

A influência da pandemia COVID-19 na volatilidade dos índices de mercado de ações (Ibovespa): Aplicação do modelo Markov Switching Autoregressivo

The influence of the COVID-19 pandemic on the volatility of stock market index (Ibovespa): Application of the Markov Switching Autoregressive model

DOI: 10.34140/bjbv3n3-030

Recebimento dos originais: 04/03/2021

Aceitação para publicação: 30/06/2021

Carlos Alberto Gonçalves da Silva

Doutor em Engenharia da Produção – COPPE/UFRJ

Pós-Doutor em Economia Aplicada pela Universidade Federal Fluminense

Pesquisador Visitante do PPGCE da Universidade do Estado do Rio de Janeiro e bolsista da FAPERJ

E-mail: ca7gon@gmail.com

RESUMO

O presente artigo utiliza o modelo Markov Switching Autoregressivo de dois estados desenvolvido por Hamilton (1989), para capturar mudanças de regime tanto na média quanto na variância dos retornos mensais do índice de mercado de ações (Ibovespa) entre janeiro de 2000 e março de 2021. Na matriz de transição e persistência dos regimes, verifica-se que o regime 1 (baixa volatilidade) é mais persistente, ou seja, a probabilidade de permanecer neste regime em período posterior é de 96,49% e no regime 2 (alta volatilidade) a probabilidade de continuar neste regime no período $t+1$ corresponde a 48,55%. Os resultados obtidos do modelo MS(2)-AR(1) detectaram momento das mudanças de regimes dos retornos, por causa do atentado terrorista de 11/09/2001, do momento de transição da política brasileira (vitória de Lula na eleição presidencial 2002), crises financeiras 2008 (falência do banco de investimentos dos EUA, o Lehman Brothers) e a pandemia COVID-19 (2020/2021).

Palavras-chave: Modelo Markov Switching Autoregressivo, Pandemia COVID-19, Probabilidade de transição.

ABSTRACT

This article uses the two-state Markov Switching Autoregressive model developed by Hamilton (1989) to capture regime changes in both the mean and variance of monthly stock market index (Ibovespa) returns between January 2000 and March 2021. In the transition and persistence matrix of the regimes, it is verified that regime 1 (low volatility) is more persistent, that is, the probability of remaining in this regime in a later period is 96.49% and in regime 2 (high volatility) the probability of continuing in this regime in period $t+1$ corresponds to 48.55%. The results obtained from the MS(2)-AR(1) model detected the moment of changes in the return regimes, due to the terrorist attack on 9/11/2001, the moment of transition in Brazilian politics (Lula victory in the 2002 presidential election), financial crises 2008 (failure of the US investment bank, Lehman Brothers) and the COVID-19 pandemic (2020/2021).

Keywords: Markov Switching Autoregressive model, Covid-19 Pandemic, Probability of transition

1 INTRODUÇÃO

A retração da economia em função dos efeitos da pandemia COVID-19 é visível mundialmente. No mercado de ações, entre os índices dos países desenvolvidos que apresentam as maiores quedas no

período de janeiro a março de 2020, estão a bolsa de Milão (FTSE MIB), com queda de 37.31%; a bolsa de Londres (FTSE 100), com redução de 30%; a bolsa de Frankfurt (DAX-30), com 35%; a bolsa de Paris (CAC 40), com retorno negativo acima de 35%; a bolsa do Japão (Nikkei 225), com queda de 28%; e a bolsa de Nova York (Nasdaq), com redução significativa de 25%.

No Brasil o principal índice da B3 (Ibovespa) acompanha os mercados internacionais, apresentando uma retração mais intensa que o resto do mercado de ações, variação negativa de 43%. Com o impacto da pandemia COVID-19, alguns fatores podem justificar o percentual acentuado da queda do mercado de ações brasileiro, se comparado com outros países, destaca-se a migração do capital investido no Brasil em troca de papéis dos Estados Unidos, considerados mais seguros em tempos de crise. Outro fator a destacar é o processo de maturidade recente da bolsa de valores brasileira e a falta de experiência de investimento de longo prazo da maior parte dos investidores, que preferem abandonar as suas posições diante do cenário de incerteza e instabilidade. A desvalorização das ações brasileiras, com o retorno negativo do Ibovespa, decorre em grande parte de expectativas futuras pessimistas, especialmente no cenário macroeconômico.

Numerosos estudos aplicaram o modelo Markov Switching (MS) na identificação do comportamento de mudança de regime do mercado de ações. O primeiro entre esses estudos é o de Hamilton (1989) que aprimorou o modelo de Goldfeld e Quandt (1973), desenvolveu o modelo Markov Switching Autoregressivo (MS-AR) usado extensivamente para capturar o comportamento de mudança de regime em estudos de séries temporais econômico-financeiras. O autor em seu trabalho descreve a dinâmica do PIB americano com dois regimes de estado, um de crescimento e outro de recessão. Portanto, a série do PIB americano apresenta uma média do processo autoregressivo e um desvio-padrão para cada um dos regimes que caracteriza os ciclos econômicos da economia americana.

O modelo Markov Switching (MS) tem sido amplamente aplicado aos mercados de ações. Moore e Wang (2007) estudam o comportamento das mudanças de regime nos retornos do mercado de ações da UE e descobrem que os retornos de todos os mercados estudados são caracterizados por dois ou três regimes.

Ismail e Isa (2008) empregam o modelo Markov Switching Autoregressivo univariado de 2 regimes para detectar mudanças de regime no mercado de ações da Malásia. Os autores concluem, por um lado, que o modelo MS é adequado para capturar o momento das mudanças de regime e, por outro lado, que as mudanças de regime são geradas por várias crises econômicas e financeiras, como o choque do preço do petróleo de 1973-1974, a quebra do mercado de ações em 1987 e a crise financeira asiática de 1997.

Wang e Theobald (2007) aplicaram o modelo Markov Switching para investigar a volatilidade da troca de regime em seis mercados emergentes do Leste Asiático, ou seja, Indonésia, Coréia, Malásia, Filipinas, Taiwan e Tailândia, compreendendo o período de 1970 a 2004. Os autores concluíram que os mercados da Malásia, Filipinas e Taiwan foram caracterizados por dois regimes, enquanto os mercados da Indonésia, Coréia e Tailândia foram detectados por três regimes durante o período da amostra.

Krolzig (1997) com base no estudo realizado por Hamilton (1989) acrescentou modelos multivariados (VAR). O estudo analisou os ciclos econômicos internacionais com atenção especial ao caso da Alemanha. Foram encontradas relações de causalidade entre as fases de ciclos econômicos entre diferentes economias.

Ang e Bekaert (2002) utilizaram através de modelo não linear nas taxas de juros dos EUA, Alemanha e Reino Unido. Assim, os autores mostraram que os regimes das taxas de juros correspondem com os ciclos econômicos dos EUA e tiveram extrema importância para estudar os efeitos dos choques da política monetária sobre a economia.

Júnior e Zuanazzi (2014) testaram a hipótese de não linearidade da sensibilidade do retorno de ativos de empresas gaúchas em diferentes regimes markovianos de risco: períodos de crise e de estabilidade. Consideraram três ativos de empresas gaúchas negociáveis na Bolsa de Valores de São Paulo (Bovespa). Os resultados mostraram que o modelo não linear (MS-CAPM) é o mais adequado. Além disso, as evidências de que os ativos são mais suscetíveis às variações macroeconômicas em tempos de crise do que em períodos de estabilidade.

Vários autores desenvolveram trabalhos utilizando-se modelos Markov Switching, pode-se citar Kim (1994), Norden e Schaller (1995), Oliveira e Pereira (2018), Krolzig e Toro (2004), Assoe (1998), Safaei e Mostafaei (2012), Norden e Schaller (1993), Diebold et al.(1994) e Turner et al. (1989).

2 METODOLOGIA E DADOS

2.1 O MODELO MARKOV SWITCHING AUTOREGRESSIVO

Segundo Hamilton (1989) e Doornik (2013), os modelos (não linear) de mudança de regime *markovianos* identificam os períodos em que existem alterações das séries de tempo, através de mudanças em suas médias e variâncias, ao longo do período de análise. Os modelos permitem localizar, na série de tempo, os períodos em que ocorrem cada regime (ou estado), diferenciados nas fases de baixa volatilidade e alta volatilidade observadas na sua média e variância, bem como identificam a quantidade de períodos, sua duração e a probabilidade de transição de um regime para o outro.

O modelo Markov Switching (MS) proposto por Hamilton (1989) é baseado na suposição que Y_t pode ser explicado por dois estados (ou regimes) com um processo de ordem AR (p) como:

$$\begin{aligned} Y_t &= \mu_1 + \phi_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t \\ Y_t &= \mu_2 + \phi_2 Y_{t-1} + \varepsilon_t \end{aligned} \quad \varepsilon_t \sim N[0, \sigma^2] \quad (1)$$

onde Y_t é a variável dependente, μ_1 e μ_2 são os interceptos de cada estado (regime), ϕ é o coeficiente autoregressivo e ε_t é o erro no tempo t .

No caso em que as mudanças de estado (regime) são conhecidas, o modelo Markov Switching de

dois regimes pode ser como:

$$Y_t = S_t \mu_1 + (1 - S_t) \mu_2 + \phi Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2)$$

onde S_t representa o regime igual a 1, se o processo está no regime 1 e 2 se estiver no regime 2. Porém, na maioria dos casos não é possível observar em qual regime S_t o processo está em andamento e, portanto, é desconhecido. Nos modelos de regressão Markov Switching, o regime S_t segue uma cadeia de Markov. Um modelo com k dependentes do regime, pode ser expresso da seguinte maneira:

$$Y_t = S_t \mu_{st} + \phi Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (3)$$

onde $\mu_{st} = \mu_1, \mu_2, \dots, \mu_k$ para $S_t = 1, 2, \dots, k$ regimes.

A transição de probabilidades entre os regimes é realizada por um processo de Markov de primeira ordem como:

$$\rho_{ij} = \Pr(S_t = j | s_{t-1} = i)$$

em que ρ_{ij} refere-se à probabilidade de estar no regime j dado que o processo encontra-se no regime i ,

onde $\sum_{i=1}^N \rho_{ij} = 1$ para todo $i, j \in (1, 2, \dots, N)$.

As probabilidades de transição em uma matriz quadrada de ordem N , conhecida como matriz de transição e denotada por P , tem a seguinte forma:

$$P = \begin{bmatrix} \rho_{11} & \rho_{21} \\ \rho_{12} & \rho_{22} \end{bmatrix} \quad (4)$$

onde

$$P[s_t = 1; s_{t-1} = 1] = \rho_{11}$$

$$P[s_t = 2; s_{t-1} = 1] = 1 - \rho_{11} = \rho_{12}$$

$$P[s_t = 1; s_{t-1} = 2] = 1 - \rho_{22} = \rho_{21}$$

$$P[s_t = 2; s_{t-1} = 2] = \rho_{22}$$

$$\rho_{11} + \rho_{12} = 1 \quad \text{e} \quad \rho_{21} + \rho_{22} = 1$$

No algoritmo, ρ_{11} e ρ_{22} denotam a probabilidade de estar no regime 1, dado que o sistema estava em regime 1 durante o período anterior, e a probabilidade de estar em regime 2 dado que o sistema estava no regime 2 durante o período anterior, respectivamente. Assim, $1 - \rho_{11}$ define a probabilidade de Y_t transferir do estado 1 no período t-1 para o estado 2 no período t, e $1 - \rho_{22}$ define a probabilidade de mudança do estado 2 para o estado 1 entre os tempos t-1 e t. Portanto, ρ_{12} é a probabilidade de passar do estado 1 para

o estado 2. Os detalhes dos algoritmos de estimativa e previsões do modelo MS são bem conhecidos e podem ser encontrados em Krolzig (1997) e Hamilton (1989).

A partir da matriz de transição (4) determina a duração esperada de cada regime. Quanto mais próxima à probabilidade estiver de um, leva mais tempo para mudar de outro regime. O tempo de duração em cada um dos dois regimes pode ser determinado como:

$$\text{Duração esperada: } E(D_i) = \frac{1}{1 - \rho_{ij}} \quad (5)$$

O tempo de duração em cada um dos dois regimes pode ser determinado como:

$$D_1 = 1/(1 - \rho_{11}) \quad D_2 = 1/(1 - \rho_{22})$$

Na estimação do modelo é utilizada a distribuição conjunta de y_t e S_t relativa à informação passada:

$$f(y_t, S_t | Y_{t-1}) = f(y_t | S_t, Y_{t-1})f(S_t | Y_{t-1}) \quad (6)$$

onde Y_{t-1} representa a toda informação incluída na história da variável dependente no tempo $t - 1$ e $f(y_t | S_t, Y_{t-1})$ é a função de densidade normal condicional para o regime $S_t = j$.

O estimador de máxima verossimilhança é utilizado para determinar os parâmetros do modelo MS-AR. Portanto, a função de probabilidade do log do modelo com dois regimes é expressa da seguinte maneira:

$$\ln L = \sum_{t=1}^T \ln \left\{ \sum_{j=1}^2 f(y_t | S_t, y_{t-1}) \Pr(S_t = j | Y_{t-1}) \right\} \quad (7)$$

onde o termo $\Pr(S_t = j | Y_{t-1})$ é a probabilidade de se estar em cada regime. Dado $\Pr(S_{t-1} = i | Y_{t-1})$, $i = 1, 2$ no início do tempo t , as probabilidades de estar em cada regime são obtidas da seguinte maneira:

$$\Pr(S_t = j | Y_{t-1}) = \sum_{i=1}^2 \Pr(S_t = j | S_{t-1} = i) \Pr(S_{t-1} = i | y_{t-1}), \quad (8)$$

onde $\Pr(S_t = j | S_{t-1} = i)$, $j = 1, 2$; $i = 1, 2$ são probabilidades de transição dos elementos da matriz P , consideradas constantes. A probabilidade de se estar em um regime ou em outro regime pode ser alterada através do desempenho macroeconômico e das informações obtidas do mercado acionário.

Sendo Y_t observado ao final do período do período t , as probabilidades são atualizadas a partir da seguinte equação:

$$\Pr(S_t = j | Y_t) = \frac{f(y_t | S_t = j, Y_{t-1}) \Pr(S_t = j | Y_{t-1})}{\sum_{j=1}^2 f(y_t | S_t = j, Y_{t-1}) \Pr(S_t = j | Y_{t-1})} \quad (9)$$

onde $f(y_t | S_t = j, Y_{t-1})$ é a função densidade de probabilidade de uma distribuição para o regime $S_t = j$.

Os detalhes da estimação e maximização do modelo MS-AR são abordados em Kim e Nelson (1999).

Na visão de Doornik (2013) os modelos Markov Switching podem ser MS-AR (Markov Switching Autoregressive) e MS-DR (Markov Switching Dynamic Regression). O primeiro é caracterizado por mais ajuste gradual, apropriado à série mais estável, cujo componente autoregressivo é formado pela diferença entre a variável endógena defasada e a média estimada para a variável endógena no regime S_{t-1} e o segundo se ajusta imediatamente ao novo regime, com uma transição mais acentuada, uma vez que o componente autoregressivo adiciona apenas a variável endógena.

No presente estudo, utiliza-se o modelo MS-AR como estimativa para identificar mudanças de regime, o número de períodos, a duração e a probabilidade de transição de um regime para outro. Assim, o modelo pode ser especificado como:

$$Y_t - \mu(S_t) = \rho[Y_{t-1} - \mu(S_{t-1})] + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim IIN[0, \sigma^2] \quad (10)$$

2.2 TESTE DE LINEARIDADE (BDS)

Uma vez detectada que a distribuição não é normal, faz-se necessário testar o modelo para linearidade. Este teste foi desenvolvido por Brock, Dechert e Scheinkman (1987), usado para testar se as variáveis aleatórias que compõem uma série são independentes e identicamente distribuídas (IID), ou seja, pode verificar várias situações em que as variáveis não são IID, tais como não estacionariedade, não linearidade e caos determinístico. O teste se baseia no conceito de correlação espacial da teoria do caos e segundo os autores a estatística BDS é formulada como:

$$W_m^n(\varepsilon) = \frac{\sqrt{N} (C_m^n(\varepsilon) - (C_1^n(\varepsilon))^m)}{\sigma_m(\varepsilon)} \quad (11)$$

onde $W_m^n(\varepsilon)$ converge para uma distribuição normal $N(0, 1)$, à medida que n tende para infinito.

2.3 DADOS

Os dados utilizados neste estudo se referem aos índices mensais Bovespa, compreendendo o período de Janeiro de 2000 a março de 2021, num total de 255 observações mensais. Os dados foram obtidos do site *Yahoo finance*.

3 RESULTADOS EMPÍRICOS

Os retornos mensais foram calculados através da fórmula: $r_t = \ln(P_t) - \ln(P_{t-1})$. Sendo que P_t representa o número de pontos no fechamento no dia t e P_{t-1} o número de pontos no fechamento no dia anterior ($t-1$). As Figuras 1 e 2 mostram o comportamento das séries de cotações e retornos mensais do

Ibovespa no período considerado.

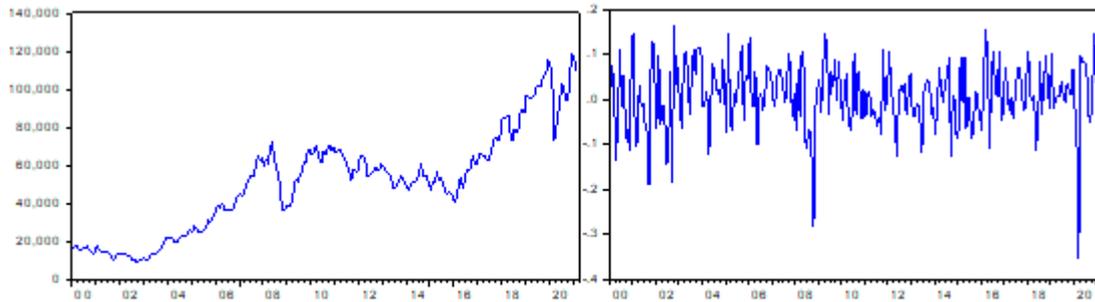


Figura 1 - Cotações mensais do Ibovespa

Figura 2 - Retornos mensais do Ibovespa

Na inspeção visual da Figura 2, nota-se uma acentuada volatilidade nos retornos. Assim, foi preciso fazer os testes normalidade e estacionariedade da série dos retornos do Ibovespa para aplicação do modelo MS-AR, conforme apresentados na tabela 1. Observa-se que os retornos mensais do Ibovespa apresentam uma distribuição leptocúrtica devido ao excesso de curtose (5,38515) em relação à distribuição normal (3,0), ou seja, representando calda mais pesada. Verifica-se também que a série é negativamente assimétrica o que indicaria que baixas de mercado acionário são mais prováveis do que altas de mercado. Pela análise dos resultados, constata-se que tanto a média (0,00775) quanto à mediana (0,00833) apresentaram valores próximos de zero. A variação entre o valor mínimo (-0,35531) e o valor de máximo (0,16481) mostrado pela série, pode ser explicada devido algumas oscilações significativas nos retornos dos preços das ações causadas principalmente pela pandemia COVID-19. O baixo valor do desvio-padrão (0,07315) indica que, de maneira geral, as altas variações na série ocorreram em poucas ocasiões, ou seja, em períodos de picos positivos e negativos. A estatística de Jarque-Bera indicou a rejeição da normalidade da distribuição da série, com *p-valor* igual a zero.

Os testes Dickey-Fuller Aumentado (ADF) (1981) e Phillips-Perron (PP) (1988) e Kwiatkowski, Phillips, Schmidt e Shin (KPSS) (1992) com constante e com tendência, identificaram que as séries de retornos do Ibovespa são estacionárias e não contém raízes unitárias.

Tabela 1 – Sumário estatístico e teste de estacionariedade dos retornos do Ibovespa

Estatísticas	Média	Mediana	Máximo	Mínimo	Desvio padrão
Valores	0,00775	0,00833	0,16481	-0,35531	0,07315
Estatísticas	Assimetria	Curtose	Jarque-Bera	p-valor	Observações
Valores	-0,77541	5,38515	85,9985	0,0000	255
Teste de estacionariedade					
ADF	Valor Crítico (5%)	PP	Valor Crítico (5%)	KPSS	Valor Crítico (5%)
-14,0818	-3,4276	-14,0166	-3,4276	0,0680	0,1460

O Q-Q Plot representa um dos métodos gráficos mais utilizados na verificação da normalidade de séries temporais. O procedimento empregado consiste na comparação gráfica dos quantis teóricos da distribuição normal com os quantis dos dados amostrais. A Figura 3 mostra a existência de uma relação não linear entre os quantis teóricos e empíricos, bastante acentuada nas caudas das distribuições, indicando caudas mais pesadas na distribuição empírica. Assim sendo, todos os testes rejeitaram a hipótese de normalidade da série analisada.

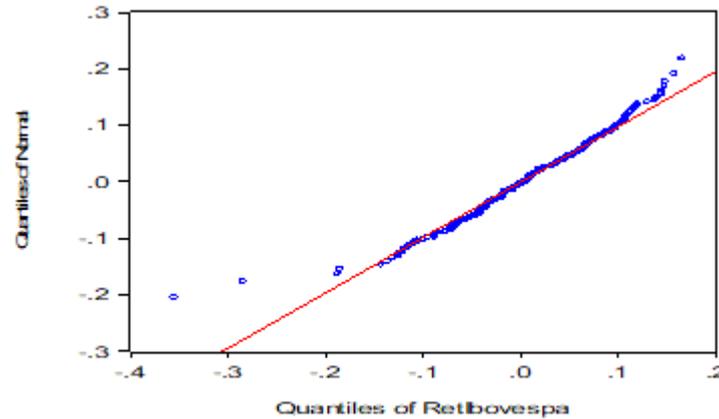


Figura 3 - Plot Q-Q dos retornos do Ibovespa.

Antes da estimativa do modelo Markov Switching autoregressivo (MS-AR) um teste de não linearidade pode ser necessário descrever as características da série histórica dos retornos do Ibovespa. Assim, na tabela 2 mostra que os resultados apresentados indicam o efeito de não linearidade, ou seja, que as probabilidades são menores que 5% ao nível de significância, implicando uma rejeição da hipótese nula de que a série dos retornos é linearmente dependente.

Tabela 2 - Teste à independência temporal do Ibovespa (BDS)

Dimensão	Estatística BDS	Estatística Z	Probabilidade
2	0,01118	2,7370	0,0062
3	0,02277	3,5186	0,0004
4	0,02679	3,4882	0,0005
5	0,02758	3,4576	0,0005
6	0,02442	3,1861	0,0014

Fonte: Elaborada pelo autor com base na pesquisa.

No processo de modelagem e escolha dos modelos AR(p), deve testar modelos diferentes e verificar a escolha do mais adequado com base nos menores valores dos critérios de informação Akaike (AIC) e Schwarz (SIC), bem como a estatística de Durbin-Watson (DW) que também detecta a presença de autocorrelação nos resíduos de uma análise de regressão, ou seja, quando DW é aproximadamente igual a 2,0, ele indica que não existe autocorrelação nos resíduos.

Desta forma, após várias simulações e com os critérios mencionados anteriormente, a melhor

estimativa foi para o AR (1), devido aos menores valores observados para os critérios de Akaike (AIC) e Schwarz (SIC), bem como o coeficiente de Durbin-Watson (DW) mais próximo de 2 (tabela 3).

Após a seleção do número de defasagens do componente autoregressivo (AR), foi determinado o número de regimes do modelo Markov Switching (MS). Assim, segundo o critério de informação Schwarz (SIC), o melhor modelo foi de dois regimes, já que apresenta o menor valor (-2,3422).

Tabela 3 – Seleção da ordem do componente autorregressivo AR(p) e número de regimes do modelo Markov Switching (MS)

Modelo	AIC	SIC	DW
Autorregressivo (AR)			
AR (1)*	-2,3867	-2,3450	1,97
AR (2)	-2,3797	-2,3381	1,75
AR (3)	-2,3737	-2,3320	1,77
Determinação do número de regimes através do critério (SIC)			
Modelo	Regimes	SIC	
MS	4	-2,24592	
MS	3	-2,28959	
MS**	2	-2,34219	

Fonte: Elaboração própria com base nos resultados da pesquisa.

(*) melhor modelo autoregressivo ajustado. (**) melhor número de regimes.

Na tabela 6 observa-se as estimativas do modelo pelo método da máxima verossimilhança, através do *software OxMetrics 6.0*. O melhor modelo ajustado refere-se ao MS(2)-AR(1), a média e a variância se modificam de acordo com o regime de estado. O regime (1) exprime uma média dos retornos positiva do Ibovespa em conjunto com uma baixa volatilidade. Já no regime (2) mostra um resultado da média negativa e uma alta volatilidade nos retornos do Ibovespa. No regime 1 o retorno médio mensal estimado é de 1,45% com variância de 0,062. Já o regime 2 identifica retorno médio mensal negativo de -8,43% e variância de 0,116.

No modelo de mudança de regime markoviano, foi possível identificar um regime com retornos negativos e com variância elevada (alta volatilidade ou mercado em baixa) e outro regime com retornos positivos menor variância (baixa volatilidade ou mercado em alta).

O teste Portmanteau indica que não há presença de autocorrelação dos resíduos. O resultado do teste ARCH-LM sugere a aceitação da hipótese de homocedasticidade do modelo. Quanto ao teste de normalidade Jarque-Bera não se rejeita a hipótese de normalidade. Assim, o modelo apresenta um diagnóstico positivo e um adequado ajuste demonstrado nos resultados dos diversos testes realizados no presente estudo.

Na matriz de transição e persistência dos regimes, verifica-se que o regime atual 1 é mais persistente, ou seja, a probabilidade de permanecer neste regime em período posterior é de aproximadamente de 96,49%, e a de mudar para o regime 2 é da ordem de 3,51%. No regime 2 a probabilidade de continuar neste regime no período t+1 é de 48,55%, enquanto a probabilidade de trocar

para o regime 1 é de 51,45%. Assim, para o período de janeiro de 2000 a março de 2021, a duração esperada do regime atual 1 é de 49 meses. Já no regime 2 a duração estimada é de 2 meses.

Tabela 6 - Estimativa do modelo MS(2)-AR(1) para periodicidade mensal (Janeiro 2000 a Março 2021)

Regime 1 (baixa volatilidade)		Regime 2 (alta volatilidade)	
Parâmetros	Coefficiente	Parâmetros	Coefficiente
$\mu(s_1)$	0,0145 (0,007)	$\mu(s_2)$	-0,0843 (0,114)
AR-1(1)	0,1304 (0,091)	AR-1(2)	-0,2259 (0,306)
σ_1^2 :	0,0625	σ_2^2 :	0,1165
ρ_{11} :	0,9649	ρ_{22} :	0,4855
	ρ_{12} : 0,0351	ρ_{21} :	0,5145
$E(D_1)$:	49,2	$E(D_2)$:	2,0
Estatística Descritiva			
Log-likelihood	317.064		
Teste de linearidade (χ^2)(5)	22.919 (0,0003)		
Teste Normalidade (χ^2)	5,4857 (0,0644)		
Teste ARCH (1-2)	1,0812 (0,3408)		
Teste Pormanteau - χ^2 (36lags)	43.828 (0,1735)		

Fonte: Elaboração própria com base nos resultados da pesquisa.

A figura 4 mostra o comportamento da série dos índices, dos retornos, das probabilidades suavizadas e previstas para os regimes de estado do Ibovespa. A probabilidade suavizada considera as informações da amostra completa.

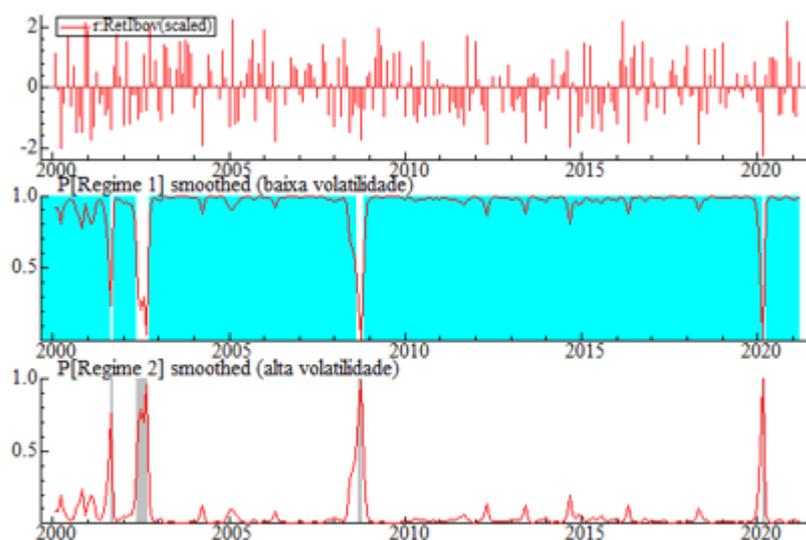


Figura 4 – Série dos retornos do Ibovespa e as Probabilidades suavizadas do modelo MS(2) – AR (1)

No primeiro período de crise, entre o início de 2000 e final de 2003, verifica-se uma tendência de queda devido ao cenário interno e externo mais instável, o atentado terrorista de 11/09/2001 e o momento de transição da política brasileira (vitória de Lula na eleição presidencial 2002).

No segundo período de crise, a partir de setembro 2008, houve queda significativa do índice Bovespa, causada pela crise do subprime desencadeada pela falência de um dos bancos de investimento dos EUA, Lehman Brothers, ocasionando uma crise nas bolsas internacionais. Após a falência do banco, as ações apresentaram reduções nos seus preços em virtude da crise econômica, com forte saída de estrangeiros investidores do Brasil. O Ibovespa teve redução de aproximadamente 60% em 3 meses, e demorou 14 meses para sua recuperação com o mesmo valor antes da crise.

No terceiro período de crise, a partir de janeiro de 2020, o Ibovespa teve impacto negativo devido à pandemia COVID-19, gerando forte turbulência nos mercados mundiais e isolamento políticas para conter o progresso da pandemia, refletindo sobre a economia os efeitos do desligamento de várias atividades (comércio, indústria, aviação e turismo). A crise do novo coronavírus vem afetando a economia brasileira ainda frágil, que não tinha totalmente recuperado da recessão de 2014 a 2016, detectou queda histórica do PIB brasileiro no segundo trimestre com retração de 5,5% (variação negativa) que foi puxada pela indústria. O setor industrial recuou 12,3% em relação ao primeiro trimestre de 2020, ou seja, aprofundado pela indústria de transformação, que registrou uma diminuição nas atividades de automóveis fabricantes, indústrias têxteis e máquinas e fábricas de equipamentos.

Na figura 5 com base nas pontuações do índice Bovespa do mercado de ações, verifica-se o período de baixa que começa em 24 de janeiro de 2020, atingindo no dia 23 de março de 2020, com queda no período de 46,30%, seguido pela reversão e período de alta registrado até 30 de dezembro de 2020 em que o índice Bovespa se recuperou com crescimento representativo de 71,10%.



Figura 5. Evolução do índice Bovespa durante a pandemia COVID-19 Período: Janeiro a Dezembro de 2020

4 CONCLUSÃO

O objetivo do estudo foi analisar as alterações nos retornos do Ibovespa, entre janeiro de 2000 e março de 2021, utilizando o modelo autoregressivo com mudanças markovianas desenvolvido por Hamilton (1989).

O melhor modelo ajustado refere-se ao MS(2)-AR(1), a média e a variância se modificam de acordo

com o regime de estado. O regime 1 exprime uma média dos retornos positiva do Ibovespa em conjunto com uma baixa volatilidade. Já no regime 2 mostra um resultado da média negativa e uma alta volatilidade nos retornos do Ibovespa. No regime 1 o retorno médio mensal estimado é de 1,45% com uma variância de 0,062. Já o regime 2 identifica retorno médio mensal negativo de -8,43% com uma variância de 0,116.

No modelo de mudança de regime markoviano, foi possível identificar um regime com retornos negativos e com variância elevada (alta volatilidade ou mercado em baixa) e outro regime com retornos positivos menor variância (baixa volatilidade ou mercado em alta).

Na matriz de transação e persistência dos regimes, verifica-se que o regime 1 (baixa volatilidade) é mais persistente, ou seja, a probabilidade de permanecer neste regime em período posterior é de 96,49% e a duração esperada 49 meses. Já no regime 2 (alta volatilidade ou turbulência) a probabilidade de continuar neste regime no período $t+1$ corresponde a 48,55% e a duração estimada de 2 meses.

REFERÊNCIAS

- AKAIKE, H. A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 19(6), p.716-723, 1974.
- ANG, A.; BEKAERT, G. International Asset Allocation with Regime Shifts. *Review of Financial Studies*, 15, p.1137-1187, 2002.
- ASSOE, K. G. Regime Switching in emerging stock market returns. *Multinational Finance Journal*, v.2, n.2, p.101-132, 1998.
- BROCK, W.A.; DECHERT, W.D.; SCHEINKMAN, J. A Test for Independence Based on the Correlation Dimension. Department of Economics, University of Wisconsin, SSRI Working Paper, 8702, 1987.
- DICKEY, D. A.; FULLER, W. A. Likelihood ratio statistics for autoregressive Time series with unit root. *Econometrica*, 49(4), p.1057-1072, 1981.
- DIEBOLD, F. X.; LEE, J. H.; WEINBACH, G. C. Regime switching with time-varying transition probabilities. Oxford University Press, p. 283-302, 1994.
- DOORNIK, J. A. A markov switching model with component structure for US GNP. *Economics Letters*, v.118, n.2, p. 265- 268, 2013.
- GOLDFELD, S. M.; QUANDT, R. E. A Markov model for switching regressions, *Journal of Econometrics*, 1, p. 3-16, 1973.
- HAMILTON, J. A New Approach to the Economic Analysis of Nonstationary Time Series and the Business Cycle. *Econometrica*, 57, p. 357-384, 1989.
- ISMAIL, M.T.; ISA, Z. Identifying regime shifts in Malaysian stock market returns. *International Research Journal of Finance and Economics*, 15, p. 44-57, 2008.
- JARQUE, C.; BERA, A. Test for normality of observations and regression residuals. *International Statistical Review*, 55(2), p. 163-172, 1987.
- JUNIOR, M. V. W.; ZUANAZZI, P. T. A sensibilidade de ativos em diferentes ambientes de risco: Uma análise para empresas gaúchas. *Ensaio FEE*, v. 35, n.1, p. 231-248, 2014.
- KIM, C. Dynamic linear models with Markov-switching. *Journal of Econometrics*, 60, p. 1-22, 1994.
- KIM, C.; NELSON C. *State-space models with regime switching*. MIT Press, 1999.
- KROLZIG, H. M. *Markov-Switching Vector Autoregressions: Modelling, Statistical Inference, and Application to Business Cycle Analysis*. Berlin, Springer, 1997.
- KROLZIG, H. M.; TORO, J. Multiperiod Forecasting in Stock Markets: A Paradox Solved. *Decision Support Systems*, Volume 37(4), p. 531-542, 2004.
- KWIATKOWSKI, D.; PHILLIPS, P.C.B.; SCHMIDT P.; SHIN, Y. Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root: How sure are we that economic time series have a unit root?. *Journal of Econometrics*, 54(1), p. 159-178, 1992.
- MOORE, T.; Wang, P. Volatility in stock returns for new EU member states: Markov regime switching

model. *International Review of Financial Analysis*, 16, p. 282-292, 2007.

NORDEN, S. V.; SCHALLER, H. Regime Switching in Stock Market Returns. *Econometrics*, p. 357-384, 1995.

NORDEN, S. V.; SCHALLER, H. The predictability of stock market regime: evidence from the Toronto stock exchange. *The Review of Economics and Statistics*, v.75(3), p. 505-510, 1993.

OLIVEIRA, A. B.; PEREIRA, P. L. V. Asset allocation with markovian regime switching: Efficient frontier and tangent portfolio with regime switching. *Brazilian Review of Econometrics*, v.38 (1), p. 97-127, 2018.

PHILLIPS, P.C.B.; PERRON, P. Testing for a unit root in time series regression. *Biometrika*, 75(3), p. 335-346, 1988.

SAFAEI M.; MOSTAFAEI H. Point Forecast Markov Switching Model for U.S. Dollar/ Euro Exchange Rate. *Sains Malaysiana*, 41(4), p. 481-488, 2012.

SCHWARZ, G. Estimating the dimensional of a model. *Annals of Statistics*, Hayward, 6(2), p. 461-464, 1978.

TURNER, M. C.; STARTZ, R.; NELSON, C. F. A Markov model of heteroskedasticity, risk, and learning in the stock market. *Journal of Financial Economics*, 25, p. 3-22, 1989.

WANG, P.; THEOBALD, M. Regime switching volatility of six East Asian emerging markets. *Research in International Business and Finance*, 22, p. 267-283, 2007.