

Avaliação da volatilidade estocástica do Ibovespa durante a pandemia de Covid

Rayssa Rolim Santana^{1*} (AL), Themis da Costa Abensur Leão² (PQ)

¹Universidade Federal do Amazonas, Instituto de Ciências Exatas, Av. Rodrigo Otávio Jordão Ramos, 6200, Coroado I, 69067-005, Manaus AM, Brasil.

²Universidade do Estado do Amazonas, Instituto de Ciências Exatas, Departamento de Estatística, Av. Rodrigo Otávio Jordão Ramos, 6200, Coroado I, 69067-055, Manaus AM, Brasil.

*rayssa.santana@ufam.edu.br

Palavras-Chave: GJR-GARCH, mercado de ações, retornos, séries temporais.

Introdução

O Ibovespa é o principal termômetro da economia brasileira, e sua dinâmica é marcada por instabilidades e recuperações. Períodos recentes, notavelmente a crise deflagrada pela pandemia de COVID-19 a partir de 2020, intensificaram a volatilidade do mercado, gerando grande incerteza. Séries de ativos financeiros, como o Ibovespa, exibem características específicas como não estacionariedade, *clusters* de volatilidade e heterocedasticidade condicional. Este trabalho tem como objetivo modelar a dinâmica da volatilidade dos retornos diários do Ibovespa no período de janeiro de 2020 a dezembro de 2022, utilizando uma abordagem econométrica. Para tal, foi empregado o modelo ARIMA-GJR-GARCH, capaz de capturar simultaneamente a estrutura de correlação serial dos retornos, a variância condicional e o "efeito alavancagem" onde choques negativos tendem a gerar maior volatilidade que choques positivos de mesma magnitude.

Material e Métodos

Foram utilizados os dados diários de fechamento do Ibovespa, provenientes da base de dados da B3 ("bolsa de valores brasileira"). A metodologia Box-Jenkins¹ foi aplicada para a modelagem da média e análise diagnóstica para validação do modelo ajustado.

A presença de heterocedasticidade condicional nos resíduos foi avaliada pelos testes de White (para modelos ARCH) e Engle (para modelos GARCH), justificando o uso de um modelo da família GARCH². Optou-se especificamente pelo modelo GJR-GARCH(1,1) para capturar o efeito alavancagem³. O modelo final ARIMA(2,1,2)-GJR-GARCH(1,1) é formalmente definido pela equação da média (1) e pela equação da variância condicional (2):

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2)(1 - B)y_t = c + (1 + \theta_1 B + \theta_2 B^2)\varepsilon_t, \quad (1)$$

$$\sigma_t^2 = \omega + (\alpha_1 + \gamma_1 I_{t-1})\varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2. \quad (2)$$

Resultados e Discussão

A análise exploratória da série do Ibovespa (Figura 1) confirmou visualmente uma forte tendência e uma queda abrupta no início de 2020, indicativos de não estacionariedade. Tal dinâmica foi avaliada por testes de hipóteses para: presença de tendência (Teste de Cox-Stuart, *p*-valor < 0,01) e raiz unitária (Teste ADF, *p*-valor = 0,1543). A ausência de sazonalidade foi avaliada pelo teste de Kruskal-Wallis (*p*-valor = 0,5521).

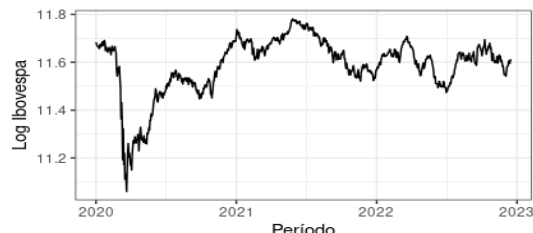


Figura 1: Série do Ibovespa no período analisado.

A análise dos correlogramas (Figura 2) reforçou a conclusão de não estacionariedade e presença de componentes autoregressivos e de médias móveis na série, sugerindo um modelo do tipo ARIMA. A função de autocorrelação (FAC) exibe um decaimento lento e linear, padrão típico de séries com raiz unitária, confirmando a necessidade de aplicação da primeira diferença para estacionarizar a série.

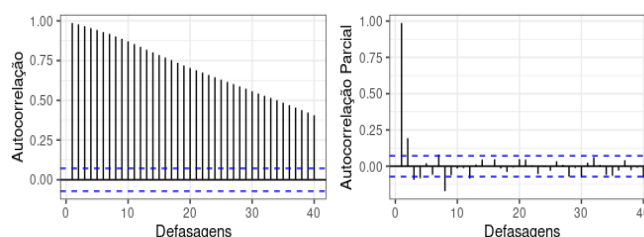


Figura 2: Correlogramas da série.

Após a diferenciação, a série tornou-se estacionária em média (Figura 3). No entanto, a nova série exibiu *clusters* de volatilidade, períodos de alta e baixa variação agrupados, especialmente no início de 2020. Este comportamento é característico de séries financeiras e reforçou a necessidade de modelagem da variância condicional com um modelo GARCH.

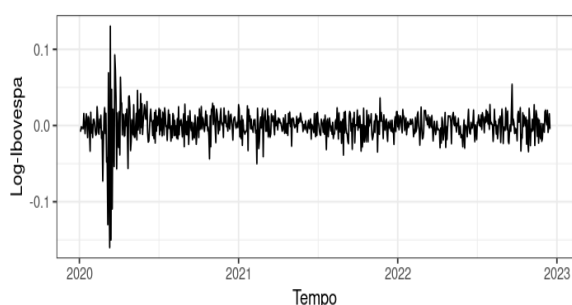


Figura 3: Série diferenciada.

Dentre os modelos selecionados, o ARIMA(2,1,2)-GJR-GARCH(1,1) foi o mais adequado com base nos critérios de informação de Akaike (AIC) e Bayesiano (BIC) e em testes de diagnóstico de resíduos. A Tabela 1 apresenta as estimativas dos parâmetros para o modelo final, com destaque para o coeficiente γ_1 , fundamental para testar a hipótese do efeito alavancagem.

Tabela 1: Estimativas dos parâmetros do modelo ARIMA(2,1,2)-GJR-GARCH(1,1).

ARIMA(2,1,2)-GJR-GARCH(1,1)		
Parâmetros	Estimativa	Erro Padrão
$\hat{\phi}_1$	0.26504	0.007745
$\hat{\phi}_2$	-0.97034	0.004409
$\hat{\theta}_1$	-0.28622	0.001606
$\hat{\theta}_2$	0.99951	0.000284
$\hat{\omega}$	0.000013	0.000001
$\hat{\alpha}_1$	0.02144	0.018958
$\hat{\beta}_1$	0.85950	0.017379
$\hat{\gamma}_1$	0.12040	0.056306
log-lik	2086.904	
AIC	-5.5756	
BIC	-5.5014	

O resultado mais relevante é a estimativa do parâmetro de alavancagem $\hat{\gamma}_1$, que é positiva e estatisticamente significativa ao nível de 5% (pois $\hat{\gamma}_1 > 2 \times$ Erro Padrão). Isto confirma empiricamente a presença do **efeito alavancagem** no Ibovespa durante a pandemia, significa que choques negativos (notícias ruins) impactaram a volatilidade do mercado de forma mais intensa do que choques positivos de mesma magnitude.

A análise dos resíduos padronizados do modelo (Fi-

gura 4) corrobora sua adequação e permite identificar os eventos de maior impacto no mercado. Os valores extremos coincidem com momentos de alta instabilidade: os resíduos de **-5,29** (26/02/2020) e **-4,25** (09/03/2020) marcam o pânico inicial da pandemia de COVID-19; o resíduo de **-3,48** em 28/10/2020 reflete a elevada aversão ao risco fiscal, em meio a discussões sobre o financiamento de programas sociais e a sustentabilidade do teto de gastos; o resíduo de **-4,06** (22/02/2021) reflete incertezas sobre a política econômica; e o *outlier* positivo de **3,77** (03/10/2022) corresponde à forte alta do mercado após o primeiro turno das eleições presidenciais.

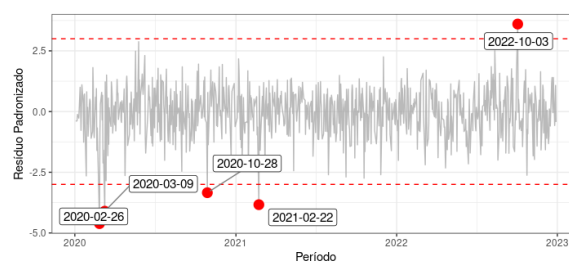


Figura 4: Resíduos Padronizados e identificação de outliers.

Conclusões

O modelo ARIMA(2,1,2)-GJR-GARCH(1,1) mostrou-se eficiente para capturar a dinâmica dos retornos diários do Ibovespa durante o turbulento período da pandemia. A principal contribuição do estudo foi a comprovação empírica do "efeito alavancagem", indicando que a volatilidade do mercado brasileiro responde de forma assimétrica a choques negativos. Adicionalmente, o ajuste do modelo indicou que os períodos de maior volatilidade estiveram diretamente associados a eventos críticos de natureza sanitária, política e econômica, demonstrando sua utilidade como ferramenta para a análise de risco em mercados financeiros.

Agradecimentos

Agradecemos ao Laboratório de Estatística (LabEst) e ao Departamento de Estatística (DE-UFAM) pelo apoio técnico e incentivo.

Referências

- [1] Box, G. E. P.; Jenkins, G. M.; Reinsel, G. C.; Ljung, G. M. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Wiley, 5 edition. 2015.
- [2] Engle, R. Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica*, 50:987–1007. 1982.
- [3] Glosten, L. R.; Jagannathan, R.; Runkle, D. E. On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks. *The journal of finance*, 48(5):1779–1801. 1993.