

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

VICTOR DE FRAGA SANT'ANA

**METAS DE INFLAÇÃO E POLÍTICA MONETÁRIA NO BRASIL: EVIDÊNCIAS A
PARTIR DE UM MODELO DSGE NÃO LINEAR**

Porto Alegre

2014

VICTOR DE FRAGA SANT'ANA

**METAS DE INFLAÇÃO E POLÍTICA MONETÁRIA NO BRASIL: EVIDÊNCIAS A
PARTIR DE UM MODELO DSGE NÃO LINEAR**

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.

Orientador: Prof. Dr. Marcelo Savino Portugal

Porto Alegre

2014

Sant'Ana, Victor de Fraga
Metas de inflação e política monetária no Brasil:
evidências a partir de um modelo dsge não linear /
Victor de Fraga Sant'Ana. -- 2014.
51 f.

Orientador: Marcelo Savino Portugal.

Dissertação (Mestrado) -- Universidade Federal do
Rio Grande do Sul, Faculdade de Ciências Econômicas,
Programa de Pós-Graduação em Economia, Porto Alegre,
BR-RS, 2014.

1. Política monetária. 2. Modelos DSGE. 3. Filtro
de partículas. I. Portugal, Marcelo Savino, orient.
II. Título.

VICTOR DE FRAGA SANT'ANA

**METAS DE INFLAÇÃO E POLÍTICA MONETÁRIA NO BRASIL: EVIDÊNCIAS A
PARTIR DE UM MODELO DSGE NÃO LINEAR**

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.

Aprovada em: Porto Alegre, 27 de novembro de 2014.

BANCA EXAMINADORA:

Prof. Dr. Marcelo Savino Portugal – Orientador
UFRGS

Prof. Dr. Flavio Tosi Feijó
UFRGS

Prof. Dr. Hudson da Silva Torrent
UFRGS

Prof. Dr. Guilherme Valle Moura
UFSC

“Always look on the bright side of life”

Monty Python's Life of Brian

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente à minha família, em especial aos meus pais, que são uma inspiração para mim, e à minha irmãzinha Júlia, cuja amizade sempre foi muito importante para mim.

Agradeço aos meus professores, em especial ao Marcelo Portugal, que foi meu orientador no mestrado e na graduação, ao Sabino Porto Jr. e ao Flavio Feijó, que foram grandes mestres para mim.

Agradeço às minhas grandes amigas Gabriela Reiter e Júlia Kraemer, pela amizade e apoio nos momentos difíceis durante o mestrado.

Agradeço aos amigos doutorandos que fiz no PPGE, em especial ao Gabrielito Menezes, que sempre me apoiou, e ao Paulo Henrique Dias (*in memoriam*), que foi sempre um grande amigo.

Agradeço aos meus colegas do mestrado, em especial ao Ederson Schumanski, que sempre está disposto a ajudar. Agradeço também aos que entraram comigo no mestrado, em especial ao Ricardo Cataldi, Marcelo Ruas e Ramon Wiest.

RESUMO

O presente trabalho procura estimar um modelo DSGE para o Brasil no período após a adoção do sistema de metas de inflação no Brasil. A estimação é feita com um filtro de partículas, que é um método não-linear. O modelo utilizado é o de Cristiano *et al.* (2005) com a modificação na regra de política monetária, de modo a incorporar a utilizada em Amisano e Tristani (2010). Com isso, assume-se que a meta de inflação segue um passeio aleatório, o que faz com que o modelo não tenha estado estacionário. A meta estimada aponta que na crise de 2008 e 2009 houve um desvio da meta de inflação utilizada em relação à divulgada. Houve também um desvio da meta utilizada na troca de gestão da autoridade monetária em 2011, segundo as estimações realizadas. Os resultados sugerem que o compromisso com a convergência para o centro da meta de inflação estipulada não ocorre ao longo de todo o período de análise.

Palavras-chave: Política monetária. Modelos DSGE. Filtro de partículas.

ABSTRACT

This study aims to estimate a DSGE model for Brazil after the adoption of the Brazilian inflation targeting system. We estimate using a particle filter, which is a non-linear method of estimation. We use the model developed in Cristiano *et al.* (2005), changing its monetary policy rule for the one used by Amisano and Tristani (2010). With this modification, we assume that the inflation target follows a random walk, what makes the model loses its steady-state. The estimated target deviates from the official target during the 2008/09 world recession. According to our estimation, there was also a deviation from the official inflation target in 2011, when the Brazilian central bank's chairman changed from Henrique Meirelles to Alexandre Tombini. Our results point out that the commitment with the inflation convergence to the center of the inflation target does not occur during our analysis' entire period.

Keywords: Monetary policy. DSGE models. Particle filter.

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 3.1 – Inflação acumulada em 12 meses (IPCA) e as metas de inflação em porcentagem (jul/2000 a dez/2013).....	22
Gráfico 3.2 – Desvio da taxa anual percentual de inflação em relação à meta.....	24
Gráfico 3.3 – Taxa real de juros esperada (Selic efetiva e expectativa do IPCA para os próximos 12 meses).....	25
Gráfico 5.1 – Meta de inflação estimada com o uso do índice de produção industrial.....	44
Gráfico 5.2 – Meta de inflação estimada com o uso do IBC-Br.....	45
Gráfico 5.3 – Metas de inflação estimadas.....	46

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1 – Metas de Inflação e IPCA.....	21
Tabela 5.1 – Valor calibrado dos parâmetros.....	37
Tabela 5.2 – Distribuições a priori dos parâmetros estimados.....	38
Tabela 5.3 – Distribuições a posteriori dos parâmetros estimados.....	39
Tabela 5.4 – Valores dos parâmetros calibrados para a verificação de robustez.....	42
Tabela 5.5 – Robustez da calibragem.....	43

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	10
2	MODELO DSGE E A POLÍTICA MONETÁRIA	12
3	HISTÓRICO DE METAS DE INFLAÇÃO NO BRASIL	19
4	ESTIMAÇÃO BAYESIANA PELO FILTRO DE PARTÍCULAS	26
4.1	Estimação Bayesiana de estado	27
4.2	O filtro de partículas	30
4.3	Algoritmo SIS e o filtro de partículas genérico	31
4.4	Algoritmo de Metropolis-Hastings	34
5	APLICAÇÃO	36
5.1	Parâmetros calibrados	36
5.2	Dados utilizados	37
5.3	Estimação	38
5.4	Robustez da calibragem	41
5.5	Meta de inflação estimada	43
6	CONSIDERAÇÕES FINAIS	48
	REFERÊNCIAS	50

1 INTRODUÇÃO

O sistema de política monetária vigente no Brasil é o sistema de metas de inflação (*inflation targeting*). Nesse sistema, a credibilidade e a transparência da autoridade monetária interferem no resultado da política, isto é, se houver credibilidade nas políticas da autoridade monetária, a política monetária pode gerar estabilidade na economia, mesmo que esta sofra a influência de choques com frequência (ROMER, 2012). A existência de credibilidade nessa política implica em um custo menor, em termos de juros e produto interno bruto (PIB), para reduzir a inflação.

O período de metas de inflação no Brasil já dura mais de dez anos e tem cumprido o seu objetivo de conter a taxa de inflação dentro de um intervalo divulgado em situações muito diferentes (como crises externas, crises de credibilidade interna, etc.), segundo GIAMBIAGI; VILLELA (2005) e Gremaud *et al.* (2010). A adoção desse sistema ocorreu após um período extenso (década de 80 e início da década de 90) de aumento da inflação e queda no crescimento econômico brasileiro.

Em uma economia competitiva que almeja o crescimento, as políticas fiscal e monetária devem ser formuladas para que facilitem uma trajetória crescente do PIB real. Se o Banco Central do Brasil (BCB) usa uma meta de inflação diferente da divulgada, os agentes, caso confiem na informação divulgada, formam expectativas de maneira errada. Caso essa hipótese se confirme, haveria uma tendência de decréscimo da credibilidade do BCB pelos demais agentes da economia, o que, por sua vez, faria com que as decisões de política monetária ficassem com pouca eficiência.

O objetivo do trabalho é estimar um modelo do tipo dinâmico estocástico de equilíbrio geral (DSGE) através do filtro de partículas, que consiste em um método não-linear. Através do modelo, consideraremos a possibilidade de existência de uma meta de inflação não divulgada (informal), de modo que o BCB utilize essa meta informal em sua função de regra de política monetária ao invés da meta divulgada.

O uso de filtro de partículas para a estimação de um modelo DSGE não é muito comum na literatura, embora já exista uma quantidade razoável de trabalhos sobre o assunto. Fasolo (2012) compara dois tipos diferente de filtro de partículas e suas aplicações em modelos DSGE. Andreasen (2011) procura melhorar a estimação de DSGE não linear por filtro de partículas, incluindo a possibilidade de choques não-normais.

Para a zona do Euro, Amisano e Tristani (2010) estimam um DSGE com filtro de partículas, estimando também a meta de inflação do modelo. Para o caso brasileiro, não

encontramos um trabalho que estime um modelo DSGE por filtro de partículas. Machado e Portugal (2014) estudam a persistência inflacionária no Brasil e consideram a possibilidade de uma meta de inflação diferente da divulgada pela autoridade monetária.

O nosso trabalho contribui para a literatura empírica disponível introduzindo um método diferente do usual para a estimação de DSGE no Brasil, além de considerar a meta de inflação como uma variável não observada no modelo. Os resultados apontam que houve desvio da meta de inflação em relação à divulgada em dois momentos: na crise econômica de 2008/2009 e na transição de gestão da autoridade monetária em 2012.

Esse estudo se desenvolve em quatro capítulos, além das considerações finais. No próximo capítulo, mostramos o modelo DSGE utilizado nesse estudo, além da regra de política monetária. No capítulo seguinte, fazemos um breve histórico do período de metas de inflação no Brasil. A metodologia é apresentada no capítulo seguinte, que também explica os algoritmos utilizados na estimação. Em seguida, temos o capítulo que apresenta as estimações realizadas, com seus resultados comentados. Ao final, concluímos o trabalho.

2 MODELO DSGE E A POLÍTICA MONETÁRIA

Os modelos DSGE surgem da necessidade de aperfeiçoamento dos modelos macroeconômicos existentes até então. Assim, esses modelos incorporam fundamentos microeconômicos na análise macroeconômica. Lucas Junior (1976) critica os modelos macroeconômicos sem microfundamentos, pela possibilidade de um comportamento divergente que não condiz com a realidade.

O modelo utilizado na nossa estimação será uma alteração do modelo de Cristiano *et al* (2005), com o método de estimação utilizado em Amisano e Tristani (2010). O modelo de Cristiano *et al* (2005) divide a economia em firmas de bem final, firmas de bens intermediários, famílias, mercado de trabalho (determinação de salário das famílias), governo (política monetária e fiscal) e empréstimos. Nesse modelo, a única fonte de incerteza são os choques na política monetária.

Nesse modelo¹, uma firma representativa produz o bem final Y_t em t com um contínuo de bens intermediários indexados por j , com $j \in (0,1)$, de acordo com a função a seguir:

$$Y_t = \left(\int_0^1 Y_{jt}^{\lambda_f} dj \right)^{1/\lambda_f}, \quad (2.1)$$

tal que Y_{jt} seja o *input* do bem j em t e que tenhamos $1 \leq \lambda_f < \infty$. Os preços dos insumos (P_{jt}) e o preço do produto (P_t) são tidos como exógenos pelas firmas, cuja maximização de lucro implica na equação de Euler:

$$\left(\frac{P_t}{P_{jt}} \right)^{\lambda_f/(\lambda_f-1)} = \frac{Y_{jt}}{Y_t}. \quad (2.2)$$

Resolvendo (2.1) e (2.2) de modo a escrever P_t em função de P_{jt} , ficamos com a seguinte expressão:

$$P_t = \left[\int_0^1 P_{jt}^{1/(1-\lambda_f)} dj \right]^{1-\lambda_f}. \quad (2.3)$$

¹ As equações (1) a (22) são retiradas de Cristiano *et al.* (2005) e explicadas conforme esse artigo.

O bem intermediário j , nesse modelo, é produzido por um monopolista, cuja função de produção é dada por:

$$Y_{jt} = \begin{cases} k_{jt}^\alpha L_{jt}^{1-\alpha} & \text{se } k_{jt}^\alpha L_{jt}^{1-\alpha} \geq \phi \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases}, \quad (2.4)$$

tal que $0 < \alpha < 1$, k_{jt} seja a quantidade de capital empregada em t na fabricação do j -ésimo bem intermediário, L_{jt} seja a quantidade de trabalho empregada em t na fabricação do j -ésimo bem intermediário e $\phi > 0$ determine o custo fixo de produção. Sejam R_t^k e W_t , respectivamente, as remunerações nominais pagas pelas firmas pelos serviços de capital e o salário. Nesse modelo, as firmas alugam capital e trabalho em um mercado perfeitamente competitivo. O custo marginal da firma intermediária é dado por $s_t = \partial S_t(Y)/\partial Y$, com $S_t(Y) = \min_{k,l} \{r_t^k k + w_t R_t l, Y \text{ dado por (2.4)}\}$, sendo $r_t^k = R_t^k/P_t$ e $w_t = W_t/P_t$. Temos, então,

$$s_t = \left(\frac{1}{1-\alpha} \right)^{1-\alpha} \left(\frac{1}{\alpha} \right)^\alpha (r_t^k)^\alpha (w_t R_t)^{1-\alpha}. \quad (2.5)$$

Note que podemos escrever a expressão de lucro da firma j como $[(P_{jt}/P_t) - s_t]P_t Y_{jt}$, com P_{jt} sendo o preço cobrado pela firma j pelo bem produzido por ela.

A mecânica de revisão de preços para as firmas intermediárias do modelo de Cristiano *et al.* (2005) é a mesma do modelo de Calvo (1983). A cada período, uma firma tem uma probabilidade $(1 - \xi_p)$ de reotimizar seu preço nominal. Essa probabilidade é independente entre os períodos e entre as firmas. Note que, como afirma Romer (2012), esse processo segue uma distribuição Poisson. Caso a firma não reotimize seu preço, ela indexa a inflação defasada ao preço, isto é, para as firmas que não reotimizam seus preços em t , temos que:

$$P_{jt} = \pi_{t-1} P_{j,t-1}. \quad (2.6)$$

Escrevendo \tilde{P}_t como o preço em t das firmas que reotimizam seu preço em t (note que esse preço não depende de j , já que todas as firmas que alteram seus preços escolhem o mesmo preço), a firma então maximiza a seguinte expressão:

$$E_{t-1} \sum_{l=0}^{\infty} (\beta \xi_p)^l v_{t+l} (\tilde{P}_t X_{t+l} - s_{t+1} P_{t+1}) Y_{j,t+l}, \quad (2.7)$$

sujeita às equações (2.2), (2.5) e

$$X_{t+l} = \begin{cases} \pi_t \times \pi_{t+1} \times \dots \times \pi_{t+l-1} & \text{para } l \geq 1 \\ 1 & \text{para } l = 0 \end{cases}. \quad (2.8)$$

O termo v_t é tido como o valor marginal de uma unidade monetária à família, que é tratada como exógena pela firma.

Assumimos, nesse modelo, que há um contínuo de famílias, indexadas por $j \in (0,1)$.

As preferências da j -ésima família é dada por:

$$E_{t-1}^j \sum_{l=0}^{\infty} \beta^{l-t} \left[u(c_{t+l} - bc_{t+l-1}) - z(h_{j,t+l}) + v(q_{t+l}) \right], \quad (2.9)$$

com E_{t-1}^j correspondendo à esperança condicional da família j com toda a informação disponível até $t-1$, c_t denotando o consumo em t , h_{jt} denotando as horas trabalhadas em t , $q_t = Q_t/P_t$ denotando o balanço real de dinheiro e Q_t denotando o balanço nominal de dinheiro. Quando $b > 0$, há formação de hábito na preferência de consumo. A equação que descreve a evolução dos ativos da família é dada por:

$$M_{t+1} = R_t \left[M_t - Q_t + (\mu_t - 1) M_t^a \right] + A_{j,t} + Q_t + W_{j,t} h_{j,t} \\ + R_t^k u_t \bar{k}_t + D_t - P_t \left[i_t + c_t a(u_t) \bar{k}_t \right], \quad (2.10)$$

tal que M_t seja a quantidade inicial de moeda em t da família, $W_{j,t} h_{j,t}$ seja a remuneração do período t , \bar{k}_t seja o estoque físico de capital, D_t seja o lucro da firma e $A_{j,t}$ denote o fluxo de caixa líquido de participar em mercados seguros *state-contingent* no período t . A variável μ_t representa a taxa de crescimento bruto do estoque de moeda *per capita* da economia, M_t^a . A expressão $(\mu_t - 1) M_t^a$ representa o pagamento proveniente de um imposto *lump-sum* e a quantidade $M_t - P_t q_t + (\mu_t - 1) M_t^a$ é depositada pela família com um intermediário

financeiro, que ganha uma taxa nominal bruta de juros R_t . O estoque físico de capital das famílias, \bar{k}_t , ainda pode ser escrito como:

$$\bar{k}_{t+1} = (1 - \delta)\bar{k}_t + F(i_t, i_{t-1}), \quad (2.11)$$

com δ denotando a taxa de depreciação do capital físico. A função F corresponde à tecnologia que transforma o investimento corrente e passado em capital futuro. O termo u_t , que aparece na equação (2.10), denota a taxa de utilização do capital (que assumimos ser definida pela família) e relaciona k_t com \bar{k}_t através da equação $k_t = u_t \bar{k}_t$.

No mercado de trabalho, Cristiano *et al* (2005) faz a mesma hipótese de Erceg *et al* (2000) que diz que a família é a única ofertante do serviço de trabalho, dado em horas por h_{jt} . Esse serviço é vendido a uma firma competitiva, que o transforma em L_t , seguindo a regra a seguir:

$$L_t = \left(\int_0^1 h_{jt}^{1/\lambda_w} dj \right)^{\lambda_w}, \quad (2.12)$$

gerando uma curva de demanda por h_{jt} de

$$h_{jt} = \left(\frac{W_t}{W_{jt}} \right)^{\lambda_w/(\lambda_w-1)} L_t, \quad (2.13)$$

com $1 \leq \lambda_w < \infty$. Nesse modelo, W_t é definido como o salário agregado e pode ser escrito como:

$$W_t = \left[\int_0^1 (W_{jt})^{1/(1-\lambda_w)} dj \right]^{1-\lambda_w}. \quad (2.14)$$

Assumimos ainda que a família toma W_t e L_t como dados. A família, análogo ao raciocínio das firmas intermediárias, tem uma probabilidade $(1 - \xi_w)$ de reotimizar seu salário nominal. Os que não reotimizam corrigem o salário nominal pela inflação, incorrendo em:

$$W_{j,t} = \pi_{t-1} W_{j,t-1}. \quad (2.15)$$

Por sua vez, assume-se que a política monetária seja dada por:

$$\mu_t = \mu + \theta_0 \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots, \quad (2.16)$$

tal que μ denote a taxa de crescimento médio da moeda. Além disso, θ_j é a resposta de $E_t \mu_{t+j}$ a um choque monetário em t . Cristiano *et al* (2005) diz que é comum na literatura a utilização de uma regra de Taylor para representar a política monetária. A equação (2.16) de crescimento da moeda é alterada por uma regra de Taylor² que se encaixe no modelo. Mais adiante, faremos uma alteração na regra de política monetária do modelo, modificando-a de modo a incluir uma meta de inflação variável.

Assumimos que o governo tem impostos *lump-sum* e política fiscal ricardiana. Por esse tipo de política, o impacto dos impostos nos outros agregados é nulo e não precisam ser detalhados no modelo; ou seja, a Equivalência Ricardiana³ é assumida nesse contexto.

Intermediários financeiros recebem $M_t - Q_t$ das famílias e, via transferência da autoridade monetária, $(\mu_t - 1)M_t$. O equilíbrio no mercado de crédito requer

$$W_t L_t = \mu_t M_t - Q_t. \quad (2.17)$$

A restrição de recursos agregados fica

$$c_t + i_t + a(u_t) \leq Y_t. \quad (2.18)$$

Aqui adotamos um conceito de equilíbrio de sequência de mercados.

Cristiano *et al* (2005) assume as formas funcionais a seguir:

$$u(.) = \log(.). \quad (2.19)$$

² A regra de Taylor é uma regra matemática que mostra como a autoridade monetária mexe na taxa de juros em resposta a desvios na inflação e no produto. Ela tem esse nome devido ao trabalho de Taylor (1993).

³ Pela equivalência ricardiana, os consumidores preocupam-se também com o futuro e não somente com o presente, isto é, a tomada de decisões desses agentes antecipa eventos futuros.

$$z(\cdot) = \psi_0 (\cdot)^2 \quad (2.20)$$

$$v(\cdot) = \psi_q \frac{(\cdot)^{1-\sigma_q}}{1-\sigma_q} \quad (2.21)$$

e, para o custo de ajuste do investimento, esse trabalho assume

$$F(i_t, i_{t-1}) = \left[1 - S\left(\frac{i_t}{i_{t-1}}\right) \right] i_t. \quad (2.22)$$

A função S ainda deve ser restrita de modo a respeitar $S(1) = S'(1) = 0$, e $\kappa \equiv S''(1) > 0$. Podemos ainda verificar que o *steady state* do modelo não depende do parâmetro de ajuste de custo κ , embora este influencie a dinâmica do modelo. Também restringimos a função de utilização do capital $a(u_t)$, fazendo com que $u_t = 1$ no *steady state* e que $a(1) = 0$. Sob as nossas suposições, o equilíbrio é independente de $\sigma_a = a''(1)/a'(1)$, embora σ_a também influencie a dinâmica. O procedimento de solução feito por Cristiano *et al* (2005) é de tal sorte que não precisamos especificar mais as características da função a .

Conforme citado anteriormente, Cristiano *et al* (2005) modifica a equação referente à política monetária, para incluir uma regra de Taylor. No nosso modelo, não utilizaremos a equação de Cristiano *et al* (2005), mas basearemos a política monetária nas equações de Amisano e Tristani (2010).

O modelo DSGE estimado por Amisano e Tristani (2010) tem algumas diferenças com relação ao modelo de Christiano *et al* (2005). Quanto à política monetária, Amisano e Tristani sugerem duas possibilidades de regra de política monetária (ou regra de Taylor). A primeira possibilidade é a de que a meta de inflação segue um processo AR(1) estacionário e a segunda é a de que a meta de inflação é integrada (passeio aleatório) e, nesse caso, mudanças suaves na inflação média podem acontecer a medida em que a meta de inflação é revisada.

A regra cuja meta segue um processo AR(1) é escrita como

$$r_t = (1 - \rho_r) \left((\bar{\pi} - \ln \beta) + \rho_\pi (\pi_t - \pi_t^*) + \rho_y (y_t - y_t^n) \right) + \rho_r r_{t-1} + v_t^i, \quad (2.23)$$

em que r_t é o logaritmo da taxa bruta nominal de juros, $\bar{\pi}$ é a inflação no *steady-state*, π_t^* é a meta de inflação, v_t^i é o choque de política monetária e y_t^n é o logaritmo do nível de produto natural. O processo AR(1) que define a meta de inflação é dado por

$$\pi_t^* = (1 - \rho_{st})\bar{\pi} + \rho_{st}\pi_{t-1}^* + v_t^{\pi^*}. \quad (2.24)$$

Os termos v_t^i e $v_t^{\pi^*}$ seguem um processo ruído branco com variâncias σ_i^2 e $\sigma_{\pi^*}^2$, respectivamente.

A segunda regra desenvolvida em Amisano e Tristani (2010), a do passeio aleatório, é escrita como

$$r_t = (1 - \rho_r)\left((\pi_t^* - \ln \beta) + \rho_\pi(\pi_t - \pi_t^*) + \rho_y(y_t - y_t^n)\right) + \rho_r r_{t-1} + v_t^i, \quad (2.25)$$

com a meta π_t^* sendo definida como

$$\pi_t^* = \pi_{t-1}^* + v_t^{\pi^*}. \quad (2.26)$$

As equações das duas regras (2.23 e 2.25) são muito parecidas, trocando apenas o termo $\bar{\pi}$ por π_t^* . Note que “a meta de inflação integrada induz a um comportamento não-estacionário também na inflação e na taxa nominal de juros” (AMISANO E TRISTANI, 2010, tradução nossa). Como desconhecemos o comportamento da meta de inflação, utilizaremos as equações (2.25) e (2.26), que correspondem à meta com passeio aleatório. A utilização dessas equações torna o modelo sem *steady-state*.

3 HISTÓRICO DE METAS DE INFLAÇÃO NO BRASIL

O sistema de metas de inflação (*inflation targeting*) foi adotado formalmente pela primeira vez em 1990 na Nova Zelândia, seguido da também adoção formal do Canadá, Reino Unido, Suécia, Finlândia, Austrália e Espanha. Esse sistema possui cinco características básicas (MISHKIN, 1999, p. 18-19, tradução nossa):

- a) anúncio público das metas numéricas para a inflação a médio prazo;
- b) um comprometimento institucional à estabilidade dos preços como objetivo primário de longo prazo da política monetária e à realização da meta de inflação;
- c) uma estratégia com informação e com um papel reduzido para as metas intermediárias como o crescimento da moeda;
- d) maior transparência da estratégia de política monetária através de comunicação com o público e com os mercados sobre os planos e objetivos dos fazedores de política monetária;
- e) maior responsabilidade (*accountability*) do banco central para atingir a sua meta de inflação.

Para que o sistema de metas de inflação funcione apropriadamente, é preciso que haja credibilidade da autoridade monetária quanto às decisões de política monetária. Normalmente, a principal ferramenta de política monetária dentro desse sistema é a taxa de juros, pois se julga que ela tenha correlação negativa com a inflação. No caso brasileiro, o Comitê de Política Monetária (COPOM) define a taxa básica de juros (Selic) para atingir a meta de inflação estabelecida pelo Conselho Monetário Nacional (CMN).

O sistema foi adotado no Brasil oficialmente em julho de 1999. O Plano Real havia sofrido um colapso no início daquele ano e o sistema de bandas cambiais, adotado desde o início do plano Real até então, foi abandonado. O cenário era de falta de credibilidade do Banco Central frente aos demais agentes da economia. Em 4 de março de 1999, o até então presidente do Banco Central Gustavo Franco foi substituído por Armínio Fraga, que assumiu esse posto com o intuito de adotar o sistema de metas de inflação, o que foi feito formalmente em julho de 1999, pela resolução 2.615 do Conselho Monetário Nacional. (GIAMBIAGI; VILLELA, 2005).

Do início do Plano Real até o início de 1999, o câmbio era utilizado para controlar a inflação, enquanto os juros flutuavam para estabilizar o balanço de pagamentos. Ou seja, a

política monetária era sacrificada para manter a estabilidade do câmbio. No sistema adotado em julho de 1999, essa relação era cruzada. Os juros seriam utilizados para estabilizar a inflação enquanto o câmbio flutuava para estabilizar o balanço de pagamentos. Assim, a troca de sistema de âncora cambial para o de metas de inflação foi uma troca de juros voláteis e câmbio estável para juros estáveis e câmbio volátil.

Ao ser criado no Brasil, o sistema de metas de inflação se propunha também a devolver credibilidade às políticas do Banco Central, já que o colapso do Real em janeiro de 1999 é atribuído em parte à falta de habilidade do governo brasileiro em gerir a economia de forma crível para que o sistema de âncora cambial funcionasse. Segundo Mishkin (2004), quando da sua adoção o sistema gerou 5 fatos:

- a) o anúncio de metas para mais de um ano, sendo 8% para 1999, 6% para 2000 e 4% para 2001;
- b) designação da decisão da meta de inflação ao CMN;
- c) delegação de total responsabilidade ao Banco Central de fazer a política que lhe conviesse para atingir a meta previamente definida;
- d) estabelecimento de processos para tornar o Banco Central mais responsável (*accountable*);
- e) ações para tornar a política monetária mais transparente.

Além disso, define-se, a cada ano, a meta de inflação para o ano dois anos a frente, com exceção de 1999, quando foi definido as metas de 1999, 2000 e 2001. Assim, em 2000 foi definida a meta de inflação para 2002 e assim por diante.

O período que começa em julho de 1999 e vai até os dias de hoje é chamado de período de metas de inflação, devido ao sistema de política monetária adotado. Dividiremos esse período em três subperíodos, divididos conforme as características de cada parte. Os três subperíodos serão denominados de introdução do sistema de metas de inflação, forte instabilidade e período maduro. A tabela 3.1 está dividida dessa maneira, assim como os gráficos desse capítulo.

Tabela 3.1 – Metas de Inflação e IPCA

Ano	Meta (%)	IPCA (%)
1999	8	8,94
2000	6	5,97
2001	4	7,67
2002	3,5	12,53
2003	4	9,30
2004	5,5	7,56
2005	4,5	5,69
2006	4,5	3,14
2007	4,5	4,46
2008	4,5	5,90
2009	4,5	4,31
2010	4,5	5,91
2011	4,5	6,50
2012	4,5	5,84
2013	4,5	5,91

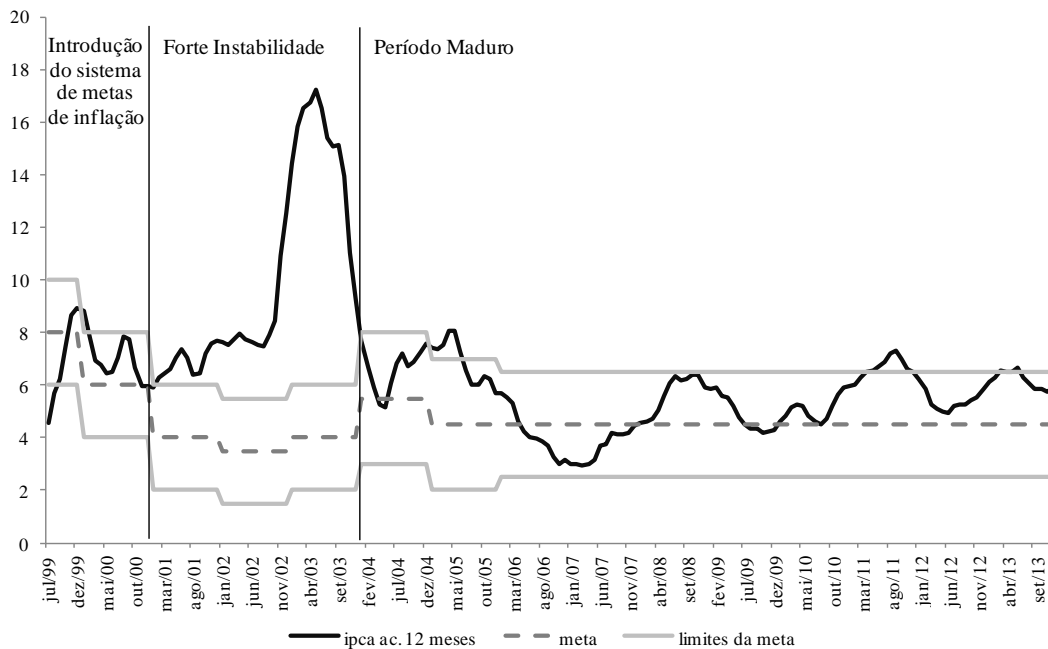
Fonte: Banco Central do Brasil (2014)

O período da introdução do sistema de metas de inflação consiste no momento imediatamente posterior ao abandono do sistema de âncora cambial. Devido a essa troca, receava-se que houvesse uma inflação muito alta por causa da forte desvalorização cambial. Como podemos observar pelo gráfico 3.1, a inflação nesse período foi baixa, se comparada à do período subsequente, de forte instabilidade. Isso se deveu principalmente a um conjunto de fatores internos que incluem a baixa produção industrial do período, a mudança da “[...] mentalidade indexatória dos agentes econômicos, que tinha prevalecido até o plano Real” (GIAMBIAGI; VILLELA, 2005, p. 179), a confiança no cumprimento das metas do Fundo Monetário Internacional (FMI) pelo Brasil e a definição da meta de 8% para 1999. (GIAMBIAGI; VILLELA, 2005).

No período de introdução do sistema de metas de inflação, a inflação ficou dentro do intervalo da meta de inflação estipulada para cada ano, como mostra o gráfico 3.2. A tabela 3.1 mostra os valores da inflação e da meta para os dois anos que compõem esse período, mostrando que os desvios de 0,94 e -0,03 em 1999 e 2000, respectivamente, foram menores do que o desvio máximo por causa da meta definida ser alta, se comparada às dos demais anos. Desde o início do sistema de metas de inflação no Brasil, os dois anos com metas mais elevadas foram justamente os que pertencem a esse período, com metas de 8 e 6 por cento ao ano.

O período de 2001 a 2003 é chamado aqui de período de forte instabilidade, quando houve certo descontrole da inflação. Esse descontrole é explicado pela literatura (GIAMBIAGI; VILLELA, 2005; GREMAUD *et al.*, 2010 pela crise de geração de energia no Brasil, pelas crises externas da Argentina e dos Estados Unidos da América e pela crise eleitoral. À exceção da última, essas crises explicam melhor o descontrole no primeiro ano do período de forte instabilidade. A crise eleitoral seria, então, a principal causa do descontrole em 2002 e 2003.

Gráfico 3.1 – Inflação acumulada em 12 meses (IPCA) e as metas de inflação em porcentagem (jul/2000 a dez/2013)



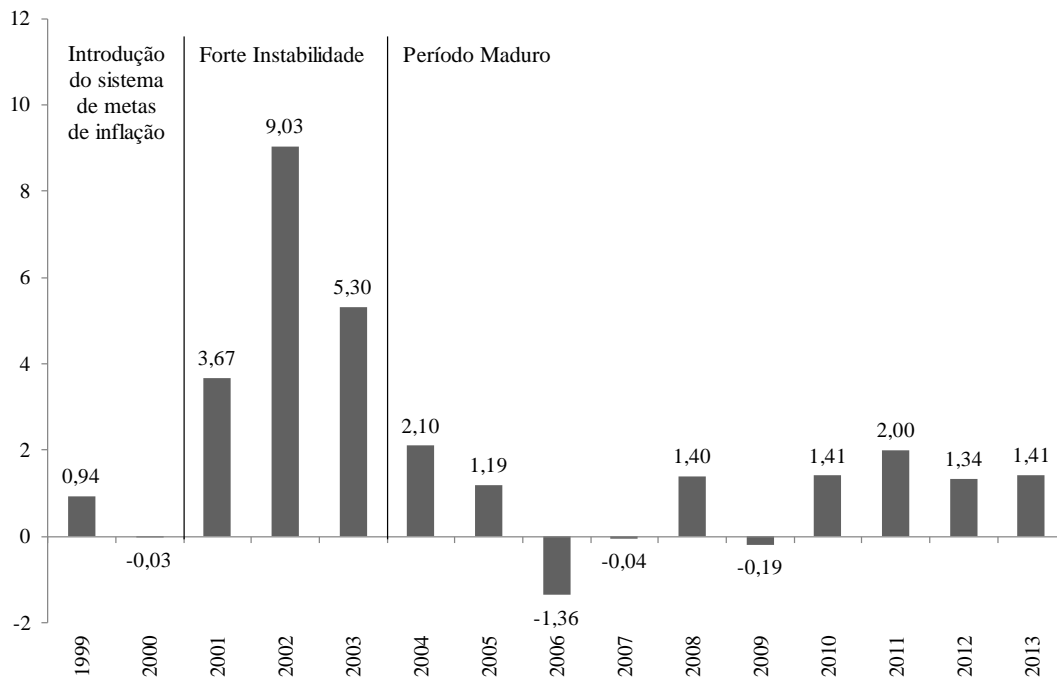
Fonte: IBGE (2014) e Banco Central do Brasil (2014)

Em outubro de 2002 foram realizadas eleições presidenciais para o Brasil, com vitória no segundo turno de Luiz Inácio Lula da Silva. Ele sempre defendeu políticas contrárias às realizadas por Fernando Henrique Cardoso (FHC), que presidiu o país de 1995 a 2002. Lula fazia parte do Partido dos Trabalhadores (PT), considerado (ao menos nessa época) de esquerda, e defendia atos como o não cumprimento dos contratos firmados com o FMI, a redução do superávit primário, a diminuição do pagamento de juros da dívida pública e a não privatização das empresas estatais. As chances de Lula se tornar presidente cresceram já em 2001, o que explica parte da instabilidade daquele ano, já que os agentes brasileiros não se sentiam confortáveis com um presidente que defendia as políticas supracitadas.

Para que fosse possível gerir o país caso vencesse a eleição, Lula e seu partido fizeram uma série de promessas sobre o modo que ele iria governar o país, incluindo o cumprimento dos contratos, o pagamento da dívida pública e o compromisso com a estabilidade econômica do país. Após sua vitória nas urnas, Lula manteve suas promessas de campanha e nomeou pessoas conhecidas no mercado que reforçariam o compromisso assumido em campanha, como Antonio Palocci (para Ministro da Fazenda) e Henrique Meirelles (para presidente do Banco Central). “Após a nomeação de uma equipe econômica não identificada com o partido, as primeiras medidas foram no sentido de mostrar o compromisso do governo com o ajustamento fiscal” (GREMAUD *et al.*, 2010, p. 492.). Essa crise eleitoral interna influenciou fortemente a economia brasileira até o fim de 2003, quando a inflação voltou para dentro do intervalo da meta.

O maior dos três subperíodos é o período maduro do sistema de metas de inflação, que começa em janeiro de 2004, quando a inflação volta ao intervalo da meta após o período de forte instabilidade. Ainda aconteceram nesse período dois desvios da inflação em relação à meta para fora do intervalo da meta em 2005 e na passagem de 2011 para 2012, mas a inflação voltou logo em seguida para a meta nas duas ocasiões. A principal característica do período maduro é a relativa estabilidade da inflação dentro do intervalo prometido pela autoridade monetária.

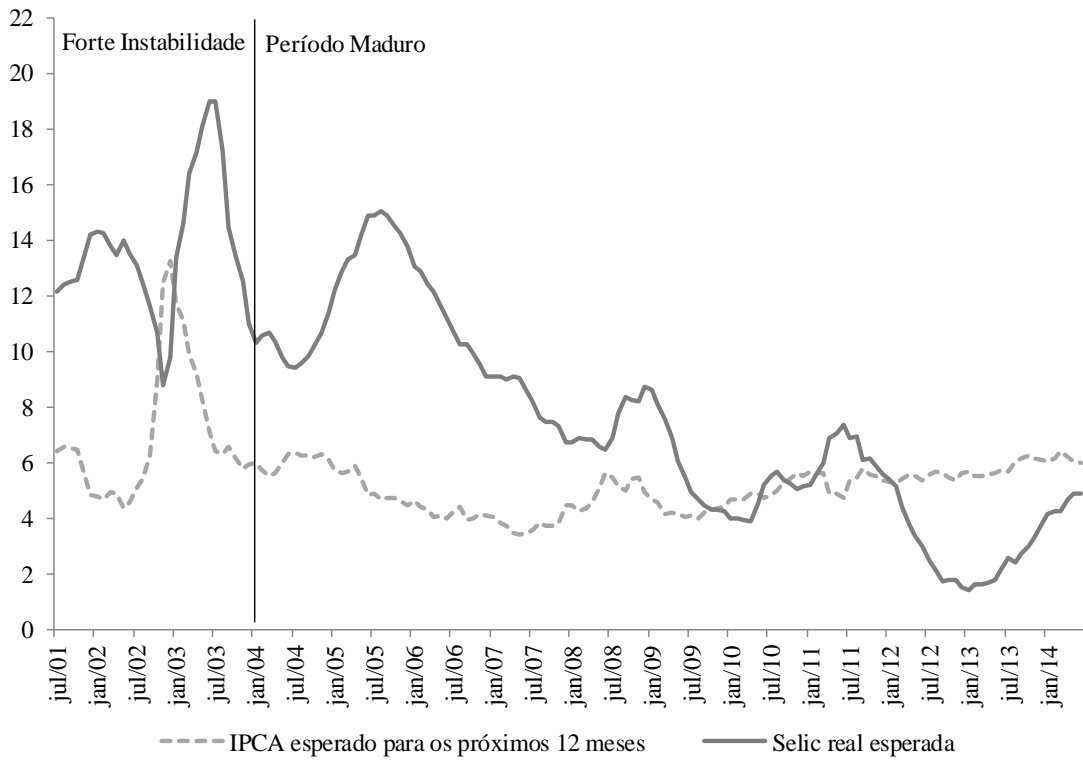
Como podemos observar no gráfico 3.2, apenas o período de forte instabilidade teve uma inflação maior do que o limite superior da meta em todos os seus anos. E além dos 3 anos que compõem esse período, apenas o primeiro ano do período maduro fechou com inflação acima do intervalo da meta, mas por apenas 0,1 ponto percentual. A atitude demonstrada pelo governo brasileiro no período de forte instabilidade em, dentre outras ações, não sair do sistema de metas de inflação gerou credibilidade para a política monetária do governo e, por isso, a inflação voltou para o intervalo da meta.

Gráfico 3.2 – Desvio da taxa anual percentual de inflação em relação à meta

Fonte: IBGE (2014) e Banco Central do Brasil (2014)

O gráfico 3.3 mostra movimento da taxa real de juros esperada, evidenciando os períodos. As séries de taxa esperada de juros e de expectativa de inflação não começam em 1999, pois o dado de expectativa do IPCA para os próximos doze meses só está disponível desde 07 de novembro de 2001. Quanto ao período de introdução de metas de inflação, que não aparece no gráfico 3.3, existe uma tendência de queda da taxa realizada de juros real. Isso possivelmente ocorreu devido à adoção do então novo sistema de metas de inflação no Brasil, que aumentou a credibilidade da política monetária, possibilitando a queda na taxa de juros. No período de forte instabilidade, a taxa real esperada de juros se mantém estável até cair abruptamente no fim do período. Isso ocorre mesmo com forte elevação da taxa nominal de juros, devido ao descontrole da inflação no período, que elevou a expectativa de inflação, também mostrada no gráfico 3.3. Ao sair do período de forte instabilidade, a inflação volta ao intervalo da meta e há um aumento da taxa nominal de juros, o que ocasiona na elevação da taxa real esperada de juros. Entre agosto e setembro de 2005, dentro do período maduro, ocorre o retorno da tendência de queda da taxa real de juros, devido à relativa estabilização da inflação do Brasil.

Gráfico 3.3 – Taxa real de juros esperada (Selic efetiva e expectativa do IPCA para os próximos 12 meses)



Fonte: Ipeadata (2014) e Banco Central do Brasil (2014)

4 ESTIMAÇÃO BAYESIANA PELO FILTRO DE PARTÍCULAS

O filtro de partículas consiste em um estimador numérico não linear, que pode ser usado para estimar um modelo macroeconômico em formato de estado-espço. Segundo Amisano e Tristani (2010), a não linearidade do modelo capta melhor a dinâmica da economia.

Filtros de partícula são métodos de Monte Carlo sequenciais baseados em uma representação de densidades de probabilidade em ponto de massa (ou “partícula”), que podem ser aplicados a qualquer modelo no formato de estado-espço e que generalizam os métodos tradicionais de filtro de Kalman. (ARULAMPALAM, 2002, p. 174, tradução nossa).

Um estimador não linear busca estimar a distribuição do parâmetro, que não necessariamente é semelhante a uma distribuição gaussiana. Simon (2006, p. 463) exemplifica esse fato com uma distribuição com média zero, mas com probabilidade de zero igual a zero. Um único valor não representa, nesse caso, uma estimativa verossímil para essa variável. Sendo assim, há a necessidade de se utilizar um estimador não linear.

Nos anos 40, o matemático Norbert Wiener sugeriu métodos estatísticos que se aproximariam do filtro de partículas. O método sugerido por ele em 1940 “[...] tinha a mesma característica não estática do método de Monte Carlo dos dias atuais e também depende de jogar um jogo ideal.” (WIENER, 1956, tradução nossa). Nesse trecho retirado de sua autobiografia, Wiener compara o método de Monte Carlo, uma novidade à época, ao método computacional que ele havia sugerido. O método de Monte Carlo, citado por Wiener (1956), é descrito em Metropolis e Ulam (1949).

O filtro de partículas tem diversas aplicações fora da ciência econômica, como para a mobilidade de robôs com o uso de informação sensorial. Alguns autores ainda exaltam a importância desse tópico, explicitando que “[...] usar informação sensorial para localizar um robô em seu meio ambiente é o problema mais fundamental para prover capacidades autônomas a um robô móvel.” (COX, 1991, p. 196).

4.1 Estimação Bayesiana de estado

A dedução do estimador bayesiano de estado (*Bayesian State Estimation*) segue a apresentada na seção 15.1 de Simon (2006)⁴. Esse método é uma resolução para um sistema de estado-espço escrito como

$$\begin{cases} x_{k+1} = f_k(x_k, w_k) \\ y_k = h_k(x_k, v_k) \end{cases}, \quad (4.1)$$

tal que k seja o índice de tempo, x_k seja vetor de estado, w_k seja o vetor de erros da equação de processo, y_k seja o vetor de medida e v_k seja o vetor de erros da equação de medida. As funções f e h são as equações que formam o sistema não linear. A equação (4.1) representa, portanto, o modelo a ser estimado no formato de estado-espço. Assumimos que os erros são ruídos brancos independentes com suas funções de densidade de probabilidade conhecidas.

O estimador bayesiano procura aproximar a função de densidade de probabilidade condicional do vetor de estado com relação à sequência de medidas y_1, y_2, \dots, y_k . Essa função de densidade de probabilidade condicional é escrita na forma $p(x_k | Y_k)$, de modo que a função de densidade de probabilidade de x_0 , condição inicial do estimador quando $k=1$, possa ser escrita como:

$$p(x_0) = p(x_0 | Y_0), \quad (4.2)$$

já que Y_0 é o conjunto que não possui nenhuma observação. Para estimar x_k , precisamos primeiro encontrar uma forma de escrever $p(x_k | Y_k)$.

Antes disso, recomenda-se encontrar $p(x_k | Y_{k-1})$. Para isso, precisamos de algumas propriedades de teoria da probabilidade. Uma das propriedades da função de densidade de probabilidade conjunta é que

⁴ As equações (4.1) a (4.12) são retiradas de Simon (2006).

$$f(y) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) dx. \quad (4.3)$$

A regra de Bayes, no formato generalizado para densidades condicionais, será usada aqui, isto é, usamos a propriedade de

$$\begin{aligned} f_{X_1|X_2}(x_1 | x_2) &= P[(X_1 \leq x_1) | (X_2 = x_2)] \\ &= \frac{f_{X_1, X_2}(x_1, x_2)}{f_{X_2}(x_2)} \end{aligned} \quad (4.4)$$

Aplicando a equação (4.3) à expressão $p(x_k | Y_{k-1})$ (substituindo y por “ $x_k | Y_{k-1}$ ” e x por x_{k-1}) e, em seguida, a equação (4.4), pode-se escrever essa função de densidade de probabilidade na seguinte forma:

$$\begin{aligned} p(x_k | Y_{k-1}) &= \int p[(x_k, x_{k-1}) | Y_{k-1}] dx_{k-1} \\ &= \int p[x_k | (x_{k-1}, Y_{k-1})] p(x_{k-1} | Y_{k-1}) dx_{k-1} \end{aligned} \quad (4.5)$$

Pela equação (4.1), sabemos que x_k é determinado apenas por x_{k-1} e w_{k-1} . Logo, podemos reescrever a equação (4.5) como:

$$p(x_k | Y_{k-1}) = \int p(x_k | x_{k-1}) p(x_{k-1} | Y_{k-1}) dx_{k-1}. \quad (4.6)$$

Conseguimos, portanto, escrever $p(x_k | Y_{k-1})$ dependendo de duas outras funções de densidade de probabilidade condicionais: $p(x_k | x_{k-1})$ e $p(x_{k-1} | Y_{k-1})$. A primeira é conhecida, já que conhecemos a função $f_k(\cdot)$ pela equação (4.1), que mostra como x_{k-1} influencia x_k . O vetor x_k também é influenciado por w_{k-1} , cuja função de densidade de

⁵ Retirado da equação (2.51) de Simon (2006).

⁶ Equação (2.17) de Simon (2006).

probabilidade é, por hipótese, conhecida. A segunda função de densidade de probabilidade condicional, $p(x_{k-1} | Y_{k-1})$, só é conhecida para a condição inicial. Por isso, a solução para ela será recursiva.

Após essa linha de raciocínio, Simon (2006) se volta à função de densidade de probabilidade condicional *a posteriori* de x_k , isto é, $p(x_k | Y_k)$. Podemos novamente utilizar um procedimento semelhante ao que utilizamos para obter a equação (4.5). Usamos também o fato de que $p(x_k)$ pode ser escrito como

$$p(x_k) = \frac{p(x_k | Y_{k-1})p(Y_{k-1})}{p(Y_{k-1} | x_k)}. \quad (4.7)$$

Ficamos então com

$$\begin{aligned} p(x_k | Y_k) &= \frac{p(Y_k | x_k)}{p(Y_k)} p(x_k) \\ &= \frac{p[(y_k, Y_{k-1}) | x_k]}{p(y_k, Y_{k-1})} \frac{p(x_k | Y_{k-1})p(Y_{k-1})}{p(Y_{k-1} | x_k)}. \\ &= \frac{p(x_k, y_k, Y_{k-1})}{p(x_k)p(y_k, Y_{k-1})} \frac{p(x_k | Y_{k-1})p(Y_{k-1})}{p(Y_{k-1})p(Y_{k-1} | x_k)}. \end{aligned} \quad (4.8)$$

Agora reorganizamos a expressão final da equação (4.8), utilizando as equações básicas das funções de densidade de probabilidade condicionais e simplificamos essa expressão (note que, como y_k é uma função de x_k , podemos dar a expressão $p[Y_{k-1} | (x_k, y_k)] = p(Y_{k-1} | x_k)$ como válida). Podemos obter, para a função de densidade de probabilidade de x_k condicional à Y_k , a equação dada por:

$$p(x_k | Y_k) = \frac{p(y_k | x_k)p(x_k | Y_{k-1})}{p(y_k | Y_{k-1})}. \quad (4.9)$$

Nessa equação, todas as funções de densidade de probabilidade à direita são conhecidas, com exceção de $p(y_k | Y_{k-1})$ que será obtida a seguir.

A função de densidade de probabilidade condicional $p(y_k | Y_{k-1})$ pode ser escrita como

$$\begin{aligned} p(y_k | Y_{k-1}) &= \int p[(y_k, x_k) | Y_{k-1}] dx_k \\ &= \int p[y_k | (x_k, Y_{k-1})] p(x_k | Y_{k-1}) dx_k \end{aligned} \quad (4.10)$$

Como sabemos que y_k é determinado apenas por x_k e v_k , podemos reescrever a equação (4.10) como a equação a seguir:

$$p(y_k | Y_{k-1}) = \int p(y_k | x_k) p(x_k | Y_{k-1}) dx_k, \quad (4.11)$$

cujo lado direito possui apenas funções de densidade de probabilidade conhecidas. O estimador de estado bayesiano é formado, então, pela função de densidade de probabilidade *a priori* dada pela equação (4.6) e pela função de densidade de probabilidade *a posteriori* dada pela junção das equações (4.9) e (4.11), ficando na seguinte forma:

$$p(x_k | Y_k) = \frac{p(y_k | x_k) p(x_k | Y_{k-1})}{\int p(y_k | x_k) p(x_k | Y_{k-1}) dx_k}. \quad (4.12)$$

Simon (2006) lembra que há uma solução para esse sistema pelo filtro de Kalman, caso $f(\cdot)$ e $h(\cdot)$ sejam lineares e caso x_0 , $\{w_k\}$ e $\{v_k\}$ sejam aditivas, independentes e gaussianas. Caso essas hipóteses não sejam válidas, recomenda-se o uso de outro método. O filtro de partículas, utilizado nesse trabalho, serve para implementar numericamente o estimador bayesiano visto nessa seção.

4.2 O filtro de partículas

O filtro de partículas (DOUCET *et al.*, 2010) aproxima numericamente o estimador bayesiano para um sistema como o da equação (4.1). A estimação por esse filtro gera,

inicialmente, uma quantidade N (sendo N um número escolhido pelo estimador) de vetores de estado a cada etapa da estimação. Esses vetores de estado são chamados de partículas.

O filtro gera essas partículas randomicamente, inserindo cada partícula nas equações do modelo e as atualizando. As partículas são atualizadas e para cada uma delas é atribuído um peso baseado na verossimilhança relativa do vetor de observações estimado por cada partícula com relação ao vetor verdadeiro. Esses pesos são então utilizados para re-estimar as partículas, para que o filtro rode mais uma vez.

Como comenta Amisano e Tristani (2010), o filtro de partículas é utilizado pela repetição desses três passos: projeção, atualização e re-estimação. A projeção consiste na geração de partículas com base nas informações anteriores, que foram utilizadas para inferir sobre a distribuição da qual as partículas são geradas. Ou seja, geramos, em t , a sequência de partículas $\{x_t^i\}_{i=1}^N$, com base em $p(x_t | Y_t)$.

A etapa seguinte é a de atualização, na qual atribuímos pesos a cada partícula, de modo que o peso é maior para aquelas partículas que estão mais próximas da realidade. Na próxima seção, será apresentado um algoritmo usado por Arulampalam *et al.* (2002), o qual mostra uma maneira de estimar a sequência de pesos $\{w_t^i\}_{i=1}^N$. A re-estimação é a geração da sequência de partículas $\{x_{t+1}^i\}_{i=1}^N$, utilizando os pesos recém estimados. Esse processo é repetido até a última observação da amostra.

4.3 Algoritmo SIS e o filtro de partículas genérico

Para implementar computacionalmente o filtro de partículas, precisamos escrevê-lo no utilizando um algoritmo. No caso desse trabalho, utilizaremos uma evolução do algoritmo de importação sequencial de amostra (SIS), o algoritmo do filtro de partículas genérico (GFP). O algoritmo SIS, como comenta Arulampalam *et al.* (2002), é o método que forma a base para grande parte dos filtros de Monte Carlo sequenciais. Esse algoritmo utiliza do fato de que a distribuição *a posteriori* $p(x_k | Y_k)$ pode ser aproximada por

$$p(x_k | Y_k) \approx \sum_{i=1}^N w_k^i \delta(x_k - x_k^i),^7 \quad (4.13)$$

tal que $\delta(\cdot)$ seja o delta de Dirac, w_k^i seja o peso dado à partícula de estado x_k^i , e x_k^i seja a partícula de estado i em k . Os pesos são normalizados, de modo que $\sum_i w_k^i = 1$. O delta de Dirac é uma função binária, podendo ser representada por

$$\delta(x) = \begin{cases} 1, & \text{se } x = 0 \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases}. \quad (4.14)$$

Assim, esse somatório compõe, ponto a ponto, a distribuição *a posteriori* do estado condicional às informações disponíveis até k , de maneira discreta. Reescrevendo (4.13) fazendo $p(x) \propto \pi(x)$ e $x^i \sim q(x)$, com $i = 1, \dots, N$, temos a aproximação para $p(x)$, dada por:

$$p(x) \approx \sum_{i=1}^N w^i \delta(x - x^i), \quad (4.15)$$

com os pesos $w^i \propto \frac{\pi(x^i)}{q(x^i)}$. A amostragem a partir de $q(x)$ é facilmente gerada (*importance sampling*), ao contrário do que seria com $p(x)$. Arulampalam *et al.* (2002) mostra que se a amostra x_k^i foi retirada de $q(x_k | z_k)$, então os pesos de (4.13) são definidos como os de (4.15) e são escritos como

$$w_k^i \propto \frac{p(x_k^i | z_k)}{q(x_k^i | z_k)} \quad (4.16)$$

⁷ Como na equação (40) de Arulampalam *et al.* (2002).

O termo z_k é utilizado aqui como a informação até k da equação de medida, que é a segunda equação de (4.1).

A implementação desse algoritmo consiste em retirar a amostra de $x_k^i \sim q(x_k | x_{k-1}^i, z_k)$ e atribuir os pesos w_k^i como em

$$w_k^i \propto w_{k-1}^i \frac{p(z_k | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k)}. \quad (4.17)$$

Esse processo é inserido em um *loop*, de modo que i assuma valores de 1 até N . Após a construção dos pesos, eles são normalizados para que a soma de todos os pesos seja igual a 1, para um mesmo k .

Um problema comum com o algoritmo SIS é o de degeneração da amostra, quando após algumas iterações, apenas uma partícula teria um peso significativo. O tamanho efetivo da amostra do filtro é calculado por Arulampalam *et al.* (2002) seguindo a equação

$$\hat{N}_{eff} = \frac{1}{\sum_{i=1}^{N_s} (w_k^i)^2}, \quad (4.18)$$

que consiste em uma estimativa da medida de degeneração da amostra. Note que temos $N_{eff} \leq N_s$. A interpretação de N_{eff} é a de que um valor pequeno para a amostra efetiva indica uma severa degeneração da amostra.

O GPF leva em conta a medida de degeneração da amostra, cuja estimação é dada pela equação (4.18). O GPF consiste na utilização do SIS, adicionado de um cálculo do N_{eff} para que, caso haja degeneração da amostra, haja uma reamostragem para gerar um novo conjunto $\{x_k^{i*}\}_{i=1}^{N_s}$. Então, a cada passo do algoritmo, calcula-se \hat{N}_{eff} . Caso essa estimativa indique uma degeneração severa, faz-se a reamostragem. Essa reamostragem é realizada com a aproximação discreta de $p(x_k | z_k)$ dada por

⁸ Desenvolvida em Arulampalam *et al.* (2002).

$$p(x_k | z_k) \approx \sum_{i=1}^{N_k} w_k^i \delta(x_k - x_k^i).^9 \quad (4.18)$$

4.4 Algoritmo de Metropolis-Hastings

O filtro de partículas estima um sistema, tendo os parâmetros definidos. Portanto, para estimar os parâmetros, utilizaremos outro algoritmo. Como é visto em Amisano e Tristani (2010), pode-se usar um algoritmo de Metropolis Hastings, descrito em Chib (2001) e Gamerman e Lopes (2006), para a estimação dos parâmetros. Assim, o filtro de partículas seria usado para calcular a verossimilhança dentro de um processo Cadeia de Markov com Monte Carlo (MCMC), que estima a distribuição dos parâmetros de acordo com os pesos construídos a partir da verossimilhança estimada pelo filtro de partículas.

O nome do algoritmo vem dos artigos de Metropolis *et al.* (1953) e Hastings (1970), que são os trabalhos básicos para o desenvolvimento do conceito desse algoritmo. Metropolis *et al.* (1953) se propunha a desenvolver um método rápido para calcular propriedades de substâncias, que pudessem ser consideradas como a interação de moléculas individuais. Nesse ponto, o artigo trata de estatística, apesar de aplicá-la em um campo distinto do estudado no presente trabalho. Hastings (1970), por sua vez, se propõe a generalizar o método do outro artigo, focado na teoria e em suas possíveis aplicações.

A estimação dos parâmetros de um modelo DSGE por filtro de Kalman também utiliza esse algoritmo, como no pacote Dynare do Matlab. Nesse caso a estimação segue o mesmo procedimento que a do trabalho atual, porém substituindo o filtro de partículas pelo de Kalman.

O algoritmo utilizado começa na geração de uma amostra de parâmetros θ^* , baseada em $q(\theta^{(i-1)}, \theta^*) = q(\theta^*, \theta^{(i-1)})$. A partir da amostra, estima-se o modelo DSGE pelo filtro de partículas a fim de computar a verossimilhança do modelo, da seguinte forma:

$$p(\underline{y}_T^0 | \theta^*) = \prod_{t=1}^{T-1} p(y_{t+1}^0 | \underline{y}_T^0, \theta^*). \quad (4.20)$$

⁹ Corredente à equação (64) de Arulampalam *et al.* (2002). Note que essa aproximação é feita de modo que $p(x_k^{i*} = x_k^i) = w_k^i$.

Aceitando essa estimação, faz-se $\theta^{(i)} = \theta^*$ com probabilidade dada por:

$$\frac{p(\theta^*)p(\underline{y}_T^0 | \theta^*)}{p(\theta^{(i-1)})p(\underline{y}_T^0 | \theta^{(i-1)})}. \quad (4.21)$$

Caso não seja aceito, o algoritmo coloca $\theta^{(i)} = \theta^{(i-1)}$. Repete-se esse processo diversas vezes, considerando a amostra de parâmetros anterior no *loop* seguinte.¹⁰ Esse algoritmo estima os parâmetros através de simulações de uma Cadeia de Markov. Assim como Amisano e Tristani (2007), faremos com que o parâmetro de ajuste da matriz de covariância seja calibrado para taxas de aceitação entre 20% e 40%. Ao atingir a convergência, conseguimos obter a distribuição *a posteriori* dos parâmetros estimados.

¹⁰ As equações (4.20) e (4.21) são retiradas de Amisano e Tristani (2007).

5 APLICAÇÃO

Nesse capítulo, aplicaremos o método de filtro de partículas dentro do algoritmo Metropolis-Hastings de MCMC para estimar o modelo DSGE explicado no capítulo 2, alterando sua regra monetária para a das equações (2.25) e (2.27). Os resultados são comentados e tem seus valores obtidos comparados com Castro *et al.* (2011), outra estimação que contem parâmetros semelhantes aos estimados aqui, embora tendo sido realizada com um método diferente. No final do capítulo, mostramos a meta de inflação estimada e sugerimos explicações para quando há diferença entre a meta estimada e a meta de inflação divulgada.

5.1 Parâmetros calibrados

Para que a estimação do modelo pelo filtro de partículas fique próxima da realidade, certos parâmetros serão calibrados de acordo com outras estimações de modelos DSGE, encontradas nas literaturas nacional e internacional. Essa medida faz com que a estimação dos parâmetros monetários necessite de um gasto computacional menor. Como um teste de robustez da calibragem, faremos a mesma estimação com uma variação para cima e para baixo nos parâmetros calibrados, a fim de verificar se a calibração foi bem sucedida, isto é, se a calibração não deixa a estimação viesada.

O BCB utiliza o modelo de Castro *et al.* (2011) como um meio de estimar e prever o andamento da economia brasileira. Esse modelo é chamado de *Stochastic Analytical Model with a Bayesian Approach* (SAMBA - modelo estocástico analítico com uma aproximação bayesiana). O SAMBA é um modelo DSGE para uma economia aberta, que inclui, dentre outras características, rigidez de preços e salários, firmas sujeitas a preços regulados e regra fiscal específica. Os agentes incluídos no modelo são as famílias, os produtores domésticos, firmas importadoras e o governo. Esse modelo leva em conta a heterogeneidade das famílias. O SAMBA possui alguns parâmetros iguais aos do modelo desse trabalho, o que contribui na calibragem do nosso modelo.

Tabela 5.1 – Valor calibrado dos parâmetros.

Parâmetro	Descrição	Valor
b	grau de persistência do hábito	0,740
β	fator de desconto subjetivo	0,989
α	participação do capital	0,448
δ	taxa de depreciação	0,015

Fonte: Elaborado pelo autor (2014).

A tabela 5.1 mostra os parâmetros calibrados. Todos esses são baseados em Castro *et al.* (2011). Galí *et al.* (2004), Vereda e Cavalcanti (2010) e Silveira (2008) calibram o parâmetro β perto do valor utilizado aqui. A taxa de depreciação δ é calibrada em 0,025 em outros trabalhos, mas como Castro *et al.* (2011) é construído para o Brasil e é utilizado pelo BCB, optamos pela sua calibragem. Os parâmetros ψ_0 e χ são mantidos em 1 e 0, respectivamente, como em Christiano et al (2005).

5.2 Dados utilizados

Com o objetivo de estimar os parâmetros do modelo proposto, utilizaram-se três variáveis macroeconômicas observadas: inflação, taxa de juros e produto, com periodicidade mensal. Para a inflação e a taxa de juros, utilizaremos o IPCA e a taxa Selic, respectivamente. O dado de taxa de inflação foi obtido no *site* do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), enquanto a série de taxa de juros é disponibilizada pelo BCB.

Para o dado de produto, duas *proxies* estão disponíveis: O índice de atividade econômica do Banco Central (IBC-Br) e o índice de produção industrial, calculado pelo IBGE. Enquanto a produção industrial está disponível desde antes do início do sistema de metas de inflação, a série mensal do IBC-Br começa em janeiro de 2003. Como utilizamos o valor anualizado de cada índice, a estimação com o IBC-Br começa em janeiro de 2004, enquanto a com a produção industrial começa em janeiro de 2000.

Os parâmetros que não foram calibrados foram estimados através do método descrito no capítulo 4. A inferência bayesiana permite que o pesquisador utilize do seu conhecimento sobre os parâmetros estimados, que não são descritos pelo modelo. Optamos por utilizar

prioris informativas na inferência, de modo a inserir uma informação externa no modelo. As *prioris* são geradas a partir de Amisano e Tristani (2010), Castro *et al.* (2011) e Christiano *et al.* (2005), como mostra a tabela 5.2, na seção seguinte.

5.3 Estimação

A estimação foi realizada seguindo a metodologia de Amisano e Tristani (2010), com auxílio do *software* Matlab. A inferência bayesiana permite que o pesquisador utilize do seu conhecimento sobre os parâmetros estimados, que não são descritos pelo modelo. Optamos por utilizar *prioris* informativas na inferência, de modo a inserir uma informação externa no modelo. Os trabalhos de Amisano e Tristani (2010) e Castro *et al.* (2011) também utilizam esse tipo de informação prévia na estimação de seus modelos. As *prioris* são geradas a partir de Castro *et al.* (2011) e Christiano *et al.* (2005), como mostra a tabela 5.2.

Tabela 5.2 – Distribuições *a priori* dos parâmetros estimados

parâmetro	descrição	<i>priori</i>		
		tipo	média	d. p.
ρ_{π}	Parâmetro da inflação na política monetária	Normal	2,000	0,350
ρ_y	Parâmetro do produto na política monetária	Gama	0,250	0,100
ρ_r	Parâmetro do juros na política monetária	Beta	0,600	0,150
ξ_w	Parâmetro de Calvo nos salários	Beta	0,750	0,100
ξ_p	Parâmetro de Calvo nos preços	Beta	0,650	0,100
λ_w	Indexação do poder de mercado de trabalho das famílias	Normal	1,050	0,350
λ_f	Indexação do poder de mercado das firmas	Normal	1,450	0,350

Fonte: elaborado pelo autor (2014).

Os parâmetros ρ_{π} , ρ_y , ρ_r , ξ_w e ξ_p tem suas *prioris* baseadas em Castro *et al.* (2011). Os dois parâmetros de indexação, λ_w e λ_f , são baseadas em Christiano *et al.* (2005), mas com a suposição de ter uma distribuição normal. Como em Amisano e Tristani (2010), utilizamos 50000 simulações para a estimação dos parâmetros. E assim como Amisano e Tristani (2010), outras 20000 simulações são realizadas a priori e descartadas, para então

estimar os parâmetros do modelo. As distribuições *a posteriori* estimadas podem ser encontradas na tabela 5.3 a seguir.

Tabela 5.3 – Distribuições *a posteriori* dos parâmetros estimados

parâmetro	produção industrial			IBC-Br		
	média	Intervalo de confiança		média	Intervalo de confiança	
		lim. inferior	lim. superior		lim. inferior	lim. superior
ρ_π	2,2214	1,6836	2,7375	2,2273	1,7819	2,6504
ρ_y	0,2359	0,1312	0,3664	0,2333	0,1281	0,3753
ρ_r	0,8021	0,4880	0,8261	0,7602	0,5988	0,9136
ξ_w	0,7600	0,6341	0,8719	0,7630	0,6443	0,8676
ξ_p	0,7068	0,5889	0,8193	0,7151	0,5863	0,8267
λ_w	1,0845	1,0198	1,2655	1,2436	1,0889	1,3983
λ_f	1,1024	1,0161	1,2196	1,2569	1,0918	1,4139

Fonte: Elaborado pelo autor com auxílio do *software* MATLAB (2014).

As duas estimações para os parâmetros são bem parecidas, diferenciando-se mais nos parâmetros de indexação do poder de mercado das famílias e de indexação do poder de mercado das firmas. A estimação com o IBC-Br aponta valores maiores para esses dois parâmetros do que a estimação pelo índice de produção industrial. Embora isso tenha ocorrido, as duas estimações apontam que λ_w foi maior do que o previsto na *priori* (em maior grau para a estimação com o IBC-Br) e que λ_f foi menor do que o previsto na *priori* (com a estimação pela produção industrial tendo captado uma queda mais acentuada).

Pela estimação com o índice de produção industrial, o parâmetro de indexação do poder de mercado de trabalho das famílias ficou com média levemente superior a da sua *priori*, cuja média pertence ao intervalo de confiança estimado na *posteriori*. Assim, a estimação aponta que o valor dado em Christiano *et al.* (2005) para esse parâmetro não destoa da realidade brasileira. Já para o parâmetro λ_f , isso não acontece nessa estimação. O valor estipulado em Christiano *et al.* (2005) ficou acima do limite superior estimado. Isto é, a estimação aponta que o valor é menor no Brasil do que o calibrado no trabalho supracitado.

Pelo que aponta a estimação realizada com o IBC-Br, as *prioris* de λ_w e λ_f ficaram distantes da realidade. Para esses dois parâmetros, a média de sua *priori* ficou fora do

intervalo de confiança da *posteriori*. Essa estimação também aponta que o valor do parâmetro de indexação do poder de mercado das firmas estipulado em Christiano *et al.* (2005) ficou acima do valor real brasileiro, embora não tão distante quanto a estimação pela produção industrial.

A diferença entre as duas estimações residem no tamanho da amostra e na mudança da *proxy* utilizada para o produto. Esses dois fatores podem ter contribuído para a diferença na estimação de λ_w e λ_f , isto é, o período mais recente utilizado na estimação pelo IBC-Br e a diferença de cálculo (e metodologia) entre os índices podem ter gerado a diferença na estimação.

Os parâmetros de Calvo aparecem em Calvo (1983) e constituem em uma maneira encontrada pelo autor de inserir rigidez nominal no modelo. As estimações para os parâmetros de Calvo ficou semelhante entre si e também semelhantes ao resultado obtido nas posteriores em Castro *et al.* (2011). Para o parâmetro de Calvo nos salários ξ_w , as médias estimadas aqui nas duas estimações foram um pouco superiores, mas com os intervalos de confiança maiores. O intervalo estimado por Castro *et al.* (2011) para ξ_w foi de 0,66 a 0,84, com média 0,75. O parâmetro de Calvo nos preços, ξ_p , foi estimado em uma média levemente inferior ao de Castro *et al.* (2011) na estimação pela produção industrial, mas levemente superior ao de Castro *et al.* (2011) na estimação pelo IBC-Br. Nos dois casos, o intervalo de confiança ficou maior. O intervalo estimado por Castro *et al.* (2011) para ξ_p foi de 0,68 a 0,81, com média 0,71.

A comparação entre as estimativas dos parâmetros referentes à política monetária feita nesse trabalho mostra que a média das distribuições *a posteriori* de ρ_π , ρ_y e ρ_r em Castro *et al.* (2011) ficam dentro do intervalo de confiança mostrado na tabela 5.3, nas duas estimações. As médias das *posterioris* estimadas por Castro *et al.* (2011) para ρ_π , ρ_y e ρ_r foram 2,43, 0,16 e 0,79, respectivamente. O parâmetro da inflação na política monetária, ρ_π , indica o peso dado pela autoridade monetária ao desvio da inflação. Nas duas estimações realizadas nesse trabalho, o valor estimado desse parâmetro ficou próximo de 2,22, inferior ao estimado em Castro *et al.* (2011), mas dentro do intervalo estimado nesse outro trabalho. Isso significa que a nossa estimação aponta que a autoridade monetária é menos rígida com a inflação do que a estimação de Castro *et al.* (2011). Essa diferença pode ser advinda da utilização de uma meta de inflação variável, decorrente de um passeio aleatório.

As duas estimações para o parâmetro do produto na política monetária ficaram perto da estimacão da *posteriori* de Castro *et al.* (2011), embora ligeiramente inferior. Esse parâmetro aponta o peso dado pela autoridade monetária ao desvio do produto. Assim, as estimacões aqui realizadas apontam que o peso dado ao desvio do produto pela autoridade monetária não diferem do trabalho de Castro *et al.* (2011).

O último parâmetro a ser comentado nessa seção é o referente à taxa de juros na regra de política monetária. O valor de ρ_r representa o peso dado pelo Banco Central ao nível anterior de taxa de juros. Em Castro *et al.* (2011), esse parâmetro é denominado como “*interest rate smoothing*”, que pode ser traduzido como parâmetro de suavizacão da taxa de juros. A estimacão pela produçã industrial aponta um valor ligeiramente superior ao encontrado em Castro *et al.* (2011), enquanto a estimacão pelo IBC-Br encontrou um valor ligeiramente inferior ao da estimacão já referida. Ainda assim, os valores estã bem próximos. Essa estimacões apontam que o peso dado ao valor anterior da taxa de juros é relativamente alto, dado que esse valor varia entre 0 e 1. Isso representa que a autoridade monetária prefere manter a taxa de juros estável, ao invés de fazer mudançs significativas.

A nossa modelagem foi feita de tal sorte que o modelo ficou sem *steady-state*, devido à inclusã do passeio aleatório na meta de inflaçã. A ausênci de estado estacionário ocorre devido à característi do processo de passeio aleatório. Nesse processo, a variável tem raiz unitária, ou seja, não é estacionária.

Isso implica que não conseguiremos fazer a análise de impulso resposta, embora tenhamos estimado o modelo com sucesso. Amisano e Tristani (2010) estimam duas versões do seu modelo, uma com a meta de inflaçã seguindo um processo AR(1) e outra com o passeio aleatório. Para realizar a análise de impulso resposta, eles utilizam apenas a primeira versã do modelo, pois essa possui o *steady-state*. Nosso modelo foi previamente estimado com a meta seguindo um processo AR(1), mas os resultados não foram satisfatórios, já que a meta estimada apresentava um comportamento cíclico em torno de uma média bastante elevada.

5.4 Robustez da calibragem

Como mencionado na seção 5.1, repetiremos as estimacões realizadas de duas maneiras: com os parâmetros calibrados a um valor superior do utilizado e com os parâmetros

calibrados a um valor inferior do utilizado. Esse processo visa testar se os valores calibrados, apresentados na tabela 5.1, tornam a estimação dos demais parâmetros viesada.

Tabela 5.4 – Valores dos parâmetros calibrados para a verificação de robustez

Parâmetros	Descrição	Valor calibrado	
		inferior	superior
b	grau de persistência do hábito	0,640	0,840
β	fator de desconto subjetivo	0,979	0,999
α	participação do capital	0,348	0,548
δ	taxa de depreciação	0,010	0,020

Fonte: Elaborado pelo autor (2014).

A tabela 5.4 mostra os dois tipos de calibração feitos para a verificação de robustez, enquanto a tabela 5.5 mostra os parâmetros estimados quando modificamos os parâmetros calibrados. A escolha dos parâmetros calibrados para a robustez foi baseada em alternativas de calibragem dos parâmetros, respeitando a característica de cada parâmetro.

A distribuição estimada com os parâmetros calibrados não mantém a mesma distribuição estimada mostrada na tabela 5.3, mas mantém semelhanças. Os intervalos estimados para a robustez não excluem os intervalos estimados anteriormente e, em, com exceção do parâmetro ρ_π na calibragem alterada para cima, as médias das estimações ficaram dentro do intervalo da robustez da calibragem.

Tabela 5.5 – Robustez da calibragem

parâmetro	produção industrial			IBC-Br			
	média	Intervalo de confiança		média	Intervalo de confiança		
		lim. inferior	lim. superior		lim. inferior	lim. superior	
inferior	ρ_π	2.1080	1.9602	2.2606	2.0882	1.9334	2.2469
	ρ_y	0.3417	0.1871	0.4987	0.3621	0.2124	0.5126
	ρ_r	0.7435	0.5939	0.9032	0.7626	0.6048	0.9182
	ξ_w	0.7409	0.5896	0.9083	0.7480	0.5919	0.9065
	ξ_p	0.7590	0.6028	0.9193	0.7453	0.5921	0.8992
	λ_w	1.1736	1.0123	1.3316	1.2116	1.0629	1.5112
	λ_f	1.1721	1.0179	1.3294	1.2769	1.0619	1.5463
superior	ρ_π	2.0584	1.8931	2.2125	2.0588	1.8972	2.2132
	ρ_y	0.2902	0.1294	0.4454	0.3099	0.1505	0.4678
	ρ_r	0.7616	0.5980	0.9179	0.7547	0.6000	0.9116
	ξ_w	0.7473	0.5909	0.9084	0.7621	0.6063	0.9147
	ξ_p	0.7654	0.6004	0.9185	0.7578	0.5994	0.9137
	λ_w	1.1960	1.0367	1.3427	1.2650	1.1080	1.4179
	λ_f	1.1921	1.0291	1.3423	1.2596	1.0942	1.4178

Fonte: Elaborado pelo autor com auxílio do *software* MATLAB (2014).

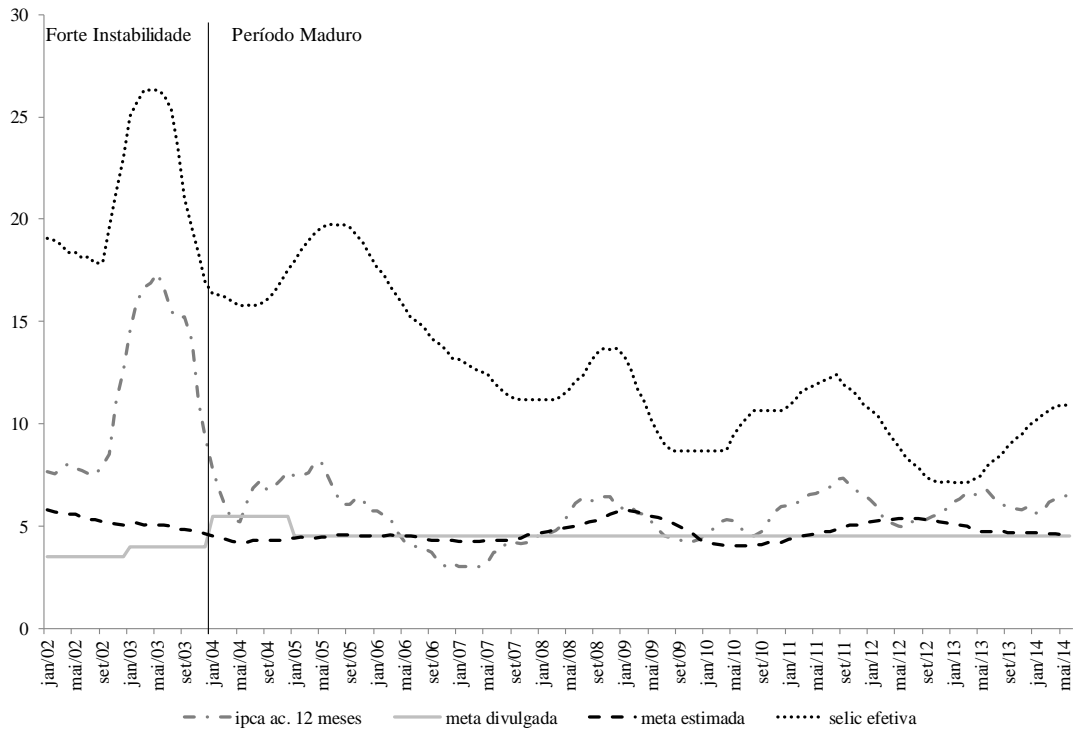
5.5 Meta de inflação estimada

A hipótese adotada no modelo do presente trabalho é a de que a trajetória da meta de inflação utilizada pela autoridade monetária difere da trajetória divulgada da meta. Como em um sistema de metas de inflação a taxa de juros é utilizada para controlar o nível de inflação, se o Banco Central aceita um nível de inflação acima do nível da meta divulgada, isso representaria que o esforço necessário (em termos de modificação na taxa de juros) para trazer a inflação à meta é menor, aos olhos da autoridade monetária. Para o mercado, isso representaria uma queda na confiança em relação ao Banco Central, por este não estar se comprometendo com o centro da meta assumido previamente.

A estimação pelo filtro de partícula nos permitiu estimar a meta de inflação, mesmo que o modelo estimado não possua *steady-state*. O gráfico 5.1 mostra a estimação obtida quando utilizamos a produção industrial como *proxy* do produto. Nesse gráfico, descartamos os primeiros dois anos da estimação. Há um desvio para cima na meta estimada em relação à

divulgada na transição de 2008 para 2009 e na transição de 2012 para 2013, embora neste último o desvio foi mais suave. Esses dois desvios apresentados pela meta estimada coincidem com queda na taxa de juros, porém nem toda queda coincide com desvios da meta.

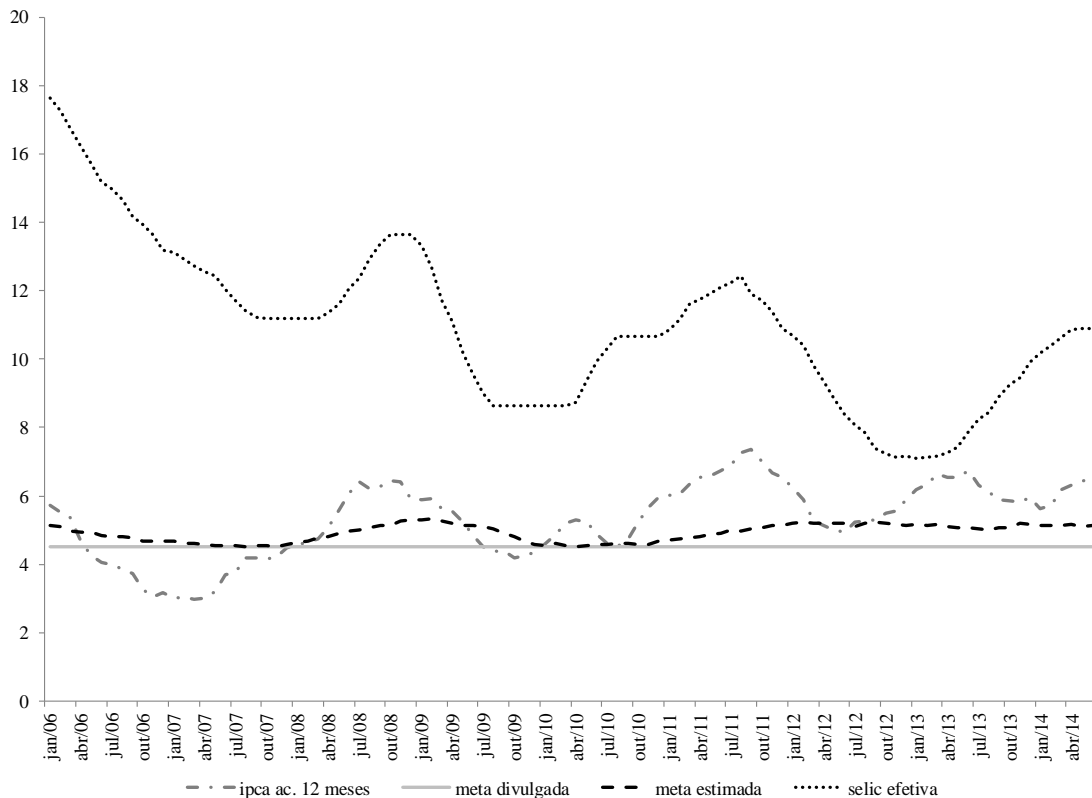
Gráfico 5.1 – Meta de inflação estimada com o uso do índice de produção industrial



Fonte: IBGE (2014), BCB (2014) e dados elaborados pelo autor (2014).

O gráfico 5.2 mostra a estimação obtida pelo uso do IBC-Br como *proxy* do produto. Assim como na outra estimação, há um desvio da meta estimada em relação à divulgada na transição de 2008 para 2009, embora esta seja mais suave nesse caso. Quanto ao outro desvio apresentado na estimação com a produção industrial, a estimação pelo IBC-Br aponta um desvio mais duradouro, que não converge para a meta divulgada no final da amostra, como o que ocorre com a estimação com a produção industrial.

Gráfico 5.2 – Meta de inflação estimada com o uso do IBC-Br



Fonte: IBGE (2014), BCB (2014) e dados elaborados pelo autor (2014).

O gráfico 5.3 mostra as duas metas estimadas, juntamente com a meta divulgada e o IPCA. Nesse gráfico, é possível verificar a distinção entre os desvios das metas estimadas em relação à divulgada. Ainda assim, o comportamento das metas estimadas foi muito próximo entre si. Do início de 2010 ao começo de 2011, a meta estimada pela produção industrial chega a ficar abaixo da meta divulgada, enquanto a meta estimada pelo IBC-Br fica próximo da divulgada, mas desvia para cima logo em seguida.

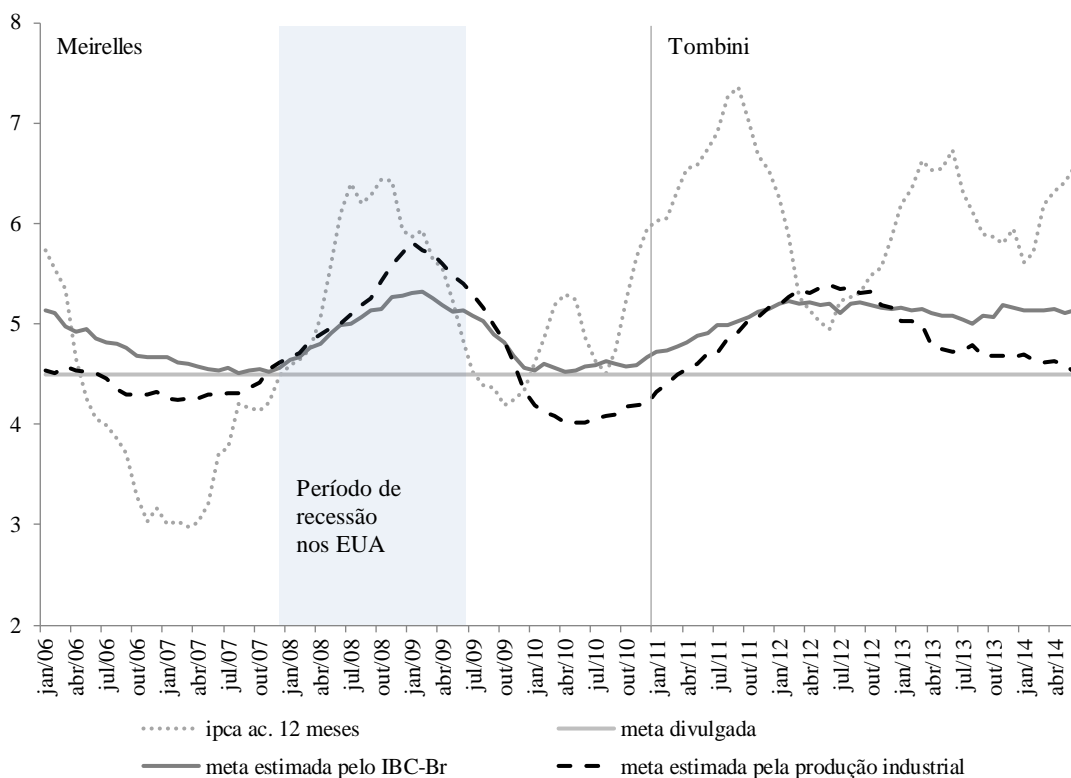
O desvio apresentado na transição de 2008 para 2009 nas duas estimações coincide com a crise econômica mundial. As estimações apontam que a autoridade monetária brasileira da época optou por assumir um nível maior de inflação, a fim de não agravar os sintomas da crise no país. A área destacada no gráfico 5.3 corresponde ao período da crise econômica nos EUA, que segundo o NBER foi de dezembro de 2007 a junho de 2009.¹¹ Note que a meta de

¹¹ Dados do NBER foram coletados em <<http://www.nber.org/cycles.html>>, acessado em 28/08/2014. Para o Brasil, o cálculo é feito pelo CODACE (Comitê de Datação de Ciclos Econômicos), ligado à FGV (Fundação Getúlio Vargas). Segundo esse comitê, a última recessão brasileira foi de julho de 2008 a janeiro de 2009. Dados do CODACE foram coletados em <<http://portalibre.fgv.br/main.jsp?lumChannelId=4028808126B9BC4C0126BEA1755C6C93>>, com acesso em 28/08/2014.

inflação estimada descola da meta divulgada em janeiro de 2008, logo após o início da crise nos EUA. A recessão econômica pode ser uma das causas da autoridade monetária aceitar um nível de inflação maior nesse período, com o intuito de suavizar o impacto da crise mundial na economia brasileira.

A barra vertical no gráfico 5.3 separa a gestão de Henrique Meirelles como presidente do BCB (à esquerda) da gestão de Alexandre Tombini (à direita). Note que a meta estimada com o IBC-Br desvia dos 4,5 da meta divulgada, estabilizando ao redor de 5 pontos percentuais. Esse resultado aponta que a gestão atual do BCB aceita um nível maior de inflação do que o divulgado, enquanto a estimação pela produção industrial aponta um resultado diferente. Essa estimação aponta que a gestão de Tombini começa a voltar para a meta divulgada em meados de 2012, chegando a atingir 4,5 ao final de maio de 2014.

Gráfico 5.3 – Metas de inflação estimadas



Fonte: IBGE (2014), BCB (2014) e dados elaborados pelo autor (2014).

Estudos posteriores, com a ampliação da amostra, são necessários para verificar qual das duas estimações é mais correta no final do período estudado. A diferença na utilização de *proxies* para o produto pode ser o que determinou a diferença na estimação da meta de

inflação. Enquanto o IBC-Br mede o nível de atividade econômica no Brasil, o índice de produção industrial restringe-se ao nível de produção.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente trabalho procurou entender o funcionamento da economia brasileira, com interesse específico na política monetária. Para tanto, utilizamos um modelo DSGE com uma estimação não-linear pelo filtro de partículas. Uma grande diferença desse método de estimação para os métodos lineares tradicionais é a redução de hipóteses sobre o comportamento do modelo, o que tornaria a estimação pelo filtro de partículas mais próxima da realidade. Com esse método, estimamos também a meta de inflação utilizada pelo BCB, ao invés de assumi-la como dada.

Os resultados obtidos pela estimação dos parâmetros não ficaram muito diferentes de outras estimações feitas para o Brasil. Os valores dos parâmetros estimados pelo modelo de Castro *et al.* (2011) não ficaram distintos dos valores estimados para os parâmetros equivalentes nesse trabalho. Contudo, o modelo estimado não possui *steady-state*, dado que a equação de movimento da meta de inflação segue um passeio aleatório; assim, não foi possível realizar uma análise mais aprofundada através das funções de impulso resposta. Por não possuir *steady-state*, a análise de impulso resposta não pode ser realizada no modelo utilizado nesse trabalho.

Por sua vez, a estimação da meta de inflação aponta que a autoridade monetária brasileira já desviou da meta divulgada ao menos duas vezes desde o início do sistema de metas de inflação no Brasil. Esses períodos correspondem à recessão econômica ocorrida na transição de 2008 para 2009 e na troca de gestão da autoridade monetária.

Embora a estimação que utiliza a produção industrial como *proxy* do produto aponte que no primeiro semestre de 2014 a meta utilizada converge para a meta divulgada, a estimação com o IBC-Br aponta que a meta utilizada fica estável ao redor de 5 pontos percentuais. Estudos futuros, quando houver uma disponibilidade maior de amostra, serão necessários para verificar o comportamento da meta estimada pelo modelo com essas duas *proxies* diferentes.

Ainda assim, as duas estimações apontam que houve um descolamento da meta utilizada em relação à divulgada, exatamente quando ocorre a troca do presidente do Banco Central do Brasil, com Alexandre Tombini substituindo Henrique Meirelles. A troca de gestão da autoridade monetária pode ser um fator que tenha gerado esse descolamento, o que apontaria que a gestão atual conduz a política monetária de maneira diferente da anterior.

Para trabalhos futuros, recomenda-se a repetição da estimação, quando houver uma disponibilidade maior de amostra. Diferentes formas funcionais para a meta de inflação podem ser testadas para que diferentes estimações da meta sejam comparadas entre si. Outros modelos DSGE podem ter suas regras de política monetária modificadas para que a meta de inflação seja estimada com diferentes modelos. Além disso, recomenda-se também o uso de um modelo DSGE mais complexo que possa representar de maneira mais realista economia brasileira, incluindo-se o lado fiscal ou deixar a economia transacionar com outras economias, através de um modelo de economia aberta.

REFERÊNCIAS

AMISANO, G.; TRISTANI, O. Euro area inflation persistence in an estimated nonlinear DSGE model. Frankfurt: ECB, 2007. (ECB Working Paper Series, n. 754). Disponível em: <http://ssrn.com/abstract_id=985124> Acesso em: 24 maio 2013.

_____. Euro area inflation persistence in an estimated nonlinear DSGE model. Journal of Economic Dynamics & Control, v. 34, n. 10, p. 1837-1858, out. 2010.

ANDREASEN, M. M. Non-linear DSGE models and the optimized central difference particle filter. Journal of Economic Dynamics and Control, v. 35, n. 10, p. 1671-1695, out. 2011.

ARULAMPALAM, M. S.; MASKELL, S.; GORDON, N.; CLAPP, T. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-gaussian bayesian tracking. IEEE transactions on signal processing. v. 50, n. 2, p. 174-188, Feb. 2002.

CALVO, G. Staggered prices in a utility-maximizing framework. Journal of Monetary Economics, v. 12, p. 383-398, set. 1983.

CASTRO, M. R. *et al.* SAMBA: stochastic analytical model with a bayesian approach. Brasília: BCB, 2011. (Banco Central do Brasil working paper series, n. 239). Disponível em: <<http://www.bcb.gov.br/pec/wps/ingl/wps239.pdf>>. Acesso em: 20 fev. 2014.

CHIB, S. Marlov Chain Monte Carco Methods: Computaional an inference. In: HECKMAN, J.J.; LEAMER, E. Handbook of Econometrics. Amsterdam: Elsevier Science, 2001. Vol. 5, Cap. 57, p. 3569-3649.

CHRISTIANO, L. J.; EICHENBAUM, M.; EVANS, C. L. Nominal rigidities and the dynamic effects of a shock to monetary policy. Journal of Political Economy, v. 113, n. 1, p. 1-45, 2005.

COX, I. J. Blanche - an experiment in guidance and navigation of an autonomous robot vehicle. IEEE Transactions on Robotics and Automation, v. 7, n. 2, p. 193-204, abr., 1991.
DOUCET, A.; FREITAS, N.; GORDON, N. (Org.). Sequential monte carlo methods in practice. New York: Springer, 2010.

FASOLO, A. M. A note on particle filters applied to DSGE models. Brasília: BCB, 2012. (Banco Central do Brasil working paper series, n. 281). Disponível em: <<http://www.bcb.gov.br/pec/wps/ingl/wps281.pdf>>. Acesso em: 08 jun. 2013.

GALÍ, J., LÓPEZ-SALIDO, J. D., VALLÉS, J.; Rule-of-Thumb consumers and the design of interest rate rules. Journal of Money, Credit and Banking, v. 36, 4, p. 739-763, 2004.

GAMERMAN, D.; LOPES, H. F. Markov chain monte carlo: stochastic simulation for Bayesian inference. 2nd ed. Boca Raton: Chapman & Hall, 2006.

GIAMBIAGI, F.; VILLELA, A. (Orgs.) Economia brasileira contemporânea (1945-2004). Rio de Janeiro: Elsevier, 2005.

GREMAUD, A.; VASCONCELLOS, M. A.; TOLETO JUNIOR, R. Economia brasileira contemporânea. São Paulo: Atlas, 2010.

HASTINGS, W. K. Monte Carlo sampling methods using Markov Chains and their applications. Biometrika, v. 57, n. 1, p. 97-109, abr. 1970.

LUCAS JUNIOR, R. E. Econometric policy evaluation: a critique. Carnegie-Rochester conference series on public policy, v. 1, p. 19-46, 1976.

MACHADO, V. G.; PORTUGAL, M. S. Measuring inflation persistence in Brazil using a structural times series model. Revista Brasileira de Economia. v 68, n. 2, p. 225-241, abr./jun. 2014.

METROPOLIS, N.; ULAM, S. The Monte Carlo method. Journal of the American Statistical Association, v. 44, n. 247, p. 335-341, 1949.

METROPOLIS, N. *et al.* Equation of state calculations by fast computing machines. The Journal of Chemical Physics, v 21, n 6, Jun.1953.

MISHKIN, F S. International Experiences with Different Monetary Policy Regimes. Cambridge: NBER, 1999. (NBER Working Paper, n. 6965) Disponível em: <<http://www.nber.org/papers/w6965>> Acesso em: 16 maio 2011.

_____. Can inflation targeting work in emergency countries? Cambridge: NBER, 2004. (NBER Working Paper, n. 10646). Disponível em: <<http://www.nber.org/papers/w10646>>. Acesso em: 16 maio 2011.

SIMON, D. Optimal state estimation: kalman, h infinity, and nonlinear approaches. Hoboken: John Wiley, 2006.

ROMER, D. Advanced Macroeconomics. 4th ed. New York: McGraw-Hill/Irwin, 2012.

SILVEIRA, M. A. C. Using a bayesian approach to estimate and compare new Keynesian DSGE models for the brazilian economy: the role for endogenous persistence. Revista Brasileira de Economia, Rio de janeiro, v. 62, n. 3, p. 333-357, jul./set. 2008.

TAYLOR, J. B. Discretion versus policy rules in practice. Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy, Stanford University, v. 3, n.39, p. 195-214, 1993.

VEREDA, L.; CAVALCANTI, M. A. F. H. Modelo dinâmico estocástico de equilíbrio geral (DSGE) para a economia brasileira: versão 1. Rio de Janeiro: IPEA, 2010. (Texto para Discussão, n 1479).

WIENER, N. I am a mathematician: the later life of a prodigy. London: The M.I.T. Press, 1956.