

Aplicação da metodologia de Box-Jenkins para modelagem do índice de confiança do empresário industrial (ICEI)

Ícaro Romolo Sousa Agostino (UFSM) icaroagostino@gmail.com
Saymon Ricardo de Oliveira Sousa (UFSM) saymon.ricardo.sousa@gmail.com
Cristiane Melchior (UFSM) crmelmchior@gmail.com
Adriano Mendonça Souza (UFSM) amsouza.sm@gmail.com
Roselaine Ruviano Zanini (UFSM) rrzanini63@gmail.com

Resumo:

O Índice de Confiança do Empresário Industrial (ICEI) é um indicador que identifica as mudanças na tendência da produção industrial brasileira, auxiliando na previsão do produto industrial interno. Dessa forma, o objetivo desse artigo é investigar o comportamento temporal do ICEI por meio dos modelos da classe geral ARIMA. A série temporal utilizada refere-se aos dados mensais do indicador no período compreendido entre janeiro de 2012 e agosto de 2017, totalizando 68 observações. O procedimento metodológico adotado foi o de Box-Jenkins, a partir da modelagem ARIMA. Como resultado o estudo apresenta um modelo ajustado com características de ruído branco, possibilitando a realização da previsão *in-sample*, de acordo com os pressupostos da metodologia utilizada. O processo gerador da série temporal é de média móvel de ordem 1, sendo aplicado uma diferença ($d = 1$) para torná-la estacionária, sendo que o modelo selecionado para representar a série foi o ARIMA (0,1,1). Como conclusão, a modelagem possibilitou avaliar o comportamento temporal do indicador em relação aos impactos econômicos recentes ocorridos, verificando a influência de curto prazo no comportamento seriado do índice.

Palavras chave: Indústria Brasileira, ARIMA, Indicadores Industriais.

Application of the Box-Jenkins methodology for modeling the industrial entrepreneur confidence index (ICEI)

Abstract

The Industrial Entrepreneur Confidence Index (ICEI) is an indicator that identifies changes in the trend of Brazilian industrial production, helping to forecast the internal industrial product. Thus, the objective of this article is to investigate the temporal behavior of the ICEI through the models of the general class ARIMA. The time series used refers to the monthly ICEI data from January 2012 to August 2017, totaling 68 observations. The methodological procedure adopted was the Box-Jenkins methodology, based on the modeling of ARIMA. As a result, the study presents an adjusted model with white noise characteristics, allowing the realization of the in-sample forecast, according to the assumptions of the methodology used. The time series generating process is a moving average of order 1, a difference ($d = 1$) being applied to make it stationary, and the model selected for the series was ARIMA (0,1,1). As a discussion, the modeling allowed to evaluate the temporal behavior of the indicator in relation to the recent economic impacts that occurred, verifying the short-term influence on the serial behavior of the index.

Key-words: Brazilian Industry, ARIMA, Industrial Indicators.

1. Introdução

O processo de industrialização brasileira é cercado de episódios que buscam esclarecer os primórdios ou marco principal desse processo. De uma maneira direta ou indireta, o limite no avanço da indústria brasileira foi a revolução de 1930, que originou uma acentuada conversão em sua estrutura socioeconômica, condições essas, suficientes, para a instauração das relações capitalistas de produção e desenvolvimento de um eixo econômico no país, que já estavam sendo desenvolvidos desde o século XX (WOOD; CALDAS, 2007).

O Brasil atualmente vem passando por um momento de incertezas nos cenários político e econômico, devido ao baixo crescimento do Produto Interno Bruto (PIB), a inflação alcançando patamares alarmantes, gestão pública deficiente, balança comercial com baixo desempenho, pela falta de incentivos à indústria, dentre outros fatores. Para direcionar a alocação de elementos de produção, perante a escassez de recursos, a sociedade deve fazer escolhas. Nesse sentido, toda escolha implicará em custos em termos da oportunidade não selecionada (BARBOSA FILHO, 2017).

Neste ambiente de acesso a novos mercados, atrelados a recursos produtivos escassos e a redução de custos operacionais constantes, que um investidor típico constitui suas decisões. Desta forma, as sondagens de tendência apresentam informações relevantes para o monitoramento da situação em curso e antecipação de eventos futuros, além de mensurar o relacionamento de uma atividade econômica e a confiança, para isso, são utilizados os indicadores de confiança.

O Índice de Confiança do Empresário Industrial (ICEI) é um indicador oficial publicado pela Confederação Nacional da Indústria (CNI), que mede as tendências da produção industrial brasileira, auxiliando a previsão do comportamento do produto industrial, visto que empresários desse setor quando confiantes tendem a aumentar os investimentos na produção (CNI, 2017).

Considerando a relevância do tema abordado por esta pesquisa, este artigo tem como objetivo investigar o comportamento do Índice de Confiança do Empresário Industrial, assim como ajustar um modelo predictor por meio da metodologia de Box-Jenkins, utilizando modelos da classe geral ARIMA para a série estudada.

Além desta introdução, o presente artigo está organizado em mais cinco seções. Na próxima seção é apresentado o referencial teórico, abordando a conceituação do ICEI e a metodologia de Box-Jenkins; na seção seguinte é apresentado a metodologia utilizada na pesquisa, com apresentação dos dados e os procedimentos metodológicos; na quarta seção é apresentado os resultados e discussões, e por fim na quinta seção a conclusão da investigação realizada.

2. Referencial Teórico

A seguir apresenta-se a contextualização teórica a respeito do tema do estudo.

2.1. O Índice de Confiança do Empresário Industrial

O índice de Confiança do Empresário Industrial é um indicador mensal que mede o desempenho da indústria e aponta as principais mudanças ocorridas no ambiente produtivo, influenciando diretamente na previsão do indicador de Produto Interno Bruto (PIB) (CNI, 2015).

Este indicador depende de um parque industrial moderno, capaz de consolidar um cenário econômico produtivo, porém, atualmente encontra dificuldades para crescer frente a um mercado pouco favorável ao crescimento da indústria brasileira. O aumento da inflação, a volatilidade nas taxas de câmbio e a recessão no crescimento econômico mundial são alguns dos principais fatores que demonstram a necessidade de um ajuste fiscal, além de indicar um baixo crescimento econômico que tende a perdurar por um longo período de tempo (CONTRI,

2015).

Para analisar o contexto industrial de forma precisa, o ICEI abrange todo o território nacional, investigando as empresas, que são definidas como “a união de todas as suas unidades locais que exerçam a mesma atividade econômica, na mesma unidade da federação (estado ou Distrito Federal)”. As empresas são classificadas de acordo com seu porte. Considera-se pequenas empresas aquelas que apresentam de 10 a 49 trabalhadores, médias as que possuem de 50 a 250 trabalhadores e grandes aquelas com 250 trabalhadores ou mais (CNI, 2015).

Independente do porte, todas as organizações são prejudicadas pelas oscilações econômicas do país, algumas em maior intensidade que outras, com taxas inflacionárias incontroláveis que afetam a produção e a comercialização de bens de consumo, impactando na desvalorização de ativos financeiros, aumento das taxas de desemprego e pobreza, além de abalar a credibilidade e a confiança do investidor (PIGNATA; CARVALHO, 2015).

Para conhecer os pontos fortes e as limitações de forma individual, o ICEI realiza uma análise organizacional abrangendo questões levantadas em duas etapas: a primeira, corresponde a sondagem industrial, que analisa as organizações que compõe o grupo de indústrias de transformação e extrativa, e a segunda etapa acontece por meio da sondagem industrial da construção, que analisa empresas do ramo da construção. A Classificação Nacional de Atividades Econômicas (CNAE 2.0) serviu como base para o desenvolvimento das práticas econômicas utilizadas pela sondagem industrial e pela indústria da construção (CNI, 2015).

No entendimento de Contri (2015), além de medir o desempenho industrial, deve-se atentar para fatores que permeiam no ambiente externo e influenciam diretamente no desempenho financeiro da instituição. A crise econômica, consolidada por meio do baixo desempenho produtivo das organizações, retarda o crescimento e aumenta as dificuldades no setor industrial, fazendo com que a indústria da transformação cresça com taxas inferiores ao PIB brasileiro.

Como forma de avaliar o desempenho industrial utiliza-se o cálculo do ICEI. A Confederação Nacional da Indústria (2015), explica que o ICEI é um indicador de divulgação, medido de 0 a 100. Valores superiores a 50 pontos indicam confiança por parte dos empresários e abaixo de 50 falta de confiança, a Figura 1 ilustra graficamente o indicador. Para a construção deste índice avalia-se quatro questões: condições da economia brasileira ($P \alpha$), condições atuais da indústria ($P \beta$), expectativas acerca da indústria ($P \gamma$) e expectativas da empresa ($P \delta$) (CNI, 2015).

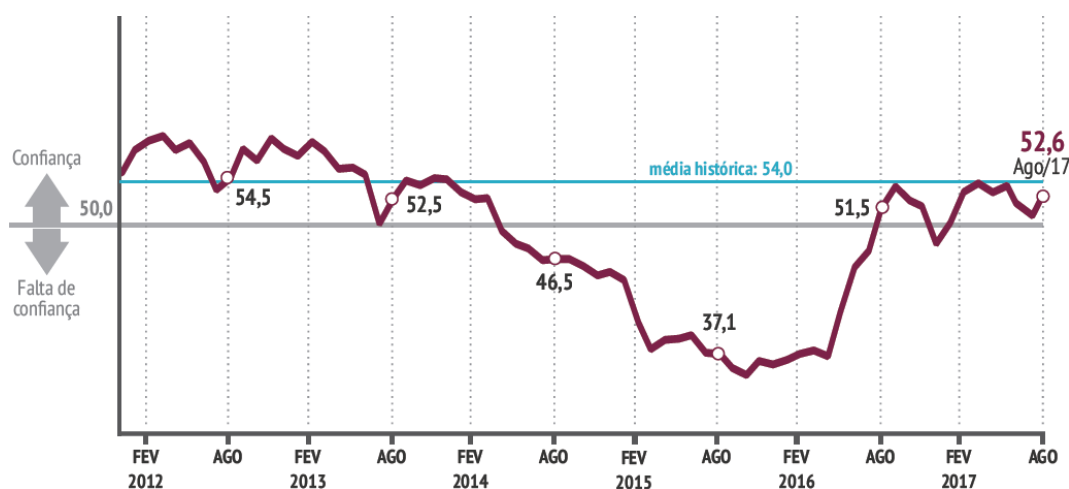


Figura 1 – Índice de Confiança do Empresário Industrial

Fonte: Adaptado de CNI (2017)

A Confederação Nacional da Indústria (2015) utiliza a frequência relativa das respostas para calcular os indicadores que medem as condições atuais e as expectativas. Cada questão possui cinco alternativas de resposta, sendo “1” muito pessimista (peso $\varpi_j = 0,00$), “2” pessimista (peso $\varpi_j = 0,25$), “3” a situação não deve ser alterada (peso $\varpi_j = 0,50$), “4” otimista (peso $\varpi_j = 0,75$) e “5” muito otimista (peso $\varpi_j = 1,00$). Para calcular este índice utiliza-se a equação 1.

$$IP_i = \sum_{j=1}^5 (F_{ij} \times \varpi_j) \times 100 \quad (1)$$

Onde: IP_i é um indicador da questão i , em que $i = P \alpha, P \beta, P \gamma$ e $P \delta$; F_{ij} Frequência relativa das respostas do tipo j , para a questão i .

A confiança da classe empresarial somente será estabelecida quando houver um crescimento econômico capaz de sustentar o aumento da produção e atrair novos investimentos. Para que o desenvolvimento industrial aconteça, ajustes fiscais e intervenções governamentais na economia, devem ser contestadas. Tomadas estas ações, a redução do risco e incerteza que permeia no contexto econômico brasileiro será significativo (BARBOSA FILHO, 2017).

2.2. Metodologia de Box-Jenkins

A metodologia de Box-Jenkins (1970) se refere aos modelos Autorregressivos Integrados de Médias Móveis, comumente denominados de modelos da classe geral ARIMA. Tal método é utilizado em séries temporais com o intuito de análise e realização de previsões para séries de médio comprimento, sendo caracterizado por capturar a correlação entre os valores da série ao longo do tempo (SOUZA, 2016).

Um pressuposto básico para utilização da metodologia de Box-Jenkins é da estacionariedade da série temporal utilizada, garantindo a significância dos parâmetros estimados ao longo dos períodos. Dessa forma, caso a série possua tendência, não sendo estacionária, se faz necessário a aplicação de diferenças entre os valores a fim de torná-la estacionária (MARTIN *et al.*, 2016). A verificação da estacionariedade se dá a priori por análise gráfica, sendo confirmada pela aplicação de testes de raízes unitárias. Os testes Augmented Dick-Fuller – ADF (DICKEY, 1984) e Kwiatkowski, Phillips, Schmidt e Shin – KPSS (KWIATKOWSKI *et al.*, 1992) comumente são utilizados a fim de verificar a estacionariedade em séries temporais, sendo sugerido a utilização conjunta de ambos para obter resultados mais acurados sobre o grau de estacionariedade dos dados (SOUZA, 2016).

Os modelos ARIMA resultam da combinação dos filtros: componente autorregressivo (AR), filtro de integração (I) e o componente de médias móveis (MA). A modelagem de Box-Jenkins se constitui de um ciclo, permitindo ao fim determinar o melhor modelo predictor com base nas características de autocorrelação da série estudada. Os procedimentos abordados são: (i) identificação: nesta etapa é determinado o modelo para representar a série por meio da análise da função de autocorrelação (FAC) e autocorrelação parcial (FACP); (ii) estimação: são estimados os parâmetros autorregressivos e de médias móveis; (iii) validação: verificação da adequação do modelo ajustado ao comportamento real da série; (iv) previsão: tal etapa é realizada quando as demais anteriores são satisfatoriamente atendidas (KIRCHNER *et al.*, 2011; NORONHA *et al.*, 2016; Marasca *et al.*, 2017).

Os modelos ARIMA (p, d, q), genericamente, são representados pela equação 2, em que B representa o operador retroativo, d o número de diferenciações, ϕ o parâmetro autorregressivo de ordem p , θ o termo de médias móveis de ordem q (SOUZA *et al.*, 2011).

$$\phi(B) \Delta^d X_t = \theta(B) a_t \quad (2)$$

Os resíduos oriundos do modelo ajustado são definidos pela diferença entre os valores reais da série temporal modelada e os valores previstos. Para um modelo adequado, a sequência de

ruídos gerados deve ser não autocorrelacionada, possuir média zero e variância constante, sendo que, os ruídos quando atendem esses requisitos são denominados de ruído branco (SOUZA, 2016).

Para medir o ajuste do modelo escolhido, os critérios *Akaike Information Criteria* – AIC (AKAIKE, 1973) e *Bayesian Information Criteria* – BIC (SCHWARZ, 1978) são utilizados como parâmetros na seleção do modelo final entre os modelos ARIMA possíveis ajustados. Tais critérios são considerados penalizadores, pois levam em consideração o número de parâmetros dos modelos e a variância dos erros gerados, dessa forma o modelo que apresentar menores valores para os critérios e AIC e BIC terá o melhor ajuste (MORETIN, 2008).

Os critérios de AIC e BIC são definidos pelas seguintes equações:

$$AIC(p, q) = \ln \sigma_{p,q}^2 + \frac{2(p+q)}{n} \quad (3)$$

$$BIC(p, q) = \ln \sigma_{p,q}^2 + (p + q) \frac{\ln N}{N} \quad (4)$$

Onde: p e q são os parâmetros conhecidos, n é o tamanho da amostra, $\ln$ o logaritmo neperiano e σ^2 a variância estimada dos erros.

Para avaliar a acurácia de um modelo de previsão, alguns mecanismos são utilizados para confirmar a validade de um modelo, comparando os resultados estimados com os dados reais da série. As medidas de acurácia utilizadas nesse estudo foram: *Mean Absolute Error* (MAE); *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE); e o coeficiente de U-Theil, que mede a acurácia de um modelo de previsão em relação a uma previsão ingênua, com base nos seguintes critérios (TUBINO, 2009):

- $U \geq 1$; o erro médio do modelo ajustado é maior ou igual de uma previsão ingênua;
- $U < 1$; o erro médio do modelo ajustado é menor que de uma previsão ingênua.

As equações das medidas de acurácia estão descritas na Tabela 1.

Sigla	Equação	
MAE	$\frac{\sum_{t=1}^n E_t }{n}$	(5)
MAPE	$\frac{\sum_{t=1}^n E_t/Y_t * 100}{n}$	(6)
U-Theil	$\frac{\sqrt{\sum_{t=1}^n (E_t)^2}}{\sqrt{\sum_{t=1}^n (Z_t - Z_{t-1})^2}}$	(7)

Fonte: Adaptado de Tubino (2009)

Tabela 1 – Medidas de Acurácia

Em que: E_t = Erro de previsão no instante t ; n = Número de observações; Z_t = Valor real no tempo t e $t = 1, 2, \dots, n$.

3. Materiais e Métodos

A série temporal utilizada para o estudo se trata do índice de confiança do empresário industrial, cujos dados foram obtidos do site da CNI – Confederação Nacional da Indústria (<http://www.portaldaindustria.com.br/cni/>). Foi avaliado o período compreendido entre janeiro

de 2012 e agosto de 2017, a fim de capturar o comportamento recente do indicador, com dados coletados mensalmente, totalizando 68 observações.

A modelagem ARIMA seguiu os passos metodológicos propostos por Box-Jenkins (1970), conforme abordado na revisão de literatura. Na Figura 2 apresentam-se as etapas do processo de modelagem.

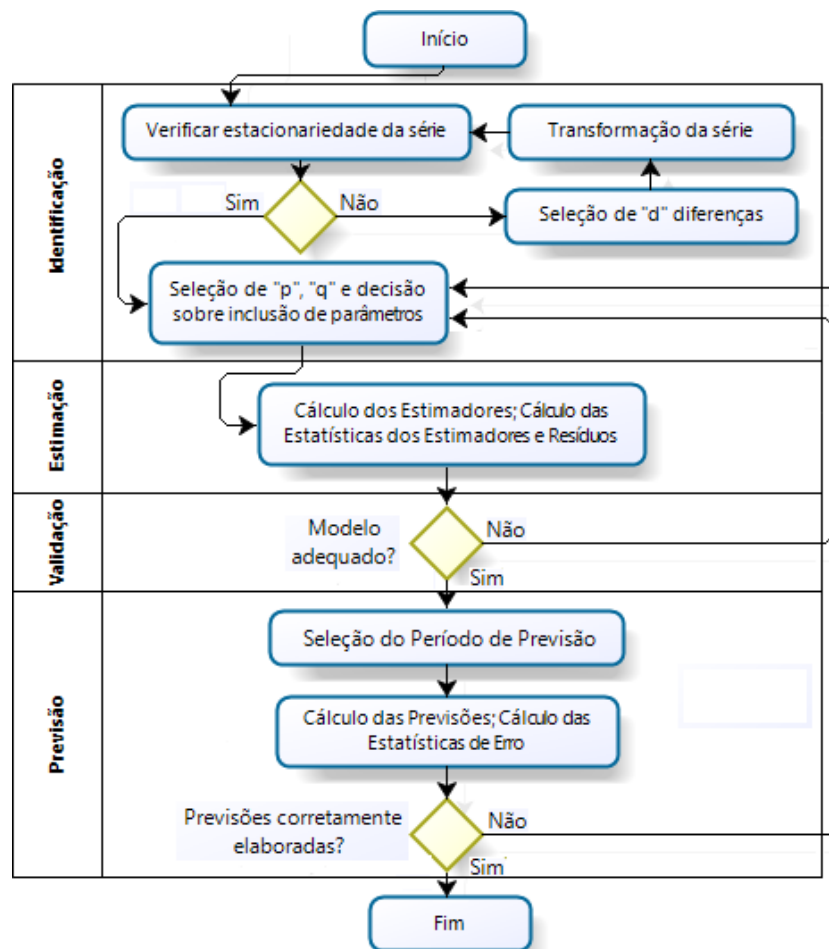


Figura 2 – Etapas Metodológicas
Fonte: Adaptado de Pereira e Requeijo (2008)

Etapa 1 - Identificação: nesta fase será verificada a estacionariedade da série por meio da inspeção visual e dos testes de raízes unitárias ADF e KPSS. Caso a série não seja estacionária em nível será aplicada diferença e novamente verificada a estacionariedade, esse procedimento é repetido até que a série se torne estacionária em “ d ” diferenças.

Etapa 2 – Estimação: serão estimados os parâmetros dos modelos concorrentes e identificado o número de defasagens dos parâmetros através da análise gráfica da autocorrelação e autocorrelação parcial da série. Ainda nessa etapa é realizada a investigação dos resíduos dos modelos ajustados.

Etapa 3 – Validação: o modelo validado será selecionado entre os modelos concorrentes pelos critérios de AIC e BIC , assim como pela análise dos resíduos.

Etapa 4 – Previsão: para o presente estudo as previsões serão realizadas *in-sample*, dessa forma será calculado as estatísticas de erro MAE, MAPE e U-Theil, avaliando a capacidade do modelo como previsor do comportamento futuro da série temporal analisada.

O *software* utilizado para o tratamento e modelagem da série temporal foi o *Eviews 9 S.V.*

4. Resultados e Discussões

Na Figura 3 representam-se a série original, sendo que a partir da inspeção visual é possível observar que a série não é estacionária, pois a mesma não oscila em torno de uma média constante. Para confirmar tal hipótese foram realizados os testes de raízes unitária ADF e KPSS.

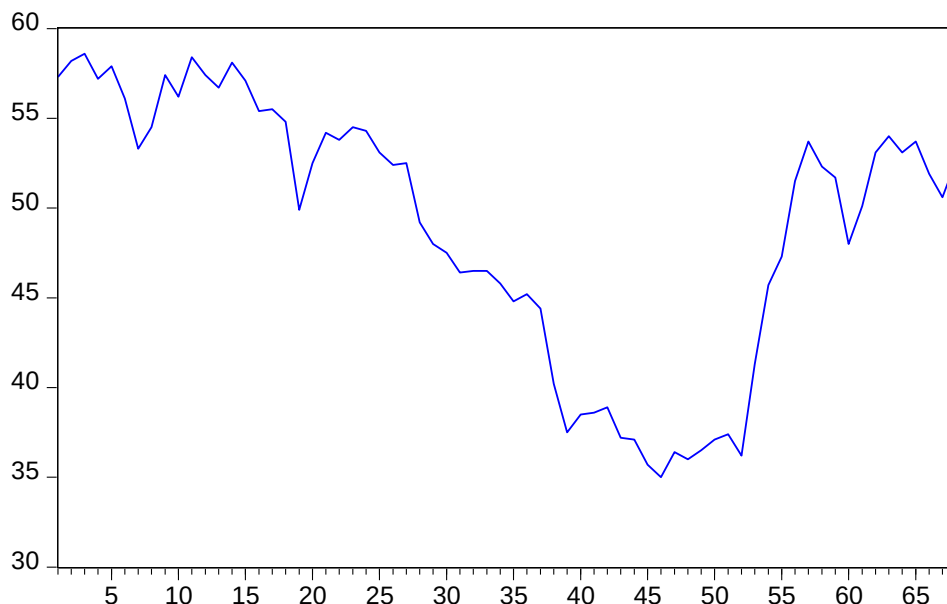


Figura 3 – Índice de Confiança do Empresário Industrial

Na Tabela 2 apresentam-se o resultados dos testes de raízes unitárias ADF e KPSS realizados, sendo que a hipótese de não estacionariedade da série original foi confirmado, pois os dois testes convergem seus resultados, indicando a necessidade da realização de uma diferença.

	ADF ^a	KPSS ^b
Série em nível	-0,6657 ($p = 0,97$) ^c	0,4750 ^d
Série em 1 ^a diferença	-6,6642 ($p > 0,00$)^c	0,2635^d

Fonte: Elaborado pelos autores; ^a H_0 : a série possui uma raiz unitária; $\alpha = 0,05$;

^b H_0 : a série é estacionária; $\alpha = 0,05$; ^c Valor crítico para o teste ADF: -3,4783;

^d Valor crítico para o teste KPSS: 0,4630

Tabela 2 – Resultado dos Testes de Raízes Unitárias

Na Figura 4 observa-se a série original e a série transformada com aplicação de uma diferença ($d = 1$), sendo possível confirmar visualmente os resultados dos testes de raízes unitárias realizados.

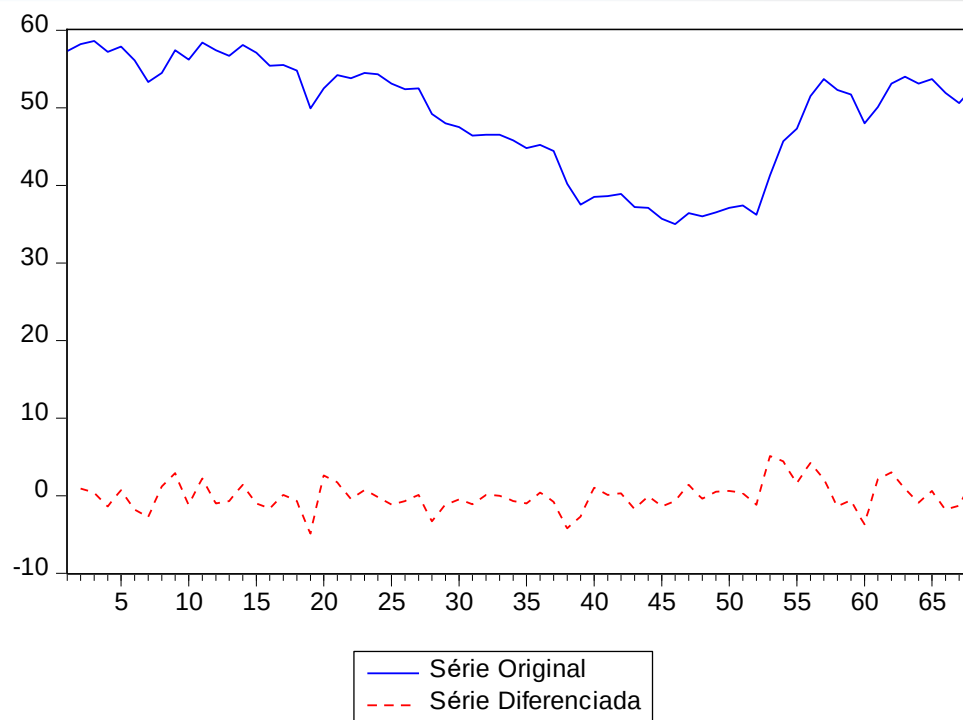


Figura 4 – Série em nível e diferenciada

Por meio da análise das funções de autocorrelação (FAC) e da função de autocorrelação parcial (FACP) buscou-se identificar os possíveis modelos que melhor representassem a série em estudo, como pode ser observado na Figura 5.

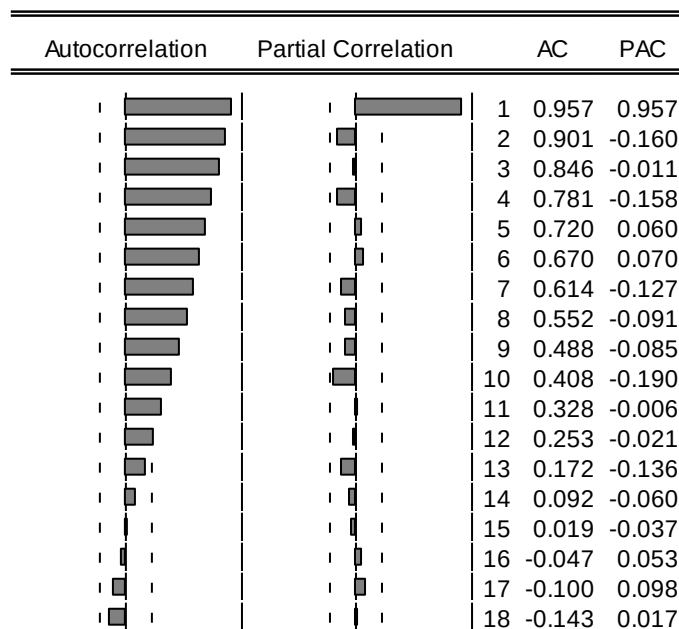


Figura 5 – FAC e FACP da Série do ICEI

É possível observar que a série possui autocorrelação significativa positiva até o *lag* 12. Em seguida, foram realizadas as estimações dos parâmetros dos modelos concorrentes com objetivo de encontrar o melhor modelo para representar a série. Na Tabela 3 então contidos a descrição dos modelos ajustados, assim como os valores de seus parâmetros, o nível de significância, os critérios de AIC (*Akaike Information Criteria*) e BIC (*Bayesian Information Criteria*) e a

informação de ruído branco.

ARIMA (0,1,1)				
Parâmetro	<i>p-value</i>	<i>AIC</i>	<i>BIC</i>	Ruído Branco
$\theta = 0,24573$	0,0172	4,1194	4,1252	Sim
ARIMA (1,1,1)				
Parâmetro	<i>p-value</i>	<i>AIC</i>	<i>BIC</i>	Ruído Branco
$\phi = -0,55239$	0,0525	4,1192	4,2179	Sim
$\theta = 0,78126$	0,0013			
ARIMA (1,1,0)				
Parâmetro	<i>p-value</i>	<i>AIC</i>	<i>BIC</i>	Ruído Branco
$\phi = 0,18215$	0,0772	4,1283	4,1543	Não
ARIMA (0,1,2)				
Parâmetro	<i>p-value</i>	<i>AIC</i>	<i>BIC</i>	Ruído Branco
$\theta = 0,25714$	0,0119	4,1317	4,2304	Não

Fonte: Elaborado pelos autores

Tabela 3 – Modelos Concorrentes para o ICEI

Com base nos critérios de AIC e BIC e na análise dos resíduos gerados, entre os 4 modelos concorrente ajustados foi selecionado o modelo ARIMA (0,1,1), pois o mesmo apresentou o menor valor para o critério de BIC, o segundo menor valor para o critério de AIC, sendo o único modelo dentre os concorrentes a ter todos os parâmetros estimados significativos ($p < 0,05$), além de ter apresentado ruído branco.

A análise dos resíduos foi realizada por meio da FAC e FACP dos resíduos oriundos do modelo selecionado, conforme pode ser observado na Figura 6, sendo que gerados não são autocorrelacionados, não apresentando *lags* significativos tanto na FAC quanto na FACP.

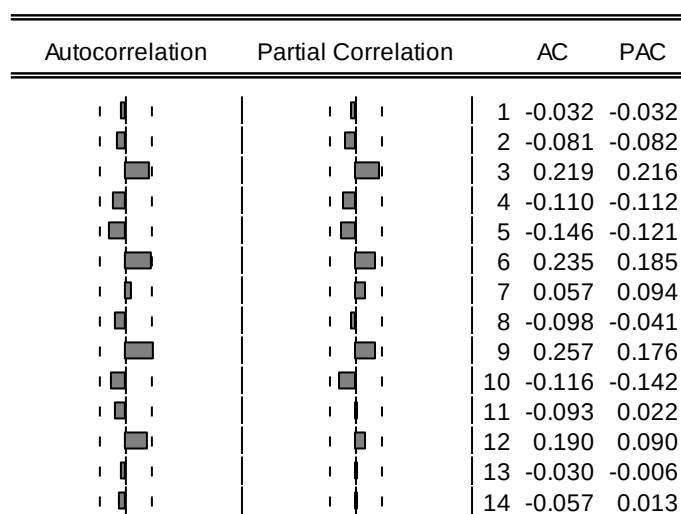


Figura 6 – FAC e FACP dos resíduos do modelo ajustado

Ao observar que o modelo ajustado selecionado atendeu aos requisitos da metodologia de Box-Jenkins, apresentando ruído branco, foi então realizado a previsão *in-sample*, com finalidade

de verificar a eficácia de modelo como previsor do comportamento futuro da série do ICIE, conforme Figura 7.

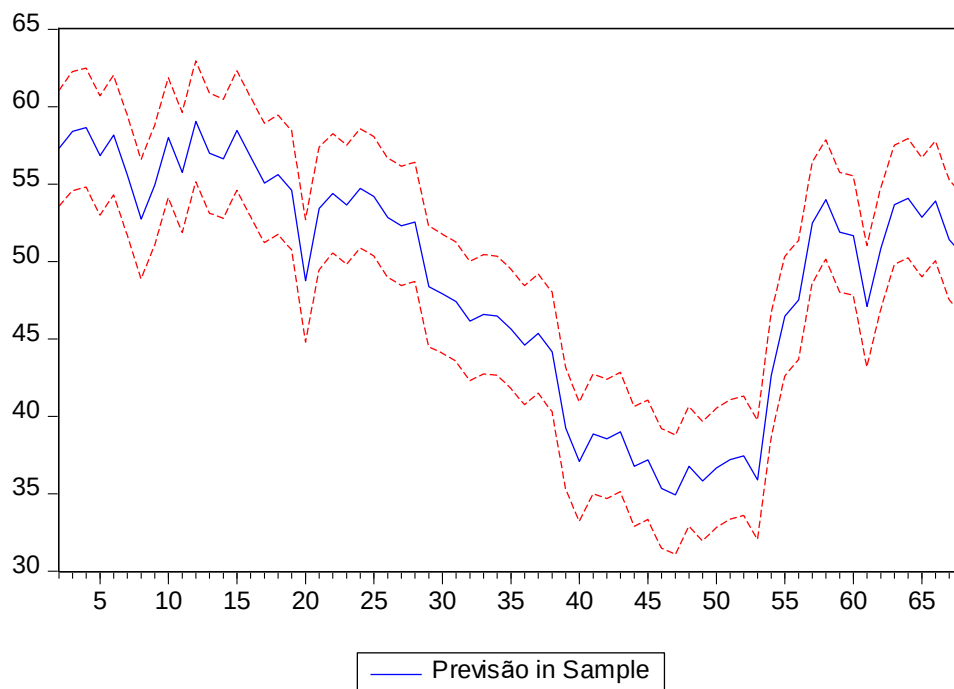


Figura 7 – Previsão *in-sample* do Índice de Confiança do Empresário Industrial

As medidas de acurácia MAPE, MAE e U-Theil foram calculadas a partir da previsão *in-sample* realizada, conforme a Tabela 4. O modelo apresentou um valor menor que 1 para a estatística de U-Theil, indicando que o modelo ajustado é melhor previsor em relação a uma previsão ingênua. Para as estatísticas de MAPE e MAE os valores calculados demonstram baixo erro, qualificando o modelo como um bom previsor do comportamento futuro do ICEI.

ARIMA (0,1,1)	
MAE	1,4097
MAPE	2,9272
U-Theil	0,0186

Fonte: Elaborado pelos autores

Tabela 4 – Medidas de Acurácia do Modelo Ajustado

Observa-se então que o modelo ajustado é adequado para realização de previsões futuras. Uma vez que confiança do empresário industrial é uma importante informação para a economia brasileira, refletindo o estímulo para investimentos no setor, o modelo proposto permite a realização de previsões acuradas com embasamento científico, dentro dos critérios metodológicos proposto na literatura de séries temporais.

Outra importante discussão resultante do processo de modelagem é que o modelo final apresentou uma memória de curto prazo, em que o processo gerador da série é de medias móveis de ordem 1, apesar da sua autocorrelação ser significativa até o 12º *lag*, isso permite evidenciar que o ICIE é influenciado por acontecimentos externos com rápida influência sobre os períodos futuros.

Tal afirmação pode ser corroborada, a partir da verificação do comportamento da série entre o período de abril de 2014 e agosto de 2016, em que o índice apresentou valores inferiores a 50,

indicando baixa confiança e baixa capacidade da indústria em estimular investimentos. Tal período coincide com a crise ocorrida em 2014, em que a balança comercial brasileira apresentou forte déficit, conforme é discutido em trabalhos científicos recentes, como o de Barbosa Filho (2017), Pgnata e Carvalho (2015) e Contri (2015).

5. Considerações Finais

O Índice de Confiança do Empresário Industrial é um importante indicador na avaliação do cenário da industrial nacional, por sua abrangência tanto territorial, quanto setorial, alcançando todos os níveis da indústria brasileira.

Como contribuição, esta pesquisa apresenta uma investigação do ICEI a partir da metodologia de Box-Jenkins, modelando a série temporal gerada pelo indicador no período compreendido entre janeiro de 2012 e agosto de 2017, obtendo previsões *in-sample* com o modelo selecionado ARIMA (0,1,1), apresentado os resultados da investigação com outros estudos publicados.

O modelo selecionado se mostrou adequado, se ajustando aos dados históricos modelados e apresentando características de ruído branco. Foi evidenciado um comportamento seriado com autocorrelação entre as observações, com influência de curto prazo entre os períodos da série, reafirmando a discussão da literatura sobre o tema, em que os eventos econômicos têm impactos no curto prazo para a indústria brasileira.

Como sugestão para pesquisas futuras, recomenda-se a utilização de outras técnicas de modelagem, como os métodos de decomposição de séries temporais, para capturar características de sazonalidade e tendência com maior acurácia. Outra sugestão é a avaliação de outros indicadores da indústria brasileira em conjunto com ICEI, como a Utilização da Capacidade Instalada da Indústria (UCI), o Índice Nacional de Expectativa do Consumidor (INEC) e a Participação da Indústria no PIB.

6. Agradecimentos

Agradecemos ao LAME – Laboratório de Análise e Modelagem Estatística da Universidade Federal de Santa Maria – UFSM, pelo espaço utilizado, assim como softwares e equipamentos. Agradecemos à CAPES pelo apoio financeiro na forma de concessão de bolsas de estudo.

Referências

AKAIKE, H. *Information theory and an extension of the maximum likelihood principle*. 2nd International Symposium on Information Theory, Tsahkadsor, Armenia, USSR, September 2-8, BudapesT, 1973.

BARBOSA FILHO, F. D. H. *A crise econômica de 2014/2017*. Estudos Avançados, São Paulo, v. 31, n. 89, jan. 2017.

BOX, G. E. P.; JENKINS G. M. *Time Series Analysis, forecasting and control*. San Francisco: Holden Day, 1970.

CONFEDERAÇÃO NACIONAL DA INDÚSTRIA - CNI. *ICEI - Índice de Confiança do Empresário Industrial*. Confederação Nacional da Indústria, ano 19, n. 8, agosto 2017.

CONFEDERAÇÃO NACIONAL DA INDÚSTRIA - CNI. *Metodologia do Índice de Confiança do Empresário Industrial (ICEI)*. Confederação Nacional da Indústria. Brasília, p. 24. 2015.

CONTRI, A. L. *O desempenho industrial brasileiro e as conjunturas nacional e internacional*. Indicadores Econômicos FEE, Porto Alegre, v. 43, n. 1, p. 29-40, 2015.

DICKEY, D. A. *Power of Unit Root Tests*. *Proceedings of business and economic statistics Sections*. American Statistical Assn. v. 74, 489-493, 1984.

KIRCHNER, R.; SOUZA, A. M.; STUMM, E. M. F. *A Modelagem Como Ferramenta De Gestão*. Latin American Journal of Business Management. V. 2, N. 1, P. 223. Taubaté, 2011.

- KWIATKOWSKI, D.; PHILLIPS, P. C. B.; SCHMIDT, P.; SHIN, Y.** *Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root.* Journal of Econometrics, v. 54, 159-178. North-Holland, 1992.
- MARASCA, L.; SANTOS, E. P.; UEDA, R. M.; DAPPER, S. N. SOUZA, A. M.** *Desemprego no Brasil: Uma Análise Política, Econômica e Social.* Revista FSA, Teresina, v. 14, n. 3, p. 86-107, maio 2017.
- MARTIN, A. C.; HENNING, E.; WALTER, O. M. F. C.; KONRATH, A. C.** *Análise de séries temporais para previsão da evolução do número de automóveis no Município de Joinville.* Revista Espacios, v. 37, n. 06, 2016.
- MORETTIN, P. A.** *Econometria Financeira: um curso em séries temporais financeiras.* 1. ed. São Paulo: Blucher, 2008.
- NORONHA, M. O.; SOUZA, A. M.; ZANINI, R. R.** *Aplicação Da Metodologia Box & Jenkins Para Modelagem Da Emissão De Certificados Iso 14001 No Brasil.* Revista Espacios. V. 37, N. 12 P. 28. Caracas, 2016.
- PEREIRA, L. P.; REQUEIJO G. J.** *Qualidade: Planejamento e Controlo Estatístico de Processos.* Lisboa: FCT/UNL, 2008.
- PIGNATA, F. A.; CARVALHO, D. O. D.** *Efeitos da crise econômica no Brasil em 2015.* Revista Eletrônica “Diálogos Acadêmicos”, v. 09, n. 2, p. 04-18, julho 2015.
- SCHWARZ, GIDEON E.** *Estimating the dimension of a model.* Annals of Statistics, 6 (2): 461–464, 1978.
- SOUZA, A. M.; SOUZA, F. M.; FERREIRA, N.; MENEZES, R.** *Electrical Energy Supply for Rio Grande Do Sul, Brazil, Using Forecast Combination of Weighted Eigenvalues.* Gepros - Gestão Da Produção, Operações E Sistemas – Ano 6, Nº 3, P. 23-39, 2011.
- SOUZA, F. M.** *Modelos De Previsão: aplicações à energia elétrica - ARIMA- ARCH-AI e ACP.* Curitiba: Appris, 2016. ISBN 9788547302481.
- TUBINO, D.F.** *Planejamento E Controle Da Produção: Teoria E Prática.* 2. Ed. São Paulo: Atlas, 2009.
- WOOD, T. JR.; CALDAS, M. P.** *Empresas brasileiras e o desafio da competitividade.* Revista de Administração de Empresas, FGV, vol. 47, n. 3, 2007.