covariance		286080.3
Log likelihood		-328.3161
Akaike information criterion		19.23978
Schwarz criterion		20.03154

Fonte: elaboração própria.

A figura mostra os resultados do VAR aplicado para o S&P500, contendo as variáveis endógenas do desvio padrão necessárias. O número correto de defasagem foi alcançado com o uso do *Akaike Information Criterion* (AIC), chegando ao valor de 5 períodos. O modelo adequado, portanto, é o VAR(3,5), contendo 3 variáveis e 5 períodos de defasagem. Algumas variáveis *dummies* foram adicionadas, junto de uma variável com o preço do ouro em Dólares Americanos (USD).

Figura 9 – VAR IBOVESPA

	M1	R
M1(-1)	1.017241 (0.15442) [6.58740]	0.001102 (0.00053) [2.07844]
M1(-2)	-0.023561 (0.15191) [-0.15510]	-0.001184 (0.00052) [-2.27106]
R(-1)	-231.3066 (45.9568) [-5.03313]	1.081707 (0.15777) [6.85627]
R(-2)	153.5037 (49.3219) [3.11228]	-0.203643 (0.16932) [-1.20270]
C	1476.871 (992.892) [1.48744]	3.273097 (3.40858) [0.96025]
R-squared	0.991664	0.805186
Adj. R-squared	0.990654	0.781572
Sum sq. resids	6460133.	76.13516
S.E. equation	442.4495	1.518923
F-statistic	981.4303	34.09808
Log likelihood	-282.7476	-67.12322
Akaike AIC	15.14461	3.795959
Schwarz SC	15.36008	4.011431
Mean dependent	29206.46	11.53026
S.D. dependent	4576.572	3.249987
Determinant resid covariance (dof adj.)		451530.3
Determinant resid covariance		340523.9
Log likelihood		-349.8659
Akaike information criterion		18.94031
Schwarz criterion		19.37125

Fonte: elaboração própria.

A figura 9 mostra o VAR para o índice IBOVESPA, também contendo as variáveis endógenas de desvio padrão. O AIC encontrou um número de defasagem adequado de 1 período, indicando um modelo VAR(3,1). Dessa vez, as variáveis *dummies* também foram inseridas, mas a variável exógena do preço do ouro foi colocada em Reais Brasileiros (BRL). Pelo teste de normalidade, foi descartada a hipótese de comportamento normal nas variáveis do modelo.

Após isso, foi feita a avaliação de decomposição da variância. Basicamente, esse teste é capaz de mostrar a força que as variáveis exercem umas sobre as outras. Foi utilizado um período de 12 meses. Os resultados são mostrados a seguir.

Tabela 4 – Decomposição da Variância VAR S&P500

Decomposição da Variância S&P500				
Period	SE	S&P500	VIX	IPI
1	0,0026	100,0000	0,0000	0,0000
3	0,0043	87,4859	1,7547	13,2594
6	0,0054	83,1254	2,0630	17,3116
12	0,0067	81,6700	2,2620	18,5680
Decomposição da Variância VIX				
Period	SE	S&P500	VIX	IPI
1	0,0074	11,1061	91,3939	0,0000
3	0,0079	11,8660	84,4229	6,2111
6	0,0079	12,4191	83,5202	6,5608
12	0,0079	12,4805	83,4541	6,6143
Decomposição da Variância IPI				
Period	SE	S&P500	VIX	IPI
1	0,0007	3,0135	2,1730	97,3135
3	0,0008	2,9028	1,7452	97,8520
6	0,0008	7,5568	2,3595	92,5837
12	0,0008	7,9474	2,3700	92,1826

Fonte: elaboração própria.

A conclusão que pode ser feita através dos testes é de que há uma relação de influência entre o desvio padrão do S&P500 e o desvio padrão do IPI (Índice Industrial Americano). Além disso, notou-se forte influência no índice VIX causada pelo desvio padrão do S&P500 e IPI.

Tabela 5 - Decomposição da Variância VAR IBOVESPA

Decomposição da Variância IBOV				
Period	SE	IBOV	VIX	IPI
1	0,0065	100,0000	0,0000	0,0000
3	0,0089	98,4018	1,0850	3,0132
6	0,0097	95,8243	1,1349	5,5407
12	0,0098	95,1887	1,1386	6,1728

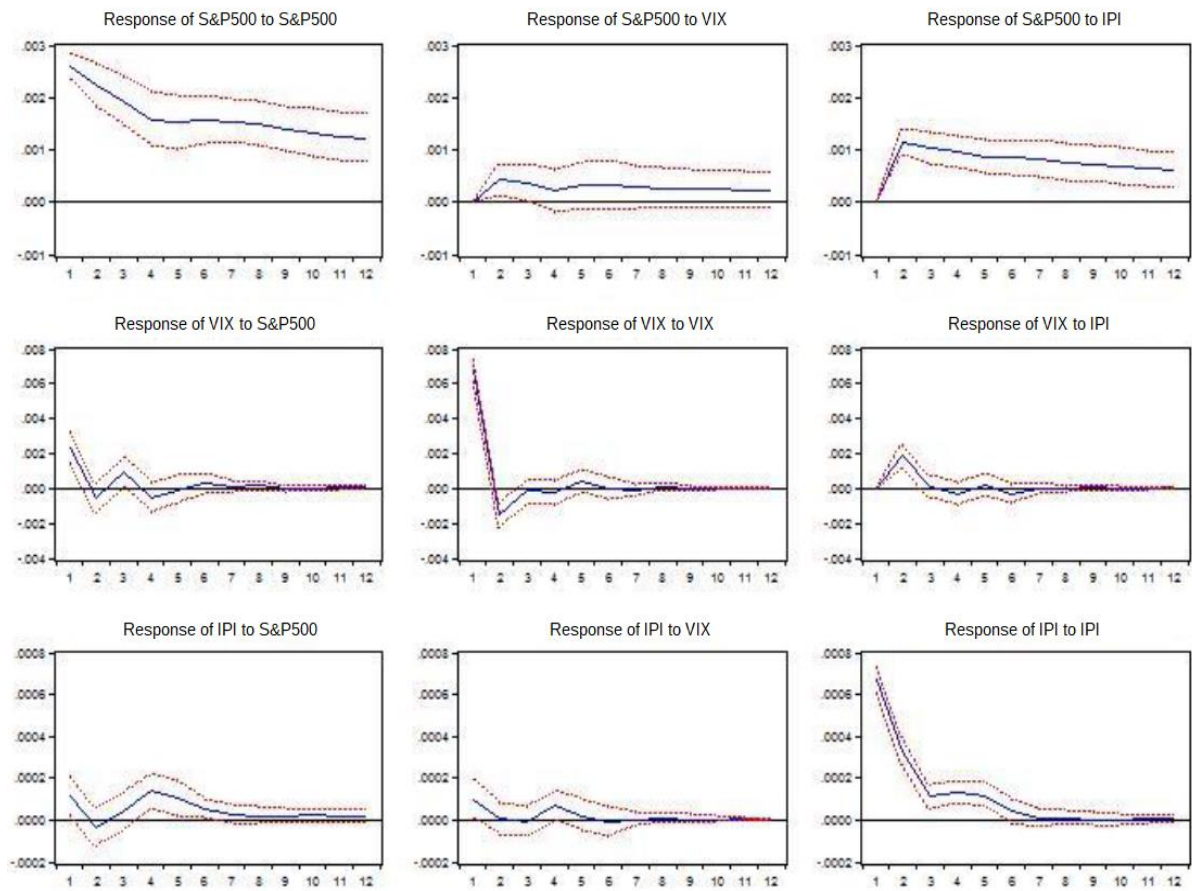
Decomposição da Variância VIX				
Period	SE	IBOV	VIX	IPI
1	0,0079	5,4220	97,0780	0,0000
3	0,0081	5,7345	94,0488	2,7166
6	0,0081	5,7347	93,9826	2,7826
12	0,0081	5,7347	93,9821	2,7832

Decomposição da Variância IPI				
Period	SE	IBOV	VIX	IPI
1	0,0008	0,4164	3,9361	98,1474
3	0,0009	0,4463	3,2472	98,8064
6	0,0009	0,7336	3,1943	98,5721
12	0,0009	0,8403	3,1903	98,4694

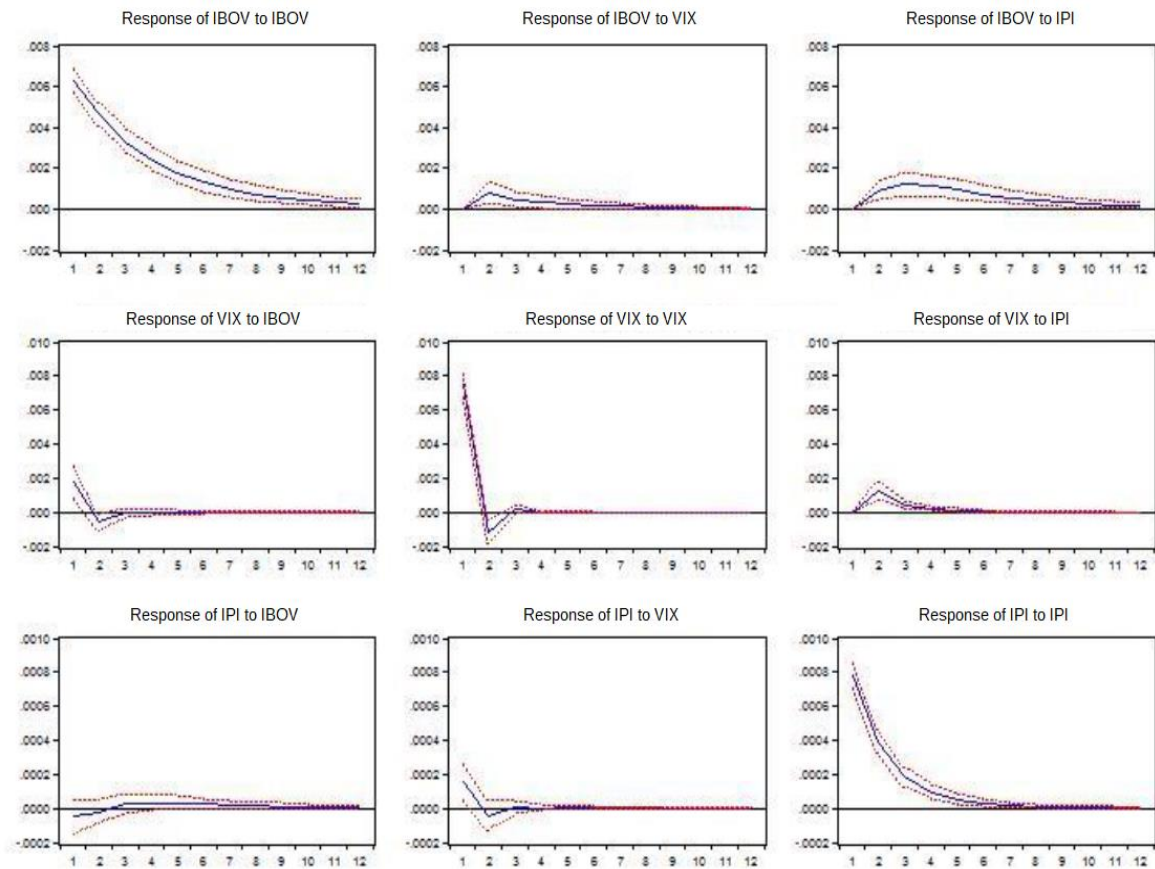
Fonte: elaboração própria.

Ao analisarmos a variância do VAR aplicado ao IBOVESPA, é possível verificar influência advinda do desvio padrão do IPI e também do VIX.

Baseando-se nos resultados, foram criadas funções de impulso para cada VAR estudado. Dessa forma, a função é capaz de verificar o comportamento das variáveis endógenas do modelo VAR quando ocorrem choques em uma determinada variável. As funções de impulso estão representadas a seguir:

Figura 10 - FIR S&P500

Fonte: elaboração própria.

Figura 11 - FIR IBOVESPA

Fonte: elaboração própria.

As funções de impulso mostram que os choques mais intensos foram nos primeiros meses, com perda da força nos últimos meses. Os índices IBOVESPA e IPI apresentaram um tempo de resposta maior, quando comparado com os outros índices. Após isso, foi realizado o teste de Granger para análise da causalidade entre as variáveis dos modelos.

Tabela 6 - Teste Granger S&P500

Variável Dependente: S&P500			
Excluded	Chi sq	df	Probability
VIX	5,7724	5,0000	0,3404
IPI	108,4861	5,0000	0,0000
All	172,5185	10,0000	0,0000

Variável Dependente: VIX			
Excluded	Chi sq	df	Probability
S&P500	12,3296	5,0000	0,0328
IPI	49,6724	5,0000	0,0000
All	55,5338	10,0000	0,0000

Variável Dependente: IPI			
Excluded	Chi sq	df	Probability
S&P500	14,0850	5,0000	0,0164
VIX	5,4913	5,0000	0,3708
All	23,9837	10,0000	0,0086

Fonte: elaboração própria.

Tabela 7 - Teste Granger IBOVESPA

Variável Dependente: IBOV			
Excluded	Chi sq	df	Probability
VIX	4,3855	1,0000	0,0379
IPI	14,9314	1,0000	0,0001
All	33,0706	2,0000	0,0000

Variável Dependente: VIX			
Excluded	Chi sq	df	Probability
IBOV	0,9478	1,0000	0,3373
IPI	19,4226	1,0000	0,0000
All	20,0634	2,0000	0,0000

Variável Dependente: IPI			
Excluded	Chi sq	df	Probability
IBOV	2,8280	1,0000	0,0958
VIX	10,7873	1,0000	0,0011
All	12,2069	2,0000	0,0024

Fonte: elaboração própria.

O teste nos mostra que o índice VIX não afeta o S&P500 em termos de desvio padrão. Já o IPI mostrou efeito sobre o S&P500, enquanto o VIX é afetado por praticamente todos os índices. Por fim, o índice IBOVESPA não causa efeito Granger nos outros índices.

6. Discussão

A partir dos testes de decomposição de variância, foi possível listar as relações de influência entre as variáveis estudadas. O modelo VAR gerado com a série de preços do S&P500 tem sua relação com o índice VIX reduzida com o caminhar do mês 1 até o mês 12 de previsão do modelo. O VAR IBOVESPA também apresentou tal perda progressiva do poder de previsão com o acréscimo dos meses.

As funções impulso resposta mostram que o índice VIX tem o nível de resposta mais rápido enquanto o índice IBOVESPA é o que apresenta tempo de recuperação mais longo relativamente aos outros índices.

Uma importante conclusão que os modelos VAR mostram é que as variáveis escolhidas para o modelo são endógenas. Além disso, as variáveis não apresentam comportamento normal, mas através dos testes foi possível observar a relação existente entre as variáveis, sendo a mais importante delas a influência dos índices financeiros com os preços do ouro, em termos de volatilidade. Uma importante conclusão é a de que a volatilidade na maioria dos índices é causada principalmente por uma autocorrelação, ou seja, pelos próprios históricos dos índices.

7. Conclusão

O estudo teve como objetivo observar a influência dinâmica dos principais mercados financeiros com o preço do ouro, considerando a volatilidade destes ativos como base de dados. A utilização dos modelos de Vetores Autorregressivos (VAR) permitiu listar essas relações e medir suas intensidades, além de indicar as variáveis como endógenas em relação ao preço do ouro. Dentre os índices estudados, o S&P500 mostrou forte influência sobre o VIX, que mede a volatilidade e o medo nos mercados. O próprio índice VIX, segundo os resultados, tem interferência nos valores do ouro e também no índice brasileiro IBOVESPA.

Foi observado que grande parte da volatilidade desses mercados é causada pelos próprios índices. Com o teste de Granger, foi detectado um efeito de causalidade do índice Industrial Americano (IPI) no S&P500, que por sua vez afeta o VIX, também por causalidade. Pelo mesmo teste também foi notado que o índice IBOVESPA é o que mais sofre influência dos outros índices, além de ser o menor gerador de choques.

Quanto à duração dos efeitos dos choques, as funções de impulso resposta permitiram concluir que o índice brasileiro tem efeitos mais duradouros, enquanto os índices americanos são capazes de se recuperar mais rapidamente.

8. Referências bibliográficas

ALEXANDER, C. **Modelos de Mercado**: Um guia para a análise de informações financeiras. São Paulo: Editora Saraiva, 2005.

BARNDORFF-NIELSON, O.E.; HINKLEY, D.V. **Time series models in econometrics, finance and other fields**. London: Chapman & Hall, 1996, p. 1-67.

BAUWENS, Luc; LAURENT, Sébastien; ROMBOUTS, Jeroen V. K.. Multivariate GARCH Models: A Survey. **Journal of Applied Econometrics**, [S.L.], v. 21, n. 1, p. 79-109, jan. 2006.

BILDIRICI, Melike; ERSIN, Özgür Ömer. Improving Forecasts Of GARCH Family Models With The Artificial Neural Networks: An Application To The Daily Returns In Istanbul Stock Exchange. **Expert Systems With Applications**, [S.L.], v. 36, n. 4, p. 7355-7362, maio 2009.

BOLLERSLEV, Tim. Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. **Journal of Econometrics**, [S.L.], v. 31, n. 3, p. 307-327, abr. 1986.

BOX, G.E.; JENKINS, G.M. **Time Series Analysis**: Forecasting and Control. San Francisco: Holden Day, 1970.

BREIDT, F.J., CARRIQUIRY, A.L. Improved quasi-maximum likelihood estimation for stochastic volatility models. In: LEE, J.C.; ZELLNER, A. (org.). **Modeling and Prediction**: Honoring Seymour Geisser. New York: Springer, 1994, p.228-247

BROWN, R. L.; DURBIN, J.; EVANS, J. M.. Techniques for Testing the Constancy of Regression Relationships over Time. **Journal Of The Royal Statistical Society**, [S. L.], v. 37, n. 2, p. 149-192, fev. 1975.

COLOGNI, Alessandro; MANERA, Matteo. Oil prices, inflation and interest rates in a structural cointegrated VAR model for the G-7 countries. **Energy Economics**, [S.L.], v. 30, n. 3, p. 856-888, maio 2008.

DURBIN, J.; KOOPMAN, S. J. **Time Series Analysis by State Space Methods**. Oxford: Oxford University Press, 2001.

ENDERS, W. **Applied Econometric Time Series**. New York: John Wiley & Sons Inc, 2004.

ENGLE, Robert F. Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. **Econometrica**, [S.L.], v. 50, n. 4, p. 987, jul. 1982.

GHYSELS, E.; HARVEY, A. C.; RENAULT, E. Stochastic Volatility. In: RAO, C. R.; MADDALA, G. S (eds.). **Statistical Methods in Finance**. Amsterdam: North-Holland, 2002, p. 119–191.

_____. Stochastic Volatility. In: RAO, C. R.; MADDALA, G. S (eds.). **Statistical Methods in Finance**. Amsterdam: North-Holland, 1996, p. 119–191.

GUJARATI, D.N. **Econometria básica**. São Paulo: Pearson Education do Brasil, 2004.

HARVEY, A.; RUIZ, E.; SHEPHARD, N. Multivariate Stochastic Variance Models. **The Review of Economic Studies**, [S.L.], v. 61, n. 2, p. 247-264, 1 abr. 1994.

HAN, Heejoon; PARK, Joon Y. Time series properties of ARCH processes with persistent covariates. **Journal of Econometrics**, [S.L.], v. 146, n. 2, p. 275-292, out. 2008.

HULL, John; WHITE, Alan. The Pricing of Options on Assets with Stochastic Volatilities. **The Journal of Finance**, [S.L.], v. 42, n. 2, p. 281-300, jun. 1987.

JACQUIER, Eric; POLSON, Nicholas G.; ROSSI, Peter E.. Bayesian Analysis of Stochastic Volatility Models. **Journal of Business & Economic Statistics**, [S.L.], v. 12, n. 4, p. 371, out. 1994.

JORION, P. **Value at Risk**. New York: Mcgraw Hill, 2001.

KANG, Wensheng; RATTI, Ronald A.; YOON, Kyung Hwan. Time-varying effect of oil market shocks on the stock market. **Journal of Banking & Finance**, [S.L.], v. 61, p. 150-163, dez. 2015.

LUTKEPOHL, L., 2005. **Structural Vector Autoregressive Analysis For Cointegrated Variables**. European University Institut: Working Paper No. 2005/2, fev. 2005.

MARCONDES, Renato Leite. Padrão-Ouro e Estabilidade. **Est. Econ.**, São Paulo, v. 28, n. 3, p. 533-559, jul./set. 1998.

METRI, M. M. **O Poder Financeiro dos Estados Unidos no Padrão Monetário Dólar-Flexível**. In: Anais do Encontro IX Encontro Nacional de Economia Política, 9, 2004, Uberlândia. IX Encontro Nacional de Economia Política, 2004.

MORETTIN, P.A. **Econometria Financeira**. São Paulo, 2004. Disponível em: <<https://www.ime.usp.br/~pam/ef.html>>. Acesso em: 14 jun. 2022.

_____, TOLOI, C. M. C. **Análise de séries temporais**. São Paulo: Editora Edgard Blücher do Brasil, 2004.

NYBERG, H. A. **Qualitative Response VAR Model: An Application to Joint Dynamics of U.S. Interest Rates and Business Cycle**. HECER Discussion Papers, n. 369, jun. 2013, p. 1-29.

OMORI, Yasuhiro; CHIB, Siddhartha; SHEPHARD, Neil; NAKAJIMA, Jouchi. Stochastic Volatility with Leverage: Fast and Efficient Likelihood Inference. **Journal of Econometrics**, [S.L.], v. 140, n. 2, p. 425-449, out. 2007.

OMTZIGT, P.; FACHIN, S. **Bootstrapping and Bartlett Corrections in the Cointegrated VAR Model**. UvA Econometrics Discussion Paper 2002–15. Amsterdam School of Economics Research Institute. Amsterdam: Department of Quantitative Economics, 2002.

RISKMETRICS. **Risk Management: A Practical Guide**. New York: RMG, 1999.

SHEPHARD, N. Statistical Aspects of ARCH and Stochastic Volatility. In: COX, D. R., SIMS, C. A.; ZHA, T. **Bayesian methods for dynamic multivariate models**. International Economic Review, 1998, p. 949-968.

SPANOS, A. **Statistical Foundations of Econometric Models**. Cambridge: University Press, 1986.

STOCK, James H; WATSON, Mark W. Vector Autoregressions. **Journal of Economic Perspectives**, [S.L.], v. 15, n. 4, p. 101-115, 1 nov. 2001.

TAYLOR, S. J. **Modelling Financial Time Series**. Chichester: John Wiley, 1986.

_____. Modeling Stochastic Volatility: A Review and Comparative Study. **Mathematical Finance**, [S.L.], v. 4, n. 2, p. 183-204, abr. 1994.

TSENG, Chih-Hsiung; CHENG, Sheng-Tzong; WANG, Yi-Hsien; PENG, Jin-Tang. Artificial Neural Network Model of the Hybrid EGARCH Volatility of the Taiwan Stock Index Option Prices. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, [S.L.], v. 387, n. 13, p. 3192-3200, maio 2008.