

Modelagem da Taxa de Câmbio Real no Brasil: Uma Aplicação ARIMA-GARCH para o Período 2010-2018

Modeling of the Real Exchange Rate in Brazil: An ARIMA-GARCH Application for the Period 2010-2018

Bruna Mendonça de Oliveira^a

Letícia Lima Milani Rodrigues^b

Alinne Alvim Franchini^c

Resumo: O objetivo do presente artigo é analisar e modelar a série de taxa de câmbio real no Brasil e sua volatilidade, no período de janeiro de 2010 a março de 2018. Para isso, utiliza-se o modelo ARIMA na série em nível e um modelo GARCH com distribuição normal assimétrica nos resíduos do modelo ARIMA ajustado. Diante da volatilidade estimada pelo modelo GARCH, pode-se concluir que a maior instabilidade cambial ocorre durante os anos de 2015 e 2016, o que pode ser explicado pelo cenário político, que acabou gerando desconfiança nos investidores e parceiros comerciais e financeiros do Brasil.

Palavras-chave: Câmbio; Volatilidade; ARIMA; GARCH.

Classificação JEL: C01, C22, F31.

Abstract: The aim of this paper is to analyze and model the real exchange rate series in Brazil and its volatility from January 2010 to March 2018. For this, we make use of an ARIMA model in the level series and a GARCH model with asymmetric normal distribution in the residuals of the adjusted ARIMA model. Given the volatility estimated by the GARCH model, it can be concluded that the greatest exchange rate instability occurs during 2015 and 2016, which can be explained by political scenario, which led to distrust in Brazil's investors and trading and financial partners.

Keywords: Exchange; Volatility; ARIMA; GARCH.

JEL Classification: C01, C22, F31.

^a Mestranda do Programa de Pós-Graduação em Economia da Universidade Federal de Alfenas, UNIFAL-MG. E-mail: svbruninha@hotmail.com.

^b Professora Adjunta classe C da UNIFAL-MG, lotada no Instituto de Ciências Sociais Aplicadas, Campus Varginha/MG. E-mail: leticia.rodrigues@unifal-mg.edu.br.

^c Professora Associada classe D da UNIFAL-MG, lotada no Instituto de Ciências Sociais Aplicadas, Campus Varginha/MG. E-mail: alinne.franchini@unifal-mg.edu.br.

1. Introdução

Diante de inúmeras crises financeiras internacionais, sempre se torna importante a discussão sobre as políticas econômicas e cambiais adotadas pelos países. Em um mundo marcado pela globalização financeira e capitais cada vez mais voláteis, os países encontram dificuldades em manter a estabilidade cambial juntamente com uma política monetária independente. Assim, a taxa de câmbio possui um papel de extrema importância no cenário mundial, pois suas variações podem afetar os balanços de pagamentos dos países, o comércio internacional e o desempenho econômico dos mesmos.

Como consequência da instabilidade e crise do padrão-ouro, foi instituído o sistema de *Bretton Woods*, em 1944, onde se buscou regular a economia internacional quando cessasse a II Guerra Mundial, por meio de cooperação entre os países. Nesse sistema, instituiu-se um regime cambial fixo baseado no dólar, com autonomia de políticas econômicas. Porém, como os países começaram a reter grande quantidade de reservas em dólares, isso fez com que os EUA perdessem o controle sobre a oferta de sua moeda, causando desconfiança sobre a manutenção da conversibilidade do dólar em ouro. Sendo assim, com a impossibilidade de manutenção desse sistema pelos EUA (causando o colapso do sistema de *Bretton Woods*), a partir de 1973 as taxas deixam de ser fixas e passam a ser flutuantes.

Com a adoção de regimes cambiais flexíveis pela maioria dos países, a taxa de câmbio passou a ser menos previsível e mais volátil. A volatilidade causa grandes impactos sobre o nível de equilíbrio cambial e suas principais causas podem ser: mudanças nos regimes cambiais, grau de abertura econômica, planos para estabilização da inflação e políticas monetárias adotadas por governos (CERQUEIRA, 2013).

Com isso, o estudo da taxa de câmbio real e de sua volatilidade se torna de grande importância, uma vez que grandes oscilações podem afetar o comércio internacional, o balanço de pagamentos e a inflação; além de provocar impactos indiretos sobre o crescimento econômico mediante seu efeito sobre os principais determinantes da atividade econômica de um país, como o investimento, o emprego e os fluxos de comércio (BARGUELLIL; BEN-SALHA; ZMAMI, 2018).

Segundo Cerqueira (2013), o Brasil é um país marcado por grandes instabilidades cambiais, o que pode ser resultado das políticas monetárias adotadas visando o cumprimento do regime de metas de inflação. Diante desse cenário brasileiro, torna-se importante o estudo da taxa de câmbio real e da sua volatilidade, dado que esta pode afetar a competitividade e o crescimento da economia brasileira.

Portanto, neste artigo, objetiva-se analisar e modelar o comportamento da série de taxa de câmbio real no Brasil e de sua volatilidade no período estudado (janeiro de 2010 a março de 2018). Sendo assim, serão analisados os dados mensais da série de taxa de câmbio real no Brasil e, por meio dessa análise, torna-se possível a aplicação dos modelos e o estudo de sua volatilidade.

Com isso, esse artigo contribui para o entendimento da volatilidade cambial brasileira no período analisado, mostrando como as políticas adotadas podem afetar a

volatilidade e, conseqüentemente, a competitividade da economia. Esse trabalho possui um avanço no que diz respeito ao período analisado e à discussão das principais causas da volatilidade cambial, principalmente, nos anos de 2015 e 2016.

Para tanto, o artigo está estruturado em seis partes além desta introdução. Na primeira seção busca-se discutir sobre a evolução do Sistema Monetário Internacional e as causas da volatilidade da taxa de câmbio real. Na segunda seção procura-se apresentar os modelos de previsão de séries temporais. Na terceira seção apresenta-se a discussão sobre a volatilidade cambial e os modelos utilizados pela literatura para realizar esse tipo de análise. Na quarta seção são apresentados a base de dados e o tratamento econométrico. Na quinta seção busca-se apresentar os resultados da análise e, na sexta seção, são apontadas algumas considerações finais.

2. A Volatilidade da Taxa de Câmbio Real: teoria e discussões

2.1. A Evolução do Sistema Monetário Internacional

No período que antecedeu a I Guerra Mundial, adotou-se como Sistema Monetário Internacional o padrão ouro. Neste sistema, que vigorou de 1870 a 1914, o objetivo era alcançar o equilíbrio econômico, com intermédio do Banco Central, que era o responsável por garantir a paridade oficial entre as moedas e o ouro (MARINHO, 2007).

Segundo Marinho (2007), com a eclosão da I Guerra Mundial, o cenário se tornou incompatível com os mecanismos do sistema do padrão ouro, por conta da emissão monetária para financiamento dos gastos militares, da redução da força de trabalho e da capacidade produtiva, e dos níveis de preços elevados.

Com isso, ocorreu uma desarticulação do sistema monetário que desencadeou a necessidade de estabelecimento de um arranjo monetário internacional consistente, capaz de suportar as tensões políticas e econômicas (OLIVEIRA; MAIA; MARIANO, 2008).

Nesse contexto explode a II Guerra Mundial, que trouxe consigo uma grande instabilidade econômica e financeira para todos os países, mostrando assim, em 1944, que era indispensável a criação de uma ordem monetária e econômica internacional. Com isso, durante a II Guerra Mundial, os Estados Unidos e a Inglaterra iniciaram negociações objetivando uma reestruturação econômica, que foram consolidadas em *Bretton Woods*, com a discussão de dois planos: o “Plano Keynes” e o “Plano White” (MARINHO, 2007).

De acordo com Oliveira, Maia e Mariano (2008), o “Plano Keynes”, da Inglaterra, tinha como principal proposta a criação de uma Câmara de Compensações Internacionais, que seria responsável pela correção dos desequilíbrios dos balanços de pagamentos dos países, que contemplaria, desse modo, credores e devedores. Sendo assim, esse plano era contrário à estruturação de um arranjo monetário internacional baseado em moedas nacionais. Já o “Plano White”, dos Estados Unidos, tinha como proposta o restabelecimento do ouro como sendo um instrumento de reserva internacional e sugeria um regime de paridade cambial fixa.

O sistema de *Bretton Woods* foi resultado de um ajuste das duas propostas, mas o plano que prevaleceu foi o “Plano White”, devido ao consenso da necessidade de estruturação de um padrão monetário internacional que contivesse as oscilações cambiais e devido à grande imposição dos Estados Unidos, que havia se tornado a potência hegemônica mundial.

Segundo Marinho (2007), o principal feito do *Bretton Woods* foi a criação do Fundo Monetário Internacional (FMI) e do Banco Mundial, que seriam responsáveis por garantir a ordem do Sistema Monetário Internacional e fornecer recursos para a reestruturação dos países no pós-guerra.

O sistema aprovado em *Bretton Woods* instituiu um regime cambial fixo para os países baseado no dólar. Sendo assim, foi estruturado o padrão dólar-ouro, que impôs ao mundo o dólar como moeda internacional, com a fixação da onça *troy* em US\$ 35,00, e os outros países estabeleceram a paridade de suas moedas em relação ao dólar. Esse sistema era baseado em taxas fixas de câmbio, que poderiam oscilar numa faixa de 1% (OLIVEIRA; MAIA; MARIANO, 2008).

Porém, de acordo com Marinho (2007), esse sistema gerou um duplo papel contraditório do dólar, que é explicado pelo Dilema de Triffin, no qual há a incompatibilidade de uma moeda em exercer de forma simultânea a função de circulação e de ativo de reserva de valor internacional. Com isso, para cumprirem com a função de circulação, os Estados Unidos passaram a registrar constantes déficits no balanço de pagamentos, de forma a garantir que a saída de dólares fosse maior que a entrada.

Sendo assim, a crise do padrão dólar-ouro teve início nos anos 1960, com a contestação dos países europeus em relação à política econômica americana, e se agravou ainda mais quando os Estados Unidos financiaram a Guerra do Vietnã. Com isso, os países passaram a desconfiar do dólar como reserva de valor internacional, o que levou algumas autoridades à preferência do ouro como reserva (MARINHO, 2007).

Contudo, o padrão dólar-ouro resistiu até 1971, quando os Estados Unidos decretaram o fim desse sistema monetário. Então, instaurou-se o padrão dólar-flexível, passando de um sistema monetário que oferecia previsibilidade às decisões capitalistas, para um sistema com taxas de câmbio flexíveis. Esse arranjo monetário adotou uma taxa cambial flutuante e, a partir de março de 1973, as taxas de câmbio se tornaram mais voláteis e menos previsíveis.

Segundo Serrano (2002), nesse novo sistema, o dólar ainda continua sendo a moeda internacional, mas tornou-se livre das limitações que o padrão dólar-ouro impunha aos países emissores da moeda-chave. Com isso, a ausência de conversibilidade em ouro fez com que o dólar pudesse variar livremente sua paridade em relação a moedas de outros países.

2.2. Regimes Cambiais

A taxa de câmbio pode ser influenciada por vários fatores, e dentre eles pode-se destacar o regime cambial. Segundo Carvalho e Silva (2007), o regime cambial pode ser definido como um padrão adotado pela autoridade monetária de um país para determinar a cotação da taxa de câmbio. Existem vários tipos de regimes cambiais, e dentre eles podem ser destacados quatro: o regime de câmbio fixo, o flutuante ou flexível, o regime de “flutuação suja” e o regime de bandas cambiais.

O regime de câmbio fixo é aquele onde há a fixação da taxa de câmbio pela autoridade monetária, ou seja, quando esta define a cotação da moeda nacional em relação a uma moeda estrangeira. Nesse contexto, todas as transações obedecerão a essa taxa de câmbio fixa. Esse regime cambial é um instrumento de política econômica e para que ocorra sua instalação torna-se necessário uma decisão governamental ou uma lei. No regime de câmbio fixo, o Banco Central interfere no mercado cambial, seja por meio da compra ou da venda de divisas estrangeiras, de acordo com as tendências de valorização ou desvalorização cambial. Sendo assim, nesse regime cambial, o Banco Central deve ter obrigatoriamente um volume de reservas cambiais para poder intervir no mercado. Com isso, até o momento em que o Banco Central possuir reserva necessária, ele irá intervir no mercado cambial, objetivando manter a taxa de câmbio constante (STRINGHINI, 2002).

O regime de câmbio flexível ou flutuante é aquele onde a taxa de câmbio oscila livremente, de acordo com a oferta e demanda por divisas estrangeiras, sem intervenção do Banco Central. Nesse regime, a taxa de câmbio flutua com liberdade para garantir o equilíbrio de mercado (CARVALHO; SILVA, 2007). Com isso, consegue-se eliminar o excesso de oferta e demanda por divisas estrangeiras por meio dos movimentos de preços, o que faz com que as reservas internacionais do Banco Central fiquem protegidas.

No sistema de câmbio flexível ocorre uma maior independência da política monetária nacional, o que faz com que o setor real da economia se isole de perturbações exteriores. Uma desvantagem que pode ser destacada nesse regime é quanto à sua imprevisibilidade, o que pode acabar prejudicando a produção e o comércio internacional (STRINGHINI, 2002).

Depois de definir o regime flutuante, torna-se possível estabelecer o que seria um regime de “flutuação suja”. Este ocorre quando, em momentos de instabilidade no país, os formuladores de políticas econômicas atenuam o regime cambial flutuante e o Banco Central intervém no mercado cambial com a compra ou venda de divisas estrangeiras. Essas intervenções não são diárias, como no regime de câmbio fixo, mas podem ocorrer periodicamente. Nesse sistema, o Banco Central vai intervir no mercado de divisas para impedir que a taxa de câmbio oscile além de certos limites, pois grandes oscilações podem impactar negativamente as demais variáveis econômicas (STRINGHINI, 2002).

No regime de bandas cambiais, que pode ser considerado um regime misto, também há certa flexibilidade cambial. Nesse regime se estabelece um intervalo onde a taxa de câmbio pode flutuar livremente. Sendo assim, quando a taxa de câmbio oscilar além do limite superior ou aquém do limite inferior, se torna obrigatória a interferência do Banco

Central, seguindo uma livre atuação do mercado dentro do limite estabelecido (STRINGHINI, 2002).

2.3. Volatilidade da Taxa de Câmbio Real

Diante da ruptura do sistema de *Bretton Woods*, e com a adoção de um sistema de câmbio flexível pela maioria dos países, a taxa de câmbio se tornou menos previsível e passou a ter como característica a volatilidade. Essa volatilidade apresenta grandes efeitos sobre o nível de equilíbrio cambial e pode ser causada por mudanças nos regimes cambiais, até então vigentes, e pelos planos para estabilização em regimes de alta inflação (HOLLAND, PEREIRA, 1999).

Segundo Cerqueira (2013), uma característica marcante da economia brasileira é a grande instabilidade cambial, sendo seus principais causadores: rigidez de preços (variáveis econômicas rígidas a choques cambiais), baixo nível de desenvolvimento do mercado financeiro interno (que faz referência à capacidade de absorção de choques macroeconômicos) e o grau de abertura comercial (quanto menor, maior o impacto de choques macroeconômicos sobre variações da taxa de câmbio real).

No Brasil, a grande volatilidade cambial pode estar associada às regras monetárias adotadas e, por conseguinte, às flutuações nas taxas de juros. Como o país utiliza um regime de metas para inflação (regime que busca manter uma inflação baixa e estável), tendo como principal instrumento as operações de mercado aberto¹ e utilizando a taxa de juros para analisar os movimentos na política monetária, isso pode afetar a estabilidade cambial no país. Assim, a volatilidade cambial pode ter sua dinâmica afetada pela regra de política monetária adotada pelo governo, sendo que as regras que buscam a estabilização de índices de preços ao consumidor tendem a provocar elevada volatilidade na taxa de câmbio real e nas taxas de juros; o que pode ser explicado pela potencial rigidez dos preços ao consumidor aos choques cambiais e monetários (CERQUEIRA, 2013).

Sendo assim, foram realizados vários estudos acerca da volatilidade cambial e seus efeitos na economia. Alguns estudos, como o de Fischer (2001), argumentam a favor do regime cambial flexível, mostrando que, com ele, a economia tem uma maior capacidade de ajuste aos choques econômicos. No entanto, outras pesquisas, como a de Araújo (2011), se contrapõem a esses argumentos, mostrando que a taxa de câmbio fixa gera maior nível de crescimento, uma vez que implica em taxas de inflação mais baixas, menores custos de transação para o comércio entre os países e para os fluxos de capitais.

Segundo Barguelli, Ben-Salha e Zmami (2018), os regimes cambiais flexíveis podem ajudar na manutenção de uma política monetária autônoma na presença de forte mobilidade do capital internacional e, desse modo, oferecem a possibilidade de estabilização da economia doméstica. Todavia, esses benefícios latentes da flexibilidade cambial, no que se refere ao ajustamento a choques externos e autonomia da política

¹ Também conhecidas como “*open market*”, ocorrem quando o Banco Central compra ou vende títulos da dívida pública aos bancos comerciais.

monetária, devem ser contrapostos com o custo de flutuações inesperadas da moeda nacional. Dado isso, uma economia que adota um regime cambial flutuante, poderia se deparar com uma volatilidade do câmbio imprevisível, acarretando instabilidade econômica e financeira e impactando o seu crescimento econômico. Além disso, a volatilidade cambial também pode ter impactos indiretos sobre o crescimento econômico mediante seu efeito sobre os principais determinantes da atividade econômica de um país, como o investimento, o emprego e os fluxos de comércio.

Portanto, segundo a literatura, a volatilidade cambial interfere no crescimento econômico, o que mostra necessário a utilização de políticas monetárias para suavizar os choques econômicos ocorridos nos países. Sendo assim, alguns estudos defendem que a volatilidade cambial influencia negativamente o crescimento econômico e o fluxo de comércio entre os países, pois há um nível de incerteza nos agentes econômicos devido ao comportamento volátil do câmbio (PIANCA; TEIXEIRA; CRUZ, 2014).

Vários estudos mostram que a volatilidade cambial em países em desenvolvimento é maior do que em países desenvolvidos. Com isso, grandes oscilações cambiais em nações em desenvolvimento podem gerar um impacto negativo no crescimento econômico dos mesmos, dado que as empresas, tanto nacionais quanto internacionais, podem adiar as decisões de investimento devido à incerteza gerada pelo câmbio volátil (ROCHA; CURADO; DAMIANI, 2011). Isso ocorre em países em desenvolvimento, pois eles possuem “moedas fracas” (de pouca aceitação externa e com inflação elevada) e se encontram muito suscetíveis a crises externas, devido à alta dependência de recursos oriundos das exportações e empréstimos externos.

Segundo Silva, Freitas e Mattos (2016), o impacto negativo sobre o fluxo do comércio internacional se dá pela incerteza e pelos custos de ajustamento, o que faz com que os agentes avessos ao risco diminuam sua participação no comércio internacional.

De acordo com Krol (2014), quando a volatilidade cambial é alta, maior será o risco associado com as transações internacionais, fazendo com que empresas e investidores estrangeiros se utilizem de instrumentos de proteção caros para gerenciar esse risco. Com isso, a volatilidade do câmbio acaba afetando negativamente o comércio internacional e os fluxos financeiros, diminuindo os ganhos dos países nessas transações e, conseqüentemente, seu bem-estar.

A literatura que aborda a relação entre volatilidade cambial e comércio internacional é extensa, mas não existe consenso se essa relação é positiva ou negativa. Uma relação negativa pode ser descrita da seguinte forma: se os agentes econômicos de um país são avessos ao risco e, devido à volatilidade cambial, se deparam com um risco maior de transação e custos mais elevados, eles tendem a diminuir o volume de comércio internacional. Visto de outra forma, uma relação positiva se dá quando a redução do custo previsto das despesas de importação ou o aumento da receita prevista de exportação levam a um aumento da volatilidade cambial, que, em último caso, pode aumentar o volume de comércio; isto é, se o câmbio se encontra favorável à exportação ou à importação, isso pode aumentar o volume de comércio internacional, o que tende a afetar a volatilidade cambial (LATIEF; LEFEN, 2018).

Sendo assim, não existe consenso sobre os efeitos da volatilidade cambial, sobretudo no comércio internacional. Os primeiros trabalhos teóricos apontam que a volatilidade oferece um risco ao comércio, e na ausência de mecanismos que reduzam esse risco, o volume de comércio tende a diminuir. No entanto, outros autores defendem que o comércio tende a aumentar com a volatilidade cambial, uma vez que, um aumento na volatilidade aumenta a probabilidade de que o preço recebido pelo comerciante exceda os custos do comércio, aumentando o valor de exportações das firmas e os ganhos potenciais do comércio e, conseqüentemente, encorajando o comércio internacional (BAHMANI-OSKOOEE; HEGERTY, 2007).

Nessa linha, Bahmani-Oskooee; Harvey e Hegerty (2013) desenvolveram um trabalho baseado na análise do comércio bilateral entre Estados Unidos e Brasil, considerando indústrias de importação e exportação norte-americanas, chegando à conclusão de que fluxos comerciais de muitas delas não têm relação de longo prazo com seus determinantes macroeconômicos. Sendo assim, chegam ao resultado de que o impacto da volatilidade cambial depende do tipo de segmento industrial e do tamanho da indústria, e isso que irá determinar se esse impacto será positivo ou negativo.

Dado isso, o papel da taxa de câmbio real em uma economia é muito importante, uma vez que sua variação pode afetar o comércio internacional, o balanço de pagamentos, a inflação e o crescimento de um país. Segundo Blumm (2011), isso acontece, pois quando a taxa de câmbio está depreciada, há uma tendência de redução da competitividade do país e uma deterioração das transações correntes no balanço de pagamentos, uma vez que a moeda interna valorizada causará estímulo à importação, pois os produtos importados estarão mais baratos. Por outro lado, a taxa de câmbio depreciada pode ser utilizada como instrumento de controle inflacionário, pois como os produtos importados estão mais baratos, isso tende a reduzir o nível de preços na economia.

De acordo com Bahmani-Oskooee e Hegerty (2007), existem na literatura diversos métodos econométricos de medição da volatilidade cambial. O mais comum se relaciona a alguma medida de variância, dado que a variável volatilidade pode ser construída como o desvio padrão de uma taxa de mudança. O primeiro método envolvia o desvio padrão móvel da variação mensal da taxa de câmbio, seguido da análise de cointegração e métodos utilizados em séries temporais, como o modelo Autorregressivo de Heterocedasticidade Condicional (ARCH) e sua extensão, o modelo GARCH, que foi o utilizado neste artigo.

Portanto, o estudo da volatilidade da taxa de câmbio é de extrema importância, uma vez que ela pode afetar o comércio internacional, a decisão de investimento, a estabilidade econômica e financeira e, conseqüentemente, o crescimento econômico.

3. Séries Temporais

Uma série temporal pode ser escrita como sendo um vetor Z_t com $t = 1, \dots, N$, onde N representa o número de dados na série (MORETTIN, TOLOI, 2004).

Quando se estuda uma série temporal tem-se interesse, principalmente, em analisar e modelar a série e realizar previsões. Na análise e modelagem da série, deve-se descrever a série temporal e identificar suas principais características. Já na previsão da série busca-se encontrar valores futuros utilizando seus valores passados. No entanto, vale ressaltar que as melhores previsões são as de curto prazo (EHLERS, 2009).

Segundo Moreira, *et al.* (2010), as previsões baseadas em séries temporais mostram uma correlação entre os valores passados e futuros. Por isso, diz-se que são as mais simples e usuais. Logo, pode-se dizer que, por meio de valores passados, pode-se estimar dados futuros.

Segundo Morettin e Tolo (2004), para alcançar a estacionariedade de uma série temporal, a transformação mais comum é defasar a série original, ou seja, tomar diferenças sucessivas da série. A primeira diferença da série é definida por:

$$\Delta Z(t) = Z(t) - Z(t-1). \quad (1)$$

E assim sucessivamente, até a n-ésima diferença da série, que será dada por:

$$\Delta^n Z(t) = \Delta[\Delta^{n-1} Z(t)]. \quad (2)$$

Na maioria das vezes, para estacionarizar a série original, será necessário tomar somente uma ou duas diferenças.

Podem ser destacados três tipos de testes para verificar se uma série temporal é estacionária ou não: o teste de autocorrelação, o teste de raiz unitária e o teste de Dickey-Fuller. Neste artigo será utilizada a análise do correlograma e, como testes, o de Dickey-Fuller e o teste de autocorrelação (Ljung-Box).

3.1. Modelos de Previsão para Séries Temporais - Modelo Autorregressivo, Integrado e de Médias Móveis (ARIMA)

Segundo Morettin e Tolo (2004), os modelos de previsão partem da ideia de que as observações passadas são capazes de informar o comportamento futuro de uma série temporal. Um modelo que pode ser utilizado na previsão de séries temporais é o ARIMA (p,d,q), definido como Modelo Autorregressivo, Integrado e de Médias Móveis. Esse modelo é indicado para séries não-estacionárias e, segundo Santos (2014), ele resulta da combinação de três componentes: o componente autorregressivo (AR), o filtro de integração (I) e o componente de médias móveis (MA).

Segundo Morettin e Tolo (2004), a construção do modelo ARIMA é baseada num ciclo iterativo e a escolha do melhor modelo tem como base os próprios dados da série. Esse ciclo iterativo se divide em quatro estágios: a identificação (identifica-se as ordens do modelo por meio da análise das funções de autocorrelação e autocorrelação parcial da série estacionária), a estimação (estima-se os parâmetros do modelo para testar se são significativos), o diagnóstico (verifica-se se os resíduos do modelo é um ruído branco) e a previsão (realiza-se a previsão para valores futuros da série).

O modelo ARIMA pode ser expresso pela seguinte fórmula:

$$\phi(B) \Delta^d Z_t = \theta(B) a_t \quad (3)$$

em que $\phi(B)$ é o operador autorregressivo de ordem p ; $\theta(B)$ o operador de médias móveis de ordem q ; d representa o número de diferenças tomadas na série original para torná-la estacionária; $\Delta = 1 - B$ representa o operador de diferenças e, a_t o ruído branco.

O modelo ARIMA é de ordem (p, d, q) , onde p é ordem de $\phi(B)$, q é ordem de $\theta(B)$ e d é a ordem de integração. Na maioria dos casos, o número de diferenças será igual a 0, 1 ou 2, isto é, será necessário tomar um pequeno número de diferenças para tornar a série original estacionária.

Para a escolha do modelo ARIMA mais adequado dentre os modelos testados, pode-se levar em consideração o critério de Akaike (AIC) ou o erro quadrático médio de previsão (EQMP), utilizando o último quando o objetivo é prever valores futuros para a série. Neste trabalho utilizou-se o AIC para a seleção de modelos, um critério que se origina da minimização da distância de Kullback-Leibler (K-L), que pode ser definida como uma medida da distância entre o modelo verdadeiro e um possível modelo. Por isso, deve-se escolher o modelo que possui o menor valor do critério de AIC.

4. Volatilidade

O mercado financeiro, atualmente, é muito influenciado por acontecimentos diários. Analisando-se séries temporais financeiras, percebe-se que há a existência de alternância entre períodos de grandes e pequenas flutuações em torno da sua média. Com isso, formam-se aglomerações (*clusters*), que também se pode chamar de volatilidade. Segundo Morettin (2006), a volatilidade pode ser entendida como a variância condicional de uma variável. Sendo assim, a presença de volatilidade ocorre quando a variância condicional de uma série temporal varia ao longo do tempo.

A volatilidade pode ser benéfica ou maléfica para o mercado financeiro, pois quando esta aumenta, gera liquidez na economia, mas seu aumento excessivo traz malefícios, afetando o bom funcionamento do mercado.

Segundo Fioruci (2012), é de grande interesse na Economia a modelagem da volatilidade ou variância condicional. Os gráficos das séries financeiras mostram períodos de grande volatilidade e percebe-se que os choques negativos apresentam maior influência na volatilidade das séries. Segundo Morettin (2006), essa é uma característica de séries econômicas e financeiras, que são consideradas não-lineares, pois respondem de maneiras diferentes aos choques, sejam eles positivos, negativos, grandes ou pequenos.

Sendo assim, para a modelagem dessas séries, torna-se necessária a utilização de modelos de heterocedasticidade condicional, ou seja, modelos que levam em consideração que a variância condicional da série temporal, ao longo do tempo, não é constante (FIORUCI, 2012).

4.1. Modelos de Volatilidade

Segundo Furriel (2011), um dos aspectos mais relevantes da volatilidade é o fato de esta não ser diretamente observável, o que torna difícil avaliar o desempenho dos modelos de volatilidade. Como uma série temporal que apresenta volatilidade é dita não-linear, isso gera incapacidade de modelação através dos modelos ARMA, pois estes se tratam de modelos lineares. Sendo assim, foram criados os modelos não-lineares heterocedásticos, com o objetivo de estimar e efetuar previsões em séries que apresentam volatilidade.

Existe uma variedade de modelos para se estimar a volatilidade de séries temporais financeiras e o utilizado neste trabalho será o modelo ARCH Generalizado (GARCH), proposto por Bollerslev, dado que esse modelo foi o que apresentou melhores resultados na modelação da série estudada (FIORUCI, 2012).

4.2. Modelos GARCH

O modelo Autorregressivo de Heterocedasticidade Condicional Generalizado (GARCH) é um modelo mais geral que considera que a variância condicional se relaciona com os quadrados dos valores passados da série e com as variâncias condicionadas passadas (FURRIEL, 2011).

Segundo Morettin (2006), o modelo GARCH (r, s) pode ser definido pela seguinte fórmula:

$$X_t = \varepsilon_t \sqrt{h_t} \quad (4)$$

em que: ε_t são variáveis aleatórias i.i.d com média zero e variância igual a um.

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^r \alpha_i X_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^s \beta_j h_{t-j} \quad (5)$$

onde: $\alpha_0 > 0, \alpha_i \geq 0, \beta_j \geq 0$.

Segundo Furriel (2011), a condição:

$$\sum_{i=1}^{\max(r,s)} (\alpha_i + \beta_i) < 1 \quad (6)$$

garante que X_t seja estacionário e que sua variância condicional seja finita.

Segundo Morettin (2006), pode-se definir:

$$v_t = X_t^2 - h_t \quad (7)$$

Assim, substituindo na equação (5) tem-se:

$$X_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^r (\alpha_i + \beta_i) X_{t-i}^2 + v_t - \sum_{j=1}^s \beta_j v_{t-j}. \quad (8)$$

Com isso, se mostra que um modelo GARCH (r, s) pode ser reescrito como um modelo ARMA (q, s) para X_t^2 , onde $q = \max(r, s)$.

Segundo Furriel (2011), como o modelo GARCH pode ser tratado como um modelo ARMA para o quadrado dos resíduos, para a identificação de sua ordem (r, s) pode-se utilizar o Critério de Informação Akaike (AIC).

Já os estimadores dos parâmetros são obtidos por meio do método da máxima verossimilhança condicional, que é dada por:

$$\begin{aligned} L(x_1, \dots, x_T | \alpha) \\ = f(x_T | \mathcal{F}_{T-1}) f(x_{T-1} | \mathcal{F}_{T-2}) \dots f(x_{q+1} | \mathcal{F}_q) f(x_1, \dots, x_q | \alpha) \end{aligned} \quad (9)$$

e supondo normalidade de ε_t :

$$\prod_{t=q+1}^T (\sigma_t \sqrt{2\pi})^{-1} \exp\left\{-\frac{x_t^2}{2\sigma_t^2}\right\} f(x_1, \dots, x_q | \alpha). \quad (10)$$

No caso de T grande, $f(x_1, \dots, x_q | \alpha)$ pode ser desprezado. Assim, tem-se que maximizar a função de verossimilhança condicional:

$$L(x_1, \dots, x_T | \alpha, x_1, \dots, x_q) = \prod_{t=q+1}^T (\sigma_t \sqrt{2\pi})^{-1} \exp\left\{-\frac{x_t^2}{2\sigma_t^2}\right\}. \quad (11)$$

Sendo assim, depois de se encontrar a ordem do modelo GARCH e estimar seus parâmetros, são utilizados métodos semelhantes aos utilizados no modelo ARMA para efetuar as previsões (FURRIEL, 2011).

As previsões do modelo GARCH para m passos à frente são dadas por:

$$\hat{h}(m) = \alpha_0 + (\alpha_1 + \beta_1) \hat{h}(m-1), m > 1. \quad (12)$$

As principais limitações do modelo GARCH são: apenas modela a volatilidade de uma série temporal, não fornecendo informação acerca da causa desta; reage igualmente a grandes aumentos ou quedas nos valores passados de X_t ; e produz a mesma resposta diante de variações positivas e negativas de X_t , ou seja, variações cujo valor em módulo seja igual têm o mesmo impacto na variância condicional (FURRIEL, 2011).

5. Base de Dados e Tratamentos

Para a execução da pesquisa, de caráter quantitativo, inicialmente foi realizado o levantamento dos dados. A série de dados utilizada foi extraída do Bacen (Banco Central do Brasil), e a consulta foi feita através do IPEADATA, um portal organizado pelo IPEA (Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada). A base de dados consiste na série da taxa de câmbio real no Brasil, apurada mensalmente, no período de janeiro de 2010 a março de 2018. Existem 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 se considera também a inflação interna e externa. Dado isso, a

vantagem em se utilizar o câmbio real na análise é que ele pode ser considerado uma melhor referência para o valor de uma moeda em relação à outra, resultando em uma melhor estimação para a volatilidade cambial.

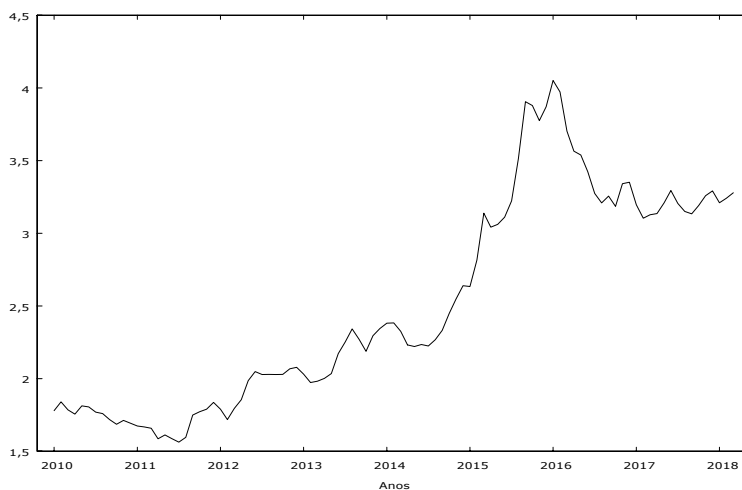
Posto isso, primeiramente, procurou-se realizar a análise dos dados reais, onde se construiu o gráfico da série em nível para verificar a possível existência de tendência e sazonalidade e aplicou-se testes de estacionariedade na mesma. Logo depois, utilizando a série em diferença, tornou-se possível o ajuste do modelo ARIMA (p,d,q). Em seguida, realizou-se o teste ARCH-LM nos resíduos do modelo ajustado. Posteriormente, ajustou-se um modelo GARCH com distribuição normal assimétrica nos resíduos do modelo ARIMA ajustado, com o intuito de modelar e corrigir o padrão de volatilidade encontrado. Na análise, foram utilizados os softwares *Gret-I* (2010) e o *R Core Team* (2009-2015).

6. Resultados

6.1. Análise e Descrição da Série

A Figura 1 mostra o gráfico da série de Taxa de Câmbio Real no Brasil, coletada entre o período de janeiro de 2010 a março de 2018.

Figura 1: Gráfico da Série Original da Taxa de Câmbio Real no Brasil, no Período de 2010 a 2018

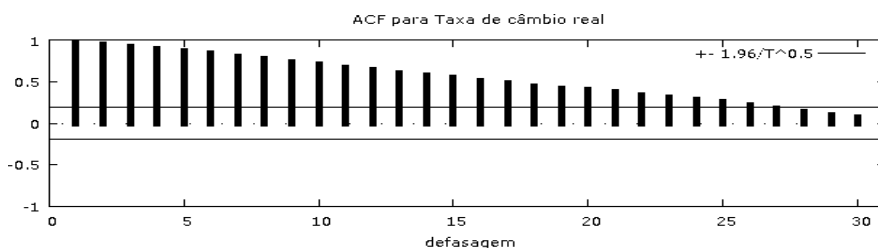


Fonte: Elaborada pelos autores do trabalho, por meio do *software Gret-I* (2010).

Por meio da análise gráfica da Figura 1, percebe-se que a série apresenta um padrão de crescimento ao longo do tempo, ou seja, tendência crescente, sendo assim, não estacionária. Também pode-se perceber, visualmente, que a mesma não apresenta variações cíclicas, isto é, sazonalidade.

No entanto, como a análise visual não é válida por si só, fez-se a análise do correlograma e o teste de Dickey-Fuller na série original, a fim de constatar se esta é ou não estacionária. Sendo assim, analisando-se a função de autocorrelação, representada na Figura 2, pode-se perceber que a série é não estacionária, pois as defasagens (lags) não decaem rapidamente a zero. E na Tabela 1 pode-se verificar que o valor-p foi maior que 5% (nível de significância estatística), não rejeitando-se, assim, a hipótese nula, o que mostra que a série original é não estacionária.

Figura 2: Gráfico da Função de Autocorrelação (ACF) da Série Original da Taxa de Câmbio Real no Brasil entre 2010 e 2018



Fonte: Elaborada pelos autores do trabalho, por meio do *software Gret-I* (2010).

Tabela 1-Teste de Dickey-Fuller para a Série em Nível

Estatística	-1,48269
Valor-p	0,8291
Tamanho da Amostra	99
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 Gret-I* (2010).

6.2. Diferenciação e Modelagem da Série

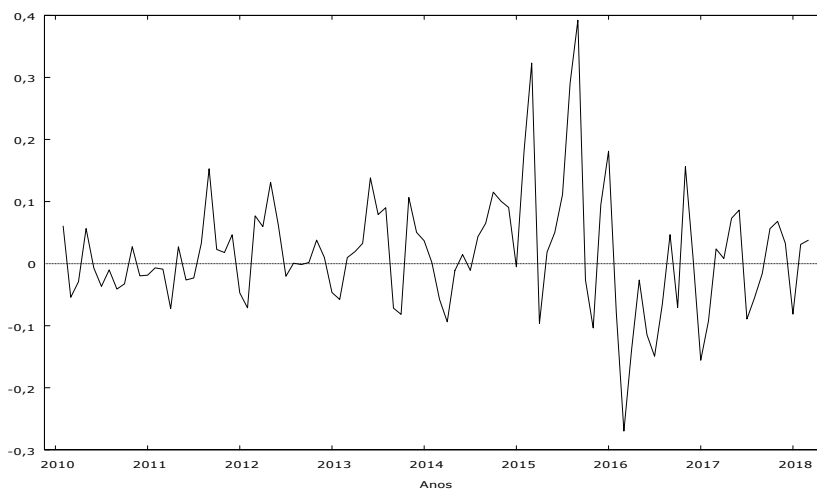
Após a análise e detecção da presença de tendência na série original, torna-se necessário aplicar o operador de diferenças para que esta se torne estacionária. Foi necessário tomar uma única diferença para tornar a série original estacionária, e isso foi constatado por meio do teste de Dickey-Fuller, que está apresentado na Tabela 2. Pode-se observar que o valor-p foi menor que 5% (nível de significância estatística), rejeitando-se, assim, a hipótese nula H_0 de não estacionariedade da série.

Na Figura 3 pode-se observar o gráfico da série diferenciada. Por meio da análise gráfica percebe-se que a média conseguiu ser estabilizada. No entanto, a variância ainda possui períodos de grandes oscilações. Isso pode indicar a presença de volatilidade na série.

Tabela 2-Teste de Dickey-Fuller para a Série em Primeira Diferença

Estatística	-6,68743
Valor-p	6,313e-007
Tamanho da Amostra	98
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 Gret-I* (2010).

Figura 3: Gráfico da Série em Nível Diferenciada, sem Tendência

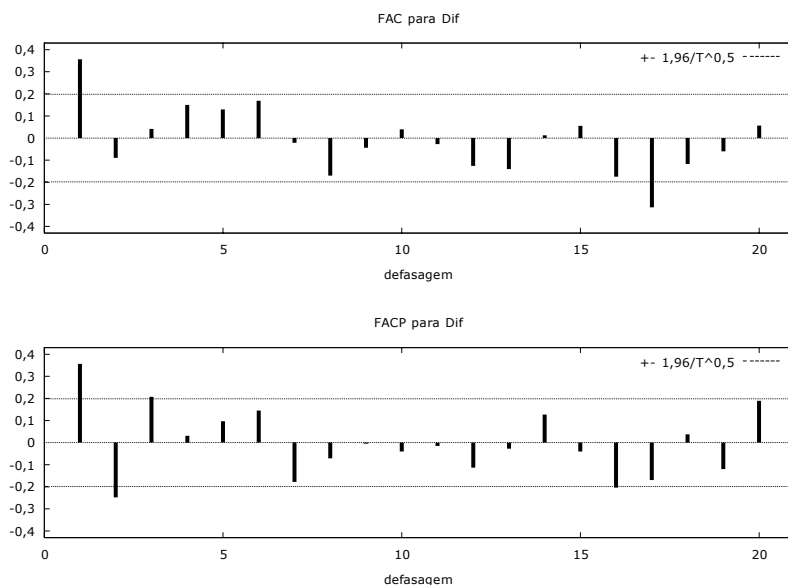
Fonte: Elaborada pelos autores do trabalho, por meio do *software Gret-I* (2010).

Aplicando-se o teste de Ljung-Box (com ordem de defasagem máxima igual a 30) na série diferenciada, o resultado obtido foi uma estatística LB de 59,1422 e um valor-p de 0,0012, o que mostra que a mesma apresenta uma correlação serial, pois o valor-p encontrado foi menor que 5%, justificando, dessa forma, o ajuste do modelo ARIMA.

Para a identificação das ordens do modelo ARIMA a ser ajustado foram utilizadas as funções de autocorrelação e de autocorrelação parcial da série com diferenciação, que podem ser observadas na Figura 4.

A partir desse gráfico, parte-se para a modelagem Box e Jenkins. Sendo assim, foram testados os três modelos mais simples com o intuito de encontrar o que mais se adéqua à série, e estes estão apresentados na Tabela 3.

Figura 4: Gráfico das Funções de Autocorrelação (ACF) e Autocorrelação Parcial (PACF) da Série com Diferenciação



Fonte: Elaborada pelos autores do trabalho, por meio do *software Gretl* (2010).

Tabela 3 - Possíveis Modelos Testados e Valores do Critério de Akaike

Modelo	AIC
ARIMA (1,1,1)	-196,9934
ARIMA (1,1,0)	-191,0793
ARIMA (0,1,1)	-198,9241

Fonte: Elaborado pelos autores do trabalho. Dados obtidos a partir do *software Gretl* (2010).

O modelo escolhido, dentre os testados, foi o ARIMA (0,1,1), pois apresentou o menor valor do Critério de Akaike e seu parâmetro estimado para a componente MA (1) foi significativo a 5%. A estimativa do parâmetro encontra-se apresentada na Tabela 4.

Tabela 4 – Estimativa do Modelo ARIMA (0,1,1)

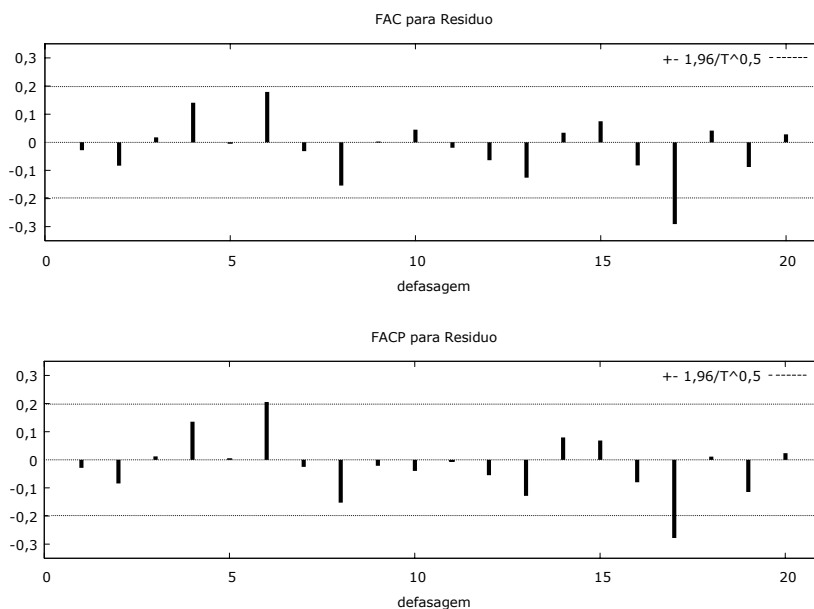
Parâmetro	Coefficiente	Erro padrão	valor-p
θ_1	0,522754	0,0818744	1,72e-010

Fonte: Elaborado pelos autores do trabalho. Dados obtidos a partir do *software Gretl* (2010).

Na Figura 5, pode-se observar o gráfico de correlograma residual do modelo. Por meio da análise dos resíduos, pode-se dizer que há indícios de que o modelo escolhido está

bem ajustado, pois os lags encontram-se dentro do intervalo de confiança, o que pode indicar que não existe mais correlação serial.

Figura 5: Gráfico do Correlograma Residual do Modelo ARIMA (0,1,1)



Fonte: Elaborada pelos autores do trabalho, por meio do *software Gret-1* (2010).

Para confirmar se o resíduo do modelo ajustado é realmente um ruído branco foi realizado o teste de Ljung-Box. Aplicando-se o teste, encontrou-se uma estatística LB de 38,0012 e um valor-p de 0,1497. Com isso, o valor-p encontrado foi maior que α (nível de significância de 5%); sendo assim, não se rejeita a hipótese nula, o que mostra que o resíduo é um ruído branco.

Na Tabela 5 encontra-se o resultado do teste ARCH-LM para os resíduos do modelo ARIMA ajustado. A hipótese nula (H_0) estabelece que o efeito ARCH não se encontra presente nos resíduos, para um nível de significância de 5%. Com isso, observando-se o valor-p encontrado, percebe-se a existência de um padrão de heterocedasticidade nos resíduos.

Tabela 5: Teste de Heterocedasticidade para a Série Residual do Modelo ARIMA(0,1,1)

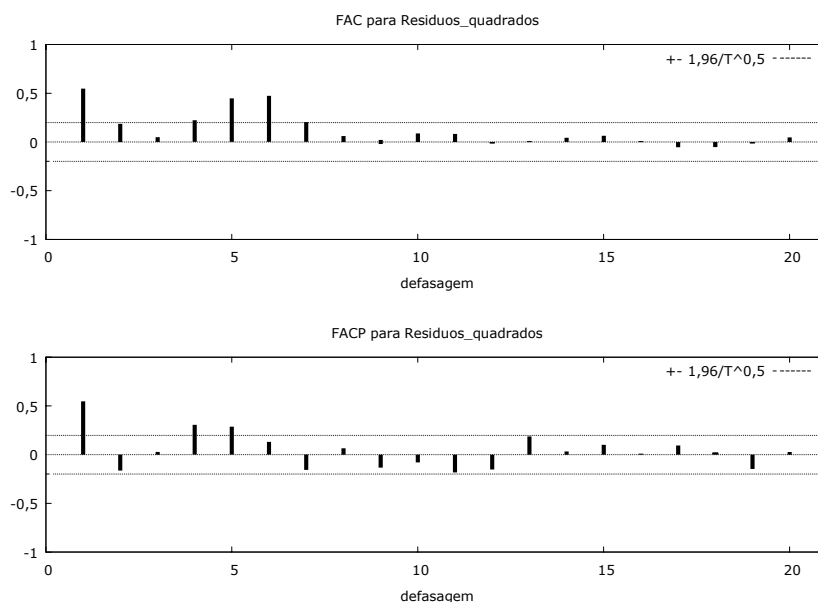
Estatística de teste LM	29,1819
Valor-p	6,59e-008

Fonte: Elaborado pelos autores do trabalho. Dados obtidos a partir do *software R Core Team* (2009-2015).

Aplicando-se o teste Ljung-Box para os resíduos ao quadrado do modelo ARIMA ajustado, o resultado obtido foi uma estatística LB de 105,103 e um valor-p de 2,856 e-10. Como o valor-p encontrado está abaixo do nível de significância de 5%, pode-se afirmar que há uma dependência temporal entre os valores (ou seja, uma autocorrelação), justificando, dessa forma, os ajustes GARCH.

Também, torna-se possível perceber isso por meio da análise da Figura 6, que mostra o correlograma dos resíduos quadrados, onde é possível constatar que os dados possuem, realmente, uma dependência temporal.

Figura 6: Gráfico do Correlograma dos Resíduos Quadrados do Modelo ARIMA (0,1,1)



Fonte: Elaborada pelos autores do trabalho, por meio do *software Gret-I* (2010).

6.3. Modelagem da Volatilidade

Demonstradas as evidências de presença de heterocedasticidade nos resíduos e dependência temporal em sua série quadrática, os modelos GARCH foram aplicados aos resíduos do modelo ARIMA (0,1,1). O melhor modelo ajustado foi o GARCH (1,1) com distribuição normal assimétrica, pois os valores-p foram significativos ao nível de significância de 5% e, por meio da análise da Tabela 6, percebe-se que o parâmetro de assimetria também foi significativo, mostrando que a distribuição normal assimétrica é a mais indicada para o ajuste dos modelos GARCH.

Tabela 6 - Estimativas dos Parâmetros do Modelo GARCH

Parâmetro	Coefficiente	Erro padrão	Valor-p
α_1	0,2491474	0,1148455	0,0301
β_1	0,6477361	0,1433849	6,26e-06
Assimetria	1,4476487	0,3240292	7,91e-06

Fonte: Elaborado pelos autores do trabalho. Dados obtidos a partir do *software R Core Team* (2009-2015).

Para confirmar a utilização da distribuição normal assimétrica, realizou-se o teste de Jarque-Bera, onde o resultado obtido foi uma estatística JB de 6,9912 e um valor-p de 0,0303, mostrando que os resíduos do modelo ARIMA (0,1,1) não apresentam uma distribuição normal, pois o valor-p foi menor que 5%, rejeitando-se, assim, a normalidade.

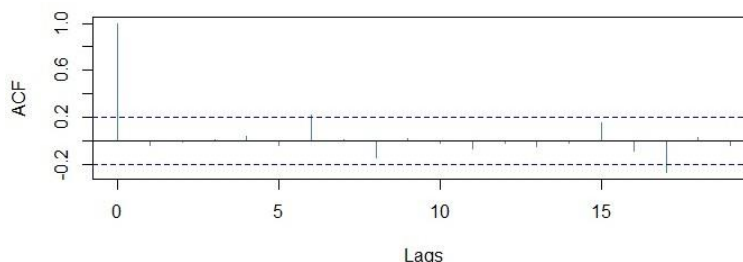
A Tabela 7 apresenta uma comparação entre os valores-p que foram encontrados para o modelo GARCH (1,1) seguindo: uma distribuição normal assimétrica, uma distribuição normal e uma distribuição t-Student. Por meio dos resultados encontrados, pode-se perceber que a distribuição normal assimétrica foi a que apresentou melhores resultados.

Tabela 7 - Valores-p para Diferentes Distribuições

Distribuição normal assimétrica		Distribuição normal		Distribuição t-Student	
Parâmetros	Valor-p	Parâmetros	Valor-p	Parâmetros	Valor-p
α_1	0,0301	α_1	0,05686	α_1	0,061615
β_1	6,26e-06	β_1	0,00161	β_1	0,000408
assimetria	7,91e-06	--	--	forma	0,338945

Fonte: Elaborado pelos autores do trabalho. Dados obtidos a partir do *software R Core Team* (2009-2015).

A Figura 7 mostra a função de autocorrelação dos resíduos do modelo GARCH (1,1). Com a análise gráfica pode-se perceber que o modelo foi bem ajustado, pois há indícios de que seu resíduo é um ruído branco. Para confirmar isso foi aplicado o teste de Ljung-Box, que forneceu uma estatística LB de 30,924 e um valor-p de 0,4192, mostrando que o resíduo é realmente um ruído branco, pois o valor-p encontrado foi maior que o α de 5%.

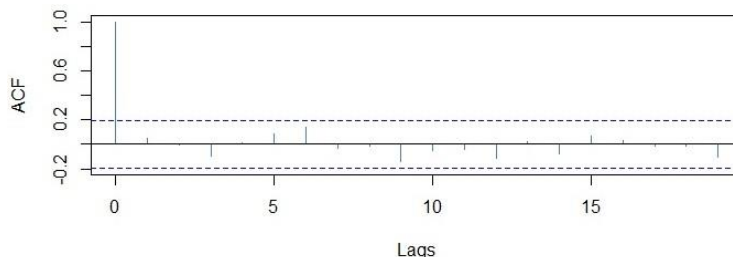
Figura 7: ACF Residual do Modelo GARCH (1,1).

Fonte: Elaborada pelos autores do trabalho, por meio do *software R Core Team* (2009-2015).

Aplicando-se o teste de Ljung-Box na série residual quadrática padronizada, obteve-se uma estatística LB de 17,1675 e um valor-p de 0,6421, mostrando que também não existe autocorrelação na mesma, pois o valor-p encontrado foi maior que o nível de significância de 5%.

Isso também pode ser constatado por meio da análise da função de autocorrelação dos resíduos padronizados ao quadrado, representada na Figura 8.

Figura 8: ACF dos resíduos quadrados padronizados do modelo GARCH (1,1)



Fonte: Elaborada pelos autores do trabalho, por meio do *software R Core Team* (2009-2015).

A Tabela 8 apresenta o resultado do teste ARCH-LM para os resíduos padronizados do modelo GARCH ajustado. Por meio do valor-p encontrado, pode-se perceber que a volatilidade foi corrigida, uma vez que esse valor foi maior que 5%, mostrando que o efeito ARCH não se encontra presente nos resíduos.

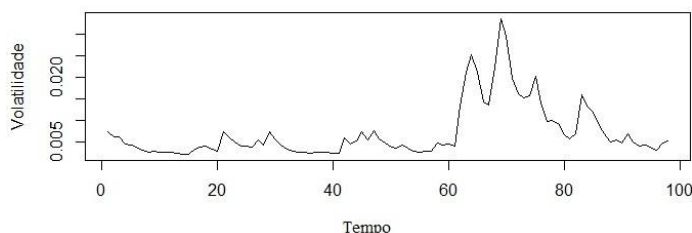
Tabela 8: Teste de Heterocedasticidade ARCH-LM para a Série Residual Padronizada do Modelo GARCH (1,1)

Estatística de teste LM	7,1476
Valor-p	0,8477

Fonte: Elaborado pelos autores do trabalho. Dados obtidos a partir do *software R Core Team* (2009-2015).

Na Figura 9 pode-se observar o gráfico da volatilidade estimada pelo modelo, mostrando que o maior padrão de volatilidade encontra-se entre as observações 60 e 80, correspondentes aos anos de 2015 e 2016.

Figura 9: Volatilidade Estimada pelo Modelo GARCH (1,1)



Fonte: Elaborada pelos autores do trabalho, por meio do *software R Core Team* (2009-2015).

A grande volatilidade cambial em 2015 pode ser explicada por vários motivos, entre eles: falta de apoio do governo no Congresso para a aprovação de medidas de ajuste fiscal que ajudariam a equilibrar as contas do país, a retirada do selo de bom pagador do Brasil, a mudança do ministro da Fazenda e expectativas de aumento nas taxas de juros dos EUA. Todos esses aspectos fizeram com que ocorresse uma “escalada” do dólar, gerando períodos de grande instabilidade cambial na economia e possibilidade de fuga de capitais do país, dada uma melhor remuneração com o aumento dos juros nos EUA. Além disso, a política de intervenção do Banco Central em 2015 fez com que os gastos públicos aumentassem consideravelmente, sendo considerados os maiores custos da política cambial da história. Isso ocorreu, pois o Banco Central colocou no mercado financeiro os contratos de *swap* cambial, que podem ser considerados instrumentos de proteção às empresas que possuem dívidas em dólares. Assim, quando o dólar subiu, o Banco Central se viu obrigado a pagar a diferença das dívidas das empresas, o que custou caro para o governo.

Já em 2016, a grande volatilidade da taxa de câmbio pode ser resultado do cenário político, das incertezas em relação ao cenário externo e do aumento nos preços das *commodities*. No cenário interno ocorreu o processo de *impeachment* de Dilma Rousseff, que teve como resultado uma instabilidade cambial e uma maior cobrança do mercado em relação às medidas econômicas que seriam adotadas por Michel Temer, afetando as decisões de investimentos dos agentes. No cenário externo, mais uma vez, o mercado estava enxergando a possibilidade de alta na taxa de juros dos EUA, o que poderia atrair para a economia norte-americana ativos que se encontravam investidos no Brasil. Ocorreu também uma apreciação de algumas *commodities*, o que influenciou a taxa de câmbio no país, uma vez que a bolsa e a moeda brasileira dependem, em grande parte, do mercado de *commodities*. Uma outra explicação plausível seria a eleição de Donald Trump nos EUA, o que acabou afetando as expectativas dos investidores e o mercado financeiro mundial.

Com isso, torna-se possível perceber que a volatilidade cambial pode ser causada tanto por fatores internos quanto externos, sendo que períodos de grande volatilidade afetam diretamente a economia de um país e sua participação nos mercados financeiro e comercial internacionais.

Considerações Finais

No cenário econômico atual, a taxa de câmbio real torna-se uma variável de grande relevância, dado que a mesma desperta interesse e preocupação nos agentes econômicos, influenciando suas tomadas de decisões. Além disso, sua variação pode produzir efeitos sobre as transações econômicas e financeiras entre os países, sendo capaz de impactar o crescimento econômico nos países emergentes.

Diante do colapso do Sistema de *Bretton Woods* nos anos 1970, a maioria dos países passou a adotar o regime cambial flutuante, o que fez com que a taxa de câmbio se tornasse menos previsível e mais volátil. Com isso, começou a surgir uma extensa literatura a fim de identificar os efeitos e as causas dessa volatilidade cambial e, diante disso, a utilização de modelos estatísticos tornou-se uma ferramenta de grande importância.

Como foi discutido, o Brasil é um país marcado por uma grande instabilidade cambial, e esta pode estar relacionada a vários fatores, entre eles: política monetária adotada pelo governo, cenário político interno, mudança no regime cambial, grau de abertura comercial, além de mudança na política monetária externa, como, por exemplo, elevação da taxa de juros pelos Estados Unidos. Sendo assim, conclui-se que, diante do cenário brasileiro, o estudo da volatilidade da taxa de câmbio real torna-se um instrumento de extrema relevância, pois a mesma pode afetar o crescimento e a decisão de investimento na economia.

O presente trabalho buscou realizar uma análise da taxa de câmbio real no Brasil e de sua volatilidade durante o período estudado. A partir disso, aplicou-se o modelo ARIMA na série original e, após a detecção de heterocedasticidade nos resíduos do modelo ajustado, buscou-se aplicar um modelo GARCH com o objetivo de corrigir esse padrão de volatilidade presente nos resíduos. Escolheu-se o modelo GARCH com distribuição normal assimétrica, pois este apresentou o menor valor do Critério de Akaike e todos os seus parâmetros estimados foram significativos a 5%.

De uma maneira geral, pode-se dizer que o modelo ARIMA foi bem ajustado, pois foi capaz de corrigir a correlação serial presente na série original. Isso também pode ser estendido ao modelo GARCH, pois o mesmo conseguiu corrigir o padrão de volatilidade presente nos resíduos do modelo ARIMA ajustado. Concluiu-se isso por meio da análise dos correlogramas dos resíduos e do teste de Ljung-Box.

Diante da volatilidade estimada pelo modelo GARCH para o período estudado, pode-se concluir que a maior instabilidade cambial brasileira ocorreu durante os anos de 2015 e 2016, o que pode ser explicado pelo cenário político instável, que gerou desconfiança nos investidores e nos parceiros comerciais e financeiros do Brasil.

Referências

ARAÚJO, E. C. Volatilidade Cambial e Crescimento Econômico: teorias e evidências para economias em desenvolvimento e emergentes. **Anpec**, v. 12, p. 187-213, 2011.

BAHMANI-OSKOOEE, M.; HARVEY, H.; HEGERTY, S. W. The Effects of Exchange-Rate Volatility on Commodity Trade between the U.S. and Brazil. **North American Journal of Economics and Finance**, vol. 25, p. 70-93, 2013.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.najef.2013.03.002>.

BAHMANI-OSKOOEE, M.; HEGERTY, S. W. Exchange Rate Volatility and Trade Flows: A review article. **Journal of Economic Studies**, v. 34, p. 211-255, 2007.
DOI: <https://doi.org/10.1108/01443580710772777>.

BARGUELLIL, A.; BEM-SALHA, O.; ZMAMI, M. Exchange Rate Volatility and Economic Growth. **Journal of Economic Integration**, v.33, n.2, p. 1302-1336, jun. 2018. DOI: <https://doi.org/10.11130/jei.2018.33.2.1302>.

BLUMM, C. L. **A Volatilidade da Taxa de Câmbio nos Países Emergentes: Uma análise para a economia brasileira.** Dissertação (Mestrado Profissional) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Faculdade de Ciências Econômicas, Programa de Pós-Graduação em Economia, Porto Alegre, 2011.

Disponível em: <<https://lume.ufrgs.br/handle/10183/40249>>. Acesso em: 01 nov. 2017.

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

CERQUEIRA, V. S. Volatilidade da Taxa de Câmbio Real e Taxa de Juros no Brasil: Evidências de um modelo VAR-GARCH-M para o período 1999-2010. **Economia Aplicada**, v. 17, n. 3, p. 355-378, 2013.

DOI: <https://doi.org/10.1590/s1413-80502013000300006>.

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.

FIORUCI, J. A. **Modelagem de Volatilidade Via Modelos GARCH com Erros Assimétricos: Abordagem Bayesiana.** Dissertação de Mestrado apresentada ao Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação - ICMC-USP, Ciências de Computação e Matemática Computacional, São Carlos, 2012.

Disponível em: <<http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/55/55134/tde-05092012-101345/em.php>>. Acesso em: 18 set. 2017.

FISCHER, S. Exchange Rate Regimes: Is the bipolar view correct? **Journal of Economic Perspective**, v. 15, p. 3, 2001. DOI: <https://doi.org/10.2139/ssrn.273089>.

FURRIEL, A. M. Q. S. **Modelos Heterocedásticos - ARCH e GARCH.** Tese de Mestrado em Métodos Quantitativos para Economia e Gestão, Universidade do Porto, 2011.

Disponível em: <<https://repositorio-aberto.up.pt/bitstream/10216/57365/2/TeseMestradoMargaridaSepulveda.pdf>>. Acesso em: 03 out. 2017.

Gret-I: software livre. Versão 1.9.1., 2010.

Disponível em: <<https://sourceforge.net/projects/gretl/files/gretl/1.9.1/gretl-1.9.1.exe/download>>. Acesso em: 28 set. 2015.

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.

KROL, R. C. Economic Policy Uncertainty and Exchange Rate Volatility. **International Finance**, v. 17, n. 2, jun. de 2014.

DOI: <https://doi.org/10.1111/infi.12049>.

LATIEF, R.; LEFEN, L. The Effect of Exchange Rate Volatility on International Trade and Foreign Direct Investment (FDI) in Developing Countries along “One Belt and One Road”. **International Journal of Financial Studies**, v. 6, n. 86, 2018.

DOI: <https://doi.org/10.3390/ijfs6040086>.

MARINHO, P. L. **O Sistema Monetário Internacional: Uma interpretação a partir do conceito de hegemonia mundial**. 2007.

MOREIRA, P. H. V. 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.

MORETTIN, P. A. **Econometria Financeira: Um curso em séries temporais financeiras**. São Paulo: Edgard Blucher, 2006.

OLIVEIRA, G. C. de; MAIA, G.; MARIANO, J. O Sistema de Bretton Woods e a Dinâmica do Sistema Monetário Internacional Contemporâneo. **Pesquisa & Debate**, São Paulo, v. 19, n. 2 (34), p. 195-219, 2008.

PIANCA, O. J. B.; TEIXEIRA, A. C. C.; CRUZ, P. B. da. Efeito da Volatilidade da Taxa de Câmbio no Crescimento Econômico Brasileiro. **XXXVIII Encontro da ANPAD**, Rio de Janeiro - 13 a 17 de setembro de 2014.

R Core Team: software livre. Versão 0.99.473, 2009-2015.

Disponível em: <<https://www.rstudio.com/products/rstudio/download/>>. Acesso em: 30 set. 2015.

ROCHA, M.; CURADO, M.; DAMIANI, D. Taxa de Câmbio Real e Crescimento Econômico: Uma comparação entre economias emergentes e desenvolvidas. **Revista de Economia Política**, vol. 31, nº 4 (124), p. 528-550, out.-dez./2011.

DOI: <https://doi.org/10.1590/s0101-31572011000400002>.

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

SERRANO, F. Do Ouro Imóvel ao Dólar Flexível. **Economia e Sociedade**, Campinas, v. 11, n. 2 (19), p. 237-253, jul./dez. 2002.

SILVA, F. A.; FREITAS, C. O. de; MATTOS, L. B. de. Volatilidade da Taxa de Câmbio e seus Efeitos Sobre o Fluxo de Comércio dos Países da América do Sul. **Revista de Economia Contemporânea**, Rio de Janeiro, v. 20, n. 2, p. 229-249, maio-ago/2016.

DOI: <https://doi.org/10.1590/198055272022>.

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.
Disponível em: <<https://lume.ufrgs.br/handle/10183/4290>>. Acesso em: 01 nov. 2017.