

REALMENTE PODEMOS PREVER O IBOVESPA? UMA ANÁLISE DE ABORDAGENS VECM

MARCOS VINICIUS LOPES PEREIRA

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS (UFMG)

LEONARDO CARNEIRO DE ARAÚJO

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO JOÃO DEL REI (UFSJ)

ROBERT ALDO IQUIPAZA

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS (UFMG)

REALMENTE PODEMOS PREVER O IBOVESPA? UMA ANÁLISE DE ABORDAGENS VECM

1 Introdução

A importância de se realizar uma previsão, a partir dos determinantes dinâmicos de um dado fenômeno, está vinculada com o interesse de se obter elementos que permitam tomar ações corretivas e/ou preventivas de modo a tentar amplificar impactos desejados e a atenuar os indesejados nas variáveis previstas. O estudo e aplicação de previsões é comum em campos científicos relativos a Finanças e Economia, especialmente quando o tema abordado refere-se ao mercado financeiro. A análise, modelagem e consequente previsão de índices de capitalização do mercado, como o Ibovespa, pode indicar direções para propiciar seu crescimento além de validar teorias que descrevam seu funcionamento.

A modelagem paramétrica, utilizada para fins de previsão, apresenta flexibilidade na escolha do tipo de estrutura do modelo, das variáveis envolvidas e dos métodos de estimação. Entretanto, tem-se dificuldades relativas à quantidade e significância dos parâmetros, à garantia dos pressupostos dos métodos de estimação, ao poder explicativo do modelo e à capacidade preditiva em testes fora-da-amostra.

O objetivo do estudo é realizar uma comparação de modelos multivariados aplicados à análise da série temporal do índice Bovespa (Ibovespa). O enfoque será dado na verificação dos pressupostos da etapa de estimação e ao desempenho preditivo dos modelos. A abordagem escolhida emprega o uso de um modelo autorregressivo multivariado, denominado modelo vetor de correção de erros, do inglês *Vector Error Correction Model* (VECM) (Engle & Granger, 1987). Utilizam-se, para tal modelagem, variáveis macroeconômicas, *commodities* e índices de mercado sugeridos pela literatura (Grôppo, 2004; Pimenta Júnior & Higuchi, 2008; da Silva Junior et al., 2011; da Silva & Coronel, 2012; Vartanian, 2012; Passos et al., 2013).

Dentre as variáveis sugeridas para a modelagem do Ibovespa escolheu-se: o risco Brasil, a taxa de câmbio do Dólar, a taxa de juros Selic, índices de inflação brasileira, o índice de produção industrial, o preço internacional do petróleo, índices do mercado norte-americano e um índice internacional de *commodities*. Adicionalmente, como inovação, foi avaliada a influência do preço de contratos futuros do Ouro. Justifica-se a escolha do Ouro por não ter sido utilizado anteriormente, nesse mesmo contexto, e em função de ser uma das *commodities* mais negociadas na bolsa de Nova Iorque (CME Group, 2018). Além disso, o impacto de turbulências econômicas, nacionais e internacionais, foi controlado com o auxílio de variáveis *dummies* exógenas: ciclos recessivos no Brasil e nos Estados Unidos e período eleitoral brasileiro.

Ao se tratar de mercados financeiros tem-se a hipótese de mercado eficiente, do inglês *Efficient Market Hypothesis* (EMH) (Fama, 1991). De acordo com a EMH, a previsibilidade de séries de preços do mercado de ações não é possível a partir de dados históricos. Portanto, características presentes em séries temporais, como por exemplo a cointegração, são descartadas em cenários condizentes com a EMH (Granger, 1986).

Ao considerar-se a perspectiva do mercado brasileiro e o contexto de possíveis conflitos entre eficiência de mercado e cointegração/causalidade, além de suas implicações, é que a contribuição deste trabalho se insere. É realizado um comparativo entre modelos quanto à sua capacidade de atender pressupostos relativos às características presentes nos resíduos (ausência de autocorrelação, normalidade e homoscedasticidade), quanto à presença ou não de cointegração entre as variáveis escolhidas, quanto ao poder explicativo do modelo ou até mesmo se as relações entre as variáveis indicam capacidade preditiva.

2 Referencial Teórico

O foco da presente seção é o de revisitar trabalhos que tenham utilizado modelos multivariados de séries temporais relativos a índices de mercado similares ao Ibovespa. Inicialmente será dada atenção, de caráter introdutório, a trabalhos que se utilizaram de modelos de vetores autorregressivos (VAR) e de vetor de correção de erros (VECM) com aplicações internacionais e nacionais. Ao final serão apresentadas discussões relativas aos efeitos da cointegração em mercados especulativos e quais os seus impactos detectados em relação à eficiência de mercado. A formulação e descrição das abordagens VAR e VECM podem ser consultadas, por exemplo, em [Bueno \(2015\)](#).

2.1 Modelos de vetores autorregressivos com variáveis macroeconômicas

A aplicação de modelos de vetores autorregressivos (VAR), relativos a movimentos de preços, tem sido feita em cenários onde não foi detectada ou mesmo desconsiderada a presença de cointegração.

[Lee \(1992\)](#) utiliza a abordagem VAR a fim de relacionar retornos de ações, taxas de juros, inflação e produção industrial. Os resultados não garantiram uma relação confiável voltada à propósitos de previsão no que se refere à parte do modelo relativa às ações.

2.1.1 Modelos de vetor de correção de erros com variáveis macroeconômicas

Em situações nas quais se deseja detectar a presença de relações de equilíbrio de longo prazo em conjunto com relações de curto prazo tem-se que é usual a utilização de modelos de vetor de correção de erros (VECM). A cointegração e a causalidade entre o mercado de ações e variáveis macroeconômicas podem ser distintas em função do país avaliado.

Vários trabalhos, em diferentes países, corroboraram para a presença de cointegração entre mercados financeiros e variáveis macroeconômicas variando-se os impactos a a importância de cada variável escolhida ([Nieh & Lee, 2001](#); [Ansotegui & Esteban, 2002](#); [Shahbaz et al., 2015](#)).

Outra fonte possível de cointegração pode ser verificada entre o mercado de *commodities* e mercados de ações de países que sejam dependentes desses ativos ou até mesmo analisando-se os impactos de algumas delas, como ouro e petróleo, em indicadores macroeconômicos como inflação, por exemplo ([Zhang & Wei, 2010](#); [Wang et al., 2011](#); [Kanjilal & Ghosh, 2017](#)).

2.1.2 Modelos VAR/VECM aplicados ao mercado acionário brasileiro

Foram selecionados trabalhos que tiveram foco na modelagem e análise multivariada (VAR ou VECM) do Ibovespa utilizando-se fatores macroeconômicos. As variáveis utilizadas nos trabalhos revisados nesta sub-subseção podem ser verificadas na Tabela 1.

Para as pesquisas que utilizaram o modelo VAR, destacam-se: (i) [Nunes et al. \(2005\)](#) adicionam variáveis *dummies* para representar as crises asiática (Nov/1997), russa (Set/1998), mudança de regime cambial (Jan/1999), bem como o efeito das eleições de 2002 (Abr/2002 a Nov/2002); (ii) [Pimenta Júnior & Scherma \(2005\)](#) avaliam a relação entre Ibovespa e o Dólar (taxa de câmbio) por meio de um modelo VAR bivariado. Além disso, foram encontrados indícios de causalidade Granger do Ibovespa sobre o Dólar; (iii) [Pimenta Júnior & Higuchi \(2008\)](#) incorporam informações de inflação e taxa SELIC ao modelo de [Pimenta Júnior & Scherma \(2005\)](#) e nesse novo cenário não foram detectadas relações de causalidade Granger entre as variáveis escolhidas; (iv) [da Silva Junior et al. \(2011\)](#) não detectam relações de causalidade Granger entre as variáveis escolhidas (PIB, Dólar, Selic e IGP-M) e o Ibovespa; (v) [Vartanian](#)

(2012) testa a presença de cointegração entre suas variáveis escolhidas (índice de *commodities*, índice Dow Jones, Dólar e Ibovespa) e não encontra tais indícios. Foi incluída uma variável *dummy* para representar incertezas eleitorais e de futuras políticas econômicas (Jun/2002 a Mai/2003) e outra para representar a crise do *subprime* e seus reflexos no Brasil (Abr/2007 a Fev/2009); (vi) [Passos et al. \(2013\)](#) testam mas não identificam a presença de cointegração entre o Ibovespa e os índices de mercado norte-americanos, além disso os autores segmentam a amostra e detectam causalidade Granger em períodos específicos para índices de bolsas dos Estados Unidos em relação ao Ibovespa;

Para as pesquisas que utilizaram o modelo VECM e identificam relações de cointegração entre as variáveis escolhidas, destacam-se: (i) [Grôppo \(2004\)](#) identifica a presença de cointegração entre as variáveis utilizadas e detectam uma influência desprezível do índice de produção industrial (*proxy* do PIB) sobre os retornos do Ibovespa; (ii) [da Silva & Coronel \(2012\)](#) adicionam variáveis *dummy* para a mudança do regime cambial (Jan/1999 em diante), para as eleições de 2002 (Abr/2002 a Nov/2002) e para a crise do *subprime* (Out/2002 a Abril/2009);

Dado o contexto nacional, destaca-se a aparente incapacidade, detectada na literatura, dos índices de produção industrial, ou mesmo do PIB, de influenciar os retornos do mercado de ações brasileiro. A inclusão de variáveis *dummy* coincide, em geral, com a mudança de regime cambial brasileiro, com as eleições presidenciais brasileiras de 2002 e com a crise norte-americana de 2008 variando-se a duração de algumas delas em função da argumentação específica de cada pesquisa.

2.2 Eficiência versus Cointegração

A hipótese de mercado eficiente, do inglês *Efficient Market Hypothesis* (EMH), foi proposta por [Fama \(1991\)](#) e em sua essência considera que os preços dos ativos financeiros, em qualquer ponto no tempo, “refletem plenamente” as informações disponíveis. A EMH, em sua “forma fraca”, pressupõe que o subconjunto de informações presentes nos históricos de preços e nas sequências dos retornos já estejam precificados. Entretanto, posteriormente, [Fama \(1991\)](#) considera que a previsibilidade de retornos esperados não viola a EMH.

[Granger \(1986\)](#) argumenta que se os preços de ativos financeiros fossem cointegrados então essa informação pode ser utilizada para previsão, o que contradiz a EMH. Tal posicionamento induz à conclusão de que a existência de cointegração, em um mercado especulativo, possa gerar oportunidades de arbitragem.

A previsibilidade é tipicamente associada com a possibilidade de retornos anormais ou ineficiências de mercado. Nesse contexto, [Fama & French \(2016\)](#) refutam a existência de tais anomalias. Esses comportamentos anormais ou “ineficiências” podem ser explicados por fatores de risco, não encontrando evidências portanto que invalidem a EMH ([Fama & French, 2016](#)).

Uma definição mais apropriada para “mercado eficiente” é aquela na qual não existam retornos livres de risco acima do custo de oportunidade disponível para os agentes, dado os custos de transação e o nível de informação dos agentes ([Dwyer & Wallace, 1992](#)). [Dwyer & Wallace \(1992\)](#) argumentam e demonstram que a cointegração e a eficiência de mercado podem coexistir.

Foram identificadas três vertentes de pesquisas referentes a cointegração em séries de preços: (i) cointegração e seus reflexos sobre a eficiência e formação de preços vinculados em sua essência (mercado à vista, futuros, *exchange-traded funds* (ETF), etc) ([Ivanov, 2013](#); [Ohemeng et al., 2016](#)); (ii) cointegração entre índices de mercados e/ou *commodities* ([Narayan et al., 2010](#); [Svilokos, 2012](#)); (iii) possíveis impactos da cointegração sobre a capacidade da diversificação de portfólios ([D’Ecclesia & Costantini, 2006](#); [Nogueira & Lamounier, 2008](#)).

3 Metodologia

3.1 Modelo

A abordagem proposta por [Engle & Granger \(1987\)](#) foi escolhida como base para captar a informação proveniente dos retornos do Ibovespa e suas possíveis relações com variáveis macroeconômicas sugeridas pela literatura. [Engle & Granger \(1987\)](#) demonstram que na presença de cointegração sempre existe uma correspondente representação na forma de correção de erros. [Bueno \(2015\)](#) aponta que tais modelos podem possuir significado econômico pois, em virtude da dinâmica comum entre variáveis, existe uma separação em um componente de longo prazo e um de curto prazo. A formulação VECM de ordem $p - 1$ ou $VECM(p - 1)$, originada a partir de um $VAR(p)$, é apresentada na Equação (1).

$$\Gamma_0 \Delta y_t = \alpha \beta^\top \begin{bmatrix} y_{t-1} \\ D_{t-1}^{co} \end{bmatrix} + \sum_{i=1}^{p-1} \Gamma_i \Delta y_{t-i} + \sum_{j=0}^q B_j x_{t-j} + CD_t + \varepsilon_t \quad (1)$$

Como requisito, é necessário que as variáveis presentes em y_t sejam estacionárias em suas primeiras diferenças. O processo de obtenção do modelo VECM envolve a identificação de r , ou seja, do número de vetores de cointegração, e a posterior estimação do modelo com suas relações de longo e curto prazo utilizando a metodologia sugerida por [Johansen \(1995\)](#).

3.2 Descrição dos dados

As variáveis utilizadas neste trabalho, aplicadas anteriormente em pesquisas similares, podem ser categorizadas como: macroeconômicas, *commodities* e índices de mercado. Tais variáveis são descritas e apresentadas na Tabela 1 bem como seus agrupamentos que determinam a sigla de cada modelo posteriormente utilizada na comparação. Previamente às análises, as séries coletadas serão convertidas para a escala logarítmica natural. Isso faz com que suas primeiras diferenças caracterizem os retornos continuamente compostos das mesmas.

O período selecionado para as análises foi o de dezembro de 1998 a setembro de 2018 com dados mensais considerando a último dado de cada mês em que todas as variáveis disponibilizassem informação válida. A amostra completa foi subdividida em duas partes contínuas, uma delas utilizada no processo de estimação do modelo e a outra para ser utilizada em testes fora da amostra. É importante salientar que está sendo desprezado o efeito causado por diferenças entre horários de fechamentos para variáveis de diferentes fontes. O período da amostra foi escolhido a fim de desconsiderar o regime cambial de bandas cambiais¹, que era distinto, visto que tal mudança gerou uma quebra estrutural nas taxas de câmbio do Dólar. Como justificativa para essa exclusão de dados tem-se que tal quebra traz uma complexidade operacional a ser tratada para uma variável que não faz parte da construção de todos os modelos a serem comparados. Portanto, não foi considerada a adição de uma *dummy* específica para tratar a diferença de retornos do Dólar em regimes cambiais distintos pós plano real ou qualquer outro procedimento equivalente.

Outros efeitos que, conforme indicado pela literatura, podem afetar o desempenho do mercado de ações brasileiro são: ciclos de recessão econômica (nacionais ou internacionais) e períodos eleitorais ([da Silva & Coronel, 2012](#); [Vartanian, 2012](#)). Tais efeitos são representados com variáveis *dummies* (binárias) exógenas com o intuito de marcar determinados eventos ou ciclos. As referidas variáveis *dummies* efetivamente utilizadas são as seguintes: (i) Ciclos de recessão no Brasil – variável *BRAREC* ([FRED, 2018a](#)); (ii) Ciclos de recessão nos Estados Unidos – variável *USAREC*² ([FRED, 2018b](#)); (iii) Período eleitoral brasileiro – as eleições brasileiras ocorrem

Tabela 1: Seleção de variáveis usualmente utilizadas na literatura nacional, relativa à modelos VAR ou VECM, voltados à explicação do comportamento do Ibovespa.

Modelo	Fonte	Variáveis utilizadas	Variáveis sugeridas	Descritivo
FSLV	da Silva & Coronel (2012)	Dólar, EMBI+BR, Selic, IPCA, IPI	Dólar, EMBI+BR, Selic, IPCA, IPI, dummies	A taxa de câmbio nominal; o risco-país; as taxas de juros de curto prazo nominal ou Selic Over; taxa de inflação (IPCA) e o Índice de Produção Industrial (IPI) como proxy do Produto Interno Bruto (PIB). Além disso foram adicionadas <i>dummies</i> distintas para a mudança do regime cambial, para as eleições de 2002 e para a crise de 2008.
JSLV	da Silva Junior et al. (2011)	Selic, Dólar, IGP-M	PIB ^a , Selic, Dólar, IGP-M	Produto interno bruto (PIB) dessazonalizado; Taxa Selic; Câmbio real; Índice Geral de Preços - Mercado (IGP-M)
GRPP	Grôppo (2004)	BRENT ^b , IPI, Selic, Dólar	PET, PROD, Selic, Dólar	Preço do petróleo no mercado internacional (PET), índice de produção física industrial (PROD), taxa de juros de curto prazo (Selic), taxa de câmbio real.
PSSS	Passos et al. (2013)	DJIA, S&P500, NASDAQ	DJIA, S&P500, NASDAQ	Índices Dow Jones (DJIA), S&P500 e Nasdaq (Composite)
PMNT	Pimenta Júnior & Higuchi (2008)	Selic, Dólar, IPCA	Selic, Dólar, IPCA	Taxa de juros (SELIC), a taxa de câmbio e a inflação (IPCA)
VRTN	Vartanian (2012)	Dólar, CRB, DJIA	Dólar, CRB, DJIA, <i>dummy</i> sazonal	Taxa de câmbio nominal, Índice de preço de <i>commodities</i> (Reuters/Jefferies CRB Index), Índice Dow Jones, <i>Dummy</i> sazonal representando a mudança no regime de câmbio brasileiro e a crise de 2008
PRR1	Elaboração própria	Ouro	—	Contratos futuros de Ouro que equivalem à 100 onças <i>troy</i> .
PRR2	Elaboração própria	Ouro, <i>dummies</i>	—	Contratos futuros de Ouro, <i>dummies</i> de ciclos recessivos no Brasil (BRAREC) e EUA (USAREC), <i>dummy</i> sinalizando meses ao redor do período eleitoral brasileiro.

Fonte: Elaborado pelos autores a partir da revisão feita na subseção 2.1.2.

^a Variável desconsiderada em função dos resultados obtidos por da Silva Junior et al. (2011) que não apontaram relação entre o Ibovespa e o PIB.

^b A variável PET foi descontinuada em Dez/2016 e foi substituída pela variável BRENT.

nos anos pares (majoritárias ou minoritárias), especificamente no mês de outubro conforme a lei eleitoral brasileira³ define. Seus reflexos serão avaliados nas adjacências desse mês. Tal decisão foi tomada a fim de selecionar posteriormente qual delas apresentará melhor aderência e resultados significativos diante dos dados utilizados na estimação dos modelos.

3.3 Especificação do modelo e testes de diagnóstico

A fim de identificar características nas séries temporais utilizadas ou nos resíduos obtidos do processo de estimação foram empregados métodos com pretensões diagnósticas. De forma resumida, os principais testes utilizados neste trabalho e seus respectivos propósitos foram: (i) A fim de avaliar a estacionariedade das séries realizou-se o teste de raiz unitária de Dickey-Fuller Aumentado (ADF) (Dickey & Fuller, 1981); (ii) Foram selecionadas as ordens de $p = 1$ a $p = 4$ para os modelos utilizados nos testes subsequentes; (iii) Testes para determinar a ordem r de cointegração entre as séries temporais; (iv) Testes para autocorrelação nos resíduos. Foram

utilizados métodos baseados na estatística de Portmanteau (Q_h) ou na sua versão ajustada (Q_h^*), além do teste LM de Breusch-Godfrey (FLM_h). Segundo Lütkepohl (2004), o teste LM de Breusch-Godfrey é útil para testar baixa ordem de autocorrelação residual (valores pequenos de h), já o teste de Portmanteau é preferível para valores de h superiores; (v) Testes uni e multivariados de normalidade, assimetria e curtose. Foi utilizada a versão do teste de Lomnicki-Jarque-Bera com normalização dos resíduos (LJB_h^L) feita por meio de uma decomposição de Cholesky da matriz de covariâncias dos mesmos; (vi) Testes uni e multivariados para presença de heteroscedasticidade nos resíduos. Foi utilizada uma extensão do teste ARCH-LM ($MARCH_{LM}(q)$).

Uma síntese dos referidos testes e critérios utilizados pode ser encontrada em Hamilton (1994) e Lütkepohl (2004).

3.4 Avaliação e interpretação do modelo estimado

O modelo VECM, em função de sua formulação, pode ser separado em componentes de longo e curto prazo. Adicionalmente à estimação tem-se as seguintes análises possíveis: (i) informações adicionais sobre a dinâmica de curto prazo podem ser obtidas pelo teste de causalidade de Granger; (ii) a validação do modelo pode ser feita a partir de previsões feitas com dados fora da amostra de estimação e neste caso foi utilizado o teste de Diebold-Mariano (Harvey et al., 1997) para comparar a acurácia da previsão frente ao preditor ingênuo (*naive*).

4 Resultados Empíricos

4.1 Variáveis *dummies*

Para fins de simplificação da apresentação dos resultados tem-se que serão expostos apenas os que forem referentes às variáveis *BRAREC*, *USAREC* e período eleitoral (+1, -1) em função de seu melhor desempenho.

4.2 Estatística descritiva

As estatísticas descritivas para a amostra completa, das variáveis informadas na Tabela 1, podem ser verificadas na Tabela 2. A conversão de escala para logarítmica permitiu uma comparação com menor discrepância entre as variáveis em nível originais. Por exemplo, o Ibovespa no período analisado variou no intervalo 6.784 a 86.116 já em escala logarítmica tal intervalo foi convertido em 8,822 a 11,363. Quanto aos retornos das variáveis utilizadas destaca-se o comportamento médio de queda do risco-país (*EMBI+BR*) e da taxa Selic e a valorização das demais variáveis. Destaca-se que a variação máxima no Dólar ($\approx 49,5\%$) ocorre em janeiro de 1999 e as maiores oscilações no risco-país ocorrem aproximadamente entre junho a outubro de 2002.

Ressalta-se a existência de valores significativos de correlação contemporânea identificados entre o Ibovespa (*IBOV*) e algumas das variáveis escolhidas. Em ordem decrescente, para as de sinal positivo tem-se *S&P500*, *NASDAQ*, *DJIA*, *CRB*, *Ouro*, *BRENT* e negativamente *Dólar* e *EMBI+BR*.

Contudo, a evidência de correlação não implica em causalidade. No que se refere à causalidade Granger tem-se que é necessária a influência dos valores passados das variáveis independentes sobre a variável dependente no instante t .

Tabela 2: Estatísticas descritivas das séries temporais (endógenas), apresentadas em escala logarítmica natural.

Variável	IBOV	EMBI+BR	Dólar	Selic	IPCA	IPI	IGP-M	BRENT	NASDAQ	DJIA	S&P500	CRB	Outro
<i>Panel A: Variáveis em nível</i>													
Mínimo	8,822	4,956	0,19	1,856	7,284	4,322	4,999	2,355	7,067	8,863	6,6	4,778	5,544
1º quartil	9,884	5,407	0,629	2,366	7,704	4,496	5,68	3,477	7,646	9,244	7,044	5,243	5,961
Média	10,477	5,905	0,851	2,585	7,955	4,587	5,932	3,977	7,955	9,435	7,253	5,481	6,589
Mediana	10,786	5,685	0,805	2,579	7,964	4,588	6,004	4,067	7,849	9,338	7,19	5,546	6,824
3º quartil	11,009	6,473	1,078	2,87	8,23	4,692	6,277	4,428	8,322	9,651	7,461	5,721	7,147
Máximo	11,363	7,782	1,42	3,736	8,532	4,75	6,568	4,93	9,001	10,183	7,977	6,137	7,511
Desvio P.	0,667	0,645	0,262	0,367	0,355	0,11	0,418	0,583	0,446	0,292	0,303	0,288	0,643
Assimetria	-0,703	0,729	0,325	0,143	-0,139	-0,371	-0,466	-0,433	0,472	0,732	0,523	-0,195	-0,339
Curtose	-0,962	-0,465	-0,935	-0,051	-1,01	-0,895	-0,762	-0,666	-0,62	-0,228	-0,398	-0,945	-1,463
Coef. Vari.	0,064	0,109	0,308	0,142	0,045	0,024	0,071	0,147	0,056	0,031	0,042	0,052	0,098
<i>Panel B: Variáveis em 1.ª diferença (retornos continuamente compostos)</i>													
Mínimo	-0,285	-0,346	-0,182	-0,313	-0,002	-0,12	-0,011	-0,444	-0,26	-0,152	-0,186	-0,253	-0,199
1º quartil	-0,038	-0,093	-0,025	-0,02	0,003	-0,008	0,002	-0,05	-0,022	-0,016	-0,018	-0,023	-0,024
Média	0,01	-0,006	0,005	-0,006	0,005	0,001	0,007	0,009	0,005	0,004	0,004	0,002	0,006
Mediana	0,008	-0,014	-0,001	0	0,005	0,003	0,006	0,014	0,011	0,008	0,008	0,007	0,005
3º quartil	0,062	0,06	0,029	0,003	0,007	0,011	0,01	0,073	0,041	0,028	0,03	0,031	0,034
Máximo	0,215	0,448	0,495	0,243	0,03	0,12	0,051	0,35	0,191	0,101	0,102	0,129	0,152
Desvio P.	0,074	0,13	0,06	0,05	0,004	0,02	0,008	0,108	0,066	0,041	0,042	0,048	0,049
Assimetria	-0,226	0,598	2,577	-1,121	2,079	-1,125	1,405	-0,404	-0,702	-0,622	-0,744	-0,781	-0,14
Curtose	0,591	0,761	18,919	10,969	8,77	14,775	4,776	1,769	2,004	1,26	1,6	2,909	1,091
Coef. Vari.	7,143	-21,517	11,918	-7,832	0,722	18,887	1,22	12,428	12,057	9,085	11,431	25,985	8,139
<i>Panel C: Matriz de correlações das variáveis em 1.ª diferença</i>													
Δ IBOV	1												
Δ EMBI+BR	-0,719***	1											
Δ Dólar	-0,444***	0,658***	1										
Δ Selic	-0,042	0,059	0,172***	1									
Δ IPCA	0,017	-0,069	-0,008	0,267***	1								
Δ IPI	0,087	-0,036	0,003	-0,111*	0,036	1							
Δ IGP-M	0,025	-0,057	-0,014	0,316***	0,69***	0,011	1						
Δ BRENT	0,275***	-0,194***	-0,171***	-0,046	0,005	0,145**	0,041	1					
Δ NASDAQ	0,622***	-0,496***	-0,274***	-0,032	0,04	0,02	0,001	0,226***	1				
Δ DJIA	0,598***	-0,572***	-0,376***	-0,103	0	0,046	-0,072	0,17***	0,717***	1			
Δ S&P500	0,634***	-0,606***	-0,389***	-0,064	-0,005	0,044	-0,078	0,213***	0,837***	0,947***	1		
Δ CRB	0,412***	-0,328***	-0,347***	-0,036	0,025	0,168***	0,081	0,778***	0,278***	0,314***	0,359***	1	
Δ Outro	0,287***	-0,186***	-0,207***	0,012	-0,024	-0,028	0,022	0,185***	0,011	-0,026	0,016	0,378***	1

Fonte: Elaborado pelos autores.

Notas: A base de dados compreende o período de Dez/1998 a Set/2018 com 238 amostras mensais para as variáveis em nível. As variáveis em 1.ª diferença possuem uma observação à menos. "Desvio P." e "Coef. Vari." indicam desvio padrão amostral e coeficiente de variação (σ/μ), respectivamente. Para a correlação de Pearson foi testada a hipótese $H_0: \rho = 0$. São reportados da seguinte forma os valores-p: * $p < 0,05$, ** $p < 0,01$, *** $p < 0,001$.

4.3 Teste de raiz unitária

Os resultados dos testes ADF, apresentados na Tabela 3 e realizados apenas na amostra de estimação, foram feitos inserindo-se termos determinísticos. Para as séries em nível foram utilizados tendência e constante e para as séries em primeiras diferenças foi adicionada apenas a presença de uma constante.

De acordo com a Tabela 3, para as variáveis em nível, apenas a série do índice *NASDAQ* rejeitou a hipótese de presença de raiz unitária e, além disso, demonstrou que parte da informação da série foi captada pelos termos de tendência e constante pois seus respectivos coeficientes na regressão do teste ADF apresentaram significância abaixo de 1% ($\Phi_2 \approx 6,86$ e $\Phi_3 \approx 10,28$). Para as séries em primeiras diferenças os testes rejeitaram a hipótese de presença de raiz unitária em todas elas, ou seja, não existem indícios para rejeitar a estacionariedade dessas séries. Tal fato é desejado pois a estacionariedade das séries, em primeiras diferenças, é requisito para a estimação do modelo VECM.

Tabela 3: Teste de raiz unitária para os dados selecionados (Dickey-Fuller Aumentado)

Variável	Nível ^a		1ª Diferença ^b	
	τ_3	defasagem	τ_2	defasagem
<i>IBOV</i>	-1,53	1	-9,65***	1
<i>EMBI+BR</i>	-1,87	1	-9,47***	1
<i>Dólar</i>	-1,29	7	-5,94***	6
<i>Selic</i>	-2,72	4	-5,38***	8
<i>IPCA</i>	-2,31	15	-3,22**	12
<i>IPI</i>	-0,56	1	-8,83***	1
<i>IGP-M</i>	-2,60	5	-5,01***	4
<i>BRENT</i>	-1,54	1	-9,37***	1
<i>NASDAQ</i>	-3,80**	2	-10,12***	1
<i>DJIA</i>	-2,53	4	-10,56***	1
<i>S&P500</i>	-2,41	3	-7,00***	2
<i>CRB</i>	-1,57	2	-7,71***	1
<i>Ouro</i>	-0,71	1	-11,28***	1

Fonte: Elaborado pelos autores.

Notas: O número máximo de defasagens considerado foi de 15 e a defasagem ótima foi obtida por meio do critério de informação de Akaike (AIC).

*Significância a 10%, **Significância a 5%, ***Significância a 1%.

^a Os testes aplicados consideraram a presença dos termos determinísticos: tendência (*trend*) e constante (*drift*).

^b Os testes aplicados consideraram a presença do termo determinístico constante (*drift*).

4.4 Testes de cointegração

Foram realizados testes de cointegração entre as variáveis, para a amostra de estimação, para cada grupo de modelos especificados na Tabela 1. Apenas o modelo PPR2 utilizou-se das variáveis *dummies* relativas a ciclos recessivos e período eleitoral. Os resultados dos referidos testes, para ordens $p = 2$ a $p = 4$, podem ser verificados na Tabela 4. Os modelos PSSS e VRTN não rejeitaram a hipótese de ausência de vetores de cointegração associados aos modelos para as ordens avaliadas. O modelo PRR1 não rejeitou a hipótese de ausência de vetores de cointegração apenas para o modelo de ordem $p = 3$. É verificado que a detecção da presença de cointegração no modelo PRR2 foi auxiliada pelas *dummies* de ciclos recessivos e período eleitoral.

Baseando-se nos resultados da Tabela 4 tem-se a identificação do número de vetores de cointegração r utilizados em análises posteriores. Entretanto, para cada teste de cointegração realizado tem-se a possibilidade do valor r não coincidir entre as p ordens distintas. Dessa forma, foi arbitrado que o número de vetores de cointegração utilizados em cada modelo será dado pelo valor de r , considerando a referência do nível de significância de 5%, que seja mais frequente dentre as diversas ordens p avaliadas.

As análises subsequentes considerarão apenas formulações VECM, portanto, os modelos PSSS, VRTN e PRR1 serão excluídos dos próximos procedimentos.

A partir da Tabela 4 tem-se vários indícios que pode existir de fato a presença de cointegração no mercado financeiro brasileiro, entretanto nada se pode afirmar da eficiência de tal mercado.

4.5 Diagnósticos de erro de especificação

Para cada conjuntos de variáveis que apresentaram sinais de cointegração foram estimados modelos VECM, com r vetores de cointegração para ordens de $p = 2$ a $p = 4$, e os resultados de seus respectivos testes de diagnóstico dos resíduos são apresentados na Tabela 5.

Para a construção da Tabela 5 foram determinados parâmetros específicos para cada um dos testes de correlação serial aplicados nos resíduos. Os testes de Portmanteau (Q_h), Portmanteau ajustado (Q_h^*) e LM de Brench-Godfrey (FLM_h) foram configurados para detectar a presença de autocorrelação nos resíduos até a 12^a, 12^a e 6^a defasagens, respectivamente. Ao se considerar o nível de significância de 5% e a hipótese nula de ausência de autocorrelação nos resíduos, tem-se os seguintes resultados que não indicaram a rejeição da hipótese: (i) modelo FSLV apenas para $p = 2$ (Q_{12}); (ii) modelo JSLV apenas para $p = 3$ (Q_{12}); (iii) modelo GRPP para $p = 2$ e $p = 3$ (Q_{12}); (iv) modelo PRR2 em todos os casos avaliados.

Os testes de normalidade realizados para o caso multivariável (LJB_{multi}^L), e verificados na Tabela 5, indicaram rejeição da hipótese de normalidade nos resíduos em todos os modelos avaliados, exceto para o PRR2 em qualquer ordem p considerada.

Os testes de heteroscedasticidade multivariados ($MARCH_{LM}(q)$), verificados na Tabela 5, consideraram uma defasagem até a 6^a para detectar a presença de tal característica nos resíduos. Apenas os testes do modelo PRR2 não rejeitaram a hipótese de homoscedasticidade nos resíduos.

Para o caso da série do Ibovespa, diante das alternativas avaliadas, o modelo PRR2 apresentou o maior valor de R^2 ajustado e rejeitou a hipótese do teste F de todos seus coeficientes serem nulos a uma significância inferior a 1% para as ordens p consideradas. Para um nível de significância de 5% e ordem $p = 2$, os modelos JSLV, GRPP e PMNT também rejeitaram tal hipótese.

Pode ser argumentado que o auxílio das variáveis *dummies* pode ter desfavorecido os demais modelos em detrimento do PRR2. Entretanto, em testes não reportados, os efeitos da presença de tais variáveis foram avaliados em todos os modelos e foi verificado que, para a presente amostra de estimação, a inserção das *dummies* não solucionou problemas nos resíduos.

Tabela 4: Testes de cointegração de Johansen de especificações VECM($p - 1$) para diferentes grupos de variáveis.

H_0	Estatística do Traço		
	$p = 4$	$p = 3$	$p = 2$
<i>Painel A: Modelo FSLV (IBOV, EMBI+BR, Dólar, Selic, IPCA, IPI, sem dummies)</i>			
$r = 0$	141,76***	155,30***	172,90***
$r \leq 1$	88,09***	93,87***	103,15***
$r \leq 2$	52,08*	51,22*	53,86**
$r \leq 3$	24,69	23,11	24,27
$r \leq 4$	13,13	12,06	12,69
$r \leq 5$	2,88	3,83	3,69
<i>Painel B: Modelo JSLV (IBOV, Dólar, Selic, IGP-M, sem dummies)</i>			
$r = 0$	71,30***	75,03***	86,53***
$r \leq 1$	34,12*	41,93***	45,99***
$r \leq 2$	13,42	12,25	15,61
$r \leq 3$	3,34	2,79	3,26
<i>Painel C: Modelo GRPP (IBOV, Selic, Dólar, BRENT, IPI, sem dummies)</i>			
$r = 0$	82,95**	87,97***	92,80***
$r \leq 1$	51,16*	57,29**	60,26***
$r \leq 2$	29,28	35,20**	32,53*
$r \leq 3$	12,95	15,98	12,08
$r \leq 4$	2,43	3,50	2,94
<i>Painel D: Modelo PSSS (IBOV, NASDAQ, DJIA, S&P500, sem dummies)</i>			
$r = 0$	32,07	36,40	45,60
$r \leq 1$	13,98	15,94	16,61
$r \leq 2$	6,37	6,70	7,25
$r \leq 3$	1,08	1,34	1,59
<i>Painel E: Modelo PMNT (IBOV, Dólar, Selic, IPCA, sem dummies)</i>			
$r = 0$	89,66***	98,11***	111,49***
$r \leq 1$	37,65**	43,91***	48,69***
$r \leq 2$	10,71	10,86	13,29
$r \leq 3$	4,02	3,13	3,55
<i>Painel F: Modelo VRTN (IBOV, CRB, DJIA, Dólar, sem dummies)</i>			
$r = 0$	40,35	40,74	34,35
$r \leq 1$	20,39	20,83	17,88
$r \leq 2$	10,66	10,16	7,06
$r \leq 3$	4,77	4,01	2,51
<i>Painel G: Modelo PRR1 (IBOV, Ouro, sem dummies)</i>			
$r = 0$	18,31*	20,14**	19,09*
$r \leq 1$	4,87	6,72	7,64*
<i>Painel H: Modelo PRR2 (IBOV, Ouro, com dummies)</i>			
$r = 0$	29,34***	32,57***	31,13***
$r \leq 1$	8,64*	8,91*	7,36

Fonte: Elaborado pelos autores.

Notas: Termo determinístico (constante) restrito à parte de longo prazo.

*Significância a 10%, **Significância a 5%, ***Significância a 1%.

Tabela 5: Testes de diagnóstico de especificações VECM($p - 1$) para diferentes grupos de variáveis.

Q_{12}	Q_{12}^*	FLM_6	LJB_{multi}^L	Assimetria	Curtose	$MARCH_{LM}(6)$	R^2 Aj.† (IBOV)	Estat. F (IBOV)
<i>Painel A: Modelo FSLV (IBOV, EMBI+BR, Dólar, Selic, IPCA, IPI, sem dummies e com 2 vetores de cointegração)</i>								
$p = 4$	376 ***	1,7 ***	1.026 ***	132 ***	893 ***	2.933 ***	0,02	1,2
$p = 3$	374 **	2,0 ***	1.406 ***	218 ***	1.188 ***	3.007 ***	0,04	1,7*
$p = 2$	410 *	2,0 ***	1.760 ***	230 ***	1.530 ***	3.036 ***	0,04	2,0*
<i>Painel B: Modelo JSLV (IBOV, Dólar, Selic, IGP-M, sem dummies e com 2 vetores de cointegração)</i>								
$p = 4$	174 ***	2,2 ***	86,6 ***	17,2 ***	69,4 ***	766 ***	0,03	1,4
$p = 3$	173 *	2,7 ***	610 ***	90,8 ***	519 ***	829 ***	0,04	1,8*
$p = 2$	198 **	1,9 ***	678 ***	94,1 ***	584 ***	880 ***	0,04	2,6**
<i>Painel C: Modelo GRPP (IBOV, Selic, Dólar, BRENT, IPI, sem dummies e com 1 vetor de cointegração)</i>								
$p = 4$	278 ***	2,0 ***	350 ***	53,6 ***	296 ***	1.709 ***	0,02	1,2
$p = 3$	262 *	2,1 ***	852 ***	127 ***	724 ***	1.756 ***	0,02	1,4
$p = 2$	290 *	2,2 ***	1.288 ***	150 ***	1.138 ***	1.796 ***	0,03	2,2**
<i>Painel D: Modelo PMNT (IBOV, Dólar, Selic, IPCA, sem dummies e com 2 vetores de cointegração)</i>								
$p = 4$	181 ***	2,5 ***	149 ***	33,9 ***	115 ***	853 ***	0,03	1,5
$p = 3$	194 ***	2,9 ***	618 ***	104 ***	513 ***	915 ***	0,03	1,8*
$p = 2$	227 ***	2,2 ***	795 ***	112 ***	683 ***	924 ***	0,04	2,5**
<i>Painel E: Modelo PRR2 (IBOV, Ouro, com dummies e com 1 vetor de cointegração)</i>								
$p = 4$	34,4	0,87	2,2	0,91	1,3	53,1	0,11	3,6***
$p = 3$	36,8	0,93	2,3	0,51	1,8	55,2	0,12	4,5***
$p = 2$	46,6	0,91	2,0	0,82	1,2	52,3	0,11	5,3***

Fonte: Elaborado pelos autores.

Nota: Todos os modelos utilizam um termo determinístico constante restrito apenas à dinâmica de longo prazo.

*Significância a 10%, ** Significância a 5%, *** Significância a 1%.

† Não são reportados níveis de significância para o R^2 ajustado.

4.6 Teste de causalidade de Granger

Para a amostra de estimação foi realizado o teste de causalidade de Granger entre os retornos do Ibovespa e os retornos das demais variáveis aos pares sem considerar os efeitos das variáveis *dummies*. Os resultados do teste são apresentados na Tabela 6 e não rejeitam a hipótese da inexistência de causalidade Granger entre as variáveis utilizadas sobre o Ibovespa. Entretanto, foi rejeitada a hipótese, para um nível de significância de 5%, de que os retornos do Ibovespa não Granger-causam os retornos da *Selic*, do *IPCA*, do *IPI* e do *BRENT*.

Tabela 6: Teste de causalidade bivariado entre as primeiras diferenças das variáveis escolhidas para o modelo PRR2.

Teste de Causalidade de Granger			
Hipótese Nula	Obs	Estatística F	Probabilidade
$\Delta EMBI+BR$ não Granger-causa $\Delta IBOV$	208	1,799	0,131
$\Delta Dólar$ não Granger-causa $\Delta IBOV$		1,004	0,407
$\Delta Selic$ não Granger-causa $\Delta IBOV$		1,822	0,126
$\Delta IPCA$ não Granger-causa $\Delta IBOV$		1,134	0,342
ΔIPI não Granger-causa $\Delta IBOV$		0,917	0,455
$\Delta IGP-M$ não Granger-causa $\Delta IBOV$		0,509	0,729
$\Delta BRENT$ não Granger-causa $\Delta IBOV$		0,470	0,758
$\Delta NASDAQ$ não Granger-causa $\Delta IBOV$		1,283	0,278
$\Delta DJIA$ não Granger-causa $\Delta IBOV$		1,678	0,157
$\Delta S\&P500$ não Granger-causa $\Delta IBOV$		1,089	0,363
ΔCRB não Granger-causa $\Delta IBOV$		1,022	0,397
$\Delta Ouro$ não Granger-causa $\Delta IBOV$		2,111	0,081
$\Delta IBOV$ não Granger-causa $\Delta EMBI+BR$		1,603	0,175
$\Delta IBOV$ não Granger-causa $\Delta Dólar$		2,393	0,052
$\Delta IBOV$ não Granger-causa $\Delta Selic$		2,628	0,036
$\Delta IBOV$ não Granger-causa $\Delta IPCA$		5,285	0,000
$\Delta IBOV$ não Granger-causa ΔIPI		5,308	0,000
$\Delta IBOV$ não Granger-causa $\Delta IGP-M$		1,362	0,249
$\Delta IBOV$ não Granger-causa $\Delta BRENT$		4,419	0,002
$\Delta IBOV$ não Granger-causa $\Delta NASDAQ$		1,547	0,190
$\Delta IBOV$ não Granger-causa $\Delta DJIA$		1,775	0,135
$\Delta IBOV$ não Granger-causa $\Delta S\&P500$		1,748	0,141
$\Delta IBOV$ não Granger-causa ΔCRB		1,750	0,140
$\Delta IBOV$ não Granger-causa $\Delta Ouro$		0,062	0,993

Fonte: Elaborado pelos autores.

Nota: Defasagem máxima selecionada para o teste foi de 4.

Os resultados do teste de causalidade de Granger não indicaram que exista uma relação que permita estimar modelos com capacidade preditiva sobre o Ibovespa. Deve-se considerar que as observações feitas se referem ao atual contexto de dados mensais e considerando até a 4ª defasagem das variáveis dependentes.

4.7 Capacidade preditiva no curto prazo

A capacidade preditiva de curto prazo referente a todos os modelos VECM estimados foi avaliada comparativamente ao desempenho do preditor ingênuo (*naive*). Em situações específicas, como as de processos que sigam o passeio aleatório (*random walk*), tem-se que a alternativa ingênuo é a que possibilita previsões com melhor acurácia.

Foi feita a escolha de segmentar-se a base de dados a fim de ser realizada uma comparação das previsões fornecidas pelos modelos utilizando-se do teste de Diebold-Mariano. Além disso, optou-se em realizar uma previsão fora da amostra com janela de estimação fixa em detrimento de uma alternativa móvel.

A Tabela 7 apresenta os resultados do teste unilateral de Diebold-Mariano cujo intuito foi de comparar as previsões realizadas para 1 e 2 meses a frente ($k = 1$ e $k = 2$) fornecidas pelos modelos VECM em relação às do preditor ingênuo. Foi observado que, para todos os modelos, ordens avaliadas ($p = 2$ a $p = 4$) e horizonte de previsão considerados ($k = 1$ e $k = 2$) tem-se que nenhuma das alternativas foi estatisticamente superior em desempenho quando comparada às previsões fornecidas pelo preditor ingênuo. Destaca-se que, para o modelo PRR2, o fato de possuir conhecimento prévio do início e fim dos ciclos recessivos não gerou vantagem aparente em suas previsões de curto prazo.

Tabela 7: Teste unilateral de Diebold-Mariano comparativo entre o preditor ingênuo ($y_t = y_{t-k}$) e modelos VECM($p - 1$) avaliados com janela móvel para diferentes horizontes de previsão k .

Modelo	$k = 1$			$k = 2$		
	$p = 4$	$p = 3$	$p = 2$	$p = 4$	$p = 3$	$p = 2$
FSLV	-0,336 (0,37)	-0,448 (0,33)	-0,708 (0,24)	-0,117 (0,45)	0,029 (0,51)	-0,165 (0,44)
JSLV	-0,466 (0,32)	-0,877 (0,19)	-0,027 (0,49)	-0,281 (0,39)	-0,545 (0,3)	0,228 (0,59)
GRPP	0,449 (0,67)	0,63 (0,73)	-0,371 (0,36)	0,346 (0,63)	0,735 (0,77)	0,406 (0,66)
PMNT	0,153 (0,56)	0,025 (0,51)	0,153 (0,56)	0,265 (0,6)	-0,038 (0,49)	-0,058 (0,48)
PRR2	1,248 (0,89)	1,029 (0,84)	0,74 (0,77)	1,056 (0,85)	0,81 (0,79)	0,433 (0,67)

Fonte: Elaborado pelos autores.

Notas: A previsão fora da amostra é relativa ao período de Set/2016 a Set/2018 com janela de estimação fixa entre Dez/1998 e Ago/2016. Valores- p entre parênteses. A hipótese alternativa (H_1) é de que o preditor ingênuo é menos acurado que o modelo avaliado.

Ao final, constata-se que mesmo o modelo PRR2, que atendeu os pressupostos da etapa de estimação, e os demais modelos avaliados não conseguiram superar o preditor ingênuo em previsões de curto prazo. Ressalta-se ainda que foram testados outros períodos para a segmentação da base de dados sem que, no entanto, as conclusões sobre os resultados da Tabela 7 fossem alteradas.

5 Conclusões

A presente pesquisa é inserida em um contexto de aparente conflito entre a previsibilidade e a cointegração de séries temporais oriundas de mercados especulativos. Dentro dessa temática teve-se como foco a análise do comportamento do índice de mercado brasileiro (Ibovespa). Partiu-se então de um comparativo de modelos autorregressivos multivariados (VECM) criados a partir de variáveis sugeridas ou já utilizadas anteriormente pela literatura.

Os resultados apontaram que a maior parte dos conjuntos de variáveis selecionadas rejeitaram a hipótese de ausência de vetores de cointegração associados. Entretanto, apenas um dentre os modelos VECM obtidos apresentou resultados satisfatórios com respeito a seus resíduos. Verificou-se que o modelo contendo Ibovespa, Ouro Futuro e *dummies* de ciclos recessivos e período eleitoral brasileiro apresentou resíduos que não rejeitaram hipóteses de ausência de correlação serial, normalidade e homocedasticidade. Entretanto, nenhum dos modelos avaliados forneceu previsões de curto prazo, em testes fora da amostra, que apresentassem desempenho superior ao preditor ingênuo. Além disso, os modelos apresentaram poder explicativo (R^2 ajustado) para o Ibovespa inferior a 0,13. Mesmo não se construindo um teste formal de eficiência para o presente caso, os resultados obtidos não refutam a EMH em sua forma fraca apesar da presença de cointegração entre as séries utilizadas. Tais constatações são coerentes com argumentos da possível coexistência entre cointegração e eficiência (Dwyer & Wallace, 1992).

Outras questões relativas à presença de cointegração em séries de mercados financeiros estão associadas às consequências quanto a diversificação do risco em portfólios e não à previsibilidade de retornos como considerado por Granger (1986). A literatura consultada neste trabalho é uníssona ao apontar que o crescimento da cointegração entre variáveis ou até mesmo mercados leva a uma piora na qualidade da diversificação.

Dentre as limitações presentes nesta pesquisa destacam-se: (i) a periodicidade mensal, que pode ter omitido informações relevantes em relação a dados de maior frequência; (ii) a busca por variáveis ou instrumentos explicativos do Ibovespa que não foi exaurida, podendo existir algum que consiga explicar melhor seu comportamento dinâmico; (iii) as variáveis do mercado nacional e internacional possuem cotações de fechamento obtidas em horários distintos.

Como sugestão de trabalhos futuros tem-se a investigação das relações entre o Ibovespa e outras variáveis em periodicidade diária ou até mesmo em alta frequência. Além disso é importante considerar os efeitos da cointegração em conjunto com a modelagem da heteroscedasticidade dos resíduos em um contexto multivariável (VECM-MGARCH) (Angeles & Hakan, 2014). Os efeitos de heteroscedasticidade condicional tendem a gerar rejeição exagerada em testes de raiz unitária (Kim & Schmidt, 1993) e a enfraquecer as relações de cointegração (Wong et al., 2005).

Outra abordagem possível em trabalhos posteriores é avaliação mais criteriosa da relação de séries cointegradas com a diversificação do risco. A literatura induz ao raciocínio que o aumento na cointegração penaliza a diversificação e isso pode não ser verdadeiro em todos os casos, ou seja, pode existir um cenário no qual a cointegração seja benéfica à diversificação.

Notas

¹Suspenso e extinto em janeiro de 1999 pelos comunicados do Banco Central do Brasil n.ºs 6.563 e 6.565, respectivamente.

²Diferencia-se de *dummies* também fornecidas pelo FRED e baseadas em metodologias do *The National Bureau of Economic Research* (NBER) como a *USREC*.

³Lei n.º 9.504, de 30 de setembro de 1997.

Referências

- Angeles, C. M., & Hakan, E. M. (2014). Estimating VAR-MGARCH models in multiple steps. *Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics*, 18(3), 339–365.
- Ansotegui, C., & Esteban, M. V. (2002). Cointegration for market forecast in the spanish stock market. *Applied Economics*, 34(7), 843-857.
- Bueno, R. L. S. (2015). *Econometria de séries temporais* (2nd ed.). São Paulo: CENGAGE Learning.
- CME Group. (2018). *Leading products: Most traded futures and options contracts: Q3 2018* (Tech. Rep.). Chicago: CME Group.
- da Silva, F. M., & Coronel, D. A. (2012). Análise da causalidade e cointegração entre variáveis macroeconômicas e o Ibovespa. *Revista de Administração FACES Journal*, 11(3), 31-52.
- da Silva Junior, J. C. A., Menezes, G., & Fernandez, R. N. (2011). Uma análise VAR das relações entre o mercado de ações e as variáveis macroeconômicas para o brasil. *Revista Economia e Desenvolvimento*.
- D'Ecclesia, R. L., & Costantini, M. (2006). Comovements and correlations in international stock markets. *The European Journal of Finance*, 12(6-7), 567-582.
- Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1981). Likelihood ratio statistics for autoregressive time series with a unit root. *Econometrica*, 49(4), 1057–1072.
- Dwyer, G. P., & Wallace, M. S. (1992). Cointegration and market efficiency. *Journal of International Money and Finance*, 11(4), 318–327.
- Engle, R. F., & Granger, C. W. J. (1987). Co-integration and error correction: Representation, estimation, and testing. *Econometrica*, 55(2), 251–276.
- Fama, E. F. (1991). Efficient capital markets: II. *The Journal of Finance*, 46(5), 1575–1617.
- Fama, E. F., & French, K. R. (2016). Dissecting anomalies with a five-factor model. *The Review of Financial Studies*, 29(1), 69-103.
- Federal Reserve Bank of St. Louis. (2018a). *OECD based recession indicators for brazil from the period following the peak through the trough (BRAREC)*.
- Federal Reserve Bank of St. Louis. (2018b). *OECD based recession indicators for the united states from the period following the peak through the trough (USAREC)*.
- Granger, C. W. J. (1986). Developments in the study of cointegrated economic variables. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 48(3), 213-228.
- Grôppo, G. S. (2004). *Causalidade das variáveis macroeconômicas sobre o Ibovespa* (Master's thesis, Universidade de São Paulo, São Paulo).
- Hamilton, J. D. (1994). *Time series analysis*. Princeton, New Jersey: Princeton University Press.
- Harvey, D., Leybourne, S., & Newbold, P. (1997). Testing the equality of prediction mean squared errors. *International Journal of Forecasting*, 13(2), 281–291.
- Ivanov, S. I. (2013). The influence of ETFs on the price discovery of gold, silver and oil. *Journal of Economics and Finance*, 37(3), 453–462.
- Johansen, S. (1995). *Likelihood-based inference in cointegrated vector autoregressive models*. Oxford University Press.
- Kanjilal, K., & Ghosh, S. (2017). Dynamics of crude oil and gold price post 2008 global financial

- crisis – new evidence from threshold vector error-correction model. *Resources Policy*, 52, 358–365.
- Kim, K., & Schmidt, P. (1993). Unit root tests with conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 59(3), 287–300.
- Lee, B.-S. (1992). Causal relations among stock returns, interest rates, real activity, and inflation. *The Journal of Finance*, 47(4), 1591-1603.
- Lütkepohl, H. (2004). Vector autoregressive and vector error correction models. In H. Lütkepohl & M. Kräätzig (Eds.), *Applied time series econometrics* (pp. 86–158). Cambridge University Press.
- Narayan, P. K., Narayan, S., & Zheng, X. (2010). Gold and oil futures markets: Are markets efficient? *Applied Energy*, 87(10), 3299–3303.
- Nieh, C.-C., & Lee, C.-F. (2001). Dynamic relationship between stock prices and exchange rates for g-7 countries. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 41(4), 477–490.
- Nogueira, E., & Lamounier, W. (2008). “Contágio” entre mercados de capitais emergentes e mercados desenvolvidos: Evidências empíricas e reflexos sobre a diversificação internacional de portfólios. *Brazilian Review of Finance*, 6(2), 267–286.
- Nunes, M. S., da Costa Júnior, N. C. A., & Meurer, R. (2005). A relação entre o mercado de ações e as variáveis macroeconômicas: Uma análise econométrica para o Brasil. *Revista Brasileira de Economia*, 59(4), 585–607.
- Ohemeng, W., Sjo, B., & Danquah, M. (2016). Market efficiency and price discovery in cocoa markets. *Journal of African Business*, 17(2), 209-224.
- Passos, B. K., Pimenta Junior, T., & Gaio, L. E. (2013). The influence of American stock markets on the Brazilian stock market. *Asian Journal of Business and Management Sciences*, 3(5), 1-16.
- Pimenta Júnior, T., & Higuchi, R. H. (2008). Variáveis macroeconômicas e o Ibovespa: um estudo da relação de causalidade. *Revista Eletrônica de Administração*, 14(2), 296–315.
- Pimenta Júnior, T., & Scherma, F. R. (2005). Um estudo da influência entre o dólar e o Ibovespa no período 1999–2003. *Revista Eletrônica de Gestão Organizacional*, 3(1), 18-25.
- Shahbaz, M., Rehman, I. U., & Afza, T. (2015). Macroeconomic determinants of stock market capitalization in an emerging market: fresh evidence from cointegration with unknown structural breaks. *Macroeconomics and Finance in Emerging Market Economies*, 9(1), 75-99.
- Svilokos, T. (2012). Capital market cointegration of old and new EU member states. *Economic Research-Ekonomska Istraživanja*, 25(sup1), 313-336.
- Vartanian, P. R. (2012). Impactos do índice Dow Jones, commodities e câmbio sobre o Ibovespa: uma análise do efeito contágio. *Revista de Administração Contemporânea*, 16(4), 608–627.
- Wang, K.-M., Lee, Y.-M., & Thi, T.-B. N. (2011). Time and place where gold acts as an inflation hedge: An application of long-run and short-run threshold model. *Economic Modelling*, 28(3), 806–819.
- Wong, H., Li, W. K., & Ling, S. (2005). Joint modeling of cointegration and conditional heteroscedasticity with applications. *Annals of the Institute of Statistical Mathematics*, 57(1), 83–103.
- Zhang, Y.-J., & Wei, Y.-M. (2010). The crude oil market and the gold market: Evidence for cointegration, causality and price discovery. *Resources Policy*, 35(3), 168–177.