



Sávio Cescon Goulart Barbosa

Estimando *Nowcasts* para o PIB e Inflação Brasileira: uma Abordagem de Estado-Espaço Aplicada ao Modelo de Fatores

Dissertação de Mestrado

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção de grau de Mestre pelo Programa de Pós-Graduação em Macroeconomia e Finanças do Departamento de Economia do Centro de Ciências Sociais da PUC-Rio.

Orientador: Prof. Diogo Abry Guillén

Rio de Janeiro
Abril de 2019

Sávio Cescon Goulart Barbosa

Estimando Nowcasts para o PIB e Inflação Brasileira: uma Abordagem de Estado-Espaço Aplicada ao Modelo de Fatores

Dissertação de Mestrado

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção de grau de Mestre pelo Programa de Pós-Graduação em Macroeconomia e Finanças do Departamento de Economia do Centro de Ciências Sociais da PUC-Rio. Aprovado pela Comissão Examinadora abaixo

Prof. Diogo Abry Guillén

Departamento de Economia – PUC-Rio

Prof. Marcelo Cunha Medeiros

Departamento de Economia – PUC-Rio

Prof. Luciano Vereda Oliveira

Departamento de Economia – UFF

Rio de Janeiro, 17 de abril de 2019

Todos os direitos reservados. É proibida a reprodução total ou parcial do trabalho sem autorização da universidade, do autor e do orientador.

Sávio Cescon Goulart Barbosa

Graduou-se em Ciências Econômicas pela Universidade Federal Fluminense (UFF).

Ficha Catalográfica

Barbosa, Sávio Cescon Goulart

Estimando nowcasts para o PIB e inflação brasileira : uma abordagem de estado-espço aplicada ao modelo de fatores / Sávio Cescon Goulart Barbosa ; orientador: Diogo Abry Guillén. – 2019.

68 f. : il. color. ; 30 cm

Dissertação (mestrado)–Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Departamento de Economia, 2019.

Inclui bibliografia

1. Economia – Teses. 2. Projeções macroeconômicas. 3. Modelo de estado-espço. 4. Regra de Taylor. 5. Nowcast. I. Guillén, Diogo Abry. II. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Departamento de Economia. III. Título.

CDD: 330

Agradecimentos

Agradeço à minha mãe e pai por todo amor e cuidado que me dedicaram. Sem vocês, nada seria.

Agradeço a Raiza, minha namorada, por estar ao meu lado durante todo esse trabalho, me ajudando a superar os desafios diariamente.

Agradeço profundamente ao meu orientador, Diogo Guillén pelo suporte, disponibilidade e atenção.

.

Resumo

Barbosa, Sávio Cescon Goulart; Guillén, Diogo Abry. **Estimando Nowcasts para o PIB e Inflação Brasileira: uma Abordagem de Estado-Espaço Aplicada ao Modelo de Fatores**. Rio de Janeiro, 2019. 68p. Dissertação de Mestrado – Departamento de Economia, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

Nesse artigo aplicamos a técnica de estimação dos *nowcasts* apresentada por Giannone, Reichlin e Small (2008), para o PIB e inflação brasileiros. Extraímos informações de um elevado número de variáveis e produzimos modelos capazes de informar contemporaneamente uma medida para as variáveis em questão. Em posse dessa leitura cotidiana, produzida por esses modelos, estimamos uma regra de Taylor diária para o Banco Central do Brasil (BCB), o que permitiu melhor identificar choques monetários e alterações na função de reação do BCB ao longo do tempo. Concluímos, primeiramente, que os modelos *nowcasts* apresentam acurácia comparável às previsões do relatório Focus do BCB. Segundo, 2 (duas) comparações históricas realizadas mostraram indícios que nossa *proxy* para choques monetários diários está relacionada às decisões explícitas de política monetária. Por fim, encontramos evidências que os modelos *nowcasts* puderam capturar grande parte da informação relevante para a determinação da taxa de juros de curto prazo, o que deveria estimular a aplicação de tais modelos nos processos decisórios públicos e privados.

Palavras-chave

Projeções Macroeconômicas; Modelo de Estado-Espaço; Regra de Taylor; Nowcast.

Abstract

Barbosa, Sávio Cescon Goulart; Guillén, Diogo Abry (Advisor). **Nowcasting Brazilian GDP and Inflation: a State-Space Approach for Factor Models.** Rio de Janeiro, 2019. 68p. Dissertação de Mestrado – Departamento de Economia, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

In this article we apply the two-steps nowcasting method, described in Giannone, Reichlin, and Small (2008), to build nowcast models for Brazilian GDP and inflation. Through the application of this method, we could extract information from a large data-set and build models which could be used to produce a daily measurement of GDP and inflation. Using this measurement was possible to build a daily Taylor rule for the Brazilian Central Bank (BCB). This new application of nowcast models allowed us to extract a daily measurement of monetary shocks. Our study produced three main findings. First, the nowcast model showed an accuracy close to projections presented in the Focus survey. Second, we identified by historical comparison that the monetary shocks proxy, measured by the differences between the daily Taylor rule and the movements in the short-term interest rate, are related with unanticipated monetary policies decisions. Finally, nowcasts were able to capture a great part of relevant information to determine the short-term interest rate, which should stimulate the policymakers and financial markets members to apply those models.

Keywords

Macroeconomic Forecast; State Space Models; Taylor Rule; Nowcast.

Sumário

Introdução	11
1. Revisão da Literatura e Motivação	13
2. Revisão Metodológica	19
2.2. O modelo e sua Técnica de Estimação	21
3. Resultados Empíricos	29
3.1. <i>Nowcast</i> do PIB	29
3.2. <i>Nowcast</i> do IPCA	37
3.3. Conclusões Sobre os Resultados Empíricos dos <i>Nowcasts</i>	42
4. Aplicação Empírica dos <i>Nowcasts</i> – Derivando uma Regra de Taylor Diária para o BCB	44
5. Conclusão	57
6. Referências Bibliográficas	59
Apêndice I – Tabelas Adicionais	62
Apêndice II - Critério de Escolha do Modelo – <i>Nowcast</i> IPCA	64
Apêndice III – Subsídios históricos.....	65

Lista de figuras

Figura 1 – Lista de variáveis utilizadas para a construção do nowcast do PIB.....	62
Figura 2 – Calendário estilizado da divulgação das variáveis do nowcast do PIB.....	63
Figura 3 – Lista de variáveis utilizadas para a construção do nowcast do IPCA.	63
Figura 4 – Distribuição das expectativas dos analistas para a reunião do Copom do dia 17/Abr/2013.....	65
Figura 5 – Nota à imprensa após a reunião do dia 17/Abr/2013. A nota foi comparada à anterior, as partes que permanecem em letras pretas são as que não foram alteradas, as que estão cortadas são aquelas que foram retiradas, por fim, em vermelho está a nova comunicação adicionada.	66
Figura 6 – Distribuição das expectativas dos analistas para a reunião do Copom do dia 29/Mai/2013.....	66
Figura 7 – Histórico dos resultados da reunião do Copom e das projeções coletadas pela Bloomberg de Mar/2013 até Abr/2014.....	67
Figura 8 – Hiato diário produzido pelos autores.	67
Figura 9 – Distribuição das expectativas dos analistas para a reunião do Copom do dia 29/Out/2014	68
Figura 10 – Histórico dos resultados da reunião do Copom comparado às expectativas do mercado, de Jul/2015 até Ago/2017	68

Lista de tabelas

Tabela 1 – Resultados dos Modelos de Fatores para o PIB.	31
Tabela 2 – Mostra as métricas MAE, RMSE e EMA dos modelos com diferentes números de fatores e defasagens. A performance relativa pode ser vista na classificação dada pelo rank dos melhores modelos.	31
Tabela 3 – Análise dos modelos com 1 fator e diferentes defasagens. ...	32
Tabela 4 – Calendário estilizado da divulgação das variáveis do <i>nowcast</i> do IPCA.	39
Tabela 5 – Resultados do modelo referentes à estimação da Taxa DlxPré – 1m	45
Tabela A – Resultados dos Modelos de Fatores para o PIB.	64
Tabela B – Mostra as métricas do MAE, RMSE e EMA para os modelos com diferentes números de fatores.	65

Lista de gráficos

Gráfico 1 – Taxa de Crescimento Anual do PIB Brasileiro - comparação com as projeções do nowcast construído e com as projeções do Relatório Focus.	34
Gráfico 2 – Medida de Nowcast do PIB comparada ao PIB realizado – Taxa de crescimento do trimestre contra o mesmo trimestre no ano anterior.	35
Gráfico 3 – Evolução do RMSE Médio por Divulgação - Nowcast do PIB vs Focus	36
Gráfico 4 – Resultado encadeado do IPCA e IPCA-15 – comparação com as projeções do <i>nowcast</i> construído e com as projeções do Relatório Focus.	40
Gráfico 5 – Evolução do RMSE Médio por Divulgação - <i>Nowcast</i> do IPCA vs Focus.....	41
Gráfico 6 – Modelo vs Taxa de Juros Realizada	46
Gráfico 7 – Resposta ao Impulso – Choque de Inflação	47
Gráfico 8 – Medida diária para o hiato do produto	48
Gráfico 9 – Regra de Taylor diária	49
Gráfico 10 – Medida Diária de Choques Monetários e Regra de Taylor Diária	50
Gráfico 11 – Parâmetros de cada uma das variáveis da regra de Taylor no decorrer do tempo e IPCA acumulado em 12 meses – Parâmetros estimados em janelas móveis de 16 trimestres.....	54

Introdução

Os processos decisórios das políticas monetária e fiscal demandam uma leitura acurada da conjuntura econômica. O mesmo podemos dizer sobre as decisões de investimentos no setor privado. No entanto, a realidade econômica sempre dificulta a leitura conjuntural, visto que as decisões precisam ser tomadas em um ambiente de informação incompleta pois a computação, compilação e divulgação dos dados demanda tempo. Dessa forma, as informações disponíveis estão sempre “atrasadas”. Essa necessidade de dispor o mais rápido possível das informações é a grande motivação dos modelos *nowcast*.

Neste trabalho construiremos dois *nowcasts*, buscando antecipar o PIB (Produto Interno Bruto) e o IPCA (Índice de Preços ao Consumidor Amplo). Para isso, aplicaremos as técnicas de estimação em 2 passos, apresentada por Giannone, Reichlin e Small (2008).

O *nowcast* do PIB utilizará dados em frequência mensal, isso possibilitará uma leitura contemporânea dessa variável, cuja divulgação ocorre com grande atraso. O PIB brasileiro é disponibilizado, em média, dois meses após o encerramento do trimestre de referência. Em relação ao *nowcasting* da inflação, o objetivo é criar um acompanhamento diário para o comportamento encadeado do IPCA e IPCA-15. Nessa estimação serão utilizados dados diários e semanais. Isso permitirá criar uma medida diária para o índice oficial de inflação. Veremos que os *nowcasts* desenvolvidos mostraram acurácia elevada, desempenho comparável ao das expectativas coletadas no relatório Focus do BCB, que reúne as projeções dos analistas profissionais.

Em posse das leituras cotidianas do PIB e da inflação, as aplicaremos em um estudo inédito para a economia brasileira. Será construído um acompanhamento diário da regra de Taylor do Banco Central do Brasil (BCB). Essa regra permitirá que os choques monetários à la Romer e Romer (2004) sejam medidos diariamente.

Para tentar entender a relevância dos choques monetários diários mensurados, realizamos 2 (duas) comparações históricas. Primeiramente, foram comparados às ações de política monetária, considerando os documentos

históricos disponíveis. Segundo, relacionamos os choques à mudanças nos parâmetros da regra de Taylor do BCB. Encontramos evidências que os choques monetários diários estão associados à mudanças deliberadas na condução da política monetária.

Essa dissertação será dividida em 4 seções. Na primeira será feita uma revisão da literatura recente sobre os modelos nowcasts. Na segunda seção apresentaremos o método utilizado na construção dos modelos estimados nessa dissertação. A terceira seção mostrará os resultados alcançados e poderemos ver a acurácia dos modelos comparada às projeções do relatório Focus do BCB. Na quarta e última seção construiremos o acompanhamento diário da regra de Taylor, elencando os choques monetários diários identificados. Por fim, discutiremos os resultados gerais alcançados.

1. Revisão da Literatura e Motivação

Devido à demanda contínua por informações mais apuradas e completas, a literatura relativa aos modelos de projeção em alta frequência está crescendo ao longo dos últimos 10 (dez) anos. Utilizaremos aqui a definição de *nowcasting* dada por Banbúra, Giannone, Modugno e Reichlin (2011): “*Nowcasting is defined as the prediction of the the present, the very near future and the very recent past.*”

Nesse sentido, esse trabalho buscará implementar modelos que tenham a capacidade de antecipar as variáveis de interesse, o PIB e a inflação medida pelo índice do IPCA e IPCA-15, dentro do período de referência. Buscaremos antecipar o PIB do trimestre corrente e a inflação das duas quadrissemanas que antecedem a divulgação dos índices.

A construção de modelos *nowcast* precisa superar diversos desafios, como descrito por Castle, Hendry e Kitov (2013). Os autores identificam e descrevem em detalhes 7 (sete) dificuldades encontradas durante a construção de um *nowcast*: “*missing data problem*”; “*latency problem*”; “*changing database problem*”; “*measurement error problems*”, “*breaks problem*”, “*problem of more variables, N, than observations, T*” e “*non-synchronous release problem*”.

A popularização dos modelos *nowcast* e o aumento do esforço de pesquisa sobre o tema resultou em diferentes métodos e aplicações que buscam superar os desafios elencados acima e alcançar uma medida acurada para a variável de interesse. Nesse sentido, contribuições relevantes foram dadas pelos *Federal Reserve Banks* regionais (FEDs regionais) americanos, que construíram diferentes *nowcasts* para o PIB de seu país.

O primeiro *nowcast* implementado por um FED regional americano foi produzido pelo Atlanta FED. O artigo de Higgins (2014) apresenta as técnicas utilizadas na construção desse modelo. Seu modelo projeta de forma desagregada 13 componentes do PIB americano utilizando modelos BVAR (*Bayesian Vector Autoregression*), seguindo as técnicas desenvolvidas por Banbura, Giannone e Reichlin (2008). O FED de St. Louis também produz um *nowcast* próprio, descrito no artigo de Grover, Kliesen e MacCracken (2016), esse modelo é

construído utilizando um índice de notícias econômicas (*economic news index*, ENI). Medem as surpresas geradas pelos dados econômicos no momento de sua divulgação, utilizando como medida de surpresa econômica a diferença do dado em relação às expectativas produzidas pelos analistas do mercado financeiro. Em posse dessas informações, constroem um índice composto com a média ponderada das surpresas e podem inferir o comportamento contemporâneo do PIB utilizando este índice. O peso dessa ponderação é dado de acordo com a capacidade que cada uma das variáveis tem de prever o PIB, para definir esse peso os autores utilizam o método do “*three-pass regression filter*”, desenvolvido por Kelly e Pruitt (2015).

Por fim, o FED de Nova York também divulga um *nowcast* do PIB semanalmente em seu site¹, o modelo construído utiliza as técnicas apresentadas nos artigos de Banbura, Giannone, Modugno e Reichlin (2013); Bok, Caratelli, Giannone, Sbordone e Tambalotti (2017); e Giannone, Reichlin e Small (2008). Utilizam um modelo de espaço estado aplicado aos fatores comuns das variáveis, mesma técnica que empregaremos nesta dissertação. No decorrer dos últimos anos, essa metodologia foi aplicada para construir *nowcasts* de muitos países².

Em relação ao PIB brasileiro, Mattos (2017) utiliza a técnica de estimação dos fatores dinâmicos em 1 passo, derivada por Bandura e Modugno (2010), mostra que as projeções estimadas por essa abordagem se apresentam ao menos tão boas quanto a mediana das expectativas do relatório Focus³. Já o artigo de Branco (2018) testa diferentes técnicas de *nowcasting* para o PIB brasileiro e conclui que o modelo de 2 passos, apresentado por Reichlin et al. (2008), consegue performar melhor que as projeções presentes no relatório Focus.

Ainda que muito do trabalho empregado tenha se dedicado a transformar o PIB em uma variável mais oportuna, disponível com antecedência, existem diversos estudos também aplicados à inflação. Giannone, Reichlin e Small (2006) aplicam a metodologia da estimação em 2 passos não só para o PIB, mas também

¹ Mais detalhes podem ser encontrados no site da instituição: (<https://www.newyorkfed.org/research/policy/nowcast.html>)

² Os artigos que mostram as aplicações podem ser encontradas em (<https://www.nowcasting.com/resources/research>)

³ Relatório Focus reúne as projeções dos analistas profissionais do mercado financeiro brasileiro (<https://www.bcb.gov.br/controleinflacao/relatoriofocus>)

para a inflação dos Estados Unidos. O artigo de Bandura e Modugno (2010) desenvolve um método de estimação dos fatores por máxima verossimilhança, que é aplicado em *nowcasts* para a inflação da Zona do Euro e Estados Unidos no artigo de Modugno (2011). Por fim, o FED regional de Cleveland disponibiliza em seu site um *nowcasting* para a inflação americana⁴. Seu modelo é resumido no artigo de Knotek e Zaman (2014), em que constroem um algoritmo que pondera o peso dado aos indicadores antecedentes por sua capacidade de explicar a variância do CPI (*Consumer Price Index*) e por sua disponibilidade.

No que diz respeito à inflação brasileira medida pelo IPCA, em apresentação recente Alves, Areosa e Carvalho (2017) mostram os resultados preliminares da estimação de um modelo de espaço estado por métodos bayesianos. Esse modelo combina 3 dados distintos, a interpolação do IPCA e IPCA-15, o Monitor Diário de Inflação da FGV e as expectativas diárias observadas no relatório Focus do BCB. Concluem afirmando que o modelo consegue produzir projeções ao menos tão boas quanto as do relatório Focus.

Em grande medida, o trabalho desenvolvido nesta dissertação irá aplicar as técnicas descritas por Reichlin et al. (2008), em que os autores desenvolvem um *nowcast* para o PIB americano através de um modelo de espaço estado aplicado aos dados condensados em fatores. Nesse artigo, os autores conseguem resumir um grande número de variáveis em um reduzido número de fatores. O que os permite superar o “*problem of more variables, N, than observations, T*” descrito por Castle et al. (2013). Esse modelo também conseguirá lidar com o “*non-synchronous release problem*”, que também pode ser descrito como o problema da borda irregular (“*jagged edge*”), para isso será utilizado o Filtro de Kalman que atualizará o *nowcasting* a cada nova informação disponível. Após otimizar a leitura dos fatores comuns com todas as informações presentes, o filtro ainda conseguirá realizar projeções que liguem as variáveis disponíveis até o fim do período em análise, utilizando para isso a equação de estado do modelo. Essa equação é denominada de “*bridged equation*”, pois permitirá utilizar as informações correntes para estimar os resultados referentes até o fim do período desejado. A equação ponte permitirá superar o “*missing data problem*”, pois ela

⁴ Pode ser encontrado em (<https://www.clevelandfed.org/our-research/indicators-and-data/inflation-nowcasting.aspx>)

possibilitará uma leitura da variável no final do período ainda que alguns dados não estejam disponíveis.

Em seu artigo original, Reichlin et al. (2008) criam um *nowcast* para o PIB americano cujo erro médio para estimações fora da amostra se aproximou do encontrado nas projeções do *Survey of Professional Forecast (SPF)*⁵. Nesta dissertação, aplicaremos esse modelo para para antecipar o PIB e a inflação brasileiros. Implementaremos dois *nowcasts*: o primeiro deles será para o PIB brasileiro, que utilizará variáveis sempre em frequência mensal, ainda que os dados estejam disponíveis para menor frequência⁶. O segundo, buscará criar uma estimativa diária da inflação medida pela interpolação do IPCA e IPCA-15. Dessa forma, nosso intervalo de previsão para a inflação serão as 2 quadrisemanas que separam a divulgação do IPCA e IPCA-15.

Regra de Taylor Diária

A posse de estimativas diárias para o PIB e inflação permitirá uma aplicação empírica inédita para a economia brasileira, será possível implementar uma regra de Taylor diária. O objetivo dessa aplicação será testar se as leituras contemporâneas do PIB e inflação conseguem revelar informações significativas para explicar os movimentos no mercado de juros brasileiro. Também conseguiremos verificar que as diferenças entre a regra de Taylor diária e os movimentos da taxa de juros de curto prazo, podem ser classificados como choques monetários.

Em seu artigo original, que identifica como choques monetários os erros da regra de Taylor, Romer e Romer (2004) constroem um modelo para o banco central americano (*Federal Reserve Bank, FED*) utilizando as projeções produzidas pelos economistas que auxiliam os membros do FOMC (*Federal Open Market Committee*) para explicar os movimentos da Fed Funds⁷. Romer e Romer

⁵ O Federal Reserve Bank of Philadelphia reúne as expectativas produzidas pelos profissionais americanos desde 1968, mais informações podem ser encontradas no site da instituição: <https://www.philadelphiafed.org/research-and-data/real-time-center/survey-of-professional-forecasters/>

⁶ Como exemplo, os dados de exportações e importações são divulgados semanalmente, mas os utilizaremos apenas em frequência mensal.

⁷ Taxa de juros básica da economia americana.

(2004) argumentam que essas projeções fundamentaram a leitura conjuntural dos membros do FOMC no momento que foram utilizadas. Os autores afirmam que através desse modelo conseguem expurgar dos movimentos da taxa de juros, o impacto do que seria a percepção do cenário, o movimento derivado da leitura da conjuntura. Dessa forma, acreditam que a diferença de movimentos entre a Fed Funds e os antecipados pelo modelo podem ser consideradas “choques monetários” exógenos, que estariam livres de qualquer endogeneidade. Dado que os movimentos endôgenos já seriam capturados por movimentos motivados pela mudança das expectativas.

O primeiro passo para determinar se a regra de Taylor diária apresentada nesta dissertação pode ser utilizada para gerar uma medida de choques monetários diários será determinar se os parâmetros encontrados podem ser considerados consistentes. Os artigos que estimam a regra de Taylor para o Banco Central do Brasil evitam fazê-lo utilizando MQO (Mínimos Quadrados Ordinários). Nosso modelo foi estimado por essa técnica. O grande argumento para que o MQO não seja utilizado é o risco da endogeneidade distorcer os parâmetros no momento da estimação. Uma resposta clássica da literatura para a solução desse problema é a utilização das variáveis defasadas como um instrumento e a estimação via GMM (Método dos Momentos Generalizados)⁸. Não utilizamos essa abordagem aqui.

Nossa estimação por MQO está baseada no trabalho de Tristão (2018), no qual o autor mostra que os parâmetros da regra de Taylor estimados por MQO sofrem apenas ligeiras distorções por conta da endogeneidade quando os choques monetários são responsáveis por uma parcela pequena da variância dos dados. Essa conclusão permite a aplicação do método dos MQO na estimação dos parâmetros da regra de Taylor. Dessa forma, com base nos resultados evidenciados no artigo citado, os parâmetros aqui estimados podem ser considerados consistentes.

Em seu artigo original, Romer e Romer (2004) utilizam as expectativas produzidas pelos economistas do FOMC para o PIB e inflação como as variáveis explicativas da Fed Funds. Não é exagero dizer que, no momento da decisão sobre

⁸ Um exemplo de estimação por essa abordagem pode ser visto em Clarida, Gali e Gertler (1998)

a taxa de juros, grande parte das informações econômicas consideradas pelos membros do FOMC estão condensadas nessas projeções. Dessa forma, a segunda questão que colocaremos será: os *nowcasts* representam uma grande parte da informação disponível para o BCB no momento das decisões de política monetária? É muito difícil chegar a alguma conclusão sobre isso, pois os *nowcasts* disponibilizam informações em tempo real, o que é difícil de alcançar. No entanto, não são capazes de traduzir incertezas em relação ao câmbio, expectativas, política, etc, que podem influenciar no processo decisório da política monetária.

Por fim, um último ponto que deve ser ponderado diz respeito à acurácia dos modelos. Para entender se os *nowcasts* podem ser utilizados como uma leitura diária da atividade, precisamos verificar se eles conseguem replicar com exatidão a dinâmica econômica em todos os momentos do tempo, ou se apresentam alguma inconsistência. Verificaremos ao longo das próximas páginas desse artigo que o *nowcast* de inflação replica com acurácia os movimentos do IPCA mesmo em períodos marcados por elevada volatilidade. No entanto, o *nowcast* para o PIB apresenta comportamento mais errático no período da grande recessão brasileira. Nesse período de grande queda do PIB, o *nowcast* não consegue capturar com exatidão as variações do hiato.

Dessa forma, devido à impossibilidade de qualificar a relevância da informação dada pelos *nowcasts* para a condução da política monetária - como a atribuída às expectativas do FOMC por Romer e Romer (2004) – e a existência de períodos nos quais a acurácia dos modelos é duvidosa, não afirmaremos que os resultados aqui apresentados representam estritamente os choques monetários como os produzidos por Romer e Romer (2004), mas os consideraremos aproximações do que seriam esses choques, especialmente no período anterior e pós recessão. Assim, após identificar essa “proxy para os choques monetários” traçaremos um paralelo com os resultados históricos das reuniões do Copom e com o comportamento histórico dos parâmetros da regra de Taylor, buscando identificar se os choques capturados são relevantes.

2. Revisão Metodológica

2.1. O problema do Nowcasting e do Fluxo de Dados em Tempo Real

Na seção anterior elencamos os diversos desafios enumerados por Castle et al. (2013), nessa seção descreveremos os métodos que utilizaremos para superar esses problemas.

Utilizaremos as técnicas apresentadas por Giannone, Reichlin e Small (2008). Em seu artigo original, o grande objetivo de seu *nowcasting* foi estimar o ritmo contemporâneo do crescimento trimestral do PIB. Para isso, extraíram informações de um elevado número de indicadores diários, semanais e mensais, divulgados ao longo do trimestre. Nos próximos parágrafos, seguiremos o exemplo de Reichlin et al. (2008) para mostrar como os *nowcasts* são produzidos, esses exemplos estão aplicados ao PIB, mas poderemos ver que essa técnica pode ser facilmente adaptada para o IPCA.

Começaremos definindo nosso conjunto de dados (*data set*), que será denotado por Ω_{vj} :

$$\Omega_{vj} = \{X_{it}/V_j; t = 1, \dots, T_i V_j; i = 1, \dots, n\}$$

Esse conjunto de dados será composto por n variáveis X_{it}/V_j . Nesta notação, $i=1, \dots, n$ representa cada uma das variáveis que serão utilizadas para obter a informação contemporânea, dados que estão em menor frequência e anteciparão a variável objetivo. Por exemplo, no *nowcast* para o PIB brasileiro, duas dessas variáveis serão a Produção Industrial e as Vendas no Varejo. Seguindo a notação, a disponibilidade temporal dos dados de cada uma dessas séries é definida como $t=1, \dots, T_i V_j$. Indicando que a série estará disponível do mês 1 até o mês $T_i V_j$, essa será a informação do último mês disponível para o *vintage* v_j . Como exemplo, basta lembrar que os índices de confiança⁹, que compõem as variáveis explicativas, estarão disponíveis para o mês em curso, nesse caso poderemos

⁹ A FGV disponibiliza em seu site indicadores de confiança para diversos setores.

denotar $T_{iVj} = v$. Por outro lado, as Vendas no Varejo¹⁰ são divulgadas com muito atraso, o dado disponível mais atualizado será sempre o do mês anterior, dessa forma, $T_{iVj} = v - 1$. É importante notar que os *vintages* para cada um dos dados também serão distintos. Primeiramente, o *vintage* com a divulgação mais recente será maior que a antiga, pois mais dados estarão disponíveis. Isso pode ser denotado como: $T_{iVj} \geq T_{iVj-1}$. Além disso, as divulgações antigas podem sofrer revisões, modificando o histórico dos dados.

Como o PIB é uma variável trimestral, será necessário inserir mais uma notação, o trimestre será dividido em três meses, o último mês do trimestre será denotado como $3k$. Ou seja, quando $\mathbf{q} = 3k$, teremos a informação referente ao último mês do trimestre. Dessa forma, $3k-2$, $3k-1$ e $3k$ denotarão o primeiro, segundo e terceiro mês do trimestre, respectivamente.

Para cada amostra de dados o *nowcast* será computado como o valor esperado do PIB condicional às variáveis disponíveis. Denotando como y_{3k} a taxa de crescimento trimestral do PIB, teremos:

$$\hat{y}_{3k | Vj} = E[y_{3k} | \Omega_{Vj}; \mathcal{M}], \quad v = 3(k-h)-2, 3(k-h)-1, 3(k-h), j = 1, \dots, J$$

Onde \mathcal{M} denota o modelo de acordo com o qual as expectativas são produzidas a partir do conjunto de variáveis representadas por Ω_{Vj} . A previsão poderá ser produzida para h trimestres à frente $v = 3(k-h)-2, 3(k-h)-1, 3(k-h)$. Quando $h=0$ nós teremos o *nowcast*, ou seja, estaremos produzindo estimativas para o trimestre em curso. Essa será nossa “*bridge equation*”, a equação que permitirá criar projeções para o final do trimestre em questão em qualquer momento do tempo. Neste caso, a “*bridge equation*” explora as informações mensais para obter o melhor *nowcast* para o PIB trimestral.

Por fim, também é possível determinar uma medida de incerteza para o *nowcast*, que será dada por:

$$V y_{3k | Vj} = E[(\hat{y}_{3k | Vj} - y_{3k})^2; \mathcal{M}]$$

¹⁰ As vendas no varejo são medidas pelo IBGE e disponibilizadas na divulgação da PMC (Pesquisa Mensal de Comércio).

Como as datas de divulgação dos dados são distintas, desconsiderando as revisões que podem ocorrer, o fluxo de dados durante os meses aumenta a informação. Dito de outra forma, cada nova divulgação de dados, denotada por v_j , expande a informação disponível. Como a informação disponível aumenta, é esperado que a incerteza seja reduzida a cada nova divulgação, ou seja: $Vy_{3k|Vj} \leq Vy_{3k|Vj-1}$. Assim, podemos acompanhar como essa medida de incerteza evolui com a divulgação de cada um dos dados para determinar qual é o “valor” dessa informação. Caso a divulgação de uma variável reduza significativamente o erro do modelo, ela será considerada muito relevante. Caso a medida de erro não se modifique, poderemos dizer que ela é praticamente insignificante.

2.2. O modelo e sua Técnica de Estimação

Nesse trabalho utilizaremos a técnica apresentada por Reichlin et al. (2008), que consiste em explorar a correlação dos dados e condensar as informações relevantes das diversas variáveis em fatores comuns. Devido à colinearidade, a projeção utilizando os fatores comuns é capaz de capturar as informações relevantes dentre as variáveis, prover um método parcimonioso no que tange ao número de estimações necessárias e que funciona bem quando utilizado para projeções¹¹. A condensação parcimoniosa das informações em um reduzido número de fatores torna factível a estimação do modelo, pois irá demandar a estimação de apenas um número limitado de parâmetros.

Para especificar um Modelo de Fatores (Factor Model, FM), denotaremos como $x_{it/Vj}$ o que será a variável mensal, estacionária, disponível para o *vintage* v_j e já transformada para representar sua variação trimestral quando observada no último mês do trimestre, quando $t=3k$ para $k = 1, 2, \dots, [T/Vj / 3]$. O método que transforma o dado em sua variação trimestral será apresentado na seção posterior. Seguindo Reichlin et al. (2008), assumimos que a estrutura para as variáveis mensais transformadas será:

¹¹ Reichlin et al. (2008) destacam que evidências na eficiência desses modelos são encontradas em Forni et al. (2005b), Giannone et al. (2004), Stock and Watson (2002a, b)

$$x_{i,t|V_j} = \mu_i + \lambda_{i1}f_{1,t} + \dots + \lambda_{ir}f_{r,t} + \xi_{i,t|V_j}, \quad i = 1, \dots, n$$

onde, μ_i é uma constante; $x_{it} = \lambda_{i1}f_{1k} + \dots + \lambda_{ir}f_{rk}$ e ξ_{it} são definidos como 2 (dois) processos estocásticos estacionários e ortogonais, separando a dinâmica da variável dada pelos fatores comuns e aquela oriunda dos erros. Será assumido que os X_{it} (processo gerado pelos fatores das componentes comuns) são funções lineares de r fatores, cujo número será menor que o das n variáveis, dessa forma, sempre teremos $r \ll n$. O modelo será eficiente, pois esses fatores comuns conseguem capturar quase a totalidade dos comovimentos na economia, enquanto o componente idiossincrático, denotado por ξ_{it} , será gerado por choques específicos de alguma das variáveis.

Reichlin et al. (2008) descrevem o modelo de forma matricial do seguinte modo:

$$x_{t|V_j} = \mu + \Lambda F_t + \xi_{t|V_j} = \mu + X_t + \xi_{t|V_j} \quad (1)$$

onde $X_t = (X_{1t|V_j}, \dots, X_{nt|V_j})'$, $\xi_{t|V_j} = (\xi_{1t|V_j}, \dots, \xi_{nt|V_j})'$, $F_t = (f_{1t}, \dots, f_{rt})'$ e Λ é uma matriz $n \times r$ de *factor loadings* com uma entrada genérica λ_{ij} .

Assumindo que o PIB e a inflação não dependem da dinâmica específica de cada variável que compõe o modelo, projetá-los utilizando os fatores comuns não é apenas parcimonioso e possível, mas também proporciona uma boa aproximação do modelo produzido com todas as variáveis, que é impossível de ser estimado devido à maldição da dimensionalidade. Sob a premissa adicional, que o crescimento do PIB e dos indicadores antecedentes são normais, é possível concluir que o crescimento do PIB será uma função linear dos fatores comuns:

$$\hat{y}_{3k|V_j} = \alpha + \beta' \hat{F}_{3k|V_j} \quad (2)$$

onde $\hat{F}_{3k|V_j} = E[\hat{F}_{3k} | \Omega_{V_j}; \mathcal{M}]$ para $v = 3k, 3k - 1, 3k - 2$.

Reichlin et al. (2008) argumentam que é possível estimar esses fatores de forma consistente através do método das componentes principais. No entanto, para estimar o *nowcast* será enfrentado um problema adicional, pois o *nowcast*

demandará que as informações sejam extraídas em tempo real, ou seja, não podemos esperar até que todas as variáveis x_{it}/V_j sejam divulgadas para o *vintage* v_j , precisaremos atualizar os fatores com a divulgação de cada um dos dados. Para isso, será utilizado o Kalman *smoother*, que será capaz de estimar recursivamente o valor esperado dos fatores comuns, atualizando essa estimativa com a divulgação de cada uma das variáveis que compõe o *nowcast*. Essa versão paramétrica do modelo de fatores também pode ser utilizada para medir a precisão dos fatores comuns, pois poderemos determinar quais das variáveis que compõem o modelo mais ajudam a reduzir o erro de projeção.

Buscando utilizar o Filtro de Kalman para extrair os fatores comuns, o passo inicial será especificar a estrutura do modelo. Primeiro, será parametrizado a dinâmica do fator comum como um autorregressivo:

$$F_t = AF_{t-1} + Bu_t; \quad u_t \sim WN(0, I_q) \quad (3)$$

Onde B é uma matriz $r \times q$ com posto completo (“*full rank*”) q , A é uma matriz $r \times r$ com todas as raízes de $\det(I_r - A_z)$ fora do círculo unitário e u_t um ruído branco dimensão q dos fatores comuns. Nesse modelo, o número de fatores comuns (r) é maior que o número de choques (q) e capturam as ligações para frente e para trás (relações “*lag and lead*”) entre as variáveis.

Após isso os componentes idiossincráticos serão parametrizados, especificando para os *vintages* disponíveis que os componentes idiossincráticos são ruídos brancos ortogonais. Ou seja, a matriz de variância e covariância dos erros $\xi_{t|V_j}$ no período t será diagonal:

$$E \left(\xi_{t|V_j} \xi'_{t|V_j} \right) = \Psi_{t|V_j} = \text{diag}(\tilde{\psi}_{1,t|V_j}, \dots, \tilde{\psi}_{n,t|V_j}) \quad (4)$$

Também não existirá correlação temporal dos erros, dessa forma, matriz de variância e covariância dos erros em t com qualquer outro momento do tempo, será igual a zero. O que pode ser denotado como:

$$E \left(\xi_{t|V_j} \xi'_{t-s|V_j} \right) = 0, \quad s > 0 \text{ para todo } v, j \quad (5)$$

Também assumem que $\xi_{it|Vj}$ é ortogonal aos choques comuns u_t , ou seja que não existe correlação entre os dois choques:

$$E(\xi_{t|Vj} u'_{t-s|Vj}) = 0, \text{ para todo } s, v, j \quad (6)$$

Outro ponto relevante dessa aplicação será a forma escolhida para lidar com as variáveis que estão perdidas ou ainda não disponíveis no final da amostra, por conta da falta de sincronia dos dados, “*non-synchronous release problem*”. Para isso, a variância da componente idiossincrática será parametrizada da seguinte forma:

$$\tilde{\psi}_{i,t|Vj} = \begin{cases} \psi_i & \text{se } x_{it}/V_j \text{ está disponível} \\ \infty & \text{se } x_{it}/V_j \text{ não está disponível} \end{cases} \quad (7)$$

Essa caracterização da variância será importante para o processo de otimização realizado pelo Filtro de Kalman pois o filtro ponderará o peso da medida da componente idiossincrática por sua variância. Ou seja, componentes com pouca variância, que tendem a não apresentar resultados muito distintos da média amostral, receberão um maior peso. Dados que apresentam grande variância, receberão menor peso na atualização do Filtro de Kalman. Dito de outra forma, o filtro pondera as variáveis identificando quais delas são mais ruidosas, dando maior peso para movimentos nas variáveis que apresentam menor oscilação ao longo do tempo. Dessa forma, definir a variância como denotado em (7) permitirá ao filtro ignorar a variável não disponível. Como a variância dos dados não disponíveis é definida como infinita, nenhum peso será atribuído a eles.

Com a premissa adicional que os erros são gaussianos, as equações (1) até (7) caracterizam o modelo completamente.

Os parâmetros serão estimados por uma regressão de MQO utilizando as componentes principais extraídas de uma base de dados balanceada, que dispõe de todas as variáveis idiossincráticas até o fim do *vintage*. No *vintage* v_j , a base de dados balanceada utiliza a amostra até $\min\{T_{1Vj}, \dots, T_{nVj}\}$.

O modelo é denotado como \mathcal{M}_θ , onde todos os parâmetros são coletados em θ . Assim, se substituirmos os parâmetros pelos estimados consistentemente e

coletados em $\hat{\theta}$, poderemos estimar os fatores comuns e sua acurácia. Os fatores comuns poderão ser definidos como:

$$\hat{F}_{t|Vj} = E[F_t | \Omega_{Vj}; \mathcal{M}_{\hat{\theta}}]$$

ou seja, o fator comum será extraído do conjunto de variáveis disponíveis Ω_{Vj} , utilizando o modelo $\mathcal{M}_{\hat{\theta}}$.

Por fim, ainda poderemos determinar a acurácia dos fatores, utilizando uma medida de erro quadrado dada por:

$$\hat{V}_{Vj} = E[(F_t - \hat{F}_t)(F_t - \hat{F}_t)'; \mathcal{M}_{\hat{\theta}}]$$

Essas medidas podem ser computadas utilizando o Filtro de Kalman, dado que o modelo esteja em um formato de espaço estado.

O modo que as variáveis não observáveis serão tratadas implicará que o filtro não colocará nenhum peso nas informações não disponíveis quando os fatores forem computados. Dessa forma, quando não estão disponíveis observações, o filtro produzirá projeções dos fatores comuns por meio de sua equação de estado.

Essa estimação em 2 passos dos fatores comuns será capaz de lidar com a falta de algumas variáveis, explorar a dinâmica dos fatores comuns e da heteroscedasticidade *cross-section* dos componentes idiossincráticos, assim, promovem um eficiente incremento ao método das componentes principais. Reichlin et al. (2008) lembram que Doz et al. (2006) mostram que o estimador de 2 passos para as componentes principais é consistente quando os dados *cross-sections*, n , e o tamanho da amostra, T , são ambas grandes. Devido a lei dos grandes números, o componente idiossincrático se torna negligenciável à medida que o tamanho da amostra se eleva. Esse pressuposto é definido por Aasteveit e Trovik (2008) como:

Os fatores comuns são pervasivos $\lim_{n \rightarrow \infty} \inf(\frac{1}{n} \Lambda' \Lambda) > 0$;

Os fatores idiossincráticos são não pervasivos $\lim_{n \rightarrow \infty} \inf(\max_{V'V=1} v' \Psi v) = 0$

Ou seja, quando o tamanho da amostra é levado a infinito, os fatores comuns seguirão explicando a dinâmica das variáveis, enquanto a relevância dos fatores idiossincráticos tenderá para zero.

Em posse dos fatores comuns, poderemos utilizá-los para estimar por MQO os coeficientes α e β da regressão presente na equação (2), explicando o PIB, y_{3k} , pelos fatores comuns para o trimestre, $\hat{F}_{3t|Vj}$, para isso, utilizamos a amostra para qual o crescimento do PIB é observada, $k = 1, \dots, [T_{yVj}/3]$, onde T_{yVj} é o último mês que o PIB está disponível no *vintage* v_j . A estimativa do PIB é dada por:

$$\hat{y}_{3k|Vj} = \gamma_0 + \hat{\gamma}' \hat{F}_{3k|Vj}$$

A projeção h trimestres à frente, no caso do PIB, corresponde as estimativas produzidas durante os meses $v = 3(k - h) - 2, 3(k - h) - 1, 3(k - h)$. Para $h = 0$ o nowcast será calculado, essa será a estimação feita para o PIB do trimestre vigente.

A precisão da estimativa será computada como:

$$Vy_{3k|Vj} = \hat{\gamma}' \hat{V}_{0|Vj} \hat{\gamma} + \text{Var}(\hat{e}_{3k|Vj}),$$

onde $\hat{e}_{3k|Vj} = y_{3k} - \hat{y}_{3k|Vj}$ são os resíduos estimados.

Detalhando os passos do método aplicado

Como apresentado por Aasteveit e Trovik (2008), o método descrito até aqui pode ser resumido em 5 passos:

Passo 1: as variáveis são transformadas para que fiquem estacionárias e padronizadas (com média zero e variância 1). Para o *nowcast* do PIB, quando observadas no fim do trimestre essas variáveis apresentarão as variações trimestrais. Para o nowcast IPCA, no fim do mês, as variáveis apresentarão variação mensal.

Neste primeiro passo, primeiramente as variáveis deverão ser normalizadas a fim de alcançarem média zero e variância um (1). O segundo ponto será trimestralizar a diferença das variáveis (no caso do PIB), esse cálculo é demonstrado na próxima seção deste trabalho.

Passo 2: Os fatores comuns são estimados em uma amostra balanceada, utilizando o método das componentes principais.

Utilizaremos os dados disponíveis para estimar os fatores comuns das variáveis. Como foi explicado acima, este será o momento de aplicação do método das componentes principais. Pegaremos o painel balanceado, basicamente é a amostra com todos os dados disponíveis para o período como um todo, e extrairemos as componentes principais desses dados.

Passo 3: Estimamos todos os parâmetros necessários.

Com as componentes principais em mãos, poderemos estimar os parâmetros da equação de espaço (1) e da equação de estado (3). Agora, como os dados foram condensados em seus componentes principais, poderemos utilizar a estimação por MQO para estimar os parâmetros.

Passo 4: atualizamos as estimativas dos fatores comuns, $\hat{F}_{t|Vj}$, utilizando o Filtro de Kalman. Agora o modelo poderá utilizar uma amostra desbalanceada, superando o “*non-synchronous release problem*”.

Esse passo será um dos mais importantes. Em posse de todos os parâmetros poderemos utilizar o Filtro de Kalman para atualizar o valor dos fatores comuns. Aqui a dinâmica se inverte, nós abandonaremos os fatores estimados pelas componentes principais e utilizaremos aqueles produzidos pelo Filtro de Kalman. Esse ponto é muito importante porque o Filtro de Kalman atualizará os fatores comuns de forma automática. O processo de atualização do Filtro de Kalman pondera as variações nos fatores comuns de acordo com o poder preditivo de cada uma das variáveis explicativas utilizadas. Por exemplo, caso a Produção Industrial mostre grande capacidade de explicar a variação dos fatores

comuns, sua divulgação será muito relevante. Ou seja, a estimativa do fator comum poderá ser muito modificada quando a Produção Industrial for divulgada.

Passo 5: Transforma os fatores mensais estimados em trimestrais no caso do PIB, para projetar o resultado do trimestre. No caso do IPCA, transformamos os fatores semanais em mensais para projetar o IPCA.

Em posse dos fatores atualizados, poderemos utilizá-los para projetar o PIB do fim do trimestre. Caso essa estimativa mensal se encontre no último mês que compõe o trimestre (quando $q= 3k$) basta aplicar a equação (2) e estimar o PIB a partir das componentes principais. Caso a estimativa mensal se encontre nos 2 primeiros meses que compõe o trimestre ($q= 1k$ ou $2k$), ainda precisaremos produzir uma projeção do fator comum para o fechamento do trimestre. Isso será alcançado por meio da equação (3), a equação de estado do modelo possibilitará construir uma estimativa para os fatores do último mês do trimestre e utilizá-la para estimar o PIB.

Aplicando a metodologia ao IPCA

Essa metodologia poderá ser aplicada facilmente ao *nowcast* do IPCA e IPCA-15. Basicamente, a diferença se dará na periodicidade. Entre o IPCA e o IPCA-15 teremos 2 quadrissemanas, esse será o período que precisaremos antecipar os índices de inflação. Dessa forma, denotaremos como $2k-1$ e $2k$ a primeira e segunda quadrissemana que compõem a quinzena em questão. Observada essa modificação, basta implementar os 5 passos como resumidos acima.

Os resultados alcançados com a implementação desse método para o PIB e inflação brasileiros serão apresentados na seção seguinte. Adiantando alguns resultados, como os vistos em Reichlin et al. (2008), a técnica se mostrou eficiente para antecipar a dinâmica dessas variáveis.

3. Resultados Empíricos

Nesta seção serão descritos os dados utilizados, o modelo e os principais resultados encontrados na estimação dos *nowcasts* do PIB e IPCA.

3.1. Nowcast do PIB

Para a construção desse *nowcast* do PIB foram utilizadas 67 variáveis¹², em sua grande maioria são variáveis reais (aberturas da produção industrial, vendas de veículos, horas trabalhadas, faturamento real, entre outras), mas também foi empregada uma série nominal (a média mensal do Ibovespa, índice da bolsa brasileira) e alguns indicadores de difusão (confiança da indústria, nível de utilização da capacidade, entre outros). Os dados foram coletados em julho de 2018, a amostra se inicia em janeiro de 2003 e se estende até junho de 2017. Os dados de Jan/2003 até Dez/2009 serão considerados nossos dados da amostra. Serão utilizados para estimação dos diferentes modelos. Os dados de Jan/2010 até Jun/2017 serão considerados os dados fora da amostra. É importante ressaltar que esses dados não serão estritamente fora da amostra, pois não temos acesso a todos os diferentes *vintages* dos dados.

Os dados são transformados em séries estacionárias assegurando que correspondam às variações trimestrais quando observados no fim de cada trimestre. Utilizamos a mesma transformação apresentada por Aasteveit e Trovik (2008), em sua estimação para um *nowcast* do PIB da Noruega. Empregam a diferença das variáveis mensais após aplicar o logaritmo natural:

$$(x_t + x_{t-1} + x_{t-2}) - (x_{t-3} + x_{t-4} + x_{t-5}) = (1 + 2L + 3L^2 + 2L^3 + L^4) \times \Delta x_t$$

onde L é o operador *lag*. Após a transformação, as variáveis são normalizadas, para que apresentem média zero e variância 1.

Como realizado por Reichlin et al. (2008) avaliaremos o modelo por 2 exercícios distintos. No primeiro deles avaliaremos a acurácia do modelo dentro e fora da amostra, apresentando os critérios de decisão que utilizamos para escolher um dos modelos dentre as diferentes combinações possíveis.

¹² As 67 variáveis utilizadas são reportadas no Apêndice I – Figura 1.

O segundo exercício será a respeito da evolução da projeção ao longo do trimestre com a divulgação de cada um dos dados que compõe o *nowcast* para o PIB. Como vimos na seção de métodos, apresentada acima, a estimação do *nowcast* em 2 passos nos permitirá realizar a atualização das projeções a cada nova informação que se torne disponível. Buscando analisar a evolução do *nowcast* do PIB, criamos um calendário estilizado para os dados, respeitando ao máximo a ordem de divulgação de cada uma das pesquisas que incluem os dados que utilizamos na estimação do *nowcast*. Esse calendário estilizado pode ser encontrado na Figura 2 –Apêndice I.

Critério de Escolha do Modelo – Nowcast do PIB

Após decididas as variáveis, seu processo de normalização e sua estrutura de divulgação, partimos para a definição do modelo que será utilizado.

Como primeiro critério de decisão para a escolha do modelo seguimos Bernanke, Gertler e Watson (1997), que utilizam o R-quadrado como meio de identificar qual composição do modelo de fatores melhor explica o comportamento do PIB. A TABELA 1 mostra os resultados dos diferentes modelos de fatores na explicação do PIB. Ela evidencia o poder de explicação dos modelos de 1 até 4 fatores.

Por esse primeiro critério, o modelo que se mostra melhor é o construído com 3 fatores. O R-quadrado desse modelo ficou em 94%. No entanto, é importante notar que nem todos os seus fatores serão significantes a um nível de confiança de 10%. Outro ponto importante é que, por esse critério de decisão, o modelo composto por 3 fatores supera por margem pequena aqueles compostos por 2 e mesmo 1 único fator. O modelo com 4 fatores apresenta performance muito pobre, explicando pouco da variância do PIB, por esse critério.

Tabela 1 – Resultados dos Modelos de Fatores para o PIB.

Número de Fatores	1 Fator	P-Valor	2 Fatores	P-Valor	3 Fatores	P-Valor	4 Fatores	P-Valor
Intercepto	1,26	0,00%	1,31	0,0%	1,28	0,0%	1,47	3,5%
1º Fator	3,80	0,00%	0,96	1,9%	0,86	14,9%	0,01	3,6%
2º Fator	x	x	-0,86	18,5%	0,85	2,4%	-0,02	3,6%
3º Fator	x	x	x	x	3,20	0,0%	0,08	4,1%
4º Fator	x	x	x	x	x	x	0,00	1,8%
R-quadrado	0,89		0,92		0,94		0,39	
R-quad. Ajust.	0,89		0,91		0,93		0,25	
Estat.-F	174,9		115,1		101,0		2,9	

Como um segundo critério de decisão empregamos uma avaliação do modelo fora da amostra. Foram construídos 14 diferentes modelos e avaliamos suas performances nos 8 primeiros trimestres (2 anos), fora da amostra. Para comparar os diferentes modelos, foram utilizadas 3 métricas diferentes: a média do erro absoluto (MAE), a raiz quadrada do erro quadrático (RMSE) e o erro máximo absoluto (EMA). Essas medidas são comumente utilizadas na avaliação de modelos, um exemplo pode ser encontrado em Garcia, Medeiros e Vasconcelos (2017), nesse artigo avaliaram a acurácia de diversos modelos que projetam a inflação brasileira utilizando as primeiras duas medidas descritas acima.

Diferente do modelo construído por Reichlin et al. (2008), também foram testados modelos com defasagens do PIB, vale notar que as defasagens podem ser empregadas facilmente na versão vetorial do modelo.

Tabela 1 - Mostra as métricas MAE, RMSE e EMA dos modelos com diferentes números de fatores e defasagens. A performance relativa pode ser vista na classificação dada pelo rank dos melhores modelos.

Escolhendo o Melhor Modelo para o Nowcasting														
Nome do Modelo	Mod.1	Mod.2	Mod.3	Mod.4	Mod.5	Mod.6	Mod.7	Mod.8	Mod.9	Mod.10	Mod.11	Mod.12	Mod.13	Mod.14
Núm. de Fatores	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	3	3	3	3
Núm. de Defasagens	0	1	2	3	4	0	1	2	3	4	0	1	2	3
MAE	0,43	0,27	0,34	0,16	0,10	0,34	0,38	0,31	0,39	0,33	0,82	0,71	0,63	0,63
RMSE	0,51	0,38	0,35	0,20	0,13	0,37	0,42	0,37	0,48	0,42	0,90	0,76	0,66	0,70
EMA	0,71	0,70	0,43	0,33	0,22	0,57	0,59	0,65	0,77	0,71	1,41	1,08	0,97	1,09
Rank dos Melhores Modelos														
MAE	10	3	7	2	1	6	8	4	9	5	14	13	12	11
RMSE	10	6	3	2	1	5	8	4	9	7	14	13	11	12
EMA	9	7	3	2	1	4	5	6	10	8	14	12	11	13

A TABELA 2 evidencia que o melhor modelo é o que utiliza 1 fator e 4 defasagens. No entanto, como podemos ver na TABELA 3, o modelo com 4

defasagens é composto por variáveis que não são significativas mesmo aceitando um largo intervalo de confiança. Dessa forma, como estamos buscando consistência ao longo do tempo, foi utilizado o segundo melhor modelo do *rank* apresentado na TABELA 4, o modelo com 1 fator comum e 3 defasagens.

Tabela 3 - Análise dos modelos com 1 fator e diferentes defasagens.

Número de Fatores	0 defasagens	P-Valor	1 def.	P-Valor	2 def.	P-Valor	3 def.	P-Valor	4 def.	P-Valor
Intercepto	1,26	0,00%	1,51	0,00%	1,66	0,00%	1,43	0,00%	1,32	0,00%
1º Fator	3,80	0,00%	4,01	0,00%	3,47	0,00%	3,64	0,00%	3,58	0,00%
PIB Def. 1 Trim.	x	x	-0,22	0,05%	-0,19	0,02%	-0,11	8,68%	-0,10	12,35%
PIB Def. 2 Trim.	x	x	x	x	-0,21	0,07%	-0,18	0,29%	-0,15	3,32%
PIB Def. 3 Trim.	x	x	x	x	x	x	0,13	6,30%	0,13	6,63%
PIB Def. 4 Trim.	x	x	x	x	x	x	x	x	0,06	43,78%
Erros Fora da Amostra										
R-quadrado	0,89		0,94		0,97		0,97		0,98	
R-quad. Ajust.	0,89		0,94		0,96		0,97		0,97	
Estat.-F	174,94		163,65		197,30		171,77		134,72	
MAE	0,43		0,27		0,34		0,16		0,10	
RMSE	0,51		0,38		0,35		0,20		0,13	
EMA	0,71		0,70		0,43		0,33		0,22	

Uma vez escolhido o melhor modelo, passamos agora a relatar os resultados empíricos encontrados com sua implementação.

Resultados Empíricos – *Nowcast* do PIB

O modelo construído conseguiu replicar com grande acurácia o comportamento dos dados dentro da amostra, apresentando elevado R-quadrado. Dentre todos os modelos construídos, esse também apresentou o melhor resultado fora da amostra, com parâmetros consistentes e que se mostraram significativos a níveis razoáveis de significância estatística. Buscando uma referência adequada para a comparação do *nowcast* utilizamos o histórico de projeções do Relatório Focus do Banco Central do Brasil (BCB).

O BCB começou a coletar as expectativas do mercado em 1999, as projeções presentes no Relatório Focus são elaboradas por instituições do mercado financeiro, tais como bancos, gestoras de recursos e consultorias. Essas instituições possuem equipes especializadas que projetam as principais variáveis macroeconômicas. Atualmente existem cerca de 140 cadastros habilitados a inserir expectativas no sistema que coleta os dados para a confecção do relatório.

Segundo o BCB, a grande maioria das instituições alteram suas projeções semanalmente, o que evidencia uma constante atualização dessas expectativas. Outro incentivo, para que as instituições busquem informar as expectativas mais acuradas o possível, é o *rank* atualizado mensalmente pelo BCB que premia as instituições mais precisas com a presença no Top 5 do Relatório Focus, onde aparecem as 5 instituições que mais acertaram dentre todas que integram o relatório. Dessa forma, podemos arguir que o Relatório Focus reúne as expectativas de um elevado número de profissionais que recebem o correto incentivo para apresentar as projeções mais acuradas o possível. Por esse motivo as projeções presentes no Relatório Focus foram escolhidas como base de comparação em relação aos modelos apresentados nesse artigo. Sempre informaremos a raiz quadrada do erro quadrático (RMSE) do modelo e compararemos ao Focus. Vale lembrar que o IBGE não fornece os diferentes *vintages* para os dados do PIB, dessa forma, compararemos as projeções do Focus com o *vintage* disponível no momento que os dados foram coletados (Jul/2018). A metodologia do PIB já foi revisada algumas vezes¹³, isso prejudica a comparação das projeções do Focus com o resultado realizado do PIB. Vale notar que as projeções apresentadas no Relatório Focus dão conta da variação anual do PIB, diferença percentual do trimestre de referência contra o PIB de 4 trimestres anteriores.

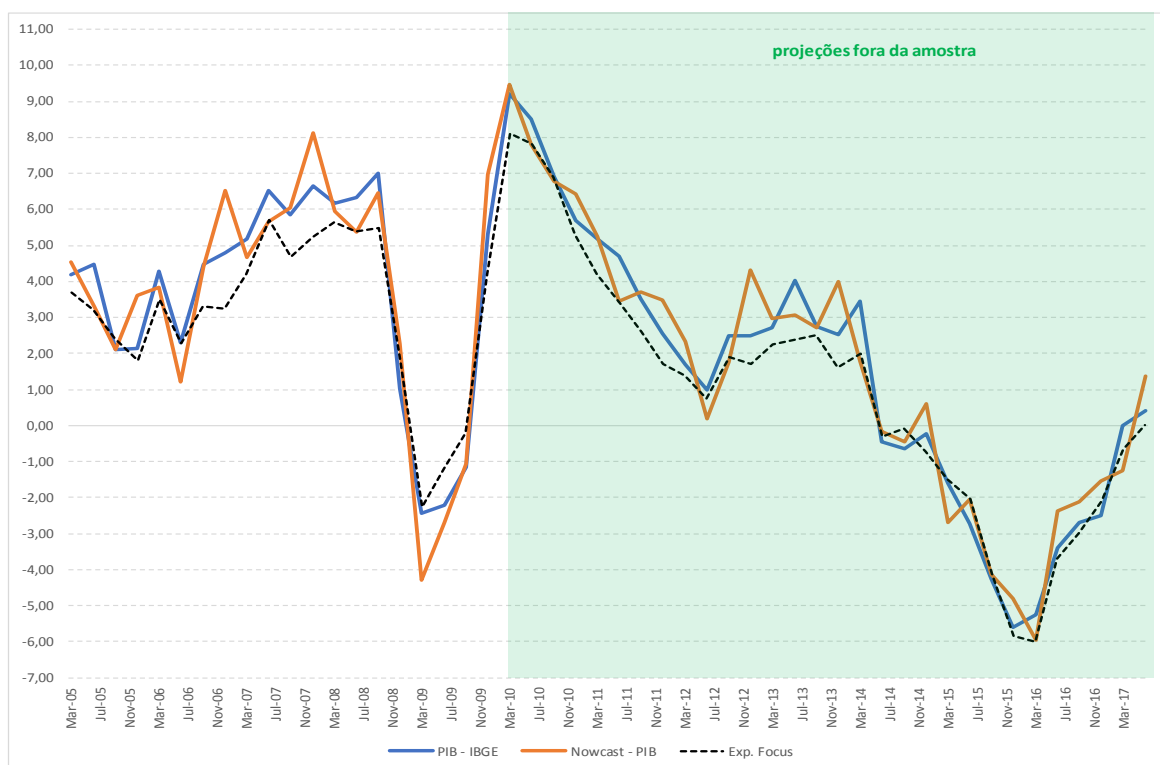
Como vimos acima, o modelo escolhido para realizar o nowcast do PIB apresenta 1 fator comum e um choque ($q=1$ e $r= 1$), também utilizamos 3 defasagens do PIB, o que está de acordo com a representação vetorial do modelo.

Utilizado para prever o PIB em sua comparação interanual, **o nowcast apresentou RMSE médio de 0,61p.p.** para as projeções **fora da amostra**, que compreendem o período de Jan/2010 até Jun/2017. Esse resultado é ao menos tão bom quanto o RMSE médio das projeções presentes no Relatório Focus, **que ficaram em 0,73p.p.**, um pouco acima do resultado do *nowcast*.

¹³ Mais detalhes sobre as revisões podem ser encontrados no site do IBGE (<https://www.ibge.gov.br/estatisticas-novoportal/economicas/servicos/9052-sistema-de-contas-nacionais-brasil.html?edicao=22960&t=sobre>)

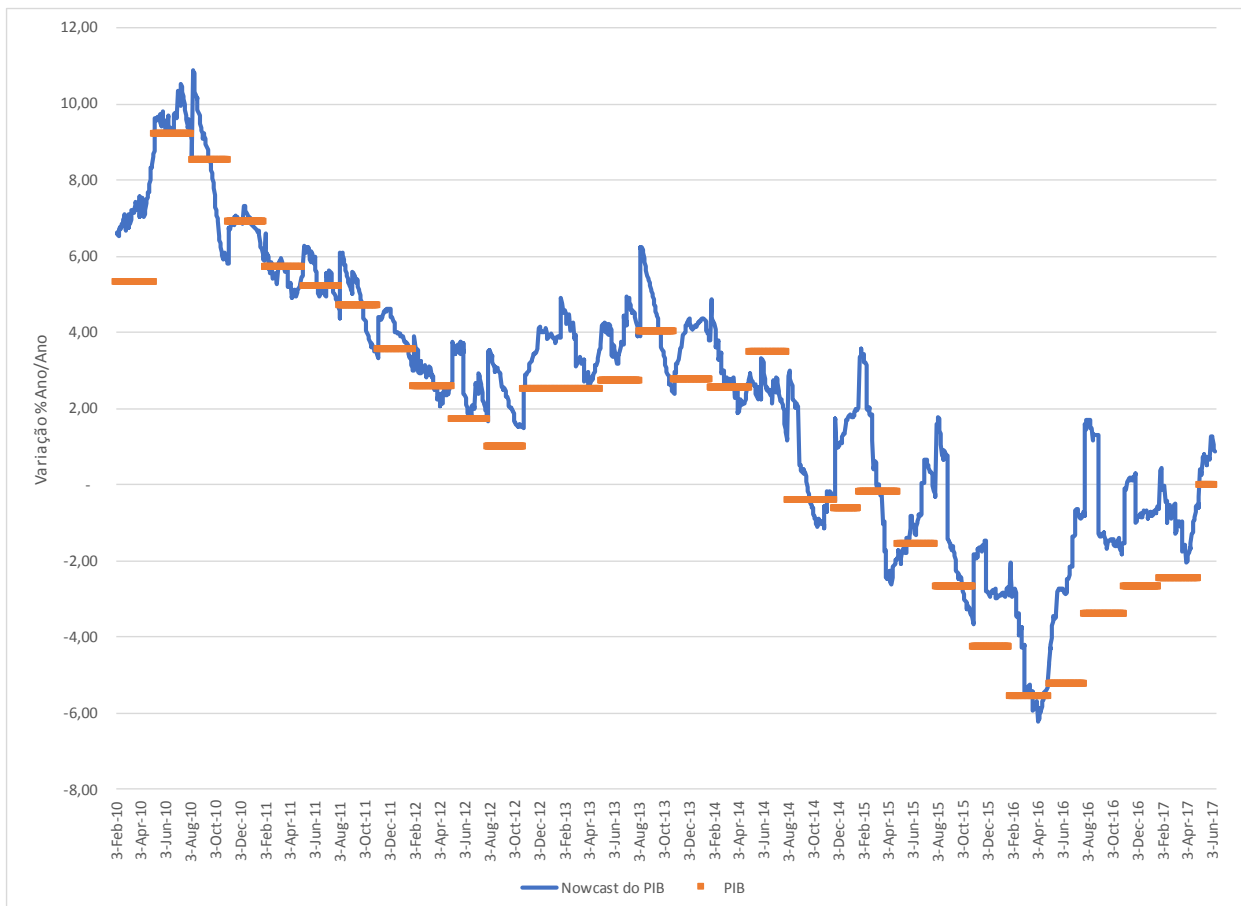
Os resultados das projeções, do PIB realizado e do Focus podem ser visto no Gráfico 1. É interessante notar que as projeções se mostram consistentes para difentes dinâmicas de crescimento do PIB. Logo no início dos dados considerados fora da amostra, o PIB brasileiro apresenta elevado ritmo de crescimento na comparação anual. Esse ritmo é atenuado, de Jun/2011 até o início de 2014, quando a economia cresce mais lentamente, próximo a 3,0% na comparação anual. O *nowcast* se mostra consistente com essa dinâmica de crescimento. Por fim, a economia brasileira entra em forte recessão ao longo de 2014, ainda assim o *nowcast* é capaz de capturar a dinâmica do PIB nesse período recessivo.

Gráfico 1 - Taxa de Crescimento Anual do PIB Brasileiro - comparação com as projeções do nowcast construído e com as projeções do Relatório Focus.



O *nowcast* também permitirá realizar um acompanhamento diário da estimativa do PIB. Seguindo nosso calendário estilizado (Figura 2 - Apêndice I), construímos um acompanhamento diário do crescimento do PIB. Ou seja, a cada nova variável disponibilizada, nossa leitura para o PIB é atualizada, como pode ser visto no Gráfico 2.

Gráfico 2 - Medida de Nowcast do PIB comparada ao PIB realizado – Taxa de crescimento do trimestre contra o mesmo trimestre no ano anterior.

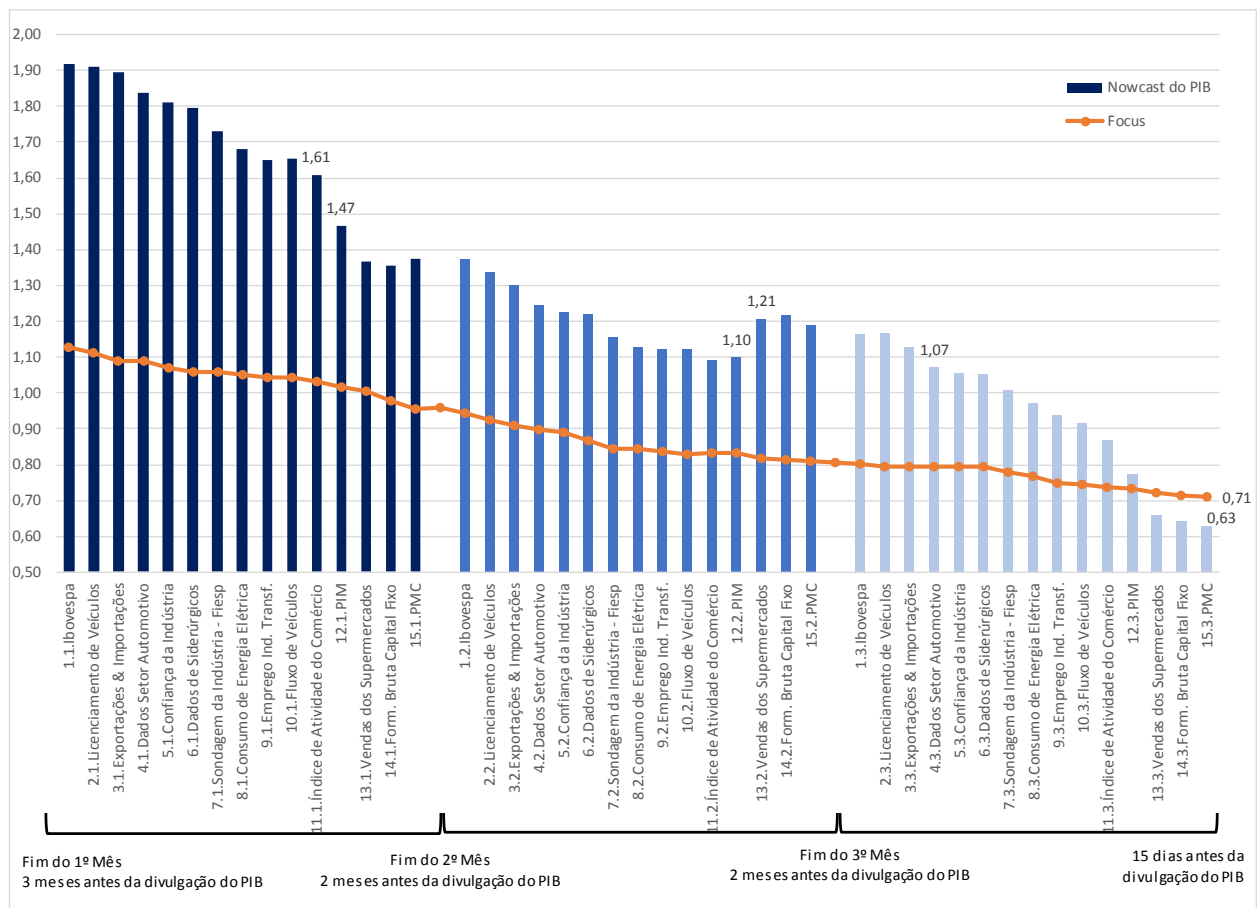


Até aqui conseguimos ver que o *nowcast* do PIB foi capaz de se manter consistente por um elevado período de tempo (aproximadamente 7 anos), replicando mudanças relevantes na dinâmica de crescimento do PIB brasileiro.

A vantagem do método empregado é que podemos analisar ainda quais variáveis são mais relevantes para as mudanças das projeções do *nowcast* do PIB. O Gráfico 3 mostra a evolução do erro do *nowcast* ao longo do trimestre de referência até a divulgação do PIB. Para construir essa evolução utilizamos o calendário estilizado apresentado no Apêndice I - Figura 2. Os dados que utilizamos são divulgados por 15 diferentes pesquisas, foram numerados por sua disponibilidade, recebendo o número 1 o Ibovespa, disponível logo no fechamento do mês, por ser um dado diário, e 15 as vendas no varejo, dado mais atrasado de todos.

Podemos ver que a evolução do RMSE médio fora da amostra está em linha ao encontrado por Reichlin et al. (2008). O erro é maior no início do trimestre, recuando à medida que novas informações são disponibilizadas.

Gráfico 3 – Evolução do RMSE Médio por Divulgação - Nowcast do PIB vs Focus



Comparamos a evolução do erro do *nowcast* com aquela apresentada pelo Relatório Focus. Isso é possível pois os registros das expectativas são disponibilizados diariamente. Assim, conseguimos recuperar as projeções defasadas para os trimestres de referência e construir a evolução dos erros do relatório.

Conseguimos ver no Gráfico 3 que o Relatório Focus apresenta erros menores que o *nowcast* do PIB no início do trimestre. Atribuímos isso ao fato dos analistas especializados poderem lançar mão de modelos para diferentes horizontes. Escolhendo dentro desse leque de possibilidades aqueles mais adequados dado a distância do horizonte de projeção. Enquanto isso, o *nowcast* é apenas 1 único modelo que tentará replicar o comportamento do PIB durante todo

o trimestre de referência, mas que apresentará seu melhor resultado quando todas as informações forem reveladas, ou seja, no final do período.

Com a evolução dos erros, conseguimos notar que o nível de acurácia do *nowcast* se aproxima do Focus após a divulgação da PIM (Pesquisa Industrial Mensal do IBGE) do 3º mês que compõe o trimestre de referência. O erro do *nowcast* se torna menor que o do Focus com a divulgação do Índice de Vendas no Varejo da Abras (Associação Brasileira de Supermercados) do último mês do trimestre.

Outros pontos que merecem algum destaque são: a divulgação da primeira PIM do trimestre é quando o erro de projeção apresenta a queda mais acentuada, mas ainda se mantém em elevado patamar. O aumento do erro que ocorre na divulgação do Índice de Vendas no Varejo da Abras no 2º mês do trimestre, que só volta ao patamar anterior com a divulgação dos dados do setor automotivo.

Ainda que esses pontos mereçam alguma atenção, é relevante o fato do erro de projeção declinar gradualmente ao longo do trimestre. Nenhuma das variáveis utilizadas no *nowcast* gera uma mudança abrupta nas projeções.

3.2. Nowcast do IPCA

Para a construção do *nowcast* do IPCA utilizamos a mesma metodologia empregada para o PIB e descrita na seção metodológica. Modificamos apenas alguns pontos para criar o *nowcast* do IPCA. Primeiro, os dados do IPCA e IPCA-15 foram encadeados, ou seja, essas pesquisas foram consideradas como semelhantes, considerando apenas a sua diferença temporal. Dessa forma, nosso objetivo passou a ser criar um *nowcast* para a inflação quinzenal. A segunda diferença é que as variáveis explicativas, que serão utilizadas para criar o *nowcast* da inflação, serão semanais, e não mensais como as empregadas no *nowcast* do PIB. Dessa forma, nossa equação ponte (*bridge equation*) precisará ligar os dados divulgados no decorrer dessas duas semanas até o fechamento da quinzena. Por fim, o *nowcast* do IPCA contará com variáveis diárias e semanais. Trataremos todas as variáveis diárias como referentes ao dia de fechamento da semana de

referência, ou seja, a variável diária divulgada na terça-feira da 1ª semana será tratada como o resultado semanal, que ficará disponível apenas na sexta-feira. Essa simplificação permitirá uma atualização diária do nowcast IPCA.

Os dados que compõe o nowcast IPCA começam em Abr/2010 e vão até Jun/2017. Para estimar os modelos foram utilizados os dados de Abr/2010 até Nov/2011. Vale notar que teremos disponíveis 1 (uma) divulgação do IPCA e IPCA-15 por mês, dessa forma, nossa amostra para a estimação do modelo conta com 38 observações encadeadas divididas entre as duas medidas. Utilizamos o período compreendido entre Dez/2011 e Jun/2017 como os dados fora da amostra. Vale notar que os dados de inflação no Brasil não são revisados para trás, assim, esses dados serão fora da amostra de fato.

Para construir o *nowcast* IPCA foram utilizadas 12 diferentes variáveis, listadas no Apêndice I – Figura 3. Essas variáveis são produzidas por 3 diferentes pesquisas. A primeira é o Monitor Diário de Inflação da Fundação Getúlio Vargas (FGV), uma pesquisa diária e privada, disponível apenas para assinantes. O monitor busca replicar a inflação medida pelo IPCA, ele sozinho pode ser interpretado como um *nowcast* para o IPCA. São utilizadas as aberturas dos grupos que compõe o monitor. A segunda pesquisa é do IPC-S, também produzido pela FGV. É uma pesquisa semanal de acesso público. A terceira pesquisa é o IPC-Fipe, produzido pela Fundação Instituto de Pesquisas Econômicas (Fipe), utilizo apenas os dados referentes aos grupos Alimentação e Vestuário que compõe o índice, que também é de acesso público.

Vale ressaltar que os dados utilizados já são estacionários e estão em variação mensal no fim do período de referência. Isso acontece pois representam a inflação mensal até a semana de referência contra a mesma semana do mês anterior. Para os dados diários, a inflação medida na semana de referência será sempre o último dado reportado nessa semana. Para construir um *nowcast* diário, os dados semanais foram repetidos diariamente até que os dados da semana subsequente ficassem disponíveis, enquanto foi permitida a entrada diária dos dados do Monitor de Inflação.

Tabela 2 - Calendário estilizado da divulgação das variáveis do *nowcast* do IPCA.

Ordem de Disponibilidade	Variável	Período Aproximado	Defasagem de Divulgação		Frequência	Instituto	Disponibilidade
			Semanas	Dias			
1	Monitor Diário de Inflação	Diário	0	1	Diário	FGV	Privado
2	IPC FIPE	próx. ao 3º dia da sem. subsequente	0	3	Semanal	Fipe	Público
3	IPC-S	próx. ao 3º dia da sem. subsequente	0	3	Semanal	FGV	Público

Também foi construído um calendário estilizado da divulgação de cada uma das pesquisas que compõe o *nowcast* IPCA. Esse calendário é muito mais simples que o apresentado para o PIB, pois reunimos dados de apenas 3 fontes distintas. A defasagem entre o fechamento da semana de referência e da divulgação dos dados é muito pequena. O monitor é de apenas 1 dia, pois ele é diariamente disponibilizado, enquanto os índices semanais são divulgados com dias de atraso. Essas informações estão presentes na TABELA 4.

Após decididas as variáveis e sua estrutura de divulgação, definimos o melhor modelo utilizando os mesmos critérios apresentados para o *nowcast* do PIB. Os detalhes que mostram os critérios de escolha para o modelo do *nowcast* IPCA podem ser vistos no Apêndice II.

Resultados Empíricos – *Nowcast* do IPCA

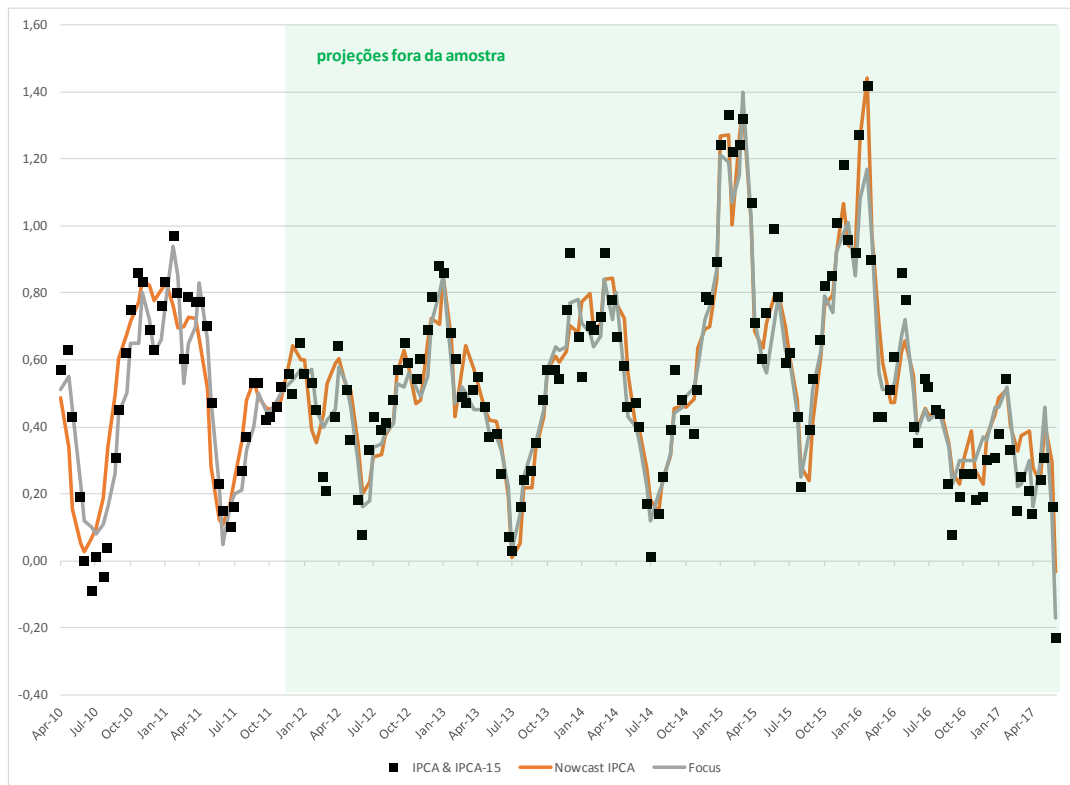
O modelo construído conseguiu replicar com grande acurácia o comportamento dos dados dentro da amostra, apresentando elevado R-quadrado. Dentre todos os modelos construídos, também foi aquele que apresentou melhor resultado fora da amostra com parâmetros consistentes, que se mostraram significativos a níveis razoáveis de significância estatística. Buscando uma referência adequada para a comparação do *nowcast* IPCA, também utilizamos o histórico de projeções do Relatório Focus do Banco Central do Brasil (BCB).

Como pode ser visto no Apêndice II, o modelo escolhido para realizar o *nowcast* do IPCA apresenta 1 fator comum e um choque ($q=1$ e $r=1$).

Utilizado para prever o IPCA e o IPCA-15 encadeados em sua comparação mensal, o *nowcast* apresentou **RMSE médio de 0,08p.p.** para as projeções **fora da amostra**, que compreendem o período de Abr/2010 até Jun/2017. Esse

resultado se mostra comparável ao RMSE médio das projeções presentes no Relatório Focus, **que ficou em 0,07p.p.**

Gráfico 4 – Resultado encadeado do IPCA e IPCA-15 - comparação com as projeções do *nowcast* construído e com as projeções do Relatório Focus.

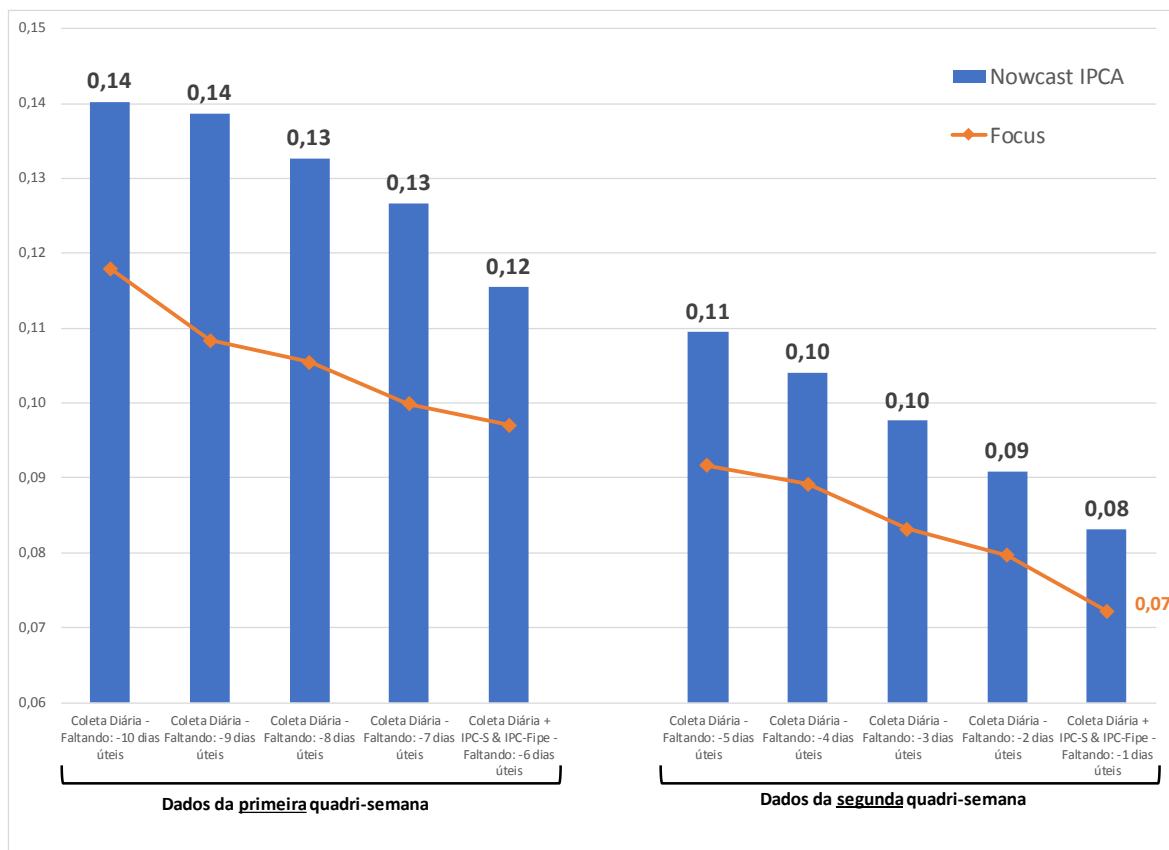


Os resultados das projeções, do IPCA realizado e do Focus podem ser vistos no Gráfico 4. O *nowcast* conseguiu reproduzir os movimentos do IPCA em um período de grande volatilidade da inflação. Visualmente, conseguimos notar que a inflação respeita uma dinâmica relativamente estabelecida de 2010 até o início de 2014. No final de 2014 a dinâmica do IPCA parece se alterar, a inflação se sustenta em um nível mais elevado e com maior volatilidade entre os meses. Isso perdura até meados de 2016, quando a inflação mensal passa para um nível mais baixo que o registrado nos anos anteriores. Ainda que tenha sido construído com dados que vão apenas até Nov/2011, o *nowcast* conseguiu replicar o movimento do IPCA e se aproximar da performance das projeções do Focus durante todo esse período, isso é uma grande evidência de consistência do modelo.

Até aqui conseguimos ver que o *nowcast* do IPCA foi capaz de se manter consistente por um elevado período de tempo (aproximadamente 5 anos), replicando mudanças relevantes na dinâmica da inflação brasileira.

Como fizemos para o *nowcast* do PIB, a vantagem do método empregado é que podemos analisar ainda quais variáveis são mais relevantes para as mudanças das projeções do *nowcast* do IPCA. O Gráfico 5 mostra a evolução do erro do *nowcast* ao longo da quinzena de referência até a divulgação do IPCA ou IPCA-15. Para construir essa evolução utilizamos o calendário estilizado apresentado na TABELA 4.

Gráfico 5 – Evolução do RMSE Médio por Divulgação - *Nowcast* do IPCA vs Focus



Podemos ver que a evolução do RMSE médio fora da amostra também está alinhada ao encontrado por Reichlin et al. (2008). O erro é maior no início do trimestre, recuando à medida que novas informações são disponibilizadas.

Comparamos a evolução do erro do *nowcast* com aquela apresentada pelo Relatório Focus. Isso é possível pois os registros das expectativas são

disponibilizados diariamente. Assim, conseguimos recuperar as projeções defasadas para as quinzenas de referência e construir a evolução dos erros do relatório.

Conseguimos ver no gráfico que o Relatório Focus apresenta erros menores que o *nowcast* do IPCA no início do trimestre. Atribuímos isso ao fato dos analistas especializados poderem lançar mão de modelos distintos para diferentes horizontes, outro fator importante é que os analistas podem utilizar uma projeção contábil para os itens administrados que compõe o IPCA, como os reajustes nas tarifas de energia, ônibus e no preço da gasolina. Fazem isso através de um acompanhamento detalhado das notícias referentes a tais reajustes, o que não é possível replicar utilizando o *nowcast*.

Com a evolução dos erros conseguimos notar que o nível de acurácia do *nowcast* se aproxima do Focus, chegando à uma diferença de 0,01p.p. na divulgação do último dado da quinzena de referência. Outro ponto que merece atenção é o fato da divulgação das pesquisas semanais melhorar a acurácia do modelo, conseguimos ver que o RMSE médio cai quando os dados semanais são disponibilizados.

Também é relevante o fato do erro de projeção declinar gradualmente ao longo da quinzena, as mudanças com maior amplitude ocorrem nas divulgações dos dados semanais.

3.3. Conclusões Sobre os Resultados Empíricos dos *Nowcasts*

Os *nowcasts* mostraram capacidade de replicar o PIB e a inflação brasileira por um prolongado período de tempo e foram capazes de permanecer consistentes mesmo diante de mudanças relevantes na dinâmica das variáveis. O *nowcast* do PIB conseguiu replicar a forte queda no período da grande recessão, enquanto o *nowcast* IPCA foi capaz de mimetizar a aceleração inflacionária compreendida entre 2014 e 2016.

As projeções oriundas dos *nowcasts* também mostraram performance próxima das presentes no relatório Focus, que reúne as expectativas dos profissionais do mercado financeiro brasileiro. Essa comparação demonstra o poder preditivo dos modelos apresentados.

Após estimados os resultados dos *nowcasts*, os utilizaremos para realizar um estudo inédito para a economia brasileira. Aplicaremos seus resultados em um acompanhamento diário de uma regra de Taylor construída para o BCB. Esse estudo será apresentado na seção seguinte.

4. Aplicação Empírica dos Nowcasts – Derivando uma Regra de Taylor Diária para o BCB

Nesta última seção aplicaremos os resultados dos *nowcasts* em um acompanhamento diário de uma Regra de Taylor estimada para o Banco Central do Brasil (BCB). Essa aplicação é motivada pelos pontos expostos no início deste trabalho. A estimação dos modelos em alta frequência é importante para a implementação da política monetária, pois os *policy makers* envolvidos no processo decisório necessitam construir cenários econômicos sob informação incompleta. Pelo lado privado, as decisões de investimento também precisam ser feitas em um ambiente com informação limitada. Nosso acompanhamento diário da Regra de Taylor para o BCB buscará analisar se os modelos apresentados nesta dissertação contêm informações relevantes para o acompanhamento do cenário econômico e para o auxílio na tomada de decisões.

Estimaremos uma Regra de Taylor simples, aplicando o formato proposto por Bogdanski, Tombini e Werlang (2000):

$$i_t = B_1 i_{t-1} + B_2 (\pi_t - \pi^*) + B_3 (h_t) + B_4$$

onde, i_t é a taxa de juros, objeto de estudo, $(\pi_t - \pi^*)$ é o diferencial entre a inflação registrada pelo IPCA e a meta de inflação do BCB e h_t será a medida de hiato do produto.

Nosso primeiro passo será estimar esse simples modelo para a economia brasileira. Estimamos esse modelo pelo método dos Mínimos Quadrados Ordinários (MQO). Para a estimação do modelo foram utilizados dados na frequência trimestral, as séries utilizadas iniciam no 1º trimestre de 2004 e terminam no 3º trimestre de 2018.

Utilizamos como medida de inflação o IPCA, índice oficialmente perseguido pelo BCB na implementação das metas de inflação. A taxa de juros escolhida foi o Depósito Interbancário Taxa-pré para 1 mês à frente (Taxa DlxPré – 1m). Essa taxa foi preferida à Selic pois desejamos utilizar uma medida que fosse muito ligada à taxa Selic mas que pudesse flutuar diariamente no mercado

financeiro. Como medida de hiato foi utilizada a diferença entre o PIB e a sua tendência dada pelo filtro Hodrick-Prescott (HP).

O modelo construído é formado por 2 defasagens de cada uma das variáveis. Os resultados dessa estimação podem ser vistos na TABELA 5. Todos os componentes do modelo são significativos. Seus coeficientes também estão de acordo com a teoria econômica. Quando a medida de Hiato sobe (o PIB fica acima do potencial) isso resulta em um aumento da taxa de juros. Quando a inflação se eleva, o modelo indica que a taxa de juros também sobe. Ou seja, a regra de Taylor evidencia que o BCB trabalhou ao longo desses anos para evitar desvios do PIB potencial e da inflação em relação a meta. Outro ponto é a relevância das defasagens da taxa de juros, o que mostra que o BCB vem implementando as mudanças na taxa de juros de forma gradual.

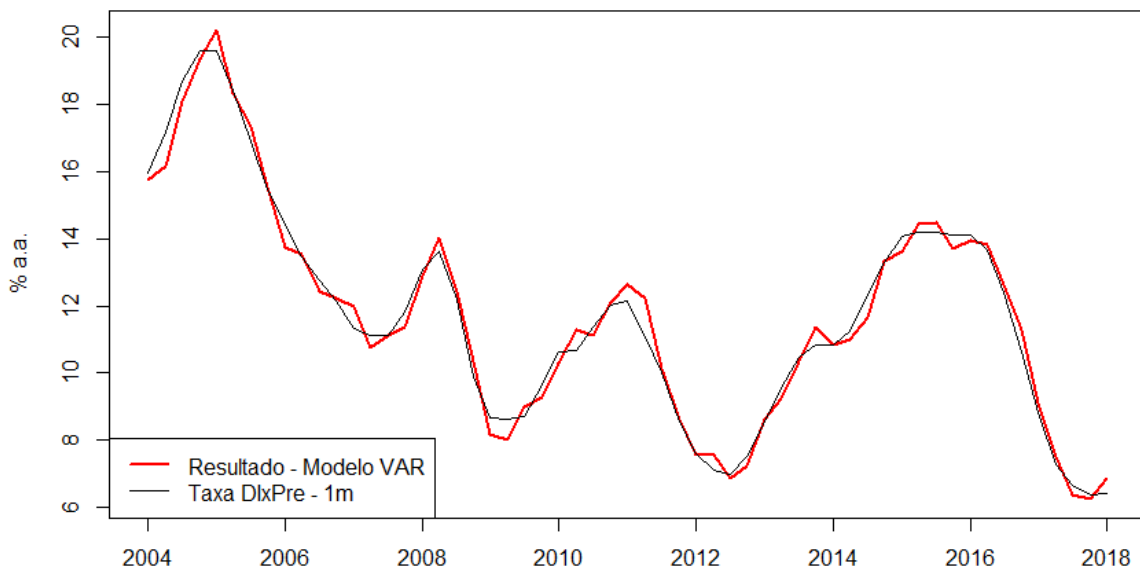
Tabela 5 – Resultados do modelo referentes à estimação da Taxa DIxPré – 1m

Var. Explicativa	Parâmetro	Erro Padrão	t-value	Pr(> t)	
Hiato (em t)	0,29	0,065	4,43	5,15E-05	***
IPCA (em t)	0,30	0,090	3,329	0,0016	**
DIxPré (em t-1)	1,67	0,104	16,032	6,00E-05	***
Hiato (em t-1)	-0,27	0,062	-4,408	2,00E-16	***
IPCA (em t-1)	-0,26	0,088	-2,935	5,20E-03	**
DIxPré (em t-2)	-0,70	0,105	-6,669	0	***
Constante	0,13	0,346	0,346	7,06E-01	

Sig. Codigo: 0 "****" 0,001 "****" 0,01 "****" 0,05 "****" 0,1 "****" 1

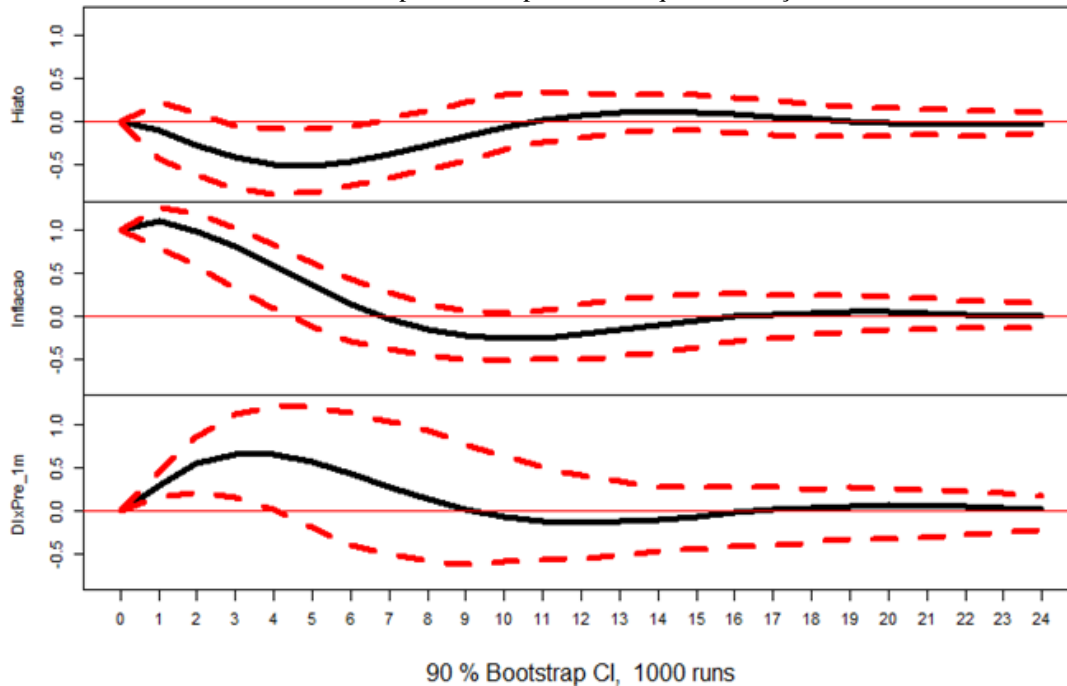
O Gráfico 6 mostra a performance do modelo comparada a taxa de juros realizada. Ainda que seja simples, esse formato da Regra de Taylor se mostra capaz de explicar grande parte da variância da taxa de juros. O impulso resposta da inflação sobre as demais componentes do modelo também se mostra condizente com os resultados da literatura. Podemos ver no Gráfico 7 que o aumento de 1 desvio padrão na inflação gera um aumento na taxa de juros e isso, por sua vez, resulta em um impacto negativo no PIB. A normalização da inflação faz com que a taxa de juros também se acomode.

Gráfico 6 – Modelo vs Taxa de Juros Realizada



Em posse dos parâmetros estimados, os utilizaremos para construir a uma regra de Taylor diária para a economia brasileira. Primeiramente, utilizamos o acompanhamento diário do crescimento do PIB, que foi produzido seguindo nosso calendário estilizado dos dados. Como demonstrado na 3ª seção, o *nowcast* apresenta boa aderência ao resultado realizado do PIB e mostra acurácia semelhante às projeções produzidas pelos analistas profissionais que compõem a pesquisa Focus. No entanto, é importante reconhecer que durante a grande recessão, que começa em 2014 e se arrasta até 2016, os erros do modelo se mostraram maiores.

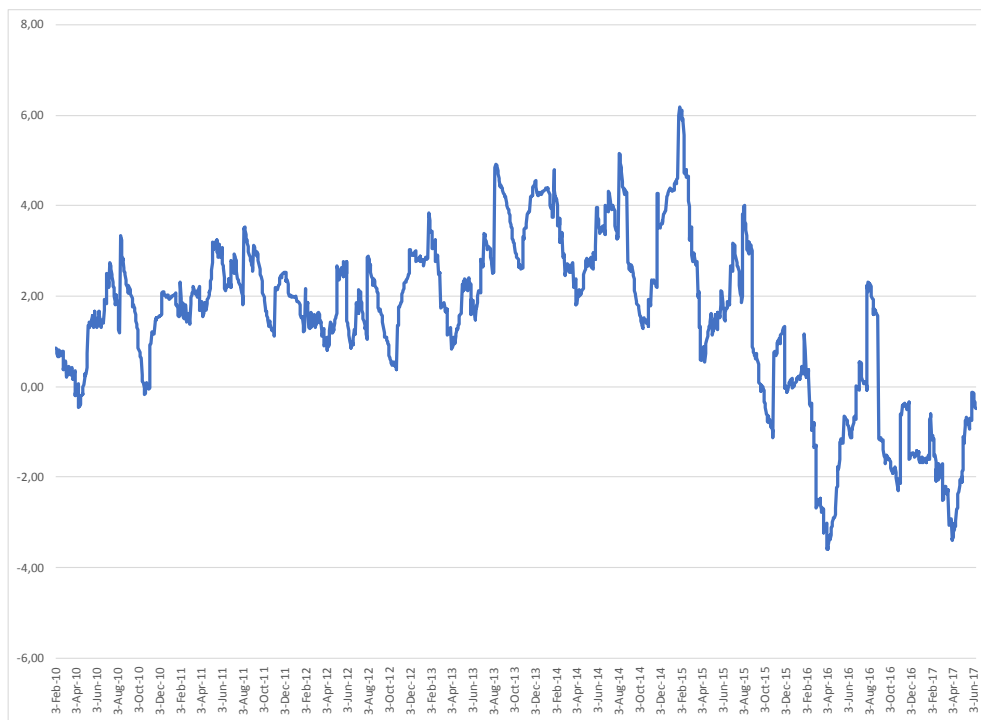
Gráfico 7 – Resposta ao Impulso – Choque de Inflação



Alcançadas as projeções diárias para o *nowcast* do PIB, o passo seguinte será construir uma medida diária do hiato do produto. Basicamente fizemos a diferença entre a tendência do PIB, dada pelo filtro HP, e a nossa medida diária do PIB. Os resultados desse hiato diário podem ser vistos no Gráfico 8. Enfim, a evolução diária do *nowcast* IPCA também foi apresentada na Seção 3 e pode ser observada no Gráfico 3 apresentado nessa seção.

Dessa forma, basta aplicar sobre os resultados dos *nowcasts* os parâmetros da regra de Taylor estimada para a periodicidade trimestral. Isso tornará possível realizar um acompanhamento diário da regra de Taylor, que pode ser visto no Gráfico 9. Vale ressaltar que respeitamos a periodicidade trimestral dos parâmetros, para isso, utilizamos como a primeira defasagem trimestral a média do 1° ao 66° dia útil anterior ao que a regra de Taylor foi computada, para a segunda defasagem foi utilizada a média do 67° ao 132° dia. Dessa forma, a única diferença para a estimação trimestral será o fato de atualizarmos essas médias diariamente, com a captura de novas informações pelos *nowcasts*.

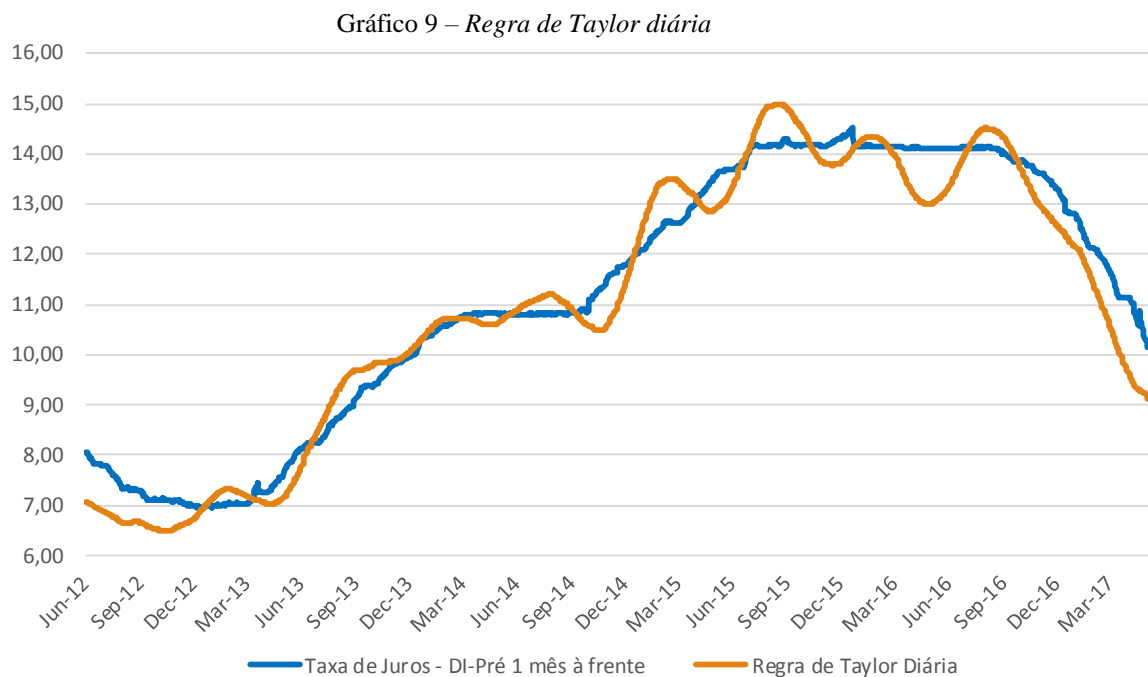
Gráfico 8 – Medida diária para o hiato do produto



Podemos ver que a regra de Taylor consegue replicar grande parte dos movimentos da taxa de juros diária, podendo ser interpretado como uma evidência que os *nowcasts* detêm informações relevantes para explicar o comportamento da taxa de juros de curto prazo. Um segundo passo será verificar se as discrepâncias entre a Taylor diária e a taxa de juros de curto prazo podem ser qualificadas como choques monetários.

Como foi descrito na Seção 1 desta dissertação, devido à impossibilidade de qualificar a relevância da informação dada pelos *nowcasts* para a condução da política monetária e a existência de períodos nos quais a acurácia dos modelos é duvidosa, não afirmaremos que os resultados aqui apresentados representam estritamente os choques monetários como os produzidos por Romer e Romer (2004), mas os consideraremos aproximações do que seriam esses choques, os denominaremos “*proxy* para os choques monetários”. No decorrer das próximas páginas buscaremos entender a relevância dessa *proxy* realizando 2 (duas) investigações. Primeiro, compararemos os resultados dos choques com documentos históricos, buscando identificar correlação desses choques com ações de política monetária. Segundo, verificaremos se os choques monetários estão ligados às alterações dos parâmetros da regra de Taylor do BCB ao longo do

tempo, ou seja, verificaremos se os choques podem estar associados a mudanças nas preferências do BCB.

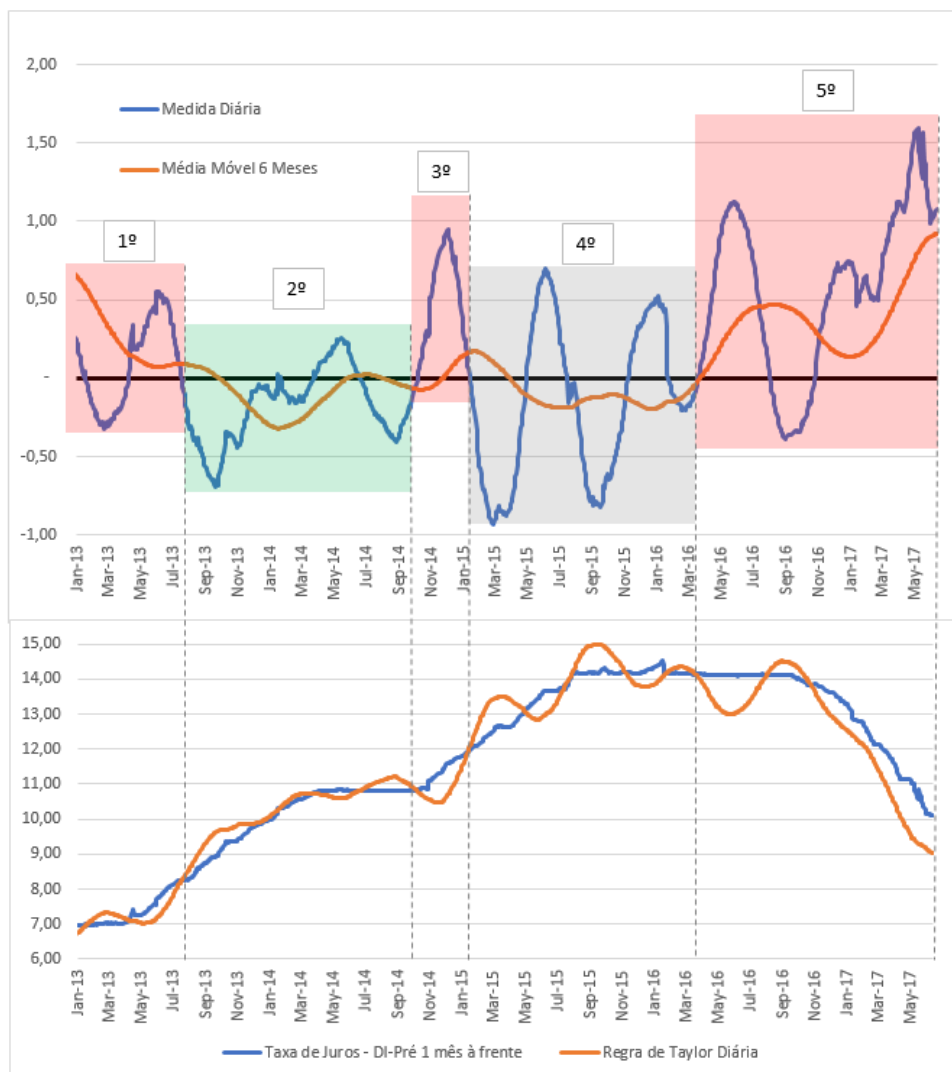


O Gráfico 10 mostra a *proxy* para a medida dos choques monetários diários que construímos a partir da diferença entre a regra de Taylor diária e a Taxa DIxPré – 1m. Os choques diários e a taxa de juros são apresentados em pontos percentuais (p.p.). Para o intervalo de tempo que o *nowcast* foi estimado, acreditamos que 5 diferentes períodos merecem ser destacados. Relacionamos os choques com os eventos de política monetária ocorridos na época, buscando traçar um paralelo histórico entre a medida diária de choque monetário e as decisões de política monetária do Copom. Utilizamos como documentação histórica as distribuições das expectativas para as reuniões do Copom, disponíveis na Bloomberg, a comunicação oficial através dos comunicados da autoridade monetária que podem ser encontradas no site da instituição e o período de exercício dos presidentes do BCB, também disponível no site da instituição. Todos esses documentos são apresentados no Apêndice III desta dissertação.

O primeiro período de choque destacado no Gráfico 10 se refere ao início do ciclo de aumento de juros, que ocorre em Abr/2013. Nesse primeiro choque, o destaque fica com o dia 17/Abr/2013, quando a taxa de juros chega a se distanciar 34bps (pontos bases) do indicado pela regra de Taylor diária. Um documento

histórico que evidencia a existência de dúvidas quanto à elevação dos juros, naquele momento, pode ser visto no Apêndice III - Figura 1. Ela mostra que dentre as 58 estimativas para o resultado da reunião do Copom, 21 delas apontavam para estabilidade na taxa de juros. Assim, podemos argumentar que esse movimento de alta na taxa básica de juros foi uma surpresa parcial para alguns integrantes do mercado financeiro. Outro ponto interessante do acompanhamento diário desse episódio é que logo após o resultado da reunião, que surpreendeu parte dos analistas, a medida de choque arrefece, sai de 34bps para 18bps. Essa acomodação marginal no choque restritivo pode estar ligada ao comunicado dado após a reunião (Apêndice III – Figura 2). Nele o BCB afirma que a política monetária deveria ser “administrada com cautela”. Sinalizando um ritmo de ajuste muito gradual da taxa de juros.

Gráfico 10 – Medida Diária de Choques Monetários e Regra de Taylor Diária



Ainda nesse primeiro intervalo de tempo, em 29/Mai/2013 voltamos a ver a medida de choque monetário ganhar força. Nesse dia o Copom surpreende a maioria dos economistas do Mercado, elevando a Selic em 50bps. Como pode ser visto no Apêndice III – Figura 3, a maioria dos analistas acreditava que a taxa de juros subiria apenas 25bps. Esses são indícios que as medidas de choques monetários aqui apresentadas estão sim associadas a ações deliberadas do BCB.

No segundo período delimitamos um intervalo com choques monetários estimulativos. Esse período começa em Jul/2013 e termina apenas em Out/2014. Nesse período o BCB dá continuidade ao seu ciclo de aumento nos juros, realizando movimentos praticamente alinhados com as expectativas do mercado, o que pode ser visto no Apêndice III – Figura 4. O único momento que o BCB surpreende a mediana das expectativas do mercado é em Fev/2014, aumentando a taxa Selic mais do que os analistas esperavam. A pergunta que fica é: por que ocorreram choques monetários positivos nesse momento? Acreditamos que esses choques não estão ligados a uma surpresa monetária, mas sim a um possível erro na estimação do PIB potencial por parte do BCB. O Apêndice III – Figura 5 mostra que nesse período (área determinada em rosa) o PIB ficou acima de seu potencial e o banco central não reagiu como seria esperado pelos parâmetros estimados de sua regra de Taylor. Esse é um indício que naquele momento a política monetária pode ter se atrasado devido a crença que o PIB potencial era mais elevado, o que verificamos não ser verdade. Dessa forma, podemos considerar que existiu sim um choque monetário estimulativo naquele momento, ainda que esse choque seja apenas implícito e não explícito.

O terceiro período que delimitamos começa com um choque restritivo de política monetária muito intenso. Nele a taxa de juros chega a ficar 95bps acima da estimada pela regra de Taylor. Como podemos ver no Apêndice III - Figura 6, na decisão de política monetária de Out/14 o BCB surpreendeu todos os participantes do mercado com o aumento da taxa de juros. Essa é mais uma evidência que as surpresas em relação à regra de Taylor diária são surpresas relacionadas a leitura geral da conjuntura e, dessa forma, um indício que esses erros podem sim ser considerados medidas diárias de choques monetários.

O quarto período qualificamos como o de grande volatilidade. Esse intervalo é marcado por choques restritivos e estimulativos agudos e intercalados. No entanto, não atribuímos esses choques a condução da política monetária. Esse é o período que começa a grande recessão brasileira. Como vimos anteriormente, também é o período no qual a acurácia do *nowcast* do PIB é mais reduzida. Dessa forma, o caracterizaremos apenas como um período de grande volatilidade, no qual a leitura dos choques foi dificultada pelos ruídos da crise.

Finalmente, o quinto período é marcado por choques monetários restritivos. Ele começa em Abr/2016 e vai até o fim da amostra (Jun/2017). A leitura de choque monetário restritivo desse momento não tem origem em algum movimento não antecipado do BCB. O BCB mantém a taxa Selic estável de Jun/2015 até Ago/2016, podemos ver que essa estabilidade é plenamente antecipada pelos agentes do mercado, as decisões de taxa de juros ocorrem praticamente em linha com as expectativas dos analistas, como podemos ver no Apêndice III – Figura 7.

A primeira leitura de choque restritivo desse período se deve a uma queda na *nowcast* de inflação e PIB, que puxaram a taxa de juros dada pela regra de Taylor para baixo. O primeiro movimento restritivo desse intervalo alcança o nível mais alto em Mai/2019, ficando 112bps acima do indicado pela regra de Taylor. Esse movimento é rapidamente revertido e a diferença entre a taxa de juros e a Taylor diária atinge nível negativo de -39bps em Ago/16. Essa reversão se deve ao aumento na leitura do hiato do produto, enquanto o *nowcast* de inflação permaneceu em nível baixo. Por fim, a partir de Nov/2016 a leitura dos choques volta a ser restritiva e permanece nesse campo até o fim do período em análise. É interessante notar que a grande maioria das decisões do Copom foram antecipadas pelo mercado, mesmo nesse período de choques restritivos, como podemos ver no Apêndice III – Figura 7. O que parece acontecer nesse período é uma flexibilização monetária mais lenta do que seria indicado pela regra de Taylor. Vale notar que a medida diária do hiato se encontra em campo negativo durante todo o período e o *nowcast* de inflação também consegue capturar a desaceleração inflacionária rapidamente. Um fato histórico que merece destaque foi a mudança na presidência do BCB, em Jun/2016 Alexandre Tombini deixa a instituição,

sendo substituído por Ilan Goldfajn¹⁴. Dessa forma, os choques capturados pelo modelo podem estar ligados a uma mudança mais estrutural na função de reação e nas preferências do BCB, relacionada à alteração dos membros do Copom. No decorrer dos próximos parágrafos voltaremos a esse tema.

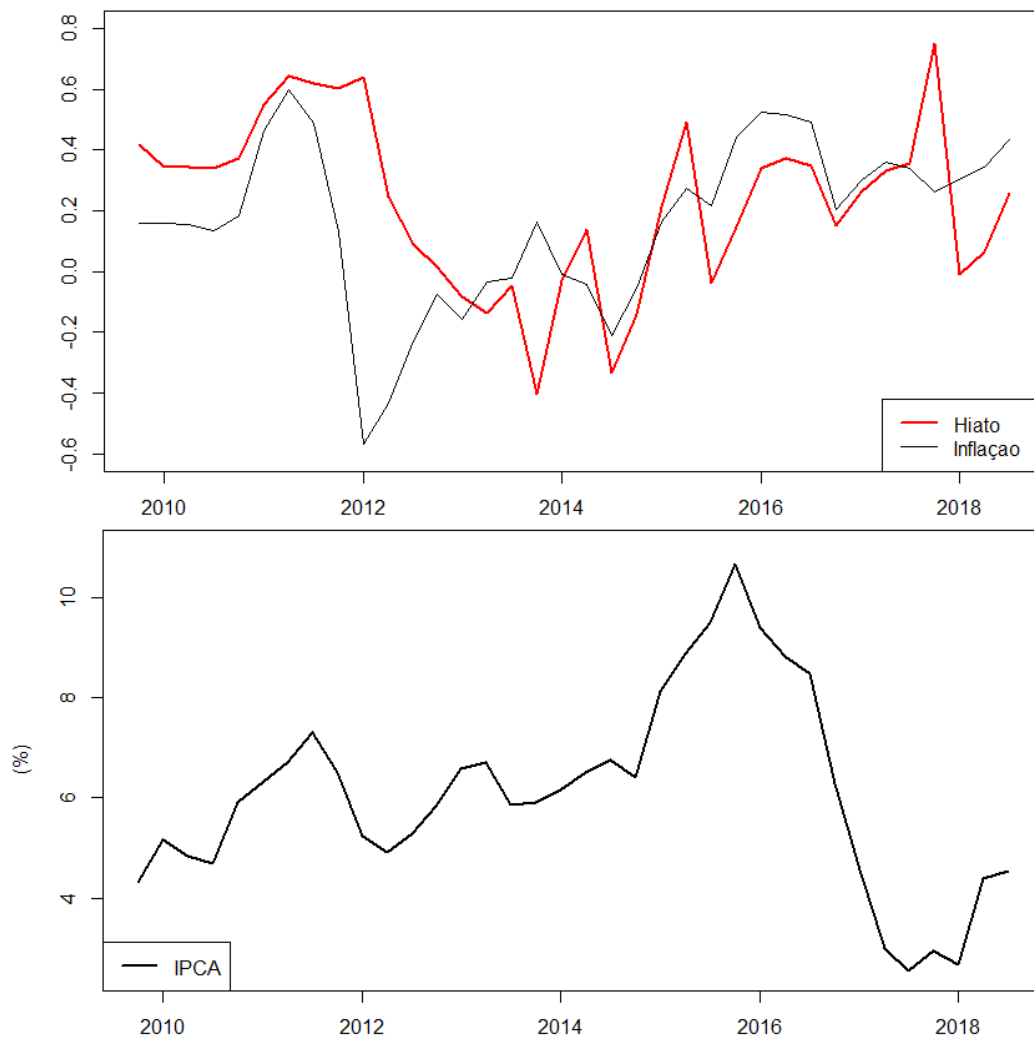
Em resumo, através de documentação histórica, conseguimos ver que os choques capturados pela regra de Taylor estão relacionadas: 1) com surpresas na mudança da taxa de juros em relação ao que os integrantes do mercado antecipavam; 2) a comunicação contida nos veículos oficiais do BCB; 3) aos indícios que o BCB se equivocou na leitura do PIB potencial brasileiro; e 4) a uma possível mudança na condução da política monetária que sucede a alteração do presidente do BCB. Dessa forma, excluindo o período de grande volatilidade, conseguimos afirmar que as medidas de choques monetários estão ligadas às decisões explícitas ou implícitas da autoridade monetária. Essas evidências aproximam as medidas aqui apresentadas aos choques monetários de Romer e Romer (2004).

Por fim, realizamos uma comparação histórica com menor subjetividade. Foi investigado o comportamento dos parâmetros da regra de Taylor ao longo do tempo. Para tanto, utilizamos uma regressão em janelas móveis de 16 trimestres, utilizando o modelo já apresentado. O comportamento desses parâmetros ao longo do tempo pode ser visto no Gráfico 11.

Chama atenção a grande volatilidade dos parâmetros da regra de Taylor. Até o final da presidência de Henrique Meirelles os parâmetros são condizentes com os resultados clássicos esperados pela literatura. No entanto, no período da presidência de Alexandre Tombini os parâmetros mostram grande volatilidade, e resultados não alinhados à teoria econômica aparecem.

¹⁴ Isso pode ser visto na galeria dos ex-presidentes do BCB, no site da instituição. (<https://www.bcb.gov.br/acessoinformacao/legado?url=https:%2F%2Fwww.bcb.gov.br%2Fpre%2Fgaleriadospresidentes%2Fdefault-p.asp>)

Gráfico 11 – Parâmetros de cada uma das variáveis da regra de Taylor no decorrer do tempo e IPCA acumulado em 12 meses – Parâmetros estimados em janelas móveis de 16 trimestres.



No período que compreende o 2º semestre de 2011 até o início de 2015, o parâmetro referente à inflação se mostrou negativo ou não significativo, muito próximo de zero. O parâmetro referente ao hiato também caminha para zero. Dado o comportamento atípico dos parâmetros, é possível argumentar que durante esse período as decisões do BCB não foram guiadas pela percepção da inflação e do ciclo de crescimento, variáveis geralmente precípuas para os bancos centrais que seguem o regime de metas para a inflação. Durante esse período, a medida de choques diários identificou que choques estimulativos ocorreram. Ou seja, o comportamento histórico dos parâmetros que compõem a regra de Taylor também mostra que o banco central pode ter mudado sua função de reação nesse período, gerando choques estimulativos de forma deliberada. Adicionalmente, podemos ler essas alterações nos parâmetros como mudanças nas preferências do BCB, ou

como alterações na percepção dessas preferências por parte do mercado financeiro. Como já argumentado anteriormente, nesse período, a grande diferença entre a regra de Taylor diária e a taxa de juros se deve a leitura do hiato. Dessa forma, também é possível afirmar que o BCB pode ter se equivocado durante esse período, estimando um PIB potencial acima do que foi realmente verificado. Acreditamos que essas mudanças nos parâmetros são mais um indício nesse sentido.

Vale notar que no final de 2014 e início de 2015 os parâmetros começam a ficar mais condizentes com os resultados esperados pela literatura. Esse é o mesmo período que a medida diária de choque monetário captura um choque restritivo (3º período Gráfico-10). Podemos argumentar que esse resultado é mais uma evidência que o choque capturado pela regra de Taylor diária foi capaz de traduzir uma mudança ativa na condução da política monetária. Esse movimento acontece ao mesmo tempo que a inflação acelera significativamente (como pode ser verificado no Gráfico 11), constringendo a autoridade monetária. O IPCA mais elevado parece tornar o BCB mais avesso à inflação.

Por fim, durante 2016 os parâmetros voltam para níveis condizentes com a teoria e mais parecidos com o nível observado durante a gestão de Henrique Meirelles¹⁵. Mas é importante ressaltar que durante a presidência de Ilan Goldfajn (iniciada em Jun/2016) o parâmetro da regra de Taylor referente à inflação se sustenta em nível superior ao registrado no fim da presidência de Meirelles. Ou seja, mais uma vez os choques monetários restritivos, capturados por nossa medida diária, parecem estar associados a uma mudança de postura na condução da política monetária. A alteração dos parâmetros da regra de Taylor é um forte indício nessa direção. Dessa forma, é possível dizer que nossa medida diária de choques monetários conseguiu mimetizar mudanças deliberadas na condução da política monetária, as traduzindo como choques monetários.

A comparação dos choques diários com o comportamento dos parâmetros da regra de Taylor é uma forte evidência que os modelos *nowcasts* puderam capturar

¹⁵ O período de vigência de cada presidência pode ser verificado no site do BCB. (<https://www.bcb.gov.br/acessoinformacao/legado?url=https:%2F%2Fwww.bcb.gov.br%2Fpre%2Fgaleriadospresidentes%2Fdefault-p.asp>)

grande parte da informação disponível nos momentos de mudança nas taxas de juros. Dessa forma, podemos concluir que os modelos *nowcasts* foram capazes de identificar grande parte dos desdobramentos conjunturais que motivaram os movimentos na taxa de juros. Essa conclusão deveria incentivar a autoridade monetária nacional e os agentes do mercado financeiro a investir tempo e recursos na construção de tais modelos, pois contêm informações muito relevantes no tocante à leitura da conjuntura econômica.

5. Conclusão

Nesse trabalho construímos 2 *nowcasts* para a economia brasileira, buscando uma medida contemporânea para o PIB e inflação. Os modelos mostraram boa performance, apresentando acurácia comparável às projeções do relatório Focus do BCB. Os modelos também se mostraram versáteis, conseguindo acompanhar a performance das variáveis de interesse em períodos de grande volatilidade. O *nowcast* do PIB, por exemplo, conseguiu replicar os movimentos do PIB durante a recessão iniciada em 2015, quando ocorreram movimentos atípicos em relação aos vistos na série histórica. O *nowcast* da inflação também pôde acompanhar o IPCA durante o processo de aceleração inflacionária verificado entre os anos 2015 e 2016.

Em posse dos *nowcasts*, realizamos um estudo inédito para a economia brasileira. Construímos um acompanhamento diário de uma regra de Taylor para o BCB. Essa regra conseguiu explicar grande parte dos movimentos da taxa de juros de curto prazo.

Por fim, concluímos que foram encontrados indícios para afirmar que as diferenças entre a regra de Taylor diária e os movimentos da taxa de juros podem ser consideradas *proxys* para choques monetários. Realizamos 2 (duas) comparações históricas, primeiramente comparamos essa medida dos choques monetários com documentos históricos. Esses documentos evidenciaram que tais choques estão alinhados às surpresas na condução da política monetária. Os choques estão associados a decisões do Copom não antecipadas pelos analistas do mercado. Segundo, comparamos os choques monetários com as variações dos parâmetros da regra de Taylor ao longo do tempo, assim, pudemos concluir que essa medida de choques também está relacionada com mudanças na função de reação do BCB, isso foi considerado mais uma evidência que o choque capturado pela regra de Taylor diária foi capaz de traduzir uma mudança ativa na condução da política monetária.

Em resumo, essas análises evidenciaram que os modelos *nowcasts* puderam capturar grande parte da informação relevante para a determinação da

taxa de juros, o que deveria estimular a aplicação de tais modelos nos processos decisórios públicos e privados.

6. Referências Bibliográficas

AASTVEIT, K. A.; TROVIK, T. Nowcasting Norwegian GDP: The role of asset prices in a small open economy. **Empirical Economics**, v. 42, n. 1, p. 95-119, 2012.

ALVES, S., AREOSA, W., CARVALHO, C. **A Mixed-Frequency Model for Forecasting**. Apresentação LuBraMacro. 2017.

BANBURA, M., GIANNONE, D., AND REICHLIN, L. **Large Bayesian VARs**. ECB Working Paper, 2008.

BANBURA, M., GIANNONE, D., AND REICHLIN, L. **Nowcasting**. **Oxford Handbook on Economic Forecasting**. 2008.

BANBURA, M., GIANNONE, D., MODUGNO, M., AND REICHLIN, L. **Nowcasting and the real-time data flow**. Handbook of economic forecasting, 2:193–224. 2013.

BANDURA, M., Modugno, M. **Maximum Likelihood Estimation of Factor Models on Data Sets with Arbitrary Pattern of Missing Data**. ECB – Working Paper Series N° 1189 / May 2010

BERNANKE, B. GERTLER, M. WATSON, M. **Systematic Monetary Policy and the Effects of Oil Price Shocks**. Brookings Papers on Economic Activity, vol 28, issue 91-157, 1997.

BOGDANSKI, J.; TOMBINI, A.A.; & WERLANG, S.R.C. **BCB Working Paper Series N°1 - Implementing Inflation Targeting in Brazil - July, 2000**.

BOK, B., CARATELLI, D., GIANNONE, D., SBORDONE A., E TAMBALOTTI A. **Macroeconomic Nowcasting and Forecasting with Big Data**. Federal Reserve Bank of New York, Staff Report N° 830, November 2017.

CASTLE, J., HENDRY, D., KIVOT, O. **Forecasting and Nowcasting Macroeconomic Variables: a Methodological Overview**. U. of Oxford Department of Economics – Discussion Paper Series, September 2013.

CHRISTIANO, L., EICHENBAUM, M., EVANS, C. **Monetary Policy Shocks: What Have We Learned and to What End?** NBER Working Paper No. 6400. 1998.

CLARIDA, R.; GALÍ, J. & GERTLER, M. **The Science of Monetary Policy: A New Keynesian Perspective**. Journal of Economic Literature. Vol. XXXVII (December 1999), pp. 1661–1707, 1999.

DOZ, C., GIANNONE, D., REICHLIN, L., **A two-step estimator for large approximate dynamic factor models based on Kalman Filtering. Unpublished manuscript**, Université Libre de Bruxelles, 2006.

GARCIA, M. MEDEIROS, M., VASCONCELOS, G. **International Journal of Forecasting**, 2017.

GIANNONE, D., REICHLIN, L., AND SALA, L. **Monetary policy in real time**. NBER macroeconomics annual, 19:161–200, 2004.

GIANNONE, D., REICHLIN, L., AND SMALL, D. **Nowcasting GDP and Inflation**. ECB – Working Paper Series N° 633/ May 2006.

GIANNONE, D., REICHLIN, L., AND SMALL, D. **Nowcasting: The real-time informational content of macroeconomic data**. Journal of Monetary Economics, 55(4):665–676, 2008.

GOMES, G. **Nowcasting Brazilian GDP : a performance assessment of dynamic factor models**. Dissertação (mestrado) - Fundação Getulio Vargas, Escola de Pós-Graduação em Economia, 2018.

GOMES, G. **Package ‘nowcasting**. R program package, August 18, 2017.

HIGGINS, P. **GDPNow: A Model for GDP Nowcasting**. Federal Reserve Bank of Atlanta – Working Paper Series 2017-7, 2014.

ISSLER, J., HOSTALACIO, H. **Estimating Brazilian Monthly GDP: a State-Space Approach**. Revista Brasileira de Economia, 70(1), 41–59, 2016.

KAGOHARA, D. **Avaliando Técnicas de Nowcasting: uma Aplicação do PIB**. Dissertação (MPFE) - Escola de Economia de São Paulo, 2015.

KELLY, BRYAN AND PRUITT, SETH. **The Three-Pass Regression Filter: A New Approach to Forecasting Using Many Predictors**. Journal of Econometrics, June 2015, 186(2), pp. 294-316; 2015.

KLIESEN, K., MCCRACKEN, M. **A Macroeconomic News Index for Constructing Nowcasts of U.S. Real Gross Domestic Product Growth**. **Federal Reserve Bank of St. Louis Review**, Fourth Quarter 2016, 98(4), pp. 277-96.

MATTOS, P. **Nowcasting Brazilian GDP**. Dissertação (MPFE) - Escola de Economia de São Paulo, 2017.

MODUGNO, M. **Nowcasting Inflation Using High Frequency Data**. ECB – Working Paper Series N° 1324 / April 2011

NNOTEK, E., ZAMAN, S. **Nowcasting U.S. Headline and Core Inflation**. Working papers of the Federal Reserve Bank of Cleveland, 2014.

ROMER, C., ROMER, D. **A New Measure of Monetary Shocks: Derivation and Implications**. American Economic Review, Vol. 94, Nº 4, September 2004.

TRISTÃO, T. **Essays on monetary policy**. Tese (doutorado) - Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Departamento de Economia (2017).

Apêndice I – Tabelas Adicionais

Figura 1 – Lista de variáveis utilizadas para a construção do nowcast do PIB.

Número	Variáveis Utilizadas no Modelo	Pesquisa - Instituto
1	ABRAS - Índice de Vendas Reais	ABRAS
2	Fabricação de Produtos Alimentícios	PIM - IBGE
3	Fabricação de Bebidas	PIM - IBGE
4	Fabricação de Produtos do Fumo	PIM - IBGE
5	Fabricação de Produtos Têxteis	PIM - IBGE
6	Confecção de Artigos do Vestuário e Acessórios, sem Ajuste (2012=100)	PIM - IBGE
7	Prep. Couros, Fabr. Artef. Couro, Art. p/ Viagem e Calçados	PIM - IBGE
8	Fabricação de Produtos de Madeira	PIM - IBGE
9	Fabricação de Celulose, Papel e Produtos de Papel	PIM - IBGE
10	Fabr. Coque, Prod. Derivados Petróleo e de Biocombustíveis	PIM - IBGE
11	Fabricação de Produtos Farmoquímicos e Farmacêuticos	PIM - IBGE
12	Fabr. Sabões, Detergentes, Prod. Limpeza, Cosméticos, Perf.	PIM - IBGE
13	Fabricação de Outros Produtos Químicos	PIM - IBGE
14	Fabricação de Produtos de Borracha e de Material Plástico	PIM - IBGE
15	Fabricação de Produtos de Minerais não-Metálicos	PIM - IBGE
16	Metalurgia	PIM - IBGE
17	Fabricação de Produtos de Metal, Exceto Máquinas e Equip.	PIM - IBGE
18	Fabricação de Máquinas e Equipamentos	PIM - IBGE
19	Fabricação de Equip. Informática, Prod. Eletrônicos e Ópticos	PIM - IBGE
20	Fabricação de Máquinas, Aparelhos e Mat. Elétricos	PIM - IBGE
21	Manutenção, Reparação e Instalação de Máquinas e Equip.	PIM - IBGE
22	Fabricação de Veículos Automotores, Reboques e Carrocerias	PIM - IBGE
23	Fabricação de Outros Equip. Transporte, Exceto Veículos Autom.	PIM - IBGE
24	Fabricação de Móveis	PIM - IBGE
25	Fabricação de Produtos Diversos	PIM - IBGE
26	Insumos Típicos da Construção Civil	PIM - IBGE
27	Emprego - Indústrias de Transformação (06=100)	Sondagem - FIEMG
28	Horas Trab. Prod. - Indústrias de Transformação (06=100)	Sondagem - FIEMG
29	Utilização da Capacidade - Indústrias de Transformação (%)	Sondagem - FIEMG
30	Faturamento Real - Indústrias Extrativas (06=100)	Sondagem - FIEMG
31	Faturamento Real - Indústrias de Transformação (06=100)	Sondagem - FIEMG
32	FIESP - Nível de Utilização da Capacidade Instalada (%)	Sondagem - FIESP
33	FIESP - Vendas Reais (06=100)	Sondagem - FIESP
34	FIESP - Pessoal Ocupado (06=100)	Sondagem - FIESP
35	Produção de Veículos Leves - Total (unid.)	Anfavea
36	Produção de Caminhões - Total (unid.)	Anfavea
37	Licenciamento de Veículos Leves - Total (unid.)	Fenabrave
38	Licenciamentos de Caminhões - Total (unid.)	Fenabrave
39	Exportações de Veículos Leves - Total (unid.)	Anfavea
40	Exportações de Caminhões - Total (unid.)	Anfavea
41	Consumo de Energia Elétrica - Industrial - Brasil (GWh)	EPE
42	Consumo de Energia Elétrica - Comercial - Brasil (GWh)	EPE
43	Consumo de Energia Elétrica - Outros - Brasil (GWh)	EPE
44	Vol. Vendas Varejo - Combustíveis e Lubrificantes - Brasil	PMC - IBGE
45	Vol. Vendas Varejo - Hipermercados e Supermercados - Brasil	PMC - IBGE
46	Vol. Vendas Varejo - Móveis e Eletrodomésticos - Brasil	PMC - IBGE
47	Vol. Vendas Varejo - Equip. e Mat. p/ Escrit., Inform. e Com. - Brasil	PMC - IBGE
48	Vol. Vendas Varejo - Outros Artigos de Uso Pess. e Domést. - Brasil	PMC - IBGE
49	Volume de Vendas - Veículos, Motos, Partes e Peças - Brasil	PMC - IBGE
50	Volume de Vendas - Materiais de Construção - Brasil	PMC - IBGE
51	Consumo Aparente de Vergalhões (Ton.)	Instituto Aço Brasil
52	Produção de Laminados de Aço (mil t)	Instituto Aço Brasil
53	Fluxo de Veículos - Leves (99=100)	ABCR
54	Fluxo de Veículos - Pesados (99=100)	ABCR
55	SERASA - Ativ. do Comércio - Móveis, Eletrod., Eletr. e Info., c/Ajuste (2014=100)	Atividade no Comércio - Serasa
56	SERASA - Ativ. do Comércio - Veículos, Motos e Peças, c/Ajuste (2014=100)	Atividade no Comércio - Serasa
57	SERASA - Ativ. do Comércio - Material de Construção, c/Ajuste (2014=100)	Atividade no Comércio - Serasa
58	SERASA - Falências Requeridas (no. de Ocorrências)	Atividade no Comércio - Serasa
59	IPEA - Índice de Formação Bruta de Capital Fixo	FBCF - IPEA
60	FGV - Índice de Confiança na Indústria	Sondagem - FGV
61	FGV - NUCI na Indústria (%)	Sondagem - FGV
62	Exportações de Produtos Semimanufaturados (Ton.)	Balança Comercial - MDIC
63	Exportações de Produtos Manufaturados (Ton.)	Balança Comercial - MDIC
64	Importação - Produtos Semimanufaturados (Ton.)	Balança Comercial - MDIC
65	Importação - Produtos Manufaturados (Ton.)	Balança Comercial - MDIC
66	Importação - Produtos Básicos (Ton.)	Balança Comercial - MDIC
67	IBOVESPA - Média Mensal	Bovespa

Figura 2 - Calendário estilizado da divulgação das variáveis do nowcast do PIB.

Ordem de Disponibilidade	Variável	Período aprox.	Defasagem de Divulgação Aprox.		Frequência	Instituto
			Meses	Dias		
1	Ibovespa	Diário	0	1	Diário	Bovespa
2	Licenciamento de Veículos	Diário	0	1	Diário	Fenabreve
3	Exportações & Importações	Semanal	0	3	Semanal	MDIC
4	Dados Setor Automotivo	5º dia do mês	0	5	Mensal	Anfavea
5	Confiança da Indústria	prox. ao 20º dia do mês	0	20	Mensal	FGV
6	Dados de Siderúrgicos	prox. ao 20º dia do mês	0	20	Mensal	IAB
7	Sondagem da Indústria - Fiesp	prox. ao 25º dia do mês	0	25	Mensal	FIESP
8	Consumo de Energia Elétrica	prox. ao 15º dia do mês	1	15	Mensal	EPE
9	Emprego Ind. Transf.	prox. ao 15º dia do mês	1	15	Mensal	FIEMG
10	Fluxo de Veículos	prox. ao 10º dia do mês	1	10	Mensal	ABCR
11	Índice de Atividade do Comércio	prox. ao 15º dia do mês	1	15	Mensal	Serasa
12	PIM	prox. ao 15º dia do mês	1	15	Mensal	IBGE
13	Vendas dos Supermercados	prox. ao 5º dia do mês	2	5	Mensal	ABRAS
14	Form. Bruta Capital Fixo	prox. ao 10º dia do mês	2	10	Mensal	IPEA
15	PMC	prox. ao 15º dia do mês	2	15	Mensal	IBGE

Figura 3 – Lista de variáveis utilizadas para a construção do nowcast do IPCA.

Número	Variáveis Utilizadas no Modelo	Periodicidade	Instituto	Disponibilidade
1	IPCS - Total	Semanal	FGV	Público
2	IPC FIPE - Alimentação	Semanal	Fipe	Público
3	IPC FIPE - Vestuário	Semanal	Fipe	Público
4	Monitor Diário de Inflação - Total	Diária	FGV	Privado
5	Monitor Diário de Inflação - Alimentação no domicílio	Diária	FGV	Privado
6	Monitor Diário de Inflação - Habitação	Diária	FGV	Privado
7	Monitor Diário de Inflação - Artigos de residência	Diária	FGV	Privado
8	Monitor Diário de Inflação - Vestuário	Diária	FGV	Privado
9	Monitor Diário de Inflação - Transportes	Diária	FGV	Privado
10	Monitor Diário de Inflação - Saúde e cuidados pessoais	Diária	FGV	Privado
11	Monitor Diário de Inflação - Despesas pessoais	Diária	FGV	Privado
12	Monitor Diário de Inflação - Educação	Diária	FGV	Privado

Apêndice II - Critério de Escolha do Modelo – Nowcast IPCA

Buscando aplicar o melhor modelo para o *nowcast* IPCA utilizamos os mesmos critérios empregados na decisão do *nowcast* do PIB. Primeiramente, observamos o poder de explicação da variância dos dados medido pelo R-quadrado de cada um dos modelos analisados, como recomendado por Bernanke et al. (1997). Os 3 modelos testados podem ser encontrados na Tabela A.

Tabela A – Resultados dos Modelos de Fatores para o PIB.

Número de Fatores	1 Fator P-Valor		2 Fatores P-Valor		3 Fatores P-Valor	
Intercepto	0,48	0,00%	0,37	0,0%	0,47	0,0%
1º Fator	0,30	0,00%	0,33	0,0%	0,07	0,8%
2º Fator	x	x	0,11	0,6%	-0,01	64,2%
3º Fator	x	x	x	x	0,07	1,5%
R-quadrado	0,79		0,78		0,27	
R-quad. Ajust.	0,78		0,77		0,21	
Estat.-F	136,5		64,0		4,3	

Podemos ver na TABELA A que os modelos com 1 e 2 fatores são os que apresentam o maior R-quadrado, com resultados muito próximos. Logo nessa primeira análise podemos descartar o modelo constituído por 3 fatores. Pois ele explica pouco da variância dos dados e possui componentes não significantes estatisticamente a níveis mínimos de confiança.

Assim aplicamos o segundo critério de análise, comparação dos erros fora da amostra, para os modelos constituídos por 1 e 2 fatores comuns e seus respectivos choques. Os resultados estão disponíveis na TABELA B, nela podemos ver que as menores métricas para o erro fora da amostra estão associadas ao modelo com 1 único fator comum e 1 choque ($r=1$ e $q=1$).

Tabela B - Mostra as métricas do MAE, RMSE e EMA para os modelos com diferentes números de fatores.

Nome do Modelo	Mod.1	Mod.2
Núm. de Fatores	1	2
Num. de Defasagens	0	0
MAE	0,09	0,17
RMSE	0,12	0,20
EMA	0,32	0,38

Apêndice III – Subsídios históricos

Figura 4 – Distribuição das expectativas dos analistas para a reunião do Copom do dia 17/Abr/2013.



Fonte: Bloomberg

Figura 5 – Nota à imprensa após a reunião do dia 17/Abr/2013. A nota foi comparada à anterior, as partes que permanecem em letras pretas são as que não foram alteradas, as que estão cortadas são aquelas que foram retiradas, por fim, em vermelho está a nova comunicação adicionada.

Nota à Imprensa - 173^a 174^a Reunião

Compartilhar
Imprimir

" ~~Avaliando a conjuntura macroeconômica e as perspectivas para a inflação, o Copom decidiu por unanimidade, manter elevar~~ a taxa Selic para 7,50% a.a., ~~sem viés, por seis votos a favor e dois votos pela manutenção da taxa Selic em 7,25% a.a., sem viés.~~

~~O Comitê irá acompanhar a evolução do cenário macroeconômico até sua próxima reunião, para então definir os próximos passos na sua estratégia de política monetária.~~

~~O Comitê avalia que o nível elevado da inflação e a dispersão de aumentos de preços, entre outros fatores, contribuem para que a inflação mostre resistência e ensejam uma resposta da política monetária. Por outro lado, o Copom pondera que incertezas internas e, principalmente, externas cercam o cenário prospectivo para a inflação e recomendam que a política monetária seja administrada com cautela.~~

~~Votaram por essa decisão pela elevação da taxa Selic para 7,50% a.a. os seguintes membros do Comitê: Alexandre Antonio Tombini (Presidente), Aldo Luiz Mendes, Altamir Lopes, Anthero de Moraes Meirelles, Carlos Hamilton Vasconcelos Araújo, Luiz Awazu Pereira da Silva, Luiz Edson Feltrim e Sidnei Corrêa Marques. **Votaram pela manutenção da taxa Selic em 7,25% a.a. os seguintes membros do Comitê: Aldo Luiz Mendes e Luiz Awazu Pereira da Silva.** "~~

Fonte: Banco Central do Brasil¹⁶

Figura 6 – Distribuição das expectativas dos analistas para a reunião do Copom do dia 29/Mai/2013.



Fonte: Bloomberg

¹⁶ <https://www.bcb.gov.br/controleinflacao/comunicadoscopom>

Figura 7 – Histórico dos resultados da reunião do Copom e das projeções coletadas pela Bloomberg de Mar/2013 até Abr/2014.

Economic Releases		Financial Indicators		Economic Calendars						
Date	Time	A	M	R	Event	Period	Surv(M)	Actual	Prior	Revised
21)	03/06	20:42			Selic Rate	Mar 6	7.25%	7.25%	7.25%	--
22)	04/17	20:04			Selic Rate	Apr 17	7.50%	7.50%	7.25%	--
23)	05/29	20:33			Selic Rate	May 29	7.75%	8.00%	7.50%	--
24)	07/10	20:06			Selic Rate	Jul 10	8.50%	8.50%	8.00%	--
25)	08/28	19:40			Selic Rate	Aug 28	9.00%	9.00%	8.50%	--
26)	10/09	20:06			Selic Rate	Oct 9	9.50%	9.50%	9.00%	--
27)	11/27	20:14			Selic Rate	Nov 27	10.00%	10.00%	9.50%	--
28)	01/15	20:05			Selic Rate	Jan 15	10.25%	10.50%	10.00%	--
29)	02/26	20:42			Selic Rate	Feb 26	10.75%	10.75%	10.50%	--
30)	04/02	19:55			Selic Rate	Apr 2	11.00%	11.00%	10.75%	--
31)	05/28	21:02			Selic Rate	May 28	11.00%	11.00%	11.00%	--
32)	07/16	20:10			Selic Rate	Jul 16	11.00%	11.00%	11.00%	--
33)	09/03	19:30			Selic Rate	Sep 3	11.00%	11.00%	11.00%	--
34)	10/29	20:20			Selic Rate	Oct 29	11.00%	11.25%	11.00%	--
35)	12/03	20:21			Selic Rate	Dec 3	11.75%	11.75%	11.25%	--
36)	01/21	19:25			Selic Rate	Jan 21	12.25%	12.25%	11.75%	--
37)	03/04	20:03			Selic Rate	Mar 4	12.75%	12.75%	12.25%	--
38)	04/29	19:47			Selic Rate	Apr 29	13.25%	13.25%	12.75%	--

Fonte: Bloomberg

Figura 8 – Hiato diário produzido pelos autores.

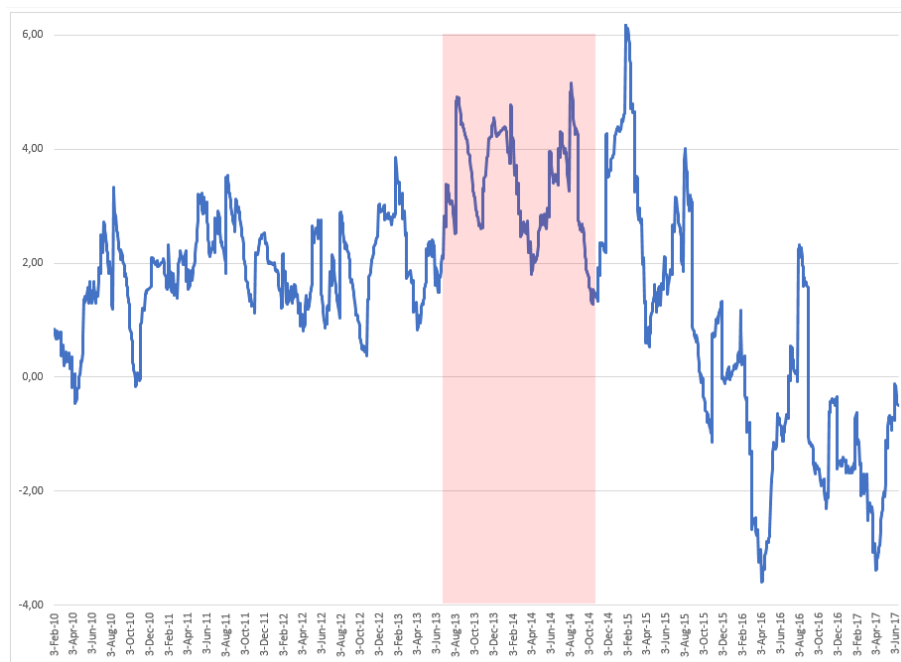


Figura 9 – Distribuição das expectativas dos analistas para a reunião do Copom do dia 29/Out/2014



Fonte: Bloomberg

Figura 10 – Histórico dos resultados da reunião do Copom comparado às expectativas do mercado, de Jul/2015 até Ago/2017

Date	Time	A M R	Event	Period	Surv(M)	Actual	Prior	Revised
25)	07/29 21:04		Selic Rate	Jul 29	14.25%	14.25%	13.75%	--
26)	09/02 20:24		Selic Rate	Sep 2	14.25%	14.25%	14.25%	--
27)	10/21 20:27		Selic Rate	Oct 21	14.25%	14.25%	14.25%	--
28)	11/25 19:55		Selic Rate	Nov 25	14.25%	14.25%	14.25%	--
29)	01/20 20:25		Selic Rate	Jan 20	14.50%	14.25%	14.25%	--
30)	03/02 19:36		Selic Rate	Mar 2	14.25%	14.25%	14.25%	--
31)	04/27 19:41		Selic Rate	Apr 27	14.25%	14.25%	14.25%	--
32)	06/08 20:00		Selic Rate	Jun 8	14.25%	14.25%	14.25%	--
33)	07/20 18:05		Selic Rate	Jul 20	14.25%	14.25%	14.25%	--
34)	08/31 18:01		Selic Rate	Aug 31	14.25%	14.25%	14.25%	--
35)	10/19 18:20		Selic Rate	Oct 19	14.00%	14.00%	14.25%	--
36)	11/30 18:21		Selic Rate	Nov 30	13.75%	13.75%	14.00%	--
37)	01/11 18:21		Selic Rate	Jan 11	13.25%	13.00%	13.75%	--
38)	02/22 18:21		Selic Rate	Feb 22	12.25%	12.25%	13.00%	--
39)	04/12		Selic Rate	Apr 12	11.25%	11.25%	12.25%	--
40)	05/31 18:01		Selic Rate	May 31	10.25%	10.25%	11.25%	--
41)	07/26 18:01		Selic Rate	Jul 26	9.25%	9.25%	10.25%	--
42)	09/06 18:00		Selic Rate	Sep 6	8.25%	8.25%	9.25%	--

Fonte: Bloomberg