

## ANÁLISE E PREVISÃO DA SÉRIE TEMPORAL DA DÍVIDA PÚBLICA BRASILEIRA

**Mohamed Lemine Ould Sid**

Graduado em ciências econômicas pela universidade de Nouakchott. Mestrando em Estatística e experimentação agropecuária em UFLA - MBA controladoria e finanças em UFSJ - Campus Universitário, Lavras MG – CEP 37.200-000  
E-mail: mmsas1@gmail.com

**Fabricio Molica de Mendonça**

Doutor em Engenharia de Produção pela Universidade Federal do Rio de Janeiro, mestre em Extensão Rural pela Universidade Federal de Viçosa graduação em Administração pela Universidade Federal de Viçosa - MG  
E-mail: fabriciomolica@yahoo.com.br

**RESUMO:** Análise de séries temporais tem ganhado mais ênfase devido ao crescente interesse nas dinâmicas econômicas. Os dados, bem como os métodos de análise, de séries temporais são usados de forma excessiva em estudos de econometria. Neste trabalho foi analisada a série de uma variável econômica de extrema importância, principalmente pelas limitações impostas por ela sobre a projeção da política econômica. Foi analisada a série temporal do saldo mensal da dívida pública (consolidada) do Brasil, contendo seus valores registrados de dezembro de 2001 a outubro de 2016. A série foi dividida em duas partes, a primeira parte contém apenas as 6 últimas observações que foram guardadas para verificar a precisão do modelo de previsão, e a segunda contém o resto das observações. Essa foi utilizada para ajustar um modelo de previsão. O teste da Amplitude-média mostrou a necessidade de aplicar uma transformação *log* para estabilizar a variância. A série não mostrou a presença de componentes sazonais;

porém, uma tendência polinomial foi significativa. Após remover a tendência, foi ajustado à série um modelo *ARMA(1,2)* não completo cuja precisão foi testada usando as últimas 6 observações que não foram utilizadas na construção do modelo. O modelo desempenhou uma precisão com erro percentual absoluto médio de 1,51%. A análise evidencia o comportamento explosivo da dívida nos últimos anos e justifica a preocupação crescente sobre o futuro.

**Palavras chaves:** Previsão, Séries temporais, Modelos ARIMA, Dívida pública.

**DOI nº 10.5935/1981-4747.20180015**

Recebimento: 01/07/2017

Aprovação: 26/07/2018

## **ANALYSIS AND FORECASTING OF THE TIME SERIES OF BRAZILIAN PUBLIC DEBT**

**Abstract:** Time series analysis has attracted more attention due to the growing interest in understanding the economic dynamics. Data, as well as methods of analysis, of time series are heavily used in economic studies. In this paper, the series of the monthly balance of the Brazilian public debt is analyzed. The importance of this economic variable is mainly due to the limitation it imposes upon the economic policy. Values of the series analyzed extend from December 2001 to October 2016. The original series was divided into two subseries with the first containing the last six observations (to be compared with those forecast by the fitted model) and the latter containing the rest of the original series (to be used for fitting the model). The statistical test applied indicated the need for a *log* transformation for the series to stabilize its variance. No seasonality was detected. However, a temporal polynomial trend was statistically significant. After removing the trend, an incomplete *ARMA(1,2)* model was fitted to the residual. Accuracy of this model was tested for 6 future values and performed forecasts with a mean absolute percent error of 1.51%.

**Key words:** Forecasting, Times series, ARIMA models, Brazilian public debt

### **1. INTRODUÇÃO**

Em sua busca para realizar seus objetivos, de forma particular os equilíbrios, a política econômica utiliza as políticas monetária e fiscal como ferramentas principais. A intervenção através da política fiscal se dá por meio da utilização de ajustes nos níveis de impostos e dos gastos públicos. Entre tanto, a eficácia da política econômica e suas ferramentas depende de fatores e variáveis não controlados pelo governo. Deste modo, quando fica evidente que a economia não está conseguindo se recuperar, quando as famílias e firmas não estão otimistas, o governo deve aumentar os gastos para sustentar níveis mais altos de demanda e de produção gerando assim níveis mais altos de déficit público que, se tornarem permanentes, eles geram níveis cada vez mais altos de dívida pública o que, por sua vez, gera uma preocupação cada vez mais crescente entre os investidores nos títulos públicos sobre a capacidade do governo em pagar sua dívida fazendo com que eles cobrem juros cada vez mais altos sobre os títulos públicos dificultando ainda mais para o governo o pagamento da sua dívida (Blanchard, 2013).

Essa trajetória perigosa da evolução da dívida pública levanta a questão sobre o qual seria o nível da dívida pública sustentável, com o intuito de evitar o ponto em que as medidas para diminuir essa dívida gerassem severos danos econômicos e sociais.

Neste contexto, fica justificada a nossa curiosidade sobre os níveis da dívida pública brasileira, seu histórico e seus horizontes.

## **2. Objetivos**

O objetivo deste trabalho é utilizar métodos estatísticos para analisar a série histórica da dívida pública brasileira e construir um modelo válido para ser utilizado na geração de previsões de seus valores futuros.

## **3. REFERENCIAL TEÓRICO**

### **3.1. DÍVIDA PÚBLICA**

#### **3.1.1. DEFINIÇÃO**

Dívida pública, também chamada de dívida nacional, é o total do saldo do endividamento do governo em certo momento. Vale mencionar que este conceito costuma ser confundido com o conceito de déficit público que é a diferença negativa ao subtrair os gastos do governo da sua renda em certo período de tempo (Baumol e Blinder, 2009). A dívida pública é gerada pela necessidade ou pela preferência, do ponto de vista da eficiência econômica, de utilizar recursos públicos. Exemplos disso são financiamentos de investimentos na infra-estrutura e financiamento de gastos emergentes como nos casos de calamidades públicas e choques temporários. A dívida pública de vários países tem sua origem em financiamento de guerras.

Uma medida adotada para referir ao nível da dívida pública é o seu valor como porcentagem do PIB. Essa medida serve para dar uma primeira impressão e para ser utilizada na comparação entre os graus de endividamento de países, porém não serve como medida única para avaliar o risco da dívida pública, pois existem vários outros fatores que devem ser levados em consideração para a realização de tal avaliação.

#### **3.1.2. ESTRUTURA E RISCO DA DÍVIDA PÚBLICA**

A estrutura da dívida pública é um fator principal na avaliação do risco da dívida pública. Essa estrutura pode ser dividida das seguintes formas:

- De acordo com os subsetores do governo (federal, estadual e municipal) e os fundos de previdência social.
- De acordo com o instrumento financeiro, que pode ser dividido em Moeda e depósitos, Títulos de dívida e Empréstimos.

- De acordo com o setor econômico do credor, que se divide em três categorias: Agentes não financeiros residentes, Agentes financeiros residentes e Agentes não residentes (o resto do mundo).
- De acordo com o prazo inicial de vencimento da dívida. Essa costuma ser dividida em três categorias: curto, médio e longo prazo.

Várias fontes de vulnerabilidades surgem do perfil da dívida do país determinado pela sua estrutura e pelos prazos de maturidades dos instrumentos. Uma estrutura inadequada da dívida pode tornar uma fonte de vulnerabilidades para a economia real e para o sistema financeiro (Das. et al., 2010)

### **3.1.3. IMPACTOS DA DÍVIDA PÚBLICA SOBRE A ECONOMIA**

Debates e preocupações sobre os impactos da dívida pública sobre a economia de um país são bastante amplos. Uma parte destas preocupações está ligada à identidade dos credores. Mais títulos nas mãos de residentes significa menos investimento privado, o que demanda mais investimentos públicos, ou gastos públicos em geral. Por outro lado, títulos públicos nas mãos de não residentes implica em transferência de recursos, como os juros da dívida, para o exterior. Apesar disso, alguns argumentam que a convivência com a dívida pública, mesmo alta, carrega menos riscos que tirar recursos públicos da circulação e direcioná-los ao pagamento desta dívida.

Para uma discussão técnica e mais detalhada, veja Ostrye et al ( 2015).

### **3.1.4. DÍVIDA PÚBLICA BRASILEIRA**

Por muito tempo, o público carregou uma imagem negativa da dívida pública brasileira, causada pelo seu histórico perturbador, não só como porcentagem do PIB ou da renda do governo, mas também pela ocorrência periódica do risco eminente de calote do governo brasileiro. Porém, os problemas da dívida pública brasileira vêm sendo superadas gradualmente desde 1994 com o controle de inflação pelo Plano Real que permitiu o melhoramento da dívida pública. Apesar dos problemas causados pela crise asiática de 1997 e pela crise brasileira de câmbio em 1998, grandes avanços foram registrados a partir de 2003. Esses avanços concretizaram-se em mudanças radicais na estrutura da dívida pública e no seu perfil em geral (SILVA et al. 2010). Hoje essa dívida tem comportamento explosivo com aumento de mais de 700 bilhões de reais só no ano de 2016 (Série histórica da Composição da DLSP, 2017). Isso gera uma dúvida razoável

sobre a capacidade do governo em diminuir essa dívida sem tomar medidas que poderão causar severos danos econômicos e sociais.

### **3.2. SÉRIES TEMPORAIS**

Uma série temporal é um conjunto de observações  $x_t$ , cada uma registrada em um certo momento  $t$ . Série temporal discreta é o tipo de série em que o conjunto  $T_0$  dos tempos nos quais as observações foram registradas é discreto, como é o caso quando as observações são registradas em intervalos fixos de tempo. (BROCKWEL, 2002).

Análise de séries temporais surgiu como uma nova abordagem para lidar com o problema de correlação entre os dados observados em pontos próximos no tempo para superar a restrição sobre os vários métodos estatísticos convencionais cujas validades dependem das pressuposições de que esses dados são independentes e identicamente distribuídos (ENDERS, 2015).

A abordagem sistemática comumente adotada para resolver as questões matemáticas e estatísticas impostas por essas correlações é o que chamamos de Análise de séries temporais.

Um das áreas de aplicação excessiva de análise de séries temporais são economia, ciências sociais, medicina, física, estudos do meio ambiente e engenharia.

De acordo com o caso, existem vários motivos para analisar uma série temporal. Um modelo ajustado pode ser usado simplesmente para oferecer uma descrição compacta dos dados enquanto em outro caso exige-se um modelo válido para ser utilizado na inferência sobre valores futuros de séries temporais. Consequentemente, os métodos e os modelos de séries temporais variam em termos de grau de complexidade e sofisticação além dos princípios teóricos.

Uma abordagem geral para modelar uma série temporal segue os seguintes passos:

- a) Produzir o gráfico da série e investigar, de forma particular, se há presença de tendência e/ou componente sazonal e se a série apresenta um comportamento explosivo.
- b) Verificar se há necessidade de transformar os dados para estabilizar a variância e tornar o efeito sazonal linear.
- c) Eliminar a tendência e a componente sazonal com objetivo de obter um resíduo estacionário.
- d) Escolher um modelo para ajustar o resíduo.

f) Gerar previsões para a série utilizando o modelo ajustado e em seguida, se for o caso, inverter a transformação para obter os valores previstos da série original.

Essa abordagem considera como objetivo final a decomposição da série temporal em componentes ortogonais que podem ser representadas pelo modelo

$$Z_t = T_t + S_t + a_t, \quad t=1,2,\dots$$

Em que  $Z_t$  representa as observações,  $T_t$  a tendência,  $S_t$  a sazonalidade e  $a_t$  um componente aleatório de média zero e variância constante ( MORETTIN E TOLOI, 2006).

A dinâmica desta abordagem consiste em usar testes, transformações e modelos para detectar, isolar e modelar cada uma dessas componentes.

### **3.2.1.MODELOS ARIMA**

A introdução de autocorrelação como um fenômeno que pode ser gerado por relações defasadas levou à proposição dos modelos autoregressivos *AR* e os modelos autoregressivos e médias móveis *ARMA* para modelar séries estacionárias, e o modelo autoregressivo integrável de médias móveis *ARIMA* que é uma generalização de *ARMA* que incorpora uma classe ampla de séries não estacionárias. Esses modelos tornaram populares depois dos trabalhos de Box e Jenkins (1970).

Um modelo autorregressivo de ordem  $p$  representado por  $AR(p)$  é dado por

$$Z_t = \varphi_1 Z_{t-1} + \varphi_2 Z_{t-2} + \dots + \varphi_p Z_{t-p} + a_t \quad (1)$$

Em que  $Z_t$  é uma série estacionária e  $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p$  são constantes e ( $\varphi_p \neq 0$ ), e  $a_t$  é suposto um ruído branco, i.e,  $cov(a_t; a_s) = 0; t \neq s$ . Usando o operador translação para o passado ( $B$ ), pode-se escrever o  $AR(p)$  como

$$\varphi(B) Z_t = a_t \quad (2)$$

em que

$$\varphi(B) = I - \varphi_1 B - \varphi_2 B^2 - \dots - \varphi_p B^p \quad (3)$$

Um modelo de médias móveis de ordem  $p$ , descrito por  $MA(p)$ , pode ser representado por

$$Z_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q}, \quad (4)$$

em que  $q$  é o número de defasagens das médias móveis e  $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ , com ( $\theta_q \neq 0$ ), são parâmetros e o  $a_t$  é suposto um ruído branco.

O modelo (4) pode ser representado desta forma

$$Z_t = \theta(B)a_t \quad (5)$$

em que

$$\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_t B^p \quad (6)$$

$Z_t$  é um processo ARMA(p,q) se

$$Z_t - \varphi_1 Z_{t-1} - \dots - \varphi_p Z_{t-p} = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (7)$$

Se  $d$  é um inteiro positivo e  $Z_t = (1 - B)^d X_t$  é um processo ARMA( $p, q$ ), então  $X_t$  é um processo ARIMA( $p, d, q$ ). Isso significa que  $X_t$  satisfaz a equação de diferença da forma:

$$\phi(B)(1 - B)^d X_t = \theta(B) a_t \quad (8)$$

em que  $a_t$  é um ruído branco com média zero e variância constante.

Se  $d$  e  $D$  são números inteiros não negativos, então  $X_t$  é um processo ARIMA sazonal, SARIMA( $p, d, q$ ) $\times$ ( $P, D, Q$ ) $_s$ , com período  $s$  se a série diferenciada  $Z_t = (1 - B)^d (1 - B^s)^D X_t$  é um processo ARMA definido por

$$\phi(B)\Phi(B^s)Z_t = \theta(B)\Theta(B^s) a_t, \quad a_t \sim RB(0, \sigma^2). \quad (9)$$

(MORETTIN e TOLOI, 2005; BROCKWEL; DAVIS, 2016).

#### 4. MATERIAL E METODOLOGIA

Foi analisada a série *Dlspp* que apresenta o saldo mensal da dívida pública brasileira de dezembro de 2001 a outubro de 2016 com 179 observações e que foi adquirida do website do BACEN no dia 08/12/2016, no seguinte endereço eletrônico:

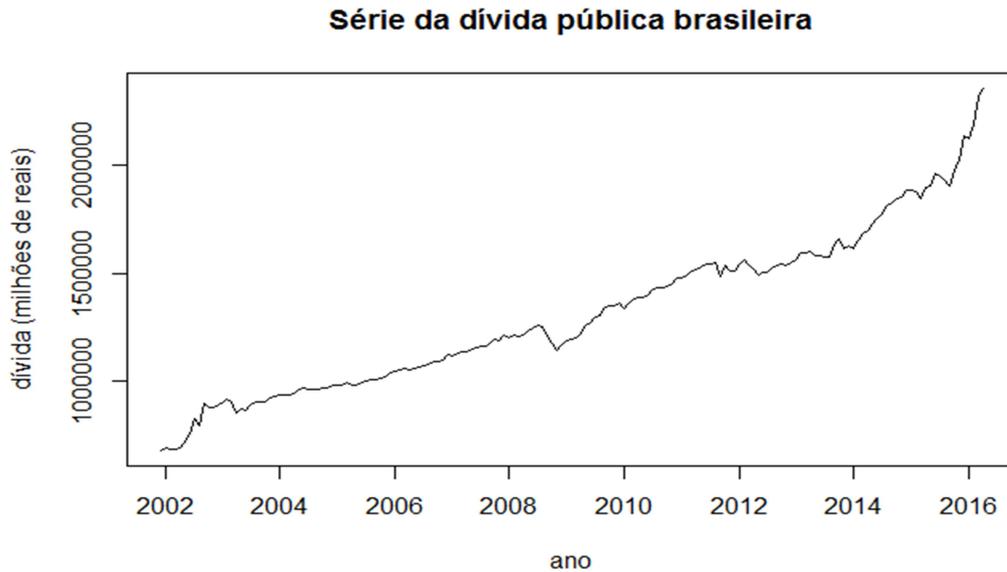
<http://www.bcb.gov.br/htms/infecon/seriehistDLSPComposicao.asp>.

A análise e produção dos gráficos foram realizados utilizando os programas R (R CORE TEAM, 2017) e gretl (COTTRELL; LUCCHETTI, 2017). A série foi analisada por meio de investigação de gráficos, aplicação de testes e de ajustes de tendência e de modelos ARIMA conforme detalhado na seção de Resultados e discussão.

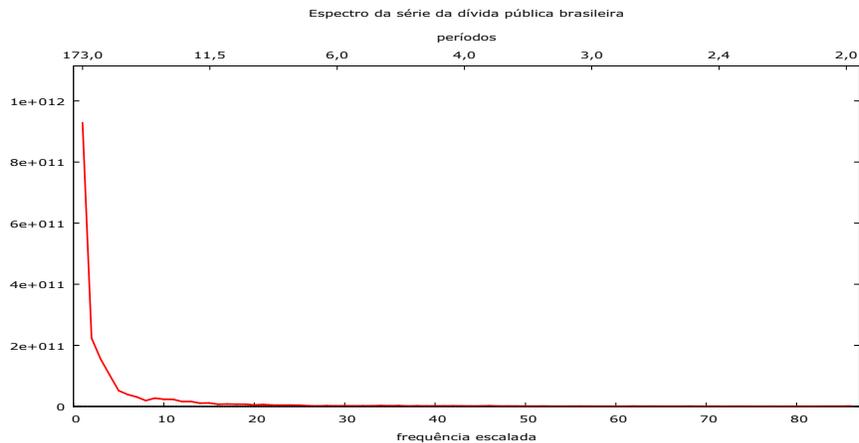
#### 5. RESULTADO E DISCUSSÃO

Em primeiro passo foi produzido o gráfico da série (Figura1) com o objetivo de investigar visualmente possíveis características de estacionariedade, tendência e sazonalidade.

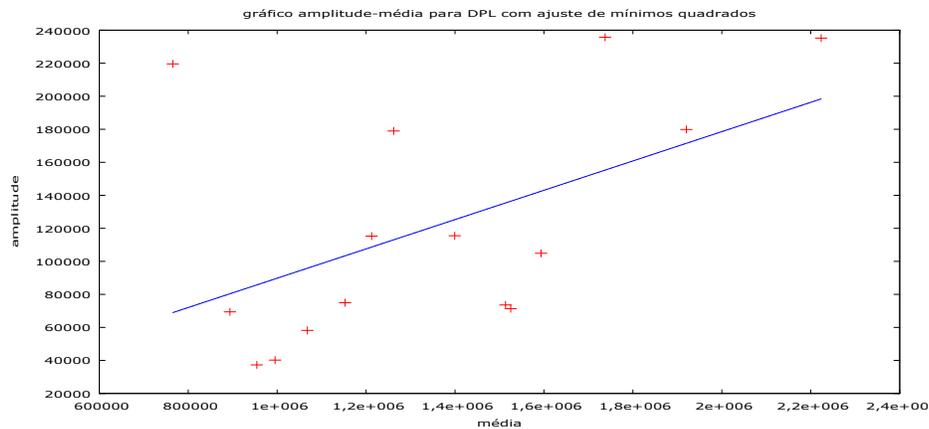
A investigação visual deu motivos fortes para aplicar testes específicos para verificar a necessidade de transformação para estabilizar a variância, além de testes para verificar a existência de componentes de tendência e de sazonalidade.



**Figura1:** Série da dívida publica brasileira, valores mensais de dezembro de 2001 a abril de 2016.



**Figura2:** Espectro da série da dívida pública brasileira



**Figura3:** O gráfico amplitude-média para a série da dívida.

Foi aplicado o teste de Amplitude-Média (figura 3) que indicou a necessidade de transformar a série. Foi feito um teste de Box-Cox para determina a transformação adequada, que foi neste caso a transformação log:  $Z_t = \log(dp)$ , em que dp é a série temporal da dívida pública brasileira.

Após ajustar à série transformada,  $Z_t$ , vários modelos ARIMA parcimoniosos que apresentaram baixa eficiência em termos de precisão das suas previsões, foi ajustado um modelo ARMA (1,2) não completo com tendência polinomial  $\mu_t$  de quinto grau. As estimativas dos parâmetros dessa tendência estão apresentadas na Tabela 1.

Tabela 1: As estimativas dos coeficientes da tendência polinomial da série.

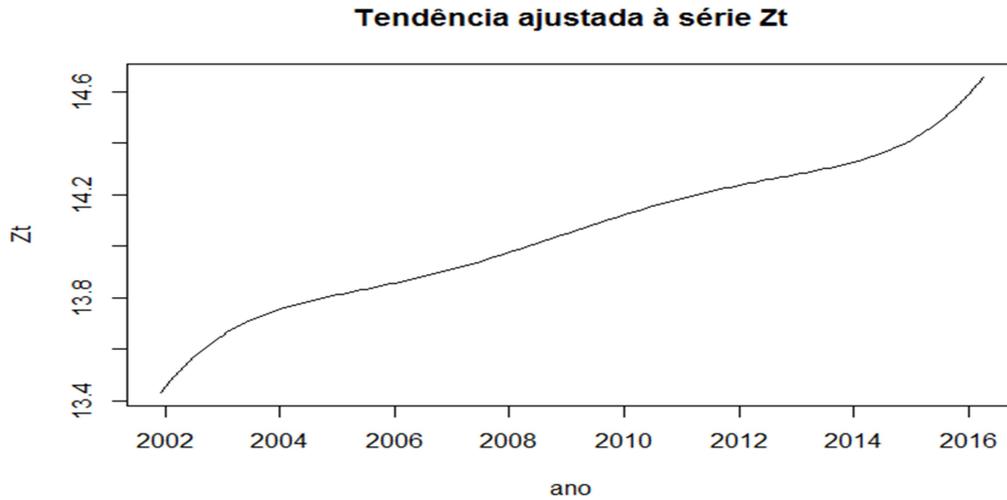
| Coeficient e | Estimativa | Erro padrão | Valor t | Pr(> t ) |
|--------------|------------|-------------|---------|----------|
| $\alpha$     | 13,41      | 0,1418      | 945,67  | <2e-16   |
| $\beta_1$    | 0,02529    | 1,630e-03   | 15,52   | <2e-16   |
| $\beta_2$    | -6,657e-04 | 5,762e-05   | -11,55  | <2e-16   |
| $\beta_3$    | 9,444e-06  | 8,370e-07   | 11,28   | <2e-16   |
| $\beta_4$    | -5,968e-08 | 5,297e-09   | -11,27  | <2e-16   |
| $\beta_5$    | 1,378e-10  | 1,212e-11   | 11,38   | <2e-16   |

Assim, a equação da tendência é dada por:

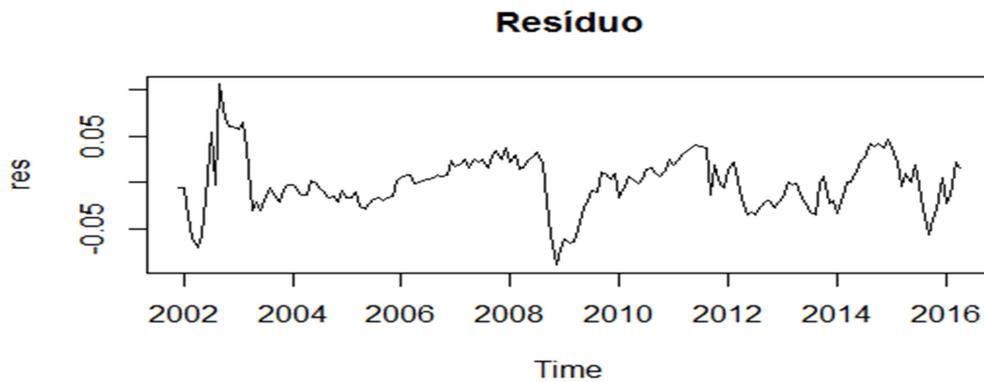
$$\mu_t = \alpha + \beta_1 t + \beta_2 t^2 + \beta_3 t^3 + \beta_4 t^4 + \beta_5 t^5,$$

e a série livre de tendência é:

$$\tilde{Z}_t = Z_t - \mu_t$$



**Figura4:** Gráfico da tendência temporal de um polinômio de quinto grau ajustada a log da série da dívida pública brasileira.



**Figura5:** O gráfico da série do log da dívida livre de tendência ( $\tilde{Z}_t$ ).

Foi aplicado à série livre de tendência,  $\tilde{Z}_t$ , o teste de sazonalidade de DHF (Dickey-Hasza-Fuller Seasonal Unit Root Test) com a hipótese nula de sazonalidade ao nível de 10% de significância. O valor crítico do teste a este nível de significância é -1,66 e o valor da estatística do teste foi -10,816. Portanto, a hipótese nula foi rejeitada, ou seja, a série livre de tendência,  $\tilde{Z}_t$ , não apresenta sazonalidade.

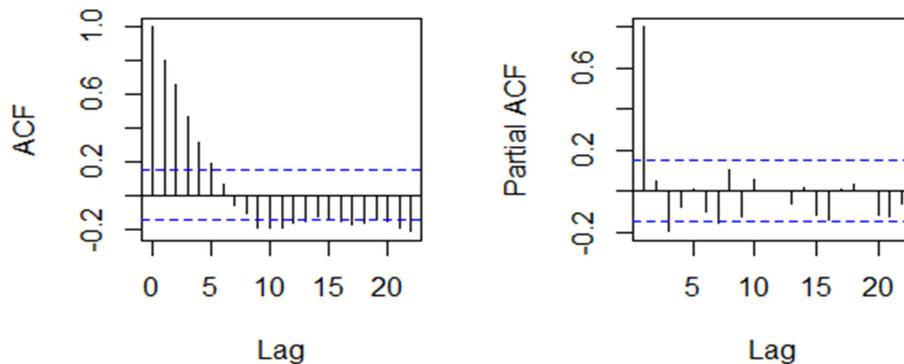
Tabela2: Os parâmetros do modelo ARMA(1,2) não completo.

| Coeficiente | Estimativa | Erro padrão |
|-------------|------------|-------------|
| $\phi$      | 0,733139   | 0,0564415   |
| $\theta_2$  | 0,261481   | 0,0853134   |

Os valores dos parâmetros do modelo ARMA(1,2) não completo, ajustado à série livre de tendência são apresentados na tabela2 e o modelo é dado por:

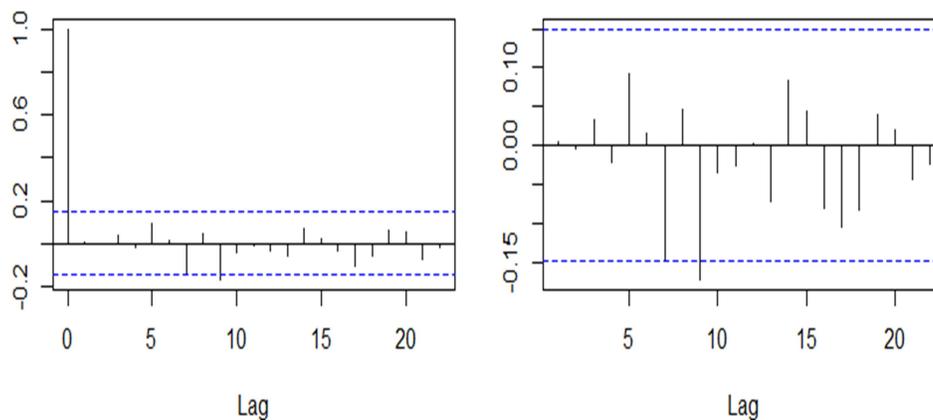
$$(1 - \phi B)\tilde{Z}_t = (1 - \theta_2 B^2)a_t$$

com  $\hat{\sigma}_a = 0,029087$



**Figura 6:** As fac e facp da série da dívida transformada e livre de tendência.

Para verificar se o resíduo é um ruído branco (não contém nem uma informação), foi aplicado o teste de Box-Ljung ao nível de significância de 5% e com a hipótese nula de independência entre os resíduos considerando o lag=13. Com valor de  $\chi^2=12,834$  e p-valor=0,2331 o teste verificou que não há evidência para rejeitar a hipótese de independência dos resíduos, o que indica que esses são um ruído branco.



**Figura6 :** As funções de autocorrelação e de autocorrelação parcial do resíduo do modelo ARMA(1,2) não completo ajustado à série da dívida livre de tendência.

As seis observações do saldo da dívida pública brasileira do mês 05/2016 ao mês 10/2016 foram comparadas com as previsões das mesmas, geradas pelo modelo ajustado, tendo como critério os erros de previsão e os seus valores percentuais absolutos.

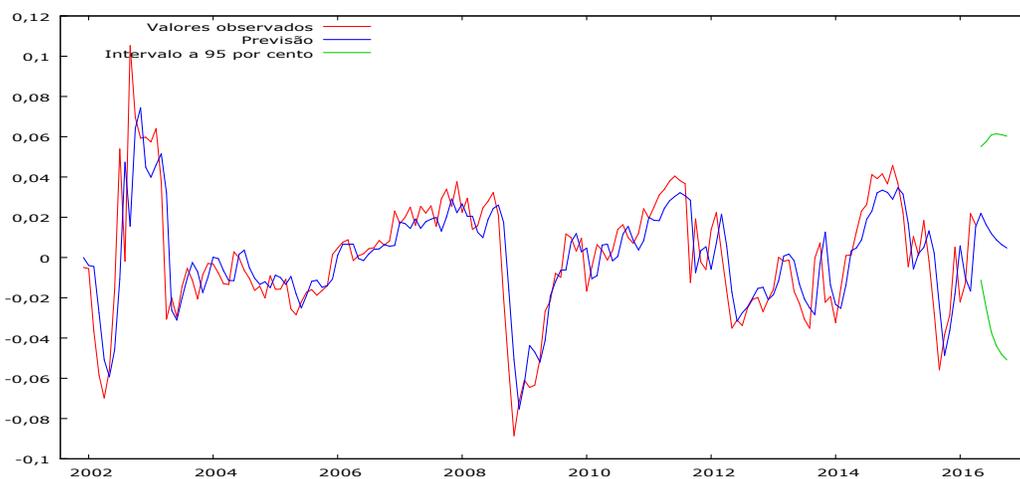
O resultado foi apresentado na Tabela 3. O erro percentual absoluto médio foi de 1,51%.

A Figura7 apresenta o gráfico da série transformada e livre de tendência com seus valores ajustados predito pelo modelo ARIMA além das previsões dos 6 meses. Para a obtenção dos valores na escala original foi aplicada uma transformação utilizando a função exponencial de base e, que é a inversa da função log.

**Tabela3:** As 6 observações do saldo da dívida pública brasileira do mês 05/2016 ao mês 10/2016 com os erros de previsão e os valores percentuais absolutos desses.

Previsão da série do saldo mensal da dívida pública para o período de 5/2016 a 10/2016  
( valores em milhões de reais)

| Mês     | Valor previsto | Valor observado | erro de previsão | erro percentual absoluto de previsão |
|---------|----------------|-----------------|------------------|--------------------------------------|
| 5/2016  | 2.427.582,324  | 23.79.130       | 3.967            | 2,04                                 |
| 6/2016  | 2.477.756,129  | 2.529.703       | 91.805           | 2,05                                 |
| 7/2016  | 2.535.773,842  | 2.571.875       | 65.979           | 1,40                                 |
| 8/2016  | 2.602.023,087  | 2.638.317       | 58.739           | 1,38                                 |
| 9/2016  | 2.676.409,053  | 2.699.869       | 40.322           | 0,87                                 |
| 10/2016 | 2.759.073,648  | 2.722.940       | - 23.447         | 1,33                                 |



**Figura7 :** Os valores observados e os valores ajustados (dentro da amostra) juntos com a previsão de 6 meses fora da amostra (de 05/2016 a 10/2016), do log da série da dívida livre de tendência.

## 6. CONCLUSÃO

O método de análise de séries temporais aplicado a série temporal do saldo mensal da dívida pública brasileira mostrou eficiência na previsão dos valores futuros da série com erro percentual absoluto relativamente baixo.

O reconhecimento do comportamento explosivo da série, nos últimos anos, foi decisivo em conseguir esses resultados.

Apesar dos valores baixos do erro de previsão, devemos reconhecer que a previsão com o modelo deve servir somente como indicador e que intervenções futuras para mudar o comportamento da série tornarão obrigatória a revisão do modelo para manter a sua validade.

Esses resultados revelam de forma clara que o crescimento da dívida pública brasileira está tomando uma trajetória exponencial refletindo um mecanismo perigoso onde o risco alto da dívida aumenta o custo dos recursos necessários para o seu serviço o que, por sua vez, aumenta o risco da dívida prejudicando assim cada vez mais a flexibilidade e a eficácia da política econômica e sugando os recursos públicos destinados aos investimentos e serviços públicos.

## **7.REFERÊNCIAS**

BAUMOL, W.; BLINDER, A. S. **Macroeconomics: principles and policy**. 11. Ed. USA: South-Western, 2009.

BLANCHARD, O.; JOHNSON D. R. **Macroeconomics**. 6 . ed. Boston: Pearson, 2013.

BROCKWELL, P. J.; DAVIS, R. A. **Introduction to time series and forecasting**. [S.l.]: springer, 2016.

COTTRELL, Allin; LUCCHETTI, Riccardo. **Gretl**. Version 2017d. 2017. Disponível em: <<http://gretl.sourceforge.net/>>. Acesso em: 01 jan. 2017.

DAS, UDAIBIR S. et al. **Managing Public Debt and Its Financial Stability Implications**,IMF, 2010.

ENDERS W.; **Applied econometric time series**. 4. Ed. , USA, John Wiley & Sons, Inc, 2015.

EUROS STAT: Structure of government debt. Disponível em:

[http://ec.europa.eu/eurostat/statisticsexplained/index.php/Structure\\_of\\_government\\_debt](http://ec.europa.eu/eurostat/statisticsexplained/index.php/Structure_of_government_debt). Acesso em: Fevereiro de 2017.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. **Análise de séries temporais**. [S.l.]: Blucher, 2006. Ostry, Jonathan D. et al, **When public debt should be reduced?**, IMF, 2015.

R Core Team. **R: A Language and Environment for Statistical Computing**. Vienna, Austria, 2017. Disponível em: <<https://www.R-project.org/>>. SÉRIE HISTÓRICA DA COMPOSIÇÃO DA DLSP. Disponível em:

<http://www.bcb.gov.br/htms/infecon/seriehistDLSPComposicao.asp>. Acesso: Fevereiro 2017.

SILVA, A. CAPUTO et al. **Public debt : the Brazilian experience**. Brasília : National Treasury Secretariat : World Bank, 2010.