

Desemprego no Brasil: Uma Análise Política, Econômica e Social

Brazilian Unemployment: A Political, Economic and Social Analysis

Letícia Marasca

Mestrado pela Universidade Federal de Santa Maria
Graduada em Administração pela Universidade Regional Integrada do Alto Uruguai e das Missões
E-mail: leticiamarasca@yahoo.com.br

Edson Paulo dos Santos

Graduado em Psicologia pela Universidade Regional Integrada do Alto Uruguai e das Missões
Email: edsonpaulopsi@gmail.com

Renan Mitsuo Ueda

Mestrado pela Universidade Federal de Santa Maria
Graduado em Engenharia de Produção pela Universidade Federal da Grande Dourados
E-mail: renan.mitsuo@hotmail.com

Steffani Nikoli Dapper

Mestre pela Universidade Federal de Santa Maria
E-mail: stenikoli@hotmail.com

Adriano Mendonça Souza

Doutor em Engenharia de Produção pela Universidade Federal de Santa Catarina
Professor da Universidade Federal de Santa Maria
E-mail: amsouza.sm@gmail.com

Endereço: Letícia Marasca

LAME – sala 1205-C. Campus Universitário – Camobi.
Cep.: 97119-900 - Santa Maria, RS – Brasil.

Endereço: Edson Paulo dos Santos

Clínica Escola JBarcaro / Rua Marquês de Tamandaré, nº
965, Cep: 98800-000 - Santo Ângelo, RS – Brasil.

Endereço: Renan Mitsuo Ueda

LAME – sala 1205-C. Campus Universitário – Camobi.
Cep.: 97119-900 - Santa Maria, RS – Brasil.

Endereço: Steffani Nikoli Dapper

LAME – sala 1205-C. Campus Universitário – Camobi.
Cep.: 97119-900 - Santa Maria, RS – Brasil.

Endereço: Adriano Mendonça Souza

Campus Universitário – Camobi. Cep.: 97119-900 –
Santa Maria, RS – Brasil.

Editor Científico: Tonny Kerley de Alencar Rodrigues

Artigo recebido em 14/03/2017. Última versão
recebida em 06/04/2017. Aprovado em 07/04/2017.

Avaliado pelo sistema Triple Review: a) Desk Review
pelo Editor-Chefe; e b) Double Blind Review
(avaliação cega por dois avaliadores da área).

Revisão: Gramatical, Normativa e de Formatação

Apoio e financiamento:

LAME – Laboratório de Análise e Modelagem Estatística da Universidade Federal de Santa Maria – UFSM, pelo espaço
utilizado, assim como *softwares* e equipamentos.
CAPES – Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal do Nível Superior.

RESUMO

O desemprego tem sido fator de grande preocupação para toda a população do Brasil e do mundo. Desde a crise internacional econômica de 2008, diversos países têm sofrido com seu avanço, e seus efeitos são sentidos em todos os núcleos da sociedade, familiar, empresarial e governamental. Este estudo tem por objetivo investigar a taxa mensal de desemprego no Brasil, por meio de modelos da classe geral ARIMA. O banco de dados coletado para o estudo refere-se à série de desemprego nas regiões metropolitanas do Brasil: Recife, Salvador, Belo Horizonte, Rio de Janeiro, São Paulo e Porto Alegre, em percentuais e com coleta mensal, correspondendo ao período de março de 2002 a junho de 2016, com 172 observações. A metodologia empregada é da modelagem ARIMA. O modelo ajustado possibilitou a realização de previsões *in sample*. O processo gerador da série é um auto regressivo de ordem 12, necessitando de uma diferença para tornar a série estacionária, apresentando ainda sazonalidade de lag 12 e o modelo selecionado para representar a série foi o SARIMA (1,1,0) **(1,0,0)**₁₂.

Palavras-Chaves: Taxa de Desemprego. Regiões Metropolitanas do Brasil. Modelagem ARIMA. Previsões. Modelagem SARIMA.

ABSTRACT

Unemployment has been reason of great concern for the Brazilian people and the world's population. Since the economic international crisis of 2008, several countries have suffered from its advance and their effects are felt in all society's nuclei: family, business and government. This study aims to investigate the monthly unemployment rate in Brazil, through models of general class ARIMA. The database collected refers to the number of unemployment in the metropolitan regions of Brazil: Recife, Salvador, Belo Horizonte, Rio de Janeiro, São Paulo and Porto Alegre, in percentage and monthly collection, from March 2002 to June 2016, with 172 observations. The methodology used is the ARIMA modeling. The adjusted model enabled the realization of forecasts in sample. The generating process of the series is an autoregressive of order 12, requiring a difference to make the series stationary and with seasonality in lag 12 and and the model selected to represent the series was SARIMA (1,1,0) **(1,0,0)**₁₂.

Key words: Unemployment Rate. Metropolitan Regions of Brazil. ARIMA Model. Forecast. SARIMA Model.

1 INTRODUÇÃO

O desemprego no Brasil tem sido fator de preocupação para toda a população, uma vez que essas taxas vêm crescendo cada vez mais, problema este que afeta não somente os brasileiros, mas outros países do mundo. Até mesmo os países desenvolvidos, como os Estados Unidos e as nações da Europa, têm sofrido com o desemprego, o maior desde a crise internacional que assolou o mundo, ocorrida em 2008. O desemprego gera graves consequências para toda a população, como o aumento da criminalidade e da fome (FREITAS JR; ARAÚJO; NARCISO, 2010).

A baixa qualificação profissional, a substituição de mão de obra por máquinas e equipamentos, as crises econômicas, o custo elevado de impostos, a burocracia, entre outros, são fatores determinantes para a elevação da taxa de desemprego no mundo e no Brasil, somados a isso, ainda, às crises políticas e fiscais. Segundo Clemente Ganz Lúcio, diretor técnico do DIEESE – Departamento Intersindical de Estatística e Estudos Socioeconômicos (DIEESE, 2016), a crise fiscal dificulta significativamente, no sentido de que o governo tenta cortar despesas para equilibrar as contas públicas, e estas estão afetadas por altos gastos e pela queda na arrecadação de tributos, devido à recessão. Lúcio nos diz, ainda, que o país vive uma crise política, que afeta a economia, o que sugere uma melhora no desemprego somente com a solução desta crise política. O economista Gilberto Braga, professor da Faculdade de Ciências Sociais Aplicadas do IBMEC – Instituto Brasileiro De Mercado De Capitais (IBMEC, 2016), argumenta que o nível de emprego demora a reagir, pois quando os índices macroeconômicos caem, o emprego é o último a cair, mas quando normalizam, é também o último a voltar ao normal.

O processo de desemprego é antigo e teve início na Inglaterra, no século XVIII, com a revolução industrial, que tornou os métodos produtivos mais eficientes, com uma produção mais rápida, com custo mais baixo, estimulando o consumo, mas aumentando o número de desempregados do país. Tal fato é um problema que acontece até hoje, quando há cada vez mais investimentos por parte das empresas em modernizações e automações diminuindo, com isso, a abertura de vagas de emprego e acabando com postos de trabalho, fazendo com que gerar empregos se torne um dos maiores desafios dos governantes de todo o mundo (CAVALCANTE; SILVA, 2011).

Jansen e Uexkull (2010) afirmam que, numa economia tão global como a que é presenciada atualmente, as crises financeiras têm seus efeitos globalizados, e o melhor exemplo disso é a crise financeira que assolou os Estados Unidos em 2007/2008, afetando

significativamente a economia e o emprego tornando-se a maior crise financeira desde a Grande Depressão, em 1929. Segundo eles, o motivo disso é que, atualmente, os mercados encontram-se integrados, com cadeias de produção globais; então, todas as decisões tomadas afetarão os empregos, não somente daquele país, mas de todo o mundo.

Este estudo tem como objetivo investigar a taxa mensal de desemprego no Brasil, prevendo o comportamento médio desta série, por meio de modelos da classe geral ARIMA. O artigo apresenta-se estruturado em seis sessões: esta breve introdução compreende a primeira sessão. Na segunda e a terceira sessão estão o referencial teórico, contextualizando sobre o tema escolhido e sobre as metodologias empregadas. Na quarta sessão tem-se a metodologia do estudo, com a apresentação dos dados e do procedimento metodológico utilizado. A quinta sessão fornece os resultados e discussões e, na sexta sessão, estão as conclusões. Por fim, encontram-se as publicações consultadas para desenvolver esta pesquisa.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Desemprego

A taxa de desemprego ou de desocupação no Brasil é determinada pelo IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE, 2016). Segundo este instituto, a taxa é calculada pela expressão (1), com pesquisas realizadas mensalmente, utilizando-se a PD – População Desocupada ou Desempregada e a PEA – População Economicamente Ativa. A PME – Pesquisa Mensal de Emprego, desenvolvida pelo IBGE, é uma das mais conceituadas da área, aplicada mensalmente nas seis regiões metropolitanas do país: São Paulo, Rio de Janeiro, Belo Horizonte, Porto Alegre, Recife e Salvador.

$$\text{Taxa de desemprego} = \frac{PD}{PEA} * 100$$

(1)

A classificação para PD, segundo o IBGE (IBGE, 2016), são pessoas que não estão trabalhando, estão disponíveis para trabalhar e tiveram alguma providência para conseguir trabalho, nos 30 dias anteriores à realização da pesquisa. Já a PEA compõe-se da população desempregada ou desocupada e da população que exerceu trabalho remunerado ou sem

remuneração, durante pelo menos uma hora na semana em que ocorreu a pesquisa, ou que tinham trabalho remunerado, mas estavam afastadas na semana da aplicação da pesquisa.

A metodologia de pesquisas sobre o desemprego do IBGE foi alterada em 2002. Para pesquisas realizadas anteriormente, o IBGE considerava a PIA – População em Idade Ativa, que é a população maior de 15 anos de idade. Já na definição de população ocupada ou empregada, era considerado o limite mínimo de 15 horas por semana para trabalho não remunerado, enquanto a nova pesquisa inclui aqueles que trabalharam no mínimo uma hora por semana. Essa mudança é considerada incorreta por muitos economistas, uma vez que subestima a real taxa de desemprego no país e mascara a real situação em que o país se encontra.

Etimologicamente, o termo desemprego significa ausência de um emprego, em que emprego pode ser conceituado como um tipo de trabalho com condições regulamentadas via contrato, com o recebimento de um pagamento por sua força de trabalho (ARGOLO; ARAÚJO, 2004).

Nogami e Passos (2005) apresentam e conceituam quatro tipos de desemprego: o Desemprego Friccional, o Desemprego Estrutural, o Desemprego Sazonal e o Desemprego Cíclico. O Desemprego Friccional ou Natural ocorre, quando os indivíduos se encontram desempregados, temporariamente, pois estão mudando de emprego, ou foram demitidos, ou estão procurando emprego pela primeira vez. O Desemprego Estrutural, por sua vez, é uma consequência das mudanças tecnológicas nos processos produtivos ou nos padrões de demanda dos consumidores. Já o Desemprego Sazonal, ocorre em função da sazonalidade de alguns tipos de atividades econômicas, que causam variações na demanda de trabalho nas diversas épocas do ano. O Desemprego Cíclico, Involuntário ou ainda chamado de Conjuntural, é o mais temido, pois ocorre, quando acontece uma recessão na economia, somado a uma retração na produção, e as empresas se obrigam a dispensar os seus funcionários, para diminuir as suas despesas. Atualmente, esse último é o que tem sido fator de grande preocupação, em nosso país e no mundo todo.

O Brasil tem registrado os maiores índices de desemprego da história e seus efeitos estão sendo sentidos em todos os aspectos da sociedade. Segundo Moura, Ribeiro e Krom (2004), primeiramente, este efeito é percebido no núcleo familiar, com a diminuição do poder aquisitivo das famílias, modificando seus hábitos e trazendo a perda de alguns confortos e de privilégios e como consequência, surgem dificuldades para suprir as demandas básicas e diárias, o que interfere diretamente na ascensão de padrões mais significativos de consumo, inclusive de educação e na saúde. O setor empresarial é a segunda instituição a perceber esses

impactos negativos, pois cada desempregado reduz, drasticamente, o seu consumo, centralizando os seus gastos exclusivamente na manutenção de suas necessidades primordiais. Em última instância, essas restrições econômicas são sentidas também pelo governo, em todos os níveis, pois as assistências são intensificadas substancialmente pelo mesmo.

Os problemas sociais provocados pelo desemprego estão interferindo negativamente na vida de milhões de famílias brasileiras, que ficam desprovidas de alternativas para se reinserir no mercado de trabalho, sendo um agravante, para isso, a sua autoestima que, neste momento, encontra-se abalada em virtude dessa situação econômica. Essa situação reflete, ainda, um prejuízo imediato ao mercado de trabalho, com a demissão em massa de trabalhadores e a crescente presença da informalidade no setor, obstruindo diretamente os direitos trabalhistas anteriormente conquistados.

Esse quadro, que Antunes (2010) chama de “processo de precarização estrutural do trabalho”, vai produzir significativas mudanças na vida desses sujeitos e na maneira com que eles vão se reestruturar profissionalmente, pois essas mudanças acarretarão um aumento da procura pelo trabalho autônomo e, também, um aumento da informalidade no setor, gerando profissionais desprovidos de direitos sociais e trabalhistas, uma situação que já não era mais percebida no país, vista como um retrocesso em relação aos direitos e deveres conquistados e anteriormente adquiridos. Por outro lado, essas restrições também são sentidas pelo governo, pois há uma diminuição na arrecadação de tributos, interferindo diretamente nos investimentos do país, com um efeito cíclico negativo (CARLEIAL, 2015).

A população brasileira passa por um momento em que a sua estrutura, até então sólida e estável, torna-se frágil e volátil, com reflexos expressivamente negativos. Segundo Kato e Ponchirolli (2002), essa situação só poderia ser contornada com uma mudança mais objetiva, sendo necessária uma reorganização da legislação trabalhista para fomentar a contratação, reduzindo os seus custos. Em um curto prazo, a recuperação da economia teria como consequência uma redução nas taxas de desemprego do país, mas a um longo prazo, seriam necessárias medidas mais estruturais para a resolução desse problema.

Os motivos que desencadeiam esse contexto econômico negativo são diversos: automação, globalização, informatização, dependência tecnológica, financeira e política, baixa qualificação profissional, crises políticas, econômicas e fiscais, elevada carga tributária e a burocracia existente, além de baixo crescimento, educação insuficiente e legislação inflexível (MOURA; RIBEIRO; KROM, 2004). A educação precária, desde os anos iniciais, resulta na baixa qualificação da mão de obra, que se apresenta como um dos aspectos centrais

para este grande problema que é o desemprego no país atualmente (KATO; PONCHIROLI, 2002).

Outro aspecto importante a ser levado em consideração, segundo Chahad e Chahad (2005), é o emprego em seu aspecto social, que é constituinte e integrante da identidade do sujeito. Tudo que é valorizado pela sociedade tem grande relevância, e o trabalho é considerado assim, um dever moral e social, além de possuir características respeitáveis como dignidade e honestidade. Quando o sujeito não está exercendo algum tipo de trabalho subsidiado pelas leis trabalhistas, este não tem o mesmo reconhecimento social, se sentindo desvalorizado e desrespeitado, e ainda pode ser acometido por sofrimentos psíquicos, com sentimentos de menos valia e rejeição. Assim, o desemprego tem consequências que interferem diretamente na capacidade do sujeito em se reconhecer como membro de uma sociedade capitalista, que valoriza a produção e o consumo de bens; sendo assim, esses vão apresentar um menor grau de bem-estar psicológico, sentimento depressivo mais frequente, níveis mais altos de ansiedade, menor satisfação com a vida e baixa autoestima (ARGOLO; ARAÚJO, 2004).

Todos esses aspectos, que intervêm direta e indiretamente na vida dos sujeitos e na sociedade como um todo, são desencadeados pelo constante declínio econômico e político do país, o que é corroborado pelos crescentes números e taxas que são divulgados e atualizados a todo o momento.

O IBGE (2016) divulgou a taxa média do desemprego anual do ano passado, e ela foi a maior taxa já medida, ficando em 8,5%. Comparada com o ano de 2014, em que a taxa ficou em 6,8%, percebe-se um crescimento exponencial desta taxa. No ano de 2016, no segundo trimestre, a taxa de desemprego está em 11,5%, a maior desde 2012, e 12 milhões de brasileiros procuram emprego, sem sucesso. Entre os jovens de 18 a 24 anos, esta taxa é ainda maior, ficando acima de 16%, uma consequência da grave recessão econômica pela qual o país está passando (BRASIL, 2016).

Atualmente, a população brasileira classifica os altos níveis de desemprego como um dos principais problemas do país, e a taxa de desemprego é a maior desde que a pesquisa de emprego começou a ser realizada, em 2001.

Segundo o CAGED – Cadastro Geral de Empregados e Desempregados (CAGED, 2016), entre abril e junho de 2016 foram encerradas mais de 226 mil vagas formais, além de outras 94 mil no mês de julho. No início dessa década, existiam, aproximadamente, 250 milhões de desempregados no mundo, que respondem por cerca de 10% da força de trabalho, segundo a OIT – ORGANIZAÇÃO MUNDIAL DO TRABALHO (OIT, 2016).

O Brasil fechou o ano de 2015 como o pior ano da série histórica de geração de vagas formais (saldo de admissões e demissões), segundo o Ministério do Trabalho (BRASIL, 2016), com fechamento de 1,54 milhão de postos de trabalho, sendo, este, o pior resultado em 24 anos. Em 20 anos, o país passou da nona para a segunda posição entre os países com maior número de desempregados no mundo, estando atrás apenas da Índia, um índice que deve ser levado em consideração e ser estudado com muita atenção, não só pelo governo, mas por toda a população.

2.2 Metodologia Box & Jenkins

A metodologia Box & Jenkins, também conhecida como método para determinar os Modelos Auto Regressivos Integrados de Média Móvel (*Autoregressive Integrated Moving Average*) ou ARIMA (p, d, q), em que p são os parâmetros auto regressivos, d são as diferenças necessárias para a série se tornar estacionária e q são os parâmetros médias móveis estimados, consiste na combinação de componentes ou filtros: AR (componente auto regressivo), I (filtro de integração) e MA (componente médias móveis). Essa combinação pode ser dos três filtros ou de alguns deles (CAMPOS; CLEMENTE; CORDEIRO, 2015). Para aplicação dos filtros, a série deve ser composta por observações cronológicas, equidistantes ao longo do tempo e auto correlacionado. A modelagem ARIMA busca compreender o processo gerador da série, através da definição de um modelo que melhor represente a série em questão. Os modelos podem ser representados conforme as equações a seguir:

$$\text{AR} \quad Z_t = \mu + \phi Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + \varepsilon_t \quad (2)$$

$$\text{MA} \quad Z_t = \mu + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \quad (3)$$

$$\text{ARMA} \quad Z_t = \mu + \phi Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \quad (4)$$

$$\text{ARIMA} \quad \Delta^d Z_t = \mu + \phi_1 \Delta^d Z_{t-1} + \dots + \phi_p \Delta Z_{t-p} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \quad (5)$$

Onde: $Z_t \rightarrow$ a série original;

$\mu \rightarrow$ média do processo;

$\phi_1 \rightarrow \phi_p \rightarrow$ Parâmetro AR;

$\theta_1 \rightarrow \theta_q \rightarrow$ Parâmetro MA;

$\Delta^d \rightarrow$ número de diferenças para tornar a série estacionária;

$\varepsilon_t \rightarrow$ resíduos.

A modelagem ARIMA explora a auto correlação entre os valores da série em instantes contínuos, mas essa auto correlação pode ocorrer, também, dentro dos anos de análise, o que é considerado uma auto correlação sazonal, sendo estes modelos chamados de SARIMA. Os modelos SARIMA possuem uma parte não sazonal, com parâmetros (p, d, q) e outra parte sazonal, com parâmetros (P, D, Q) s (WERNER; RIBEIRO, 2003), ficando completamente descrito por SARIMA $(p, d, q) (P, D, Q) s$, onde s corresponde à ordem da sazonalidade.

Para estimação do modelo, a série deve ser estacionária, pois isso garante que os parâmetros estimados serão representativos de toda a série, e garante, ainda, uma oscilação constante em torno da média e da variância, oscilação essa que não se altera com o tempo, durante todo o período das observações em análise (MARTIN et al., 2016). Caso a série seja não estacionária, será necessária a aplicação de diferenças para torná-la estacionária. Em geral, a primeira diferença aplicada na série torna a média estacionária, e a segunda, a variância. Um cuidado que se deve ter neste sentido é quanto ao excesso de diferenças aplicadas na série, pois pode-se, com isso, incluir erros no modelo. A estacionariedade da série, primeiramente é realizada pela análise gráfica, e será comprovada pelos testes de raízes unitárias ADF – Dickley-Fuller Aumentado (1997) e KPSS – Kwiatkowski, Phillips, Schmidt e Shin (1992) (OLIVEIRA; MILACH; CORTE, 2010). Souza (2016) sugere a utilização conjunta destes testes, a fim de se obter um resultado mais conciso sobre a estacionariedade da série.

Segundo Trevisan, Souza e Souza (2000), outra classe de modelos, os Modelos Fracionários ou Modelos Auto Regressivos Integrados de Médias Móveis Fracionários (ARFIMA (p, d, q) , onde F significa a ordem de diferenciação fracionária, ou do inglês “fractional”) são uma variação dos modelos ARIMA, onde d assume valores não inteiros, com graus de diferenciação fracionários.

Segundo Souza *et al.* (2010), esta modelagem surgiu nos anos 80, por Granger e Joyeux e, em 1981, com Hosking, que possibilitou que d assumisse graus de diferenciação fracionários, e não somente valores inteiros. Estes processos conseguem detectar tanto a memória de curto prazo, quanto a memória de longo prazo nos dois primeiros momentos da

variável, e se caracterizam por serem um processo estacionário, onde a FAC decai excessivamente lenta para zero.

Segundo Morettin (2008), uma característica destas séries é que elas apresentam persistência nas auto correlações amostrais, ou seja, possuem dependência significativa por um longo período de tempo entre as observações.

No caso de a série ser estacionária e não necessitar de diferenciações, onde $d = 0$, o modelo a ser ajustado será um auto regressivo de médias móveis (ARMA (p, q)). Se a série necessitar de diferenças, e $d \neq 1$ e não inteiro, o modelo a ser ajustado será um ARFIMA. Neste caso, se $0 < d < 0,5$, então considera-se o processo como de “longa dependência”, “longa persistência” ou “*long memory*”, e se $-0,5 < d < 0$, o processo possui dependência intermediária ou “*intermediate memory*”. A persistência, neste caso, significa uma dependência significativa na série, presente mesmo em observações distantes, ou uma dependência temporal em longos períodos (SOUZA *et al.* 2011).

Ao observar o comportamento da Função de Auto Correlação (FAC) e a Função de Auto Correlação Parcial (FACP), os gráficos gerados indicam qual o filtro a ser utilizado, com seus lags representativos, além de auxiliar na verificação da estacionariedade da série (COSTA; BAIDYA, 2001).

A escolha do melhor modelo se dará com base nos resíduos gerados por ele, que são a diferença entre o valor real e o valor previsto da série, também denominados de erro. Quanto menor o resíduo, mais representativo da série é o modelo estimado. O ideal é chegar ao resíduo denominado de ruído branco: com média zero, variância constante e que seja não auto correlacionados (BACO; PAIVA; LIMA, 2006). Segundo Pinto *et al.* (2008), a análise dos resíduos é decisiva na escolha do modelo. Ao observar a FAC e FACP dos resíduos gerados pelo modelo, podemos definir sobre a auto correlação existente ou não nos resíduos. Caso os resíduos sejam auto correlacionados, a série não pode ser explicada pelos coeficientes do modelo e deve-se excluir este modelo do processo de escolha do melhor modelo que irá representar a série de dados.

Após análise dos resíduos, outro critério para definição do melhor modelo serão os critérios penalizadores *Akaike Information Criterion – AIC* (equação 6) e *Bayesian Information Criterion – BIC* (equação 7), onde o modelo que apresentar os menores valores de *AIC* e *BIC*, ou seja, o mais parcimonioso, com o menor número de parâmetros, será o modelo que melhor se ajustará à série de dados (LIMA JUNIOR *et al.*, 2013).

$$AIC = \ln \hat{\sigma}^2 + n \frac{2}{T}, \quad (6)$$

$$BIC = \ln \hat{\sigma}^2 + n \frac{\ln T}{T} \quad (7)$$

Onde: $\hat{\sigma}^2 \rightarrow$ é a variância do erro;

$T \rightarrow$ é o número de observações utilizadas;

$n \rightarrow$ é o número de parâmetros estimados.

Pesquisas de Sobral e Gilmar (2011) demonstraram que, no caso de amostras pequenas, o critério penalizador *AIC* consegue resultados muito superiores ao *BIC*.

Com a definição do melhor modelo que se ajusta a série de dados, é necessário testar as estatísticas de previsão. Para isso, utilizam-se os testes U-Theil (8), MAPE (9) e EQM (10).

$$U = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{n-1} \left(\frac{Z_{t+1} - \bar{Z}_t}{Z_t} \right)^2}{\sum_{t=1}^{n-1} \left(\frac{Z_{t+1} - Z_t}{Z_t} \right)^2}} \quad (8)$$

$$MAPE (\%) = \frac{\sum \left(\frac{e_t}{Z_t} \right)}{n} \cdot 100 \quad (9)$$

$$EQM = \frac{\sum_{t=1}^n e_t^2}{n} \quad (10)$$

Onde: $n \rightarrow$ é o número de observações;

$Z_t \rightarrow$ é o valor observado no instante t ;

$Z_{t+1} \rightarrow$ é o valor observado no instante $t+1$;

$\bar{Z}_t \rightarrow$ é o valor previsto para o instante t ;

$e_t^2 \rightarrow$ é o erro de previsão ao quadrado no instante t .

3 METODOLOGIA

Foi utilizado para a modelagem um banco de dados retirado do site do IPEA – Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA, 2016), e corresponde ao percentual de desemprego nas regiões metropolitanas do Brasil: Recife, Salvador, Belo Horizonte, Rio de Janeiro, São Paulo e Porto Alegre. O período de análise inicia-se em março de 2002 e se encerra em junho de 2016, com observações em percentuais mensais das taxas de desemprego no país, num total de 172 observações.

As etapas a serem cumpridas na metodologia serão as etapas da metodologia Box & Jenkins, citadas a seguir:

Verificar a estacionariedade da série, através dos testes de raízes unitárias ADF e KPSS;

Identificar os filtros a serem utilizados (AR, MA, ARMA, ARIMA, ARFIMA ou SARIMA) e suas defasagens, através dos gráficos da FAC e da FACP;

Após a identificação do filtro, por meio do Método da Máxima Verossimilhança realiza-se a estimação do modelo;

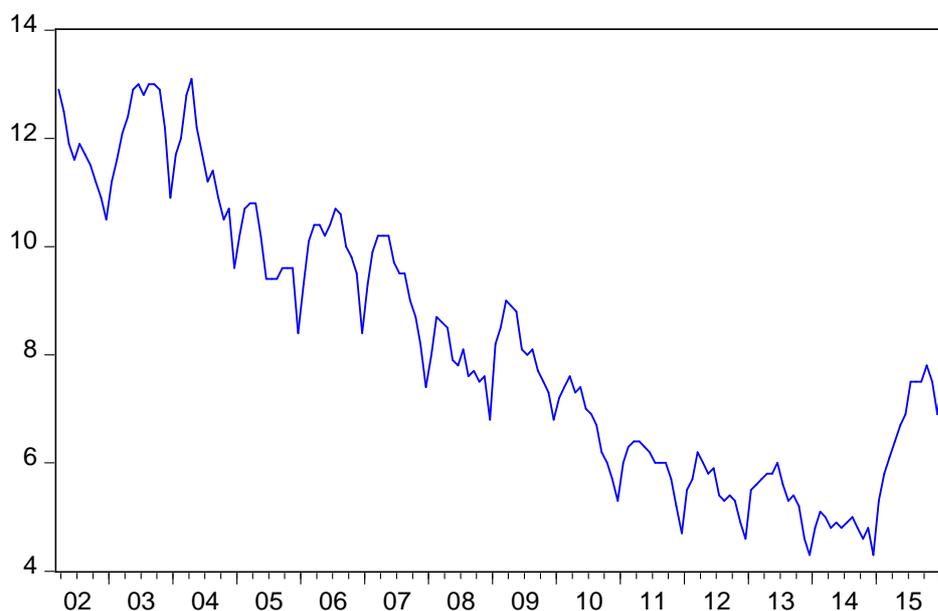
Logo após, é realizada a investigação dos resíduos dos modelos, pelo critério penalizador *AIC* definindo, desta maneira, o melhor modelo ajustado entre os modelos concorrentes. A previsão se realizará com o melhor modelo ajustado à série, onde também serão calculadas as estatísticas de previsão MAPE, U-Theil e EQM.

O *software* utilizado para modelagem dos dados foi o *Eviews 9 S.V.*

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Os dados para o estudo referem-se à série de desemprego nas regiões metropolitanas do Brasil: Recife, Salvador, Belo Horizonte, Rio de Janeiro, São Paulo e Porto Alegre, coletados mensalmente em valores percentuais, correspondentes ao período de março de 2002 a junho de 2016, totalizando 172 observações.

Observando a Figura 1, percebe-se que a série escolhida para o estudo é não estacionária, sendo necessária a aplicação de diferenças para torná-la estacionária e ainda, pode-se perceber uma tendência decrescente na série.

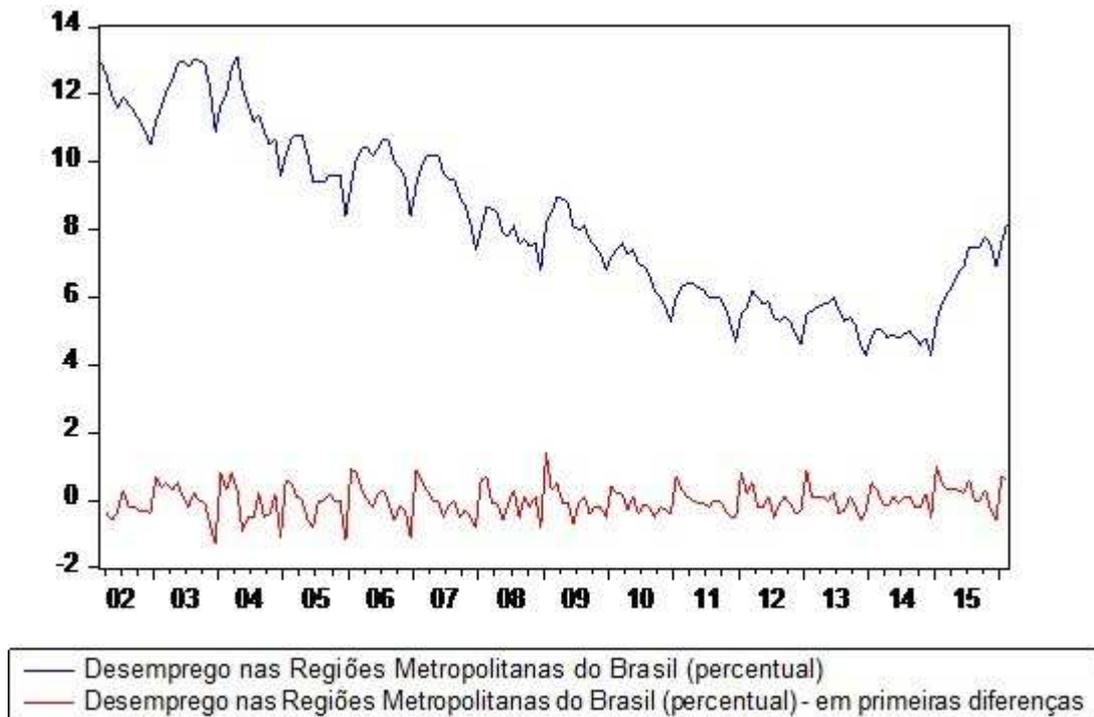
Figura 2 – Série do Desemprego nas Regiões Metropolitanas do Brasil

Ainda na Figura 1, observam-se dois grandes picos na taxa de desemprego nas regiões metropolitanas do país, entre 2003 e 2004, anos em que o país passou por uma grande instabilidade política e econômica, com a mudança de governos, assumindo como presidente em 1º de janeiro de 2003, Luiz Inácio Lula da Silva. No período de 2006 a 2007 há outros grandes picos na taxa de desemprego, crescimentos esses devido à reeleição do então Presidente Luiz Inácio Lula da Silva. Em 2009 há outro grande pico crescente, que é explicado pelo reflexo da crise internacional que assolou o mundo em 2007 e 2008, que só começou a ser sentida no país no ano seguinte ao ocorrido no exterior.

Em 2015, há outra grande elevação na taxa de desemprego, que pode ser explicada pela crise política e econômica em que o país está inserido, sendo que, em 2015, iniciou-se no país uma série de protestos contra o governo eleito, e começou a ser especulado sobre um possível *impeachment*. Percebe-se um grande crescimento desta taxa a partir daí e, no ano seguinte, em 2016, o *impeachment* foi realizado, e o número de desempregados no país vem aumentando cada vez mais.

Na Figura 2, observa-se a série original e a série com a primeira diferença e que a série original tornou-se estacionária após a aplicação de uma diferença ($d = 1$).

Figura 2 – Série do Desemprego nas Regiões Metropolitanas do Brasil e série diferenciada.



Com o propósito de verificar a estacionariedade da série original e os possíveis modelos, gera-se a FAC e a FACP da série, conforme Figura 3. Na Figura 3, a FAC não decai exponencialmente para zero, o que demonstra uma não estacionariedade da série, sugerindo que esta necessitará de diferenciações para se tornar estacionária, e a FACP sugere apenas um parâmetro auto regressivo.

Figura 3 – FAC e FACP da série original.

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.973	0.973	162.02	0.000
		2	0.945	-0.043	315.70	0.000
		3	0.921	0.065	462.52	0.000
		4	0.902	0.079	604.18	0.000
		5	0.886	0.046	741.65	0.000
		6	0.871	0.028	875.36	0.000
		7	0.854	-0.026	1004.8	0.000
		8	0.840	0.045	1130.7	0.000
		9	0.831	0.115	1254.8	0.000
		10	0.829	0.114	1379.0	0.000
		11	0.825	-0.006	1502.9	0.000
		12	0.817	-0.040	1625.2	0.000

Os testes de raízes unitárias ADF e KPSS foram aplicados e estão descritos na Tabela 1, para determinar o grau de estacionariedade da série.

Tabela 1 – Resultados apresentados pelos testes ADF e KPSS.

	ADF ^a	KPSS ^b
Série em nível	-1,703072	1,455513
Série 1 ^a diferença	-1,726250	0,309194

Fonte: Elaborada pelos autores.

Notas: ^a Valores críticos de MacKinnon (1996): -3.493.129 (1%); -2.888.932 (5%) e -2.581.453 (10%)

^b Valores críticos de Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (1992, Table 1): 0.739 (1%); 0.463 (5%) e 0.347 (10%)

Pelos resultados apresentados nos testes ADF e KPSS realizados, observa-se que a série torna-se estacionária após uma diferença ($d = 1$). O melhor modelo escolhido baseou-se pelo critério penalizador *AIC*, conforme Tabela 2, onde são apresentados os parâmetros e estatísticas dos modelos concorrentes e do modelo selecionado para representar a série.

Tabela 2 – Parâmetros dos modelos concorrentes e do melhor modelo ajustado à série.

ARIMA (1,1,0)							
$d =$	Parâmetro	Erro padrão	Estatística t	p valor	AIC	BIC	Ruído Branco
1	ϕ_1	0.626595	11.24522	0.0000	0.783147	0.820488	Sim
ARIMA (2,1,1) ARFIMA (2,0.032217,1)							
	Parâmetro	Erro padrão	Estatística t	p valor	AIC	BIC	Ruído Branco
	ϕ_2	0.997830	104.2242	0.0000	1.293614	1.346321	Sim
	θ_1	0.991465	45.22414	0.0000			
	d	0.032217	0.526201	0.5995			
SARIMA (1,1,0) $(1,0,0)_{12}^*$							
$d =$	Parâmetro	Erro padrão	Estatística t	p valor	AIC	BIC	Ruído Branco
1	ϕ_1	-0.496987	-7.753305	0.0000	0.635683	0.691695	Sim
	Φ_{12}	0.852286	21.70921	0.0000			

Fonte: Elaborada pelos autores.

*melhor modelo ajustado.

O modelo SARIMA (1,1,0) $(1,0,0)_{12}$ foi o selecionado para representar a série em estudo pois, além de apresentar seus resíduos com características de ruído branco, apresentou ainda os menores parâmetros para o critério penalizador AIC , sendo este o melhor modelo que se ajustou à base de dados.

O modelo que melhor se ajustou à série foi um modelo auto regressivo de ordem 12, mostrando que um período de doze meses da taxa de desemprego se reflete no período corrente, e com lag 12 da sazonalidade, mostra que esta característica se repetirá ao longo dos anos.

O melhor modelo ajustado à série representa que a taxa de desemprego nas regiões metropolitanas do país apresenta um comportamento auto regressivo de lag 12, onde esta taxa é influenciada pelo 12º mês, o que mostra que, com parâmetro -0.496987, a taxa de

desemprego diminui, mas com um parâmetro de sazonalidade no lag 12 no valor positivo de 0.852286, mostra um crescimento desta taxa.

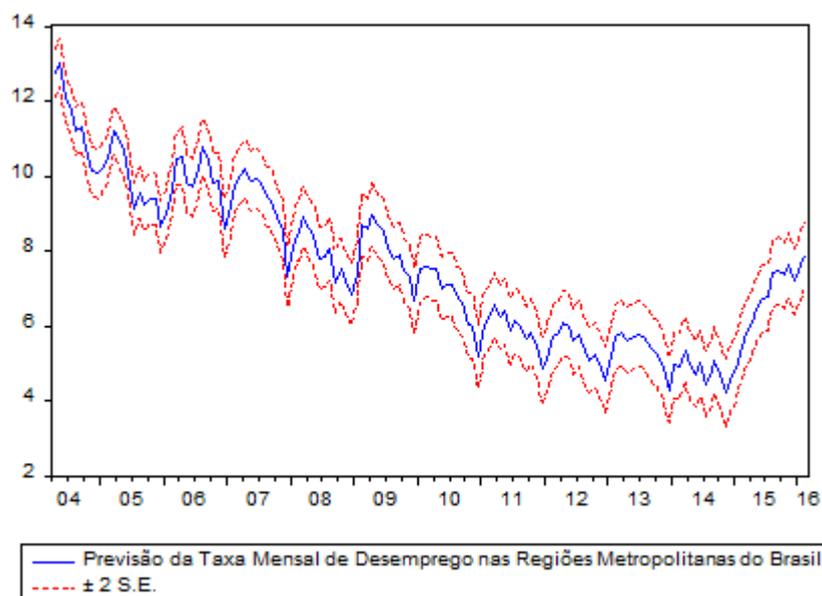
O exame dos resíduos foi realizado através das funções FAC e FACP oriundos do melhor modelo ajustado, conforme se observa na Figura 4, e eles apresentaram-se não auto correlacionados, não apresentando outras informações ao modelo, sendo assim considerado resíduo ruído branco.

Figura 4 – FAC e FACP dos resíduos oriundos do modelo ajustado.

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.06...	0.06...	0.721...	
		2	0.09...	0.09...	2.283...	
		3	0.06...	0.05...	2.968...	0.08...
		4	-0.0...	-0.0...	2.977...	0.22...
		5	0.01...	0.00...	3.013...	0.38...
		6	-0.0...	-0.0...	3.037...	0.55...
		7	0.04...	0.04...	3.407...	0.63...
		8	-0.0...	-0.0...	3.435...	0.75...
		9	0.01...	0.00...	3.456...	0.83...
		10	-0.0...	-0.0...	3.506...	0.89...
		11	0.02...	0.02...	3.582...	0.93...
		12	-0.0...	-0.0...	4.502...	0.92...

Ao observar que as estatísticas de previsão foram adequadas, realiza-se previsões *in sample*, com a finalidade de verificar o comportamento futuro da série, conforme Figura 5.

Figura 5 – Previsão Mensal da Série da Taxa de Desemprego nas Regiões Metropolitanas do Brasil.



A previsão da Série da Taxa de Desemprego nas Regiões Metropolitanas do Brasil foi adequada com a realidade econômica do país, conforme pode ser observado na Figura 5, onde se apresenta de acordo com a realidade, com constantes picos crescentes, uma vez que o país está passando por uma grande crise política e econômica, e esta taxa tende a continuar crescendo.

A título de ilustração, foi realizada uma modelagem da série apenas para o período de 2003 a 2010, período que corresponde ao mandato presidencial de Luiz Inácio Lula da Silva, e também para o período de 2011 a 2016, período correspondente ao mandato presidencial de Dilma Rousseff, e se obteve, para ambos os períodos, o mesmo modelo encontrado para a série inicial em estudo, não existindo diferenças entre as políticas econômicas governamentais dos governos Luiz Inácio Lula da Silva e Dilma Rousseff.

As estatísticas de previsão MAPE, U-Theil e EQM foram realizadas para confirmar a adequação do modelo ajustado. A estatística MAPE, que considera os erros em termos percentuais, teve como resultado 3.346541 e EQM teve como resultado 0.302689, os quais apresentaram valores similares e pequenos. Para a estatística U-Theil, espera-se valores próximos de zero, sendo que, para uma previsão adequada, eles devem estar entre 0 e 1, e esta resultou um valor 0.660057, e este valor, como é um valor menor do que 1, nos diz que a previsão é adequada.

Observa-se, então, que o modelo é adequado para a realização de previsões, apresentando as condições necessárias para um bom modelo. Os valores previstos encontram-se dentro do intervalo de confiança de 2 desvios-padrões, podendo as decisões ser tomadas com embasamento científico.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O processo gerador da série é um auto regressivo de ordem 12, necessitando de uma diferença para tornar a série estacionária, apresentando ainda sazonalidade de lag 12. Este modelo indica que um período de 12 meses se reflete no período corrente da taxa de desemprego, e a parte sazonal garante que esta característica será repetida ao longo dos anos.

O modelo ajustado possibilitou a realização de previsões *in sample*. A previsão da Série da Taxa de Desemprego nas Regiões Metropolitanas do Brasil foi adequada com a situação econômica do país, apresentando-se de acordo com a realidade, com constantes picos crescentes, uma vez que o Brasil está passando por uma grande crise política e econômica, e

esta taxa tende a continuar crescendo, o que pode ser corroborado pelo aumento do número de desempregados no país, que vem aumentando mensalmente.

Com isso, confirma-se que a metodologia empregada conseguiu captar os movimentos e características da série em estudo, o que mostrou que a série de desemprego não era tão acentuada, influenciada apenas pelos 12 meses passados, mas, atualmente, este parâmetro foi modificado devido ao efeito sazonal e mostra que a série tem um grande crescimento.

Uma limitação para a presente pesquisa foi a alteração da metodologia do IBGE, que ocorreu em 2002, início do período de coleta de dados, o que impossibilita uma comparação e análise da taxa com os períodos anteriores a este, mudança está considerada incorreta por economistas, pois subestima a taxa de desemprego e acaba mascarando a situação real do país nestes termos.

Como sugestões de pesquisas futuras, poderão ser utilizados modelos de regressão a fim de analisar o efeito de outras variáveis na taxa de desemprego, ampliando a possibilidade de análise de múltiplas variáveis independentes, como por exemplo, o PIB, na variável dependente taxa de desemprego.

Como contribuições teóricas, este estudo apresenta um modelo de séries temporais capaz de prever o comportamento do percentual de desemprego do Brasil. Em relação às contribuições práticas, esta pesquisa abrange o roteiro de aplicação da modelagem ARIMA, a qual permite realizar estudos que identifiquem fatores importantes no comportamento das séries. Os resultados da previsão da série de desemprego revelaram um crescimento futuro desta taxa, ressaltando a importância do desenvolvimento de políticas públicas voltadas ao estudo das causas e efeitos deste acontecimento.

REFERÊNCIAS

ANTUNES, R. A crise, o desemprego e alguns desafios atuais. **Serviço Social e Sociedade**, n. 104, out./dez. 2010.

ARGOLO, J. C. T.; ARAÚJO, M. A. D. O Impacto do Desemprego no Bem-Estar Psicológico dos Trabalhadores da Cidade de Natal. **RAC. Revista de Administração Contemporânea**, v. 08, 2004.

BACO, S. B.; PAIVA, A. P.; LIMA, R. S. Sistemas de previsão de demanda: aplicação em uma fábrica de anéis de pistão automotivos. In: XIII SIMPEP. Bauru/SP. Novembro/2006.

BRASIL. MINISTÉRIO DO TRABALHO. Disponível em: <<http://trabalho.gov.br/>>. Acesso em: Agosto/2016.

CAGED – **Cadastro Geral de Empregados e Desempregados**. Disponível em: <<http://trabalho.gov.br/trabalhador-caged>>. Acesso em: agosto/2016.

CAMPOS, P. A. C.; CLEMENTE, A.; CORDEIRO, A. A. L. Aplicação do Modelo ARIMA para Previsão do Preço do Frango Inteiro Resfriado no Grande Atacado do Estado de São Paulo. In: XIII Congresso Brasileiro de Custos: Gestão de Custos nas Estratégias de Geração e Transmissão de Energia. Foz do Iguaçu/PR. Novembro/2015.

CARLEIAL, L. M. F. Política econômica, mercado de trabalho e democracia: o segundo governo Dilma Rousseff. **Estudos Avançados**, v. 29, n. 85, set./dez. 2015.

CAVALCANTE, Z. V.; SILVA, M. L. S. A Importância da Revolução Industrial no Mundo da Tecnologia. In: VII EPCC: Encontro Internacional de Produção Científica (Anais Eletrônicos). Cesumar: Maringá/PR. Outubro/2011.

CHAHAD, C.; CHAHAD, J. P. Z. Os Impactos Psicológicos do Desemprego e suas Consequências sobre Mercado de Trabalho. **Revista da ABET**, v. V, n. 1, jan./jun. 2005.

COSTA, P. H. S.; BAIDYA, T. K. N. Propriedades Estatísticas das Séries de Retornos das Principais Ações Brasileiras. **Pesquisa Operacional**. v. 21, n. 1, junho/2001.

DIEESE – **Departamento Intersindical de Estatística e Estudos Socioeconômicos**. Disponível em: <<http://www.dieese.org.br/>>. Acesso em: agosto/2016.

FREITAS JR, D. B.; ARAÚJO, P. G.; NARCISO, E. R. P. Desemprego e Políticas Públicas em Âmbito Municipal no Brasil: produção científica e tendências teóricas. In: EnAPG – Encontro de Administração Pública e Governança. Vitória/ES. Novembro/2010.

IBGE – **Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística**. Disponível em: <<http://www.ibge.gov.br/home/>>. Acesso em: agosto/2016.

IBMEC – **Instituto Brasileiro de Mercado de Capitais**. Disponível em: <<http://www.ibmec.br/>>. Acesso em: agosto/2016.

IPEA – **Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada**. Disponível em: <<http://www.ipea.gov.br/portal/>>. Acesso em: agosto/2016.

JANSEN, M.; UEXKULL, E. **Trade and employment in the global crisis**. Geneva: International Labour Office; New Delhi: Academic Foundation, 2010. 174 p.

KATO, J. M.; PONCHIROLLI, O. O desemprego no Brasil e os seus desafios éticos. **Revista da FAE**. Curitiba, v. 5, n. 3, set./dez. 2002.

LIMA JUNIOR, A. V.; REZER, F.; SENNA, V.; SOUZA, A. M.; ZANINI, R. R. Aplicação da metodologia Box e Jenkins na modelagem e previsão da série das despesas do governo com o Programa Bolsa Família. In: Anais da III SEMANÍSTICA: Semana Acadêmica da Estatística da UFRGS e STATISTICS 2013 (Ano Internacional da Estatística 2013). Porto Alegre, outubro/2013.

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.

MOURA, E. C. F.; RIBEIRO, F. M. M.; KROM, V. Desemprego: o Impacto Psicológico do Desemprego na Vida Social. In: VIII Encontro Latino Americano de Iniciação Científica e IV Encontro Latino Americano de Pós-Graduação – Universidade do Vale do Paraíba, 2004.

NOGAMI, O.; PASSOS, C. R. M. **Princípios de Economia**. 5. ed. Thomson Pioneira, 2005.

OIT - ORGANIZAÇÃO MUNDIAL DO TRABALHO. Disponível em: <<http://www.ilo.org/brasil/lang--pt/index.htm>>. Acesso em: agosto/2016.

OLIVEIRA, M. O. R.; MILACH, F. T.; CORTE, V. F. D. **Aplicação dos Modelos ARMA na Previsão de Vendas**, 2010.

PINTO, P. A. L. A.; PEREIRA, E. S.; OLIVEIRA, M. C.; SANTOS, J. M.; MAIA, S. F. Aplicação do Modelo ARIMA à Previsão do Preço das *Commodities* Agrícolas Brasileiras. In: **Sociedade Brasileira de Economia, Administração e Sociologia Rural**, Rio Branco, Acre, julho/2008.

SOBRAL, T. E. L.; BARRETO, G. Análise dos Critérios de Informação para a Seleção de Ordem em Modelos Auto Regressivos. In: **X Conferência Brasileira de Dinâmica, Controle e Aplicações**. 2011.

SOUZA, F. M. **Modelos de Previsão: Aplicações à Energia Elétrica – ARIMA – ARCH – AI e ACP**. 1. ed. Curitiba: Appris, 2016.

SOUZA, F. M.; ALMEIDA, S. G. A.; FELICIANI, A. V.; SOUZA, A. M. Uso de Modelo de Memória Longa: Previsão de Equipamentos para a Agroindústria. **IJIE: Iberoamerican Journal of Industrial Engineering**. Florianópolis/SC, v. 2, n. 1, julho/2010.

SOUZA, F. M.; ALMEIDA, S. G.; SOUZA, A. M.; LOPES, L. F. D.; ZANINI, R. R. Previsão do Preço da Gasolina para a Região Sul do Brasil. **IJIE: Iberoamerican Journal of Industrial Engineering**. Florianópolis/SC, v. 3, n. 1, julho/2011.

TREVISAN, E. S.; SOUZA, R. C.; SOUZA, L. R. Estimção do Parâmetro “*d*” em Modelos ARFIMA. **Pesquisa Operacional**. v. 20, n. 1, junho/2000.

WERNER, L.; RIBEIRO, J. L. D. Previsão de demanda: uma aplicação dos modelos Box-Jenkins na área de assistência técnica de computadores pessoais. **G&P – Gestão & Produção**, v. 10, n. 1, p. 47 – 67, abr. 2003.

Como Referenciar este Artigo, conforme ABNT:

MARASCA, L. *et al.* Desemprego no Brasil: Uma Análise Política, Econômica e Social. **Rev. FSA**, Teresina, v.14, n.3, art. 5, p. 86-107, mai./jun. 2017.

Contribuição dos Autores	L. Marasca	E. P. Santos	R. M. Ueda	S. N. Dapper	A. M. Souza
1) concepção e planejamento.	X	X	X	X	X
2) análise e interpretação dos dados.	X	X	X	X	X
3) elaboração do rascunho ou na revisão crítica do conteúdo.	X	X	X	X	X
4) participação na aprovação da versão final do manuscrito.	X	X	X	X	X