

EMBI+BR COMO FERRAMENTA DE APOIO A DECISÃO DE INVESTIMENTO: MODELAGEM E PREVISÃO

Data de aceite: 01/03/2023

Daiane Rodrigues dos Santos

Universidade Estadual do Rio de Janeiro
Rio de Janeiro

Tuany Esthefany Barcellos de Carvalho Silva

Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro
Rio de Janeiro

Tiago Costa Ribeiro

Faculdade IBMEC
Rio de Janeiro

do Tesouro dos EUA e pode ser usado para auxiliar decisões de investimentos em economias emergentes. Buscando gerar previsões para o EMBI+Br o método Box & Jenkins foi implementado, e após o teste de sobre fixação observou-se que o modelo que melhor se ajustou aos dados foi o SARIMA $(2,0,1)(0,1,1)_{12}$. O modelo proposto apresentou aderência aos dados e gerou previsões com erros significativamente baixos.

PALAVRAS CHAVE. EMBI + Br, Previsão, Box & Jenkins.

RESUMO: O advento da internet e a globalização, em conjunto, possibilitaram a integração dos mercados financeiros, crescentemente sustentados por títulos de dívida direta governamentais. O investidor em potencial carece de variáveis que o auxiliem na decisão de alocação dos recursos, visto que as possibilidades são inúmeras e cada economia possui características peculiares. O agente econômico decisor precisa analisar o binômio risco – retorno para que possa tomar uma decisão mais assertiva. O EMBI+Br, calculado pelo Banco J.P. Morgan, estima o desempenho diário dos títulos Brasileiro da dívida em relação aos títulos

ABSTRACT: The advent of the internet and globalization enabled the integration of financial markets, increasingly supported by government direct debt securities. The potential investor needs to have variables that help him decide on resource allocation since the possibilities are numerous, and each economy has peculiar characteristics. The economic decision-making agent needs to analyze the risk-return binomial to make a more assertive decision. The EMBI+ Br, calculated by Banco J.P. Morgan, estimates the daily performance of Brazilian debt in relation to US Treasuries and can be used to assist investment decisions in emerging economies. Seeking to generate predictions

for the EMBI+Br, the Box & Jenkins method was implemented. After the superfixation test, it was observed that the model that best fitted the data was SARIMA (2,0,1)(0,1,1)₁₂. The proposed model showed adherence to the data and generated predictions with significantly low errors.

KEYWORDS: EMBI + Br, Forecast, Box & Jenkins.

1 | INTRODUÇÃO

O advento da internet e a globalização em conjunto possibilitaram a integração dos mercados financeiros, crescentemente sustentados por títulos de dívida direta. De acordo com Biage *et al.* (2008), a integração dos mercados conjugados com a abertura e a desregulamentação financeira, permite que os investidores (domésticos ou estrangeiros) diversifiquem suas aplicações e dirijam recursos a diferentes países.

O investidor em potencial carece de variáveis que o auxiliem na decisão de alocação dos recursos visto que as possibilidades são inúmeras e cada economia possui características peculiares. O investidor precisa analisar o binômio risco – retorno de cada economia para que possa tomar uma decisão mais assertiva. De acordo com De Carvalho *et al.* (2019), o risco é um dos fatores principais a ser considerado pelos investidores, ao lado da rentabilidade do investimento e do prazo de retorno.

A evolução do EMBI+ (*Emerging Markets Bond Index Plus*) exerce um papel fundamental de apoio no caso de decisão acerca de alocação de recursos em economias emergentes como a do Brasil. O risco-Brasil pode ser calculado obtendo a diferença entre a média ponderada dos prêmios pagos por esses títulos e o prêmio de papéis de prazo equivalente do Tesouro dos Estados Unidos, que são considerados livre de risco. Esse método foi apontado como o primeiro da abordagem pelo histórico para calcular o prêmio pelo risco-país.

O risco-Brasil é um conceito que busca expressar de forma objetiva o risco de crédito a que investidores estrangeiros estão submetidos quando investem no país. No mercado, os indicadores diários mais utilizados para essa finalidade são o EMBI+Br (*Emerging Markets Bond Index Plus*) e o *Credit Default Swap* (CDS) do Brasil. O presente artigo tem como objetivo versar e modelar o EMBI+Br. O índice é calculado pelo Banco J.P. Morgan, é um índice ponderado composto por instrumentos de dívida externa, ativamente negociados e denominados em dólar, de governos de países emergentes (BACEN, 016).

O EMBI+ Br estima o desempenho diário dos títulos Brasileiro da dívida em relação aos títulos do Tesouro dos Estados Unidos. O índice é baseado nos bônus (títulos de dívida) emitidos pelo governo brasileiro e mostra os retornos financeiros obtidos a cada dia por uma carteira selecionada de títulos. Este índice engloba no cálculo, além de emissões internacionais de títulos, títulos tipo Brady1, empréstimos e Eurobonds e utiliza como base de “risco-zero”, títulos do tesouro americanos. Os dados são divulgados em uma frequência diária em formato de pontos base. (JP Morgan 1998)

O EMBI+ auxilia os investidores na compreensão do risco de investir no país, quanto mais alto for seu valor, maior a percepção de risco. Ele foi criado para classificar somente países que apresentassem alto nível de risco segundo as agências de “rating” e que tivessem emitido títulos de valor mínimo de US\$ 500 milhões, com prazo de ao menos 2,5 anos.

O presente artigo está subdividido em 3 seções. A presente que introduz o tema, a seção 2 que aborda a métrica utilizada para modelagem e previsão do EMBI+Br, a terceira seção com os resultados e a última seção com as conclusões.

2 | METODOLOGIA

A metodologia Box & Jenkins (1970) trata-se de uma abordagem muito utilizada na construção de modelos paramétricos para séries temporais univariadas. Este método consiste em ajustar modelos lineares estacionários ou não, a uma série de tempo observada baseando-se em um ciclo iterativo, onde a estrutura do modelo depende dos próprios dados (Souza 2004).

Os modelos de Box & Jenkins, também conhecidos genericamente como modelos da classe ARIMA (*Auto Regressive Integrated Moving Averages*), esses modelos consistem em captar e observar o comportamento da correlação e autocorrelação seriada, baseando-se nesse comportamento observado para assim realizar as previsões. Analisa-se as correlações e autocorrelações a fim de obter uma boa modelagem, o que resultara em uma previsão. Após observar os dados, se os mesmos não forem estacionários, pode-se torná-lo estacionário por meio de sucessivas diferenciações na série original (Souza 2004).

A modelagem proposta por Box & Jenkins (1970) é da forma,

$$Z_t = \mu + \sum_{k=0}^{\infty} \Psi_k u_{t-k} = \mu + \Psi(B)u_t \quad (1)$$

Sendo o filtro linear Ψ é definido por,

$$\Psi(B) = \frac{\theta(B)}{\phi(B)} \quad (2)$$

No qual, $\theta(B)=1-\theta_1B-\theta_2B^2-\dots-\theta_qB^q$ e $\phi(B)=1-\phi_1B-\phi_2B^2-\dots-\phi_pB^p$ são polinômios de graus p e q , respectivamente. Sendo, $\tilde{Z}_t=Z_t-\mu$, obtém-se $\tilde{Y}_t=\Psi(B)u_t$. Logo os modelos Box & Jenkins são dados pela equação,

$$\phi(B)\tilde{Z}_t = \theta(B)u_t \quad (3)$$

Sendo, u_t é definido como ruído branco. Segundo Box & Jenkins (1970) este modelo é denominado ARMA (p,q), podendo ser reescrito como,

$$\tilde{Z}_t = \theta(B)\phi^{-1}(B)u_t \quad (4)$$

Assumindo sem perda de generalidade que $\mu=0$.

Visto que o modelo que mais apresentou aderência aos dados foi o SARIMA ($p, d,$

q) (P, D, Q)_s o mesmo será apresentado nesta seção.

No geral em prática as séries observadas raramente são de processos estacionários, muitas vezes as mesmas além de não estacionárias apresentam componentes sazonais (Werner 2003). Isto posto, Box & Jenkins (1970) formularam modelos para séries sazonais originando a classe ARIMA sazonal multiplicativo, denominado por SARIMA, onde consiste no número de fatores sazonais. O modelo é representado por,

$$\phi(B)\Phi(B_s)W_t = \theta(B)\Theta(B)u_t \quad (5)$$

Sendo,

- $\phi(B) = 1 - \phi_1(B) - \phi_2(B)^2 - \dots - \phi_p B^p$,
- $\Phi(B) = 1 - \Phi_1(B_s) - \Phi_2(B)^2 - \dots - \Phi_p B^{P_s}$,
- $W_t = \Delta^d \Delta_s^D Z_t$,
- $\theta(B) = 1 - \theta_1(B) - \theta_2(B)^2 - \dots - \theta_q B^q$
- $\Theta(B) = 1 - \Theta_1(B) - \Theta_2(B)^2 - \dots - \Theta_q B^{Q_s}$.

No qual, $\phi(B)$ é o operador autorregressivo AR(p), $\theta(B)$ corresponde ao operador de médias móveis MA(q), $\Phi(B)$ é o operador AR da parte sazonal de ordem P, $\Theta(B)$ o operador MA da parte sazonal de ordem Q, já o Δ^d consiste no operador de diferenças, Δ_s^D é o operador de diferenças da parte sazonal e u_t representa o ruído branco.

Para a escolha do modelo o primeiro passo é a análise das Funções de Autocorrelação e Autocorrelação Parcial. A função de autocorrelação conhecida como (FAC) consiste em medir o grau de correlação de uma série temporal com os seus próprios valores, em um dado instante consigo mesma em um instante de tempo posterior. Sendo a série temporal Z_t com observações Z_1, \dots, Z_T sua função de autocorrelação é estimada por,

$$\rho_k = \frac{y_k}{y_0} \quad (6)$$

Onde, y_0 representa a variância da série estacionária e y_k a sua auto - covariância dada por $y_k = E(Z_t - \mu)(Z_{t-k} - \mu)$ (SOUZA 2015).

A função de autocorrelação parcial consiste em medir a correlação entre duas observações seriais, Z_t e Z_{t+k} , eliminando a dependência dos termos intermediários, Z_{t+1} , $Z_{t+2}, \dots, Z_{t+k-1}$ temos então a FACP dada por,

$$Cov(Z_t, Z_{t-k} | Z_{t-1}, \dots, Z_{t-(k+1)})$$

Na análise de séries temporais para modelagem ARMA utiliza-se a FAC e FACP para identificação da ordem da parte autorregressiva e da ordem q de médias móveis do modelo, esta análise é uma ferramenta indispensável para o cálculo das previsões. Para a identificação do modelo são consideradas algumas propriedades da FAC e FACP (Tabela 1).

Processos	FAC	FACP
Ruído Branco	0	0
AR(p)	Decaimento para 0	$k > p$
MA(1)	$k > 1$	Decaimento oscilatório
ARMA(p,1)	Decaimento a partir de q	Decaimento a partir de p

Tabela 1 – Propriedades da FAC e FACP

Fonte: Elaboração própria com base no livro (SOUZA, 2015)

2.1 Testes Estatísticos

Os testes estatísticos são ferramentas indispensáveis para auxiliar em análises e validar os resultados. Neste trabalho será utilizado testes para verificar características da série como tendência, sazonalidade, normalidade, estacionariedade e por fim verificar se os resíduos são independentes e identicamente distribuídos (Moretin 2006). Em todos os testes será considerado $\alpha=0,05$.

• Teste Ljung-Box

Para começar a explorar as características da série, o primeiro teste aplicado foi de *Ljung-Box*, esse teste objetiva identificar se as observações são independentes e identicamente distribuídas, as hipóteses testadas são:

$$\begin{cases} H_0: \text{As observações são iid} \\ H_1: \text{As observações ão são iid} \end{cases}$$

• Teste de Kolmogorov-Smirnov

O Teste de *Kolmogorov-Smirnov* consiste em observar a máxima diferença absoluta entre a função de distribuição acumulada assumida para os dados, no caso a distribuição Normal, e a função de distribuição empírica dos dados. Como critério, compara-se esta diferença com um valor crítico, para um dado nível de significância. As hipóteses desse teste são:

$$\begin{cases} H_0: \text{Os dados seguem uma distribuição Normal} \\ H_1: \text{Os dados ão seguem uma distribuição Normal} \end{cases}$$

• Teste de Dickey-Fuller Aumentado

O teste de Dickey-Fuller Aumentado é conhecido na literatura como teste ADF (*Augmented Dickey-Fuller*), neste trabalho o mesmo foi utilizado para verificar a estacionariedade da série observada, as hipóteses testadas foram,

$$\begin{cases} H_0: \text{Existe pelo menos uma raiz dentro do círculo unitário} \\ H_1: \text{Não existe raízes dentro do círculo unitário} \end{cases}$$

2.2 Métricas de avaliação

A fim de mensurar o desempenho do modelo implementado, se faz necessário a utilização de métricas de avaliação. Para o presente trabalho foram utilizados as métricas MAPE, MAD, AIC E BIC.

• MAPE

A métrica de erro MAPE (Média Percentual Absoluta do Erro) possibilita o cálculo da diferença entre os valores estimados e os observados, o mesmo expressa a acurácia do erro em porcentagem, ou seja, quanto menor o MAPE melhor é o ajuste, sua equação é:

$$MAPE = \frac{1}{n} * \sum_{t=1}^n \left| \frac{(Z_t - Z_p)}{Z} \right| * 100 \quad (7)$$

No qual, Z_t : são os dados observados, Z_p : são os ajustes e n : quantidade de observações.

• Critério de Informação de Akaike (AIC)

O critério AIC estima a quantidade de informações perdidas por um determinado modelo, ou seja, quanto menor a perde de informações de um determinado modelo, maior será sua qualidade, o que resultará em um valor de AIC menor [Emiliano 2010]. O Critério de Informação de Akaike aumenta conforme a soma dos quadrados dos erros (SQE) aumenta, sendo assim, valores menores de AIC são preferíveis. A métrica é definida por,

$$AIC = -2 \log(L_p) + 2p \quad (8)$$

O parâmetro L_p é a função de máxima verossimilhança do modelo com p representando o número de parâmetros do modelo ajustado.

• Critério de Informação Bayesiano (BIC)

A métrica BIC assim como o AIC tem seu valor aumentado conforme SQE aumenta, o mesmo penaliza modelos com muitas variáveis [Emiliano 2010]. Como modelos com muitas variáveis tendem a produzir menor (SQE) mas usam mais parâmetros, a melhor escolha é balancear o ajuste com a quantidade de variáveis, sua é equação se dá por,

$$BIC = -2 \log(L_p) + p \log n \quad (9)$$

Sendo L_p a função de máxima verossimilhança do modelo, p representa o número de parâmetros a serem estimados e n é o número de observações da amostra.

3 | ANÁLISE E RESULTADOS

Este estudo aborda a análise da evolução temporal do EMBI+ Br, índice que estima o desempenho diário dos títulos Brasileiro da dívida em relação aos títulos do Tesouro dos Estados Unidos, no período de julho de 2019 a abril de 2022. Para a modelagem da série

utilizou-se o método de Box & Jenkins. Na Figura 1 pode-se observar o comportamento da série, nota-se que, no intervalo selecionado, a mesma atinge seu ponto máximo no ano de 2020, já seu ponto mínimo foi em janeiro de 2019, a Tabela 2 apresenta as estatísticas descritivas da série para melhor visualização dos valores de mínimo, máximo e média dos dados analisados.

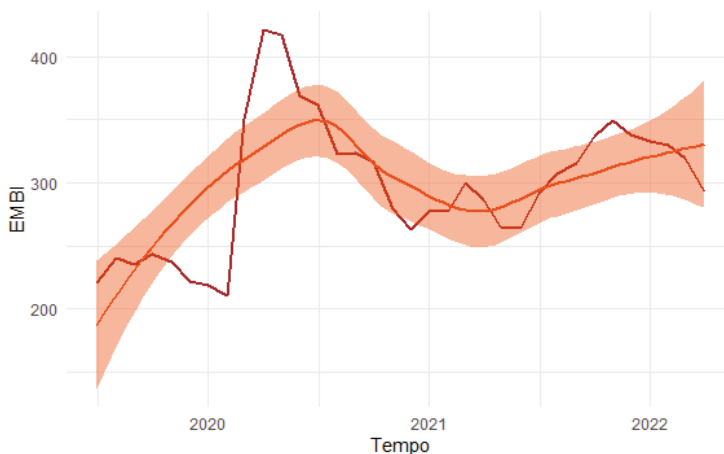


Figura 1 – Série EMBI – Brasil (período de julho de 2019 a abril de 2022)

Fonte: Elaboração própria com base nos dados analisados

Estatística descritiva	EMBI
Mínimo	211
Média	298
Máximo	422

Tabela 2 – Estatística descritiva – EMBI-Brasil

Fonte: Elaboração própria com base nos dados analisados.

Para verificar a estacionariedade, pode-se observar na figura 2 o gráfico do comportamento da série de dados e suas FAC e FACP respectivamente. Nota-se que a série não possui característica estacionária, pois a mesma não é constante em torno da média e sua variância também não é constante.

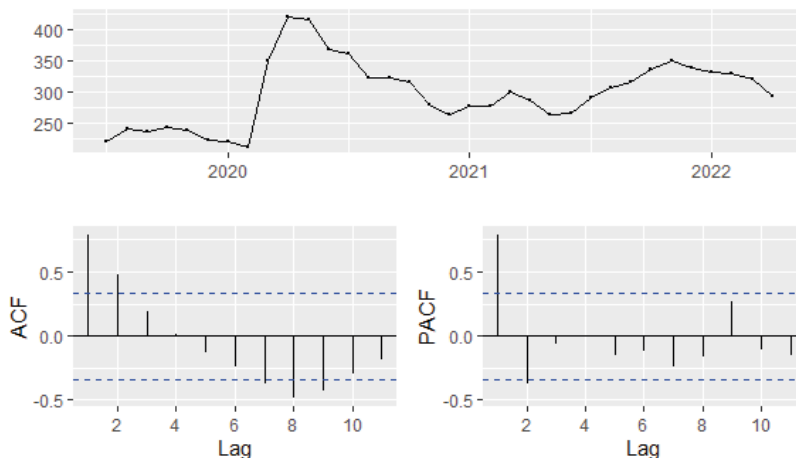


Figura 2 – Comportamento da série FAC e FACP

Fonte: Elaboração própria com base nos dados analisados.

A fim de complementar a análise gráfica que evidencia que a série é não estacionária, aplicou-se o teste de Dickey-Fuller aumentado o teste consisti na regressão da primeira diferença da série contra sua defasagem. O p-valor obtido no teste foi de 0,863, logo ao nível de significância de 5% não se rejeita a hipótese nula, ou seja, a série é não estacionária.

Para que a série se torne estacionária foi feita uma diferenciação. Na figura 3 é possível observar que após a diferenciação a série apresenta características de estacionariedade, como média e variância constante. O teste de Dickey-Fuller aumentado foi aplicado novamente e o p-valor obtido foi muito menor que 0,05, logo ao nível de significância de 5% rejeita-se a hipótese nula, ou seja, a série se tornou estacionária após uma diferenciação.

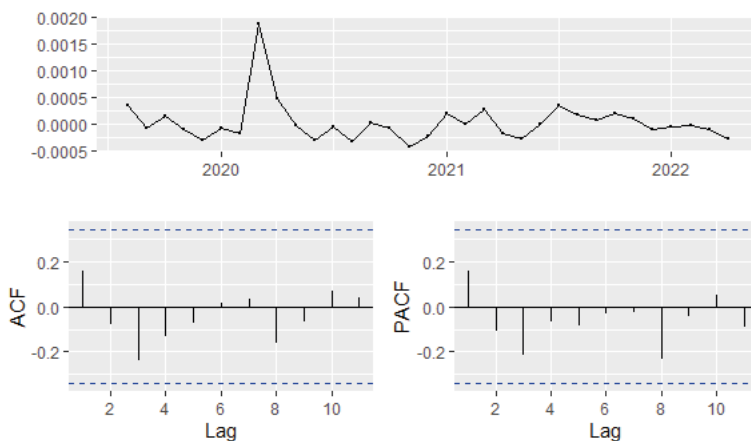


Figura 3 – Série estacionária FAC e FACP

Fonte: Elaboração própria com base nos dados analisados.

Para elaboração do modelo Box & Jenkins a série foi dividida em duas partes, o período de julho de 2019 a março de 2021 foi reservado para treino, e abril de 2021 a abril de 2022 foi reservado para o teste do modelo. Após o teste de sobrefixação (SOUZA 2004), o modelo escolhido para gerar as previsões foi o SARIMA $(2,0,1)(0,1,1)_{12}$. Na Tabela 3 pode-se observar o resultado de alguns métodos de acurácia, esse modelo foi o que apresentou o melhor resultado dentre os testados e seus coeficientes foram significativos.

Critério	Resultado
AIC	225,69
BIC	230,1
MAPE	2,09%

Tabela 3 – Critério de avaliação do modelo SARIMA $(2,0,1)(0,1,1)_{12}$

Fonte: Elaboração própria com base nos dados analisados

A Figura 4 apresenta os dados no período de julho 2019 a março de 2021, onde a cor marrom representa os dados reais observados e a cor azul corresponde aos valores ajustados, nota-se que os valores se ajustam bem aos dados. Utilizando as métricas de acurácia obteve-se um MAPE de 2,09% para o período de ajuste, o mesmo é significativamente pequeno, ou seja, existem indícios de que este seja um bom ajuste.

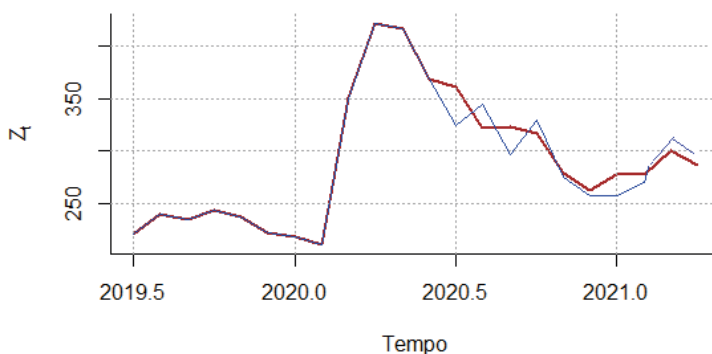


Figura 4 – Ajuste dos dados

Fonte: Elaboração própria com base nos dados analisados

A Figura 5 possibilita a visualização das previsões 12 passos à frente, onde a linha azul no gráfico corresponde a estimativa pontual, o azul mais escuro corresponde ao intervalo de confiança de 80%, já o azul mais claro representa o intervalo de confiança de 95%.

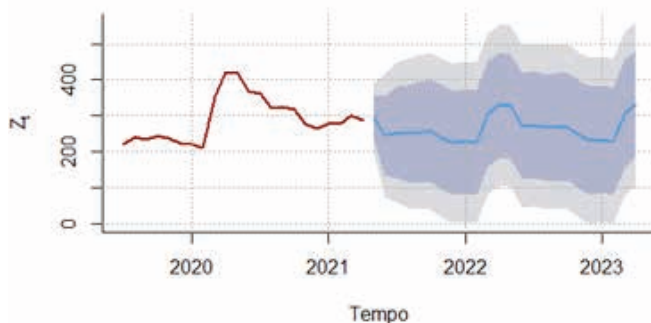


Figura 5 – Gráfico das previsões 12 passos à frente (Método Box & Jenkins)

Fonte: Elaboração própria com base nos dados analisados

Na Figura 6 é possível visualizar o comportamento da série de dados observados no período de abril de 2021 a abril de 2022 (representada em marrom) e as previsões desses 12 meses (representada em azul). Utilizando a métrica de acurácia MAPE, obteve-se um resultado de 6,4%, ou seja, para este período de 12 meses a previsão obtida pelo modelo SARIMA $(2,0,1)(0,1,1)_{12}$ errou em média 6,4%.

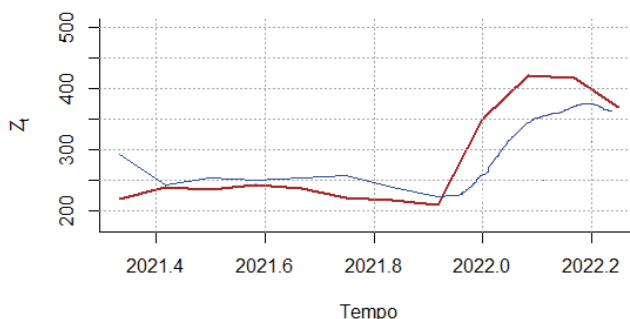


Figura 6 – Série das previsões 12 passos à frente (Método Box & Jenkins)

Fonte: Elaboração própria com base nos dados analisados.

Objetivando verificar se os resíduos do modelo ajustado pelo método Box & Jenkins possui característica de um ruído branco, foi feito o teste de *Ljung-Box* para testar se a série é i.i.d, o p-valor obtido foi de 0,2856, logo ao nível de significância de 5% não se rejeita a hipótese nula, ou seja, os resíduos do modelo são independentes e identicamente distribuídos. Em seguida aplicou-se o teste de normalidade *Kolmogorov-Smirnov*, para verificar se os resíduos correspondem a uma distribuição normal, o p-valor obtido no teste foi de 0,1637, logo ao nível de significância de 5% não rejeita-se a hipótese nula, ou seja, os resíduos são normalmente distribuídos.

CONCLUSÃO

O risco-Brasil é um conceito que busca expressar de forma objetiva o risco de crédito a que investidores estrangeiros estão submetidos quando investem no país, o investidor em potencial precisa analisar o binômio risco – retorno de cada economia para que uma decisão mais assertiva seja tomada. A evolução do EMBI+ (*Emerging Markets Bond Index Plus*) exerce um papel fundamental de apoio no caso de decisão acerca de alocação de recursos em economias emergentes como a do Brasil. A modelagem e a previsão dessa variável toram-se de grande valia na tomada de decisão.

Buscando gerar previsões para série temporal EMBI+Brasil o método Box & Jenkins foi implementado, e após aplicar o teste sobre a identificação o modelo que melhor se ajustou aos dados foi o SARIMA (2,0,1)(0,1,1)₁₂. Para verificar se o modelo utilizado foi o mais assertivo, ou seja, apresentou os baixos erros de previsão, utilizou-se a métrica de acurácia MAPE. Para o período de treino o modelo SARIMA obteve um MAPE de 2,09%, já no período de teste que consiste de abril de 2021 a abril de 2022 o MAPE foi de 6,4%, evidenciando assim que o modelo se ajustou bem ao dados gerando um previsão com erros significativamente baixos.

Para analisar se os resíduos do modelo apresentam características de ruído branco, aplicou-se o teste estatístico de *Ljung-Box* a fim de avaliar a presença de autocorrelação serial e identificar se os mesmos são independentes e identicamente distribuídos, com o resultado obtido concluiu-se que a os resíduos são iid. O teste de *Kolmogorov-Smirnov* foi utilizado para testar a normalidade dos resíduos, o mesmo não rejeitou a hipótese nula, logo os resíduos podem ser considerados normais. Com isso pode-se concluir que todas as propriedades que caracterizam um ruído branco foram satisfeitas, logo os resíduos do modelo estudado é uma série de ruído branco.

REFERÊNCIAS

BACEN, Risco País. Fascículo do Programa de Educação Financeira do Banco Central do Brasil. Acesso em 3 de junho de 2016 < http://www3.tesouro.gov.br/hp/downloads/Informes_da_Divida/Call_dos_Bradies.pdf 2016.

Barbosa, E., Sáfiadi, T., Nascimento, M., Nascimento, A., Silva, C. e Manuli, R. Metodologia Box & Jenkins para previsão de temperatura média mensal da cidade de Bauru (SP), 2015.

Biage, Milton, Vanessa Petrelli Correa, and Henrique Dandas Neder. “Risco País, fluxos de capitais e determinação da taxa de juros no Brasil: uma análise de impactos por meio da metodologia VEC.” *Economia*, Brasília, 2008.

Box G. e Jenkins, G. *Time Series Analysis, Forecasting and Control*, San Francisco; Holden Day, Inc. [and (1976) revised edition].

De Carvalho, S. T. E. B., Sanfins, M. A. dos S., e Santos, D. R. dos. "APLICAÇÃO DO MODELO DE MARKOWITZ NA OTIMIZAÇÃO DE CARTEIRAS DE INVESTIMENTO DE RISCO." Revista do Seminário Internacional de Estatística com R 4.2. 2019.

Emiliano, P., Veiga, E., Vivanco, J. e Menezes, F. Critérios de informação de akaike versus bayesiano: análise comparativa. 19º Simpósio Nacional de Probabilidade e Estatística, 2010.

Kunz, E. Análise de séries temporais: estudo estatístico sobre modelos ARIMA com uma aplicação prática em processo sazonal determinístico, 2020.

JP Morgan; Marketbrief: Introducing the Emerging Market Bond Index Plus (EMBI+), 1998.

Souza, R. e Camargo, M. Análise e Previsão de Séries Temporais: os modelos ARIMA. 2ª Edição. Rio de Janeiro: Gráfica e Editora Regional, 2004.

Souza, R. e Oliveira, Cyrino, F. Análise de Séries Temporais: Os Modelos de Amortecimento Exponencial, 2015.

Silva, E. Consumo eficiente de energia elétrica em indústrias do ramo de bebidas no Brasil. Centro Universitário UNIFACVEST, 2018.

SILVA, L. T. N. Risco-país aplicado no custo do capital próprio. Trabalho de Graduação apresentado ao Conselho de Curso de Graduação em Engenharia Mecânica da Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá, Universidade Estadual Paulista. 2018.

Machado, A. Gerenciamento de Energia em Planta Industrial Visando a Redução dos Custos de Operação, 2010.

Mondal, P., Shit, L., e Goswami, S. Study of *effectiveness of time series modeling (ARIMA) in forecasting stock prices*. *International Journal of Computer Science, Engineering and Applications*, 2014.

Moreira, R. Análise das características de ruído em séries temporais GPS. 2013. Tese de Doutorado.

Morettin, P. e Toloi, C. Análise de Séries Temporais. 2ª Edição. São Paulo: Blucher, 2006.

Werner, L., & Ribeiro, J. Previsão de demanda: uma aplicação dos modelos Box-Jenkins na área de assistência técnica de computadores pessoais. Gestão & Produção, 2003.