

UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA APLICADA
MESTRADO EM ECONOMIA APLICADA

VANESSA CASTRO ABREU

REGIME DE METAS NO BRASIL E PREVISÃO DE INFLAÇÃO: ACURÁCIA E
ENCOMPASSING

JUIZ DE FORA

2015

VANESSA CASTRO ABREU

REGIME DE METAS NO BRASIL E PREVISÃO DE INFLAÇÃO: ACURÁCIA E
ENCOMPASSING

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Economia Aplicada, Universidade Federal de Juiz de Fora, como parte das exigências para obtenção do título de Mestre em Economia Aplicada.

Orientador: Prof. Dr. Wilson Luiz Rotatori Côrrea

Co-orientador: Prof. Dr. José Simão Filho

JUIZ DE FORA

2015

Ficha catalográfica elaborada através do programa de geração automática da Biblioteca Universitária da UFJF, com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

Castro Abreu, Vanessa.

Regime de Metas no Brasil e Previsão de Inflação : Acurácia e Encompassing / Vanessa Castro Abreu. -- 2015.

73 p.

Orientador: Wilson Luiz Rotatori Corrêa

Coorientador: José Simão Filho

Dissertação (mestrado acadêmico) - Universidade Federal de Juiz de Fora, Faculdade de Economia. Programa de Pós-Graduação em Economia, 2015.

1. Inflação. 2. Previsão. 3. Modelos Econométricos. 4. Acurácia. 5. Encompassing. I. Rotatori Corrêa, Wilson Luiz, orient. II. Simão Filho, José, coorient. III. Título.

VANESSA CASTRO ABREU

REGIME DE METAS NO BRASIL E PREVISÃO DE INFLAÇÃO: ACURÁCIA
E *ENCOMPASSING*

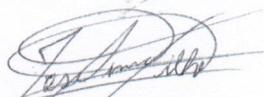
Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Economia Aplicada, Universidade Federal de Juiz de Fora, como parte das exigências para obtenção do título de Mestre em Economia Aplicada.

Aprovada em 08 de Abril de 2015

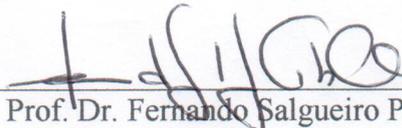
BANCA EXAMINADORA



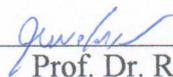
Prof. Dr. Wilson Luiz Rotatori Corrêa
Universidade Federal de Juiz de Fora



Prof. Dr. José Simão Filho
Universidade Federal de Juiz de Fora



Prof. Dr. Fernando Salgueiro Perobelli
Universidade Federal de Juiz de Fora



Prof. Dr. Ronaldo Nazaré
Universidade Federal de Ouro Preto

RESUMO

O presente estudo busca avaliar se a adoção do regime de metas de inflação no Brasil, em 1999, tem sido capaz de reduzir os erros de previsões de inflação geradas pelos modelos Naïve, ARIMA, GARCH, UC-SV, VAR e Curva de Phillips, e como a acurácia das previsões geradas por esses modelos tem se comportado ao longo do período pós-adoção do regime. Adicionalmente, busca-se verificar a ocorrência de *encompassing* das previsões geradas pelos modelos citados. O período analisado compreende janeiro de 1996 à dezembro de 2013 e o horizonte de previsão é igual a doze meses. Utilizando a estatística Raiz do Erro Quadrado Médio (REQM) e o teste Diebold-Mariano modificado (mDM), os resultados mostram que os erros de previsão têm se reduzido ao longo do tempo, de modo que o processo inflacionário parece ser mais fácil de ser previsto. Por outro lado, o modelo Naïve apresenta-se mais acurado do que os outros modelos analisados, de modo que a inflação está mais difícil de ser prevista. O teste HLN modificado (mHLN) mostra que as previsões de inflação geradas pelo modelo Naïve contêm, na maior parte do tempo, todas as informações necessárias para realizar previsões acuradas, não necessitando incorporar informações disponíveis nas previsões geradas por outros modelos. Entretanto, essa situação parece estar se modificando com o decorrer do tempo.

Palavras-chave: Inflação; previsão; modelos econométricos; acurácia; *encompassing*.

ABSTRACT

This study seeks to determine if the adoption of inflation targeting regime in Brazil in 1999, has been able to reduce inflation forecasts errors generated by Naïve models, ARIMA, GARCH, UC-SV, VAR and Phillips Curve, and how the accuracy of the forecasts generated by these models has behaved throughout the post-adoption period of the regime. In addition, we seek to verify the occurrence of predictions *encompassing* generated by the models mentioned. The reporting period comprises January 1996 to December 2013 and the horizon of the forecast is twelve months. Using statistical Root Mean Square Error (RMSE) and Diebold-Mariano modified test (mDM), the results show that the prediction errors have been reduced over time, so that inflation appears to be easier to be predicted. On the other hand, the Naive model is more accurate than other models examined, so that inflation is more difficult to predict. The HLN modified test (mHLN) shows that inflation forecasts generated by the Naive model contains in most of the time, all the necessary information to make accurate predictions, not requiring to incorporate information available on predictions generated by other models. However, this situation appears to be changing over time.

Keywords: Inflation; forecast, econometric models; accuracy; encompassing.

SUMÁRIO

Introdução.....	7
2. Revisão de Literatura.....	11
3. Referencial Metodológico	28
3.1. Modelos de previsão de inflação,métodos de comparação e <i>encompassing</i>.....	28
3.1.1. Modelos de previsão de inflação	28
3.1.2. Métodos de comparação.....	31
3.1.3. <i>Encompassing</i>	33
4. Dados	35
Inflação (IPCA).....	35
Hiato do produto.....	35
Câmbio.....	36
Moeda	36
Taxa de juros nominal.....	36
Produção Industrial.....	37
5. Resultados.....	38
6. Conclusão	59
Referências	62
APÊNDICE A – Funções de Autocorrelação, Autocorrelação Parcial e estatísticas Ljung-Box - $\Delta ipca_{sa}$	66
APÊNDICE B - Funções de Autocorrelação, Autocorrelação Parcial e estatísticas Ljung-Box dos resíduos padronizados – GARCH (1,1)	67
APÊNDICE C - Funções de Autocorrelação, Autocorrelação Parcial e estatísticas Ljung-Box do quadrado dos resíduos padronizados – GARCH (1,1)	68
APÊNDICE D – Testes adicionais de raiz unitária	69
APÊNDICE E – Estatísticas do teste Diebold-Mariano modificado (mDM)	70
APÊNDICE F – Estatísticas do teste de verificação de ocorrência de <i>encompassing</i> de previsões (HLN,1998)	72

Introdução

A ideia de que a estabilidade de preços deve ser o objetivo primordial de longo prazo da política monetária proporcionou, a partir dos anos 1970, a adoção de diferentes regimes de política monetária por muitos bancos centrais em todo o mundo, em oposição à realização de políticas discricionárias (MISHKIN, 1999). Baseados em diversas formas de âncora nominal, esses regimes são capazes de oferecer condições para a estabilidade do nível de preços no longo prazo, direcionando as expectativas dos agentes econômicos sobre a inflação futura de modo a reduzir o problema da inconsistência temporal¹ descrito por Kydland e Prescott (1977).

A adoção de metas de inflação como regime de política monetária ocorreu a partir de 1990, com a sua aprovação formal realizada pela Nova Zelândia. No ano seguinte, o Canadá também aderiu a esse regime, seguido pelo Reino Unido (1992), pela Suécia (1993), Finlândia (1993), Austrália (1994) e por Israel e Chile, em 1994. O Brasil adotou o regime de metas de inflação em 1999.

Baseado no estabelecimento de metas explícitas para a taxa de inflação de médio e longo prazo, o regime de metas de inflação tem como principal desvantagem a defasagem com a qual as mudanças na inflação ocorrem após serem realizadas mudanças na política monetária. A demora na ocorrência do *feedback* implica que o banco central pode não ter informações suficientes para implementar a política da melhor forma possível, enquanto o público e os mercados financeiros têm dificuldades para julgar os resultados da política monetária realizada. Uma proposta de superação dos problemas associados a essa defasagem consiste no direcionamento das expectativas correntes sobre a inflação de médio prazo pelo banco central, em vez de considerar o direcionamento da própria inflação futura.

Ao contrário da inflação futura, a previsão corrente da inflação é, ao menos em princípio, uma variável observável contemporaneamente, de modo que, em um regime que tem como meta as projeções de inflação, o banco central e o público podem ser capazes de monitorar a política continuamente. Adicionalmente, considerando que os indivíduos são racionais, de

¹ A inconsistência temporal ocorre quando a política ótima *ex ante* não continua sendo ótima *ex post*. Uma vez que os agentes privados tenham formado expectativas baixas com relação à taxa de inflação e incorporado tais expectativas aos preços e salários, o governo terá incentivo para criar inflação inesperada e com isso aumentar o emprego, de acordo com a curva de Phillips de curto prazo. Ao compreender este incentivo, agentes racionais terão a expectativa de que o governo irá aumentar a inflação no futuro e anteciparão uma taxa de inflação mais alta. A política de equilíbrio tem, portanto, o chamado viés inflacionário, isto é a taxa de inflação fica acima do nível desejável embora isto não represente ganho em termos de produto real.

modo que suas previsões incorporam toda a informação disponível sobre a inflação futura, não deve haver qualquer conflito entre os objetivos da meta para a projeção de inflação e da meta para a inflação em si. Por esses motivos, argumenta-se que a previsão de inflação é a variável intermediária ideal² para um regime de metas inflacionárias (SVENSSON, 1997).

Inicialmente, o banco central é capaz de direcionar as expectativas dos agentes por meio do aumento da credibilidade. Pelo fato de os agentes formarem suas expectativas baseando-se no comportamento passado e presente do formulador de política, o estabelecimento de uma meta e o compromisso do banco central com o seu cumprimento faz com que essas expectativas sejam de uma inflação menor no futuro, uma vez que o custo do banco central em se desviar da política previamente anunciada pode ser suficientemente grande. Assim, a aquisição de credibilidade pelo banco central se torna peça chave na condução da política monetária, ajudando a reduzir e manter a inflação baixa e diminuindo os custos da desinflação em termos de produto real, uma vez que a necessidade de uma política monetária restritiva passa a ser menor (BLINDER, 1999). Ainda, segundo Mishkin (1999), o regime de metas de inflação tem a capacidade de melhorar o planejamento do setor privado ao reduzir a incerteza sobre a política monetária futura formulada pelo banco central, sendo também capaz de aumentar a previsibilidade do nível de preços e de outras variáveis econômicas além do que, provavelmente, teria ocorrido na ausência de metas de inflação.

Alguns dos trabalhos que tratam sobre o processo inflacionário no Brasil consideram os resultados da adoção do regime de metas sobre a média e a volatilidade da inflação, por exemplo, como visto em De Mendonça e Inhundes (2010). Adicionalmente, outros trabalhos investigam a capacidade de previsão do Banco Central, dos agentes de mercado e de modelos de previsão estruturais, por exemplo, comparando-a com a acurácia de modelos de previsão com formas funcionais simples, como visto em Bacen (2003), Lima e Céspedes (2006), Chan (2009) e Caetano e Silva Jr. (2012).

Os resultados desses trabalhos mostram que houve reduções significativas na média e na volatilidade da inflação a partir da adoção do regime (DE MENDONÇA E INHUNDES, 2010). Desse modo, considerando que, se a política monetária é conduzida de forma a reduzir as incertezas dos agentes, as previsões de inflação tendem a incorrer em menores erros, pode-se questionar se, a adoção do regime de metas tem sido capaz de reduzir os erros das previsões de inflação geradas por alguns dos modelos utilizados no Brasil, aumentando a previsibilidade da inflação, como alguns trabalhos têm indicado.

² A ideia de que a previsão de inflação pode ser tratada como uma “meta intermediária” é encontrada em várias discussões sobre a estratégia de política monetária no Reino Unido, como em King (1994) e Bowen (1995).

Por outro lado, resultados encontrados em Bacen (2003), Lima e Céspedes (2006), Chan (2009) e Caetano e Silva Jr. (2012) indicam que as previsões geradas pelos agentes privados, pelo Banco Central e pelos modelos estruturais apresentam menos precisas do que as previsões geradas pelos modelos simples. Nesse sentido, pode-se questionar se, a partir da adoção do regime de metas no Brasil, a acurácia de alguns modelos utilizados para prever a inflação foi modificada.

A proposta inicial desse trabalho, portanto, é analisar a acurácia das previsões obtidas por meio de modelos univariados, representados pelo Naïve, ARIMA, GARCH e UC-SV, de um modelo multivariado, como um dos modelos VAR utilizados pelo BCB, e de um modelo estrutural, como a curva de Phillips. Desse modo, busca-se verificar se os erros de previsão têm se reduzido a partir da adoção do regime de metas, tornando o processo inflacionário mais fácil de ser previsto, e verificar como a acurácia dos diversos modelos tem se comportado com a introdução do regime. Diferentemente de outros trabalhos realizados, o presente estudo busca avaliar essas questões ao longo de todo o período pós-introdução do regime de metas, oferecendo, então, uma visão do comportamento do processo inflacionário no tempo.

Atkinson e Ohanian (2001) consideram que, se as previsões de um modelo baseado em relações econômicas, por exemplo, como a curva de Phillips, não são mais precisas do que as previsões de um modelo ateuórico simples, então esse modelo não poderia ser considerado um guia útil para a formulação da política monetária. Entretanto, deve-se avaliar que pode não ser uma escolha ótima desconsiderar as previsões que o modelo com desempenho inferior apresenta. No caso em que um modelo de previsão que apresenta maior precisão é escolhido como preferido em detrimento de outro, há a possibilidade de se descartar previsões que poderiam fornecer informações úteis sobre o futuro e que não estão contidas nas previsões do modelo preferido.

Nesse sentido, propõe-se a realização do teste HLN (Harvey, Leybourne e Newbold, 1998) modificado para verificar a ocorrência de *encompassing* de previsão. Esse teste é utilizado para determinar se uma das séries obtidas por meio dos modelos de previsão contém todas as informações necessárias para realizar a previsão da inflação. Assim, mesmo que os resultados encontrados mostrem que a precisão das previsões realizadas por algum modelo não sejam tão precisas em relação aos modelos mais simples pode ser uma escolha ótima para os agentes considerar essas previsões no processo de formação das suas próprias previsões, uma vez que elas podem conter informações que lhe sejam úteis (HUBERT, 2011).

Especificamente, os objetivos desse trabalho são:

i) Revisar os principais trabalhos sobre a dinâmica do processo inflacionário e sua previsibilidade, com ênfase na aplicação para o caso brasileiro;

ii) Comparar a capacidade de previsão dos modelos Naïve, ARIMA, GARCH, UC-SV, VAR e Curva de Phillips para o horizonte de 12 meses, no período compreendido entre janeiro de 1996 e dezembro de 2013, por meio da estatística de raiz do erro quadrado médio (REQM) e do teste Diebold-Mariano modificado (mDM);

iii) Verificar a ocorrência do *encompassing* entre os modelos de previsão, citados anteriormente, por meio do teste HLN modificado.

A seguir, apresenta-se a revisão da literatura acerca do tema abordado. A seção 3 explicita os modelos a serem comparados e os métodos a serem utilizados. Na seção 4 os dados necessários para a confecção das estimativas são apresentados, enquanto na seção 5 são apresentados os resultados e na seção 6 apresenta-se a conclusão, seguido pelas referências utilizadas e os apêndices.

2. Revisão de Literatura

A elaboração e a análise de previsões sobre a trajetória futura de variáveis macroeconômicas pode ter um papel central na tomada de decisão dos agentes privados e dos governos. Particularmente, a obtenção de previsões confiáveis e precisas de inflação futura é crucial para os formuladores de políticas que conduzem a política monetária e fiscal; para os investidores, que observam os retornos de ações e títulos; para as empresas que tomam decisões de investimento e de fixação de preços; e para os contratos de trabalho assalariado e de negociação de gestão. Conseqüentemente, a literatura acadêmica avalia diferentes projeções de inflação e métodos de previsão.

No início dos anos 1980, os economistas testaram a acurácia das previsões de inflação dos Estados Unidos realizadas ao longo dos vinte anos anteriores e perceberam que as previsões baseadas na curva de Phillips (sem expectativas adaptativas) subestimaram, sistematicamente, a inflação. A gestão falha ou equivocada das políticas econômicas e os choques nos preços do petróleo no mercado mundial, em 1973-1974 e 1978-1979, caracterizaram o período chamado *Great Inflation* (MELTZER, 2005). Diante desse cenário, a inflação nos Estados Unidos se elevou, de forma que os agentes econômicos não sabiam como a economia iria responder e, assim, o trabalho de prever com precisão se tornou difícil. Sabendo que a curva de Phillips era o componente principal de muitos modelos macroeconômicos utilizados, o interesse em saber se outros modelos eram capazes de realizar melhores previsões para a inflação cresceu e vários trabalhos foram, então, realizados.

Apesar das críticas sobre a curva de Phillips, a sua especificação “aceleracionista” (com expectativas aumentadas) apresentou um desempenho satisfatório durante os anos 1970 e 1980. No trabalho de Stockton e Glassman (1987) são selecionados quatro modelos de previsão de inflação dos Estados Unidos (modelo monetarista tradicional, modelo de expectativas racionais -ambos com a moeda tendo papel fundamental na determinação do nível de preços-, curva de Phillips com expectativas aumentadas e modelo autorregressivo simples) e avaliados, comparativamente, seus desempenhos de previsão para o período de 1977 a 1984. Os resultados sugerem que a curva de Phillips oferece previsões melhores do que os outros modelos estruturais, o que é corroborado pelo trabalho de Mehra (1988). Entretanto, os ganhos na utilização das previsões baseadas na curva de Phillips com expectativas aumentadas na segunda metade da década de 1980 se tornaram menores do que

na década de 1970 e 1980, uma vez que outros modelos, como os monetaristas, estavam sendo mais utilizados.

A redução da acurácia das previsões baseadas na curva de Phillips “aceleracionista” é documentada inicialmente no trabalho de Jaditz e Sayers (1994 *apud* Stock e Watson, 2008). Nesse trabalho, a inflação plena dos Estados Unidos, medida pela CPI-*all* (*Consumer Price Index*), é prevista utilizando dados sobre o crescimento da produção, o PPI (*Producer Price Index*) e a taxa de 90 dias do *Treasury Bill*³ em um VAR e um VECM, para o período de 1986 a 1991 e horizonte de previsão de um mês. Os resultados mostram que as previsões do modelo de referência AR (1) são mais acuradas que as previsões da curva de Phillips.

Cecchetti (1995) também evidencia indícios de instabilidade nas previsões da curva de Phillips através da presença de quebras estruturais dentro da amostra. Considerando as previsões do CPI-*all* para os horizontes de 1 a 4 anos durante os períodos de 1977-1994 e 1987-1994, os resultados mostram que as previsões da curva de Phillips tiveram bom desempenho nesses dois períodos, mas também evidenciam que o *tradeoff* entre inflação e desemprego e as relações entre inflação e a razão emprego/população e inflação e taxa de utilização da capacidade instalada não se comportavam como proposto pela teoria.

Stock e Watson (1999) avaliam a acurácia das previsões com horizonte de 12 meses para a inflação dos Estados Unidos medida pelo CPI-U (*Consumer Price Index for All Urban Consumers*) e pelo PCE-*all* (*Personal Consumption Expenditure*), nos períodos de 1970-1983 e 1984-1996, e consideram que as previsões baseadas na curva de Phillips produzem resultados mais precisos em comparação com modelos baseados em *survey* e regressões com especificações simples.

O trabalho de Cecchetti, Chu e Steindel (2000) mostra que as previsões baseadas em variáveis de atividade, como o desemprego, a razão entre emprego e população e a taxa de utilização da capacidade apresentam desempenho inferior ao modelo AR de referência; entretanto, esses resultados dependem do período de amostragem e da especificação do modelo. Em particular, Atkeson e Ohanian (2001), Fisher, Liu e Zhou (2002) e Sims (2002) também mostram que a precisão das previsões baseadas na curva de Phillips depende do período amostral, o que lança dúvidas sobre a robustez dos resultados encontrados por Stock e Watson (1999).

³ Estas taxas são compostas pelas cotações de fechamento de oferta do mercado em *Treasury Bill* (bilhetes do Tesouro). Ver mais em << <http://www.treasury.gov/resource-center/data-chart-center/interest-rates/Pages/default.aspx>>>.

Atkeson e Ohanian (2001) apresentam evidências de que as previsões geradas pela curva de Phillips após os anos 1980 não são mais precisas do que as previsões geradas por um modelo Naïve, ou seja, um modelo simples que considera que a inflação futura será igual à inflação do período passado. Para chegar a esse resultado, os autores comparam a precisão de três conjuntos de projeções de inflação, para o período de 1984 a 1999, com um modelo Naïve. Os conjuntos de projeção são obtidos através de modelos baseados na curva de Phillips NAIRU (*Non-Accelerating Inflation Rate of Unemployment*)⁴, com um horizonte de previsão de um ano, enquanto o modelo Naïve estabelece que, em qualquer data, a inflação dos próximos quatro trimestres deverá ser igual à inflação ocorrida nos últimos quatro trimestres. Um modelo mais simples é escolhido pelo fato de que, se as previsões de um modelo baseado em relações econômicas, como a curva de Phillips, não são mais precisas do que as previsões de um modelo ateuórico simples, então esse modelo não pode ser considerado um guia útil para a formulação da política monetária.

Outros autores⁵ propõem a verificação dos resultados obtidos em Atkeson e Ohanian (2001). Fisher, Liu e Zhou (2002) mostram que as previsões de inflação para o período compreendido entre 1977 e 1984 realizadas através de modelos baseados na curva de Phillips apresentam maior precisão do que o modelo de referência utilizado por Atkeson e Ohanian (2001). Além disso, mesmo que as variáveis de inflação mudem, as previsões da curva de Phillips são mais acuradas que o modelo simples após 1984. Isso mostra que os resultados dependem do período e das variáveis utilizadas e sugere que, em períodos de baixa volatilidade da inflação, como o período da *Great Moderation*⁶ (pós 1984), e de mudanças de regime, as previsões geradas pela curva de Phillips são relativamente de baixa qualidade. Stock e Watson (2003) confirmam a dominância das previsões do modelo Naïve de Atkeson e Ohanian (2001) para o período de 1985-1999, com horizonte de um ano. Orphanides e van Vorden (2005) mostram que, ao utilizar medidas de hiato para gerar previsões baseadas na curva de Phillips, as previsões desse modelo são mais precisas do que o modelo AR referencial no período antes de 1983, mas o mesmo não ocorre no período de 1984 a 2002.

Diante dessa discussão, pode-se dizer que o trabalho de se fazer previsões de inflação dos Estados Unidos se tornou mais fácil de ser realizado. Por um lado, a redução da volatilidade

⁴ Nesse modelo, ao invés de se utilizar a própria inflação, o desemprego ou alguma outra medida de atividade econômica é utilizada para prever mudanças futuras na inflação. O trabalho de Gordon (1997) traz mais explicações sobre a NAIRU.

⁵ Como a literatura sobre previsões de inflação, principalmente para os Estados Unidos, é muito extensa, outros autores também podem ser citados como, por exemplo, Banerjee e Marcellino (2002), Ang, Bekaert e Wei (2005) e Clark e McCracken (2005).

⁶ Ver mais em Bernanke (2004).

da inflação e de outras séries macroeconômicas nos Estados Unidos e dos erros de previsão desde o início da *Great Moderation* mostra que a inflação tornou mais fácil de ser prevista.

Por outro lado, apesar dos recursos e sofisticação das técnicas empregadas na elaboração das previsões, os resultados desses modelos em termos de acurácia são apenas pouco superiores aos obtidos por previsões de modelos simples, o que mostra que o trabalho de prever a inflação passou a ser mais difícil.

Alguns motivos para esses resultados podem ser explorados. Considerando que um regime de política monetária crível ajuda a manter a inflação ancorada próxima de um valor baixo e constante, isso implica, por si só, que a inflação deve ser mais fácil de prever, isto é, os erros de previsão tendem a ser pequenos (HALL E JÄÄSKELÄ, 2011). Desse modo, pode-se avaliar que, a mudança da política monetária nos Estados Unidos, trocando o uso de políticas discricionárias pela adoção de regimes, de políticas críveis e de comunicação do banco central com o público, pode ter contribuído para reduzir o nível e a volatilidade da inflação e tornar o processo inflacionário mais previsível. Por outro lado, Chan (2013) considera que uma das razões para a pouca capacidade de previsão de modelos multivariados e estruturais, como a curva de Phillips, consiste no fato que as variáveis relevantes utilizadas para prever a inflação mudam ao longo do tempo e ao longo do ciclo de negócios. Assim, diante dessas mudanças, torna-se mais difícil entender o funcionamento da economia, de modo que as expectativas podem não ser formadas com precisão.

Posto isso, Stock e Watson (2007) sugerem que, diante das mudanças ocorridas na dinâmica da inflação, é possível que haja comprometimento da sua previsibilidade, de modo que os modelos antes utilizados não oferecem a mesma acurácia obtida antes das mudanças, sendo possível, assim, melhorar as previsões sobre a variação futura do nível de preços utilizando outros modelos. Chan (2013) também considera que a modificação na persistência e na volatilidade no processo inflacionário permite que, empiricamente, os modelos com volatilidade estocástica forneçam melhores previsões pontuais do que as previsões obtidas a partir de modelos que consideram a variância do erro constante. Desse modo, é proposta a utilização do modelo UC-SV (*Unobserved Component with Stochastic Volatility*).

Stock e Watson (2007) consideram que, no modelo UC-SV, a inflação pode ser tomada como, aproximadamente, a soma de um componente persistente e de um componente transitório. O componente persistente captura a tendência da inflação e o componente transitório captura os desvios da inflação de seu valor de tendência, de modo que a variabilidade de ambos pode mudar ao longo do tempo, identificando momentos em que a tendência da inflação possui maior ou menor estabilidade. Inicialmente, os autores comparam

as previsões de inflação realizada por três modelos: um modelo AR como referência, o modelo proposto por Atkeson e Ohanian (2001) e uma curva de Phillips *backward-looking* especificada com a taxa de desemprego em nível com NAIRU constante. O período utilizado é subdividido em dois subperíodos, primeiro trimestre de 1970 ao quarto trimestre de 1983 e primeiro trimestre de 1984 ao quarto trimestre de 2004, e são utilizados dados trimestrais do índice de preços do GDP como variável representativa da inflação. As variáveis de atividade utilizadas são a taxa de desemprego, o log do GDP real, a taxa de utilização da capacidade, licenças de construção e o índice de atividade CFNAI (*Chicago Fed National Activity Index*).

Os resultados obtidos por Stock e Watson (2007) mostram que o erro das previsões, medido pelo RMSFE (*Root Mean Square Forecasting Error*), se reduziu, indicando que a inflação ficou mais fácil de ser prevista após o início da *Great Moderation*, em 1984. Adicionalmente, as previsões realizadas pela curva de Phillips se tornaram menos precisas do primeiro período para o segundo, mesmo utilizando especificações que permitem a NAIRU ou o produto potencial variar no tempo. Além disso, as previsões do modelo de Atkeson e Ohanian (2001) apresentam melhor desempenho sobre o modelo AR e a curva de Phillips em horizontes mais longos (quatro e oito trimestres) no período pós 1984. Os autores também verificam que houve grandes mudanças na variância do componente permanente, ao passo que a variância do componente transitório permaneceu essencialmente constante desde meados dos anos 1950. Além disso, a persistência diminuiu e a capacidade de previsão tem melhorado ao longo do tempo. Algumas explicações são que essas alterações resultam de mudanças na condução da política monetária pós 1984, na estrutura da economia real, o aprofundamento dos mercados financeiros e possíveis mudanças na natureza da estrutura dos choques que atingem a economia.

O trabalho de Cecchetti et al. (2007) corrobora a visão de Stock e Watson (2007). Para os autores, as mudanças na dinâmica inflacionária que os países do G7 experimentaram no período de 1960 a 2006 são semelhantes ocorridas nos Estados Unidos, de modo que a desaceleração da persistência inflacionária deve-se à adoção de regimes de política monetária desde a década de 1980. Além disso, Cecchetti et al. (2007) defendem que a *Great Inflation* deve ser explicada tanto pela implementação de políticas monetárias acomodatórias quanto pela ocorrência de choques nos preços do petróleo.

Hall e Jääskelä (2011) utilizam uma versão modificada do modelo de Stock e Watson (2007), considerando que a inflação é tida como um processo inflacionário que pode ser decomposto em processos temporários e em processos persistentes (não permanentes), para avaliar a previsibilidade da inflação de países que adotaram e não adotaram o regime de metas

de inflação. Os resultados mostram que os países que aderiram ao regime apresentaram melhorias acentuadas no desempenho das previsões de inflação.

Autor e ano	Modelos	Variáveis	Período	Horizonte
Stockton e Glassman (1987)	<p>1. Equação de Expectativas Racionais com <i>Market Clearing</i> Instantâneo</p> $\Delta p_t = \alpha_0 + \alpha_1 \Delta m_t + \alpha_2 \Delta E_{t-1} m_t + [\alpha_3 / (1 + \alpha_2)^j] \sum_{j=0}^{\infty} [\alpha_2 / (1 + \alpha_2)^j] \Delta E_{t-1} m_{t+j+1} + \sum_{j=1}^{\infty} \alpha_{4j} (\Delta m_{t-j} - \Delta E_{t-j} m_{t-j}) + \alpha_5 t + \alpha_6 DF_t + \alpha_7 DB_t$ <p>2. Equação Monetarista</p> $\Delta p_t = b_0 + \sum_{j=1}^{\infty} b_{1j} \Delta m_{t-j} + \sum_{j=0}^{\infty} b_{2j} \Delta p_{t-j}^E + b_3 DF_t + b_4 DB_t$ <p>3. Curva de Phillips com Expectativas Aumentadas</p> $\Delta p_t = c_1 + c_2 (x_{t-1} - x_{t-2}) + c_3 (\Delta y_t - \Delta x_{t-1}) + \sum_{j=1}^{\infty} c_{4j} \Delta p_{t-j} + \sum_{j=1}^{\infty} c_{5j} \Delta p_{t-j}^E + \sum_{j=0}^{\infty} c_{6j} \Delta p_{t-j}^E + c_7 DF_t + c_8 DB_t$ <p>ARIMA (4,1,0)</p>	<p>p_t: log do nível de preços agregado em t; m_t: log da oferta de moeda em t; $E_j m_t$: expectativa no período j do log da oferta de moeda em i; p_t^E: log do preço relativo da energia em t; p_t^F: log do preço relativo da comida em t; x_t: log do produto real em t; x_{nt}: log do produto potencial em t; y_t: log da renda nominal em t; DF_t: <i>dummy</i> para o período de controle de preços (1971T3-1974T1); e DB_t: <i>dummy</i> para o período após controle de preços (1974T2 – 1974T4)</p>	1963T3 - 1982T4	8 trimestres
Mehra (1988)	<p>1. Equação Monetarista</p> $\dot{P}_t = a + \sum_{s=0}^{n1} b_s \dot{M}_{t-s} + \sum_{s=0}^{n2} c_s \dot{E}_{t-s} + \sum_{s=0}^{n3} d_s RFP_{t-s} + \sum_{s=0}^{n4} e_s RFP_{t-s}$ <p>2. Curva de Phillips com Expectativas Aumentadas</p> $\dot{P}_t = g_0 + g_1 (y_{t-1} - y_{pt-1}) + g_2 (\dot{Y}_t - \dot{y}_{pt}) + \sum_{s=0}^{n1} g_{3s} \dot{P}_{t-s} + \sum_{s=0}^{n2} g_{4s} RFP_{t-s} + \sum_{s=0}^{n3} g_{5s} RFP_{t-s}$ <p>3. Modelo de Demanda por Moeda</p> $\dot{M}_t = k_0 + \sum_{s=0}^{n1} k_{1s} \dot{M}_{t-s} - \sum_{s=0}^{n2} k_{2s} y_{t-s} + \sum_{s=0}^{n3} k_{3s} (R - RM)_{t-s}$ <p>4. Modelo AR</p> $\dot{P}_t = a + \sum_{s=0}^{n1} a_{1s} \dot{P}_{t-s}$	<p>\dot{P}_t é a inflação; \dot{E} é a taxa de crescimento dos gastos do governo com emprego; $R\dot{E}$ são as mudanças relativas no preço da energia; $R\dot{F}$ são as mudanças relativas no preço dos alimentos; \dot{Y} são as mudanças no PIB nominal; y_p é log do PIB potencial, \dot{M} é a variação no estoque de moeda; R-RM é a taxa de juros nominal.</p>	1963T2 - 1976T4	8 trimestres

continua

continuação

Jaditz e Sayers (1994)	<p>Curva de Phillips</p> $\pi_{t+h} = \alpha(L)\pi_{t-1} + \beta(L)x_{t-1} + \varepsilon_t$	<p>π é a inflação medida pelo CPI-all; x_t é o indicador de atividade. O autor utiliza como indicadores: índice de preços de material industrial, índice de preços de <i>commodities</i>, preço do ouro, preço do petróleo, taxa de câmbio, salário médio por hora, base monetária, M1, M2, rendimento dos fundos do FED, <i>spread</i> de títulos do governo com maturidade de 10 anos, rendimentos de <i>Commercial Papers</i>; índice de horas trabalhadas; utilização da capacidade, taxa de desemprego e razão desemprego/população.</p>	01/1967 - 07/1994	1 a 4 anos
Stock e Watson (1999)	<p>Curva de Phillips</p> $\pi_{t+h}^h - \pi_t = \phi + \beta(L)\pi_t + \gamma(L)\Delta u_t + \varepsilon_{t+h}$ $u_t^h = \left(\frac{1-L}{h}\right) \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-h}}\right)$	<p>π^h é a inflação h passos à frente, medida pelo CPI-U e pelo PCE; e u_t é a taxa de desemprego, medida pela taxa de desemprego de todos os civis e pela taxa de desemprego de homens com idade entre 25 e 54 anos.</p>	01/1959 - 09/1997	1 ano
Cecchetti, Chu e Steindel (2000)	<p>Curva de Phillips</p> $\Delta CPI_t = \alpha + \sum_{i=1}^4 \beta_i \Delta CPI_{t-i} + \beta IND_{t-1} + \varepsilon_t$	<p>CPI é o índice de preços ao consumidor e IND é a variável de atividade. Como indicadores de atividade, os autores usam 3 grupos de variáveis: o primeiro consiste em preços de <i>commodities</i>, o segundo consiste em indicadores financeiros (taxa de câmbio, agregados monetários, etc) e o terceiro compreende indicadores de estado da economia real (taxa de utilização da capacidade e taxa de desemprego).</p>	1975T1 - 1996T4	8 trimestres

continua

continuação

<p>Atkeson e Ohanian (2001)</p>	<p>1. Modelo Naïve(AO) $\pi_{t+h}^k = \pi_t^k = \pi_t + \dots + \pi_{t-1}$</p> <p>2. Curva de Phillips baseadas na NAIRU $\pi_{t+h}^{12} - \pi_t^{12} = \alpha + \beta(L)x_t + \gamma(L)(\pi_t - \pi_{t-1}) + \varepsilon_{t+h}$</p> <p>3. Previsões do <i>Federal Reserve</i> contidas no <i>Greenbook</i></p>	<p>π_t é a inflação medida pelo deflator PCE, pelo CPI-<i>all</i> e pelo <i>core</i> CPI (CPI-<i>all</i> exceto comida e energia). A variável de atividade x_t é representada pela taxa de desemprego e pelo índice de atividade desenvolvido pelo <i>Federal Reserve Bank of Chicago</i> (CFNAI).</p>	<p>1985 - 2000</p>	<p>1 ano</p>
<p>Fisher, Liu e Zhou (2002)</p>	<p>1. Modelo Naïve(AO) para h=12 e 24 meses $\pi_{t+h}^k = \pi_t^k = \pi_t + \dots + \pi_{t-h-1}$</p> <p>2. Curva de Phillips baseada na CFNAI, com h=12 e 24 meses $\pi_{t+h}^{12} - \pi_t^{12} = \alpha + \beta(L)(\pi_t - \pi_{t-1}) + \gamma(L)x_t + \varepsilon_{t+h}$</p> <p>3. Curva de Phillips baseada em Stock e Watson (1999) $\pi_{t+h}^{12} - \pi_t^{12} = \alpha + \beta(L)(\pi_t - \pi_{t-1}) + \sum_{i=1}^k \beta_i(L)x_{t+i} + \varepsilon_{t+h}$</p>	<p>π_t é a inflação medida pelo deflator PCE, pelo <i>core</i>PCE pelo CPI-<i>all</i> e pelo <i>core</i> CPI (CPI-<i>all</i> exceto comida e energia). A variável de atividade x_t é representada por um índice de difusão (que utiliza 154 séries de variáveis de atividade) e pelo índice de atividade desenvolvido pelo <i>Federal Reserve Bank of Chicago</i> (CFNAI).</p>	<p>1977 - 2000</p>	<p>1 e 2 anos</p>
<p>Stock e Watson (2003)</p>	<p>1. Curva de Phillips $\pi_{t+h}^k = \beta_0 + \beta_1(L)x_t + \beta_2(L)\pi_t + \varepsilon_{t+h}^k$ $\pi_{t+h}^k = \beta_0 + \beta_1(L)x_t + \beta_2(L)\pi_t + \beta_3(L)x_t + \varepsilon_{t+h}^k$</p> <p>2. <i>Random Walk</i></p> <p>3. Modelo Naïve (AO) $\pi_{t+h}^k = \pi_t^k = \pi_t + \dots + \pi_{t-1}$</p> <p>4. Modelo AR</p>	<p>Y refere-se à inflação, medida pelo CPI, X e Z são os indicadores candidatos para a previsão de Y. Entre alguns candidatos, estão a taxa de juros <i>overnight</i>, a remuneração dos títulos públicos, a taxa de câmbio nominal, o preço do ouro e da prata, a utilização da capacidade instalada, a taxa de desemprego, o PIB real e o preços das <i>commodities</i></p>	<p>1971 - 1999</p>	<p>2, 4 e 8 trimestres</p>

continua

continuação

<p>Orphanides e van Vorden (2005)</p>	<p>1. Modelo linear simples</p> $\pi_{t+h}^e = \alpha + \sum_{j=1}^h \beta_j \pi_{t-j}^e + \sum_{j=1}^h \gamma_j \Delta y_{t-j} + \varepsilon_{t+h}$ <p>2. Modelo AR</p> $\pi_{t+h}^e = \alpha + \sum_{j=1}^h \beta_j \pi_{t-j}^e + \varepsilon_{t+h}$	<p>π_t é a inflação, medida como a variação, em log, do CPI. y_t refere-se ao hiato do produto estimado.</p>	<p>1965T1 - 2003T3</p>	<p>4 trimestres</p>
<p>Stock e Watson (2007)</p>	<p>1. Modelo AR</p> $\pi_{t+h}^e - \pi_t = \rho^h + \alpha^h(B)\Delta x_t + u_t^h$ <p>2. Modelo Naïve (AO)</p> $\pi_{t+h}^e = \pi^h = \pi_t + \dots + \pi_{t-2}$ <p>3. Curva de Phillips <i>Backwards-looking</i></p> $\pi_{t+h}^e - \pi_t = \rho^h + \alpha^h(B)\Delta x_t + \beta^h \pi_t + \gamma^h(B)\Delta x_t + u_t^h$ <p style="text-align: right;">$\pi_t = 400 \ln \left(\frac{P_t}{P_{t-1}} \right)$</p>	<p>π_t é a inflação, medida a partir do PCE <i>core</i>, do PCE-<i>all</i> e do CPI-U. As variáveis de atividade são a taxa de desemprego (u), o log do PIB real (y), a taxa de utilização da capacidade, as permissões de construção e o CFNAI.</p>	<p>1960T1 - 2004T4</p>	<p>1, 2, 4 e 8 trimestres</p>
<p>Hall e Jääskelä (2011)</p>	<p>1. Modelo UC-SV</p> $x_t = x_t + \eta_t$ $x_t = x_{t-1} + x_t$ <p>2. Modelo M-UC-SV</p> $x_t = \rho + \alpha_t + x_t + \eta_t$ $x_t = \rho x_{t-1} + x_t$ <p>3. Modelo Naïve (AO)</p> $\pi_{t+h}^e = \pi^h = \pi_t + \dots + \pi_{t-2}$ <p>4. Modelo Naïve</p> $\pi_{(t+h)h}^e = \frac{1}{h} (\pi_{t-1} + \pi_{t-2} + \pi_{t-1} + \pi_t)$	<p>π_t é a inflação, medida a partir do CPI.</p>	<p>1977 - 2008</p>	<p>8 trimestres</p>

Tabela 1 –Especificações dos modelos estimados nos trabalhos realizados para os Estados Unidos

Fonte: Elaboração própria

Em relação ao processo ocorrido no Brasil, após alguns anos de crescimento econômico acelerado diante do “Milagre Econômico” (1968-1973), o período de meados dos anos 1980 até 1994 foi marcado pelo aumento das taxas de inflação e pela queda das taxas de crescimento. As várias tentativas frustradas de controlar o nível de preços acabaram em junho de 1994 com a implantação do Plano Real. Além disso, com o objetivo de estabelecer uma estratégia clara de condução da política monetária em busca da estabilidade de preços, por meio da ancoragem das expectativas dos agentes, o regime de metas de inflação foi adotado em 1999.

A mudança no comportamento da inflação após a adoção do Plano Real e do regime de metas é ilustrada nos gráficos abaixo. O gráfico 1 mostra que a inflação mensal, medida pela variação do IPCA (Índice de Preços ao Consumidor Amplo) foi reduzida a partir da implantação do Plano Real. O gráfico 2 mostra a redução da volatilidade a partir de 1994 e a diminuição dos picos na série a partir da mudança na condução da política monetária com a adoção do regime de metas, em 1999. O pico de volatilidade, ocorrido entre o final de 2002 e início de 2003, está relacionado à crise de confiança dos agentes de mercado internacionais em relação à eleição do presidente Lula, em 2002, devido às dúvidas sobre o compromisso de seu governo em manter a estabilidade de preços e o cumprimento dos contratos existentes.

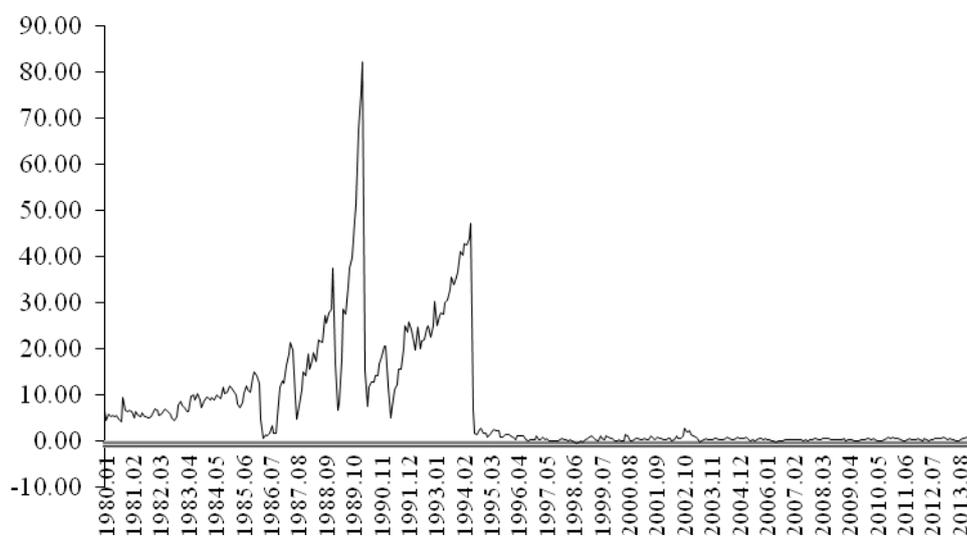


Gráfico 1 – Inflação mensal (IPCA) – Jan. 1980 - Jul. 2014.

Fonte: Elaboração própria a partir de dados do IBGE (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística)

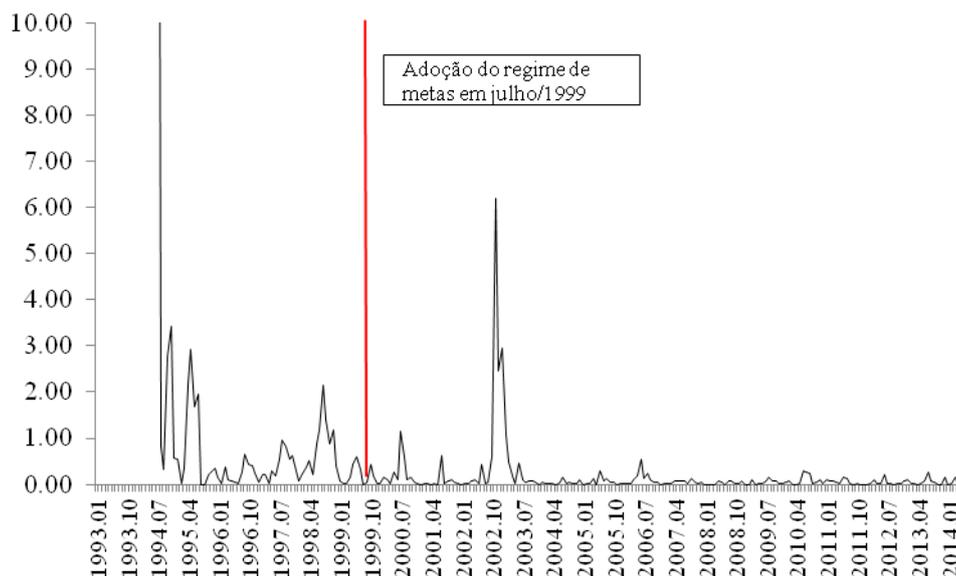


Gráfico 2 – Volatilidade* mensal da inflação (IPCA) – Jan. 1993 – Jul. 2014.

Fonte: Elaboração própria a partir de dados do IBGE

* A volatilidade foi calculada como o quadrado do desvio do IPCA de cada mês em relação à média do período correspondente.

Henrique Meirelles, em pronunciamento⁷ no ano de 2009, e De Mendonça e Inhundes (2010) defendem que a adoção do regime de metas inflacionárias contribuiu para reduzir a volatilidade da inflação e do produto, colaborando com o aumento da previsibilidade do índice de preços e ampliando os horizontes de planejamento e de investimento por parte dos agentes econômicos. Entretanto, alguns trabalhos realizados mostram que as previsões realizadas para a inflação no Brasil não são muito precisas.

Lima e Céspedes (2006) avaliam o desempenho das previsões do mercado (contidas no relatório FOCUS) e do BCB (Banco Central do Brasil) em diferentes horizontes de previsão, para o período de janeiro de 2000 a abril de 2005, além de comparar a habilidade preditiva destas às previsões realizadas por modelos univariados lineares (AR(2), AR(5), ARIMA(0,1,2) e ARIMA(2,1,4)). Os resultados mostram que os modelos lineares superam as previsões do mercado e do BCB, de modo que as previsões do mercado, para horizontes superiores a três meses, e as previsões do BCB, para horizontes superiores a um mês, parecem não indicar suas verdadeiras expectativas. Assim, os autores acreditam que as expectativas dos agentes não deveriam exercer qualquer influência na formulação de política monetária realizada pelo BCB.

⁷Pronunciamento realizado em 15 de maio de 2009, no XI Seminário Anual de Metas para a Inflação.

Em Bacen (2003) é feita a comparação das projeções de inflação do BCB com as projeções feitas pelo mercado (FOCUS), no período entre o terceiro trimestre de 1999 e o quarto trimestre de 2002. Através da comparação dos resíduos médios percebe-se que ambas as previsões apresentaram viés negativo, ou seja, desde o primeiro trimestre de 2001 as previsões de ambos os agentes tem subestimado o IPCA, o que sugere que a economia brasileira tem estado sujeita a choques não antecipados por ambos os agentes. Em relação ao grau de dispersão das previsões, por meio do teste F de Snedecor, há evidências de que o Banco Central e o mercado não possuem medidas de dispersão estatisticamente iguais.

Alencar (2006) utiliza os modelos Naïve, ARIMA, ARCH, EGARCH, ADL - Curva de Phillips e VAR com fundamento econômico com o propósito de comparar qual modelagem explica melhor o comportamento da inflação e qual possui a melhor capacidade de previsão no curto prazo (até três meses à frente) para o período de janeiro de 1999 a dezembro de 2004. O autor conclui que os modelos embasados em pouca ou nenhuma teoria econômica são mais eficazes na previsão da inflação do que os modelos amparados pela teoria econômica e com muitas variáveis incluídas nas regressões.

Chan (2009) encontra resultados semelhantes ao comparar a capacidade preditiva de modelos de séries temporais univariados (Naïve, ARIMA e GARCH), estrutural (curva de Phillips) e multivariado (VAR) para o período de setembro de 2008 a agosto de 2009, utilizando a estatística RMSFE e com horizontes de previsão de 1 mês e 1 trimestre. A autora mostra que modelos simples, como o Naïve e o ARIMA, são mais eficazes na previsão da inflação de curto prazo do que os modelos de Curva de Phillips e VAR utilizado pelo BCB.

Lima e Alves (2011) utilizam informações para o período de maio de 2003 a maio de 2010 e não encontram evidências de que a média das previsões de mercado (FOCUS) tem habilidade preditiva superior a de modelos univariados simples testados (AR(1), AR(3), BAR(3)).

Chernavsky (2011) compara o desempenho preditivo das previsões⁸ de mercado (FOCUS) e de dois modelos univariados simples (*Random Walk* e SARIMA (*seasonal autoregressive integrated moving average*)), para o período de abril de 2000 a abril de 2010 e horizontes de um mês, um trimestre, um semestre e um ano. Os resultados relativos à inflação mostram que os previsores de mercado subestimaram as projeções da inflação. Além disso, os erros dos modelos lineares tendem a ser menores que os erros das previsões da FOCUS em

⁸ Chernavsky (2011) considera as previsões para diversos indicadores de inflação, atividade, câmbio e contas externas.

horizontes mais curtos, enquanto as previsões de mercado apresentam maior acurácia no horizonte de um ano.

A abordagem de Caetano e Silva Jr. (2012) utiliza as previsões individuais de vinte instituições que publicam suas previsões no relatório FOCUS para a comparação da habilidade preditiva com as previsões do BCB e de modelos univariados (AR(2), ARMA(3,1) e *Random Walk*), para o período de janeiro de 2002 a fevereiro de 2007 e para horizontes de 1 mês a 12 meses. Utilizando o teste SPA de Hansen (2005), os autores encontram resultados que corroboram os trabalhos anteriormente citados: os modelos univariados apresentam maiores capacidades de previsão em comparação às projeções de mercado e do BCB.

Apesar da discussão sobre a dinâmica e a previsibilidade da inflação no Brasil ser recente, parece haver indícios de que o processo ocorrido nos Estados Unidos, exposto anteriormente, também tem ocorrido no Brasil. Dessa forma, pode-se questionar se a redução da taxa de inflação e da sua volatilidade tem elevado o poder de previsão dos agentes, desde a adoção do regime de metas. Além disso, é possível questionar se o uso de modelos estruturais, como os modelos baseados na curva de Phillips, é capaz de gerar previsões de inflação mais acuradas do que as geradas por modelos simples, como os modelos naive ou autorregressivo.

Nesse sentido, o presente trabalho não busca analisar a acurácia das previsões realizadas pelo BCB, utilizando os dados divulgados no relatório de Inflação, ou analisar a precisão das previsões dos agentes de mercado por meio dos dados divulgados no relatório FOCUS. A proposta é comparar a acurácia das previsões realizadas por modelos univariados, representados pelo Naïve, ARIMA, GARCH e UC-SV, por um modelo multivariado, como um dos modelos VAR utilizados pelo BCB, e por um modelo estrutural, como a curva de Phillips. O intuito de tal comparação consiste em analisar o desempenho dos principais modelos de previsão de inflação do Brasil, buscando acompanhar a evolução da acurácia das previsões geradas por cada um desde a adoção do regime de metas de inflação. Essa abordagem permite avaliar como mudanças no regime de política monetária e no cenário econômico, ocorridas ao longo do tempo, podem ter contribuído para modificar o poder de previsão dos modelos utilizados.

Mesmo que os resultados mostrem que um modelo produz previsões de inflação mais precisas do que outro, deve-se avaliar que pode não ser uma escolha ótima desconsiderar as previsões que o modelo com desempenho inferior apresenta. No caso em que um modelo de previsão que apresenta maior precisão é escolhido como preferido em detrimento de outro, há a possibilidade de se descartar previsões que poderiam fornecer informações úteis sobre o futuro e que não estão contidas nas previsões do modelo preferido. Nesse sentido, Bates e

Granger (1969) sugerem que a combinação de previsões obtidas por meio de diferentes métodos pode gerar resultados mais precisos.

Desse modo, propõe-se a realização do teste HLN modificado para verificar a ocorrência de *encompassing* de previsão entre os modelos. Esse teste é utilizado para determinar se uma das séries obtidas por meio dos modelos de previsão contém todas as informações necessárias para realizar a previsão da inflação. Assim, ao analisar as previsões de inflação, buscando verificar a ocorrência de *encompassing* no decorrer do tempo, os resultados podem indicar uma forma de melhorar o processo de previsão de inflação, como sugerido por Bates e Granger (1969).

<p>Lima e Céspedes (2006)</p>	<p>1. AR(2) 2. AR(5) 3. ARIMA (0,1,2) 4. ARIMA (2,1,4)</p>	<p>IPCA mensal. Os autores compararam a capacidade de previsão dos modelos e as previsões contida no relatório FOCUS e no relatório de Inflação</p>	<p>01/2000 - 04/2005</p>	<p>1 a 12 meses</p>
<p>Alencar (2006)</p>	<p>1. Modelo Naïve $\pi_{t+1}^e = \pi_t + u_t$ 2. ARIMA (1,1,5) 3. Modelo ARCH $\pi_t = \beta_0 \pi_t + \beta_1 \pi_{t-1} + \dots + \beta_5 \pi_{t-5} + u_t, \quad u_t = \sqrt{\sigma_t^2} \varepsilon_t$ $\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^5 \alpha_i \sigma_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^5 \gamma_j \pi_{t-j}^2$ 4. Modelo EGARCH $\pi_t = \beta_0 \pi_t + \beta_1 \pi_{t-1} + \dots + \beta_5 \pi_{t-5} + u_t, \quad u_t = \sqrt{\sigma_t^2} \varepsilon_t$ $\ln(\sigma_t^2) = \omega + \sum_{i=1}^5 \alpha_i g(\pi_{t-i}) + \sum_{j=1}^5 \gamma_j \ln(\sigma_{t-j}^2), \quad g(\pi_t) = \theta \pi_t + \gamma(\pi_t - E \pi_t) + \pi_{(p+1)}$ $\varepsilon_t = u_t / \sqrt{\sigma_t^2}$ 5. Modelo ADL - Curva de Phillips $\Delta \pi_t = \beta_0 + \beta_1(L) \Delta \pi_t + u_t$ 6. Modelo VAR $\pi_t = \Pi_0 + \Pi_1 \pi_{t-1} + \dots + \Pi_p \pi_{t-p} + u_t$</p>	<p>π_t é a inflação, medida pelo IPCA. Para estimar a curva de Phillips e o VAR, são utilizadas a taxa SELIC <i>overnight</i>, a base monetária, a taxa de câmbio, a produção física industrial e a taxa de desemprego.</p>	<p>01/1999 - 12/2004</p>	<p>1, 2, e 3 meses</p>
<p>Chan (2009)</p>	<p>1. Modelo Naïve $\pi_{t+1}^e = \pi_t + u_t$ 2. ARIMA (1,1,4) 3. Curva de Phillips (Muinhos e Alves (2003)) $\pi_t = \alpha_0 + \Pi_{t-1} + ((1 - \alpha_1 - \alpha_2 - \alpha_3 - \alpha_4) * D_{PI}) * E_t \Pi_{t+1} + \alpha_1 * \pi_{t-1} + (\alpha_2 + \alpha_4 * D_{PI}) * (\Delta \pi_t + \Pi_t)$ 4. Modelo VAR $\pi_t = \Pi_0 + \Pi_1 \pi_{t-1} + \dots + \Pi_p \pi_{t-p} + u_t$</p>	<p>π_t é a inflação, medida pelo IPCA, Π_t^* é a inflação medida pelos preços ao produtor dos EUA e D_{PI} é a dummy para a mudança de regime cambial. Para estimar a curva de Phillips e o VAR, são utilizadas as expectativas de inflação dos agentes privados, a taxa SELIC <i>overnight</i>, a taxa de câmbio, a produção industrial, a taxa de desemprego e a taxa de utilização da capacidade instalada.</p>	<p>01/1999 - 08/2008</p>	<p>1 mês</p>

continua

continuação

Lima e Alves (2011)	1. AR(1) 2. AR(3) 3. BAR (3) - AR(3) estimado a partir de método bayesiano	π_t é a inflação, medida pelo IPCA, sendo $\pi_t = \left(\frac{ipca_t}{ipca_{t-1}} \right) - 1$ * 100. Os autores comparam as previsões dos modelos com as previsões dos agentes de mercado (FOCUS).	05/2003 - 05/2010	1 mês, 1 a 6 meses e 1 a 12 meses
Chernavsky (2011)	1. <i>Random Walk</i> 2. ARMA (1,6) para IGP-M 3. SARMA (2,1) para IPCA	A inflação é medida tanto pelo IGP-M quanto pelo IPCA.	IGP-M: 05/2001 - 05/2010 IPCA: 04/2000 - 05/2010	1, 3, 6 e 12 meses
Caetano e Silva Jr. (2012)	1. AR(2) 2. ARMA (3,1) 3. <i>Random Walk</i>	Os autores utilizam o IPCA como variável de inflação. Além disso, comparam a habilidade de previsão dos modelos com as previsões individuais	01/2002 - 02/2007	1, 6 e 12 meses

Tabela 2 -Especificações dos modelos estimados nos trabalhos realizados para o Brasil

Fonte: Elaboração própria

3. Referencial Metodológico

3.1. Modelos de previsão de inflação, métodos de comparação e *encompassing*.

3.1.1. Modelos de previsão de inflação

Há diversas técnicas para se prever a inflação. Em geral, são utilizados quatro métodos principais. O primeiro método é ateorico, utilizando modelos de séries temporais do tipo ARIMA. O segundo método baseia-se no modelo econômico da curva de Phillips, levando a regressões de previsão que utilizam medidas de atividade reais. Em terceiro lugar, pode-se prever a inflação utilizando informações contidas nos preços dos ativos. Finalmente, as medidas baseadas nos *surveys* usam informações de agentes (consumidores ou profissionais) diretamente para prever a inflação (Ang, Bekaert e Wei (2005)).

Os modelos de previsão de inflação a serem utilizados nesse trabalho são baseados nos modelos propostos por Chan (2009) e Maka e Barbosa (2014). Chan (2009) utiliza as previsões geradas pelo modelo Naïve, dado por $\pi_{t+1} = \pi_t$, os modelos univariados ARIMA e GARCH, o modelo multivariado VAR e a Curva de Phillips, proposta por Muinhos e Alves (2003), para avaliar suas capacidades de previsão.

Nesse sentido, a utilização dos modelos univariados Naïve, ARIMA e GARCH no presente trabalho é mantida. Em relação ao modelo VAR, o Banco Central do Brasil utiliza os modelos VAR desde a implementação do regime de metas de inflação, em 1999, sendo suas informações insumos importantes para a tomada de decisões do Comitê de Política Monetária (COPOM). Chan (2009) tenta replicar um dos modelos utilizados pelo BCB e apresentado no relatório de inflação de junho de 2004. Esse modelo utiliza, como variáveis endógenas, a variação da taxa de juros nominal, a variação do estoque monetário, a variação da produção industrial, a variação do câmbio nominal, a variação da inflação dos preços administrados e a variação da inflação dos preços livres.

Considerando que o BCB modifica regularmente os modelos utilizados, o modelo a ser utilizado nesse trabalho baseia-se em um dos modelos VAR divulgados no relatório de Inflação de junho de 2010. Esse modelo contém as variáveis preços livres, preços administrados, câmbio, juros nominais, produção industrial e moeda, além de incluir seis defasagens e o ajuste sazonal. Como o interesse desse trabalho centra-se na projeção da

inflação cheia, as variáveis preços livres e preços administrados são substituídas pelo IPCA. A variável juros nominais é medida pela taxa Selic mensal e a variável moeda é representada pelo M1.

Em relação ao modelo curva de Phillips, os resultados encontrados por Chan (2009), ao utilizar a especificação do modelo baseada em Muinhos e Alves (2003), não são compatíveis com a teoria econômica, uma vez que a redução do hiato do PIB e a desvalorização do câmbio tiveram efeito negativo sobre a inflação, não respeitando, portanto, o *trade off* entre produto e inflação. A autora também estima a curva de Phillips com sua especificação original, proposta por Phillips (1958), utilizando a taxa de inflação e a taxa de desemprego. Novamente, os resultados mostram que o *tradeoff* entre inflação e desemprego não é respeitado. Portanto, as estimativas do modelo estrutural nesse trabalho são realizadas por meio da estimação da curva de Phillips Aceleracionista (APC), baseada no trabalho de Maka e Barbosa (2014) e especificada como

$$\pi_t = \sum_{s=1}^m \omega_s \pi_{t-s} + \sum_{s=0}^n \beta_s x_{t-s} + \sum_{s=0}^p \delta_s (q_{t-s} - \bar{q}_{t-s}) + \zeta D_t + \varepsilon_t \quad (5)$$

na qual π_t é a inflação em t , π_{t-s} representa a inflação passada, x_t representa o hiato do produto, $(q_{t-s} - \bar{q}_{t-s})$ consiste no hiato da taxa de câmbio real e D_t é um vetor de *dummies* de intervenção.

Considerando que a curva de Phillips tem papel central na análise de política econômica da maioria dos bancos centrais que adotam o regime de metas de inflação, de acordo com o modelo do Novo Consenso em política macroeconômica para economia aberta, vários trabalhos propõem a estimação da curva de Phillips para o Brasil [ver Summa (2011) e Sacshida (2013)]. O trabalho de Maka e Barbosa (2014) considera diferentes especificações da curva de Phillips para os dados brasileiros e encontram resultados que mostram que a APC consiste na especificação que melhor representa a inflação no período entre o primeiro trimestre de 1996 e o segundo trimestre de 2012.

Chan (2009) utiliza o modelo UC-SV para analisar a persistência inflacionária no Brasil para o período compreendido entre o segundo trimestre de 1944 e o segundo trimestre de 2009, utilizando o IPC-RJ (Índice de Preços ao Consumidor – Rio de Janeiro) como variável de mensuração da inflação. Além disso, a autora também utiliza a série do núcleo do IPCA,

compreendida entre o período de março de 1996 e junho de 2009 para analisar a persistência inflacionária.

No modelo UC-SV, a inflação pode ser tomada como, aproximadamente, a soma de um componente persistente (τ) e de um componente transitório (ε_t). O componente persistente captura a tendência da inflação e o componente transitório captura os desvios da inflação de seu valor de tendência, de modo que a variabilidade de ambos pode mudar ao longo do tempo, identificando momentos em que a tendência da inflação possui maior ou menor estabilidade.

O modelo UC-SV, considerado por Chan(2013), é caracterizado pela forma

$$y_t = \tau_t + \varepsilon_t, \quad \text{onde } \{\varepsilon_t\} \sim_{iid} N(0, e^{h_t}) \quad (6)$$

$$\tau_t = \tau_{t-1} + u_t, \quad \text{onde } \{u_t\} \sim_{iid} N(0, \omega_\tau^2) \quad (7)$$

$$h_t = h_{t-1} + v_t, \quad \text{onde } \{v_t\} \sim_{iid} N(0, \omega_h^2) \quad (8)$$

onde y_t é a inflação, modelada como a soma do componente não observado τ_t e o termo de erro ε_t . O componente τ_t segue uma especificação *random walk* (ver equação 7), no qual ω_τ^2 é um parâmetro de suavização, que pode tanto ser fixado como estimado. Na abordagem considerada nesse trabalho, ω_τ^2 e ω_h^2 são assumidas como *priors* que refletem a suavidade desejada da equação de transição. As variâncias ω_τ^2 e ω_h^2 possuem distribuições independentes gamma-inversa, tal que $\omega_\tau^2 \sim \mathcal{IG}(\eta_\tau, S_\tau)$ e $\omega_h^2 \sim \mathcal{IG}(\eta_h, S_h)$.

As estimativas são realizadas utilizando MCMC (*Markov Chain Monte Carlo*). O processo é iniciado com a condição inicial de $\tau_1 \sim N(0, v_\tau)$ e $h_1 \sim N(0, v_h)$, além de $\omega_\tau^2 = 0.25^2$ e $\omega_h^2 = 0.20^2$. Os valores dos parâmetros são dados por $v_\tau = v_h = 9$, $\eta_\tau = 5$, $S_\tau = (0.25^2 * \eta_{\tau-1}, \eta_h = 5$ e $S_h = 0.20^2 * \eta_{h-1}$. Utilizando a abordagem *Auxiliary Mixture Sampling* para estimar o componente de volatilidade estocástica do modelo, o autor faz uma aproximação da função distribuição de probabilidades de ε_t por meio da mistura de sete modelos lineares Gaussianos com diferentes médias e variâncias. A rotina necessária para estimar o modelo UC-SV está disponibilizada na página de Joshua Chan⁹.

As previsões para a inflação y_t são realizadas por meio de simulações preditivas. Mais precisamente, a cada iteração MCMC, dados os parâmetros do modelo e os estados (até o tempo t), os estados futuros são simulados desde $t+1$ até $t+h$, sendo h o horizonte de previsão. Os erros futuros $\{\varepsilon_s\} \sim_{iid} N(0, e^{h_s})$, para $s = t+1, \dots, t+h-1$, também são simulados. Desse

⁹<<<http://people.anu.edu.au/joshua.chan/code.html>>>. Outras informações em Chan e Jeliazkov (2009).

modo, como y_t é dado pela soma de τ_t e ε_t e τ_t segue um *random walk*, a previsão de y_{t+h} é dada por

$$y_{t+h} = \tau_{t+h} + \varepsilon_s \quad (9)$$

3.1.2. Métodos de comparação

A comparação entre os modelos propostos em 3.1.1 é realizada através da estatística de raiz do erro quadrado médio das previsões (REQM)

$$REQM = \sqrt{\sum_t^T \frac{(y_t^p - y_t)^2}{T}} \quad (10)$$

Por fim, o teste Diebold- Mariano (1995) é aplicado para verificar se as estatísticas calculadas são estatisticamente diferentes entre os modelos x_t e z_t . A hipótese nula (H_0) do teste afirma que não existe diferença estatística entre eles, ou seja, os dois modelos utilizados para prever as séries são, em média, igualmente precisos. O procedimento considera a diferença do erro quadrático médio (EQM) entre ambas, ou seja:

$$H_0: d_t = 0 \quad (11)$$

$$H_1: d_t \neq 0,$$

na qual

$$d_t = L(e_{x_t}) - L(e_{z_t}) \quad (12)$$

corresponde a uma amostra da série de perda diferencial. Assim,

$$L(e_{x_t}) = EQM(fx_t) = \sum_{t=1}^T (y_t - fx_t)^2 \quad (13)$$

e

$$L(e_{z_t}) = EQM(f_{z_t}) = \sum_{t=1}^T (y_t - f_{z_t})^2 \quad (14)$$

$L(e_{x_t})$ corresponde ao EQM das previsões do primeiro modelo (f_{x_t}) utilizado na comparação e $L(e_{z_t})$ corresponde ao EQM das previsões do segundo modelo (f_{z_t}). A estatística de teste considera que, sob H_0 , não existe diferença via EQM entre as previsões.

O teste é baseado na média amostral observada $\bar{d} = \left(\frac{1}{T}\right) \sum_{t=1}^T d_t$. Assumindo que a covariância da série de perda diferencial é estacionária, o teste DM tem distribuição assintótica normal padrão sob a hipótese nula de igual acurácia preditiva. A estatística de teste é

$$DM = \bar{d} / \sqrt{\hat{V}(\bar{d})} \quad (15)$$

$\hat{V}(\bar{d})$ é uma estimativa consistente da variância assintótica de \bar{d} . Assumindo que as previsões h passos à frente apresentam até a ordem h-1, tem-se que

$$\hat{V}(\bar{d}) \approx \frac{1}{T} \left(\gamma_0 + 2 \sum_{i=1}^{h-1} \gamma_i \right) \quad (16)$$

na qual γ_i é a i-ésima autocovariância de \bar{d} , estimada por $\hat{\gamma}_i = T^{-1} \sum_{t=i+1}^T (d_t - \bar{d})(d_{t-i} - \bar{d})$.

Para aumentar o poder do teste quando são utilizadas amostras pequenas, Harvey *et al.* (1997) recomendam duas modificações no teste DM, o que resultou na versão modificada do teste DM (mDM). A primeira consiste na comparação da estatística de teste com os valores críticos da distribuição t de Student com T-1 graus de liberdade e a segunda consiste na modificação da estatística de teste, de modo que $mDM = T^{-1/2} [T + 1 - 2h + T^{-1}h(h - 1)]^{1/2} DM$.

3.1.3. *Encompassing*

Sejam fx_t e fz_t os conjuntos de previsões de inflação resultantes de dois modelos distintos. Assume-se que um desses conjuntos, fx_t por exemplo, possui maior precisão do que o outro conjunto, fz_t , de acordo com os critérios de comparação. A ideia da combinação de previsões é que uma série de previsão menos precisa pode conter alguma informação que não está contida na série de previsão mais precisa. Nesse caso, a combinação de previsões pode oferecer resultados mais acurados que as previsões fx_t e fz_t individualmente. Entretanto, se fz_t não contém nenhuma informação útil, então pode se dizer que fx_t abrange (ou *encompasses*) fz_t .

Para testar a ocorrência de *encompassing* entre as previsões de inflação propõe-se a utilização do teste HLN. Esse teste é baseado no teste de avaliação de previsão desenvolvido por Diebold e Mariano (1995), de modo que

$$d_t = (e_{i_t} - e_{j_t})e_{i_t} \quad (17)$$

na qual e_{i_t} e e_{j_t} correspondem às diferenças entre as previsões dos modelos i e j e a inflação corrente.

A hipótese nula é que o modelo i_t abrange o modelo j_t , isto é, toda informação relevante do modelo j_t está contida no modelo i_t . Assim como o teste DM é modificado na presença de amostras pequenas, o teste HLN apresenta a versão para amostras pequenas, denominada mHLN. Nessa versão, a estatística de teste, $mHLN = T^{-1/2}[T + 1 - 2h + T^{-1}h(h - 1)]^{1/2}HLN$, é comparada com os valores críticos da distribuição t de Student com T-1 graus de liberdade.

O procedimento a ser realizado é o seguinte: após calcular o REQM das previsões para cada modelo, utiliza-se o teste mHLN para verificar se o modelo que apresenta melhor desempenho (menor REQM) abrange os outros modelos com REQMs maiores. Se o modelo com melhor desempenho abrange o modelo alternativo com algum nível de significância, significa que toda informação relevante do modelo alternativo está contida no melhor modelo. Caso contrário, as previsões de inflação podem se tornar mais acuradas a partir da incorporação das informações contidas no modelo alternativo. Posteriormente, verifica-se a ocorrência de *encompassing* entre o segundo modelo de melhor desempenho e os modelos

alternativos, entre o terceiro modelo de melhor desempenho e os modelos alternativos, e assim por diante.

4. Dados

Inflação (IPCA)

Os dados referentes à inflação mensal, ocorrida no período de janeiro de 1996 a dezembro de 2013, são extraídos da página de dados do IPEA (Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada), sendo que a fonte que realiza a coleta e o tratamento dos dados é o IBGE (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística). Para medir a inflação, o índice de preços utilizado é o IPCA (Índice de Preços ao Consumidor Amplo)¹⁰.

Hiato do produto

A definição usual do hiato do produto é a diferença entre o produto (PIB) e o produto potencial (PIB potencial). Em termos práticos, o hiato é usualmente obtido por meio de métodos de extração de tendência e é calculado como o desvio entre o produto e sua tendência. É importante ressaltar que essa medida não é necessariamente consistente com a definição de hiato do produto da teoria novo-keynesiana. No arcabouço novo-keynesiano, o hiato do produto é o desvio entre o produto e o nível de produto que prevaleceria com plena flexibilidade de preços e salários. Embora atrativa em termos teóricos, essa definição é muito difícil de ser medida em termos práticos. Assim, a utilização de métodos de extração de tendência é a forma mais usual para a obtenção de hiatos do produto.

O produto pode ser decomposto em um componente de tendência (PIB potencial) e em um ciclo (hiato do produto):

$$y_t = y_t^* + x_t \quad (18)$$

na qual y_t é o logaritmo do PIB, y_t^* é o logaritmo do produto potencial e x_t é o hiato do produto no período t . O filtro HP é o método mais popular utilizado para obter o hiato do

¹⁰A população-alvo do Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) pertence às famílias residentes nas áreas urbanas das regiões de abrangência do SNIPC pertencentes à faixa de renda entre 1 e 40 salários-mínimos, seja qual for a fonte dos rendimentos. A periodicidade da realização da pesquisa para recolhimento de dados é mensal e, em geral, do dia 1 ao 30 do mês de referência. Fonte: IBGE.

produto, de modo que o componente potencial do produto é obtido através da minimização da função perda

$$L = \sum_{t=1}^T (y_t - y_t^*)^2 + \lambda \sum_{t=2}^{T-1} (\Delta y_{t+1}^* - \Delta y_t^*)^2 \quad (19)$$

na qual λ é o parâmetro de suavização e T é o tamanho da amostra. Sendo λ um parâmetro que afeta a sensibilidade do produto potencial em relação a variações no PIB, o valor sugerido por Hodrick e Prescott (1997) é $\lambda=1600$.

Os valores do hiato do produto são produzidos por meio dos dados do índice do PIB mensal(1995=100), para o período de janeiro de 1996 a dezembro de 2013, extraído da base de dados do BCB.

Câmbio

A taxa de câmbio utilizada corresponde à média da taxa de câmbio comercial de venda (R\$/US\$), mensurada pelo Banco Central e disponível na base de dados do IPEA. O hiato do câmbio é produzido utilizando o filtro HP e o índice mensal da taxa de câmbio real efetiva (1994=100), disponível na base de dados do IPEA. Os dados utilizados então compreendidos no período de janeiro de 1996 a dezembro de 2013.

Moeda

A moeda é medida pela média do papel moeda em poder do público e dos depósitos à vista nos bancos comerciais - M1, disponível na base de dados do IPEA, para o período de janeiro de 1996 a dezembro de 2013.

Taxa de juros nominal

A taxa de juros nominal é representada pela taxa SELIC. Seus dados estão disponíveis na base de dados do IPEA, e o período utilizado corresponde a janeiro de 1996 a dezembro de 2013.

Produção Industrial

A série corresponde ao índice da indústria geral (quantum), medido pelo IBGE. O índice tem como base 2012=100 e o período de interesse é janeiro de 1996 a dezembro de 2013.

5. Resultados

A presente seção expõe sobre as estimações realizadas¹¹ e os resultados encontrados.

Inicialmente, as séries utilizadas foram transformadas em variações mensais¹², uma vez que as séries em nível apresentam-se não estacionárias. Além disso, as séries foram testadas e, posteriormente, ajustadas sazonalmente por meio da utilização do método X-12. Os gráficos 1A a 1G representam as variações mensais das séries das variáveis utilizadas. O teste de raiz unitária realizado¹³ para esses dados são apresentados na tabela 1 abaixo e mostram que a hipótese nula de presença de raiz unitária é rejeitada para todas ao nível de significância de 1%.

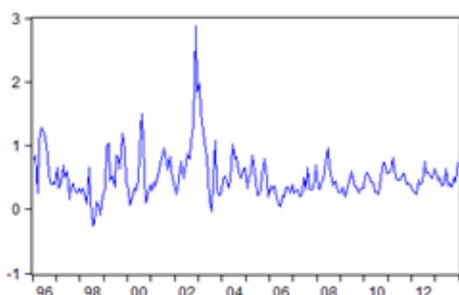


Gráfico 1A – Variação do IPCA ajustado sazonalmente ($\Delta ipca_sa$)

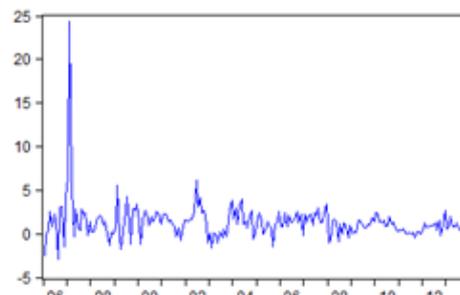


Gráfico 1B – Variação do M1 ajustado sazonalmente ($\Delta m1_sa$)

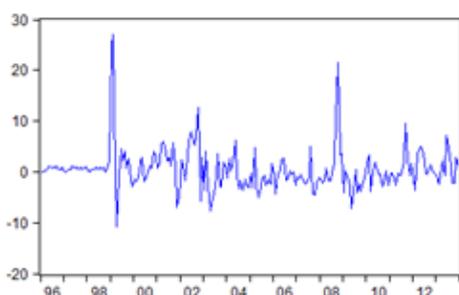


Gráfico 1C – Variação da taxa de câmbio comercial de venda ajustada sazonalmente ($\Delta cambio_sa$)

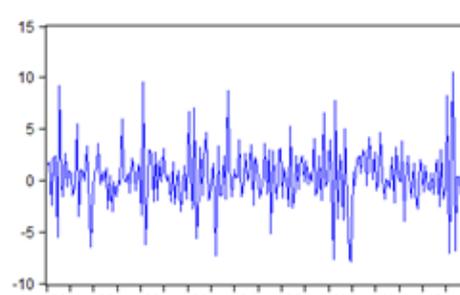


Gráfico 1D – Variação da produção industrial ajustado sazonalmente ($\Delta prod_sa$)

¹¹ As estimações foram realizadas por meio dos *softwares* Eviews e MatLab.

¹² A inflação é construída como a taxa de variação percentual do IPCA $\left(\frac{IPCA_t - IPCA_{t-1}}{IPCA_{t-1}}\right)$, enquanto as variações do M1, da taxa de câmbio comercial de venda, da produção industrial e da taxa de juros Selic são construídas como a primeira diferença $(Y_t - Y_{t-1})$.

¹³ Além do teste de raiz unitária *Augmented* Dickey-Fuller (ADF), foram realizados os testes Phillips-Perron (PP) e Kwiatkowski, Phillips, Schmidt e Shin (KPSS). Os resultados dos testes PP e KPSS corroboram os resultados encontrados pelo teste ADF, como pode ser visto no apêndice D.

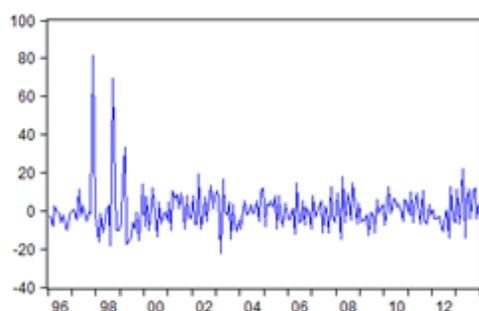


Gráfico 1E – Variação da taxa de juros SELIC ajustada sazonalmente ($\Delta selic_sa$)

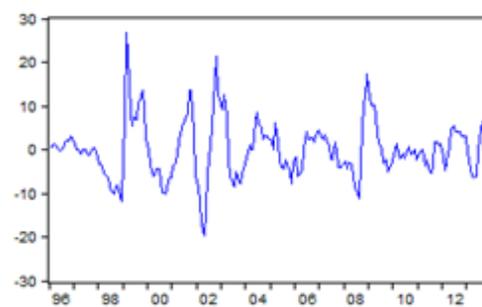


Gráfico 1F – Hiato do câmbio real ($hiato_camb$)

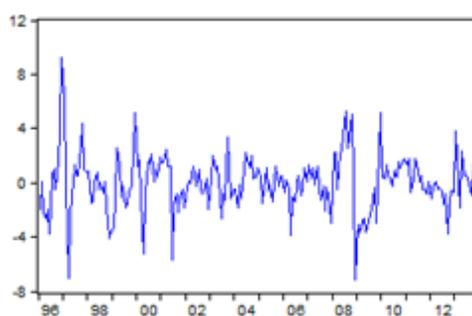


Gráfico 1G – Hiato do produto ($hiato_pib$)

Teste *Augmented Dickey-Fuller* (ADF)

Hipótese nula: a série tem raiz unitária.

Amostra: 1996m01 - 2013m12

Variável	Exógena	Estatística t	Extensão da defasagem
$\Delta ipca_sa$	Constante	-6.106228	0 (Automático - baseado em SIC ¹ , maxlag=14)
$\Delta cambio_sa$	Nenhuma	-9.214647	1 (Automático - baseado em SIC, maxlag=14)
$\Delta m1_sa$	Constante, tendência linear	-10.71332	0 (Automático - baseado em SIC, maxlag=14)
$\Delta prod_sa$	Constante	-8.135491	2 (Automático - baseado em SIC, maxlag=14)
$\Delta selic_sa$	Nenhuma	-16.78149	0 (Automático - baseado em SIC, maxlag=14)
$hiato_camb$	Nenhuma	-6.733068	1 (Automático - baseado em SIC, maxlag=14)
$hiato_pib$	Nenhuma	-8.480326	0 (Automático - baseado em SIC, maxlag=14)

Tabela 1 – Teste de raiz unitária *Augmented Dickey-Fuller*(ADF)

Fonte: Elaboração própria

Nota: ¹Schwarz *Information Criteria* (Critérios de informação Schwarz)

5.1. Resultados das estimações para amostra total

Para a estimação do modelo ARMA, a escolha do parâmetro é realizada por meio da análise das funções de autocorrelação (FAC) e de autocorrelação parcial (FACP) e da estatística de Ljung-Box dos resíduos estimados para o período total (1996m01-2013m12), que são apresentados no apêndice A. O modelo identificado para a amostra corresponde ao AR (1), como mostrado na tabela 2. Os coeficientes são significativos à 5%. Os testes realizados mostram a inexistência de correlação serial e de sinais de heterocedasticidade condicional, além de indicarem a não normalidade dos resíduos.

Variável dependente: $\Delta ipca_sa$

Método de estimação: OLS

Amostra: 1996m01 - 2013m12

Variável	Coefficiente	Desvio-padrão
c	0.516979	0.058359
ar(1)	0.702431	0.048732
Testes de diagnóstico		
Teste LM: F(2,211)	0.135678 [0.8732]	
Teste ARCH: F(1,212)	1.858984 [0.1742]	
Teste Jaque Bera	1284.414 [0.0000]	

Tabela 2 – Modelo AR(1)

Fonte: Elaboração própria

Nota: Os colchetes indicam os valores de probabilidade (valor-p)

Em relação ao modelo ARCH/GARCH, o primeiro passo consiste no ajustamento de um modelo ARMA (p,q) à série de inflação, seguido da verificação da presença de heterocedasticidade condicional por meio do teste multiplicador de Lagrange (LM). Como visto na tabela 2, o modelo AR (1) é adequado aos dados da inflação para o período de 1996m01-2013m12. O teste LM, realizado sobre os resíduos do modelo AR(1) estimado, mostra que não há indícios de heterocedasticidade condicional e, portanto, não há presença de modelos ARCH, o que é corroborado pela FAC e FACP do quadrado dos resíduos. Entretanto, mesmo que os testes mostrem que não há motivo para realizar a estimação do modelo ARCH/GARCH, o modelo GARCH (1,1) é estimado para a série da inflação, como mostra a tabela 3. A variável *dlula* corresponde a *dummy* referente ao “efeito Lula”, que tenta

captaro efeito da eleição do presidente Lula sobre a inflação (2002m01). Com exceção da constante c na equação da variância, todas as outras variáveis apresentam significância de 5%.

A FAC, a FACP e as estatísticas Ljung-Box dos resíduos padronizados, com valores- p maiores que 0,05, indicam que não há presença de correlação serial. Já a FAC, a FACP e as estatísticas Ljung-Box do quadrado dos resíduos padronizados mostram que não existe heterocedasticidade condicional nos resíduos do modelo¹⁴. O teste LM confirma esse resultado.

Variável dependente: $\Delta ipca_sa$

Método de estimação: ML-ARCH (Marquardt) - Distribuição normal

Erros padrão robustos e covariância Bollerslev-Wooldridge

Amostra: 1996m01 - 2013m12

Equação da Média		
Variável	Coefficiente	Desvio-padrão
c	0.485451	0.037077
ar(1)	0.663308	0.054733
dlula	1.333895	0.513172
Equação da Variância		
c	0.001308	0.001031
resid(-1)^2	0.137570	0.052707
garch(-1)	0.833538	0.059667
Testes de diagnóstico		
Teste LM: F(1,212)	2.528016 [0.1133]	

Tabela 3 – Modelo GARCH(1,1)

Fonte: Elaboração própria

Nota: Os colchetes indicam os valores de probabilidade (valor- p)

No que se refere ao modelo VAR, é utilizada a mesma especificação do modelo proposto pelo BCB em relação às variáveis; entretanto, o número de defasagens é diferente devido ao número de observações disponíveis para realizar as estimações e previsões posteriores. Desse modo, o critério de Akaike (AIC) é adotado para a escolha do número de defasagens, de modo que o modelo possui duas defasagens, como mostrado na tabela 4. Além disso, considera-se na identificação do modelo que os erros são ortogonalizados pela decomposição de Cholesky, que pressupõe choques estruturais não correlacionados entre si e impõe uma estrutura recursiva à matriz de relações contemporâneas entre as variáveis do modelo, de modo que a

¹⁴A FAC, a FACP e as estatísticas Ljung-Box dos resíduos padronizados e do quadrado dos resíduos padronizados são apresentadas nos apêndices B e C, respectivamente.

primeira variável não possa ser afetada contemporaneamente por nenhuma das demais, a segunda possa ser afetada apenas pela primeira, a terceira possa ser afetada pelas duas primeiras – e assim por diante. Desse modo, a ordenação das variáveis adotada é: $\Delta\text{cambio_sa}$ – $\Delta\text{ipca_sa}$ – $\Delta\text{selic_sa}$ – $\Delta\text{ml_sa}$ – $\Delta\text{prod_sa}$. Pode-se justificar este ordenamento pelo fato de que a variação da taxa de câmbio influencia, de forma significativa, o comportamento das demais variáveis. Assim, um aumento do câmbio tende a aumentar a inflação, que por sua vez norteia o comportamento da taxa de juros. A taxa de juros, que tem sua meta definida pelo COPOM, é alcançada através de operações de mercado aberto, que por sua vez afetam a variação da base monetária e, conseqüentemente, da oferta de moeda. Finalmente, tanto a taxa de juros quanto a oferta de moeda afetam a produção industrial por meio de mudanças na demanda agregada.

O teste de causalidade de Granger corrobora o ordenamento das variáveis, como mostrado na tabela 5, ao indicar que $\Delta\text{cambio_sa}$ Granger causa $\Delta\text{ipca_sa}$ (Valor-p igual a 0,000), $\Delta\text{cambio_sa}$ Granger causa $\Delta\text{selic_sa}$ (Valor-p igual a 0,0347) e $\Delta\text{ml_sa}$ e $\Delta\text{selic_sa}$ Granger causa $\Delta\text{prod_sa}$ (Valor-p iguais a 0,0496 e 0,0019, respectivamente). Entretanto, a ausência de causalidade de Granger entre a taxa SELIC e o IPCA, bidirecionalmente, não coincide com a função de reação do banco central, uma vez que a taxa SELIC é utilizada como instrumento de política monetária. Intuitivamente, pode-se considerar que as variáveis selic_sa e ipca_sa não possuem informações que as fazem predictoras razoáveis entre elas.

Variáveis endógenas: $\Delta\text{cambio_sa}$ $\Delta\text{ipca_sa}$ $\Delta\text{selic_sa}$ $\Delta\text{ml_sa}$ $\Delta\text{prod_sa}$
 Variáveis exógenas: c dlula
 Amostra: 1996m01-2013m12

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	-2385.969	NA	6965.89	23.03816	23.19862	23.10304
1	-2228.4242	304.4856	1947.761	21.76369	22.32530*	21.99078*
2	-2197.3311	58.59853*	1837.870*	21.70511*	22.66786	22.09439
3	-2184.4018	23.74512	2066.502	21.82117	23.18507	22.37266
4	-2164.4032	35.76667	2172.964	21.86926	23.63431	22.58295
5	-2150.6872	23.87112	2430.231	21.97776	24.14395	22.85366
6	-2138.8227	20.07837	2771.08	22.10406	24.6714	23.14216
7	-2116.6927	36.3869	2868.091	22.13166	25.10014	23.33196
8	-2098.5723	28.92285	3091.96	22.19781	25.56744	23.56032

Tabela 4 – Critério de seleção de ordem do VAR

Fonte: Elaboração própria

Nota: * indica a ordem selecionada por critério

LR: estatística de teste LR sequencial modificada (cada teste ao nível de 5%)

FPE: erro de predição final

AIC: critério de informação Akaike
 SC: critério de informação Schwarz
 HQ: critério de informação Hannan-Quinn

Amostra: 1996m01-2013m12

Defasagem: 1

Hipótese nula	Estatística F	Valor-p
$\Delta ipca_sa$ não-Granger-causa $\Delta cambio_sa$	2.4756	0.1171
$\Delta cambio_sa$ não-Granger-causa $\Delta ipca_sa$	21.1527	0.0000
Δml_sa não-Granger-causa $\Delta cambio_sa$	0.0544	0.8158
$\Delta cambio_sa$ não-Granger-causa Δml_sa	0.0002	0.9891
$\Delta prod_sa$ não-Granger-causa $\Delta cambio_sa$	1.1513	0.2845
$\Delta cambio_sa$ não-Granger-causa $\Delta prod_sa$	1.9462	0.1645
$\Delta selic_sa$ não-Granger-causa $\Delta cambio_sa$	2.3683	0.1253
$\Delta cambio_sa$ não-Granger-causa $\Delta selic_sa$	4.5170	0.0347
Δml_sa não-Granger-causa $\Delta ipca_sa$	2.2675	0.1336
$\Delta ipca_sa$ não-Granger-causa Δml_sa	1.8471	0.1756
$\Delta prod_sa$ não-Granger-causa $\Delta ipca_sa$	0.9721	0.3253
$\Delta ipca_sa$ não-Granger-causa $\Delta prod_sa$	0.5096	0.4761
$\Delta selic_sa$ não-Granger-causa $\Delta ipca_sa$	1.2934	0.2567
$\Delta ipca_sa$ não-Granger-causa $\Delta selic_sa$	0.6188	0.4324
$\Delta prod_sa$ não-Granger-causa Δml_sa	0.0006	0.9807
Δml_sa não-Granger-causa $\Delta prod_sa$	3.8987	0.0496
$\Delta selic_sa$ não-Granger-causa Δml_sa	1.2169	0.2712
Δml_sa não-Granger-causa $\Delta selic_sa$	2.4525	0.1188
$\Delta selic_sa$ não-Granger-causa $\Delta prod_sa$	9.9101	0.0019
$\Delta prod_sa$ não-Granger-causa $\Delta selic_sa$	18.0207	0.0000

Tabela 5 – Teste de Causalidade de Granger

Fonte: Elaboração própria

Amostra: 1996m01-2013m12

Teste LM		
Hipótese nula: não há correlação serial até o lag h		
Lags	Estatística LM	Valor-p
1	36.13134	0.0696
2	23.17217	0.5675
3	26.03569	0.4057
Teste de normalidade - Doornik-Hansen		
Hipótese nula: resíduos tem distribuição normal multivariada		
Jaque-Bera: 1705.092 [0.0000]		
Teste de heterocedasticidade -White (inclui termos cruzados)		
Hipótese nula: resíduos são homocedásticos		
Chi-sq: 1530.242 [0.0000]		

Tabela 6 – Testes de diagnóstico do modelo VAR(2)

Fonte: Elaboração própria

Nota: Os colchetes indicam os valores de probabilidade (valor-p).

Os testes de diagnóstico realizados para o modelo VAR(2) estimado mostram a inexistência de correlação serial, a não normalidade dos resíduos e a presença de heterocedasticidade, como mostrada na tabela 6.

A análise do modelo é realizada a partir das funções de resposta ao impulso (FRIs) e da decomposição da variância dos erros de previsão. As FRIs descrevem os efeitos de choques nas variáveis do modelo sobre a trajetória de cada variável ao longo do tempo, ao passo que a decomposição de variância permite quantificar a relevância que, em média, os choques em cada variável do modelo possuem na explicação das flutuações dessas variáveis em torno de seus valores previstos. Como o interesse do presente trabalho centra-se na inflação, as FRIs mostradas nos gráficos 2A a 2E correspondem às respostas da variável $\Delta ipca_sa$ a choques sobre as outras variáveis, com intervalos de confiança de 95%.

Os resultados referentes às FRIs corroboram a teoria e as evidências encontradas por outros trabalhos, como Alencar (2006) e Chan (2009). Observa-se que a inflação aumenta em reação a choques positivos na taxa de câmbio (2A) e na moeda (2E), e diminui em reação a choques positivos na taxa de juros (2B). Além disso, é possível perceber que a ocorrência de choques positivos na produção industrial reduz a inflação em um primeiro momento, mas contribui para o seu aumento após dois/três meses (2D). Por fim, percebe-se que existe uma inércia inflacionária que tende a persistir por vários meses (2C).

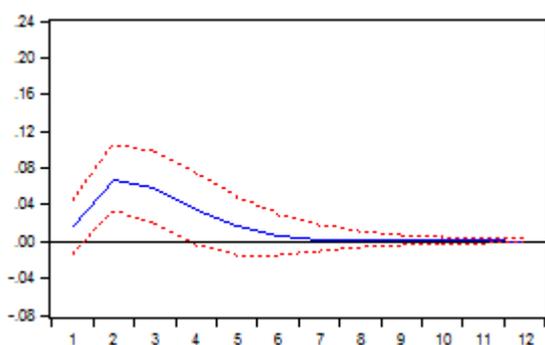


Gráfico 2A – Choque no câmbio

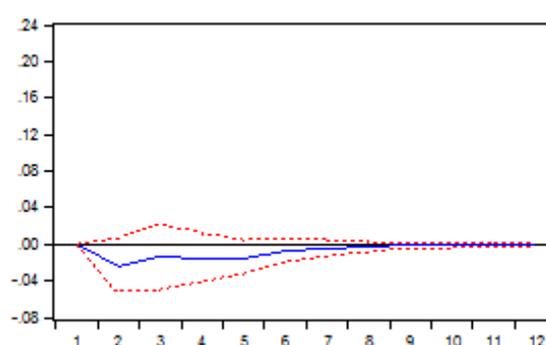


Gráfico 2B – Choque na taxa de juros SELIC

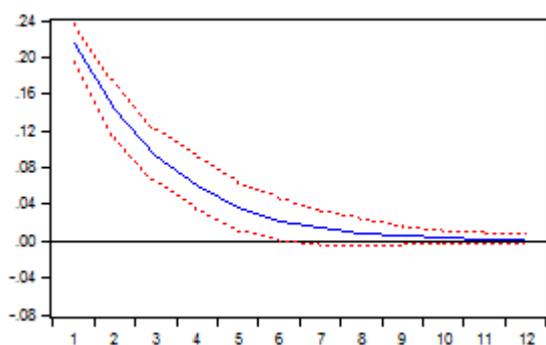


Gráfico 2C – Choque na inflação

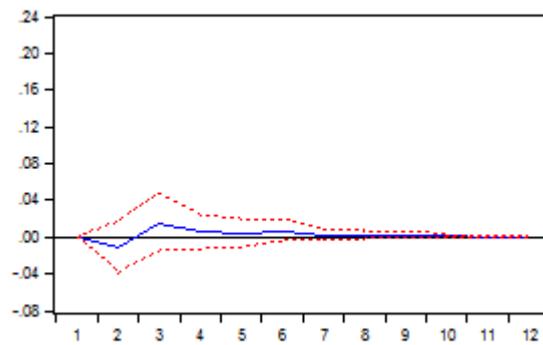


Gráfico 2D – Choque na produção industrial

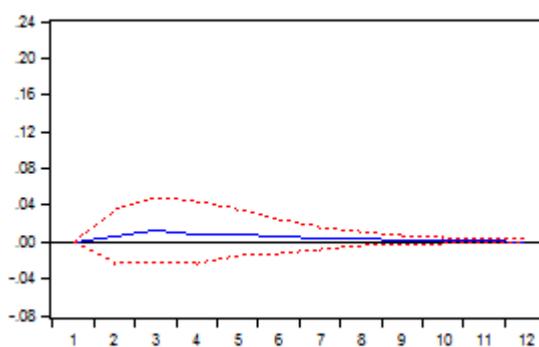


Gráfico 2E – Choque na moeda (M1)

A análise da decomposição da variância dos erros de previsão para um a doze meses à frente (tabela 7) revela que os principais determinantes da variância na inflação são os choques na própria inflação. Conforme o horizonte de previsão aumenta, os choques na taxa de câmbio adquirem maior importância, chegando a explicar, no máximo, 10,37% da variância total para um horizonte de previsão de 12 meses.

A análise empírica da curva de Phillips inicia-se com a estimação do modelo proposto na equação 5. Como mostrado por Maka e Barbosa (2014), ao considerar a presença do hiato do produto e do hiato do câmbio correntes como variáveis explicativas, há a possibilidade de que as variáveis explicativas e o termo de erro sejam correlacionados. Desse modo, as estimativas por mínimos quadrados ordinários (OLS) são inconsistentes e deve-se utilizar os estimadores de variáveis instrumentais (IV)/método dos momentos generalizados (GMM). Portanto, o teste C^{15} (ou teste GMM de distância) é aplicado para testar a endogeneidade do hiato do

¹⁵Baum *et al.* (2003) mostram que o teste C, assim como o teste de endogeneidade Durbin-Wu-Hausman, pode ser utilizado para testar uma variedade de combinações de condições de ortogonalidade. Quando a combinação linear das condições de ortogonalidade a serem testadas são as mesmas para os dois testes, as duas estatísticas de teste são numericamente equivalentes, de modo que o teste C pode ser utilizado para testar a endogeneidade dos regressores.

Período	Choques na taxa de câmbio	Choques na inflação	Choques na taxa de juros SELIC	Choques na moeda - M1	Choques na produção industrial
1	0.565649	99.43435	0	0	0
2	6.694201	92.29915	0.778466	0.034191	0.193995
3	9.642502	88.79649	0.911842	0.214565	0.434601
4	10.36945	87.76119	1.133434	0.294039	0.44189
5	10.43408	87.39468	1.345881	0.377582	0.447783
6	10.40295	87.32066	1.37772	0.407843	0.490826
7	10.38152	87.30455	1.398279	0.418659	0.496987
8	10.37304	87.29123	1.410682	0.42693	0.498118
9	10.37009	87.28693	1.412374	0.429706	0.500904
10	10.36895	87.28544	1.413707	0.430595	0.501307
11	10.36855	87.28432	1.414579	0.431164	0.501391
12	10.36839	87.28397	1.414715	0.431344	0.501579

Tabela 7 – Decomposição da variância dos erros de previsão da inflação (%)
Fonte: Elaboração própria

produto e do hiato do câmbio e os resultados, na tabela 8, mostram que ambas as variáveis podem ser tratadas como exógenas, de modo que a estimativa do modelo pode ser realizada por MQO.

A estimação da curva de Phillips geral é realizada utilizando $m = n = p = 12$ e as *dummies* *lula* e *apagão*, que tentam capturar o efeito da eleição do presidente Lula (2002m07-2003m03) e o efeito da crise de energia sobre a inflação (2001m07-2002m03). O hiato do produto é dado por 100 (cem) vezes o log do índice do PIB mensal dessazonalizado, filtrado pelo filtro HP, enquanto o hiato do câmbio é calculado como 100 (cem) vezes o log do índice da taxa de câmbio real efetiva, filtrado pelo filtro HP, como em Maka e Barbosa (2014)

Hipótese nula: hiato do produto é exógeno			
	Valor	Graus de liberdade	Probabilidade
Diferença da estatística J:	2.589648	1	0.1076
Hipótese nula: hiato do câmbio é exógeno			
Diferença da estatística J:	2.589648	1	0.1076

Tabela 8 – Teste de endogeneidade do hiato do produto e do hiato do câmbio

Fonte: Elaboração própria

Como pode ser visualizado na tabela 9, apenas as variáveis $\Delta ipca(t-1)$, $\Delta hiato_pib(t-3)$, $\Delta hiato_camb(t-1)$, $\Delta hiato_camb(t-2)$ e $lulas\tilde{a}o$ são significativas. Os testes de diagnóstico mostram a inexistência de autocorrelação, homocedasticidade e não normalidade dos resíduos, além de indicarem que a linearidade da série é respeitada, não havendo, portanto, erros de especificação do modelo.

Em seguida, a curva de Phillips geral é reduzida por meio da eliminação sequencial das variáveis explicativas com base no critério de seleção AIC, de modo que o modelo é reestimado até que todos os coeficientes das variáveis sejam significantes a 5%. O modelo restrito é exibido na tabela 10. Os coeficientes positivos das variáveis de inflação defasada $\Delta ipca(t-1)$ e $\Delta ipca(t-9)$ indicam a existência da inércia inflacionária, de modo que variações positivas na inflação passada afetam, positivamente, a inflação corrente. Os coeficientes negativos das variáveis defasadas do hiato do produto ($\Delta hiato_pib(t-3)$ e $\Delta hiato_pib(t-9)$) corroboram a ideia de que pressões sobre a demanda (ou redução do hiato do produto) afetam positivamente a inflação. O coeficiente positivo de $\Delta hiato_camb(t-1)$ indica que um choque de oferta no período $t-1$ leva a elevação da inflação corrente, enquanto que choques de oferta em $t-2$ e $t-10$, representados por $\Delta hiato_camb(t-2)$ e $\Delta hiato_camb(t-10)$, levam a reduções na inflação corrente. Por fim, a *dummy* $lula$ captura o aumento da inflação no período de ocorrência da crise de confiança, em 2002.

Os testes de diagnóstico mostram a inexistência de autocorrelação, homocedasticidade e não normalidade dos resíduos. Diferentemente do modelo geral, o teste RESET mostra que a linearidade da série não é respeitada, podendo haver, portanto, erros de especificação do modelo.

Variável dependente: $\Delta ipca_sa$

Método de estimação: OLS

Amostra: 1996m01-2013m12

Variável	Coefficiente	Desvio padrão
$\Delta ipca(t-1)$	0.620201**	-0.0797
$\Delta ipca(t-2)$	-0.003305	-0.0933
$\Delta ipca(t-3)$	-0.031008	-0.0932
$\Delta ipca(t-4)$	0.103928	-0.0937
$\Delta ipca(t-5)$	0.023473	-0.093
$\Delta ipca(t-6)$	-0.015823	-0.0915
$\Delta ipca(t-7)$	-0.055499	-0.0918
$\Delta ipca(t-8)$	0.113808	-0.0919
$\Delta ipca(t-9)$	0.140815	-0.0918
$\Delta ipca(t-10)$	0.079743	-0.0909
$\Delta ipca(t-11)$	-0.030869	-0.0875
$\Delta ipca(t-12)$	-0.007731	-0.0715
hiato_pib	0.017064	-0.011
hiato_pib(t-1)	-0.015633	-0.0117
hiato_pib(t-2)	-0.000198	-0.0118
hiato_pib(t-3)	-0.023299*	-0.0118
hiato_pib(t-4)	0.010482	-0.0119
hiato_pib(t-5)	-0.008969	-0.012
hiato_pib(t-6)	-0.017083	-0.0118
hiato_pib(t-7)	0.018374	-0.0118
hiato_pib(t-8)	-0.014053	-0.0119
hiato_pib(t-9)	-0.014316	-0.012
hiato_pib(t-10)	-0.004704	-0.012
hiato_pib(t-11)	0.00057	-0.0118
hiato_pib(t-12)	-0.007644	-0.0106
hiato_camb	-0.000802	-0.0058
hiato_camb(t-1)	0.021889*	-0.0088
hiato_camb(t-2)	-0.023331*	-0.0096
hiato_camb(t-3)	0.008279	-0.0098
hiato_camb(t-4)	0.004152	-0.0098
hiato_camb(t-5)	-0.015169	-0.01
hiato_camb(t-6)	0.012381	-0.01
hiato_camb(t-7)	-0.001469	-0.01
hiato_camb(t-8)	-0.011315	-0.01
hiato_camb(t-9)	0.009312	-0.01
hiato_camb(t-10)	-0.011203	-0.01
hiato_camb(t-11)	-0.003094	-0.0094
hiato_camb(t-12)	0.005909	-0.0062
lula	0.240487*	-0.1087
apagao	0.061961	-0.0866
Testes de diagnóstico		
Teste LM: F(2,162)	2.845565	[0.0610]
Teste ARCH: F(2,199)	1.835484	[0.1622]
Teste Jaque-Bera	239.2400	[0.0000]
Teste RESET: F(2,162)	2.238943	[0.1099]

Tabela 9 – Curva de Phillips geral

Fonte: Elaboração própria

Nota: Os coeficientes assinalados com **, *são significativos a 1% e 5%, respectivamente.

Os colchetes indicam os valores de probabilidade (valor-p).

Variável dependente: $\Delta ipca_sa$

Método de estimação: OLS

Amostra: 1996m01-2013m12

Variável	Coefficiente	Desvio padrão
$\Delta ipca(t-1)$	0.666197**	0.0472
$\Delta ipca(t-9)$	0.252813**	0.0416
hiato_pib(t-3)	-0.017866*	0.0078
hiato_pib(t-9)	-0.017439*	0.0077
hiato_camb(t-1)	0.018692**	0.0046
hiato_camb(t-2)	-0.016429**	0.0045
hiato_camb(t-10)	-0.007733**	0.0029
lula	0.28573**	0.0927
Testes de diagnóstico		
Teste LM: F(2,196)	0.796398 [0.4524]	
Teste ARCH: F(2,201)	1.917124 [0.1497]	
Teste Jaque-Bera	313.1079 [0.0000]	
Teste RESET: F(2,196)	5.135545 [0.0067]	

Tabela 10 – Curva de Phillips restrita

Fonte: Elaboração própria

Nota: Os coeficientes assinalados com **, * são significativos a 1% e 5%, respectivamente.

Os colchetes indicam os valores de probabilidade (valor-p)

No que se refere ao modelo UC-SV, ao permitir que a volatilidade na equação de transição do componente permanente, τ , varie no tempo, o modelo atribui grande parte da variação da inflação observada à variação de τ , de modo que τ representa, então, a inflação.

As estimativas são baseadas em 50.000 iterações do algoritmo MCMC (*Markov Chain Monte Carlo*). No gráfico 3, é possível observar que as estimativas de τ ajustam-se a série deflacionada da inflação (*ipca_sa*), sobretudo após 2005.

No gráfico 4 são apresentadas as estimativas para a volatilidade de τ , dada por $\exp(h_t/2)$. Como explicitado anteriormente, a volatilidade de τ é responsável por grande parte da variação da inflação, de modo que é possível perceber a mudança na volatilidade após a crise cambial e desvalorização do Real, a mudança do regime cambial e a introdução do regime de metas de inflação, em 1999, além da crise de confiança, em 2002. Assim como em Chan (2009), as estimações mostram que o componente permanente e a volatilidade do componente permanente desaceleram no decorrer do período, o que indica uma desaceleração da persistência inflacionária, sobretudo a partir de 2003. Esse mesmo fenômeno pode ser visualizado no gráfico 5. A volatilidade da inflação, medida pela variância condicional do modelo GARCH (1,1), também apresenta mudanças diante do período da crise cambial,

reduzindo-se após a implantação do regime de metas e elevando-se com a crise de confiança e a crise de 2008.

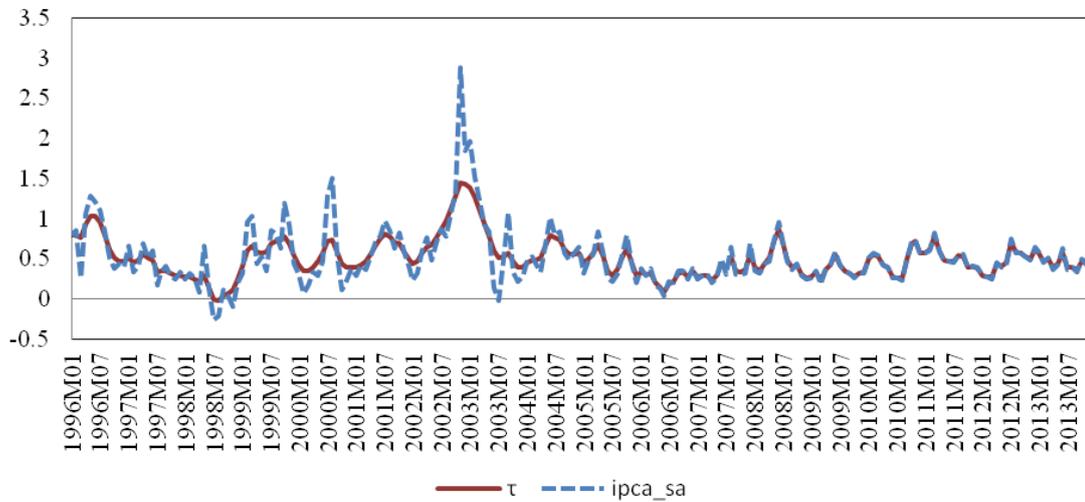


Gráfico 3 – Componente permanente (τ) do modelo UC-SV e inflação ($\Delta ipca_sa$), em variação percentual – 1996m01-2013m12.

Fonte: Elaboração própria

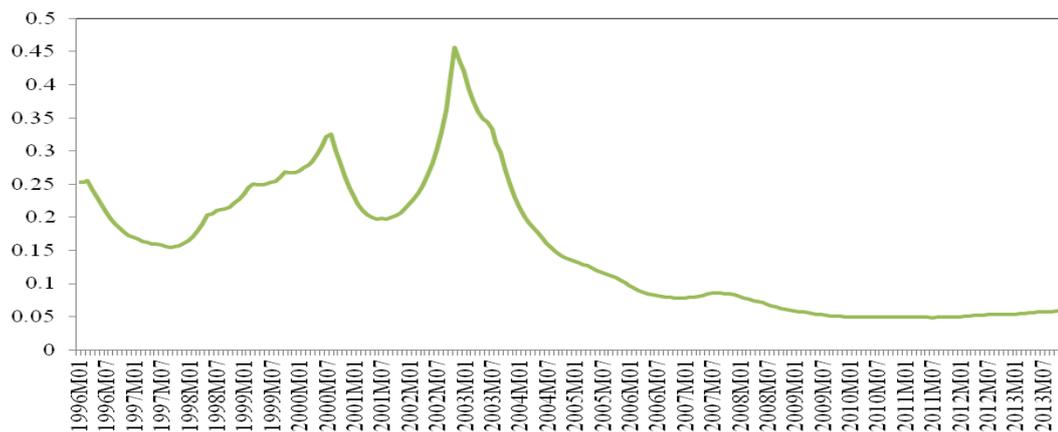


Gráfico 4 – Volatilidade do componente permanente (τ) - Modelo UC-SV – 1996m01-2013m12

Fonte: Elaboração própria

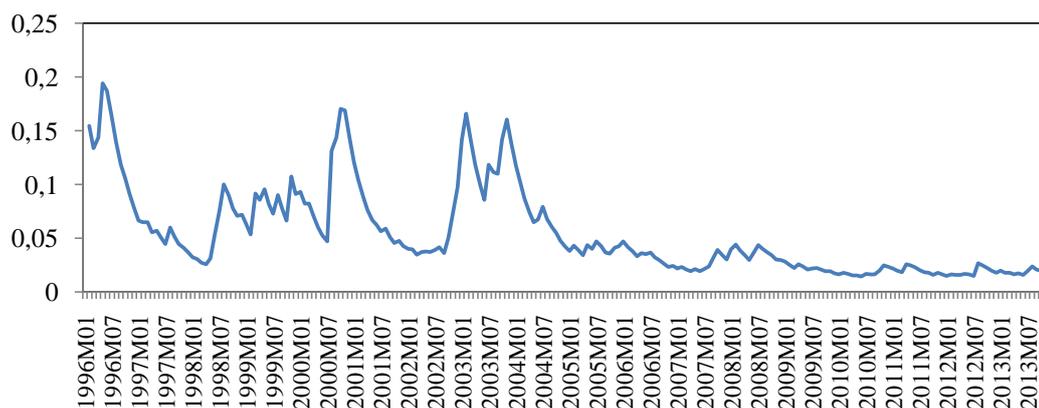


Gráfico 5 – Volatilidade (variância condicional) – Modelo GARCH (1,1) - 1996m01-2013m12
Elaboração própria

5.2. Previsões

Após a especificação dos modelos, as suas estimativas são realizadas dentro da amostra T , com uma janela m de 36 observações, enquanto as previsões são realizadas com um horizonte de previsão h de 12 observações, seguindo a abordagem *rolling window* ilustrada na figura 1.

A primeira *rolling window* contém observações utilizadas na estimação do modelo para o período compreendido entre as observações 1 e m , enquanto as previsões são realizadas para o período N a $N+11$, no qual N é dado por $N = T-m+1$. A segunda *rolling window* contém observações utilizadas na estimação para o período compreendido entre as observações 13 e $m+12$, enquanto as previsões são realizadas para o período $N+12$ a $N+23$, e assim por diante. Por exemplo, o modelo é estimado utilizando dados para o período de 1996m01-1998m12 e a previsão é realizada para o período de 1999m01-1999m12. O segundo período de estimação corresponde a 1997m01-1999m12 e a previsão é realizada para o período de 2000m01-2000m12, e assim por diante. Desse modo, são realizadas previsões para 15 períodos diferentes, o que permite acompanhar a evolução das REQMs para o período posterior à introdução do regime de metas de inflação.

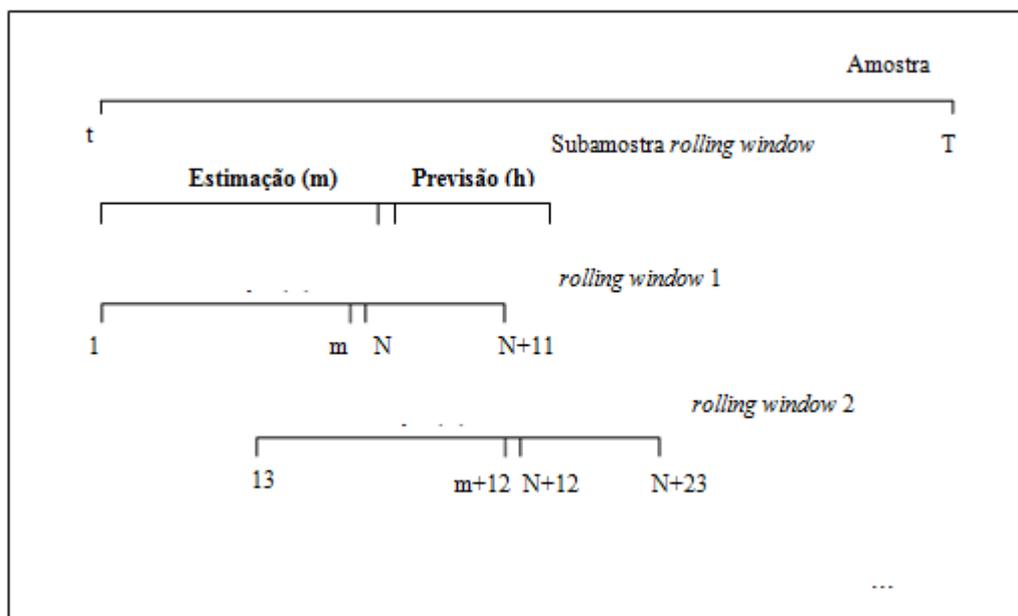


Figura 1 – Abordagem *rolling window* utilizada nas estimativas e previsões
 Fonte: Elaboração própria

O gráfico 6¹⁶ mostra que asREQMs das previsões de inflação diminuíram, de modo que, nesse sentido, a inflação tornou-se mais fácil de prever. As maiores REQMs são aquelas referentes às previsões para o período 2002m01-2002m12, enquanto as menores REQMs são aquelas que se referem ao período 2009m01-2009m12, indicando o aumento da acurácia das previsões no decorrer do tempo. Outro ponto a ser destacado é que os erros de previsão de todos os modelos tem se tornado cada vez mais semelhantes, numericamente. Esse fato pode indicar que tanto os modelos mais simples quanto os modelos multivariados e estruturais tem apresentado desempenhos parecidos, de modo que a utilização de modelos mais difíceis de serem implementados pode não ser útil para gerar previsões mais acuradas.

A tabela 11 aborda essa questão. Considerando o modelo Naïve como referência, os REQMs relativos são calculados. Os valores das estatísticas que se apresentam maiores do que 1 indicam que o modelo Naïve tem menor capacidade preditiva que o modelo ao qual está sendo comparado. A tabela 11 também contempla os resultados do teste Diebold-Mariano modificado (mDM)¹⁷ e mostra que a maior parte das previsões apresentam, estatisticamente, a mesma acurácia. Um destaque pode ser dado à curva de Phillips, que apresenta, na maior parte dos períodos, a mesma acurácia preditiva que o modelo Naïve.

¹⁶ O gráfico 6 não se trata de uma série de tempo de REQMs. A exibição gráfica foi feita como tal apenas para facilitar a visualização da evolução dos erros de previsão.

¹⁷ As estatísticas do teste mDM estão disponíveis no Apêndice E.

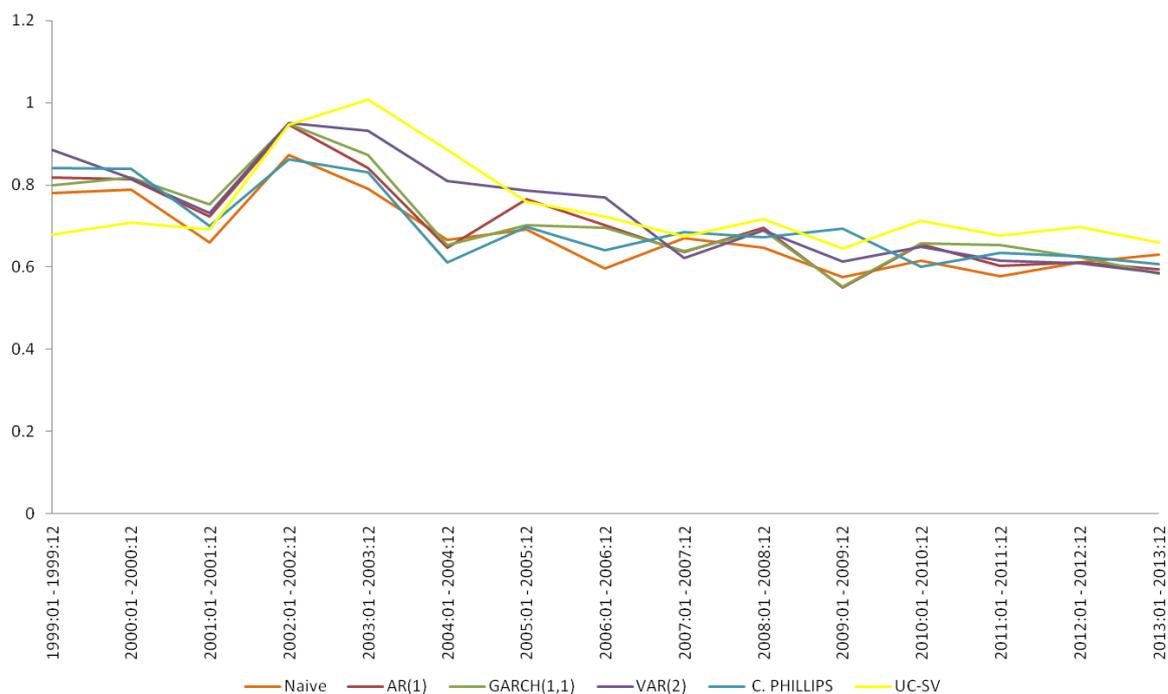


Gráfico 6 – Evolução das REQMs das previsões de inflação
Fonte: Elaboração própria

Posto isso, dentre as previsões que apresentam acurácia estatisticamente diferentes, o modelo Naïve mostra-se mais preciso do que os outros modelos, exceto nos períodos I, IX e XV. nos quais outros modelos apresentam-se mais acurados que o Naïve, tendo o modelo VAR(2) o menor REQM dentre eles. Os modelos UC-SV e curva de Phillips apresentam-se como o segundo e o terceiro mais acurados, respectivamente, dentre os modelos.

Nesse sentido, pode-se dizer também que a inflação está mais difícil de ser prevista, uma vez que um modelo mais simples, como o Naïve, tem apresentado capacidade preditiva igual ou superior aos outros modelos univariados, como o AR (1) e o UC-SV, multivariados, como o VAR (2) e o GARCH (1,1), e ao modelo baseado em relações econômicas, como a curva de Phillips. Entretanto, as mudanças na capacidade preditiva ocorridas nos períodos IX e XV podem fornecer indícios de que alguns modelos, como o VAR (2) e a curva de Phillips, estejam aumentando a acurácia de suas previsões.

Período	Amostra	Previsão	REQM		REQMS relativos				
			Naive	Naive	AR(1)	GARCH(1,1)	VAR(2)	C. PHILLIPS	UC-SV
I	1999:01 - 1999:12		0.779021274	1	0.9528139	0.9753149	0.8809347	0.925275085	1.148762217
II	2000:01 - 2000:12		0.789159092	1	0.9691567	0.9655261	0.9673049	0.941102035	1.1138841
III	2001:01 - 2001:12		0.660824976	1	0.9145248	0.8768009	0.9021522	0.943690447	0.954921624
IV	2002:01 - 2002:12		0.873025514	1	0.922195	0.9197336	0.9188939	1.011990879	0.923065624
V	2003:01 - 2003:12		0.790444495	1	0.93918	0.9066265	0.8474355	0.952821832	0.784903423
VI	2004:01 - 2004:12		0.667144636	1	1.0307566	1.0198439	0.8231532	1.091900602	0.753844263
VII	2005:01 - 2005:12		0.692367823	1	0.9034707	0.9848180	0.8793296	0.991822373	0.912540339
VIII	2006:01 - 2006:12		0.596786172	1	0.8504704	0.8574421	0.7761815	0.929535013	0.824914527
IX	2007:01 - 2007:12		0.670578081	1	1.0534067	1.0510968	1.0784762	0.979051416	0.993059466
X	2008:01 - 2008:12		0.646735015	1	0.9305854	0.9384758	0.9382273	0.961349931	0.902669016
XI	2009:01 - 2009:12		0.575988788	1	1.0449084	1.0419543	0.940227	0.830666495	0.893156814
XII	2010:01 - 2010:12		0.615668013	1	0.9399272	0.9369223	0.9472173	1.024755923	0.864283914
XIII	2011:01 - 2011:12		0.578738009	1	0.9600278	0.8852189	0.9394235	0.910513569	0.855042093
XIV	2012:01 - 2012:12		0.611968445	1	0.9990988	0.9799242	1.0030426	0.977064812	0.877072775
XV	2013:01 - 2013:12		0.630716432	1	1.0603997	1.0794418	1.0775596	1.039858039	0.954651482

Tabela 11 – REQMs relativos por período e modelo

Fonte: Elaboração própria

Nota: As células destacadas em azul são referentes aos casos em que as previsões do modelo Naïve são mais acuradas, ou seja, apresentam REQMs menores que as dos modelos comparados, enquanto as células destacadas em cinza são referentes aos casos em que as previsões dos outros modelos são mais acuradas que as previsões do modelo Naïve. As células que não estão destacadas são aquelas que apresentam previsões com mesma acurácia.

5.3. Encompassing de previsões e o teste mHLN

O teste mHLN é realizado para aqueles modelos que apresentam diferenças estatísticas, captadas pelo teste mDM, na capacidade de previsão. Desse modo, testa-se se os modelos que apresentam previsões de inflação com menores REQMs, ou com maior capacidade preditiva, são capazes de capturar toda a informação disponibilizada pelos modelos que apresentam previsões de inflação menos acuradas.

A tabela 12 mostra os modelos ordenados de acordo com os erros de previsão que apresentam¹⁸. O primeiro modelo é aquele que tem o menor REQM dentre os outros, enquanto o segundo modelo é aquele que apresenta o segundo menor REQM, e assim por diante. Como mostrado na seção 5.2, a maioria das previsões tem a mesma acurácia que o modelo Naïve e, como o interesse é analisar as previsões dos outros modelos em relação ao Naïve, nem todos os períodos apresentam cinco modelos classificados de acordo com suas REQMs e nem todos os modelos são tratados no teste mHLN.

Realizando essa análise por período, os resultados indicam que mudanças na dinâmica econômica podem ser responsáveis por alterações na necessidade dos modelos

¹⁸ Os valores das estatísticas do teste mHLN encontram-se no Apêndice F.

incorporarem informações, mesmo que estes apresentam menores erros de previsão. No período I, o modelo UC-SV é tido como o modelo de maior capacidade preditiva, entretanto, o processo de previsão pode ser melhorado se forem consideradas as previsões realizadas pelos modelos Naïve e VAR (2). Nos períodos II à V, o modelo Naïve abrange todos os outros modelos que possuem REQMs menores, de modo que as previsões geradas por ele contêm todas as informações relevantes que os modelos menos acurados possuem. Dessa forma, há evidências de que não existem informações úteis nas previsões dos modelos menos precisos que podem ser utilizadas para melhorar as previsões de inflação.

Entretanto, nos períodos VI, VIII, XI e XIII, o modelo Naïve passa a não abranger todos os outros modelos menos acurados, principalmente os modelos GARCH (1,1) e VAR (2). O que se percebe é que essas ocorrências coincidem com alguns períodos de crise e incerteza econômica, representadas pela volatilidade da inflação, no gráfico 7¹⁹. A crise de confiança diante da eleição do presidente Lula, em 2002, o baixo crescimento econômico, o câmbio apreciado e a quebra de safra na região Centro-Oeste, em 2006 e a crise financeira internacional (ou crise dos *subprimes*), em 2008 são alguns dos fatores que influenciaram as mudanças na volatilidade da inflação. Isso pode indicar que, diante de instabilidades na economia, as previsões de inflação podem se tornar mais precisas ao incorporarem informações das previsões de outros modelos menos acurados, mas que capturam os efeitos da volatilidade e de outras variáveis sobre a inflação.

Em relação ao modelo UC-SV, os resultados mostram que, mesmo apresentando maior acurácia de previsão que o modelo Naïve no período I, as previsões de inflação obtidas por meio do modelo UC-SV não abrangem as previsões dos modelos Naïve e VAR (2). Desse modo, ao considerar o período I como um período de instabilidade econômica, as informações contidas nas previsões dos modelos Naïve e VAR (2) devem ser consideradas para melhorar as previsões realizadas nesse período.

No que se refere ao VAR (2), nos períodos I a V e X a XIV, o modelo apresenta capacidade de previsão semelhante ao modelo Naïve ou é abrangido por ele. Entretanto, a partir do período VI, o modelo VAR (2) passa a não ser abrangido por modelos como o Naïve (nos períodos VI e VIII), o AR (1) (nos períodos VII e VIII) e o GARCH (1,1) (no período VIII).

¹⁹ O gráfico 7 é construído com dados a partir de 2004 devido à escala. Como o ano de 2002 é marcado por uma variação muito grande da volatilidade, caso essas observações fossem incluídas, não seria possível visualizar, claramente, as mudanças na volatilidade para os períodos posteriores.

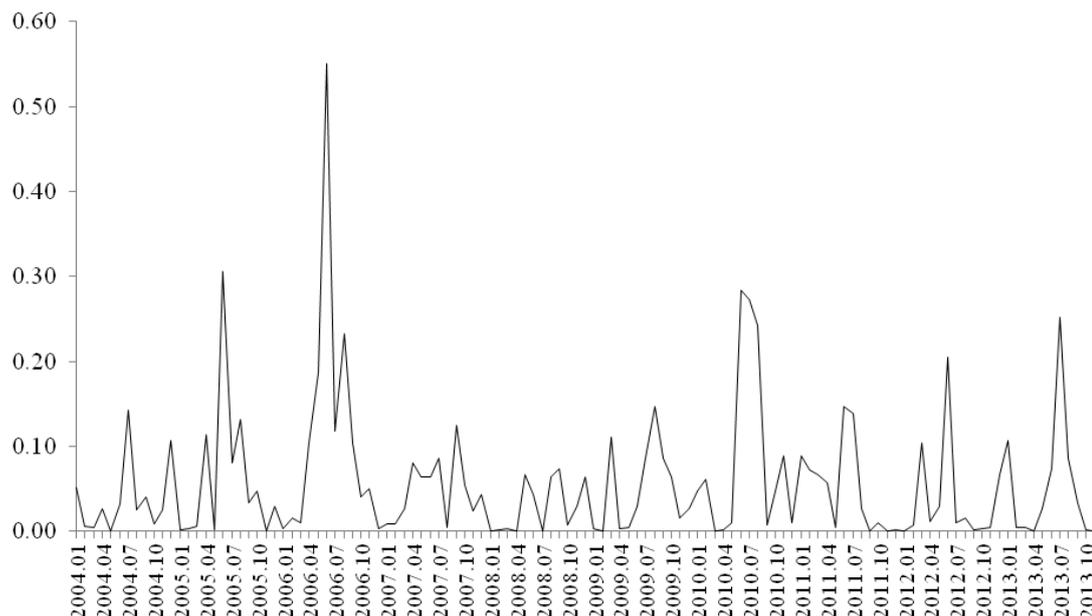


Gráfico 7 – Volatilidade* mensal da inflação (IPCA) – Jan. 2004 – Dez. 2013.

Fonte: Elaboração própria a partir de dados do IBGE

* A volatilidade foi calculada como o quadrado do desvio do IPCA de cada mês em relação à média do período correspondente.

Adicionalmente, nos períodos IX e XV, o modelo VAR (2) apresenta melhor acurácia que outros modelos, além de abranger os modelos Naïve e curva de Phillips, mas não o GARCH (1,1), no período IX, e abranger os modelos AR (1), Naïve e curva de Phillips no período XV. Essas ocorrências fornecem indícios de que as previsões do modelo VAR (2), para os períodos VI, VII e VIII, devem ser consideradas por conterem informações úteis que possam melhorar as previsões de inflação. Além disso, deve-se considerar que o VAR(2) tem ganhado importância em relação aos outros modelos, uma vez que, em períodos mais recentes, as informações úteis que outros modelos podem fornecer estão contidas nas previsões que o VAR(2) produz.

Período	Amostra	Previsão	Modelos classificados de acordo com menor REQM	Teste mHLN - <i>Encompassing</i>									
				1º abrange 2º?	1º abrange 3º?	1º abrange 4º?	1º abrange 5º?	2º abrange 3º?	2º abrange 4º?	2º abrange 5º?	3º abrange 4º?	3º abrange 5º?	4º abrange 5º?
I	1999:01 - 1999:12	1º modelo	UC-SV	NÃO	SIM	NÃO	-	SIM	SIM	-	SIM	-	-
		2º modelo	Naïve										
		3º modelo	C.Phillips										
		4º modelo	VAR(2)										
II	2000:01 - 2000:12	1º modelo	Naïve	SIM	-	-	-	-	-	-	-	-	-
		2º modelo	GARCH(1,1)										
III	2001:01 - 2001:12	1º modelo	Naïve	SIM	SIM	SIM	-	SIM	NÃO	-	SIM	-	-
		2º modelo	AR(1)										
		3º modelo	VAR(2)										
		4º modelo	GARCH(1,1)										
IV	2002:01 - 2002:12	1º modelo	Naïve	SIM	SIM	-	-	SIM	-	-	-	-	-
		2º modelo	AR(1)										
		3º modelo	GARCH(1,1)										
V	2003:01 - 2003:12	1º modelo	Naïve	SIM	-	-	-	-	-	-	-	-	-
		2º modelo	UCSV										
VI	2004:01 - 2004:12	1º modelo	Naïve	NÃO	SIM	-	-	SIM	-	-	-	-	-
		2º modelo	VAR(2)										
		3º modelo	UCSV										
VII	2005:01 - 2005:12	1º modelo	Naïve	SIM	SIM	-	-	NÃO	-	-	-	-	-
		2º modelo	AR(1)										
		3º modelo	VAR(2)										
VIII	2006:01 - 2006:12	1º modelo	Naïve	NÃO	NÃO	SIM	NÃO	NÃO	SIM	NÃO	SIM	NÃO	SIM
		2º modelo	GARCH(1,1)										
		3º modelo	AR(1)										
		4º modelo	UC-SV										
		5º modelo	VAR(2)										

continua

continuação

IX	2007:01 - 2007:12	1º modelo	VAR(2)	NÃO	SIM	SIM	-	SIM	SIM	-	SIM	-	-
		2º modelo	GARCH(1,1)										
		3º modelo	Naïve										
		4º modelo	C.Phillips										
X	2008:01 - 2008:12	1º modelo	Naïve	SIM	-	-	-	-	-	-	-	-	-
		2º modelo	UCSV										
XI	2009:01 - 2009:12	1º modelo	Naïve	NÃO	SIM	SIM	-	-	-	-	-	-	-
		2º modelo	UC-SV										
		3º modelo	C.Phillips										
XII	2010:01 - 2010:12	1º modelo	Naïve	SIM	-	-	-	-	-	-	-	-	-
		2º modelo	UCSV										
XIII	2011:01 - 2011:12	1º modelo	Naïve	NÃO	SIM	-	-	NÃO	-	-	-	-	-
		2º modelo	GARCH(1,1)										
		3º modelo	UCSV										
XV	2013:01 - 2013:12	1º modelo	VAR(2)	SIM	SIM	SIM	-	SIM	SIM	-	NÃO	-	-
		2º modelo	AR(1)										
		3º modelo	C.Phillips										
		4º modelo	Naïve										

Nível de Significância: 5%

T: 36; Graus de liberdade: 35; Estatística t: 2,0301

Tabela 12 – Teste mHLN de verificação de ocorrência de *encompassing* -por período de previsão
 Fonte: Elaboração própria

6. Conclusão

A adoção de regimes de política monetária e a manutenção da sua credibilidade tem a capacidade de ajudar a manter a inflação ancorada próxima de um valor baixo e constante, uma vez que essas políticas são capazes de direcionar as expectativas dos agentes econômicos sobre a inflação futura. Esse fato implica, por si só, que a inflação deve ser mais fácil de prever, isto é, os erros de previsão tendem a ser pequenos (HALL E JÄÄSKELÄ, 2011).

Ao analisar o caso dos Estados Unidos, avalia-se que a redução dos erros de previsão da inflação pode ter ocorrido devido às mudanças na política monetária nos Estados Unidos, na qual o formulador de política deixa de utilizar políticas discricionárias e passa a adotar regimes, políticas críveis e comunicação do banco central com o público, contribuindo para reduzir o nível e a volatilidade da inflação e tornar, portanto, o processo inflacionário mais previsível. Por outro lado, a perda da capacidade de previsão de modelos multivariados e estruturais, como a curva de Phillips, pode resultar do fato que as variáveis relevantes utilizadas para prever a inflação mudam ao longo do tempo e ao longo do ciclo de negócios. Assim, diante dessas mudanças, torna-se mais difícil entender o funcionamento da economia, de modo que as expectativas podem não ser formadas com precisão (CHAN, 2013).

Considerando que o Brasil, ao adotar o regime de metas de inflação, busca aumentar a credibilidade de sua política monetária e, assim, melhorar a previsibilidade das variáveis econômicas, o presente trabalho buscou, inicialmente, avaliar como os erros das previsões de inflação, geradas por diversos modelos, se comportaram após a introdução do regime de metas.

Realizando a análise para o período de janeiro de 1996 a dezembro de 2013 e horizonte de previsão igual a 12 meses, a acurácia das previsões de inflação geradas pelos modelos Naïve, AR(1), VAR(2), GARCH(1,1), UC-SV e curva de Phillips foram avaliadas pela estatística REQM e pelo teste mDM. Os resultados indicam que os erros de previsão dos modelos foram se reduzindo ao longo do tempo, o que corrobora a ideia de que as reduções na média e na volatilidade do nível de preços, decorrentes da implantação do regime de metas, contribuíram para aumentar a previsibilidade da inflação. Nesse sentido, pode-se dizer que a inflação ficou mais fácil de ser prevista.

Por outro lado, pode-se dizer também que a inflação está mais difícil de ser prevista, uma vez que um modelo mais simples, como o Naïve, apresentou capacidade preditiva igual ou

superior aos modelos univariados, multivariados e com base em relações econômicas. Destaca-se o fato de que a curva de Phillips, um modelo amplamente utilizado para a formulação da política monetária, apresentou previsões tão acuradas quanto o modelo Naïve, e que o modelo UC-SV, proposto para realizar previsões em um cenário de mudanças na dinâmica inflacionária, não ofereceu previsões de inflação mais precisas que o modelo Naïve.

Entretanto, algumas mudanças na capacidade preditiva ocorridas nos períodos mais recentes podem fornecer indícios de que alguns modelos, como o VAR(2), estejam aumentando a acurácia de suas previsões. Como mostrado anteriormente, o modelo VAR (2) é baseado em uma das especificações mais recentes utilizadas pelo Banco Central do Brasil, e isso pode sugerir que a inflação tem sido antecipada pelo BCB e suas previsões tem incorrido em menores erros.

Considerando que, mesmo que as previsões de inflação de alguns modelos sejam mais acuradas que as de outros, buscou-se, posteriormente, avaliar se os modelos que apresentam menores erros de previsão contêm todas as informações úteis que aqueles modelos, que possuem maiores erros de previsão, podem oferecer. Lima e Céspedes (2006) afirmam que as previsões dos agentes privados não deveriam ser consideradas pelo formulador de política monetária, uma vez que são menos acuradas do que aquelas geradas por modelos simples. Entretanto, é possível que as previsões que apresentam maiores erros contenham informações que possam ser utilizadas para melhorar a previsibilidade dos preços.

Posto isso, os resultados apresentados nesse trabalho indicam que as previsões dos modelos menos acurados não devem ser descartadas. O teste mHLN mostrou que, nos períodos iniciais, as previsões de inflação geradas pelo modelo Naïve contêm informações dos outros modelos necessárias para prever da melhor forma possível. Entretanto, a partir de certo momento, o modelo Naïve passou a não conter mais essas informações, e deve então considerar as previsões geradas por outros modelos, como o VAR (2). Por fim, deve-se observar que o VAR (2) tem ganhado importância em relação aos outros modelos, uma vez que, em períodos mais recentes, as informações úteis que outros modelos podem fornecer estão contidas nas previsões que o VAR (2) produz.

Uma possível explicação para esses resultados vem do fato que, depois da adoção do regime de metas, em 1999, os modelos mais simples, sobretudo o Naïve, passaram a apresentar capacidade de previsão superior aos outros modelos devido à redução da média e da volatilidade da inflação e de outras variáveis econômicas. Após um grande período de preços altos, planos econômicos fracassados e incerteza quanto à inflação futura, o regime de metas, juntamente com o aumento da comunicação do banco central com o público e da

credibilidade, tornou mais fácil a avaliação do cenário econômico e a realização de previsões pelos agentes. A partir de 2002, com a crise de confiança, a apreciação cambial, a elevação dos preços das *commodities*, a crise de 2008, entre outras ocorrências, outros fatores tiveram que ser incorporados nas análises, de modo que os modelos mais simples passaram a não ser mais capazes de capturar todas as informações necessárias para realizar previsões tão acuradas como antes.

Diante desses resultados, o presente trabalho torna-se relevante no sentido de ser um passo inicial para futuros estudos acerca da análise da acurácia e *encompassing* das previsões de inflação brasileira, uma vez que busca verificar como ocorreu a evolução no tempo da capacidade de previsão de diversos modelos utilizados amplamente no Brasil e se existem possibilidades de melhorar o processo preditivo. Trabalhos posteriores podem ser realizados com o intuito de acompanhar essas questões em períodos de tempo maiores, a exemplo dos estudos realizados para os Estados Unidos.

Referências

- ALENCAR, B.K. *Modelos de Previsão da Inflação: Uma Análise comparativa no curto prazo*. Dissertação de mestrado profissionalizante em Economia do IBMEC, 2006.
- ANG, A., BEKAERT, G., WEI, M. *Do Macro Variables, Asset Markets, or Surveys Forecast Inflation Better?* NBER Working Paper Series no. 11538, 2005
- ATKESON, A.; OHANIAN, L. E. *Are Phillips curves useful for forecasting inflation?* Federal Reserve Bank of Minneapolis, Quarterly Review v. 25:1, p. 2–11, 2001.
- BACEN. *Avaliação das Projeções de Inflação do Banco Central do Brasil*. In: Relatório de Inflação, mar.2003.
- BANERJEE, A., MARCELLINO, M. *Are There Any Reliable Leading Indicators for U.S. Inflation and GDP Growth?*, Bocconi University, 2002.
- BATES, J.M.; GRANGER, C.W.J. *The Combination of Forecasts*. Operational Research Quartely, nº 20, p. 451 – 468, 1969.
- BAUM, C. F. et al. *Instrumental variables and GMM: Estimation and testing*. Stata journal, v. 3, n. 1, p. 1-31, 2003.
- BERNANKE, B.S. *The Great Moderation*. Remarks by Governor Ben S. Bernanke at the meetings of the Eastern Economic Association, Washington, DC. Federal Reserve Boards, Speeches, fev. 2004.
- BLINDER, A. S. *Central Bank Credibility: Why Do We Care? How Do We Build It?* NBER: Working Paper Series, n. 7161, jun. 1999.
- CAETANO, S. M.; SILVA JR., G. E. *Disagreement, superior predicting ability, and persistence: The expectations of Brazilian inflation*. DEE/UFV, Textos para Discussão, n. 6., Viçosa, 2009.
- CECCHETTI, S. G. *Inflation Indicators and Inflation Policy*. NBER Macroeconomics Annual, p. 189-219, 1995.
- CECCHETTI, S. G., CHU, R.S., STEINDEL, C. *The Unreliability of Inflation Indicators*. Federal Reserve Bank of New York Current Issues in Economics and Finance, nº6 (4), p. 1-6, 2000.
- CECCHETTI, S.G.; HOOPER, P., KASMAN, B.C., SCHOENHOLTZ, K.L., WATSON, M.W. *Understanding the evolving inflation process*. U.S. Monetary Policy Forum, 2007.
- CHAN, J.C.C. *Moving Average Stochastic Volatility Models with Application to Inflation Forecast*. Journal of Econometrics, nº 176(2), p. 162-172, 2013.

- CHAN, J.C.C.; JELIAZKOV, I. *Efficient Simulation and Integrated Likelihood Estimation in State Space Models*. International Journal of Mathematical Modelling and Numerical Optimisation, nº1, p. 101-120, 2009.
- CHAN, M. *Modelos de previsão de inflação e estudo da dinâmica inflacionária brasileira*. Dissertação de Mestrado em Finanças e Economia Empresarial, FGV, 2009.
- CHERNAVSKY, E. *Um Estudo do Desempenho das previsões do Relatório FOCUS/BCB*. São Paulo: Faculdade de Economia e Administração, Universidade de São Paulo, 2011.
- CLARK, T.E., MCCRACKEN, M.W. *Forecast-Based Model Selection in the Presence of Structural Breaks*. Federal Reserve Bank of Kansas City, Research Working Paper v. 02-05, 2002.
- CROUSHORE, D. *Inflation forecasts: How good are they?* Federal Reserve Bank of Philadelphia, Business Review, p. 15-25, mai.1996.
- DEMERTZIS, M.; van der CRUIJSEN, C. *The impact of Central Bank transparency on inflation expectations*. De Nederlandsche Bank Working Paper n.º 031, mar.2005.
- DIEBOLD, F.X.; MARIANO, R. *Comparing Predictive Accuracy*. Journal of Business and Economic Statistics, n. 13, p. 253-265, 1995.
- FISHER, J.D.M., LIU, C.T., ZHOU, R. *When Can We Forecast Inflation?* Federal Reserve Bank of Chicago Economic Perspectives, p. 30-42, 2002.
- HALL, J.; JÄÄSKELÄ, J. P. *Inflation volatility and forecast accuracy*. Australian Economic Review, v. 44, n. 4, p. 404-417, 2011.
- HANSEN, P.R. *A Test for Superior Predictive Ability*. Journal of Business and Economic Statistics, Washington, US, v. 23, p. 365-380, out. 2005.
- HARVEY, D.; LEYBOURNE, S.; NEWBOLD, P. *Testing the equality of prediction mean squared errors*. International Journal of forecasting, v. 13, n. 2, p. 281-291, 1997.
- HARVEY, D.S.; LEYBOURNE, S.J.; NEWBOLD, P. *Tests for forecast encompassing*. Journal of Business & Economic Statistics, v. 16, n. 2, p. 254-259, 1998.
- HODRICK, R. J.; PRESCOTT, E. C. *Postwar US business cycles: An empirical investigation*. Journal of Money, Credit, and Banking, p. 1-16, 1997.
- HUBERT, P. *Do Central Bank Forecasts Influence Private Agents? Forecasting Performance vs. Signals*. Document de travail, OFCE, out. 2011.
- JADITZ, T., SAYERS, C. *Predicting Inflation*. Bureau of Labor Statistics, 1994
- KYDLAND, F.E. e PRESCOTT, E. C. *Rules Rather than Discretion: The Inconsistency of Optimal Plans*. Journal of Political Economic, vol. 85, n. 3, 473-492, 1977.

- LIMA, E.C.R.; ALVES, P. *O Desempenho do mercado (Focus) na previsão da inflação: Novos resultados?* Brasília: IPEA , Texto para Discussão, n. 1621, jun. 2011.
- LIMA, E. C. R.; CÉSPEDES, B. J. V. *O desempenho do mercado (Focus) e do Bacen na previsão da inflação: Comparações com modelos lineares univariados*. In: DE PAULA, L. F. R.; FERREIRA, L. R.; ASSIS, M. (Org.). *Perspectivas para a economia brasileira: Inserção internacional e políticas públicas*. Rio de Janeiro: EDUERJ, 2006.
- MAKA, A.; BARBOSA, F.H. *A Dinâmica da Inflação no Brasil*. Brasília: IPEA , Texto para Discussão, n. 2003, set.2014.
- MEHRA, Y. P., *The Forecast Performance of Alternative Models of Inflation*, FRB Richmond Economic Review, vol. 74, no. 5, pp. 10-18. Set/Out 1988.
- MEIRELLES, H.C. *Pronunciamento no encerramento do XI Seminário Anual de Metas para a Inflação*. In: BANCO CENTRAL DO BRASIL (org.) *Dez Anos de Metas para a Inflação - 1999-2009*. Banco Central do Brasil, p. 17-22, 2011.
- MELTZER, A. H. *Origins of the Great Inflation*. Federal Reserve Bank of St. Louis Review, v. 87, n. Mar/ Abr. 2005.
- DE MENDONÇA, H. INHUDES, A. *Transparência do banco central: Uma análise para o caso brasileiro*. Revista de Economia Política, nº30(1), p.159-77, 2010.
- MISHKIN, F. S. *International experiences with different monetary policy regimes*. Journal of Monetary Economics, v. 43, n. 3, p. 579-605, 1999.
- ORPHANIDES, A., VAN NORDEN, S. *The Reliability of Inflation Forecast Based on Output Gap Estimates in Real Time*. Journal of Money, Credit, and Banking, v. 37, p. 583-600, 2005.
- PHILLIPS, A. W. *The relationship between unemployment and the rate of change of money wages in the United Kingdom 1861-1957*. Economica, v. 25(100), p.283-299, 1958.
- SACHSIDA, A. *Inflação, desemprego e choques cambiais: Uma revisão da literatura sobre a curva de Phillips no Brasil*. Revista Brasileira de Economia, v. 67, n. 4, p. 549-559, 2013.
- SIMS, C.A. *The role of models and probabilities in the monetary policy process*. Brookings Papers on Economic Activity, v. 2, p. 1-40, 2002.
- STOCK, J.H., WATSON, M.W. *Forecasting Inflation*. Journal of Monetary Economics v. 44, p. 293-335, 1999.
- STOCK, J.H., WATSON, M.W. *Forecasting output and inflation: The role of asset prices*. Journal of Economic Literature, v.41, p. 788-829, 2003.
- STOCK, J.H.; WATSON, M.W. *Phillips curve inflation forecasts*. National Bureau of Economic Research, 2008.

STOCK, J.H., WATSON, M.W. *Why Has U.S. Inflation Become Harder to Forecast?* Journal of Money, Credit, and Banking, v. 39, p. 3-34, 2007.

STOCKTON, D. J., GLASSMAN, J.E. *An Evaluation of the Forecast Performance of Alternative Models of Inflation.* The Review of Economics and Statistics, v. 69, p. 108-117, 1987.

SUMMA, R. *Uma avaliação crítica das estimativas da curva de Phillips no Brasil.* Pesquisa e Debate. Revista do Programa de Estudos Pós-Graduados em Economia Política, v. 22, n. 2 (40), 2011.

SVENSSON, L. E. O. *Inflation Forecast Targeting: Implementing and Monitoring Inflation Targets.* European Economic Review, nº41, p.1111- 1146, 1997

APÊNDICE A – Funções de Autocorrelação, Autocorrelação Parcial e estatísticas Ljung-Box - $\Delta ipca_sa$

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.701	0.701	107.62	0.000
		2	0.473	-0.036	156.90	0.000
		3	0.328	0.018	180.62	0.000
		4	0.251	0.046	194.60	0.000
		5	0.162	-0.058	200.48	0.000
		6	0.067	-0.067	201.50	0.000
		7	0.001	-0.026	201.50	0.000
		8	0.035	0.127	201.78	0.000
		9	0.088	0.070	203.55	0.000
		10	0.080	-0.045	205.00	0.000
		11	0.004	-0.113	205.01	0.000
		12	-0.037	-0.018	205.32	0.000
		13	-0.026	0.031	205.47	0.000
		14	-0.002	0.031	205.47	0.000
		15	0.030	0.081	205.68	0.000
		16	0.082	0.105	207.25	0.000
		17	0.124	0.022	210.86	0.000
		18	0.117	-0.083	214.12	0.000
		19	0.104	-0.009	216.70	0.000
		20	0.054	-0.048	217.41	0.000
		21	0.021	0.015	217.52	0.000
		22	-0.020	-0.027	217.61	0.000
		23	-0.051	-0.013	218.26	0.000
		24	-0.117	-0.118	221.62	0.000
		25	-0.093	0.057	223.76	0.000
		26	-0.047	0.034	224.29	0.000
		27	0.037	0.134	224.64	0.000
		28	0.056	0.006	225.44	0.000
		29	0.036	-0.049	225.76	0.000
		30	0.000	-0.071	225.76	0.000
		31	-0.012	-0.044	225.80	0.000
		32	-0.015	0.013	225.86	0.000
		33	-0.041	-0.011	226.29	0.000
		34	-0.075	-0.007	227.74	0.000
		35	-0.094	-0.063	230.02	0.000
		36	-0.022	0.092	230.14	0.000

Fonte: Elaboração própria

APÊNDICE B - Funções de Autocorrelação, Autocorrelação Parcial e estatísticas Ljung-Box dos resíduos padronizados – GARCH (1,1)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.060	0.060	0.7934	
		2	-0.022	-0.026	0.9038	0.342
		3	-0.008	-0.005	0.9163	0.632
		4	0.019	0.019	0.9973	0.802
		5	0.073	0.071	2.1942	0.700
		6	0.019	0.011	2.2758	0.810
		7	-0.154	-0.154	7.6026	0.269
		8	0.033	0.054	7.8425	0.347
		9	0.115	0.105	10.820	0.212
		10	0.028	0.008	11.001	0.276
		11	0.050	0.054	11.575	0.314
		12	-0.064	-0.051	12.505	0.327
		13	-0.034	-0.030	12.770	0.386
		14	-0.007	-0.046	12.782	0.465
		15	-0.055	-0.051	13.478	0.489
		16	0.016	0.052	13.540	0.561
		17	0.151	0.159	18.916	0.273
		18	0.020	0.013	19.008	0.328
		19	0.013	-0.008	19.049	0.389
		20	0.055	0.047	19.784	0.408
		21	0.026	0.017	19.951	0.461
		22	0.035	0.001	20.245	0.506
		23	0.001	0.019	20.245	0.568
		24	-0.174	-0.130	27.653	0.229
		25	-0.056	-0.064	28.436	0.242
		26	0.049	0.018	29.030	0.263
		27	0.041	0.029	29.448	0.291
		28	0.029	0.022	29.657	0.330
		29	0.057	0.099	30.471	0.341
		30	-0.016	-0.009	30.535	0.388
		31	-0.007	-0.064	30.548	0.438
		32	0.050	0.060	31.180	0.457
		33	0.047	0.084	31.737	0.480
		34	-0.020	-0.030	31.836	0.525
		35	-0.121	-0.114	35.628	0.392
		36	-0.064	-0.068	36.706	0.390

Fonte: Elaboração própria

**APÊNDICE C - Funções de Autocorrelação, Autocorrelação Parcial e estatísticas
Ljung-Box do quadrado dos resíduos padronizados – GARCH (1,1)**

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
■	■	1	0.106	0.106	2.4703	
■	■	2	0.035	0.024	2.7349	0.098
■	■	3	-0.007	-0.013	2.7444	0.254
■	■	4	-0.129	-0.129	6.4147	0.093
■	■	5	-0.019	0.008	6.4951	0.165
■	■	6	-0.045	-0.037	6.9481	0.225
■	■	7	-0.066	-0.060	7.9331	0.243
■	■	8	0.005	0.004	7.9387	0.338
■	■	9	0.183	0.191	15.526	0.050
■	■	10	0.003	-0.048	15.528	0.077
■	■	11	-0.014	-0.042	15.574	0.113
■	■	12	0.084	0.100	17.201	0.102
■	■	13	-0.141	-0.125	21.807	0.040
■	■	14	-0.117	-0.122	24.974	0.023
■	■	15	0.012	0.067	25.007	0.035
■	■	16	-0.045	0.002	25.486	0.044
■	■	17	0.139	0.103	30.031	0.018
■	■	18	-0.060	-0.152	30.879	0.021
■	■	19	-0.031	0.010	31.103	0.028
■	■	20	-0.058	-0.072	31.900	0.032
■	■	21	-0.046	-0.064	32.399	0.039
■	■	22	-0.120	-0.091	35.854	0.023
■	■	23	-0.123	-0.051	39.548	0.012
■	■	24	0.070	0.072	40.757	0.013
■	■	25	0.058	0.060	41.572	0.014
■	■	26	0.223	0.157	53.862	0.001
■	■	27	0.205	0.175	64.302	0.000
■	■	28	0.050	0.013	64.934	0.000
■	■	29	0.028	-0.013	65.132	0.000
■	■	30	-0.014	0.074	65.180	0.000
■	■	31	-0.118	-0.055	68.709	0.000
■	■	32	-0.091	-0.084	70.817	0.000
■	■	33	-0.017	0.013	70.895	0.000
■	■	34	-0.050	-0.064	71.539	0.000
■	■	35	0.062	0.019	72.519	0.000
■	■	36	0.086	-0.051	74.460	0.000

Fonte: Elaboração própria

APÊNDICE D – Testes adicionais de raiz unitária

Teste Phillips-Perron

Hipótese nula: a série tem raiz unitária.

Amostra: 1996m01 - 2013m12

Variável	Exógena	Estatística t	Banda de Truncagem
$\Delta ipca_sa$	Constante	-6.158965**	1 (Newey-West) usando função Bartlett
$\Delta cambio_sa$	Nenhuma	-8.812879**	4 (Newey-West) usando função Bartlett
$\Delta m1_sa$	Constante, tendência linear	-10.63603**	3 (Newey-West) usando função Bartlett
$\Delta prod_sa$	Constante	-23.52751**	10 (Newey-West) usando função Bartlett
$\Delta selic_sa$	Nenhuma	-17.15422**	9 (Newey-West) usando função Bartlett
hiato_camb	Nenhuma	-5.003213**	1 (Newey-West) usando função Bartlett
hiato_pib	Nenhuma	-7.848931**	10 (Newey-West) usando função Bartlett

Teste Kwiatkowski, Phillips, Schmidt e Shin (KPSS)

Hipótese nula: a série é estacionária.

Amostra: 1996m01 - 2013m12

Variável	Exógena	Estatística t	Banda de Truncagem
$\Delta ipca_sa$	Constante	0.183224**	9 (Newey-West) usando função Bartlett
$\Delta cambio_sa$	Constante	0.251058**	5 (Newey-West) usando função Bartlett
$\Delta m1_sa$	Constante, tendência linear	0.025384**	4 (Newey-West) usando função Bartlett
$\Delta prod_sa$	Constante	0.208714**	32 (Newey-West) usando função Bartlett
$\Delta selic_sa$	Constante	0.031964**	12 (Newey-West) usando função Bartlett
hiato_camb	Constante	0.015341**	8 (Newey-West) usando função Bartlett
hiato_pib	Constante	0.017337**	4 (Newey-West) usando função Bartlett

Fonte: Elaboração própria

APÊNDICE E – Estatísticas do teste Diebold-Mariano modificado (mDM)

Período	Amostra	Estatísticas mDM					
		Previsão	Naive-AR	Naive-GARCH	Naive-VAR	Naive-Phillips	Naive-UCSV
I	1999:01 - 1999:12		-1.858640745	-0.910599326	-4.438310496	-2.781163621	-2.139602187
II	2000:01 - 2000:12		-0.691598687	-2.281926778	-1.14313888	-1.268255183	-1.745570587
III	2001:01 - 2001:12		-2.849631674	-3.363160688	-3.10071574	-1.734858682	-1.305618709
IV	2002:01 - 2002:12		-2.400545545	-2.42941442	-1.788368667	1.386239338	-1.655691867
V	2003:01 - 2003:12		-1.656653957	-2.016965947	-1.803013897	-1.698776684	-3.179330211
VI	2004:01 - 2004:12		1.025878188	0.565771266	-3.982282543	1.943774059	-2.652984202
VII	2005:01 - 2005:12		-2.704834427	-0.595425213	-2.934474497	-0.244259975	-1.780320153
VIII	2006:01 - 2006:12		-3.424716538	-4.655943764	-3.824539813	-1.470024475	-2.795324117
IX	2007:01 - 2007:12		1.486841686	2.625942952	2.922994877	-2.168907789	-0.268103079
X	2008:01 - 2008:12		-1.64486299	-1.527938011	-1.709925591	-1.138999966	-2.333118892
XI	2009:01 - 2009:12		1.473768088	1.046458379	-1.365918355	-2.858861848	-3.898191618
XII	2010:01 - 2010:12		-1.670749488	-1.796846544	-1.820651933	1.556081403	-4.352341748
XIII	2011:01 - 2011:12		-1.247807576	-3.549985321	-1.748747145	-0.835411242	-3.641465667
XIV	2012:01 - 2012:12		-0.035360983	-0.877061734	0.234851036	-1.966654345	-1.843518422
XV	2013:01 - 2013:12		2.157411783	1.862586957	2.995538746	2.973914276	-1.13771573

continua

continuação

Período	Amostra Previsão	Estatísticas mDM									
		AR-GARCH	AR-VAR	AR-Phillips	AR-UCSV	GARCH-VAR	GARCH-Phillips	GARCH-UCSV	VAR-Phillips	VAR-UCSV	Phillips-UCSV
I	1999:01 - 1999:12	4.272867685	-4.5602737	-1.179986052	-0.581270575	-4.48897418	-2.209295017	-3.256020602	-1.39583359	2.877193656	0.844261322
II	2000:01 - 2000:12	-3.163833013	-2.450160118	-1.625647363	-0.724761296	2.335826503	2.249574986	0.950536211	2.257227012	-0.684199251	-0.093097645
III	2001:01 - 2001:12	-5.422334275	-0.906605443	1.202756101	0.874998022	0.469192713	1.977843474	1.302884177	-3.000042105	1.289723243	0.270542009
IV	2002:01 - 2002:12	1.678585305	-1.26995344	2.574155058	0.190444089	-1.255319498	2.617216295	-0.440002366	-1.884866895	0.771639261	-1.73494877
V	2003:01 - 2003:12	-1.021891754	-1.274449351	0.413507649	-2.818833206	-1.976020703	1.169535814	-2.757376986	-1.432218896	-1.690429618	-3.055757289
VI	2004:01 - 2004:12	-0.742698339	-4.551576947	1.178012201	-2.695163426	-4.344924226	1.610543306	-2.728130564	-4.855152264	-1.248642051	-2.891212479
VII	2005:01 - 2005:12	4.777768363	-2.947828158	1.947404456	0.530449123	-4.351311975	0.198745203	-2.402705043	-2.463005642	1.658704718	-1.40506153
VIII	2006:01 - 2006:12	-7.260198189	-5.167375283	2.734515189	-0.810202978	-3.882339376	4.305725974	0.352221618	-4.26274816	1.817554735	-2.281047423
IX	2007:01 - 2007:12	1.166328493	0.959981356	-1.877440745	-1.211340543	0.328700582	-3.015004641	-1.729477026	3.351244587	-2.01061107	0.482542565
X	2008:01 - 2008:12	0.612437575	0.649976498	1.528605396	-1.669543697	0.390952427	1.362486089	-1.798130667	-1.288491253	-1.885440189	-2.720474241
XI	2009:01 - 2009:12	-0.976059676	-2.237405636	-3.16542848	-4.137245931	-1.736477628	-3.012747748	-4.80542602	2.780786727	-1.087806256	1.757860436
XII	2010:01 - 2010:12	-1.661325653	1.3150794	2.224503353	-6.579108919	1.516571973	2.260863925	-8.644888953	-2.104654095	-6.00231847	-4.295099694
XIII	2011:01 - 2011:12	-5.169723048	-3.086230127	0.778057833	-2.312747427	3.738375596	3.790367609	-0.136895665	4.300397321	-1.855143331	-1.800386133
XIV	2012:01 - 2012:12	-4.771224116	1.822472345	-0.94922275	-2.108364806	4.747922355	-0.158556105	-1.874715395	1.485468184	-2.115725345	-1.632805503
XV	2013:01 - 2013:12	-0.54438068	1.382159053	-1.012165509	-2.478085272	1.018578279	-0.816131558	-2.539323703	1.902597291	-2.508414524	-2.076541039

Nível de Significância: 5%

T: 36; Graus de liberdade: 35; Estatística t: 2,0301

Fonte: Elaboração própria

APÊNDICE F – Estatísticas do teste de verificação de ocorrência de *encompassing* de previsões (HLN,1998)

Período	Amostra	Previsão	Modelos classificados de acordo com menor REQM	Teste mHLN - <i>Encompassing</i>									
				1º abrange 2º?	1º abrange 3º?	1º abrange 4º?	1º abrange 5º?	2º abrange 3º?	2º abrange 4º?	2º abrange 5º?	3º abrange 4º?	3º abrange 5º?	4º abrange 5º?
I	1999:01 - 1999:12	1º modelo	Naïve										
		2º modelo	C.Phillips	3.3681	1.9574	-2.2124		0.5695	-0.4780		0.4867		
		3º modelo	VAR(2)										
		4º modelo	UCSV										
II	2000:01 - 2000:12	1º modelo	Naïve	0.2874									
		2º modelo	GARCH(1,1)										
III	2001:01 - 2001:12	1º modelo	Naïve										
		2º modelo	AR(1)	-0.4698	0.3654	-0.9468		0.6923	-3.5746		0.5394		
		3º modelo	VAR(2)										
		4º modelo	GARCH(1,1)										
IV	2002:01 - 2002:12	1º modelo	Naïve										
		2º modelo	AR(1)	0.5357	0.6899			1.4813					
		3º modelo	GARCH(1,1)										
V	2003:01 - 2003:12	1º modelo	Naïve	1.9464									
		2º modelo	UCSV										
VI	2004:01 - 2004:12	1º modelo	Naïve										
		2º modelo	VAR(2)	2.1783	1.6584			-0.2678					
		3º modelo	UCSV										
VII	2005:01 - 2005:12	1º modelo	Naïve										
		2º modelo	AR(1)	1.8286	1.6888			-2.5536					
		3º modelo	VAR(2)										
VIII	2006:01 - 2006:12	1º modelo	Naïve										
		2º modelo	AR(1)										
		3º modelo	UCSV	3.4745	2.9975	1.7149	2.5268	4.4685	1.5434	-2.4595	0.6426	-4.5683	-0.4359
		4º modelo	GARCH(1,1)										
		5º modelo	VAR(2)										

continua

continuação

IX	2007:01 - 2007:12	1º modelo	VAR(2)	2.2212	-1.4873	-1.7844	-0.1393	-0.7315	-1.3692	
		2º modelo	GARCH(1,1)							
		3º modelo	Naïve							
		4º modelo	C.Phillips							
X	2008:01 - 2008:12	1º modelo	Naïve	0.5583						
		2º modelo	UCSV							
XI	2009:01 - 2009:12	1º modelo	Naïve	2.1267	1.7753					
		2º modelo	C.Phillips							0.9971
		3º modelo	UCSV							
XII	2010:01 - 2010:12	1º modelo	Naïve	-0.6575						
		2º modelo	UCSV							
XIII	2011:01 - 2011:12	1º modelo	Naïve	-3.3681	0.6692					
		2º modelo	GARCH(1,1)							2.4366
		3º modelo	UCSV							
XV	2013:01 - 2013:12	1º modelo	VAR(2)	-1.2800	0.1835	-0.5267	1.9989	0.3792	-2.2294	
		2º modelo	AR(1)							
		3º modelo	Naïve							
		4º modelo	C.Phillips							

Nível de Significância: 5%

T: 36; Graus de liberdade: 35; Estatística t: 2,0301

Fonte:Elaboração própria