



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SERGIPE
CENTRO DE CIENCIAS EXATAS E TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ESTATÍSTICA E CIENCIAS ATUARIAIS

EDILMA FARIAS DA SILVA

**Estudo Temporal do Número de Nascidos Vivos em Sergipe, Bahia e
Alagoas, nos Anos de 2000 a 2012**

São Cristóvão – SE

2015

EDILMA FARIAS DA SILVA

**Estudo Temporal do Número de Nascidos Vivos em Sergipe, Bahia e
Alagoas, nos Anos de 2000 a 2012**

Monografia apresentada ao Departamento de Estatística e Ciências Atuariais da Universidade Federal de Sergipe, como um dos requisitos para a obtenção do grau de Bacharel em Estatística.

Orientador: Dr. José Rodrigo Santos Silva

**São Cristóvão – SE
2015**

EDILMA FARIAS DA SILVA

**Estudo Temporal do Número de Nascidos Vivos em Sergipe, Bahia e
Alagoas, nos Anos de 2000 a 2012**

/ /

Banca Examinadora:

Prof. Dr. José Rodrigo Santos Silva
Orientador

Prof. Me. Esdras Adriano Barbosa dos Santos
1º Examinador

Prof.^a Me. Evelyn de Souza Chagas
2º Examinador

O verdadeiro amigo não é aquele que diz "Vai em frente". O verdadeiro amigo é aquele que diz "Vou contigo".

Fernando Toscano

Minha alma glorifica o Senhor, meu espírito exulta de alegria.
Lucas, cap. 1, versículo 46-47.
Bíblia Sagrada

AGRADECIMENTOS

A Deus, pela grande criação do meu ser. Aos meus pais, Josefa, Edvaldo (em Memória) e Juarez, pelo eterno orgulho de nossa caminhada, pelo apoio, e, em especial, a minha mãe, por ter sido tão presente na minha vida. Aos meus irmãos, Ewerton e Douglas, pelo carinho e compreensão. Aos meus sobrinhos Erycles, Júlia, Nicole e Ruan meus amores. A Luciano, pelas coisas boas que vivemos juntos e por tudo que até hoje já conseguimos.

As minhas tias Luciene, Josefina e Nazaré pela força e autoestima, onde posso encontrar. As minhas amigas Marise, Cleane, Fátima, Daniela, pela força e incentivo que sempre tive durante a minha caminhada na vida. A Zaira Maciel pela caminhada vitoriosa que temos. As minhas cunhadas Andréa e Sumaia, pela amizade e força de sempre. Aos meus primos Wesley, Jonisson, Lucas, David, Daiana, Vera e Antônio Marcos. Aos meus amigos e colegas de curso, pela cumplicidade, força e amizade. Aos professores Rodrigo, Esdras, Evelyn, Carlos Rafael, Juliana, Suzana, Figueroa, Samuel, Daniel, Marcus e Kleber. A todos os professores do Departamento de Estatística e Ciências Atuariais pelo conhecimento e experiências repassados. Meus sinceros agradecimentos a todos aqueles que um dia passaram na minha vida e mim fizeram crescer. Obrigada!

RESUMO

O crescimento populacional é de fundamental importância para o desenvolvimento econômico de longo prazo de um país ou no mundo como todo. Fica evidente que o desenho efetivo e eficiente de políticas que visem diminuir os níveis de pobreza e desigualdade necessita do conhecimento do desenvolvimento de fecundidade. O objetivo deste trabalho foi estudar a evolução temporal da fecundidade de Sergipe e seus estados vizinhos, Bahia e Alagoas, através de séries históricas do número de nascidos vivos, registrados entre os anos de 2000 e 2012. Observamos que todas as séries apresentaram tendência de decrescimento, onde os estados de Sergipe e Bahia apresentaram uma taxa de 0,1% de decrescimento, e o estado de Alagoas, 0,2%. Os padrões de sazonalidade observados foram parecidos para cada uma das séries, com os maiores números de nascimentos registrados entre os meses de março e maio, onde o número de nascidos vivos segue decrescendo, e apresenta os menores valores entre dezembro e fevereiro. As séries foram ajustadas utilizando modelos SARIMA, onde foi necessário realizar a primeira diferença em cada um dos casos. Os modelos ajustados foram SARIMA (1,1,1) (0,1,1) para os estados de Sergipe e Bahia, e SARIMA (0,1,1) (0,1,1) para o estado de Alagoas.

Palavras-chave: Fecundidade, Nascidos vivos, Box-Jenkins.

ABSTRACT

Population growth is crucial for the long-term economic development of a country or the world as a whole. It is evident that the effective and efficient design of policies aimed at reducing levels of poverty and inequality need knowledge of fertility development. The objective was to study the evolution of fertility in Sergipe and its neighboring states, Bahia and Alagoas, through historical series of the number of live births recorded between the years 200 and 2012. We observe that all series tended to degrowth, where the states of Sergipe and Bahia had a 0.1% decrease rate, and the state of Alagoas, 0.2%. Seasonal patterns observed were similar for each of the series, with the highest number of births recorded between the states of March and May, where the number of live births following decreasing, and has the lowest values between December and February. The series were adjusted with SARIMA models, where it was necessary to conduct the first difference in each case. The adjusted models were SARIMA (1,1,1) (0,1,1) for the states of Sergipe and Bahia, and SARIMA (0,1,1) (0,1,1) for the state of Alagoas.

Keywords: Fertility, Live births, Box-Jenkins.

LISTA DE FIGURAS

- Figura 1: Número de nascidos vivos no estado de Bahia, Sergipe e Alagoas, no período de janeiro de 2000 a dezembro de 2012.....**Erro! Indicador não definido.**
- Figura 2: Box-plot número de nascidos vivos no estado de Sergipe, no período de janeiro de 2000 a dezembro de 2012.....**Erro! Indicador não definido.**
- Figura 3: Box-plot número de nascidos vivos no estado de Bahia, no período de janeiro de 2000 a dezembro de 2012.....**Erro! Indicador não definido.**
- Figura 4: Box-plot número de nascidos vivos no estado de Alagoas, no período de janeiro de 2000 a dezembro de 2012.....**Erro! Indicador não definido.**
- Figura 5: FAC e FACP- Número de nascidos vivos no Estado de Sergipe.**Erro! Indicador não definido.**
- Figura 6: FAC e FACP- Número de nascidos vivos no estado da Bahia.....**Erro! Indicador não definido.**
- Figura 7: FAC e FACP- Número de nascidos vivos no estado de Alagoas**Erro! Indicador não definido.**
- Figura 8: FAC e FACP Série diferenciada do número de nascidos vivos no estado de Sergipe.....**Erro! Indicador não definido.**
- Figura 9: FAC e FACP Série diferenciada do número de nascidos vivos no estado de Bahia.**Erro! Indicador não definido.**
- Figura 10: FAC e FACP Série diferenciada do número de nascidos vivos no estado de Alagoas.**Erro! Indicador não definido.**
- Figura 11: FAC e FACP – Resíduos do modelo SARIMA (1,1,1)(0,1,1) para o número de nascidos vivos no estado de Sergipe.**Erro! Indicador não definido.**
- Figura 12: FAC e FACP – Resíduos do modelo SARIMA (1,1,1)(0,1,1) para o número de nascidos vivos no estado de Bahia.**Erro! Indicador não definido.**
- Figura 13: FAC e FACP – Resíduos do modelo SARIMA (0,1,1)(0,1,1) para o número de nascidos vivos no estado de Alagoas.**Erro! Indicador não definido.**
- Figura 14: Previsão do número de nascidos vivos em Sergipe para os anos de 2012 e 2013.**Erro! Indicador não definido.**
- Figura 15: Previsão do número de nascidos vivos em Alagoas para os anos de 2012 e 2013.**Erro! Indicador não definido.**
- Figura 16: Previsão do número de nascidos vivos na Bahia para os anos de 2012 e 2013.**Erro! Indicador não definido.**

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Análise Descritiva– Número de Nascidos vivos na Bahia, Sergipe e Alagoas – janeiro de 2000 a dezembro de 2012	18
Tabela 2: Avaliação de tendência com o uso de Análise de Regressão	18
Tabela 3: Avaliação da sazonalidade com o uso do teste de Kruskal-Wallis	18
Tabela 4: Modelos ARIMA- Nascidos vivos no estado de Sergipe.....	24
Tabela 5: Parâmetros estimados para o modelo SARIMA (1,1,1)(0,1,1) para a série de nascidos vivos no estado de Sergipe.	25
Tabela 6: Modelos ARIMA- Nascidos vivos no estado da Bahia.....	25
Tabela 7: Parâmetros estimados para o modelo SARIMA (1,1,1)(0,1,1) para a série de nascidos vivos no estado de Sergipe.	25
Tabela 8: Modelos ARIMA- Nascidos vivos no estado de Alagoas.	26
Tabela 9: Parâmetros estimados para o modelo SARIMA (0,1,1)(0,1,1) para a série de nascidos vivos no estado de Sergipe.	26

SUMÁRIO

1.	Introdução	1
2.	Objetivos	3
2.1.	Geral	3
2.2.	Específico.....	3
3.	Revisão de Literatura	4
4.	Metodologia.....	6
4.1.	Dados.....	6
4.2.	Séries Temporais	6
4.2.1.	Avaliação de Tendência	6
4.2.2.	Variações Sazonais	9
4.2.3.	Variações Cíclicas e Irregulares	9
4.2.4.	Modelos Probabilísticos	10
4.2.4.1.	Modelos Auto Regressivos (AR)	11
4.2.4.2.	Modelos de Médias Móveis (MA)	12
4.2.4.3.	Modelos Mistos Auto Regressivos – Médias Móvel (ARMA).....	12
4.2.4.4.	Modelos Auto Regressivos Integrados de Médias Móveis (ARIMA)	13
4.2.4.5.	Modelos Sazonais (SARIMA)	13
4.2.5.	Autocorrelação (FAC) e Autocorrelação Parcial (FACP)	14
4.2.6.	Critérios de Seleção do Modelo.....	15
4.2.7.	Metodologia Box e Jenkins	15
5.	Resultados e Discussões	17
5.1.	Análise Descritiva.....	17
5.2.	Decomposição Temporal	18
5.3.	Metodologia Box e Jenkins	20
5.4	Previsão	28

6. Conclusão	32
7. Referências Bibliográficas.....	33

1. Introdução

A fecundidade é uma das variáveis demográficas, juntamente com a fertilidade a mortalidade e a migração, determinantes do crescimento populacional e por estrutura etária da população. Desta forma a redução no ritmo de crescimento populacional observada no país e no Estado de Sergipe nas últimas décadas bem com a mudança na estrutura etária é o resultado da importância da queda da fecundidade em todo o país, além da diminuição da mortalidade e da migração. Diversas causas estão associadas ao declínio da fecundidade. Estudos realizados por Sartoris e Souza (2006), Sousa e Leite Filho (2008), Silveira et al. (2009), Fernandes et al. (2011), Gabani et al. (2010) e Yazaki (1990) mostram que o declínio é o resultado da interação de um conjunto complexo de transformações de natureza econômica, social e institucional (YAZAKI, 2008).

É também bastante conhecida a associação da fecundidade e o nível socioeconômico ou condição de vida da população. O nível de instrução das mães é fator muito significativo nas variáveis, pois está muito associado a outros indicadores, como renda, pobreza, etc., que determina o subgrupo populacional ao qual pertence o indivíduo.

O crescimento populacional é claramente importante no desenvolvimento econômico de longo prazo de um país ou no mundo como todo. Fica evidente que o desenho efetivo e eficiente de políticas que visem diminuir os níveis de pobreza e desigualdade passa pelo conhecimento de desenvolvimento de fecundidade.

As primeiras tentativas de modelar o comportamento dos pais em relação à fertilidade são de Thomas Malthus em 1798. O pensamento malthusiano está baseado na hipótese que existe uma correlação positiva entre renda e a fecundidade. No entanto, mais recentemente os fatos vieram contradizer as conclusões apresentadas por esse modelo (FERREIRA, 2013).

A análise do comportamento da fertilidade essencialmente desapareceu dos modelos econômicos até 1960, quando Gary Becker começou a publicar uma série de trabalhos que reintroduziram a decisão da fecundidade na análise econômica. No modelo de Becker a demanda por crianças é uma demanda dos pais por um fluxo de serviços que as crianças produzem para eles ao longo do tempo. Dessa forma, a utilidade dos pais depende não só das quantidades de crianças, mas

também da qualidade dessas crianças, porque se espera que uma qualidade maior das crianças possa trazer mais fluxos de serviços para os pais. E por isso a interação entre a quantidade e qualidade pode explicar porque grandes declínios na fecundidade estão associados com grandes aumentos na educação, saúde e outras medidas de qualidade das crianças (BECKER, 1960).

O trabalho de Becker generalizou a estrutura malthusiana salientando que a fecundidade responde não somente a mudanças na renda, mas também a mudanças nos preços relativos de se ter uma criança adicional. Becker assume em seu modelo que cada família tem o controle perfeito tanto sobre o número como o espaçamento dos seus nascimentos. Tais como um bem de consumo durável, as crianças geram utilidade. Por isso, a versão mais simples do modelo de Becker para a fertilidade, na qual gera o efeito renda de Mathus, bem como o efeito preço, supõe que as famílias escolhem entre o número de filhos e a quantidade de bens que consomem.

Alves (ALVES, 2002) descreve o fenômeno da transição demográfica em três etapas: na primeira a taxa de mortalidade cai e a taxa de fecundidade permanece elevada, provocando um rápido crescimento populacional. Na segunda fase, a taxa de natalidade começa a cair, reduzindo o ritmo de crescimento da população e na terceira, observam-se as baixas taxas de mortalidade e natalidade, o que resulta em um lento crescimento demográfico.

A literatura empírica sobre a fertilidade considera que o número de crianças ou a fertilidade numa família é modelado como uma função de variáveis econômicas e sociais, como por exemplo, o nível de educação da esposa e a renda da família. Contudo, em alguns trabalhos, observa-se que entre os determinantes básicos do comportamento da fertilidade incluem-se condições socioeconômicas tais como, a educação, urbanização, fatores culturais como etnia e religião e fatores genéticos. De qualquer forma, esses determinantes influenciam a fertilidade através do seu impacto sobre a demanda por criança e ou, sobre os custos da regulação da fertilidade.

2. Objetivos

2.1. Geral

Estudar a evolução temporal da fecundidade de Sergipe e seus estados vizinhos, Bahia e Alagoas, através de séries históricas do número de nascidos vivos, registrados entre os anos de 200 e 2012.

2.2. Específico

- Verificar a existência de tendência nas séries históricas de fecundidade;
- Verificar a existência de sazonalidade nas séries históricas de fecundidade;
- Aplicar a Metodologia Box-Jenkins;
- Estimar modelos probabilísticos que descrevam o comportamento das séries;

3. Revisão de Literatura

As taxas de mortalidades infantil na região Nordeste reduziram-se em 31,8% no período de 1991 a 2002, desempenho pouco superior ao apresentado para a média nacional. No entanto, em alguns estados, como Rio Grande do Norte, Bahia, Ceará e Alagoas, a redução foi mais significativa. Isso pode ser atribuído à melhora de alguns indicadores que são os principais determinantes da redução da taxa de mortalidade infantil: maior acesso à redução da taxa de mortalidade infantil: maior acesso à educação, redução da taxa de fecundidade, aumento da renda, e do acesso à água. Os estados que apresentaram maiores ganhos no acesso à água tratada, educação, renda e redução da taxa de fecundidade, foram também os que obtiveram maiores ganhos na redução da mortalidade de menores de um ano de idade (SOUZA; LEITE FILHO, 2008).

A monitorização da prematuridade é muito importante, considerando seu impacto na morbidade e mortalidade infantis e seus custos econômicos e sociais. O estudo de Silveira et al. te, acompanharam a tendência do país ao contrário das regiões Norte e Nordeste (2009) utilizou dados do Sistemas de Informações sobre Nascidos Vivos (SINASC), implantando em 1990 e expandido de forma gradativa até cobrir cerca de 90% de todos os nascimentos nascimentos no país, para descrever a evolução da prematuridade no Brasil, regiões e capitais, entre os anos de 1994 e 2005. Observou-se um aumento na proporção de partos prematuros no país como um todo e uma diminuição no número de nascimentos sem informação da idade gestacional. As regiões Sudeste, acompanharam a tendência do país ao contrário das regiões Norte e Nordeste (SILVEIRA et al., 2009).

O trabalho de Fernandes et al. (2011) objetivou verificar a correlação entre a inserção da mulher no mercado de trabalho formal e a diminuição da taxa de fecundidade no Brasil, nos últimos 50 anos. Foram utilizadas as estimativas populacionais intercensitárias realizadas pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatísticas, no Brasil, entre 1995 a 2000. A análise da correlação utilizou o coeficiente de correlação de Sperman. Os resultados mostram a correlação direta, mas não única, entre a crescente presença feminina no mercado de trabalho formal e a decrescente taxa de fecundidade geral observada no Brasil. Na década de 1970 houve a maior queda da taxa de natalidade, resultado não apenas da

necessidade econômica e das oportunidades oferecidas pelo mercado de trabalho, mas devido às transformações demográficas, culturais e sociais que vinham ocorrendo, afetando as mulheres e as famílias brasileiras (FERNANDES et al., 2011).

O objetivo do trabalho de Sousa e Sartoris (2006) foi usar técnicas econométricas – especificamente testes de raízes unitárias com quebra estrutural – nos dados de fecundidade, a fim de buscar uma leitura empírica do fenômeno da transição da fecundidade, leitura esta que pode se contrapor ou mesmo se complementar às leituras tradicionalmente feitas pela Demografia, além da própria Teoria Econômica. Os testes de raízes unitárias com quebra estrutural justificam-se pelo fato de que a fecundidade é, muito provavelmente, uma variável não estacionária quando ocorre o fenômeno da transição da fecundidade. Além disso, a transição da fecundidade pode ser encarada, ela mesma, como uma quebra estrutural. Os resultados corroboram as conclusões de trabalhos elaborados com dados censitários, exceto uma mudança na tendência da série na década de 70, que, ao invés de intensificar o processo de declínio, suavizou a queda (SOUZA; SARTORIS, 2006).

O Sistema de Informação sobre Nascidos Vivo (SINASC), o qual tem por base a Declaração de Nascidos Vivos (DN), está disponível em Londrina (PR) desde setembro de 1993. Por meio desse banco de dados Gabani et al. (2010) objetivou descrever a série histórica das variáveis contidas nas DNss em Londrina (PR). Trata-se de um estudo de séries temporais no qual a casuística foi composta por DNss de mães residentes no município no período de 1994 a 2007. O número total de nascidos vivos foi de 105.776. Entre as características maternas destacaram-se a redução da percentagem de mães adolescentes e o aumento da de mãe com mais de 35 anos. Em relação aos recém-nascidos, houve predominância do sexo masculino e aumento das proporções de crianças com baixo peso ao nascer, prematuras e com índice de Apgar no 1' e 5' minutos entre 8 e 10. A predominância do parto cesáreo e o aumento discreto de gestações múltiplas caracterizaram a gestação e o parto. O SINASC é um sistema de informação que pode ser útil para avaliar as condições no período gravídico-puerperal e redirecionar ações que visem à melhoria da saúde de mãe e recém-nascidos (GABANI et al., 2010).

4. Metodologia

4.1. Dados

Os dados foram colhidos no DATASUS, que é o departamento de informática do Sistema Único de Saúde do Brasil, no endereço eletrônico <www.datasus.com.br>. Este órgão é responsável por coletar, processar e disseminar informações sobre saúde. Os dados colhidos são observações mensais do número de nascidos vivos registrados nos estados de Sergipe, Bahia e Alagoas, no período de janeiro de 2000 a dezembro de 2012. Utilizamos o software SPSS, versão 17, para realizarmos todas as análises.

4.2. Séries Temporais

A classe de fenômenos cujo processo observacional e consequente quantificação numérica gera uma sequência de dados distribuídos no tempo é denominada série temporal (SOUZA; ASSIS, 1989). O objetivo da análise de séries temporais é descrever o comportamento passado da série, visando à compreensão do seu comportamento, objetivando previsões de movimentos futuros.

Os métodos de decomposição assumem que uma série temporal é constituída por um conjunto de componentes não-observáveis (SOUZA; ASSIS, 1989). O modelo clássico considera a série composta por quatro elementos clássicos: Tendência, Variações cíclicas, Variações sazonais e Variações irregulares. Neste trabalho iremos utilizar o modelo clássico de análise, através do processo de decomposição será feita a remoção sistemática de cada componente a fim de analisarmos cada uma separadamente.

4.2.1. Avaliação de Tendência

A tendência representa o aumento ou declínio gradual nos valores das observações de uma série temporal (WHEELWRIGHT, 1985). O objetivo de isolar a tendência na série é identificá-la e usá-la em previsões ou permitir o estudo das outras componentes. Podemos isolar a tendência através do uso de análise de

regressão e encontrar uma reta de tendência que nos indique o comportamento da série.

A regressão linear é usada para designar a expressão de um variável dependente (Y) em função de outra (X), considerada independente. Se a relação funcional entre elas é expressa por uma equação de 1º grau, cuja a representação geométrica é uma linha reta a regressão é dita linear. A equação da reta é dada por:

$$Y_i = \alpha + \beta X_i$$

onde: Y - variável dependente; X - variável independente; α - intercepto, expressa o valor de Y quando X é zero; β - coeficiente de regressão, coeficiente angular ou inclinação da reta.

A teoria mostra que a melhor maneira de estimar α e β é por meio do Método dos Mínimos Quadrados, o qual consiste em minimizar a soma de quadrados dos desvios $Y_i - \hat{Y}_i$. Sendo esta a diferença entre o valor observado e o estimado pela equação de regressão para cada observação, procura-se, então, estimar α e β , de tal modo que $\sum(Y_i - \hat{Y}_i)^2$ seja mínima. As diferenças $Y_i - \hat{Y}_i$ são chamadas “desvios da regressão” ou “erro de estimativas”.

Equação 01

$$\begin{aligned} -\varepsilon_i &= \alpha + \beta X_i - Y_i \\ \varepsilon_i^2 &= (\alpha + \beta X_i - Y_i)^2 \end{aligned}$$

A soma dos quadrados dos desvios será:

Equação 02

$$SQR = \sum_{i=1}^n (\alpha + \beta X_i - Y_i)^2$$

Para tornar mínima esta soma, quando variam α e β , devemos igualar a zero as derivadas parciais:

Equação 03

$$\begin{cases} \frac{\partial SQR}{\partial \alpha} \\ \frac{\partial SQR}{\partial \beta} \end{cases}$$

Obtemos:

Equação 04

$$\begin{cases} \frac{\partial SQR}{\partial \alpha} = 2 \sum_{i=1}^n (\alpha + \beta X_i - Y_i) \\ \frac{\partial SQR}{\partial \beta} = 2 \sum_{i=1}^n (\alpha + \beta X_i - Y_i) X_i \end{cases}$$

Que resulta em:

Equação 05

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n (\alpha + \beta X_i - Y_i) = 0 \\ \sum_{i=1}^n (\alpha + \beta X_i - Y_i) X_i = 0 \end{cases}$$

Onde α e β são obtidos pela expressão normais:

Equação 06

$$\begin{cases} n\alpha + \beta \sum_{i=1}^n X_i = \sum_{i=1}^n Y_i \\ \alpha \sum_{i=1}^n X_i + \beta \sum_{i=1}^n X_i^2 = \sum_{i=1}^n Y_i X_i \end{cases}$$

Que produzem:

Equação 07

$$\begin{cases} \hat{\alpha} = \frac{(\sum_{i=1}^n Y_i)(\sum_{i=1}^n X_i^2) - (\sum_{i=1}^n X_i)(\sum_{i=1}^n X_i Y_i)}{n \sum_{i=1}^n X_i^2 - (\sum_{i=1}^n X_i)^2} \\ \hat{\beta} = \frac{n \sum_{i=1}^n Y_i X_i - (\sum_{i=1}^n X_i)(\sum_{i=1}^n Y_i)}{n \sum_{i=1}^n X_i^2 - (\sum_{i=1}^n X_i)^2} \end{cases}$$

Onde $\hat{\alpha}$ e $\hat{\beta}$ são os estimadores dos parâmetros α e β , respectivamente. (MORETTIN; TOLOI, 2006).

4.2.2. Variações Sazonais

O teste de Kruskal-Wallis (KRUSKAL; WALLIS, 1952) para é utilizado para testar se um conjunto de amostras provêm da mesma distribuição, sendo uma extensão do teste U de Mann–Whitney (MANN; WHITNEY, 1947) para mais de duas amostras. Ele é usado para testar a hipótese nula de que todas as populações possuem funções de distribuição iguais contra a hipótese alternativa de que ao menos duas das populações possuem funções de distribuição diferentes. Segundo Morettin e Toloi (2006), o teste de Kruskall-Wallis pode ser utilizado para a avaliação de sazonalidade em uma série temporal. A estatística de teste é dada por:

Equação 08

$$K = (N - 1) \frac{\sum_{i=1}^g n_i (\bar{r}_i - \bar{r})^2}{\sum_{i=1}^g \sum_{j=1}^{n_i} (r_{ij} - \bar{r})^2}$$

onde: n_i é o número de observações no grupo i ; r_{ij} é a classificação (entre todas as observações) de observação j no grupo i ; N é o número total de observações em todos os grupos; $\bar{r}_i = \sum_{j=1}^{n_i} r_{ij} / n_i$; $\bar{r} = (N + 1) / 2$.

Finalmente, o valor p é aproximado por $P_r = (\chi^2_{g-1} \geq K)$. Se algum n_i é menor que 5, a distribuição de probabilidade de K não pode ser definida pela distribuição Qui-Quadrado.

4.2.3. Variações Cíclicas e Irregulares

O ciclo apresenta um comportamento similar à componente sazonal, porém ocorre em períodos maiores que aquela. É um movimento oscilatório de longa duração que exprime a influência de fatores aleatórios de ação reiterada. Tal componente indica as fases de expansão e contração da variável estudada, sendo de duração não fixa (MORETTIN; TOLOI, 2006).

Segundo Morettin e Toloi (2006), a variação cíclica é um movimento oscilatório de curta duração e de grande instabilidade que exprime a influência de fatores casuais, como por exemplo, secas, enchentes, greves, eleições, etc.

Justamente pelo fato de não apresentar duração uniforme, a identificação da componente ciclo é mais problemática (MORETTIN; TOLOI, 2006). As variações cíclicas não podem ser separadas das variações irregulares, desse modo, iremos analisá-las conjuntamente. A remoção da tendência consiste simplesmente na análise dos resíduos da reta de regressão linear, equação esta obtida na análise da componente de tendência.

4.2.4. Modelos Probabilísticos

Matematicamente um processo estocástico pode ser definido como uma coleção de variáveis aleatórias ordenadas no tempo e definidas em um conjunto de pontos T , que pode ser contínuo ou discreto. Iremos denotar a variável aleatória no tempo t por $X(t)$ no caso contínuo (usualmente $-\infty < t < \infty$), e por X_t no caso discreto (usualmente $t = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$). O conjunto de possíveis valores do processo é chamado de espaço de estados que pode ser discreto (e.g. o número de chamadas que chegam a uma central telefônica a cada 2 horas) ou contínuo (e.g. a temperatura do ar em uma localidade observada em intervalos de 1 hora) (EHLERS, 2007).

Em análise de séries temporais a situação é bem diferente da maioria dos problemas estatísticos. Embora seja possível variar o tamanho da série observada, usualmente será impossível fazer mais do que uma observação em cada tempo. Assim, tem-se apenas uma realização do processo estocástico e uma única observação da variável aleatória no tempo t denotada por $X(t)$ no caso contínuo e X_t , para $t = 1, \dots, N$ no caso discreto (EHLERS, 2007).

Segundo Fava (2003), o modelo é estacionário quando o processo está em “equilíbrio”, em outras palavras, é quando as propriedades da variável não são alteradas ao longo do tempo. Um modelo é considerado fracamente estacionário de sua média e variância se mantém constante ao longo do tempo, se todos os momentos conjuntos não variam ao longo do tempo podemos caracterizar este processo como sendo fortemente estacionário.

Dentre os modelos estacionários temos: Modelo Auto-Regressivo (AR), onde a série é descrita por seus valores anteriores e por um erro aleatório; Modelo de Médias Móveis (MA), neste modelo a série resulta da combinação dos erros de previsão dos períodos passados com o período atual e; Modelo Auto-Regressivo de Médias Móveis (ARMA), representa a combinação dos dois modelos anteriores. Quando uma serie temporal apresenta média e variância dependentes do tempo, é porque ela é não estacionária (WERNER; RIBEIRO, 2003). O modelo Auto-Regressivo Integrado de Médias Móveis (ARIMA) representa o processo estocástico gerador da série temporal, a partir de um modelo ARMA aplicável na descrição de séries temporais estacionárias, estendendo esse conceito para séries temporais não-estacionárias.

Os modelos Modelos Auto Regressivos Integrados de Média Móvel, ou simplesmente ARIMA (Auto-regressive Integrated Moving Average), foram propostos por George Box e Gwilym Jenkins no início dos anos 70 (BOX; JENKINS, 1976). Os modelos de Box-Jenkins partem da ideia de que os valores de uma série temporal são altamente dependentes, ou seja, cada valor pode ser explicado por valores prévios da série. Os modelos ARIMA representam a classe mais geral de modelos para a análise de séries temporais (PELLEGRINI; FOGLIATTO, 2001).

Segundo Werner (2003), os modelos ARIMA são modelos matemáticos que visam captar o comportamento da correlação seriada ou autocorrelação entre os valores da série temporal, e com base nesse comportamento realizar previsões futuras. Se essa estrutura de correlação for bem modelada, fornecerá boas previsões.

Os modelos ARIMA resultam da combinação de três componentes denominados “filtros”: o componente Auto Regressivo (AR), o filtro de integração (I) e o componente de médias móveis (MA). Uma série pode ser modelada pelos três filtros ou apenas um subconjunto deles, resultando em vários modelos (WERNER; RIBEIRO, 2003).

4.2.4.1. Modelos Auto Regressivos (AR)

Este modelo estocástico é útil na representação de um grande número de séries temporais. O modelo Auto Regressivo corresponde a um filtro que tem como

entrada o ruído branco de média 0 e desvio padrão 1 e como saída o sinal desejado. Segundo Pellegrini e Fogliatto (2001), o valor corrente do processo é expresso como uma combinação linear finita de valores prévios do processo e um ruído aleatório a_t . O modelo AR de ordem p pode ser expresso como segue.

Equação 09

$$\tilde{Z}_t = \phi_1 \tilde{Z}_{t-1} + \phi_2 \tilde{Z}_{t-2} + \dots + \phi_p \tilde{Z}_{t-p} + a_t$$

Onde os coeficientes $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ descrevem como um valor corrente Z_t relaciona-se com as variáveis passadas $Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-p}$.

4.2.4.2. Modelos de Médias Móveis (MA)

Nos modelos de média móvel, \tilde{Z}_t , que representa a observação Z_t subtraída da média μ , dependente linearmente de um número finito q de valores prévios do ruído aleatório a_t . Assim um processo de média móvel de ordem q é dado por (PELLEGRINI; FOGLIATTO, 2001):

Equação 10

$$\tilde{Z}_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

4.2.4.3. Modelos Mistas Auto Regressivos – Médias Móvel (ARMA)

Algumas vezes, séries temporais são melhor modeladas com a inclusão de termos Auto Regressivos e de Média Móvel. O resultado é um modelo misto Auto Regressivo de Média Móvel de ordem (p, q) :

Equação 11

$$\tilde{Z}_t = \phi_1 \tilde{Z}_{t-1} + \phi_2 \tilde{Z}_{t-2} + \dots + \phi_p \tilde{Z}_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

O modelo possui $p + q + 2$ parâmetros desconhecidos, que podem ser estimados a partir dos valores observados na série temporal. Na prática, os valores de p e q são geralmente menores que 2 para séries temporais estacionárias (BOX et al., 1994).

4.2.4.4. Modelos Auto Regressivos Integrados de Médias Móveis (ARIMA)

Como a maioria dos procedimentos de análise estatística de séries temporais supõe que estas sejam estacionárias, será necessário transformá-las caso ainda não sejam. Segundo Morretin e Toloi (2006), a transformação mais comum consiste em tomar diferenças sucessivas da série original até obter uma série estacionária (WERNER; RIBEIRO, 2003).

Ainda segundo Morretin e Toloi (2006), em situações normais será suficiente tomar uma ou duas diferenças para que a série se torne estacionária. O número d de diferenças necessárias para tornar a série estacionária é denominado ordem de integração. A inclusão do termo de ordem de integração permite que sejam utilizados os modelos ARIMA(p, d, q) dados pela equação que segue (WERNER; RIBEIRO, 2003)

Equação 12

$$w^d = \phi_1 w_{t-1} + \dots + \phi_p w_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

4.2.4.5. Modelos Sazonais (SARIMA)

De acordo com Werner e Ribeiro (2003), os modelos ARIMA exploram a autocorrelação entre os valores da série em instantes sucessivos, mas quando os dados são observados em períodos inferiores a um ano, a série também pode apresentar autocorrelação para uma estação de sazonalidade s . Os modelos que contemplam as séries que apresentam autocorrelação sazonal são conhecidos como SARIMA. O modelo mais geral é dado por

Equação 13

$$(1 - \phi_1 L - \dots - \phi_p L^p)(1 - \phi_1 L^S - \dots - \phi_p L^{Ps})(1 - L)^d (1 - L^S)^D Z_t = (1 - \theta_1 L - \dots - \theta_q L^q)(1 - \Theta_1 L^S - \Theta_q L^{Qs}) \varepsilon_t$$

onde: $(1 - \phi_1 L - \dots - \phi_p L^p)$ é a parte Auto Regressiva não sazonal de ordem p ;

$(1 - \phi_1 L^S - \dots - \phi_p L^{Ps})$ é a parte Auto Regressiva sazonal de ordem P e estação sazonal s ;

$(1 - L)^d$ é a parte de integração não sazonal de ordem d ;

$(1 - L^s)^D$ é a parte de integração sazonal de ordem D e estação sazonal s ;

$(1 - \theta_1 L - \dots - \theta_q L^q)$ é a parte não sazonal de médias móveis de ordem q ;

$(1 - \Theta_1 L^s - \Theta_Q L^{qs})$ é a parte sazonal de Médias Móveis de ordem Q e estação sazonal s .

4.2.5. Autocorrelação (FAC) e Autocorrelação Parcial (FACP)

Uma estatística importante na análise de séries temporais é o coeficiente de autocorrelação r . A autocorrelação é usada para descrever a correlação entre dois valores da mesma série temporal, em diferentes períodos e tempo. Assim, um coeficiente de autocorrelação r_i mede a correlação entre dois valores adjacentes na série, e a autocorrelação, neste caso, é dita autocorrelação de lag (ou defasagem) 1. De maneira genérica, o coeficiente de autocorrelação r_k mede a correlação entre observações distantes k períodos de tempo (ou seja, uma autocorrelação de lag k) (PELLEGRINI; FOGLIATTO, 2001).

A medida de autocorrelação de lag k , segundo Pellegrini e Fogliatto (2001), é definida por:

Equação 14

$$r_k = \frac{E[(z_t - \mu)(z_{t-k} - \mu)]}{\sigma^2}$$

Segundo Pellegrini e Fogliatto (2001), para se obter uma boa estimativa do coeficiente de autocorrelação, deve-se dispor de pelo menos 50 observações da variável Z . O número de autocorrelações de lags diferentes que se calcula para a análise da série temporal deve ser de $N/4$, onde N é o número total de observações na série.

A autocorrelação parcial também permite analisar o relacionamento entre valores de uma série temporal. Porém, ela mede o grau de associação entre Z_t e Z_{t-k} , quando o efeito de outros lags ($1, 2, 3, \dots, k-1$) são removidos. A autocorrelação parcial é representada por f_{kk} . O coeficiente de autocorrelação parcial f_{kk} é o f_{kk}

k -ésimo coeficiente em um processo autoregressivo de ordem k (BOX; JENKINS, 1976).

4.2.6. Critérios de Seleção do Modelo

A título de validar modelo ajustado, com vistas à realização das previsões, foram utilizados dois critérios, o BIC e o MAPE.

O MAPE é definido como sendo o Erro Percentual Absoluto Médio. Ele é calculado a partir das previsões um passo à frente gerado por cada modelo estimado (MACHADO; CABRITA, 2009), onde quanto menor for o MAPE, melhor será o modelo. É definido por:

Equação 15

$$\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{e_t}{z_t} \times 100 \right|$$

Outro critério de seleção é o BIC (Critério de Informação Bayesiano). Segundo Morretin e Toloi (1981), este critério busca “penalizar” a inclusão de parâmetros extras, valorizando os mais parcimoniosos. É definido da seguinte forma:

Equação 16

$$BIC = -2 \times \log(FMV) + m \times \log(N)$$

Onde: FMV é a Função de Máxima Verossimilhança, m é o número de parâmetros estimados no modelo e N o número de observações.

4.2.7. Metodologia Box e Jenkins

Segundo Morretin e Toloi (2006), a construção dos modelos Box-Jenkins é baseada em um ciclo iterativo, no qual a escolha do modelo é feita com base nos próprios dados. De acordo com Box e Jenkins (1976), são três as etapas para construção do modelo:

1. Identificação: consiste em descobrir qual dentre as várias versões dos modelos de Box-Jenkins, sejam eles sazonais ou não, descreve o comportamento da série.

A identificação do modelo a ser estimado ocorre pelo comportamento das funções de autocorrelações (FAC) e das funções de autocorrelações parciais (FACP).

2. Estimação: consiste em estimar os parâmetros do componente Auto Regressivo, os parâmetros d componente de médias móveis e a variância do erro aleatório.
3. Verificação: consiste em avaliar se o modelo estimado é adequado para descrever o comportamento dos dados.

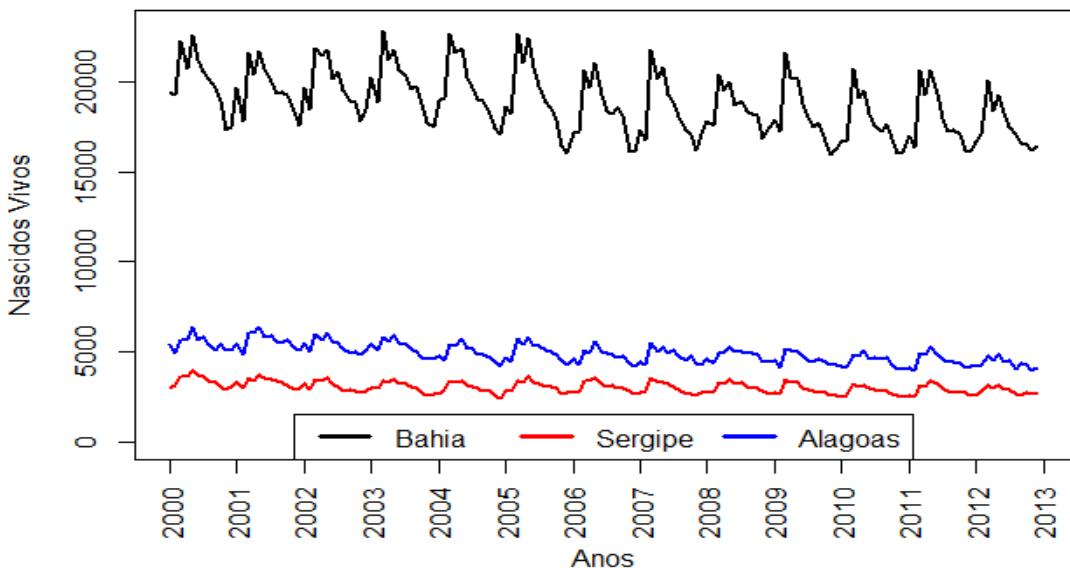
5. Resultados e Discussões

5.1. Análise Descritiva

Na **Figura 1**, está plotado a série com o número de fecundidade ocorrido no período de janeiro de 2000 à dezembro de 2012, no Estado de Sergipe, no Estado de Alagoas e no Estado da Bahia. Observamos, através deste gráfico, indício da presença de uma tendência de decrescimento muito pequena para Sergipe e Alagoas nas séries e também a existência de sazonalidades nas mesmas.

Em todas estas três séries será aplicada uma decomposição temporal, da qual serão separadas algumas componentes que compõe uma série temporal (tendência, sazonalidade), e através da metodologia de Box e Jenkins, buscaremos um modelo ARIMA que melhor explique cada uma das séries e da qual possamos realizar previsões das mesmas.

Figura 1: Número de nascidos vivos no estado de Bahia, Sergipe e Alagoas, no período de janeiro de 2000 a dezembro de 2012.



A análise descritiva do número de nascimentos ocorridos nos estados da Bahia, Sergipe e Alagoas, mostrada na Tabela 1, aponta a Bahia como sendo o de maior média de fecundidades, 18810,32 nascimentos. Este estado é o maior do nordeste.

Tabela 1: Análise Descritiva– Número de Nascidos vivos na Bahia, Sergipe e Alagoas – janeiro de 2000 a dezembro de 2012.

Estados	Média	Desvio Padrão	CV (%)
Bahia	18810,32	1749,08	9,30
Sergipe	3047,29	317,59	10,42
Alagoas	4938,43	541,15	10,96

5.2. Decomposição Temporal

Observou-se que nos três estados existe tendência de decrescimento (Tabela 2).

Tabela 2: Avaliação de tendência com o uso de Análise de Regressão

Estado	β_0	β_1	Teste t β_1 (p-valor)	Resultado	Taxa de Crescimento (% por Mês)
Sergipe	3305,98	-3,29	0,0000	Tendência de decrescimento	-0,1
Bahia	20350,66	-19,62	0,0000	Tendência de decrescimento	-0,1
Alagoas	5602,35	-8,46	0,0000	Tendência de decrescimento	-0,2

Todos os três estados tem sazonalidade (Tabela 3). Os padrões de sazonalidade observados foram parecidos para cada uma das séries. Em Sergipe, Figura 2 e no estado da Bahia, Figura 3 os meses de maio e março foram os que apresentaram maior frequência de fecundidade, já os meses de novembro e dezembro foram os que registraram menores médias de fecundidade. No estado de Alagoas, Figura 4 os meses de maior médias de frequências foram os de maio e março e os de menores médias de fecundidade foram dezembro e fevereiro.

Tabela 3: Avaliação da sazonalidade com o uso do teste de Kruskal-Wallis

Estado	N	Estatística de teste	GL	p-valor
Sergipe	156	104,424	11	0,000
Bahia	156	63,163	11	0,000
Alagoas	156	103,444	11	0,000

Figura 2: Box-plot número de nascidos vivos no estado de Sergipe, no período de janeiro de 2000 a dezembro de 2012.

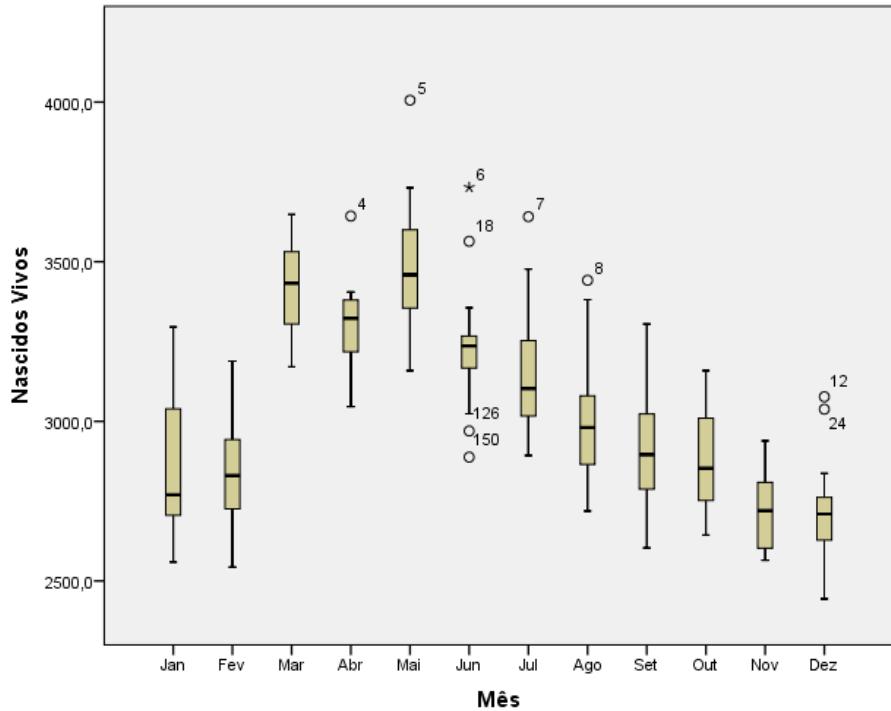


Figura 3: Box-plot número de nascidos vivos no estado de Bahia, no período de janeiro de 2000 a dezembro de 2012.

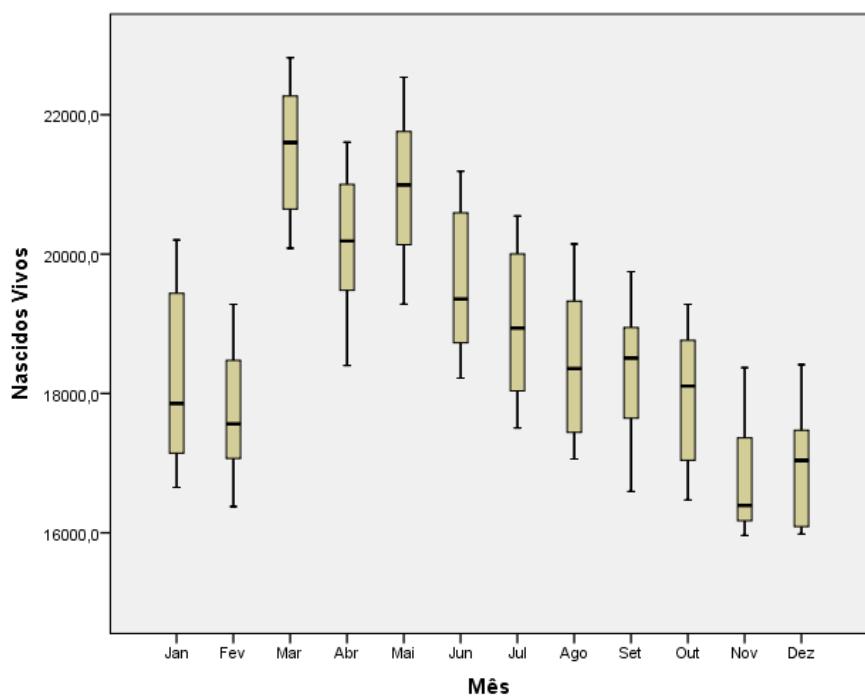
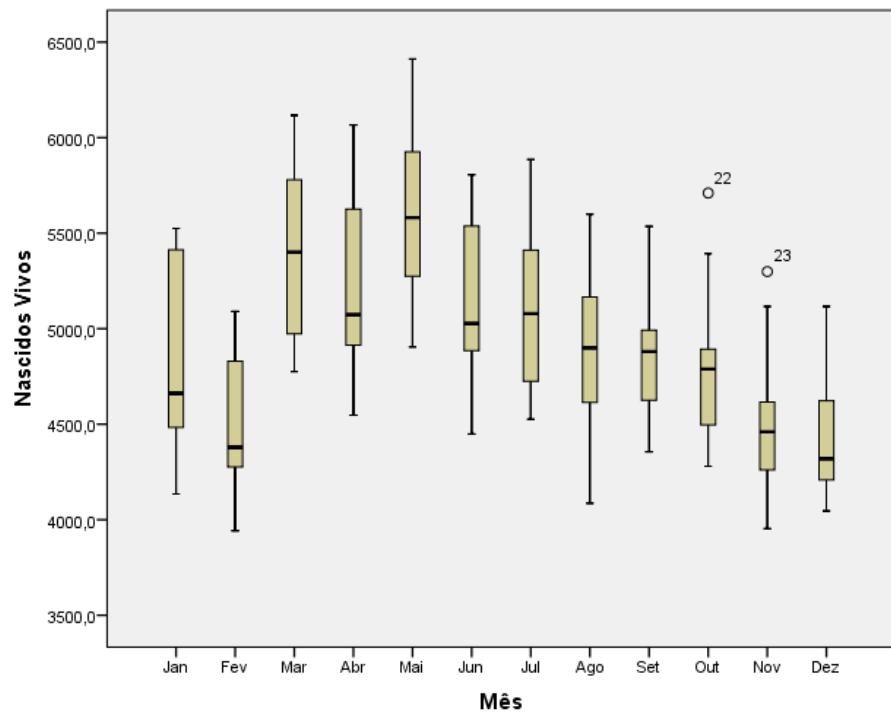


Figura 4: Box-plot número de nascidos vivos no estado de Alagoas, no período de janeiro de 2000 a dezembro de 2012.

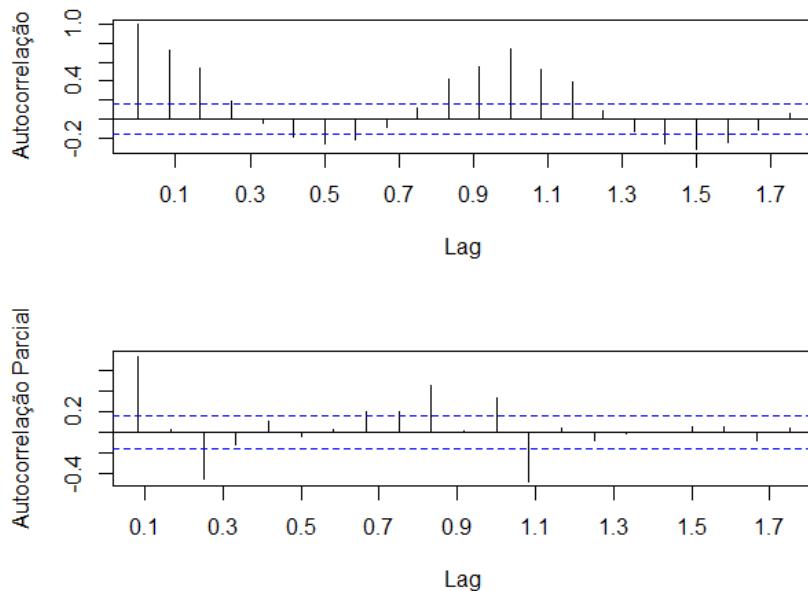


5.3. Metodologia Box e Jenkins

A primeira etapa da metodologia Box e Jenkins é a etapa da identificação do modelo a ser estimado. Esta identificação é feita sob o auxílio das funções de autocorrelação (FAC) e autocorrelação parcial (FACP).

Os gráficos da FAC e FACP, vistos na **Erro! Fonte de referência não encontrada.**, não sugerem nenhum modelo ARIMA para a série número de fecundidade no Estado de Sergipe, desta forma, de acordo com Morettin e Toloi (2006), deve-se testar modelos com valores de p , d e q baixos.

Figura 5: FAC e FACP- Número de nascidos vivos no Estado de Sergipe



Este comportamento das FAC e FACP para as demais séries foi similar a este observado na **Erro! Fonte de referência não encontrada.**, conforme se pode observar na **Erro! Fonte de referência não encontrada.** e na **Erro! Fonte de referência não encontrada..** Logo, para as três séries trabalhadas, buscou-se estimar modelos a partir de valores baixos de p, q e d . Além disto, a sazonalidade observada em todas as séries nos leva a modelos SARIMA, que são dotados de componentes sazonais.

Figura 6: FAC e FACP- Número de nascidos vivos no estado da Bahia.

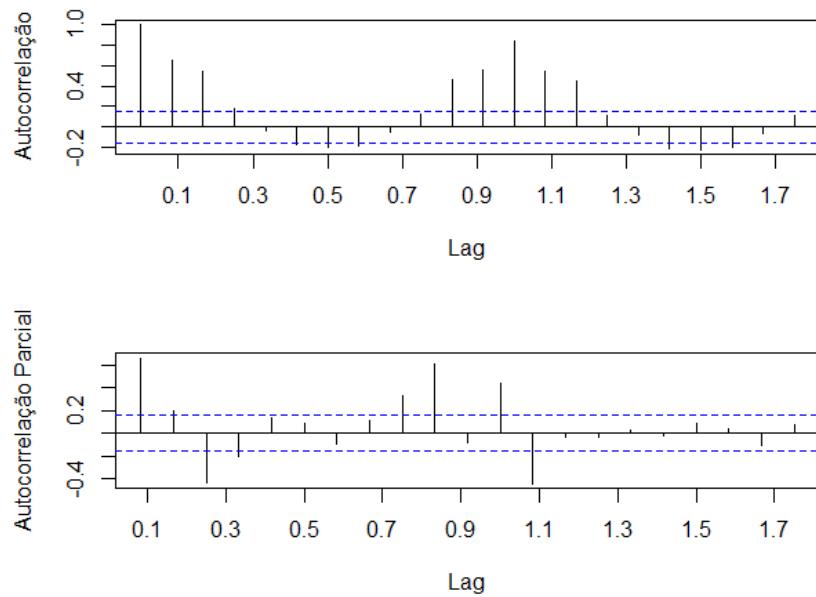
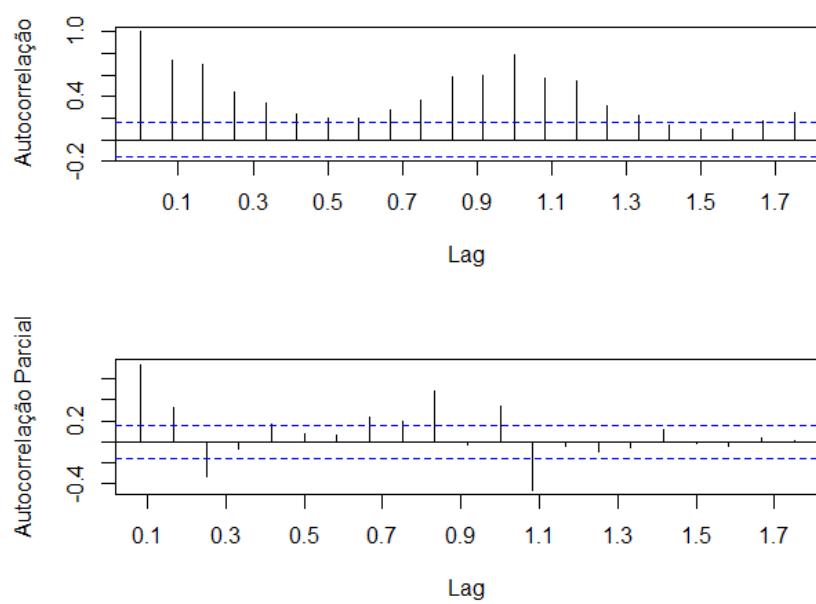


Figura 7: FAC e FACP- Número de nascidos vivos no estado de Alagoas



As FAC e FACP mostraram a necessidade da utilização da primeira diferença das séries tornar as séries estacionárias. As FAC e FACP das séries diferenciadas estão na **Erro! Fonte de referência não encontrada.**, **Erro! Fonte de referência não encontrada.** e **Erro! Fonte de referência não encontrada..**

Figura 8: FAC e FACP Série diferenciada do número de nascidos vivos no estado de Sergipe.

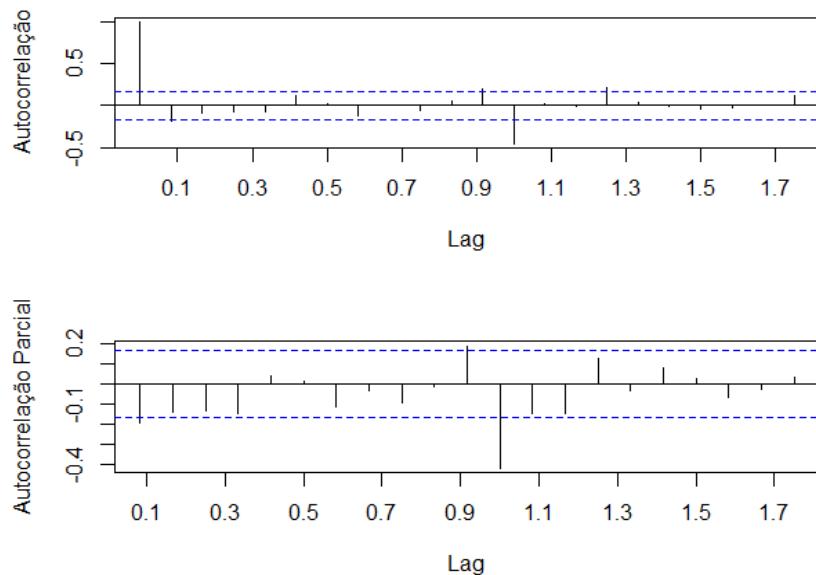


Figura 9: FAC e FACP Série diferenciada do número de nascidos vivos no estado de Bahia.

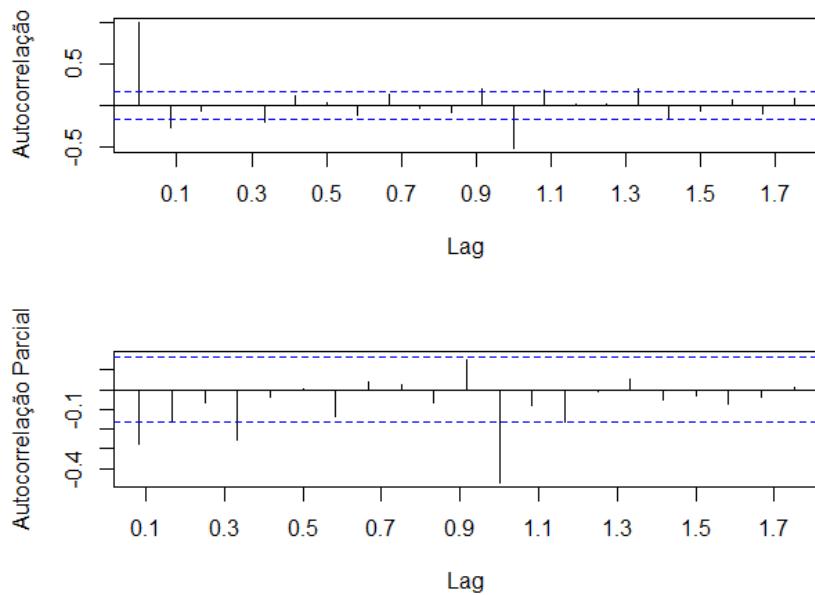
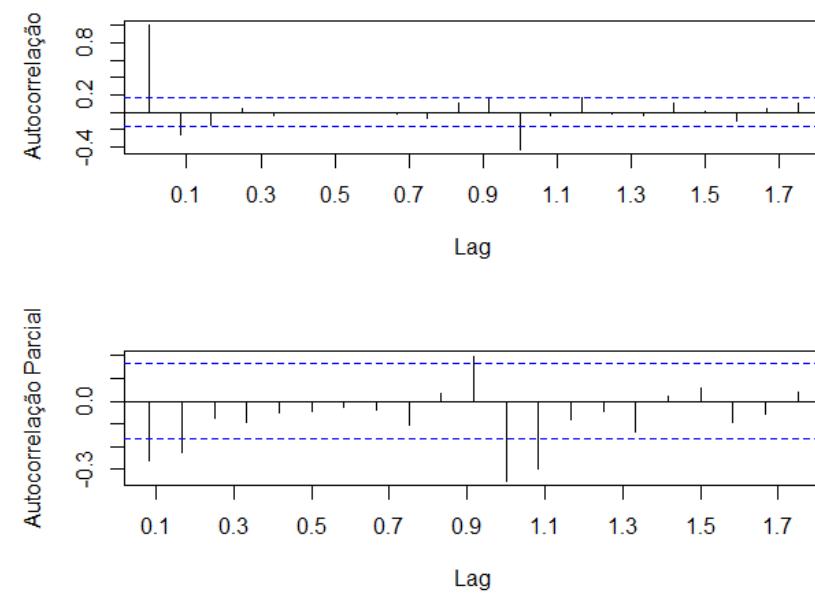


Figura 10: FAC e FACP Série diferenciada do número de nascidos vivos no estado de Alagoas.



Foram testados diversos modelos e em todas as séries, e como critério de escolha utilizou-se as estatísticas de BIC e MAPE. Em todas estas estatísticas, o melhor modelo é apontado pelo menor valor destas.

Para o Estado de Sergipe, os três melhores modelos obtidos estão dispostos na Tabela 4. O modelo escolhido foi SARIMA (1,1,1) (0,1,1) pois apresentou o menor BIC e os menores valores de MAPE. Os parâmetros estimados para este modelo estão na

Tabela 5.

Tabela 4: Modelos ARIMA- Nascidos vivos no estado de Sergipe.

MODELO	BIC	MAPE
(1,1,1) (0,1,1)	9,569	2,760
(0,1,2) (0,1,1)	9,607	2,869
(1,1,1) (1,1,1)	9,610	2,758

Tabela 5: Parâmetros estimados para o modelo SARIMA (1,1,1)(0,1,1) para a série de nascidos vivos no estado de Sergipe.

Parâmetros	Estimativas	t	p-valor
Constante	0,411	1,385	0,168
AR1	0,652	8,521	0,000
Diferença	1	-	-
MA1	0,999	0,706	0,482
AR1 Sazonal	-	-	-
Diferença Sazonal	1	-	-
MA1 Sazonal	0,796	8,908	0,000

Os três melhores modelos obtidos para a série número de nascidos vivos no estado da Bahia estão dispostos na Tabela 6. Dentre estes modelos o escolhido foi ARIMA (1,1,1) (0,1,1), pois dentre os demais modelos estimados e dispostos na Tabela 6, este apresentou o menor BIC e os menor valor de MAPE.

Tabela 6: Modelos ARIMA- Nascidos vivos no estado da Bahia.

MODELO	BIC	MAPE
(1,1,1) (0,1,1)	12,535	2,045
(0,1,2) (0,1,1)	12,549	2,061
(0,1,1) (0,1,1)	12,561	2,153

Tabela 7: Parâmetros estimados para o modelo SARIMA (1,1,1)(0,1,1) para a série de nascidos vivos no estado de Sergipe.

Parâmetros	Estimativas	t	p-valor
Constante	0,541	1,141	0,991
AR1	0,578	0,75	0,000
Diferença	1	-	-
MA1	0,998	1,633	0,105
AR1 Sazonal	-	-	-
Diferença Sazonal	1	-	-
MA1 Sazonal	0,716	8,347	0,000

O modelo escolhido para estimar o número de nascidos vivos no estado de Alagoas foi ARIMA (0,1,1,) (0,1,1), pois dentre os demais modelos estimados e dispostos na Tabela 8, este apresentou o menor BIC e o menor valor de MAPE.

Tabela 8: Modelos ARIMA- Nascidos vivos no estado de Alagoas.

MODELO	BIC	MAPE
(0,1,1) (0,1,1)	10,413	2,737
(1,1,1) (0,1,1)	10,427	2,757
(2,1,1) (0,1,1)	10,433	2,694

Tabela 9: Parâmetros estimados para o modelo SARIMA (0,1,1)(0,1,1) para a série de nascidos vivos no estado de Sergipe.

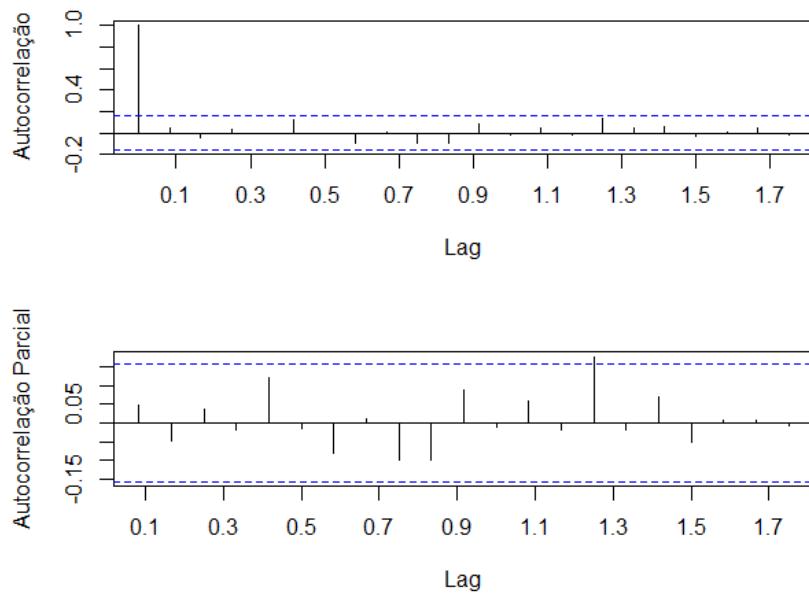
Parâmetros	Estimativas	t	p-valor
Constante	-0,03	-0,01	0,991
AR1	-	-	-
Diferença	1	-	-
MA1	0,478	6,348	0,000
AR1 Sazonal	-	-	-
Diferença Sazonal	1	-	-
MA1 Sazonal	0,728	8,888	0,000

Após determinar os modelos, deve-se verificar a autocorrelação e autocorrelação parcial dos resíduos, a fim de verificar se os mesmos são compostos somente por ruído brando. Tal comportamento reflete um bom ajuste do modelo.

O modelo SARIMA (1,1,1) (0,1,1), estimado para explicar a variabilidade gerada pelo número de nascidos vivos no estado de Sergipe, apresentou FAC e FACP de

resíduos, de acordo com a **Erro! Fonte de referência não encontrada.** A FAC apresentou o primeiro lag fora dos limites de controle, tal comportamento representa a correlação deste período com ele próprio, sendo a série considerada apenas por ruídos aleatórios.

Figura 11: FAC e FACP – Resíduos do modelo SARIMA (1,1,1)(0,1,1) para o número de nascidos vivos no estado de Sergipe.



O mesmo comportamento se repetiu para a análise dos resíduos dos ajustes realizados para as séries de nascidos vivos nos estados da Bahia e Alagoas

Figura 12: FAC e FACP – Resíduos do modelo SARIMA (1,1,1)(0,1,1) para o número de nascidos vivos no estado de Bahia.

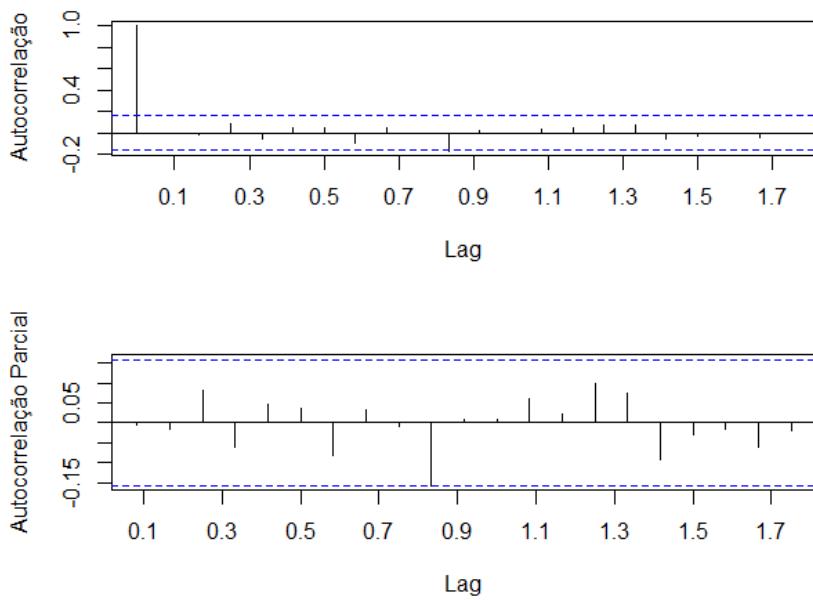
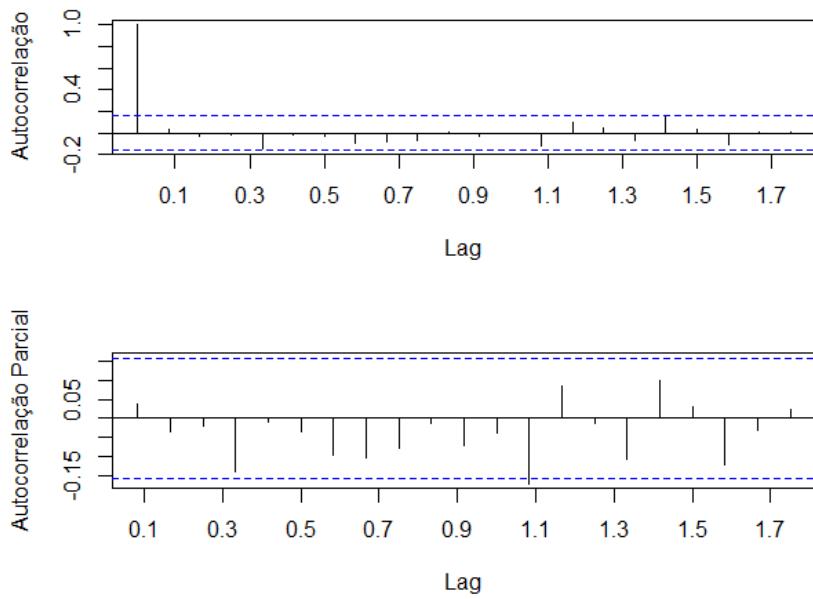


Figura 13: FAC e FACP – Resíduos do modelo SARIMA $(0,1,1)(0,1,1)$ para o número de nascidos vivos no estado de Alagoas.

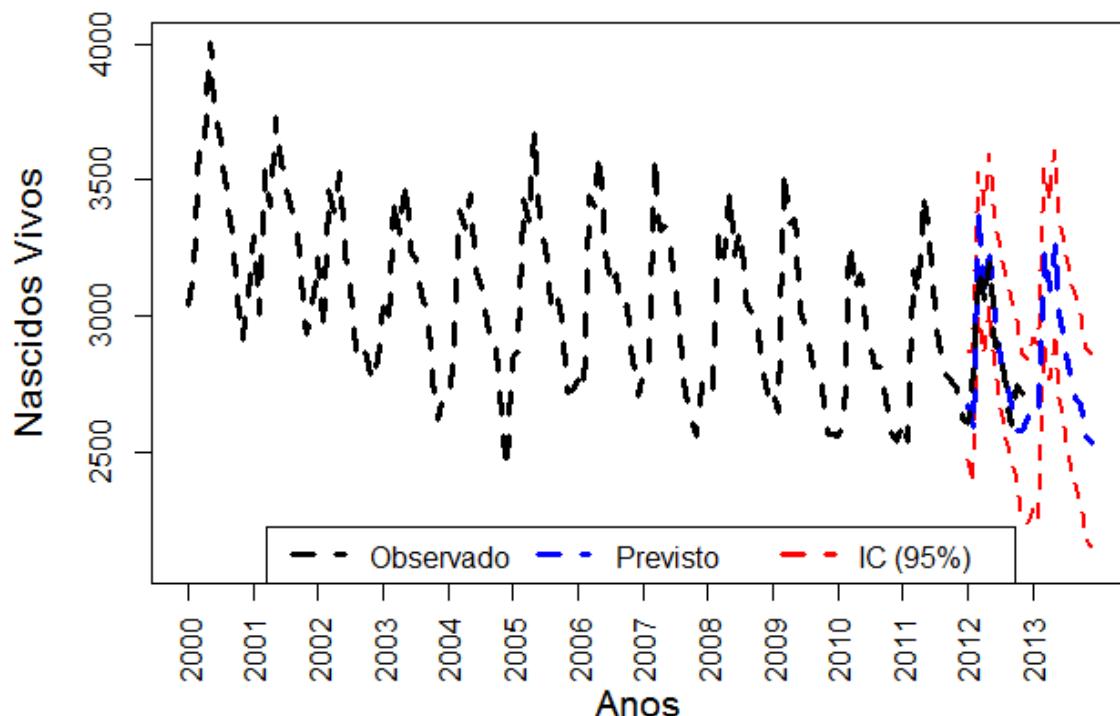


5.4 Previsão

Conhecendo estes modelos, pode-se agora realizar previsões para os meses seguintes, precisamente de janeiro de 2012 a dezembro de 2013. Para o estado de Sergipe, os valores previstos estão dispostos na **Erro! Fonte de referência não**

encontrada., juntamente com os seus respectivos limites de confiança, ao nível de significância de 5%. Notam-se os limites de confiança próximos da previsão, o que indica que o ajuste do modelo estimado, o SARIMA (1,1,1) (0,1,1), foi bom. Nota-se ainda que, de acordo com a previsão realizada, o número de nascidos vivos que ocorrerão no ano 2013 será menor do que aquelas observados no ano anterior as previsões, indicando a manutenção da tendência de queda no numero de fecundidades ao longo dos próximos meses. Ao compararmos os valores reais do número de fecundidade em Sergipe com os valores previstos, no ano de 2012, notamos que todas as observações se encontram dentro dos limites de confiança.

Figura 14: Previsão do número de nascidos vivos em Sergipe para os anos de 2012 e 2013.

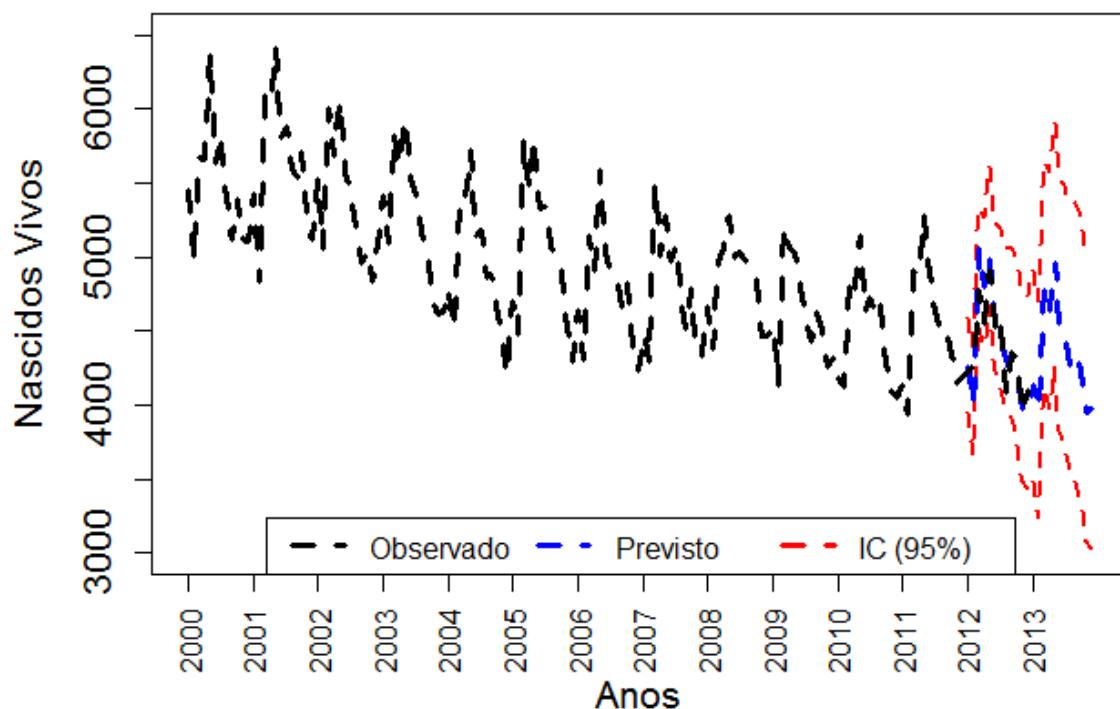


Os valores previstos para o número de fecundidade no estado de Alagoas no período de janeiro de 2012 a dezembro de 2013 estão dispostos na **Erro! Fonte de referência não encontrada.**. Os limites de confiança obtidos, ao nível de

significância de 5%, mostram-se juntos às estimativas, indicando um bom ajuste do modelo SARIMA (0,1,1) (0,1,1).

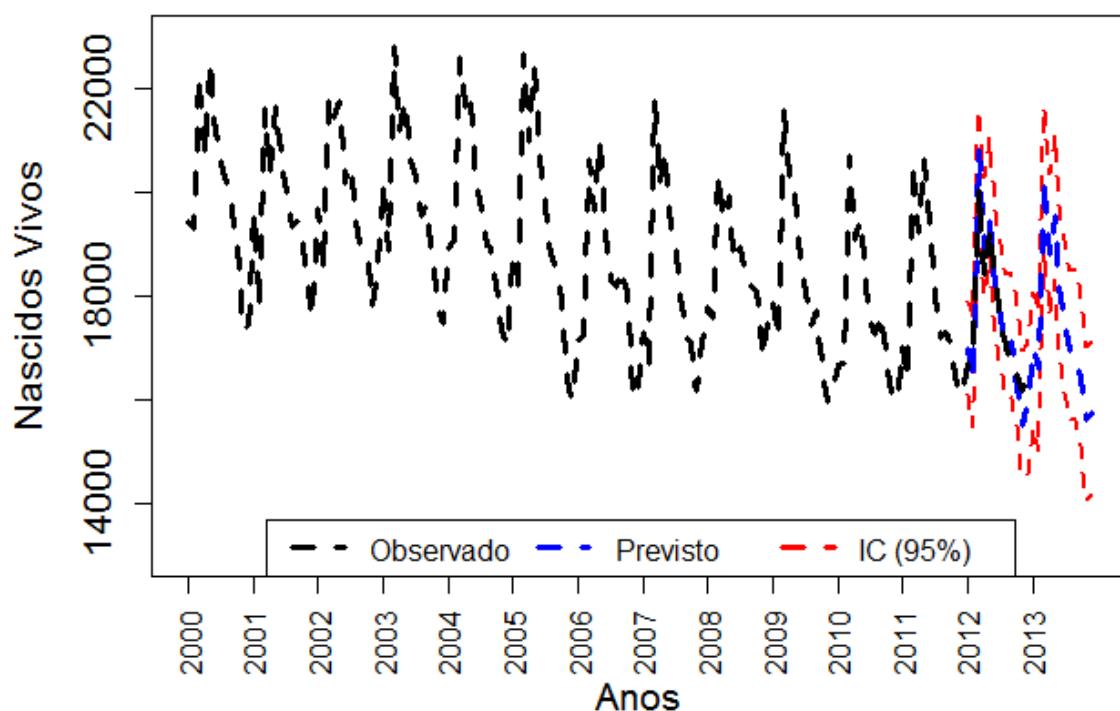
De acordo com a estimativa realizada, haverá um leve decrescimento no número de nascidos vivos que irão ocorrer no ano de 2013, em comparação com os números de fecundidade obtidos no ano anterior. Todos os valores observados no ano de 2012 encontram-se dentro dos limites de confiança estimados, e apresenta valores próximos aos previstos pelo modelo.

Figura 15: Previsão do número de nascidos vivos em Alagoas para os anos de 2012 e 2013.



Os valores previstos, para o período de janeiro de 2012 a dezembro de 2013, do número de nascidos vivos que irão realizar-se no estado da Bahia, de acordo com o modelo estimado SARIMA (1,1,1) (0,1,1), estão dispostos na Tabela 7. Assim como nos outros casos, notamos o bom ajuste do modelo ao compararmos os valores previstos e observados para o ano de 2012. Nota-se também uma manutenção da tendência de decrescimento da série.

Figura 16: Previsão do número de nascidos vivos na Bahia para os anos de 2012 e 2013.



6. Conclusão

Estudar a evolução temporal da fecundidade de Sergipe e seus estados vizinhos, Bahia e Alagoas, através de séries históricas do número de nascidos vivos, registrados entre os anos de 2000 e 2012.

Observamos que todas as séries apresentaram tendência de decrescimento, onde os estados de Sergipe e Bahia apresentaram uma taxa de 0,1% de decrescimento, e o estado de Alagoas, 0,2%. Os padrões de sazonalidade observados foram parecidos para cada uma das séries, com os maiores números de nascimentos registrados entre os meses de março e maio, onde o número de nascidos vivos segue decrescendo, e apresenta os menores valores entre dezembro e fevereiro.

As séries foram ajustadas utilizando modelos SARIMA, onde foi necessário realizar a primeira diferença em cada um dos casos. Os modelos ajustados foram SARIMA (1,1,1) (0,1,1) para os estados de Sergipe e Bahia, e SARIMA (0,1,1) (0,1,1) para o estado de Alagoas. As escolhas dos modelos deu-se com o uso da estatística BIC e MAPE. As previsões realizadas com os modelos estimados mostraram o bom ajuste da série. Os valores previstos para o ano de 2012 estiveram próximos dos valores observados neste mesmo ano.

Observamos que a metodologia proposta por Box e Jenkins (1976) foi eficaz para o ajuste temporal de um modelo probabilístico às séries mensais do número de nascidos vivos em Sergipe, Bahia e Alagoas, com observações no período de 2000 a 2012.

7. Referências Bibliográficas

- ALVES, J. E. D. **A polêmica Malthus versus Condorcet reavaliada à luz da transição demográfica**. Rio de Janeiro - RJ: Escola Nacional de Ciências e Estatística, 2002.
- BECKER, G. S. An economic analysis of fertility. In: G. B. Roberts (Ed.); **Demographic and economic change in developed countries**, 1960. Princeton University Press.
- BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M. **Time series analysis forecasting and control**. San Francisco: Holden- Day, 1976.
- BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M.; REINSEL, G. C. **Time series analysis – forecasting and control**. 3rd ed. New Jersey: Prentice Hall, 1994.
- EHLERS, R. S. **Análise de Séries Temporais**. 4th ed. Curitiba - PR, 2007.
- FAVA, V. L. Previsão de Demanda: Uma Aplicação dos Modelos Box-Jenkins na Área de Assistência Técnica de computadores Pessoais. In: L. Werner; J. L. D. Ribeiro (Eds.); **Manual de econometria**, 2003.
- FERNANDES, M. P.; PEDROSA, L. A. K.; GONÇALVES, R. M. D. DE A.; OLIVEIRA, A. C. D. DE; PINTO, R. DE M. C. Trabalho feminino e diminuição da taxa de fecundidade no Brasil nos últimos 50 anos. **Saúde Coletiva**, v. 8, n. 49, p. 71–76, 2011. Editorial Bolina.
- FERREIRA, ANA PAULA. **Influência da fecundidade no processo de transição da estrutura etária da população brasileira desafios e impactos nas grandes regiões**. Ouro Preto - MG: Instituto Federal de Minas Gerais, 2013.
- GABANI, F. L.; SANT'ANNA, F. H. M.; ANDRADE, S. M. DE. Caracterização dos nascimentos vivos no município de Londrina (PR) a partir de dados do SINASC, 1994 a 2007. **Ciência, Cuidado e Saúde**, v. 9, n. 2, p. 205–213, 2010.
- KRUSKAL, W. H.; WALLIS, W. A. Use of Ranks in One-Criterion Variance Analysis. **Journal of the American Statistical Association**, v. 47, n. 260, p. 583–621, 1952. Taylor & Francis Group.
- MACHADO, V. C.; CABRITA, M. DO R. **Técnicas de Previsão**. Caparica: FCT/UNL, 2009.
- MANN, H. B.; WHITNEY, D. R. On a Test of Whether one of Two Random Variables is Stochastically Larger than the Other. **The Annals of Mathematical Statistics**, v. 18, n. 1, p. 50–60, 1947. Institute of Mathematical Statistics.
- MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. **Modelos para Previsão de Séries Temporais**. Rio de Janeiro - RJ: Instituto de Matemática Pura e Aplicada, 1981.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. **Análise de Séries Temporais**. 2nd ed. São Paulo - SP: Blucher, 2006.

PELLEGRINI, F. R.; FOGLIATTO, F. S. Passos para implantação de sistemas de previsão de demanda: técnicas e estudo de caso. **Production**, v. 11, n. 1, p. 43–64, 2001. Associação Brasileira de Engenharia de Produção.

ROSS, S. M. **Introduction to probability models**. 5th ed. San Diegp: Academic Press, 1993.

SARTORIS, A.; SOUZA, J. M. DE. Interações entre Economia e Demografia: As Previsões da teoria e o caso brasileiro. I Congresso da Associação Latino Americana de População. **Anais...**, 2004. Caxambú- MG.

SILVEIRA, M. F.; SANTOS, I. S.; MATIJASEVICH, A.; MALTA, D. C.; DUARTE, E. C. Nascimentos pré-termo no Brasil entre 1994 e 2005 conforme o Sistema de Informações sobre Nascidos Vivos (SINASC). **Cadernos de Saúde Pública**, v. 25, n. 6, p. 1267–1275, 2009.

SOUZA, T. R. V.; LEITE FILHO, P. A. M. Análise por dados em painel do status de saúde no Nordeste Brasileiro. **Revista de Saúde Pública**, v. 42, n. 5, p. 796–804, 2008. Faculdade de Saúde Pública da Universidade de São Paulo.

SOUZA, E. R.; ASSIS, S. G. Violência e Mortalidade na América Latina: Um Estudo das Causas Externas de 1968 a 1986. I Encontro Internacional sobre Violência e Saúde na América Latina. **Anais...**, 1989. Rio de Janeiro - RJ: Escola Nacional de Saúde Pública.

SOUZA, J. M. DE; SARTORIS, A. Transição da Fecundidade no Brasil e Regiões: uma análise de Séries de Tempo. XV Encontro Nacional de Estudos Populacionais, ABEP. **Anais...**, 2006. Caxambú- MG.

WERNER, L.; RIBEIRO, J. L. D. Previsão de demanda: uma aplicação dos modelos Box-Jenkins na área de assistência técnica de computadores pessoais. , 2003.

WHEELWRIGHT, N. T. Fruit-Size, Gape Width, and the Diets of Fruit-Eating Birds. **Ecology**, v. 66, n. 3, p. 808, 1985.

YAZAKI, L. M. Fecundidade no Estado de São Paulo na década de 80. **Conjuntura Demográfica**. 12th ed., 1990. São Paulo - SP: Fundação Seade.

YAZAKI, L. M. Análise da Fecundidade no Estado de São Paulo. **São Paulo em Perspectiva**, v. 22, n. 1, p. 48–65, 2008.