

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
FACULDADE DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA**

GUILHERME PONS FIORENTIN

**A DINÂMICA DO REPASSE CAMBIAL PARA A INFLAÇÃO NO BRASIL
DURANTE O PERÍODO DE 2001 A 2017**

Porto Alegre

2018

GUILHERME PONS FIORENTIN

**A DINÂMICA DO REPASSE CAMBIAL PARA A INFLAÇÃO NO BRASIL
DURANTE O PERÍODO DE 2001 A 2017**

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Economia da Faculdade de Ciências Econômicas da UFRGS, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Economia, modalidade profissional, área de concentração: Economia.

Orientador: Prof. Dr. Eugênio Lagemann
Coorientador: Prof. Dr. Flavio Tosi Feijó

Porto Alegre

2018

CIP - Catalogação na Publicação

Fiorentin, Guilherme Pons
A dinâmica do repasse cambial para a inflação no Brasil durante o período de 2001 a 2017 / Guilherme Pons Fiorentin. -- 2018.
48 f.
Orientador: Eugênio Lagemann.
Coorientador: Flavio Tosi Feijó.
Dissertação (Mestrado Profissional) -- Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Faculdade de Ciências Econômicas, Programa de Pós-Graduação em Economia, Porto Alegre, BR-RS, 2018.
1. Repasse Cambial. 2. Inflação. 3. Vetor autoregressivo. I. Lagemann, Eugênio, orient. II. Feijó, Flavio Tosi, coorient. III. Título.

GUILHERME PONS FIORENTIN

**A DINÂMICA DO REPASSE CAMBIAL PARA A INFLAÇÃO NO BRASIL
DURANTE O PERÍODO DE 2001 A 2017**

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Economia da Faculdade de Ciências Econômicas da UFRGS, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Economia, modalidade profissional, área de concentração: Economia.

Aprovada em: Porto Alegre, 06 de dezembro de 2018.

BANCA EXAMINADORA:

Prof. Dr. Sérgio Marley Modesto Monteiro
PPGE/UFRGS

Prof. Dr. Carlos Eduardo Schönerwald da Silva
PPGE/UFRGS

Prof.^a Dr.^a Luma de Oliveira
Universidade Estadual de Ponta Grossa (UEPG)

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, quero agradecer aos meus pais, Ligia e Gelson, pelo apoio e esforço sem limites que possibilitaram a minha chegada até aqui.

Agradeço ao meu orientador Prof. Dr. Eugenio e ao meu coorientador Prof. Dr. Flavio pela paciência e disponibilidade durante a construção deste trabalho.

Aos meus colegas, quero deixar um muito obrigado pelos nossos debates fora e em sala de aula que, sem dúvida alguma, foram importantes para o enriquecimento do curso.

Agradeço também aos professores do Programa do Mestrado Profissional em Economia por acreditarem na turma e pelas lições ensinadas.

Finalizo agradecendo o esforço de todos os funcionários da UFRGS que possibilitam a continuidade do ensino da melhor maneira possível.

RESUMO

O presente estudo analisou a dinâmica do repasse cambial para a inflação com o foco na economia brasileira durante o período de 2001 a 2017. Na amostra de dados mensais, as variáveis empregadas foram o IPCA, o Índice de Preços ao Produtor dos EUA, a utilização da capacidade instalada da indústria de transformação e a taxa de câmbio nominal. Foi estimado um modelo de vetores autoregressivos (VAR) e analisadas a função impulso-resposta e a decomposição da variância do IPCA. Além disso, foi calculado o coeficiente de repasse cambial com base nos coeficientes acumulados das funções impulso-reposta. A resposta do IPCA a um impulso na variável taxa de câmbio revelou um impacto positivo que perdurou por cerca de doze meses. A análise da decomposição da variância do IPCA apresentou um forte componente de inércia inflacionária na economia brasileira e a contribuição estimada da variação do câmbio para explicar a inflação foi de 10,54%, ao final de doze meses. Por sua vez, o coeficiente de repasse cambial calculado para a amostra é de aproximadamente 5%, findos doze meses. Por fim, conclui-se que as estimações deste trabalho vão ao encontro da literatura empírica, no sentido de que foram encontradas evidências de um *pass-through* incompleto, tanto pela análise da decomposição da variância quanto pelo cálculo do coeficiente de repasse cambial.

Palavras-chave: Repasse Cambial. Inflação. Vetor autoregressivo.

ABSTRACT

This study analyzed the dynamics of the exchange rate pass-through to inflation focusing on Brazilian economy, during the period from 2001 to 2017. In the monthly data sample, the variables used were the IPCA, the USA Producer Price Index, Brazilian transformation industry capacity utilization rate and the nominal exchange rate. An autoregressive model (VAR) was estimated and the impulse response functions and IPCA error variance decomposition were analyzed. Moreover, the exchange rate pass-through coefficient was calculated based on the accumulated impulse response coefficients. The response of IPCA to a shock on the variable exchange rate showed a positive impact that lasted around twelve months. The IPCA variance decomposition estimated revealed a strong inertia component in Brazilian inflation and the estimated contribution of the exchange rate to inflation was 10,54%, after one year. On the other hand, the calculated pass-through coefficient was around 5% after twelve months. This dissertation concludes that the present findings are consistent with the empirical literature, meaning that evidence of incomplete pass-through to inflation were found by the estimation of the IPCA variance decomposition and also by the calculated exchange rate pass-through coefficient.

Keywords: Exchange Rate Pass-Through. Inflation. Autoregressive vector.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	7
2	O REPASSE DA VARIAÇÃO CAMBIAL: ASPECTOS TEÓRICOS E EVIDÊNCIA EMPÍRICA.....	8
2.1	A LEI DO PREÇO ÚNICO, PARIDADE DO PODER DE COMPRA E O <i>PASS-THROUGH</i>	8
2.2	EVIDÊNCIAS EMPÍRICAS SOBRE O REPASSE CAMBIAL PARA OS PREÇOS...	11
3	ASPECTOS METODOLÓGICOS E DEFINIÇÃO DO MODELO.....	17
3.1	FONTE E TRATAMENTO DE DADOS	17
3.2	TESTES PARA ESPECIFICAÇÃO DO MODELO.....	18
3.2.1	Testes de raiz unitária	18
3.2.2	Teste de Cointegração de Johansen	22
3.3	VETORES AUTOREGRESSIVOS	24
3.4	COEFICIENTE DE REPASSE CAMBIAL.....	27
4	DESCRIÇÃO DOS RESULTADOS	29
4.1	ESTACIONARIEDADE DAS SÉRIES E COINTEGRAÇÃO	29
4.2	ESCOLHA DE DEFASAGENS E ESTIMAÇÃO DO MODELO VAR	31
4.3	ANÁLISE DAS FUNÇÕES IMPULSO-RESPOSTA	32
4.4	ANÁLISE DA DECOMPOSIÇÃO DA VARIÂNCIA.....	33
4.5	COEFICIENTE DE REPASSE CAMBIAL PARA A INFLAÇÃO	35
5	CONCLUSÃO.....	37
	REFERÊNCIAS.....	38
	APÊNDICE A – TABELAS E FIGURAS ADICIONAIS.....	41

1 INTRODUÇÃO

Sob um regime de câmbio flutuante, uma economia está sujeita às variações da taxa de câmbio, as quais podem ter efeitos significativos, em particular, sobre os preços domésticos. Para Ghosh (2012), uma fonte perene, mas crucial, de inflação para muitas economias ocorre por meio do mercado de câmbio. O impacto da variação da taxa de câmbio na inflação é conhecido como repasse cambial ou *pass-through*, o qual é definido como a variação percentual nos preços domésticos em virtude de uma variação de 1% na taxa de câmbio. A teoria da Paridade de Poder de Compra (PPC) define que variações cambiais são repassadas totalmente para os preços domésticos, contudo, a literatura empírica estima que o grau de *pass-through* é menor que a unidade e que, portanto, as variações cambiais não são totalmente repassadas para os preços internos.

Conforme salienta Mishkin (2008), a preocupação com os efeitos de desvalorizações cambiais e o aumento da inflação não é recente e há muito tempo *policymakers* permanecem atentos acerca desse fenômeno. Logo, tendo em vista que variações nos preços internos podem estar correlacionadas com as mudanças na taxa de câmbio, faz-se necessário investigar qual é a dinâmica desse processo e estimar esse repasse. Este exercício é relevante para auxiliar a tomada de decisão dos agentes econômicos, tanto públicos quanto privados.

Há diversos trabalhos teóricos e empíricos que visam compreender e calcular o grau de repasse cambial das variações na taxa de câmbio para a taxa de inflação. Em particular, neste estudo, objetiva-se quantificar a dinâmica do repasse cambial para a inflação no Brasil, durante os anos de 2001 a 2017. Para tanto, será empregada uma análise econométrica, por meio de vetores autoregressivos (VAR), a fim de capturar a dinâmica do repasse da taxa de câmbio para a inflação. Adicionalmente, com o objetivo de contextualizar o tema, será feita uma revisão da literatura para identificar o mecanismo do repasse cambial e para descrever os resultados encontrados em estudos passados.

O presente trabalho está dividido em cinco seções, incluindo esta introdução. A segunda seção define o repasse cambial, apresenta brevemente alguns aspectos teóricos acerca do impacto do câmbio nos preços domésticos e realiza a revisão da literatura empírica. A terceira seção descreve a metodologia empregada e define o modelo econométrico escolhido. Na quarta seção, os resultados das estimações são apresentados. Por fim, a quinta seção conclui o estudo.

2 O REPASSE DA VARIAÇÃO CAMBIAL: ASPECTOS TEÓRICOS E EVIDÊNCIA EMPÍRICA

Antes de realizar os testes e estimações, faz-se necessário contextualizar o repasse cambial. Para tanto, este capítulo está dividido em duas seções. Primeiro, define-se a Lei do Preço Único, a Paridade do Poder de Compra e a sua relação com o repasse cambial para a inflação. Em seguida, expõem-se a revisão de literatura empírica.

2.1 A LEI DO PREÇO ÚNICO, PARIDADE DO PODER DE COMPRA E O *PASS-THROUGH*

O *pass-through*, ou repasse cambial, pode ser definido como a “elasticidade da taxa de câmbio nominal sobre os preços domésticos, sejam eles comercializáveis ou não” (MACIEL, 2006, p. 7). Isto é, a variação percentual nos preços domésticos em virtude de uma variação de 1% na taxa de câmbio nominal.

Os primeiros estudos acerca do repasse cambial, estavam relacionados com a Lei do Preço Único e com a teoria da Paridade do Poder de Compra (PPC)¹. A Lei do Preço Único está interligada ao conceito de mercados integrados, nos quais a geografia e/ou nacionalidade não apresenta efeitos sistemáticos sobre os preços de transação de bens idênticos (GOLDBERG & KNETTER, 1996).

Sob os pressupostos da existência de mercados concorrentes, ausência de custos de transporte e de barreiras ao comércio, a Lei do Preço Único afirma que bens idênticos vendidos em países diferentes devem ter o mesmo preço quando contabilizados na mesma moeda (KRUGMAN; OBSTFELD, 2010). De forma semelhante, caso a Lei do Preço Único seja válida para todas as mercadorias entre dois países, pode-se aceitar a hipótese de Paridade de Poder de Compra (PPC) absoluta. Posto de outra forma, a PPC absoluta é válida se dois países possuem cestas de bens (níveis de preços) equivalentes quando expressos na mesma moeda. Ambas as relações podem ser definidas como:

$$p_i = Ep_i^*, e, \text{ portanto, } P = EP^* \quad (1)$$

¹ Pimentel (2013).

Onde p_i e p_i^* representam os preços do produto, i , comercializado no mercado doméstico e no exterior, respectivamente, E é a taxa de câmbio nominal e P e P^* são os níveis de preços domésticos e externos, respectivamente.

Goldberg e Knetter (1996) reconhecem que os pressupostos citados acima dificilmente são verificados na prática e, por isso, propõem que a Lei do Preço Único e a PPC sejam expressas por:

$$p_i = \alpha E p_i^* \text{ e } P = \alpha E P^* \quad (2)$$

Sendo que α é a taxa de câmbio real². Se α permanece constante ao longo do tempo, o preço de um produto (ou cesta de produtos) em dois países diferentes, quando expresso em uma mesma moeda, varia no mesmo sentido e a PPC relativa é válida³. A PPC relativa afirma que a “variação percentual da taxa de câmbio entre duas moedas durante qualquer período é igual à diferença das variações percentuais nos níveis de preços nacionais” (KRUGMAN; OBSTFELD, 2010, p. 293).

Ainda, para avaliar a relação entre preços e taxas de câmbio, Goldberg e Knetter (1996) estimam a seguinte regressão genérica:

$$p_t = \alpha + \delta X_t + \gamma E_t + \psi Z_t + \varepsilon_t \quad (3)$$

Onde todas as variáveis estão em logaritmo, p é o preço de determinado produto, X é uma variável de controle que pode representar custos ou preços (p^*), E denota a taxa de câmbio, Z representa outras variáveis de controle do modelo, ε é o termo de erro e, por fim, t denota o período de tempo. A validade da Lei do Preço Único absoluta implica que $\alpha = 0$, $\delta = 1$ e $\gamma = 1$.

O termo γ da equação 3 é chamado de coeficiente do *pass-through*. O repasse cambial é completo se $\gamma = 1$ e incompleto se $\gamma < 1$. O repasse completo exige duas condições: (i) *markups* constantes, e (ii) custos marginais constantes⁴.

De acordo com Pimentel (2013), o impacto do câmbio sobre os preços domésticos ocorre de maneira direta e indireta. O repasse direto ocorre em dois estágios: No primeiro, as

² Ao contrário da equação (1), onde a taxa nominal é definida com $E=R\$/1US\$, a equação (2) define a taxa nominal como $E=US\$/1R\$. Salienta-se que a taxa de câmbio real, sob a ótica do Brasil, é $\alpha = EP^*/P$. Optou-se por manter a equação original dos autores para fins ilustrativos.$$

³ Pimentel (2013) afirma que a maioria das pesquisas empíricas tem por objetivo testar a validade dessa versão relativa da Lei do Preço Único levando em consideração que $\alpha \neq 0$.

⁴ Ver Goldberg e Knetter (1996).

variações cambiais atingem os preços dos produtos importados; e, no segundo, os preços dos produtos importados, tanto os insumos quanto os bens finais, irão impactar os preços domésticos. A autora infere, portanto, que o efeito direto dependerá da participação dos insumos importados na estrutura de produção de bens finais domésticos e da participação dos bens finais importados na demanda doméstica. Por sua vez, o efeito indireto do repasse cambial refere-se a mudanças na demanda por bens domésticos frente a variações dos preços de bens importados, sendo que o fator relevante para determinar o efeito indireto é a elasticidade de substituição entre bens domésticos e importados.

Almendra *et al.* (2015) citam que na literatura sobre a Nova Macroeconomia Aberta há estudos que analisam a hipótese do *Producer Currency Pricing* (PCP), a qual estabelece que os preços são definidos na moeda do exportador e as flutuações cambiais seriam repassadas integralmente para os preços domésticos, sendo que o *pass-through* seria, dessa forma, igual a 1. Em contrapartida, a hipótese do *Local Currency Pricing* (LCP) estabelece que os preços são fixados na moeda do país importador e que as flutuações cambiais são absorvidas pelo *markup* do produtor. Dessa forma, o *pass-through* seria igual a zero. No entanto, os autores advertem que essas são situações extremas e que os casos de repasse cambial incompleto são resultados mais frequentes na literatura⁵.

Ainda em uma perspectiva macroeconômica, Maciel (2006) revisa os determinantes do grau de *pass-through*:

- a) o hiato do produto, definido, nesse caso, pelo produto corrente acima do produto potencial, possui uma correlação positiva com o *pass-through*. Quanto maior for o hiato do produto, configurando possivelmente um ambiente inflacionário, maior será o efeito da variação da taxa de câmbio nos preços;
- b) um ambiente inflacionário elevado favorece o repasse das variações da taxa de câmbio aos preços domésticos, pois facilita o repasse dos custos aos consumidores devido à maior frequência da remarcação dos preços;
- c) o grau de abertura da economia indica maior ou menor presença de bens comercializáveis em uma economia. Logo, uma economia mais aberta possui maior presença de bens que podem ser afetados pela variação cambial⁶.

⁵ Campa e Goldberg (2002), ao estudar os países da OCDE, encontram evidências contrárias ao PCP e LCP no curto prazo, nesse caso um trimestre, devido ao repasse cambial parcial. Por outro lado, no longo prazo, há suporte para a prevalência do PCP para muitos dos bens importados.

⁶ Belaisch (2003), também menciona a correlação entre abertura comercial e o repasse cambial. Segundo a autora, como o Brasil é uma economia relativamente fechada, o impacto cambial nos preços deve ser menor.

- d) Se a taxa de câmbio real assumir um valor inferior àquele esperado no longo prazo, os agentes formam expectativas de depreciações futuras devido ao ajustamento de preços relativos. Dessa forma, as expectativas de depreciações futuras dos agentes amplificarão os repasses para os preços.

Portanto, Maciel (2006, p. 12) conclui que “[...] o grau de *pass-through* da taxa de câmbio será negativamente correlacionado com a diferença da taxa de câmbio real em relação ao seu valor de longo prazo”.

Sob a ótica da teoria monetária tradicional, Mishkin (2008) chama atenção para a instabilidade nos níveis de preços e taxa de câmbio criada pelo excesso de moeda. O autor cita, como exemplos, os casos de alguns países da América Latina que sofreram com uma combinação de inflação crônica e depreciação cambial, nos anos 1980 e 1990, e da Suécia, entre 1973 e 1985. Contudo, na literatura empírica das últimas duas décadas, a correlação encontrada entre repasse cambial e inflação tem sido inferior aos períodos passados, conforme apontam Taylor (2000)⁷ e Mishkin (2008). Essa baixa correlação é observada nos países industrializados, e parece ser resultado de um contexto de política monetária estável e de uma estrutura institucional que permite os bancos centrais atuarem independentemente de pressões políticas e fiscais⁸. Para Ghosh (2012), o declínio do repasse cambial para os preços domésticos de vários países industrializados está relacionado a mudanças na composição da pauta de importação dessas economias, ocorrendo um aumento do peso relativo dos bens manufaturados (os quais possuem mercados mais competitivos) em relação a matérias-primas e energia.

2.2 EVIDÊNCIAS EMPÍRICAS SOBRE O REPASSE CAMBIAL PARA OS PREÇOS

Nos anos 1970, o estudo da relação entre taxa de câmbio e preços não foi motivado apenas para testar a validade da Lei do Preço Único. Havia, também, interesse em medir o efeito das mudanças das taxas de câmbio no balanço externo⁹ e na inflação doméstica (GOLDBERG; KNETTER, 1996). Existem diversos estudos empíricos que objetivam estimar o *pass-through*, da taxa de câmbio para os preços domésticos com o emprego de distintas metodologias e

⁷ Campa e Goldberg (2002), no entanto, chamam atenção para o fato de que a queda do *pass-through* cambial para os preços de importação não é uma característica comum aos países da OCDE.

⁸ Mishkin (2008) também menciona os aspectos microeconômicos que tornam o *pass-through* incompleto. Em especial, o fenômeno *pricing to market*, proposto inicialmente por Krugman (1986).

⁹ Um exemplo do interesse do impacto de variações cambiais no balanço externo de um país é a condição de Marshall-Lerner, a qual dita que uma desvalorização cambial melhora o saldo da balança comercial se a soma das elasticidades da demanda das importações e das exportações for maior que a unidade.

amostras. A seguir, são apresentados alguns desses estudos, de acordo com a ordem cronológica de publicação.

Goldfajn e Werlang (2000) elaboram um modelo de dados em painel para estudar a relação entre depreciações na taxa de câmbio e a inflação. Os autores utilizam uma amostra de 71 países durante o período de 1980 e 1998 e inferem que os principais determinantes do *pass-through* são os componentes cíclicos do produto, a sobrevalorização da taxa de câmbio real, a taxa inicial da inflação (ambiente inflacionário) e o grau de abertura comercial da economia. O estudo conclui que, dentre essas variáveis citadas acima, os maiores determinantes do grau do repasse são a inflação inicial, em especial para o continente europeu, e a sobrevalorização da taxa real de câmbio, principalmente para o continente americano. Além disso, o trabalho verifica que o coeficiente de *pass-through* é menor para os países da OCDE do que para as economias emergentes, e que o coeficiente de repasse aumenta conforme estende-se o horizonte temporal, atingindo seu valor máximo em um horizonte de 12 meses.

Carneiro, Monteiro e Wu (2002) utilizaram modelos de regressão não lineares (Mínimos Quadrados Não Lineares) para estimar o coeficiente de repasse cambial de 1994T3 a 2001T4. Por meio de uma curva de Phillips *backward-looking*, os autores escolhem o IPCA e suas desagregações como variáveis dependentes, e as taxa de desemprego e de câmbio real como variáveis explicativas. A contribuição do câmbio para o IPCA foi calculada multiplicando o coeficiente trimestral de *pass-through* pela desvalorização nominal trimestre por trimestre da taxa de câmbio. No modelo linear, a contribuição do repasse cambial foi de 3,6%, 0,1% e 1,9% para os anos de 1999, 2000 e 2001, respectivamente. Já no modelo não linear, a contribuição foi de 3,4% (1999), 0,7% (2000) e 3,2% (2001). O estudo indicou que o uso de modelos não lineares para estimar o *pass-through* é superior aos modelos lineares. Quando a “não-linearidade do coeficiente de repasse era ignorada no modelo linear, superestimava-se a contribuição da desvalorização em 1999 (3,6% do linear contra 3,4% do não-linear) e subestimava-se em 2001 (1,9% contra 2,9%)” (CARNEIRO; MONTEIRO; WU, 2002, p. 19).

Belaisch (2003) estuda o *pass-through* da taxa de câmbio para os preços no Brasil. A amostra contém dados mensais de julho de 1999 a dezembro de 2002¹⁰. Na modelagem do VAR (vetor autoregressivo), as variáveis incluídas retratam os preços domésticos (são analisados diversos índices), a taxa de câmbio (real/dólar), uma *proxy* do choque de oferta (preço do petróleo em moeda doméstica) e um indicador da demanda agregada (produção industrial).

¹⁰ Apesar da pequena amostra, a autora salienta que a disponibilidade de dados com grande variância torna possível as estimações em um pequeno espaço de tempo sem se preocupar com problemas causados por uma pequena amostra.

Todas as variáveis foram dessazonalizadas e como as séries são não estacionárias, o VAR foi rodado com as variáveis em logaritmo e diferenciadas. Em relação ao IPCA, um choque de um desvio-padrão na taxa de câmbio (depreciação de cerca de 2,3%) tem um impacto baixo, que atinge seu pico após três meses, e no sexto mês converge de volta à zero. O repasse cambial calculado para os preços dos consumidores é de 17% para 12 meses, situando-se entre 15% e 18% em um intervalo de confiança de 95%. O estudo, ainda, cria um *ranking* entre os índices de preços com maiores repasses cambiais e constata que o repasse fica menor à medida que se direciona à cadeia de fornecimento a jusante (*downstream*).

Minella *et al.* (2003) utilizam um modelo VAR para analisar a volatilidade cambial, no Brasil, e o seu impacto na inflação. A amostra inclui o período de setembro de 1994 até dezembro de 2012. Os autores utilizaram as seguintes variáveis: produção industrial, IPCA cheio, preços administrados, preços livres, *Emerging Markets Bond Index Plus* (EMBI+) – como *proxy* de crises financeiras –, taxa de câmbio e taxa SELIC (média mensal). O repasse cambial para o IPCA foi de 17,9%, considerando o choque cambial no primeiro mês, e de 11,4%, considerando o choque cambial no segundo mês.

Em um trabalho com um escopo mais abrangente, Ferreira e Jayme Júnior (2005) avaliam o desempenho do regime brasileiro de metas para a inflação. Os autores estimam, por meio de um modelo VAR, as funções impulso-resposta e decomposição de variâncias para as séries estudadas. As variáveis escolhidas são as seguintes: taxa de inflação (IPCA), taxa nominal de juros (SELIC acumulada no mês), taxa de câmbio nominal, resultado nominal do governo (% do PIB) e o nível de utilização da capacidade instalada. O espaço amostral contempla agosto de 1994 a dezembro de 2003. Os resultados obtidos indicam que a taxa de câmbio corresponde por cerca de 19% da variância do IPCA, no quinto período, e a função impulso-resposta da inflação ao choque cambial tem seu pico no terceiro mês e que o efeito persiste até o 23º mês, indicando que os efeitos das variações cambiais sobre a inflação são persistentes.

Schwartzman (2006) faz estimativas de Curvas de Phillips a partir de preços desagregados (comercializáveis, não comercializáveis e monitorados) por meio de mínimos quadrados em três estágios durante o período de 1997 a 2003. As variáveis escolhidas são: IPCA e suas respectivas desagregações, capacidade da indústria medida pela FGV, taxa de câmbio e taxa de inflação norte-americana (PPI). As estimações do repasse cambial para o IPCA foram de 14% para os bens comercializáveis e não comercializáveis e de 32% para os preços administrados.

Maciel (2006) se apropria de um modelo microeconômico para elaborar o modelo econométrico de forma a estimar os coeficientes de *pass-through* para 17 grupos de produtos, entre 2000 a 2005. Desse total, 13 grupos apresentaram coeficientes estatisticamente significativos. Os grupos de alimentação e transportes obtiveram o maior grau de repasse cambial, com 61% e 82%, respectivamente, após 9 meses. O estudo evidencia um grau de *pass-through* incompleto e que grande parte dos produtos da cesta do índice de preços ao consumidor é sensível a variações da taxa de câmbio nominal.

Squeff (2009) estima um modelo VAR para capturar o repasse cambial para a inflação brasileira entre janeiro de 1999 a dezembro de 2007. A inovação do artigo é analisar o papel da valorização do Real sobre o IPCA, o que o autor denomina de repasse cambial “reverso”. Além da análise para amostra do período 1999-2007 por completo, Squeff estima mais dois modelos, com as sub-amostras: jan/1999-jun/2003 e jul/2003-dez/2007. No espaço temporal abrangendo toda a amostra, observa-se que houve 60 episódios de valorização cambial, ao passo os episódios de desvalorização cambial somaram 48 ocorrências. As estimações mostram que o repasse cambial para 12 meses é de 11% e de 17,3% para 24 meses, o maior horizonte temporal explorado.

Correa e Minella (2010) abordam a determinação do repasse cambial por meio da estimação de uma Curva de Phillips com limiar (*Threshold Autoregressive Model*). Os autores estimam três modelos de Curva de Phillips, os quais diferem devido à escolha da variável utilizada como um limite para o repasse cambial (hiato do produto, taxa de câmbio nominal e volatilidade da taxa de câmbio). Nas equações das Curva de Phillips estimadas, a variável dependente é o IPCA livre (excluem-se os preços administrados) e as variáveis independentes são a expectativa inflacionária, a própria inflação defasada, o índice de preços ao produtor dos EUA, como medida de inflação externa, hiato do produto e a taxa de câmbio nominal. Os dados são trimestrais e abrangem o primeiro trimestre de 1995 ao último trimestre de 2005. O coeficiente encontrado para o *pass-through* foi de 9%, e estatisticamente significativo, quando a atividade econômica é mais elevada (acima do limiar de 1,89% para o hiato do produto).

Ainda, os resultados indicam uma assimetria no efeito de curto prazo de variações cambiais na inflação. Sendo que, no caso de grandes desvalorizações cambiais, o repasse estimado para o trimestre seguinte é de 11% (acima do limiar de 2,10% de depreciações cambiais), enquanto que apreciações ou pequenas depreciações não tem efeitos estatisticamente significativos. A terceira equação de Phillips utiliza como limiar a volatilidade cambial (0,07%). Nesse caso, observou-se um *pass-through* mais elevado em períodos de baixa volatilidade do que em períodos de maior volatilidade (80% e 7%, respectivamente). Contudo,

o coeficiente no regime de baixa volatilidade não foi estatisticamente significativo. Resumindo, as estimações de Correa e Minella (2010) demonstram que o repasse cambial de curto prazo é maior quando a economia está se expandindo mais rapidamente, quando a taxa de câmbio se deprecia acima de um limite e quando a volatilidade cambial é mais baixa.

Ghosh (2012) analisa o repasse cambial para os índices de preços aos consumidores e para os preços de importação com um modelo de dados em painel. A amostra é constituída por nove países da América Latina, incluindo o Brasil, e o período amostral é de 1970T1 a 2010T2. As variáveis incluídas no modelo são: índice de preço ao consumidor, preços de importação, taxa de câmbio (moeda nacional/dólar), taxa de câmbio nominal efetiva, e produto real. Ademais, são feitas estimações para cada país isoladamente, década a década, a fim de capturar um possível declínio da taxa de repasse cambial. Os resultados do modelo com efeitos fixos demonstram que para os países da América Latina, em conjunto, o *pass-through* de longo prazo para a inflação é de 94%, isto é, um repasse quase completo. Por sua vez, o repasse de longo prazo para os preços de importação é de cerca de 56%. Especificamente para o Brasil, o *pass-through* de longo prazo para a inflação foi de 74%, enquanto para a os preços de importação a estimativa foi de 8%. Em comparação com décadas passadas, houve claramente um declínio do repasse cambial, tanto para o Brasil isoladamente, quanto para o conjunto dos países da América Latina.

Pimentel (2013), investiga a assimetria do *pass-through* para a inflação brasileira, entre 1999 e 2011 por meio de modelos VAR, SVAR e VEC. A frequência de dados é mensal e as variáveis empregadas são: IPCA, índice quantum de produção física da indústria de transformação, o índice de preços das *commodities*, calculado pelo IPEA, e a taxa de câmbio. O modelo VAR simétrico indica um repasse cambial de cerca de 6%. Já os modelos que decompõem as variações cambiais em apreciações e depreciações (VAR e SVAR) apontam para a existência de assimetria no repasse cambial, em que o repasse em situações de depreciações cambiais varia entre 8,75 e 11,60% enquanto o repasse relativo às apreciações está situado ente 1,39 a 4,64%. O modelo VEC evidencia a relação de longo prazo entre o IPCA e as depreciações cambiais, porém o mesmo não ocorre com a relação de longo prazo entre IPCA e apreciações da taxa de câmbio. O trabalho de Pimentel¹¹ provou a existência de

¹¹ Os resultados vão ao encontro do estudo de Delatte e Villavicencio (2012) que emprega um modelo *Autoregressive Distributed Lag* (ADRL) para avaliar a assimetria do repasse cambial para Japão, Alemanha, Reino Unido e Estados Unidos da América. As estimações sugerem um maior repasse das depreciações do que das apreciações para os preços.

assimetrias na taxa de *pass-through* para a inflação brasileira, em que se percebe um maior choque inflacionário (positivo) em períodos de depreciação cambial.

Couto e Fraga (2014) analisam a relação entre taxa de câmbio e preços brasileiros para os períodos de 1999 a 2011 e 2003 a 2012. Os autores utilizaram um modelo Vetor de Correção de Erros e as variáveis escolhidas foram: IPCA, IGP-DI, taxa de câmbio nominal, PIB, índice de preços ao produtor dos Estados Unidos (PPI) e abertura comercial. No modelo que considera a amostra de 1999 a 2011, os autores encontram um coeficiente de repasse cambial, no longo prazo, de cerca de 68% para o IPCA e de, aproximadamente 85%, para o IGP-DI. Nas estimações para os anos de 2003 a 2012, observa-se uma redução dos coeficientes para 37% e 62%, para o IPCA e IGP-DI, respectivamente.

Almendra *et al* (2015) estimam o *pass-through* para o Brasil durante os anos de 1994 a 2014, por meio de Mínimos Quadrados Ordinários em *Rolling Windows* e o emprego de um Filtro de Kalman. No estudo, as variáveis utilizadas têm frequência trimestral e são: IPCA, IGP-DI, Índice de Preços por Atacado (IPA), taxa de câmbio nominal, hiato do produto, grau de abertura da economia e o Índice de Preços das Importações. Os resultados da pesquisa indicam que os repasses cambiais para o IPCA foram reduzidos após a adoção do regime de taxa de câmbio flexível e do sistema de metas inflacionárias. Também, foi verificado que o repasse cambial é maior em períodos de desvalorização cambial, possivelmente sugerindo que os produtores ajustam seus preços mais rapidamente para preservar seu *markup* do que o fariam para reduzir os preços para o consumidor final em caso de apreciação cambial.

Este capítulo apresentou aspectos teóricos acerca do *pass-through* e uma breve revisão da literatura empírica, com destaque para estudos sobre a inflação brasileira em um período mais recente. Observou-se que o repasse cambial completo, conforme sugerido pela teoria, não é comprovado por estudos empíricos.

3 ASPECTOS METODOLÓGICOS E DEFINIÇÃO DO MODELO

Em contraste com o repasse completo sugerido pela teoria, conforme visto na seção 2.2, as evidências de um repasse cambial parcial tornam ainda mais relevante a análise quantitativa dos dados disponíveis. Para estimar o impacto das variações da taxa de câmbio na inflação, faz-se necessário empregar ferramentas econométricas que produzam resultados robustos para a amostragem disponível. Este capítulo irá descrever a metodologia escolhida para quantificar o *pass-through* da taxa de câmbio para a inflação.

3.1 FONTE E TRATAMENTO DE DADOS

Para definir as variáveis incluídas no modelo, segue-se a proposta do artigo seminal de Belaisch (2003). Ao medir o impacto do câmbio na inflação, a autora define, além da taxa de câmbio e de inflação, a inclusão de *proxies* para a demanda agregada e para o choque de oferta.

A amostra de dados contempla o período de janeiro de 2001 a dezembro de 2017, totalizando 204 observações. Salienta-se que, em comparação com muitos estudos aplicados ao caso brasileiro, essa amostra é significativamente maior. A escolha das séries inseridas no modelo baseou-se em trabalhos empíricos anteriores e o conjunto de dados obtidos foi testado de maneira que fosse possível encontrar o modelo mais adequado.

A seguir são indicados os dados utilizados e as fontes de referência¹:

- a) inflação: optou-se por utilizar o IPCA², Índice de Preços ao Consumidor Amplo, compilado pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Neste trabalho, utilizou-se o IPCA, índice 1993=100, (tabela 1737 do IBGE);
- b) choque de Oferta: utilizou-se como *proxy* para o choque de oferta a série PPI (*Producer Price Index*) dos Estados Unidos da América do FMI;
- c) choque de Demanda: A *proxy* para o choque de demanda empregada é a utilização da capacidade instalada da indústria de transformação (UCI), compilada pela Fundação Getúlio Vargas (FGV). A variável está medida em porcentagem e, ademais, foi aplicado o método de dessazonalização X12³;

¹ A evolução das variáveis ao longo do tempo está exposta no Anexo.

² A escolha pelo IPCA ocorre porque esse é o índice que o Banco Central do Brasil utiliza para avaliar a política monetária.

³ Ver Morais, Stona & Schuck (2016) para a descrição do método de dessazonalização e para a aplicação do filtro HP.

- d) câmbio: neste trabalho, a variável CAMBIO refere-se à taxa de câmbio nominal (R\$/US\$) do BCB (série 3697).

3.2 TESTES PARA ESPECIFICAÇÃO DO MODELO

A presente seção dedica-se a apresentar, de forma concisa, testes que devem ser realizados antes das especificações dos modelos. No escopo deste trabalho, os testes para identificar a presença ou não de raízes unitárias nas séries e o teste de Cointegração de Johansen.

3.2.1 Testes de raiz unitária

Antes de proceder para a estimação do modelo, faz-se necessário determinar se as séries são estacionárias ou não estacionárias. A regressão entre séries não estacionárias pode resultar no fenômeno da regressão espúria (BUSCARIOLLI; EMERICK, 2011), isto é, as estimações encontram uma relação numérica válida entre as variáveis que não tem sentido econômico.

Segundo Gujarati e Porter (2011), um processo estocástico estacionário apresenta média e variância constantes ao longo do tempo e o valor da covariância entre dois períodos depender apenas da distância (ou *lags*) entre eles e não for uma função do tempo. Por outro lado, para ilustrar uma série não estacionária (mais precisamente, com raiz unitária) toma-se como exemplo um modelo de passeio aleatório, conforme sugerido por Gujarati e Porter:

$$Y_t = \rho Y_{t-1} + u_t \quad (4)$$

Onde $-1 \leq \rho \leq 1$. Se $\rho = 1$, a equação 4 se torna um modelo de passeio aleatório, mas caso $|\rho| < 1$, a série pode ser estacionária. Para Buscariolli e Emerick (2011), um problema relacionado às estimações com variáveis não estacionárias é que o efeito de choques temporários sobre essas variáveis acaba por se apresentar como um choque permanente, mesmo não o sendo.

Dessa forma, três testes distintos serão utilizados para detectar se as variáveis são estacionárias ou não estacionárias. São eles: Augmented Dickey-Fuller (ADF); Phillips-Perron (PP); e Kwiatkowski, Phillips, Schimidt e Schin (KPSS). A descrição e a interpretação dos testes seguem Bueno (2015).

Para testar se uma série apresenta raiz unitária, Dickey e Fuller (1979) propuseram um teste que considera o seguinte modelo:

$$y_t = \phi y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (5)$$

Porém, conforme salientam Gujarati e Porter (2011), não é adequado estimar uma equação tal como a demonstrada acima por Mínimos Quadrados Ordinários (MQO) e testar a hipótese nula $\phi = 1$ pelo teste convencional, t , porque o mesmo seria viesado no caso de uma raiz unitária. De fato, o uso da estatística t convencional causaria o erro do tipo I⁴ com maior frequência (BUENO, 2015).

Dessa forma, altera-se o teste subtraindo y_{t-1} de ambos os lados da equação 5:

$$\Delta y_t = (\phi - 1)y_{t-1} + \varepsilon_t = \alpha y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (6)$$

Onde $\alpha \equiv \phi - 1$ ⁵. Logo, $H_0: \phi = 1$ é o mesmo que $H_0: \alpha = 0$.

Tendo em vista que consultar os valores da tabela t convencional pode gerar resultados viesados, Dickey e Fuller estimaram novos valores para a estatística t , que seguem a estatística τ , por simulações de Monte Carlo. O valor da estatística é alterado em consoante com a equação de regressão e o tamanho da amostra. As equações 7, 8 e 9, abaixo, representam um modelo de passeio aleatório, um modelo de passeio aleatório com deslocamento (ou *drift*) e um modelo de passeio aleatório com deslocamento e tendência determinística:

$$\Delta y_t = \alpha y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (7)$$

$$\Delta y_t = \mu + \alpha y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (8)$$

$$\Delta y_t = \mu + \delta t + \alpha y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (9)$$

Para calcular o valor da estatística do teste Dickey-Fuller, supondo o modelo apresentado pela equação 7, define-se os seguintes passos:

⁴ Erro do tipo I: rejeitar a hipótese nula quando ela é verdadeira.

⁵ Se $\alpha = 0$, então $\Delta y_t = (y_t - y_{t-1}) = \varepsilon_t$. Já que ε_t é um termo de erro de ruído branco (e, portanto, estacionário), as primeiras diferenças de uma série temporal de passeio aleatório são estacionárias (GUJARATI; PORTER, 2011).

Estimar o coeficiente de y_{t-1} por MQO:

$$\hat{\alpha} = \frac{\sum_{t=1}^T y_{t-1} y_t}{\sum_{t=1}^T y_{t-1}^2} - 1 \quad (10)$$

Depois, calcular a variância amostral:

$$S^2 = \frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T (\Delta y_t - \hat{\alpha} y_{t-1})^2 \quad (11)$$

A partir da variância amostral, calcula-se o desvio-padrão do coeficiente $\hat{\alpha}$:

$$s(\hat{\alpha}) = \frac{S}{\sqrt{\sum_{t=1}^T y_{t-1}^2}} \quad (12)$$

Por fim, é possível obter o valor calculado da estatística t :

$$\hat{t} = \frac{\hat{\alpha}}{s(\hat{\alpha})} \quad (13)$$

A interpretação do teste é a que segue. Sob $H_0: \alpha = 0$, se $\hat{t} > \tau$ rejeita-se a hipótese nula e infere-se que a série não possui raiz unitária.

O teste DF (Dickey-Fuller) considera que o termo de erro como ruído branco, ou seja, que o erro não é correlacionado. Quando essa hipótese não é confirmada, convém realizar o teste de Dickey-Fuller Aumentado (ADF). O teste ADF adiciona a cada uma das equações 7, 8 e 9 os valores defasados da variável dependente. Assim, obtém-se a seguinte equação:

$$\Delta y_t = \mu + \alpha y_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \lambda_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (14)$$

Onde p é a ordem do processo autoregressivo; $\alpha = -(1 - \sum_{i=1}^p \phi_i)$; e $\lambda_i = -\sum_{j=i}^{p-1} \phi_{j+1}$.

Segundo Bueno (2015), adiciona-se variáveis autoregressivas até que o teste de resíduos não rejeite a hipótese de que o termo de erro é ruído branco. Para testar se os resíduos são ruído branco, pode-se empregar o teste Q de Ljung-Box:

$$Q = T(T + 2) \sum_{j=1}^n \frac{\widehat{\rho}_j^2}{T-j} \xrightarrow{d} \chi_n^2 \quad (15)$$

Em ρ é o coeficiente de autocorrelação amostral de ordem j e T é o tamanho da amostra. A hipótese nula do teste é de que os resíduos são ruído branco.

O segundo teste de raiz unitária empregado neste trabalho é o teste elaborado por Phillips e Perron (1988). Bueno (2015) argumenta que o teste de Phillips-Perron (PP) faz uma correção não paramétrica ao teste DF, possibilitando um teste consistente mesmo na presença de variáveis defasadas dependentes e correlação serial nos erros. A distribuição assintótica do teste PP é a mesma da estatística do teste ADF (GUJARATI; PORTER, 2011). A estatística de Phillips-Perron é dada por:

$$\hat{Z}_{t,\mu} = \hat{t}_\mu \left(\frac{\hat{\sigma}}{\hat{v}} \right) - \frac{1}{2} \left(\frac{\hat{v}^2 - \hat{\sigma}^2}{\hat{v} \sqrt{T^{-2} \sum_{t=1}^T y_{t-1}^2}} \right) \quad (16)$$

A hipótese nula do teste PP é que a série apresenta raiz unitária. Por outro lado, sob a hipótese alternativa a série é estacionária.

O terceiro teste para testar a estacionariedade das séries é o Kwiatkowski, Phillips, Schmidt e Schin (1992), ou simplesmente teste KPSS. Os autores argumentam que muitas séries econômicas agregadas apresentam raiz unitária, mas que é preciso levar em consideração que a hipótese nula em outros testes é de existência de raiz unitária e que a maneira que os testes são feitos garante que a hipótese nula seja aceita a não ser que haja uma forte evidência contra ela. Ademais, Bueno (2015) ressalta que o teste DF tem baixo poder, em especial na presença de um componente MA (*moving average*) próximo do círculo unitário. Ao contrário dos testes ADF e PP, que consideram como hipótese nula a presença de raiz unitária, o teste KPSS tem como hipótese nula que a série é estacionária.

Para contextualizar o teste KPSS, considera-se um modelo como o seguinte:

$$y_t = \mu + \delta t + x_t + u_t \quad (17)$$

Em que $x_t = x_{t-1} + v_t$, e define-se $e \equiv x_t + u_t$. Logo após, estime a série:

$$y_t = \mu + \delta t + e_t \quad (18)$$

Para todo t , estime os resíduos da regressão acima:

$$\hat{e}_t = y_t - \hat{\mu} - \hat{\delta}_t \quad (19)$$

A soma parcial dos resíduos é definida como:

$$S_t = \sum_{j=1}^t \hat{e}_j \quad (20)$$

Assim, o teste KPSS é dado por:

$$KPSS = \sum_{t=1}^T \frac{S_t^2}{T^2 \hat{\nu}^2} \quad (21)$$

Onde o termo $\hat{\nu}^2$ é a variância de longo prazo, definida assim como no caso do teste PP:

$$\hat{\nu}^2 = \hat{\sigma}^2 + \frac{2}{T} \sum_{j=1}^M \omega \left(\frac{j}{M+1} \right) \sum_{t=j+1}^T \hat{e}_t \hat{e}_{t-j} \quad (22)$$

E que:

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{\sum_{t=1}^T \hat{e}_t^2}{T} \quad (23)$$

3.2.2 Teste de Cointegração de Johansen

A motivação para os testes de cointegração reside no fato de que duas ou mais séries não estacionárias como, por exemplo, as séries integradas de primeira ordem, ou $I(1)$, podem apresentar uma relação de cointegração, caso exista uma combinação linear entre elas que seja estacionária. Posto de outra forma, que o resíduo da regressão entre as variáveis seja estacionário. A cointegração entre duas variáveis implica a existência de uma relação de longo prazo.

Para detectar a presença de vetores de cointegração Johansen elaborou dois testes: o teste do traço e o teste do autovalor. O teste do traço supõe como hipótese nula a existência de r^* vetores de cointegração contra a hipótese alternativa de $r > r^*$ vetores⁶:

⁶ As referências para as estatísticas foram retiradas de Bueno (2015).

$$\begin{cases} H_0: r = r^* \\ H_1: r > r^* \end{cases}$$

A estatística do teste do traço é definida por:

$$\lambda_{tr}(r) = -T \sum_{i=r+1}^n \ln(1 - \hat{\lambda}_i) \quad (24)$$

Se não existe cointegração, os autovalores estimados ($\hat{\lambda}$), também chamados de *eigenvalues*, serão próximos a zero e o termo $\ln(1 - \hat{\lambda}_i) \rightarrow 0^7$. Sendo assim, a estatística do traço gera valores baixos impedindo a rejeição da hipótese nula.

O teste do máximo autovalor, que segundo Bueno (2015) produz resultados mais robustos em relação ao teste do traço, apresenta a hipótese nula de que existem r^* vetores de cointegração contra a hipótese alternativa de que existem r^*+1 vetores de cointegração. Dessa forma:

$$\begin{cases} H_0: r = r^* \\ H_1: r = r^* + 1 \end{cases}$$

A estatística do teste de máximo autovalor é definida por:

$$LR(r) = -T \ln(1 - \hat{\lambda}_{r+1}) \quad (25)$$

O teste verifica qual o máximo autovalor significativo que produz um vetor de cointegração. A rejeição de H_0 quer dizer que há um vetor de cointegração a mais, enquanto que a não rejeição da nula implica que há r^* vetores de cointegração, conforme salienta Bueno (2015). Os valores críticos para as estatísticas do traço e do máximo autovalor são obtidos por simulações de Monte Carlo (ENDERS, 2014).

Enders (2014) alerta que há deficiências que surgem ao estimar um vetor autoregressivo irrestrito quando as variáveis cointegram, uma vez que o sistema se torna mal especificado ao excluir a relação de longo prazo entre as variáveis contidas na matriz. Além disso, dado o erro de especificação, todos os coeficientes estimados, testes t , testes F , funções de impulso-resposta

⁷ $\ln(1 - 0) = 0$.

e decomposição da variância não representam o processo verdadeiro. No entanto, se as variáveis não cointegram, o autor defende que a estimação seja feita com variáveis em primeira diferença.

Por fim, salienta-se que metodologia completa do teste de Cointegração de Johansen é relativamente complexa e foge ao escopo deste trabalho. Sugere-se a leitura de Bueno (2015) e Enders (2014), tanto para uma descrição da metodologia quanto para *insights* dos autores sobre os testes.

3.3 VETORES AUTOREGRESSIVOS

A abordagem econométrica deste trabalho utiliza o modelo de vetores autoregressivos (VAR)⁸, proposto por Sims (1980)⁹. “Um vetor autoregressivo é um sistema no qual cada variável é regressada sobre uma constante e um número p de seus próprios *lags*, bem como sobre p *lags* de cada uma das outras variáveis dentro do VAR” (HAMILTON, 1994, p. 258). Para Squeff (2009), o VAR é uma metodologia adequada para estudar os determinantes da inflação, pois considera explicitamente o papel da inércia, isto é, o *lag* da inflação, na inflação contemporânea, além, claro, do papel de outras variáveis relevantes.

A representação de um modelo autoregressivo de ordem p e n variáveis endógenas na sua forma estrutural dá-se por¹⁰:

$$AX_t = B_0 + \sum_{i=1}^p B_i X_{t-i} + B \varepsilon_t \quad (26)$$

Onde A é uma matriz $n \times n$ de restrições contemporâneas entre as variáveis que constituem o vetor de variáveis endógenas $n \times 1$, X_t ; B_0 é um vetor de constantes $n \times 1$; B_i são matrizes $n \times n$; B é uma matriz diagonal $n \times n$ de desvios-padrão; ε_t é um vetor $n \times n$ de perturbações aleatórias¹¹.

Contudo, a forma estrutural apresenta endogeneidade entre as variáveis, uma vez que as variáveis regressoras são individualmente correlacionadas aos termos de erros. Para contornar esse problema, pode-se estimar o modelo em sua forma reduzida conforme a equação a seguir:

$$X_t = \Phi_0 + \sum_{i=1}^p \Phi_i X_{t-i} + e_t \quad (27)$$

⁸ A sigla vem do inglês *vector autoregressions*.

⁹ Enders (2014) fornece uma breve contextualização histórica que deu origem ao modelo proposto por Sims em 1980.

¹⁰ Ver Bueno (2015, p. 195).

¹¹ $\varepsilon_t \sim i. i. d. (0; I_n)$.

Em que $\Phi_i = A^{-1}B_i$; $i = 0, 1, \dots, p$; $B\varepsilon_t \equiv Ae_t$. Na forma reduzida, os erros transformados, e_t , não estão correlacionados aos regressores.

Caso seja do interesse do pesquisador ou particularmente necessário a alguma estimação, é possível estimar um VAR(p) com a presença de variáveis exógenas, conforme Bueno (2015):

$$X_t = \Phi_0 + \sum_{i=1}^p \Phi_i X_{t-i} + GZ_t + e_t \quad (28)$$

Sendo que X_t é um vetor $n \times 1$ variáveis endógenas; G é uma matriz de coeficientes $n \times g$; Z_t é um vetor para as variáveis exógenas (como, por exemplo, *dummies* sazonais).

O sistema VAR a ser estimado neste estudo contempla as seguintes equações¹²:

$$IPCA_t = \alpha_{1j} \sum_{j=1}^p IPCA_{t-j} + \beta_{1j} \sum_{j=1}^p PPI_{t-j} + \gamma_{1j} \sum_{j=1}^p UCI_{t-j} + \delta_{1j} \sum_{j=1}^p CAMBIO_{t-j} + \mu_{1t}$$

$$PPI_t = \alpha_{2j} \sum_{j=1}^p IPCA_{t-j} + \beta_{2j} \sum_{j=1}^p PPI_{t-j} + \gamma_{2j} \sum_{j=1}^p UCI_{t-j} + \delta_{2j} \sum_{j=1}^p CAMBIO_{t-j} + \mu_{2t}$$

$$UCI_t = \alpha_{3j} \sum_{j=1}^p IPCA_{t-j} + \beta_{3j} \sum_{j=1}^p PPI_{t-j} + \gamma_{3j} \sum_{j=1}^p UCI_{t-j} + \delta_{3j} \sum_{j=1}^p CAMBIO_{t-j} + \mu_{3t}$$

$$CAMBIO_t = \alpha_{4j} \sum_{j=1}^p IPCA_{t-j} + \beta_{4j} \sum_{j=1}^p PPI_{t-j} + \gamma_{4j} \sum_{j=1}^p UCI_{t-j} + \delta_{4j} \sum_{j=1}^p CAMBIO_{t-j} + \mu_{4t}$$

No sistema de equações acima (de ordem p), as variáveis são aquelas descritas na seção 3.1. Os parâmetros α , β , γ e δ representam os coeficientes e μ são perturbações aleatórias não correlacionadas entre si contemporânea e temporalmente.

Outro aspecto importante da modelagem dos vetores autoregressivos é a seleção da ordem p do modelo VAR. Conforme Enders (2014), defasagens adicionais reduzem a soma dos

¹² Baseado em Ferreira (2004).

quadrados dos resíduos estimados. Entretanto, a adição de *lags* implica na estimação de mais coeficientes e perda de graus de liberdade. Bueno (2015) define a versão multivariada dos critérios de seleção de defasagens Akaike, Schwarz e Hannan-Quinn para um modelo VAR(m):

$$AIC(m) = \ln|\hat{\Gamma}_0(m)| + \frac{2}{T}mn^2 \quad (29)$$

$$SIC(m) = \ln|\hat{\Gamma}_0(m)| + \frac{\ln T}{T}mn^2 \quad (30)$$

$$HQ(m) = \ln|\hat{\Gamma}_0(m)| + \frac{\ln \ln T}{T}2mn^2 \quad (31)$$

Onde $\Gamma_0 = \sum_{i=1}^T \hat{e}_t \hat{e}_t' / T$; e mn^2 é o número total de parâmetros estimados em todas as equações. Em todos os testes, estima-se modelos com diversas defasagens e escolhe-se aquele que apresentar os menores valores desses critérios de informação.

Ainda, é possível representar um vetor autoregressivo na forma de um vetor de médias móveis (VMA). De acordo com Enders (2014), a representação VMA é um aspecto essencial da metodologia desenvolvida por Sims, em 1980, pois ela permite demonstrar a trajetória, ao longo do tempo, dos vários choques nas variáveis contidas dentro do sistema VAR. Pode-se estimar um modelo VMA (∞) como a seguir:

$$X_t = \bar{X} + \sum_{i=0}^{\infty} \Psi_i B \varepsilon_{t-i} \quad (32)$$

A matriz Ψ_i contém os elementos chamados de multiplicadores de impacto, pois esses coeficientes geram os efeitos dos choques em ε_t sobre as trajetórias das variáveis. As funções de impulso-resposta são o conjunto de coeficientes da matriz Ψ_i e quando gerado um gráfico dos coeficientes contra i , obtém-se uma ferramenta útil para analisar a resposta de uma variável a diversos choques. A soma dos coeficientes origina a função de impulso-reposta acumulada, $\sum_{i=0}^n \Psi_{jk}(i)$, e com n tendendo ao infinito, calcula-se o efeito acumulado total. Se as séries forem estacionárias, os valores de $\Psi_{jk}(i)$ convergem para zero à medida que i aumenta¹³. Dessa forma, choques não têm efeitos permanentes em séries estacionárias.

¹³ Além disso, $\sum_{i=0}^{\infty} \Psi_{jk}^2(i)$ é uma sequência finita (ENDERS, 2014).

Outra forma de analisar as relações entre as variáveis do sistema é a decomposição da variância dos erros de previsão. De forma sucinta, a decomposição da variância define a proporção dos movimentos de uma sequência devido a cada variável endógena do sistema, ao longo do horizonte temporal da previsão. Na hipótese de um choque em certa variável, diga-se z , não afetar a variância do erro de previsão de outra variável, diga-se y , em todo o horizonte de previsão, pode-se considerar a sequência de y como exógena. Por outro lado, se choques na variável z forem responsáveis por toda a variância dos erros de previsão de y , então diz-se que y é totalmente endógena (ENDERS, 2014).

Porém, conforme abordam Bueno (2015) e Enders (2014), a aplicação dessa metodologia não é válida para identificar todos os parâmetros do sistema estrutural (ou primitivo), uma vez que a forma reduzida permite estimar menos parâmetros do que no sistema primitivo. A solução para o problema é aplicar um ordenamento recursivo, em que as restrições impostas tornam os coeficientes do sistema iguais à zero. Especificamente, em um VAR com n variáveis endógenas, o número de restrições necessárias para a identificação do sistema é $(n^2 - 2)/n$. Esse método é chamado de decomposição de Cholesky e consiste em formar uma matriz triangular de restrições em que os termos acima da diagonal são todos iguais a zero. O interesse prático na decomposição de Cholesky reside na necessidade de impor certo ordenamento arbitrário das variáveis para gerar graficamente as funções de impulso-resposta e para determinar a decomposição da variância. Apesar da haver arbitrariedade envolvida na escolha do ordenamento das variáveis, ela pode ser atenuada pelo uso da teoria econômica. A ordenação das variáveis empregadas é dada como segue: PPI, UCI, CAMBIO e IPCA, de forma que PPI é a variável mais exógena do sistema e o IPCA é variável mais impactada pelas outras.

Esta seção procurou apresentar de forma breve o modelo VAR, as questões relacionadas à identificação do modelo e os instrumentos (função impulso-reposta e decomposição da variância) oferecidos por esse método para examinar as relações entre as variáveis inseridas no modelo.

3.4 COEFICIENTE DE REPASSE CAMBIAL

Para estimar o coeficiente de repasse cambial (CRP), segue-se a metodologia apresentada em Belaisch (2003). A proposta consiste em estimar o coeficiente de repasse a partir dos coeficientes de *pass-through* acumulados obtidos nas funções impulso-resposta. Conforme Belaisch, o CRP estima os ajustes de preços dado a um choque cambial, depois de

levar em consideração perturbações das outras variáveis endógenas. A fórmula para o CRP é apresentada abaixo:

$$CRP_{t,t+j} = \frac{\sum_{j=1}^T \Delta P_{t,t+j}}{\sum_{j=1}^T \Delta E_{t,t+j}} \times 100 \quad (33)$$

Em que ΔP_{t+j} é a variação cumulativa no nível de preço (no caso, o IPCA) j meses após o choque e ΔE_{t+j} é a variação cambial no mesmo período.

4 DESCRIÇÃO DOS RESULTADOS

Os resultados dos testes de raiz unitária, teste de cointegração, a identificação e estimação do modelo são apresentados neste capítulo. O capítulo inicia pelos testes de raiz unitária (ADF, PP e KPSS), em seguida o teste de cointegração e, por fim, a estimação do modelo VAR com análises das funções-impulso resposta, decomposição da variância e estimação do CRP.

4.1 ESTACIONARIEDADE DAS SÉRIES E COINTEGRAÇÃO

A Tabela 1 ilustra os resultados do teste ADF de raiz unitária. Os testes foram realizados com o auxílio do *software* EViews 7 e, sob a hipótese nula de existência de raiz unitária na série, infere-se que há evidências de que as séries CAMBIO (taxa de câmbio nominal), IPCA (índice de preços ao consumidor), UCI (utilização da capacidade instalada) e PPI (*Producer Price Index*) são não estacionárias em nível, mas estacionárias quando diferenciadas em primeira ordem. Logo, pelo teste ADF as séries são I(1).

Tabela 1 – Teste de Augmented Dickey-Fuller de Raiz Unitária

ADF					
Variável	Estatística	p-value	Valores Críticos		
			1%	5%	10%
Séries em Nível					
CAMBIO	-1,6260	0,7795	-4,0037	-3,4320	-3,1397
IPCA	-0,7321	0,9687	-4,0037	-3,4320	-3,1397
UCI	-1,3618	0,6003	-3,4629	-2,8758	-2,5744
PPI	-2,8527	0,1804	-4,0037	-3,4320	-3,1397
Séries em Primeira Diferença					
CAMBIO	-9,8405	0,0000	-4,0037	-3,4320	-3,1397
IPCA	-5,7628	0,0000	-4,0037	-3,4320	-3,1397
UCI	-7,4288	0,0000	-3,4629	-2,8758	-2,5744
PPI	-7,3350	0,0000	-4,0037	-3,4320	-3,1397

Fonte: Elaboração própria.

Os resultados do teste PP são apresentados, abaixo, na Tabela 2. Assim como no teste ADF, a não rejeição da hipótese nula implica em presença de raiz unitária na série avaliada. Observa-se que, em consonância com o teste ADF, as variáveis são I(1), ou seja, estacionárias somente quando diferenciadas uma vez.

Tabela 2 – Teste de Phillips-Perron de Raiz Unitária

Phillips-Perron					
Variável	Estatística	p-value	Valores Críticos		
			1%	5%	10%
Séries em Nível					
CAMBIO	-1,6021	0,7891	-4,0037	-3,4320	-3,1397
IPCA	-0,4333	0,9858	-4,0037	-3,4320	-3,1397
UCI	-1,3236	0,6186	-3,4626	-2,8756	-2,5743
PPI	-2,2126	0,4796	-4,0037	-3,4320	-3,1397
Séries em Primeira Diferença					
CAMBIO	-9,9565	0,0000	-4,0037	-3,4320	-3,1397
IPCA	-6,1684	0,0000	-4,0037	-3,4320	-3,1397
UCI	-14,0890	0,0000	-3,4627	-2,8757	-2,5744
PPI	-9,4645	0,0000	-4,0037	-3,4320	-3,1397

Fonte: Elaboração própria.

Tabela 3 – Teste Kwiatkowski, Phillips, Schmidt e Schin

KPSS				
Variável	Estatística	Valores Críticos		
		1%	5%	10%
Séries em Nível				
CAMBIO	0,3468	0,2160	0,1460	0,1190
IPCA	0,3714	0,2160	0,1460	0,1190
UCI	0,4954	0,7390	0,4630	0,3470
PPI	0,3188	0,2160	0,1460	0,1190
Séries em Primeira Diferença				
CAMBIO	0,1102	0,7390	0,4630	0,3470
IPCA	0,1249	0,2160	0,1460	0,1190
UCI	0,1303	0,7390	0,4630	0,3470
PPI	0,0425	0,2160	0,1460	0,1190

Fonte: Elaboração própria.

O terceiro teste empregado para avaliar a estacionariedade das séries é o teste KPSS. Ao contrário dos testes ADF e PP, a hipótese nula implica que a variável é estacionária. A Tabela 3, acima, mostra os resultados. A um nível de significância de 5%, todas as variáveis são consideradas integradas de primeira ordem.

Como os testes apontam para a não estacionariedade das séries em nível¹, deve-se realizar o teste de cointegração a fim de verificar se há alguma relação de longo prazo entre as variáveis. Caso positivo, estimar o modelo pela metodologia VAR pode não ser a melhor opção,

¹ Conforme aponta Ferreira (2004), a existência de quebras estruturais ao longo da amostra pode viesar o resultado dos testes de raiz unitária expostos neste trabalho. Não foi identificada nenhuma quebra estrutural estatisticamente significativa na amostra deste estudo, mas, mesmo assim, optou-se por realizar testes adicionais de raiz unitária incorporando uma possível presença de quebra estrutural. Os testes foram realizados no *software* Eviews versão 7, o qual não possui em sua programação testes de raiz unitária mais avançados para incorporar a ocorrência de quebras estruturais. No entanto, foi obtida uma versão de teste do EViews versão 10, que permite testar a presença de raiz unitária em séries com quebras estruturais. Os resultados do teste estão expostos no Anexo e, assim como os testes tradicionais, também indicam a presença de raiz unitária nas séries e, portanto, considera-se as variáveis CAMBIO, IPCA, PPI e UCI como integradas de primeira ordem, I(1).

pois a dinâmica comum das variáveis seria ignorada, e a opção é rodar um modelo de correção de erros (VEC). Dessa forma, foi realizado o teste de cointegração de Johansen, descrito no capítulo anterior, e os resultados encontram-se na Tabela 4, a seguir:

Tabela 4 – Teste de Cointegração de Johansen

Estatística do Traço				
Nº de Eq. Cointegradas	Autovalor	Valor Observado	Valor Crítico a 5%	<i>p-value</i>
R = 0	0,11455	44,2313	47,8561	0,1052
R ≤ 1	0,0620	19,6566	29,7971	0,4464
R ≤ 2	0,0306	6,7182	15,4947	0,6106

Estatística do Máximo Autovalor				
Nº de Eq. Cointegradas	Autovalor	Valor Observado	Valor Crítico a 5%	<i>p-value</i>
R = 0	0,1145	24,5747	27,5843	0,1159
R ≤ 1	0,0620	12,9384	21,1316	0,4579
R ≤ 2	0,0306	6,2716	14,2646	0,5786

Fonte: Elaboração própria. Estimação com intercepto e 1 defasagem. Salienta-se que o resultado não se altera quando se considera 2, 3 e 4 defasagens.

O teste de Johansen não rejeita a hipótese de ausência de cointegração, ao nível de 5% de significância, para ambas as estatísticas do traço e do máximo autovalor. Portanto, uma vez que as séries não cointegram, procede-se para a estimação do modelo VAR.

4.2 ESCOLHA DE DEFASAGENS E ESTIMAÇÃO DO MODELO VAR

O modelo VAR foi estimado e realizou-se os testes para verificar o número adequado de defasagens e, posteriormente, estimar novamente o VAR com a defasagem mais apropriada. Em conformidade com os critérios de Akaike, de Schwarz e de Hannan-Quinn, o modelo VAR com uma defasagem foi escolhido². Como todas as variáveis são não-estacionárias em nível, foi necessário tomar a primeira diferença das variáveis. Assim, deve-se ter atenção com a interpretação dos resultados, uma vez que as séries agora representam variações mensais. No caso do índice de preços, por exemplo, a série diferenciada representa a inflação mensal. Os coeficientes estimados do modelo VAR (1) estão expostos no Anexo.

² As Tabelas A.1 e A.2 do Anexo mostram os resultados para os testes de escolha de defasagem e do teste LM de autocorrelação dos resíduos.

4.3 ANÁLISE DAS FUNÇÕES IMPULSO-RESPOSTA

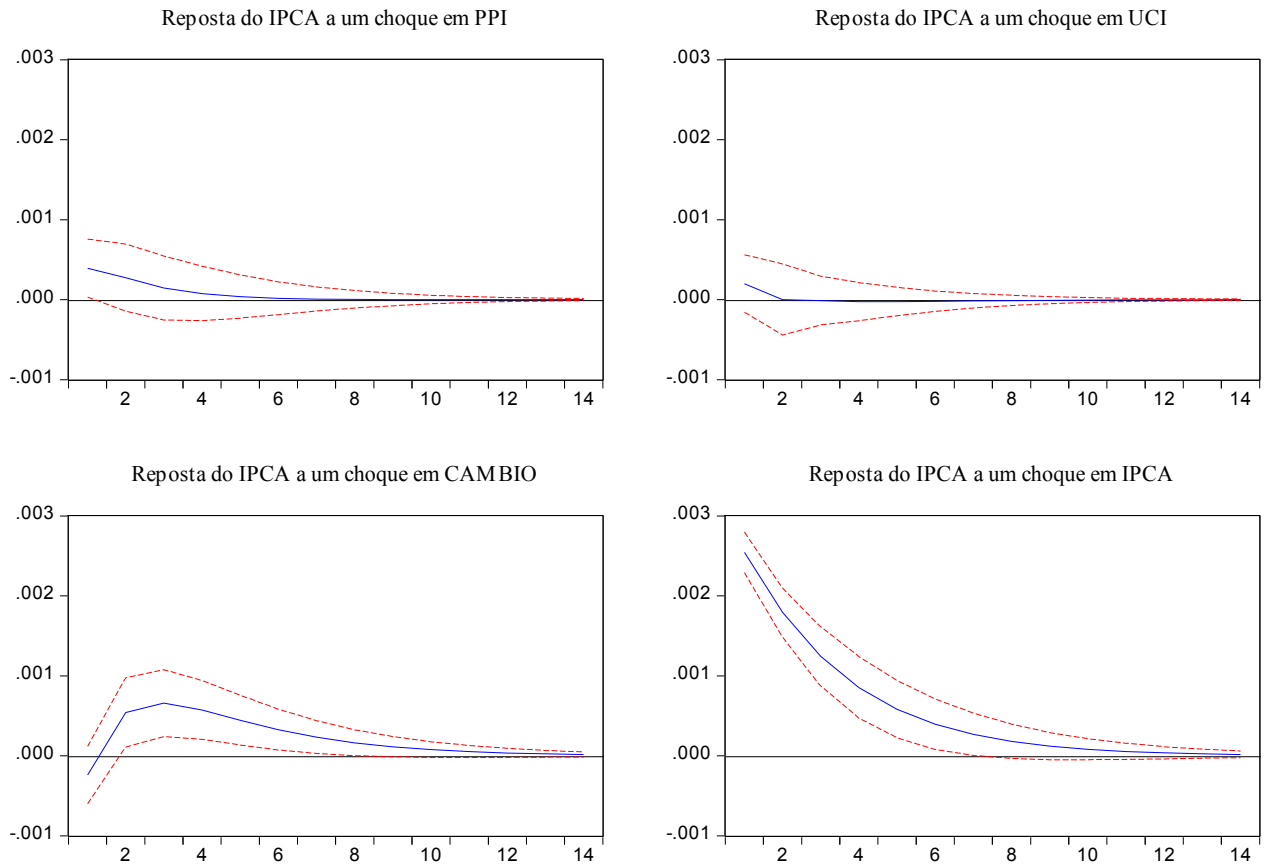
Antes de estimar as funções impulso-resposta e, também, a decomposição da variância é preciso determinar a decomposição de Cholesky. A ordenação das variáveis é a seguinte: *Producer Price Index*, Utilização da Capacidade Instalada, Taxa de Câmbio e Índice de Preços ao Consumidor. Este trabalho segue Belaisch (2003) ao ordenar as variáveis que representam o choque de oferta (PPI), choque de demanda (UCI) e a taxa de câmbio (CAMBIO) antes da variável dos preços (IPCA). Dessa forma, PPI e UCI afetam o câmbio contemporaneamente, mas as mesmas não são afetadas pelo câmbio no período contemporâneo. Ainda, supõe-se que todas variáveis afetem o nível de preços contemporaneamente.

A Figura 1 ilustra as funções impulso-resposta do IPCA em respeito a um choque em cada uma das outras variáveis (PPI, UCI e CAMBIO). O choque em PPI produz um impacto positivo no IPCA, e esse efeito perdura por quatro períodos, isto é, quatro meses antes de se dissipar. A resposta do IPCA ao choque na variável UCI, embora positiva, é ainda inferior ao impacto da variável PPI. A função impulso-resposta retorna à zero já no segundo mês.

A relação de maior interesse neste trabalho é aquela entre câmbio e inflação, e o resultado da função impulso-resposta indica que um choque na variável CAMBIO tem impacto maior no IPCA, em relação as duas variáveis descritas acima. Além de positivo, como esperado, o choque atinge seu valor máximo no terceiro mês e ele também perdura mais, somente se dissipando a partir do décimo segundo mês. As estimações deste estudo são semelhantes às aquelas encontradas por Araújo e Modenesi (2010), em que o choque de oferta e o choque de demanda tem um impacto inferior na inflação do que o setor externo (variação cambial) e o período de dissipação do choque também é parecido³. Por outro lado, o impacto do choque cambial se mostrou mais persistente nos estudos de Belaisch (2003) e Ferreira (2004), estabilizando-se após 16 meses e 23 meses, respectivamente.

³ A função de impulso-reposta estimada por Araújo e Modenesi (2010) se estabiliza cerca de 10 meses após o choque inicial.

Figura 1 – Funções Impulso-Resposta: IPCA
Response to Cholesky One S.D. Innovations ± 2 S.E.



Fonte: Elaboração própria.

4.4 ANÁLISE DA DECOMPOSIÇÃO DA VARIÂNCIA

Por meio da análise da decomposição da variância dos erros de previsão do IPCA, estabelece-se a contribuição de cada variável do sistema VAR na variância da inflação. A análise permite inferir que a maior parte da variância da inflação é explicada pela própria inflação, sendo que, no primeiro mês, 96,25% da variância do IPCA é explicada por ele mesmo e, após de 24 meses, esse valor decresce para 87,38%, o que ainda é consideravelmente alto. O resultado, portanto, aponta para um elevado componente de inércia inflacionária na economia brasileira e, conforme nota Ferreira (2004), a persistência inflacionária é um desafio para o regime de metas de inflação brasileiro, pois ela propaga o impacto dos choques que afetam a inflação. Embora que as estimações da decomposição da variância deste estudo foram superiores àquelas encontradas por Ferreira (87,40% contra 59,66%, para o período de 12 meses), os resultados são parecidos com os estimados por Araújo e Modenesi (87,38% contra 85,75%, para o período de 12 meses).

Em relação à variação do *Producer Price Index* (PPI), a variância do IPCA explicada por essa variável é de 2,30% no primeiro mês e de 1,79% após 12 meses. Esse comportamento corrobora o resultado da função impulso-resposta, em que um choque no PPI sobre o IPCA, apesar de ser positivo, não é muito elevado e logo dissipa-se.

De maneira semelhante, a utilização da capacidade instalada da indústria de transformação também tem pouca relevância na variância da inflação brasileira, segundo as estimações do modelo. No primeiro mês, 0,60% do IPCA é explicado por choques em UCI e o valor cai para 0,29%, passados 12 meses.

Por outro lado, inovações na variação da taxa de câmbio apresentam aumento, ao longo do tempo, pelo menos do 1º período até o 12º período. Constata-se que, no primeiro mês, 0,86% da variância na inflação é explicada por choques cambiais. No entanto, o peso da variável CAMBIO aumenta gradativamente atingindo um valor de 9,98% ao fim de seis meses e de 10,54% após 12 meses. O *pass-through* cambial para a inflação, determinado pela análise da variância do IPCA, seria então de 10,54% ao fim de um ano. Araújo e Modenesi (2010) chamam atenção para a importância dos “condicionantes externos”, ou seja, a taxa de câmbio e a variável que expressa o choque de oferta (neste caso, o PPI).

No estudo dos autores, os condicionantes externos impactam mais o IPCA do que o condicionante interno (neste trabalho, representado pela UCI), e, dessa forma, os preços seriam mais afetados por fatores externos do que internos. A soma do impacto dos condicionantes externos no trabalho de Araújo e Modenesi, findos 12 meses, resulta em aproximadamente 14% da variância do IPCA, enquanto que, no presente estudo, os condicionantes externos respondem por pouco mais de 12% da variância do IPCA.

A variância da inflação explicada pela taxa de câmbio estimada por Ferreira (2004), para o período de 10 meses, é de 17,71%, isto é, cerca de 7 pontos percentuais acima dos resultados deste trabalho, para o mesmo período. A Tabela 5, abaixo, compila os resultados da decomposição da variância dos resíduos do IPCA.

Tabela 5 – Decomposição da Variância do IPCA (%)

Período	IPCA	PPI	UCI	CAMBIO
1	96,25	2,30	0,60	0,86
2	93,99	2,22	0,39	3,40
3	91,28	2,03	0,33	6,36
4	89,48	1,91	0,31	8,31
5	88,45	1,85	0,30	9,40
6	87,91	1,82	0,30	9,98
7	87,63	1,80	0,30	10,27
8	87,50	1,79	0,29	10,41
9	87,43	1,79	0,29	10,48
10	87,40	1,79	0,29	10,51
11	87,39	1,79	0,29	10,53
12	87,38	1,79	0,29	10,54
15	87,38	1,79	0,29	10,54
20	87,38	1,79	0,29	10,54
24	87,38	1,79	0,29	10,54

Fonte: Elaborada pelo autor.

Nota: Decomposição de Cholesky: PPI, UCI, CAMBIO, IPCA.

4.5 COEFICIENTE DE REPASSE CAMBIAL PARA A INFLAÇÃO

A metodologia proposta no artigo de Belaisch (2003) para estimar o coeficiente de repasse cambial, CRP, foi apresentada no capítulo anterior. O CRP foi estimado para o Brasil por diversos autores: Belaisch (2003), Squeff (2009), Araújo e Modenesi (2010) e Pimentel (2013).

Observa-se um aumento gradual do *pass-through* da variação cambial para a inflação, de 3,88% no 6º mês para 5,06% no 12º mês, atingido o valor máximo de 5,2% passados 24 meses. Dessa forma, pode-se inferir que o repasse cambial, ao fim de um ano, é de aproximadamente 5%. Os coeficientes de repasse cambial calculados encontram-se na Tabela 6.

Tabela 6 – Coeficiente de Repasse Cambial para o IPCA (%)

Período	Coeficiente de Repasse Cambial
1	-0,67
2	0,59
3	1,70
4	2,62
5	3,34
6	3,88
7	4,28
8	4,56
9	4,76
10	4,90
11	5,00
12	5,06
15	5,16
20	5,19
24	5,20

Fonte: Elaboração própria.

Os resultados são relativamente próximos àqueles encontrados por Pimentel (2013) e Araújo e Modenesi (2010), os quais são 6,2% e entre 6% e 7%, respectivamente. Por sua vez, Belaisch (2003) e Squeff (2009) estimaram valores mais elevados de *pass-through*, na ordem de 17% e 11,6%, respectivamente. A divergência pode ser causada tanto pela amostra temporal diferente quanto pela diferença na escolha (e disponibilidade) das variáveis incluídas na análise.

As estimações também encontram evidências de um repasse cambial incompleto da taxa de câmbio para a inflação, em consonância com a literatura empírica. É importante salientar os argumentos de Belaisch sobre o *pass-through* incompleto, o qual seria um indicativo de uma “fuga da qualidade”, em que os consumidores locais substituiriam as importações por produtos locais e de menor qualidade, além de prover evidências de rigidez de preços em moeda doméstica.

Neste capítulo, demonstraram-se os resultados dos testes e estimações. O próximo capítulo dedica-se à apresentação das considerações finais e encerramento deste estudo.

5 CONCLUSÃO

Este trabalho buscou avaliar a dinâmica do repasse cambial para a inflação brasileira para o período mais recente da economia brasileira. Enquanto a teoria econômica da Paridade de Poder de Compra dita que as variações cambiais são repassadas aos preços domésticos para manter a igualdade de preços quando expressos na mesma moeda, as evidências da pesquisa empírica rejeitam fortemente a existência do repasse cambial completo, ou seja, que toda a variação cambial seja perfeitamente repassada aos preços domésticos.

Portanto, para contribuir com a pesquisa empírica acerca desse tema, foi estimado um modelo de Vetores Auto regressivos (VAR). Por questões de disponibilidade de dados, o período amostral abrange janeiro de 2001 a dezembro de 2017, totalizando 204 observações. Aplicou-se técnicas econométricas de forma a identificar e estimar o modelo adequado e optou-se por utilizar um VAR com uma defasagem. As variáveis incluídas no sistema foram o *Producer Price Index* ao produtor americano, como *proxy* de um choque de oferta, a utilização da capacidade instalada da indústria da transformação, como *proxy* do choque de demanda, a taxa de câmbio e o Índice de Preços ao Consumidor Amplo, IPCA.

Os resultados da função impulso-resposta do IPCA a um choque cambial indicam que a perturbação na variação cambial impacta positivamente a inflação e que ela persiste por 12 meses até que a resposta ao impulso se estabilize novamente. Já a análise da decomposição da variância do IPCA revela que, ao aumentar o horizonte temporal, a variável câmbio eleva o seu peso relativo para explicar a inflação brasileira até o décimo segundo mês. Ainda, fica evidente o forte componente de inércia inflacionária presente na economia brasileira. As variáveis referentes aos componentes de oferta e de demanda têm baixa relevância relativa para explicar o IPCA, sendo que a soma de sua contribuição, findos 12 meses, é de pouco mais de 2%. O coeficiente de repasse cambial para a inflação, CRP, foi estimado e situa-se em torno de 5% para o período de um ano e, ainda, observou-se um aumento gradual, até o 24º mês.

As estimações deste trabalho vão ao encontro da literatura empírica, no sentido de que foram encontradas evidências de um *pass-through* incompleto, tanto pela análise da decomposição da variância quanto pelo cálculo do coeficiente de repasse cambial. Ademais, deve-se ressaltar que o repasse cambial foi inferior a estudos cujas amostras abrangem períodos passados mais distantes e, apenas, ligeiramente inferior a trabalhos mais recentes. Isso pode corroborar a concepção de que o repasse cambial para os preços domésticos está diminuindo, em um período recente, para diversas economias. Entretanto, confirmar se esse fenômeno, no Brasil, é resultado de maior estabilidade da política monetária ou maior credibilidade do Banco Central, seja pela eficiência na ancoragem das expectativas ou puramente devido a um aumento da independência dessa Instituição, é um assunto digno de uma pesquisa própria e pode ser um avanço e complemento ao presente estudo.

REFERÊNCIAS

- ALMENDRA, Panmela Nunes Veloso; PORTUGAL, Marcelo Savino; MACÊDO, Guilherme Ribeiro de. *Pass-through* da taxa de câmbio para a inflação no Brasil: um estudo econométrico utilizando o filtro de Kalman. *In: ENCONTRO NACIONAL DE ECONOMIA*, 43., 2015. **Anais** [...]. São Paulo: ANPEC, 2015.
- ARAÚJO, Eliane Cristina; MODENESI, André de Melo. A Importância do Setor Externo na Evolução do IPCA (1999-2010): uma análise com base em um modelo SVAR. *In: ENCONTRO NACIONAL DE ECONOMIA*, 38., 2010, Salvador. **Anais** [...]. Salvador: ANPEC, 2010.
- BELAISCH, Agnes. **Exchange rate pass-through in Brazil**. Washington: International Monetary Fund, 2003. (IMF Working Paper, 141).
- BUENO, Rodrigo de Losso da Silveira. **Econometria de séries temporais**. São Paulo: Cengage Learning, 2015.
- BUSCARIOLLI, Bruno; EMERICK, Johnata. **Econometria com Eviews**. São Paulo: Saint Paul, 2011.
- CAMPA, José Manuel; GOLDBERG, Linda S. Exchange rate pass-through into import prices: a macro or micro phenomenon?. **NBER Working Paper**, n. 8934, 2002.
- CARNEIRO, Dionísio Dias; MONTEIRO, André M. D.; WU, Thomas Yen Hon. **Mecanismos não-lineares de repasse cambial para o IPCA**. Rio de Janeiro: PUC-Rio 2002. (Texto para discussão, 462).
- CORREA, Arnildo da Silva; MINELLA, André. Nonlinear Mechanism of the Exchange Rate Pass-Through: a Phillips curve model with threshold for Brazil. **Revista Brasileira de Economia**, v. 64, n. 3, jul./set. 2010.
- COUTO, Sílvia Verônica Vilarinho; FRAGA, Gilberto Joaquim. O pass-through da taxa de câmbio para índices de preços: análise empírica para o Brasil. **Revista de Economia Contemporânea**, v. 18, n. 3, p. AT-356, set./dez. 2014.
- DELATTE, Anne-Laure; VILLAVICENCIO, Antonia Lopez. Asymmetric exchange rates pass-through: Evidence from major countries. **Journal of Macroeconomics**, v. 34, n. 3, Sept. 2012.
- DICKEY, David Alan; FULLER, Wayne Arthur. Distribution of the estimator for autoregressive time series with unit root. **Journal of American Statistical Association**, v. 74, n. 344, June 1979.
- ENDERS, Walter. **Applied econometrics time series**. 4th ed. New York: Wiley, 2014.
- FERREIRA, Alexandre Batista. **Metas de inflação e vulnerabilidade externa: um estudo do Brasil**. 2004. Dissertação (Mestrado em Economia) – Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2004.

FERREIRA, Alexandre Batista; JAYME JÚNIOR, Frederico Gonzaga. Metas de inflação e vulnerabilidade externa no Brasil. *In: ENCONTRO NACIONAL DE ECONOMIA*, 33., 2005, Natal. **Anais** [...]. Natal: ANPEC, 2005.

GOLDBERG, Pinelopi K.; KNETTER, Michael M. Good prices and exchange rates: what have we learned. **NBER Working Paper Series**, 1996.

GOLDFAJN, I.; WERLANG, S. **The pass-through from depreciation to inflation**: a panel study. Brasília: Banco Central do Brasil, 2000. (Working Paper Series).

GOSH, Amit. Exchange rate pass-through, macro fundamentals and regime choice in Latin America. **Journal of Macroeconomics**, v. 35, Oct. 2012.

GUJARATI, Damodar N.; PORTER, Dawn C. **Econometria básica**. 5. ed. Porto Alegre: AMGH, 2011.

HAMILTON, John Douglas. **Time Series Analysis**. Princeton: Princeton University Press, 1994.

KRUGMAN, Paul; OBSTFELD, Maurice. **Economia Internacional**. São Paulo: Pearson, 2010.

KRUGMAN, Paul. Pricing to market when exchange rate changes. **NBER Working Paper Series**, n. 1926, May 2018.

KWIATKOWSKI, Denis et al. Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root: how sure are we that economic time series have a unit root? **Journal of Econometrics**, v. 54, Oct./Dec. 1992.

MACIEL, Luiz Felipe Pires. **Pass-through cambial**: uma estimação para o caso brasileiro. 2006. Dissertação (Mestrado em Economia) – Escola de Pós-Graduação em Economia da Fundação Getúlio Vargas, Rio de Janeiro, 2006.

MINELLA, André *et al.* **Inflation targeting in Brazil**: constructing credibility under exchange rate volatility. Brasília: Banco Central do Brasil, 2003. (Working Paper Series, 77).

MISHKIN, Frederic S. Exchange rate pass-through and monetary policy. **NBER Working Paper Series**, n. 13889, May 2008.

MORAIS, Igor; STONA, Filipe; SCHUCK, Gustavo. **Econometria Aplicada no EViews®**. Porto Alegre: FEE, 2016.

PHILLIPS, Peter Charles Bonest; PERRON, Pierre. Testing for a unit root in times series regression. **Biomètrika**, v. 75, n. 2, June 1988.

PIMENTEL, Débora Mesquita. **Assimetria no repasse cambial para a inflação**: uma análise empírica para o Brasil de 1999 a 2011. 2013. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2013.

ROEGER, Werner; HERZ, Bernhard. Traditional versus New Keynesian Phillips Curves: evidence from output effects. **International Journal of Central Banks**, June 2012.

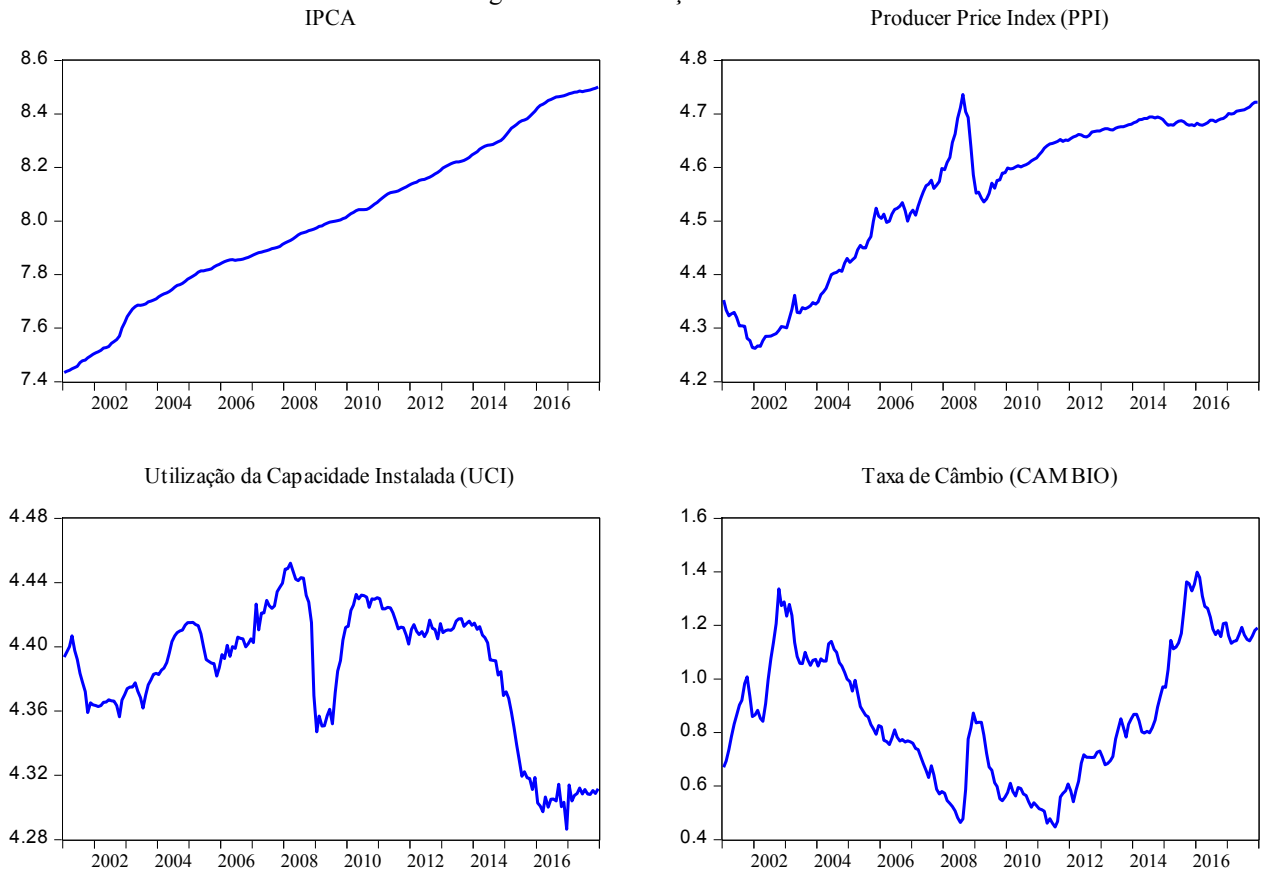
SCHWARTZMAN, Felipe Farah. Estimativa de Curva de Phillips para o Brasil com preços desagregados. **Economia Aplicada**, v. 10, Jan./Mar. 2006.

SQUEFF, Gabriel Coelho. Repasse Cambial “Reverso”: uma avaliação sobre a a relação entre taxa de câmbio e IPCA no Brasil (1999-2007). *In*: ENCONTRO INTERNACIONAL DA ASSOCIAÇÃO KEYNESIANA BRASILEIRA, 2., 2009, Porto Alegre. **Anais** [...]. Porto Alegre: AKB, 2009.

TAYLOR, John B. Low inflation, pass-through, and the pricing power of firms. **European Economic Review**, v. 44, June 2000.

APÊNDICE A – TABELAS E FIGURAS ADICIONAIS

Figura A.1 – Evolução das variáveis



Fonte: Elaboração própria. As variáveis estão em logaritmo natural.

Tabela A.1 – Critérios de Seleção de Defasagens

Defasagem	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	2.472,2910	NA	1,19E-16	-25,3158	-25,2487	-25,2886
1	2.598,3620	245,6771	3,85E-17*	-26,4448*	-26,1090*	-26,3088*
2	2.610,6320	23,4075	4E-17	-26,4065	-25,8022	-26,1618
3	2.623,3370	23,7163	4,14E-17	-26,3727	-25,4999	-26,0193
4	2.644,8730	39,3162	3,91E-17	-26,4295	-25,2881	-25,9673
5	2.661,1910	29,1219*	3,91E-17	-26,4327	-25,0228	-25,8619
6	2.668,8820	13,4099	4,27E-17	-26,3475	-24,6691	-25,6679
7	2.676,7990	13,4783	4,65E-17	-26,2646	-24,3176	-25,4763
8	2.691,9000	25,0914	4,71E-17	-26,2554	-24,0398	-25,3583

Fonte: Elaboração própria.

Nota: Defasagem adequada marcada com um asterisco (*).

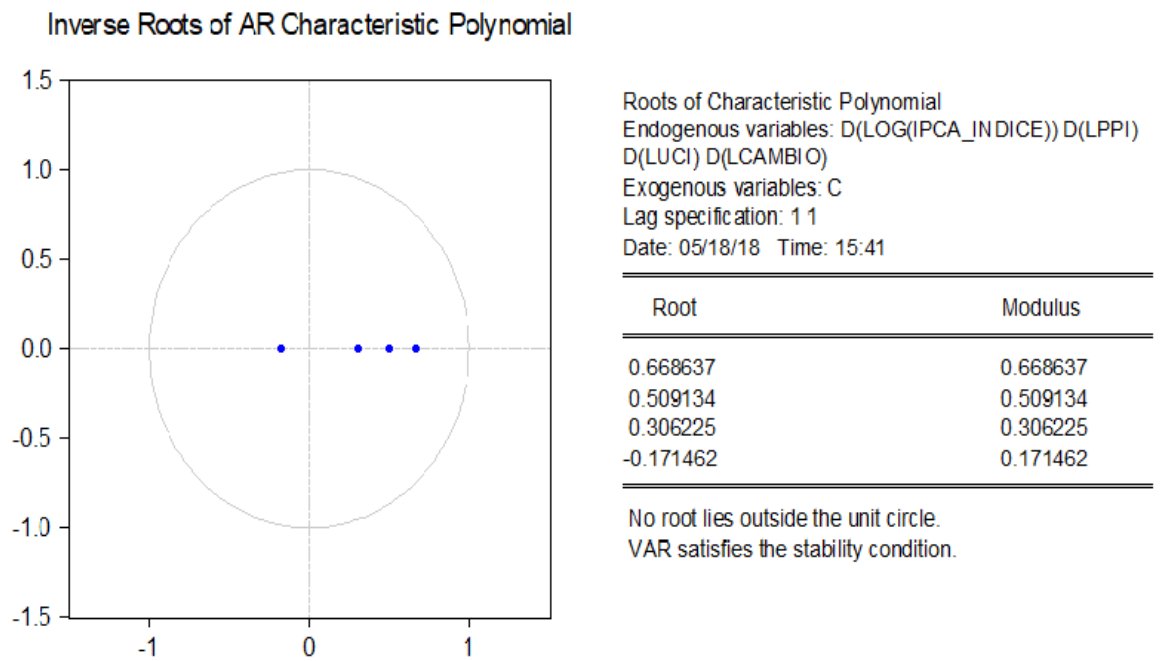
Tabela A.2 Teste de correlação serial LM

Lags	LM-Stat	Prob
1,0000	17,9258	0,3283
2,0000	13,4767	0,6376

Fonte: Elaboração própria.

Nota: H_0 : Ausência de autocorrelação. Probs de uma χ^2 com 16 g.l.

Figura A.2 – Estabilidade VAR (1)



Fonte: Elaboração própria.

Figura A.3 – Teste de Raiz Unitária com Quebra Estrutural: Taxa de Câmbio

Null Hypothesis: LCAMBIO has a unit root				
Trend Specification: Trend and intercept				
Break Specification: Intercept only				
Break Type: Innovational outlier				
Break Date: 2014M07				
Break Selection: Minimize Dickey-Fuller t-statistic				
Lag Length: 1 (Automatic - based on Schwarz information criterion, maxlag=14)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-3.443480	0.7263
Test critical values:	1% level		-5.347598	
	5% level		-4.859812	
	10% level		-4.607324	
*Vogelsang (1993) asymptotic one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: LCAMBIO				
Method: Least Squares				
Date: 05/18/18 Time: 01:49				
Sample: 2001M01 2017M12				
Included observations: 204				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LCAMBIO(-1)	0.947702	0.015188	62.39956	0.0000
D(LCAMBIO(-1))	0.404654	0.063412	6.381355	0.0000
C	0.054608	0.016152	3.380938	0.0009
TREND	-0.000159	7.10E-05	-2.239970	0.0262
INCPTBREAK	0.040841	0.012942	3.155721	0.0019
BREAKDUM	-0.034996	0.036408	-0.961216	0.3376
R-squared	0.979878	Mean dependent var		0.863407
Adjusted R-squared	0.979370	S.D. dependent var		0.246722
S.E. of regression	0.035437	Akaike info criterion		-3.813150
Sum squared resid	0.248645	Schwarz criterion		-3.715558
Log likelihood	394.9413	Hannan-Quinn criter.		-3.773672
F-statistic	1928.409	Durbin-Watson stat		1.991903
Prob(F-statistic)	0.000000			

Fonte: Elaboração própria com base no *software* EViews versão 10.

Figura A.4 – Teste de Raiz Unitária com Quebra Estrutural: IPCA

Null Hypothesis: LIPCA_INDICE has a unit root Trend-Specification: Trend and intercept Break Specification: Intercept only Break Type: Innovational outlier				
Break Date: 2002M06 Break Selection: Minimize Dickey-Fuller t-statistic Lag Length: 1 (Automatic - based on Schwarz information criterion, maxlag=14)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-3.878449	0.4502
Test critical values:			1% level	-5.347598
			5% level	-4.859812
			10% level	-4.607324
*Vogelsang (1993) asymptotic one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation Dependent Variable: LIPCA_INDICE Method: Least Squares Date: 05/18/18 Time: 03:16 Sample: 2001M01 2017M12 Included observations: 204				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LIPCA_INDICE(-1)	0.969674	0.007819	124.0153	0.0000
D(LIPCA_INDICE(-1))	0.677034	0.049788	13.59831	0.0000
C	0.227154	0.058141	3.906975	0.0001
TREND	0.000141	3.75E-05	3.750980	0.0002
INCPTBREAK	0.002929	0.000997	2.936892	0.0037
BREAKDUM	-0.001576	0.002703	-0.583142	0.5605
R-squared	0.999924	Mean dependent var		8.004220
Adjusted R-squared	0.999922	S.D. dependent var		0.295051
S.E. of regression	0.002599	Akaike info criterion		-9.038270
Sum squared resid	0.001338	Schwarz criterion		-8.940679
Log likelihood	927.9036	Hannan-Quinn criter.		-8.998793
F-statistic	523136.4	Durbin-Watson stat		2.021248
Prob(F-statistic)	0.000000			

Fonte: Elaboração própria com base no *software* EViews versão 10.

Figura A.5 – Teste de Raiz Unitária com Quebra Estrutural: PPI

Null Hypothesis: LPPI has a unit root Trend Specification: Trend and intercept Break Specification: Intercept only Break Type: Innovational outlier				
Break Date: 2005M02 Break Selection: Minimize Dickey-Fuller t-statistic Lag Length: 2 (Automatic - based on Schwarz information criterion, maxlag=14)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-4.004129	0.3689
Test critical values:			1% level	-5.347598
			5% level	-4.859812
			10% level	-4.607324
*Vogelsang (1993) asymptotic one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation Dependent Variable: LPPI Method: Least Squares Date: 05/18/18 Time: 03:20 Sample: 2001M01 2017M12 Included observations: 204				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LPPI(-1)	0.919985	0.019983	46.03829	0.0000
D(LPPI(-1))	0.331961	0.068293	4.860834	0.0000
D(LPPI(-2))	0.162635	0.069675	2.334214	0.0206
C	0.344614	0.085752	4.018736	0.0001
TREND	0.000110	3.49E-05	3.152674	0.0019
INCPTBREAK	0.012303	0.003693	3.331013	0.0010
BREAKDUM	-0.002857	0.010178	-0.280673	0.7793
R-squared	0.995401	Mean dependent var		4.554429
Adjusted R-squared	0.995261	S.D. dependent var		0.143187
S.E. of regression	0.009857	Akaike info criterion		-6.367466
Sum squared resid	0.019142	Schwarz criterion		-6.253609
Log likelihood	656.4815	Hannan-Quinn criter.		-6.321409
F-statistic	7105.931	Durbin-Watson stat		2.016396
Prob(F-statistic)	0.000000			

Fonte: Elaboração própria com base no *software* EViews versão 10.

Figura A.6 – Teste de Raiz Unitária com Quebra Estrutural: UCI

Null Hypothesis: LUCI has a unit root				
Trend Specification: Trend and intercept				
Break Specification: Intercept only				
Break Type: Innovational outlier				
Break Date: 2014M09				
Break Selection: Minimize Dickey-Fuller t-statistic				
Lag Length: 2 (Automatic - based on Schwarz information criterion, maxlag=14)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-3.892701	0.4404
Test critical values:			1% level	-5.347598
			5% level	-4.859812
			10% level	-4.607324
*Vogelsang (1993) asymptotic one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: LUCI				
Method: Least Squares				
Date: 05/18/18 Time: 03:21				
Sample (adjusted): 2001M04 2017M12				
Included observations: 201 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LUCI(-1)	0.916462	0.021460	42.70549	0.0000
D(LUCI(-1))	0.040159	0.067140	0.598135	0.5504
D(LUCI(-2))	0.284590	0.067486	4.217032	0.0000
C	0.366057	0.094065	3.891521	0.0001
TREND	1.99E-05	1.26E-05	1.575155	0.1168
INCPTBREAK	-0.009937	0.002772	-3.585314	0.0004
BREAKDUM	0.010249	0.007171	1.429335	0.1545
R-squared	0.972022	Mean dependent var		4.386113
Adjusted R-squared	0.971157	S.D. dependent var		0.040439
S.E. of regression	0.006868	Akaike info criterion		-7.089717
Sum squared resid	0.009151	Schwarz criterion		-6.974676
Log likelihood	719.5165	Hannan-Quinn criter.		-7.043166
F-statistic	1123.342	Durbin-Watson stat		2.051490
Prob(F-statistic)	0.000000			

Fonte: Elaboração própria com base no *software* EViews versão 10.

Tabela A.3 – Coeficientes Estimados do VAR (1)

Vector Autoregression Estimates				
Date: 05/08/18 Time: 12:24				
Sample (adjusted): 2001M03 2017M12				
Included observations: 202 after adjustments				
Standard errors in () & t-statistics in []				
	D(LOG(IPCA_I NDICE))	D(LPPI)	D(LUCI)	D(LCAMBIO)
D(LOG(IPCA_INDICE(- 1)))	0.704705 (0.04884) [14.4277]	0.095711 (0.17911) [0.53438]	-0.073608 (0.13126) [-0.56080]	-0.435036 (0.68747) [-0.63281]
D(LPPI(-1))	0.005928 (0.01800) [0.32932]	0.292695 (0.06600) [4.43451]	0.189280 (0.04837) [3.91310]	-0.189941 (0.25335) [-0.74973]
D(LUCI(-1))	-0.006212 (0.02664) [-0.23322]	0.221594 (0.09768) [2.26863]	-0.080755 (0.07158) [-1.12815]	0.116975 (0.37492) [0.31200]
D(LCAMBIO(-1))	0.019696 (0.00478) [4.12100]	-0.057212 (0.01753) [-3.26444]	-0.028193 (0.01284) [-2.19509]	0.395890 (0.06727) [5.88505]
C	0.001488 (0.00032) [4.71170]	0.001121 (0.00116) [0.96811]	-0.000343 (0.00085) [-0.40409]	0.004143 (0.00444) [0.93238]
R-squared	0.533058	0.223727	0.105914	0.166712
Adj. R-squared	0.523577	0.207966	0.087760	0.149792
Sum sq. resids	0.001326	0.017831	0.009576	0.262702
S.E. equation	0.002595	0.009514	0.006972	0.036517
F-statistic	56.22349	14.19421	5.834171	9.853193
Log likelihood	918.6859	656.2185	719.0043	384.5198
Akaike AIC	-9.046395	-6.447708	-7.069350	-3.757622
Schwarz SC	-8.964508	-6.365821	-6.987462	-3.675734
Mean dependent	0.005255	0.001921	-0.000421	0.002463
S.D. dependent	0.003759	0.010690	0.007300	0.039604
Determinant resid covariance (dof adj.)	3.54E-17			
Determinant resid covariance	3.21E-17			
Log likelihood	2689.351			
Akaike information criterion	-26.42922			
Schwarz criterion	-26.10167			

Fonte: Elaboração própria.

Quadro A.1 – Resumo dos estudos sobre o pass-through

Autores	Metodologia	Amostra	Repasso Cambial Estimado
Goldfjan e Werlang (2002)	Dados em Painel	Dados mensais para os anos de 1980 e 1998 de 71 países	Coefficiente de repasse cambial de 0,605 para países desenvolvidos e de 0,912 para países emergentes (12 meses)
Carneiro, Monteiro e Wu (2002)	Mínimos Quadrados Não Lineares (Curva de Phillips)	Dados trimestrais da economia brasileira de 1994 a 2001	5,6% (1999), 6% (2000), 7,7% (2001)
Belaisch (2003)	VAR	Jun/1999 a dez/2002 para o Brasil	17% em doze meses
Minella <i>et al</i> (2004)	VAR	1º trimestre de 1995 ao 4º trimestre de 2004 para o Brasil	17,9% considerando um choque no 1º mês
Ferreira e Jayme Júnior (2005)	VAR	Ago/1994 a dez/2003 para o Brasil	19% no quinto período
Schwartzman (2006)	Curva de Phillips	Dados trimestrais de 1997 a 2003 para o Brasil	14% para os bens comercializáveis e não comercializáveis; 32% para os preços monitorados
Maciel	Mínimos Quadrados Generalizados	Jan/2000 a abr/2005 para o Brasil	Coefficiente de repasse cambial de 0,313 para o grupo dos comercializáveis; 0,045 para os não comercializáveis e 0,153 para os administrados
Squeff (2009)	VAR	Jan/1999 a dez/2007 para o Brasil	11% (12 meses) para a amostra completa
Correa e Minella (2010)	Mínimos Quadrados em três estágios (Curva de Phillips)	1º trimestre de 1995 ao 4º trimestre de 2005	Repasso de 11% em grandes depreciações cambiais. Repasse de 80% em períodos de alta volatilidade cambial e de 7% em períodos de baixa volatilidade
Ghosh (2012)	Dados em Painel	1º trimestre de 1970 ao 2º trimestre de 2010 para nove países da América Latina	Repasso cambial de longo prazo é de 94% para todo o conjunto e de 74% para o Brasil
Pimentel (2013)	VAR, SVAR e VEC	Dados mensais de 1999 a 2011 para o Brasil	6% no modelo simétrico ;11,6% durante depreciações e 4,64% durante apreciações
Couto e Fraga (2014)	VEC	1999 a 2011 e 2003 a 2012	68% para 1999-2003 e 37% para 2003-2012
Alemendra <i>et al.</i> (2015)	MQO em <i>Rolling Windows</i> e uso do Filtro de Kalman	1º trimestre de 1995 ao 4º trimestre de 2014	3% para o período de câmbio flexível

Fonte: Elaboração própria.