

Análise do comportamento da taxa de câmbio real no Brasil no período de janeiro de 2010 a julho de 2018: uma aplicação em séries temporais

Bruna Mendonça de Oliveira¹
 Alinne Alvim Franchini²
 Letícia Lima Milani Rodrigues³

Resumo: A taxa de câmbio real é uma variável de extrema importância para a economia e para as relações internacionais, pois afeta diretamente o desempenho da balança comercial do país. Ela pode ser definida como o valor de uma unidade de moeda estrangeira em relação à moeda nacional, levando em consideração a inflação dos países envolvidos. Neste trabalho objetivou-se analisar a série de taxa de câmbio real no Brasil, no período de janeiro de 2010 a julho de 2018, coletada no site do Ipeadata e, por meio da análise dos dados, apresentar técnicas utilizadas para a previsão de séries temporais. Para isso utilizaram-se dois modelos de previsão: modelo de Holt e ARIMA. Por fim, os valores previstos foram comparados aos dados reais, com o objetivo de concluir qual modelo apresentou as melhores previsões. O modelo que melhor se adequou à série analisada na presente pesquisa foi o modelo de Holt, pois apresentou a menor soma dos quadrados dos erros.

Palavras-chave: taxa de câmbio real; modelo de Holt; modelo ARIMA.

Abstract: The real exchange rate is an extremely important variable for the economy and for international relations, as it directly affects the country's trade balance performance. It can be defined as the value of a foreign currency unit in relation to the national currency, taking into consideration the inflation of the countries involved. This paper aimed to analyze the real exchange rate series in Brazil, in the period from January 2010 to July 2018, collected from the Ipeadata website and, through data analysis, present techniques used for time series forecasting. For this, two forecast models were used: Holt's model and ARIMA. Finally, the predicted values were compared to the real data, with the objective of concluding which model presented the best predictions. The model that best suited the series analyzed in this research was Holt's model, because it presented the lowest sum of squares of the errors.

Keywords: Real Exchange Rate; Holt Model; ARIMA Model

1. Introdução

A taxa de câmbio real é uma variável relevante em uma economia. No caso brasileiro, destaca-se sua importância uma vez que as exportações têm participação importante no desempenho do Produto Interno Bruto (PIB), além de o país depender das importações de bens de capital e insumos industriais.

Segundo Carvalho e Silva (2007), a taxa de câmbio nominal pode ser definida como o preço de troca entre as moedas de dois países, e no caso da taxa de câmbio real a inflação dos países também é levada em consideração. Por conta disso, a taxa

¹ Mestranda do Programa de Pós-Graduação em Economia da Universidade Federal de Alfenas (Unifal-MG). Email: svbruninha@hotmail.com

² Doutora em Economia Aplicada pela Universidade Federal de Viçosa (UFV). Professora do Instituto de Ciências Sociais Aplicadas da Universidade Federal de Alfenas (Unifal-MG). Email: alinne.franchini@unifal-mg.edu.br

³ Doutora em Estatística e Experimentação Agropecuária pela Universidade Federal de Lavras (UFLA). Professora do Instituto de Ciências Sociais Aplicadas da Universidade Federal de Alfenas (Unifal-MG). Email: leticia.rodrigues@unifal-mg.edu.br

Recebido em junho de 2019 e aceito em fevereiro de 2021

de câmbio afeta a inflação e os preços dentro de uma economia nacional, impactando diretamente o desempenho macroeconômico de um país e sua estrutura produtiva.

Portanto, torna-se importante o estudo da taxa de câmbio real, pois esta reflete a competitividade de uma economia, já que se houver uma desvalorização real, isso tornará os produtos nacionais mais competitivos frente aos produtos estrangeiros.

Por isso neste trabalho será analisada a série temporal da taxa de câmbio real (do real em relação ao dólar) no Brasil. Uma série temporal é definida como um conjunto de observações ordenadas ao longo do tempo (MORETIN, TOLOI, 2004). Através da análise de séries temporais torna-se possível identificar a dependência dos dados e realizar previsões para valores futuros. Essas previsões são de extrema importância para a economia, uma vez que a taxa de câmbio real é uma variável muito volátil, principalmente em um regime cambial flutuante, no qual esta oscila livremente.

Com isso, o cerne da pesquisa consiste em analisar o comportamento da série de taxa de câmbio real no Brasil no período de janeiro de 2010 a julho de 2018 e aplicar modelos de previsão para esta série. As previsões serão feitas três passos à frente, isto é, para os meses de agosto, setembro e outubro de 2018. Na próxima seção buscou-se discutir um pouco sobre a taxa de câmbio real e como ocorreu a evolução dos regimes cambiais no Brasil. Em seguida apresentou-se os modelos de previsão aplicados à análise da série.

O primeiro modelo utilizado será o de Holt seguido do modelo ARIMA. Nesse modelo, que é um modelo determinístico de previsão, não é necessária nenhuma manipulação dos dados. Por fim, utilizaremos o modelo ARIMA, o qual exige uma manipulação dos dados originais, pois estes devem ser estacionados para a realização da previsão. A seguir, buscou-se analisar os dados mensais da série de taxa de câmbio real no Brasil.

Depois de analisada a série original, torna-se possível a aplicação dos modelos de previsão, apresentando, posteriormente, os resultados obtidos por cada um deles. Através dos resultados torna-se possível realizar uma comparação entre os modelos, o que auxilia nas considerações sobre o estudo. Para auxílio na realização da análise e das previsões foram utilizados os softwares *Gret-I*, *Microsoft Office Excel* e *Action Stat*.

2. Taxa de câmbio real

A taxa de câmbio pode ser definida como o valor de uma unidade de moeda nacional em relação à moeda estrangeira (no caso brasileiro, o real em relação ao

dólar). Ela é uma variável econômica de extrema importância, pois é o intermédio de várias transações econômicas em níveis internacionais.

Segundo Carvalho e Silva (2007), podem-se citar dois tipos de taxa de câmbio: a taxa de câmbio nominal e a real. A taxa de câmbio nominal é aquela expressa em unidades monetárias, a mais simples. Já a taxa de câmbio real é aquela onde a inflação dos países envolvidos também entra no cálculo.

Há inúmeros fatores que influenciam a taxa de câmbio (como liquidez internacional, taxa de juros doméstica, taxa de juros internacional, risco-país, desempenho da balança comercial, termos de troca, crises financeiras e questões políticas-econômicas de cunho nacional e internacional), e dentre eles está o regime cambial. Segundo Carvalho e Silva (2007) o regime cambial é definido como a regra adotada pela autoridade monetária de um país para determinar a cotação da taxa de câmbio. Os arranjos cambiais podem ser de quatro tipos: o regime cambial fixo, o flutuante, o de flutuação suja e o de bandas cambiais.

O regime cambial fixo é aquele onde o Banco Central fixa o preço da moeda estrangeira em relação à moeda nacional. Todas as transações que ocorrem obedecerão a essa taxa de câmbio fixo. Para que se instale esse regime é necessária uma decisão governamental ou uma lei. Nesse regime cambial fixo o papel do Banco Central é intervir no mercado, seja com a compra ou a venda de moeda estrangeira, de acordo com a necessidade do mercado interno (STRINGHINI, 2002).

O regime cambial flexível ou flutuante é aquele onde o Banco Central permite que a taxa de câmbio flutue (oscile livremente), dada a oferta e demanda por divisas estrangeiras, com liberdade para garantir o equilíbrio de mercado (CARVALHO; SILVA, 2007).

Quando há uma grande instabilidade no país o regime cambial flutuante pode ser atenuado pelos formuladores de políticas econômicas e o Banco Central intervém com a compra ou venda de divisas. Quando isto ocorre a livre flutuação se restringe e passa a ser um regime de "flutuação suja". Nesse regime há uma intervenção do Banco Central no mercado de divisas, com o objetivo de impedir que a taxa de câmbio ultrapasse certos limites e cause impactos negativos nas demais variáveis econômicas (STRINGHINI, 2002).

No regime de bandas cambiais também se segue a escala de flexibilidade cambial e pode-se considerar como sendo um regime misto entre os dois extremos de flutuação. Este regime é um arranjo institucional, no qual se estabelece um intervalo de flutuação e uma paridade central. Assim, torna-se obrigatória a interferência da autoridade monetária, ou seja, do Banco Central, quando a taxa de câmbio atingir os dois extremos da banda, seguindo uma livre atuação do mercado dentro do limite estabelecido (STRINGHINI, 2002).

A taxa de câmbio real é uma variável muito volátil e essa volatilidade tem grandes efeitos sobre o seu nível de equilíbrio. As principais causas da volatilidade cambial são mudanças nos regimes cambiais até então vigentes e os planos para estabilização em regimes de alta inflação (GONZAGA & TERRA, 1996 *apud* HOLLAND, PEREIRA, 1999).

A Tabela 1 mostra a evolução histórica dos regimes cambiais no Brasil, que apresentou muitas variações ao longo do tempo.

Tabela 1. Evolução histórica dos regimes cambiais no Brasil

Período	Regime Cambial adotado
1889 a outubro de 1917	Mercado cambial com liberdade para operar
Outubro de 1917 a novembro de 1926	Início dos sistemas de controle cambial
1927 a 1930	Estabilização da taxa de câmbio
1931 a 1938	Controle direto do câmbio pelo Banco Central
1939 a 1946	Retorna-se à liberdade cambial
1953	Regime de taxas fixas, supervalorizadas
1953 a 1960	Taxas cambiais múltiplas com bônus e impostos
A partir de 1961	Taxa de câmbio fixa
Agosto de 1968 a fevereiro de 1990	Sistema de minidesvalorizações cambiais
Março de 1990 a junho de 1994	Regime de taxa de câmbio com flutuação suja
1995 a 1998	Taxa de câmbio real se manteve fixa
1999 a 2001	Regime Cambial Flutuante
A partir de 2001 até os dias de hoje	"Flutuação suja"

Fonte: Elaborado pelos autores com base nos dados de Almeida; Fontes e Arbex (2000).

3. Séries temporais

Uma série temporal é definida como um conjunto de variáveis aleatórias ordenadas no tempo, que possuem dependência entre as observações. Pode-se dizer que a série temporal é um vetor Z_t com $t=1, \dots, N$, onde N representa o número de observações na série (MORETIN, TOLOI, 2004).

Quando se estuda uma série temporal tem-se interesse, principalmente, em dois aspectos: análise e modelagem da série e sua previsão. Na análise e modelagem descreve-se a série temporal e identificam-se suas principais características. Já na previsão da série temporal busca-se encontrar valores futuros para a série utilizando valores passados. É importante ressaltar que as melhores previsões são as de curto prazo.

Segundo Castro (1995) *apud* Moreira, *et al.* (2010), uma série temporal pode apresentar as componentes tendência, sazonalidade, e erro aleatório (ruído branco). A tendência pode ser considerada como uma mudança no nível médio da série ao longo do tempo. A sazonalidade consiste em variações cíclicas, isto é, quando a série

apresenta um comportamento que tende a se repetir a cada s períodos de tempo. Já uma sequência (Z_t) é dita ruído branco se cada valor da série tiver média zero, variância constante e não for serialmente correlacionada (EHLERS, 2009).

Segundo Becker (2010), uma série temporal é dita estacionária se ela se desenvolver no tempo em torno de uma média e variância constantes. Segundo Moretin, Toloi (2004), para que uma série se torne estacionária, a transformação mais comum é tomar diferenças sucessivas da série original. Na maioria dos casos será necessário tomar somente uma ou duas diferenças para que a série original se torne estacionária.

Destacam-se três tipos de testes que podem ser realizados para verificar a estacionariedade de uma série temporal: a análise do correlograma, o teste de raiz unitária e o teste de Dickey-Fuller. Neste trabalho serão utilizados a análise do correlograma e o teste de Dickey-Fuller, que serão abordados nas seções seguintes.

A análise do correlograma é feita com base nos coeficientes de autocorrelação. Segundo Ehlers (2009), esses coeficientes são de extrema importância para se identificar as propriedades de uma série temporal. A função de autocorrelação (FAC) é uma das formas de identificar a não estacionariedade de uma série. Com isso diz-se que uma série temporal é não estacionária quando o coeficiente de autocorrelação começa com um valor alto e não decai rapidamente a zero.

Também se torna importante destacar que é possível identificar um padrão sazonal por meio da análise do correlograma, isto é, se uma série temporal apresenta flutuações sazonais o correlograma mostra essas oscilações com a mesma frequência (EHLERS, 2009). Já para se explicar o teste de Dickey-Fuller torna-se necessário abordar o teste de raiz unitária. O teste de raiz unitária consiste em realizar testes na série a fim de constatar a sua estacionariedade ou não estacionariedade.

Nesse teste utiliza-se o MQO (Mínimos Quadrados Ordinários), que são definidos pela seguinte equação:

$$Z_t = \rho Z_{t-1} + u_t \quad -1 \leq \rho \leq 1 \quad (1)$$

Quando $\rho=1$, isto é, no caso da raiz unitária, a equação se torna um modelo não estacionário. Mas como não é possível estimar por MQO e testar que $\rho=1$, é importante estimar a equação:

$$\Delta Z_t = \delta Z_{t-1} + u_t \quad (2)$$

sendo $\delta = \rho - 1$ e Δ o operador de diferenças.

Se $\delta=0$ a série temporal é não estacionária. Já se $\delta<0$ a série temporal é estacionária. No entanto, quando $\delta=0$ o teste t não se aplica. Sendo assim o teste utilizado é o proposto por Dickey-Fuller, no qual o coeficiente segue a estatística τ . Isto é, quando se divide o coeficiente estimado de Z_{t-1} por seu erro padrão encontra-se essa estatística. O teste apresenta duas hipóteses: a hipótese nula (H_0) é que $\delta = 0$, isto é, há uma raiz unitária e a série é não estacionária; e a hipótese alternativa é que $\delta < 0$, isto é, a série temporal é estacionária. Se em valor absoluto o valor calculado da estatística τ exceder o valor crítico nas estatísticas τ de Dickey-Fuller rejeita-se H_0 , e nesse caso, a série temporal é estacionária.

4. Modelos de previsão para Séries Temporais

Segundo Moretin, Toloi (2004) os modelos de previsão utilizam-se da ideia de que observações do passado são capazes de informar o comportamento de uma série temporal. Por isso, esses métodos de previsão têm como objetivo a distinção do padrão de um ruído contido na série para utilizá-lo para a previsão de valores futuros.

Vários modelos são utilizados na previsão de uma série temporal. Como modelos de suavização exponencial têm-se: média móvel simples e suavização exponencial simples (para séries localmente constantes), o modelo de suavização exponencial de Holt (para séries que apresentam tendência) e o modelo de Holt-Winters (para séries sazonais) (MOREIRA, *et al.*, 2010). O modelo utilizado neste artigo será o de Holt, pois foi o que melhor se aplicou à série analisada.

4.1. Modelo de Holt

No modelo de Holt devem ser calculadas as constantes de suavização α e β . Para se escolher os melhores valores para essas constantes, deve-se levar em consideração as medidas de acurácia. O termo acurácia pode ser definido como a proximidade de uma medida em relação ao valor verdadeiro da variável. É importante destacar que os melhores valores para as constantes de suavização são aqueles que minimizam as medidas de acurácia.

O modelo de Holt é uma extensão do modelo de SES, diferenciando-se pelo fato de que, além de se utilizar uma constante α , também se utiliza uma constante β . A constante α é utilizada para suavizar o nível médio e a constante β para modelar a tendência da série.

A previsão utilizando-se o modelo de Holt é dada por:

$$\hat{Z}_t(h) = \bar{Z}_t + h\hat{T}_t \quad (3)$$

isto é, faz-se a previsão somando-se ao valor \bar{Z}_t a tendência (\hat{T}_t) multiplicada pelo número de passos à frente desejados para a previsão (h).

As constantes de suavização foram calculadas por meio do Microsoft Office Excel, utilizando-se as fórmulas do modelo.

4.2. Modelo ARIMA

O modelo ARIMA (p,d,q), conhecido como abordagem de Box e Jenkins e denominado modelo auto-regressivo, integrado e de médias móveis, também é muito utilizado na modelagem e previsão de séries temporais. Por meio deste modelo pode-se captar o comportamento da autocorrelação entre os dados da série e realizar previsões baseando-se nesse comportamento. Este modelo é utilizado para séries não-estacionárias.

Segundo Moretin e Tolo (2004), a construção do modelo ARIMA baseia-se em um ciclo iterativo e escolhe-se o modelo baseando-se nos próprios dados. Segundo Box e Jenkins (1976) *apud* Santos (2014), o ciclo iterativo divide-se em três estágios: a identificação (analisam-se as autocorrelações e autocorrelações parciais), a estimação (estimam-se os parâmetros do modelo) e a verificação (analisam-se os resíduos para concluir se o modelo é adequado).

O modelo ARIMA pode ser expresso pela seguinte fórmula:

$$\phi(B) \Delta^d Z_t = \theta(B) a_t \quad (4)$$

em que: d representa o número de diferenças tomadas na série original para torná-la estacionária e $\Delta = 1-B$ representa o operador de diferenças.

Segundo Santos (2014) denomina-se ordem de integração (d) o número de diferenças necessário para tornar a série original estacionária. Na maioria dos casos, d vai ser igual a 0, 1 ou 2, isto é, não será necessário tomar um grande número de diferenças para tornar a série original estacionária.

Para a escolha do melhor modelo ARIMA entre os possíveis modelos utilizou-se o critério de Akaike (AIC). Este critério de informação se origina da minimização da distância de Kullback-Leibler (K-L) como base para a seleção dos modelos. Com relação à informação de K-L esta é uma medida da distância entre o modelo verdadeiro e um modelo candidato. Por isso, deve-se escolher o modelo que possui o menor valor do critério de AIC.

Com isso, neste artigo serão utilizados dois modelos de previsão: o modelo de Holt e o ARIMA (p,d,q). Em seguida será feita uma comparação entre os resultados

previstos pelos modelos. Através dessa comparação torna-se possível analisar qual deles oferece os melhores resultados.

5. Metodologia

Para a execução da pesquisa, de caráter quantitativo, inicialmente foi realizado o levantamento dos dados. A série de dados utilizada foi extraída do IPEADATA, um portal organizado pelo Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA), e a fonte dos dados é do Banco Central do Brasil (BACEN). A base de dados consiste na série da taxa de câmbio real no Brasil, apurada mensalmente, no período de janeiro de 2010 a outubro de 2018.

Primeiramente foi feita a análise dos dados reais, em que se construiu o gráfico da série original para verificar a possível existência de tendência e sazonalidade. Analisando o gráfico da série, pode-se perceber que a mesma apresenta tendência crescente ao longo do tempo, sendo assim, não estacionária. A série não apresentou sazonalidade e isso foi constatado por meio da análise do correlograma.

Logo depois foram aplicados os modelos de previsão para a série. Para isso, procurou-se utilizar dois modelos de previsão de série temporal: o modelo de Holt e o ARIMA (p,d,q). Para o modelo ARIMA (p,d,q) fez-se necessário tornar a série estacionária e isso foi possível tomando apenas uma diferença da série original. Os modelos trabalhados nessa pesquisa fazem a previsão da taxa de câmbio real no Brasil para os três meses seguintes: agosto, setembro e outubro de 2018.

Depois de calcular os valores previstos pelos modelos realizou-se uma comparação entre esses valores, a fim de constatar qual apresentou os melhores resultados e os menores erros de previsão.

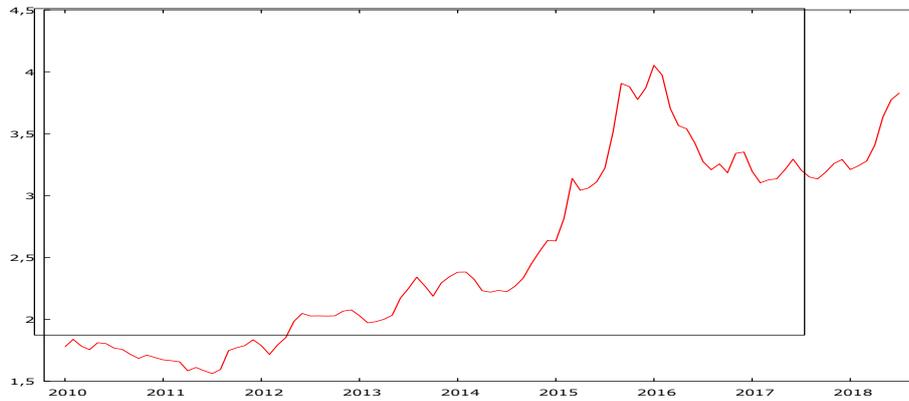
Para a realização das análises feitas nessa pesquisa foram utilizados os softwares *Gret-I* (para a análise dos resíduos e para a construção do modelo ARIMA) e o *Microsoft Office Excel* em conjunto com o *Action Stat* (para a realização da previsão do modelo de Holt).

6. Resultados

Nesta seção será apresentada a análise da série taxa de câmbio real no Brasil, coletada entre o período de janeiro de 2010 e julho de 2018. O Gráfico 1 mostra o desenho da série original. Como se pode observar, durante o período analisado nessa pesquisa, a taxa de câmbio real apresentou uma tendência de crescimento, atingindo o seu maior valor em 2016. Essa grande volatilidade cambial e a desvalorização da moeda doméstica (real) frente à estrangeira (dólar) podem estar associadas com a grande variação do risco-país e, conseqüentemente, com o

cenário político instável nos anos de 2015 e 2016. No ano de 2017 a taxa de câmbio se manteve estável, voltando a se desvalorizar com relação ao dólar no início de 2018. Esse movimento pode ser explicado, principalmente, devido ao aumento do risco-país e à redução do diferencial entre as taxas de juros domésticas e dos Estados Unidos.

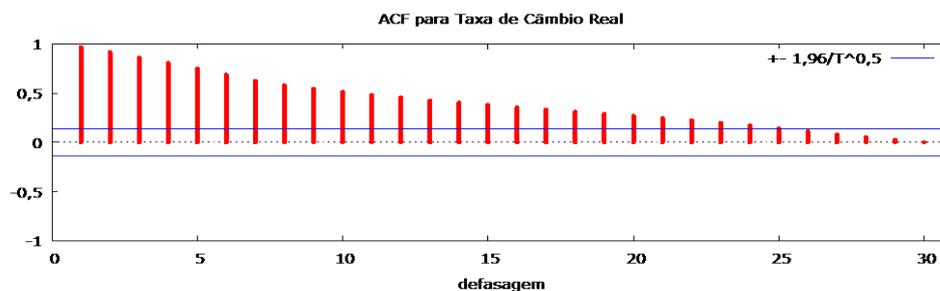
Gráfico 1. Série original da taxa de câmbio real no Brasil (R\$/US\$), no período de 2010 a 2018



Fonte: Obtido a partir do software *Gret-I* (2015)

Por meio da análise visual do Gráfico 1 pode-se perceber que a série da taxa de câmbio real do Brasil não apresenta sazonalidade, mas apresenta tendência crescente até o ano de 2016, o que torna a série não estacionária. Mas como a análise visual não é válida por si só, para verificar a estacionariedade da série fez-se a análise do correlograma e o teste de Dickey-Fuller. Assim, analisou-se a função de autocorrelação da série que está representada no Gráfico 2, e constatou-se que os *lags* - que podem ser definidos como as defasagens (*k*) na FAC - não decaem rapidamente a zero, o que indica que a série é não-estacionária. E na Tabela 2 pode-se verificar que a hipótese nula não é rejeitada, pois o *p*-valor apresentou valor maior que 0,05 (nível de significância estatística de 5%), mostrando assim que a série original é não estacionária.

Gráfico 2. Função de autocorrelação (ACF) da série original da taxa de câmbio real no Brasil entre 2010 e 2018



Fonte: Obtido a partir do software *Gret-I* (2015)

Tabela 2. Teste de Dickey-Fuller

Estatística	-1,7149
p-valor	0,7376
Tamanho da Amostra	102
Hipótese Nula	Existe pelo menos uma raiz unitária
Hipótese Alternativa	Não existe raiz unitária

Fonte: Elaborado pelos autores do trabalho. Dados obtidos a partir do software *Action Stat*.

Após analisada a série e constatada a presença de tendência, escolheu-se os modelos de previsão que podem ser aplicados em séries temporais que apresentam essa componente. Na seção seguinte serão aplicados os modelos de previsão para a série de taxa de câmbio real no Brasil estimando os valores para os meses de agosto, setembro e outubro de 2018.

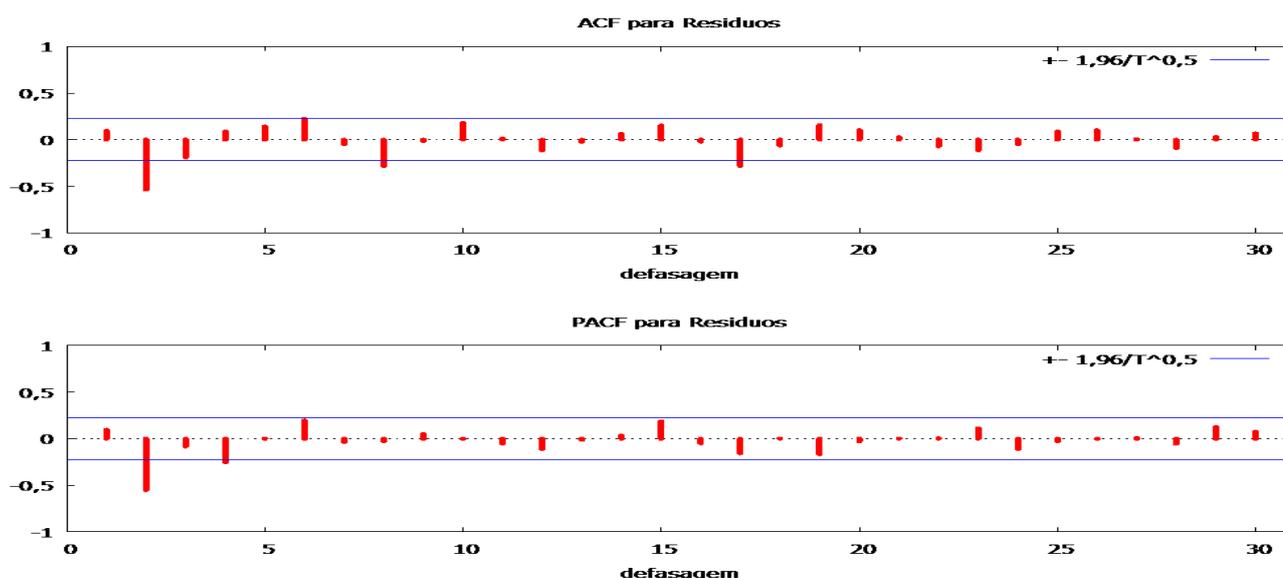
6.1. Modelo de Holt

O modelo de Holt é uma extensão do modelo de Suavização Exponencial Simples (SES) e tem o objetivo de obter previsões para séries temporais com tendência. Pode-se destacar como sua maior dificuldade a estimação dos valores de α e β . Isso ocorre, pois nesse método, além de se utilizar uma constante α para suavizar o nível médio, também se utiliza uma constante β para modelar a tendência da série.

As constantes de suavização foram estimadas levando-se em consideração os menores valores das medidas de acurácia, isto é, escolheu-se o valor do vetor (α, β) que minimiza a soma dos erros quadráticos de previsão. Os valores escolhidos para α e β foram, respectivamente, 0,7856 e 1. As constantes foram calculadas com o auxílio do *Microsoft Office Excel* utilizando-se as fórmulas do modelo. O valor de $\beta=1$ mostra como a tendência é significativa na série.

Com os valores das constantes já calculados torna-se necessário, para realizar a previsão, fazer a análise dos resíduos do modelo. No Gráfico 3 é possível observar seu gráfico de correlograma residual. Através da análise do gráfico, pode-se perceber que está bem ajustado o modelo, pois seu resíduo é um ruído branco.

Gráfico 3. Correlograma dos resíduos do modelo de Holt



Fonte: Obtido a partir do software Gret-I (2015)

Como o resíduo do modelo é um ruído branco, pois os lags encontram-se dentro do intervalo de confiança, torna-se possível realizar a previsão. Na Tabela 3 são apresentados os valores previstos pelo método de Holt para os meses de agosto, setembro e outubro de 2018, assim como os dados reais e os erros relativos às previsões.

Tabela 3. Valores reais, previstos e os respectivos erros de previsão (Holt)

Mês	Dados reais	Previsão	Erro
Ago/18	3,9298	3,9187	0,0111
Set/18	4,1165	4,0578	0,0587
Out/18	3,7584	3,8276	-0,0692

Fonte: Elaboração própria a partir de dados obtidos por meio do software Action Stat.

Com a análise da Tabela 3 pode-se perceber que o modelo apresentou boas previsões, pois os erros foram pequenos para os três meses.

6.2. Modelo ARIMA (p,d,q)

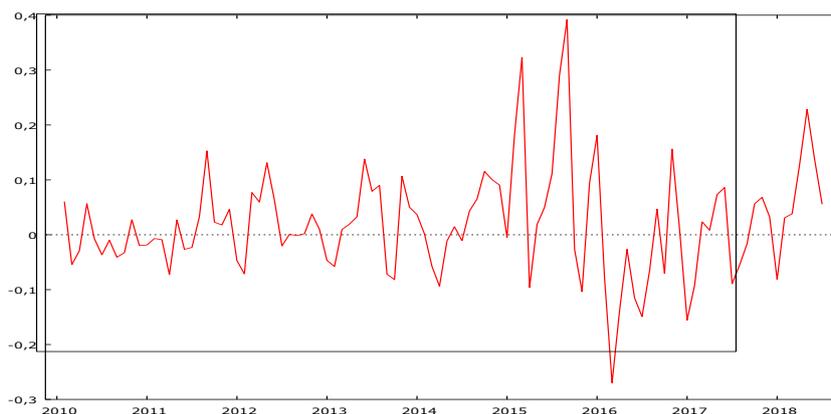
Para a aplicação do modelo ARIMA (p,d,q) é necessário que a série de dados apresente estacionariedade. Como a série analisada possui tendência aplicou-se o operador de diferenças para tornar a série estacionária. Foi preciso tomar uma única diferença para torná-la estacionária. A estacionariedade foi constatada por meio do teste de Dickey-Fuller. Na Tabela 4 pode-se observar o resultado do teste de Dickey-Fuller, que mostra que a série é estacionária, pois se rejeita H_0 (hipótese nula), uma vez que o p-valor apresentou resultado menor que 0,05.

Tabela 4. Teste de Dickey-Fuller

Estatística	-6,6278
p-valor	7,319e-007
Tamanho da Amostra	101
Hipótese Nula	Existe pelo menos uma raiz unitária
Hipótese Alternativa	Não existe raiz unitária

Fonte: Elaborado pelos autores do trabalho. Dados obtidos a partir do software *Action Stat*.

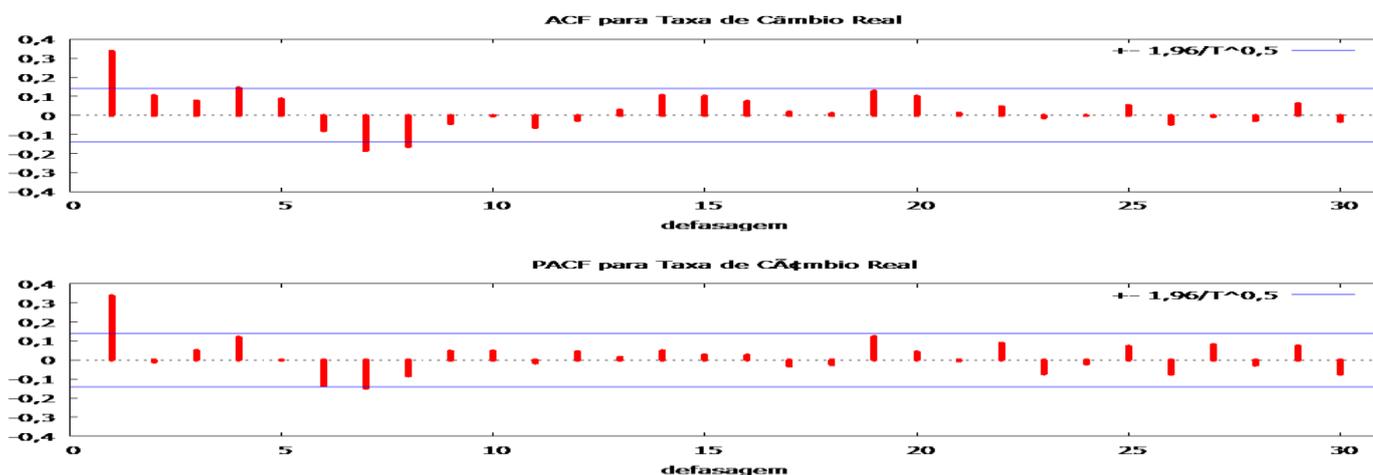
No Gráfico 4 é possível observar a série diferenciada sem a componente tendência. Por meio de análise visual do Gráfico 4 pode-se perceber que a série de taxa de câmbio real possui volatilidade, pois sua variância não é constante ao longo do tempo.

Gráfico 4. Série original diferenciada, sem tendência

Fonte: Obtido a partir do software *Gret-I* (2015)

No Gráfico 5 são apresentadas a função de autocorrelação (ACF) e a função de autocorrelação parcial (PACF) da série com diferenciação, que são úteis para a identificação da ordem do modelo a ser ajustado. Por meio dessas funções pode-se observar que o ajuste de modelos é do tipo Auto-regressivo Integrado de Médias Móveis, também conhecido como ARIMA (p,d,q).

Gráfico 5. Funções de autocorrelação (ACF) e autocorrelação parcial (PACF) da série com diferenciação



Fonte: Obtido a partir do software *Gret-I* (2015)

Como o modelo ARIMA é de ordem (p,d,q) e a única ordem conhecida era a d , que é a de integração, precisou-se testar os diferentes modelos para encontrar p , que é ordem de $\phi(B)$ e q , que é ordem de $\theta(B)$. Foram testados três modelos para encontrar o que melhor se adéqua a série estudada e estes estão apresentados na Tabela 5.

Tabela 5. Possíveis modelos e Critério de Akaike (AIC)

Modelo	AIC
ARIMA (1,1,1)	-203,0261
ARIMA (1,1,0)	-197,1687
ARIMA (0,1,1)	-205,0155

Fonte: Elaborado pelos autores do trabalho. Dados obtidos a partir do software *Gret-I* (2015).

Dentre os possíveis modelos testados, o escolhido foi o ARIMA (0,1,1), pois foi o modelo que apresentou o menor valor do Critério de Akaike (AIC), além de apresentar em seu parâmetro estimado θ_1 a maior significância estatística. A estimativa do parâmetro está indicada na Tabela 6.

Tabela 6. Estimativa para o parâmetro

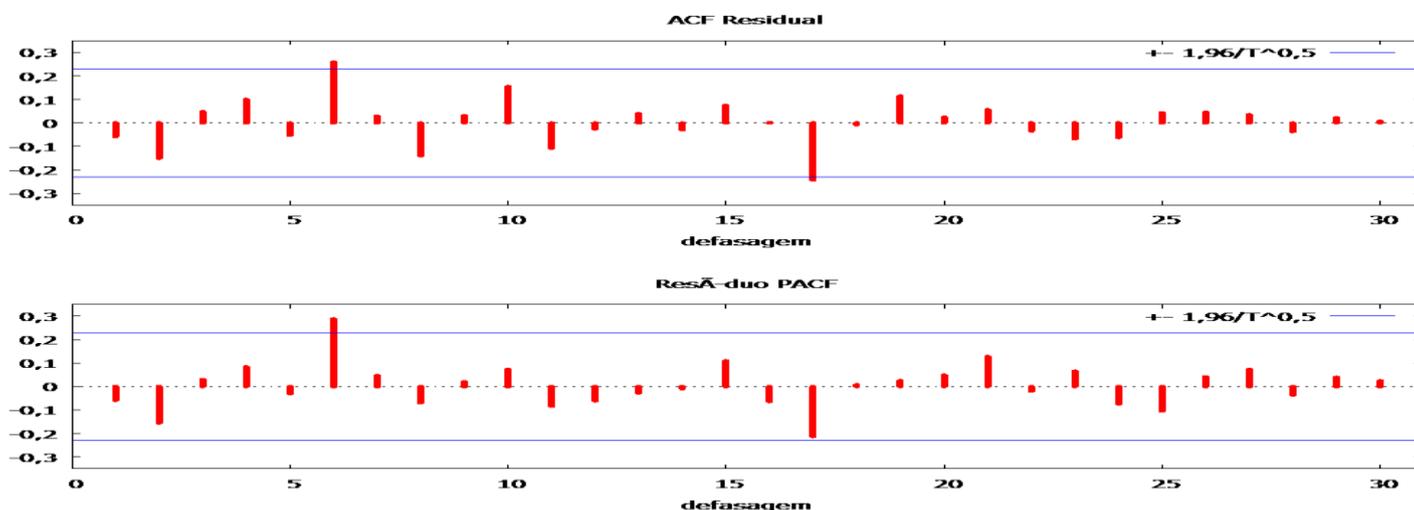
Parâmetro	Coefficiente	Erro padrão	Valor-p
θ_1	0,5408	0,0767	1,82e-012

Fonte: Elaborado pelos autores do trabalho. Dados obtidos a partir do software *Gret-I* (2015).

No Gráfico 6 é possível observar o correlograma residual do modelo. Por meio da análise do resíduo pode-se verificar que o modelo escolhido está bem ajustado, pois o seu resíduo é um ruído branco, isto é, os lags encontram-se dentro do intervalo

de confiança e não existe mais nenhuma componente na série, neste caso, a tendência.

Gráfico 6. Correlograma dos resíduos do modelo ARIMA



Fonte: Obtido a partir do software Gret-I (2015)

Depois de comprovado que o resíduo é um ruído branco torna-se possível a realização das previsões. Foram previstos os valores da taxa de câmbio real no Brasil para os meses de agosto, setembro e outubro de 2018.

Para verificar se o modelo apresentou boas previsões, calculou-se o erro de previsão com base nos dados reais. Na Tabela 7 estão apresentadas as previsões para os respectivos meses, assim como os dados reais e os erros de previsão.

Tabela 7. Valores reais, previstos e os respectivos erros de previsão (ARIMA)

Mês	Dados reais	Previsão	Erro
Ago/18	3,9298	3,8834	0,0464
Set/18	4,1165	4,0274	0,0891
Out/18	3,7584	3,8437	-0,0853

Fonte: Elaborado pelos autores do trabalho. Dados obtidos a partir do software Gret-I (2015).

Por meio da análise da Tabela 7 pode-se perceber que o modelo apresentou boas previsões, pois os erros foram relativamente pequenos.

6.3. Comparação de resultados e previsões

A partir dos dados reais observados efetivamente nos meses de agosto, setembro e outubro de 2018, procurou-se definir o melhor modelo de previsão para a

série analisada. Utilizou-se o critério de soma dos quadrados dos erros de previsão (SE) para selecionar o melhor modelo dentre os modelos aplicados.

Segundo Becker (2010) a soma dos quadrados dos erros de previsão pode ser calculada utilizando-se a seguinte fórmula:

$$SE = \sum_{h=1}^k \hat{e}_h^2 \quad (5)$$

em que \hat{e}_h é determinado como o erro de previsão para h passos à frente. Esse erro pode ser calculado através da fórmula:

$$\hat{e}_h = X_{n+h} - \hat{X}_n(h) \quad (6)$$

onde: X_{n+h} é o dado real com origem em n e $\hat{X}_n(h)$ é a previsão com origem em n e h passos à frente.

O modelo escolhido foi o de Holt, pois apresentou menor soma dos quadrados dos erros de previsão. Na Tabela 8 são apresentados os dados observados (reais) da taxa de câmbio real no Brasil, os valores previstos por cada um dos modelos, assim como a soma dos erros quadrados de previsão.

Tabela 8. Dados reais, valores previstos e estatística SE para cada modelo

Meses	Dados reais	ARIMA	Holt
2018/08	3,9298	3,8834	3,9187
2018/09	4,1165	4,0274	4,0578
2018/10	3,7584	3,8437	3,8276
SE	-	0,0174	0,0084

Fonte: Elaborado pelos autores do trabalho. Dados obtidos a partir dos softwares *Gret-I* e *Action Stat*.

Pode-se observar na Tabela 8 que o melhor modelo para a previsão, utilizando-se o critério de menor soma dos erros quadrados de previsão (SE), foi o modelo de Holt com uma estatística de SE de 0,0084. Esse resultado já era de se esperar, pois o modelo de Holt é o método de previsão mais adequado para séries que possuem tendência. O modelo ARIMA (0,1,1) também estimou bem os valores da taxa de câmbio real no Brasil, pois apresentou estatística SE igual a 0,0174, o que é um valor bem pequeno.

7. Considerações Finais

O estudo da taxa de câmbio real é muito importante, pois ela é uma variável que afeta diretamente a economia de um país. Ela produz impacto sobre as transações internacionais entre os países, além de apresentar influência sobre a taxa de inflação.

O estudo da taxa de câmbio também tem grande utilidade na tomada de decisão dos agentes em relação ao mercado. Como no regime de câmbio flexível a taxa de câmbio real é uma variável que apresenta grande volatilidade e imprevisibilidade, a utilização de modelos estatísticos para sua previsão se torna de grande importância.

Com isso, o presente trabalho teve como objetivo utilizar modelos de previsão de séries temporais para estimar a taxa de câmbio real no Brasil para futuros meses. A partir disso foram aplicados dois modelos de previsão: o modelo de Holt e o ARIMA. Através deles tentou-se estimar a taxa de câmbio real para os meses de agosto, setembro e outubro de 2018.

Após a aplicação dos modelos concluiu-se que, no caso da taxa de câmbio real e para o período analisado nessa pesquisa, o melhor modelo de previsão, dentre os estudados, foi o de Holt, pois apresentou os erros de previsão mais baixos entre os modelos trabalhados. De maneira geral, por meio dos correlogramas dos resíduos, pode-se dizer que os modelos foram bem ajustados.

Com relação ao critério da soma dos quadrados dos erros de previsão (SE) para a escolha do melhor modelo, ele se mostrou adequado, pois o melhor modelo escolhido foi o de Holt, que apresentou menor estatística de SE.

Referências

ALMEIDA, M.; FONTES, R.; ARBEX, M. A. Retrospectiva dos regimes cambiais brasileiros com ênfase em bandas de câmbio. **Ensaio FEE**, Porto Alegre, v.21, n.1, p.7-43, 2000.

BECKER, M. H. **Modelos para Previsão em Séries Temporais: uma Aplicação para a Taxa de Desemprego na Região Metropolitana de Porto Alegre**. Monografia apresentada para obtenção do grau de Bacharel em Estatística na UFRGS, Porto Alegre, dez. 2010.

EHLERS, R. S. **Análise de Séries Temporais**. 5 ed. 2009. Disponível em: <<http://conteudo.icmc.usp.br/pessoas/ehlers/stemp/stemp.pdf>>. Acesso em: 21 set. 2017.

HOLLAND, M.; PEREIRA, P. L. V. Taxa de câmbio real e paridade de poder de compra no Brasil. **Revista Brasileira de Economia**, fev. 1999.

IPEADATA. **Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada**. Disponível em: <http://www.ipeadata.gov.br/>. Acesso em: 14 abr. de 2018.

MOREIRA, P. H. V., et al. Aplicação de séries temporais na previsão da média mensal da taxa de câmbio do real para o dólar comercial de compra usando o modelo de holt. **XXX Encontro Nacional de Engenharia de Produção (Engep)**, São Carlos, São Paulo, out. 2010.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. **Análise de Séries Temporais**, 2.ed., São Paulo: Edgard Blucher, 2004.

SANTOS, V. **Séries Temporais: ARIMA**. Universidade Federal do Pará - Instituto de Ciências Exatas e Naturais, Belém, Pará, 2014.

SILVA, C. R. L. da; CARVALHO, M. A. de. **Economia Internacional**. São Paulo: Editora Saraiva, 4 ed., 2007.

STRINGHINI, V. T. D. **Os regimes cambiais no Brasil: Uma análise da Influência das Variações Cambiais sobre os Preços de Mercado na Década de 90**. Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Economia da Faculdade de Ciências Econômicas da UFRGS, Porto Alegre, 2002.