

Indicadores antecedentes da inflação brasileira*

MARCELLE CHAUVET**

O objetivo deste artigo é a elaboração de indicadores que antecipem o início do ciclo de inflação, de forma que possibilite seu monitoramento em tempo real. Como primeiro passo, os pontos de mudança da taxa de inflação medida pelo Índice de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) foram determinados utilizando-se um modelo de cadeia de Markov periódico-estocástico. Esses pontos são os eventos que os indicadores devem antecipar. Um modelo de fator dinâmico é então utilizado para extrair os movimentos cíclicos comuns em um grupo de variáveis que possuem poder de previsão com relação à inflação. Os indicadores antecedentes são elaborados para servir como instrumento prático de auxílio à política monetária com base mensal e são, portanto, classificados de acordo com o seu poder de previsão fora de amostra. Os resultados empíricos confirmam que os indicadores antecedentes resultantes constituem-se em um instrumento informativo para sinalizar a alternância de fases futuras da evolução da inflação mesmo em tempo real, quando somente informações preliminares não-revisadas estão disponíveis.

1 - Introdução

A política de metas da inflação é operacionalizada com o emprego de modelos que capacitam o Banco Central a fazer previsões da inflação com as metas anunciadas. Essas previsões servem como uma meta intermediária para orientar decisões de política monetária. O controle da inflação depende então de avaliações quanto ao desvio dos preços previstos com relação à meta, e as decisões de política monetária baseiam-se nessas previsões. Portanto, uma ação preventiva de controle de um surto inflacionário depende de modo crucial da habilidade em estimar o curso futuro da tendência e dos ciclos da inflação.

O objetivo deste artigo é elaborar indicadores que antecipem os pontos de mudança (*turning points*) da inflação medida pelo Índice de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) com alguns meses de antecedência. Os indicadores são criados de

* Este artigo expressa o ponto de vista da autora, não refletindo, necessariamente, a visão do Banco Central do Brasil. O trabalho foi escrito como parte do serviço de consultoria no qual a autora elaborou indicadores antecedentes da inflação para o Banco Central. O conteúdo deste artigo baseia-se em grande parte nos relatórios apresentados pela autora durante a consultoria: *Activity Report*, set./1999; *Final Report*, dez./1999, *Leading indicators of the Brazilian IPCA inflation*; e *Activity Report*, abr.- maio/2000, *Turning point analysis of the leading indicators of inflation*. A autora agradece a José Ricardo Costa e Silva pela valiosa assistência no que diz respeito à coleta de dados.

** Do Departamento de Economia da Universidade da Califórnia, Riverside.

forma que possam servir como instrumentos práticos de monitoramento de política monetária no Brasil, que é formulada em decisões mensais do Comitê de Política Monetária (Copom). Esses indicadores são uma das ferramentas de previsão utilizadas pelo Banco Central em conjunto com modelos macroeconômicos estruturais de transmissão monetária e modelos lineares de vetores auto-regressivos. Devido à finalidade para a qual são concebidos, torna-se essencial que os indicadores tenham bom poder de previsão fora de amostra.

Os indicadores antecedentes têm sido um instrumento de previsão bem-sucedido e com longa tradição nos Estados Unidos, a começar com o importante trabalho de Burns e Mitchell (1946) no National Bureau of Economic Research (NBER). Esse instrumento é hoje amplamente utilizado para prever pontos de mudança na trajetória da economia, não somente nos Estados Unidos, mas também nos países membros da Organização para Cooperação e Desenvolvimento Econômico (OCDE). Recentemente tem havido um renovado interesse acadêmico nesse método tradicional, uma vez que novos modelos e instrumentos econométricos podem agora ser implementados para estimar, mais formalmente, as diferenças dinâmicas potenciais nas fases dos ciclos de negócios.

Embora originalmente os indicadores fossem concebidos principalmente para antecipar os pontos de mudança do ciclo de negócios, eles também têm sido utilizados para antecipar ciclos econômicos regionais, flutuações econômicas internacionais, mudanças nas fases do mercado financeiro e na trajetória da inflação, dentre vários outros exemplos de aplicações.¹

O método subjacente à elaboração de indicadores antecedentes distingue-se de métodos econométricos de regressão, uma vez que os indicadores têm como objetivo a previsão de pontos de mudança do ciclo da inflação, em contraste com modelos de regressão, cujo foco principal é criar previsões $t + h$ passos à frente, com base em um conjunto de informação no tempo t , cuja acuidade decresce na medida em que o horizonte de previsão h aumenta. Por outro lado, o indicador antecedente é composto de um conjunto de variáveis que, de acordo com fundamentos econômicos, antecipam movimentos da inflação sem perda de precisão, mesmo para longos horizontes de previsão.

Quando o indicador entra em uma fase de crescimento, esse é um sinal de que há uma alta probabilidade de a inflação também entrar em uma fase de crescimento alguns meses à frente. Ele é uma combinação de variáveis que sinalizam mudanças cíclicas na inflação, particularmente o começo e fim de suas fases de crescimento, e permite dar respostas às perguntas como: “a inflação vai subir ou cair nos próximos meses?” ou “a economia encontra-se em uma fase de inflação alta ou baixa?”. Com base nas respostas a essas perguntas, o indicador pode servir como um instrumento de monitoramento da política monetária em tempo real.

1 Para uma revisão da literatura relacionada a esse tópico, ver, por exemplo, Lahiri e Moore (1991).

Em contraste com o objetivo de métodos de regressão linear, os indicadores antecedentes são elaborados para formar uma previsão *do momento* em que um evento vai ocorrer. O evento são os pontos de mudança da tendência da inflação, ou seja, os picos e vales das fases do ciclo de inflação. O evento é certo (flutuações cíclicas da inflação) e o resultado é conhecido (picos ou vales).² Porém, *quando* essa mudança vai ocorrer é incerto, e é o *timing* do evento que os indicadores devem prever.

Na medida em que a economia passa por diferentes fases de crescimento, os indicadores antecedentes devem sinalizar flutuações futuras da inflação como função do estágio em que se encontra a economia. Portanto, os indicadores antecedentes podem fornecer mais intuição sobre a dinâmica da inflação que o simples exame temporal das séries econômicas. Por exemplo, mudanças nas taxas de juros podem ter um impacto maior ou menor na economia, dependendo de esta se encontrar perto de uma recessão ou no começo de uma expansão.

O indicador antecedente é obtido por meio da elaboração de um modelo de fator dinâmico, onde ele é uma variável latente que sintetiza os movimentos simultâneos em séries que antecipam a inflação brasileira medida por mudanças no IPCA. O modelo, por construção, filtra movimentos idiossincráticos nas variáveis observáveis e identifica movimentos cíclicos comuns relacionados ao processo inflacionário. O fator dinâmico é composto de séries econômicas que apresentam poder de previsão linear para a inflação e capacidade de antecipar seus pontos de mudança, como, por exemplo, os preços de insumos e energia, índice de preços de bens importados, preços de materiais sensíveis às condições de mercado, medidas de pressão de demanda, mudanças de política fiscal e monetária, ou variáveis que refletem expectativas do setor produtivo privado.

Portanto, o indicador antecedente sintetiza informações em vários setores da economia. Existem centenas de séries econômicas e sondagens que podem indicar o comportamento futuro da inflação. Entretanto, é uma tarefa árdua digerir toda essa informação e utilizá-la de forma eficiente, pois muitas vezes há sinais contraditórios de inflação futura. O indicador antecedente é um instrumento que maximiza a relação sinal/ruído na projeção do movimento futuro da taxa de inflação. Como o indicador é uma série única que reflete mudanças em diversos setores da economia, seus movimentos são mais fáceis de discernir que o movimento de centenas de séries. O indicador resultante é, portanto, um instrumento mais eficiente para sinalizar movimentos futuros da inflação.³

2 Por exemplo, se a inflação está em uma fase de crescimento positivo, o próximo evento é necessariamente o fim dessa fase de crescimento, quer dizer, um pico.

3 Além disso, o indicador antecedente suaviza movimentos voláteis de seus componentes. Alguns de seus componentes são extremamente voláteis, outros apresentam oscilações freqüentes e, portanto, múltiplos falsos picos e vales. O indicador antecedente é uma série mais suavizada e muito menos volátil que seus componentes, o que torna mais fácil sua utilização como um instrumento para sinalizar pontos de mudança.

Stock e Watson (1989 e 1991) utilizam um modelo de fator dinâmico para elaborar um indicador coincidente do ciclo de negócio americano e empregam esse indicador em um sistema de vetores auto-regressivos para criar um indicador antecedente da taxa de crescimento do indicador coincidente. Chauvet e Potter (2000) utilizam um modelo de fator dinâmico não-linear para elaborar um indicador coincidente do mercado financeiro americano e indicadores antecedentes como previsões um passo à frente desse indicador. Porém, esses autores não utilizam um fator dinâmico para criar indicadores antecedentes de uma variável-meta. Como o fator dinâmico extrai movimentos cíclicos comuns inerentes às variáveis observáveis, isso implica que essas variáveis devem exibir um “deslocamento-defasagem” similar com relação à taxa de inflação. Portanto, um critério importante subjacente a esse modelo é a conformidade do horizonte de previsão das variáveis antecedentes com relação a mudanças nos ciclos da inflação.⁴ Um enfoque similar é desenvolvido em Chauvet (1998/1999), no qual um modelo não-linear de dois fatores é utilizado para elaborar um indicador antecedente dos ciclos de negócio, empregando-se apenas variáveis financeiras disponíveis contemporaneamente.

Apesar de o objetivo principal do indicador ser a antecipação de pontos de mudança, este pode ser combinado com a inflação em vetores auto-regressivos para fornecer previsões lineares da inflação. O indicador antecedente pode também ser utilizado em sistemas multivariados com outras variáveis que tenham poder de previsão para a inflação. Como o indicador antecedente é um escalar que sintetiza a informação contida em um vetor de variáveis, pode-se construir sistemas parcimoniosos que permitem a inclusão de mais variáveis ou defasagens, sem perder muitos graus de liberdade. Isso é particularmente importante quando a amostra disponível não é muito ampla, como no caso das variáveis macroeconômicas brasileiras.

Os indicadores antecedentes foram analisados em frequência mensal para o período pós-“Plano Real” (1994-8/1999-12).⁵ Como o objetivo dos indicadores é a previsão de pontos de mudança em tempo real, a estimação do modelo e o processo de seleção das variáveis baseiam-se no poder de previsão fora de amostra. Isso é importante para minimizar problemas de sobreajustamento e, conseqüentemente, possível baixo poder de previsão em tempo real. Portanto, tanto o processo de seleção das variáveis como a seleção dos modelos foram recursivamente reestimados por todo o período da amostra.⁶ A idéia é avaliar o

4 De acordo com a prática do NBER e de um extenso número de outros estudos relacionados [ver Moore e Shiskin (1967) e Zarnowitz e Boschan (1975)], a conformidade histórica e o *timing* das mudanças com relação ao ciclo referente são vistos como os critérios mais importantes para selecionar as séries que vão compor o indicador de pontos de mudança.

5 Chauvet (2000a) também obtém indicadores antecedentes para uma amostra mais extensa, de 1980-1/1999-12, a qual inclui a hiperinflação nos anos 80 e os vários planos de estabilização adotados nesse período.

6 Esta análise foi implementada para vários passos à frente, mas principalmente de quatro a seis meses, que é o horizonte de previsão almejado para os indicadores.

desempenho dos modelos como se esses fossem aplicados mês a mês em tempo real.

Um conjunto de indicadores antecedentes da inflação foi obtido para a pequena amostra que inclui o período pós-Plano Real. Esses indicadores foram classificados de acordo principalmente com sua capacidade de previsão de pontos de mudança da inflação e, com menos peso, com seu poder de previsão linear quanto à inflação. A adequação do modelo de fator dinâmico foi testada de várias formas. Porém, o teste principal de adequação do modelo utilizado para elaborar os indicadores antecedentes da inflação é se os instrumentos resultantes apresentam um bom desempenho na previsão da inflação. Tanto a análise de pontos de mudança quanto a aplicação prática desses indicadores pelo Banco Central nos últimos dois anos revelam que esse instrumento tem previsto todos os pontos de mudança da inflação em tempo real. Além disso, os melhores indicadores não apresentaram quaisquer sinais falsos. Os indicadores antecedentes têm mostrado ser um instrumento informativo para sinalizar fases futuras dos ciclos de inflação fora de amostra, mesmo em tempo real, quando somente dados preliminares e não-revisados estão disponíveis.

Este artigo está estruturado da seguinte forma: na Seção 2 a inflação mensal é analisada com respeito a sua tendência, seus padrões sazonais e suas flutuações cíclicas de curto prazo. A partir dessa análise, uma cronologia dos pontos de mudança do ciclo da inflação é então estabelecida, a qual se constitui no evento que os indicadores antecedentes devem antecipar. A Seção 3 descreve o processo implementado para classificar e selecionar as variáveis que potencialmente antecipam esse evento. A Seção 4 examina o modelo de fator dinâmico e o processo de estimação. A Seção 5 apresenta os três melhores indicadores antecedentes da inflação e examina seu desempenho quanto à antecipação de seus pontos de mudança em um exercício fora de amostra e em tempo real. Por fim, a Seção 6 conclui o trabalho.

2 - Análise da inflação brasileira

O primeiro passo é examinar o objeto de estudo — a inflação mensal medida pela primeira diferença do log IPCA, sem ajustamento sazonal, de 1994-8/2000-3.⁷ A inflação medida pelo IPCA é analisada com relação a sua tendência, seus padrões sazonais e suas flutuações cíclicas de curto prazo,⁸ para estabelecer um calendário dos pontos de mudança de suas fases de crescimento. Os indicadores an-

7 A inflação sem ajustamento sazonal foi estudada (e não o *core*) porque esse é o índice que o programa de inflação de metas se baseia.

8 Como os ciclos da inflação e a tendência podem ser estreitamente interligados, informações importantes para o estudo das mudanças cíclicas podem ser perdidas ao se remover a tendência da inflação mecanicamente. A remoção da tendência pode levar a uma subestimação ou sobreestimação de mudanças cíclicas.

tecedentes são elaborados para prever em tempo real quando ocorrem esses pontos de mudança da inflação.

Os padrões sazonais da inflação foram analisados utilizando-se dois métodos: uma média móvel e a técnica aditiva X-11.⁹ A diferença principal entre esses métodos é que os fatores sazonais podem mudar de ano para ano no X-11, enquanto estes são constantes no método de média móvel. Nesta análise, encontrou-se evidência de um padrão sazonal de agosto a novembro, no qual a inflação IPCA é substancialmente maior.

Para investigar os movimentos cíclicos da inflação, o modelo de cadeia de Markov, de Hamilton (1989), é utilizado para determinar as fases de alto e baixo crescimentos da inflação. Porém, de forma que possibilite o estudo de mudanças sazonais no processo inflacionário, o modelo é estendido para incluir transições de Markov do tipo periódico-estocástico, como sugerido por Ghysels (1993). A inflação IPCA não-ajustada sazonalmente, π_t , é modelada como seguindo um modelo periódico de Markov de dois estados com um processo auto-regressivo AR(1):

$$\pi_t - \mu_{s_t} = \phi(\pi_{t-1} - \mu_{s_{t-1}}) + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim \text{i.i.d. } N(0, \sigma^2) \text{ e } |\phi| < 1 \quad (1)$$

onde $s_t \equiv (k_t, s_t)$, o estado de crescimento da inflação, é descrito por um processo estocástico de mudança de regime, k_t , e um processo determinístico sazonal, $s_t = \text{tmod}(12)$, onde o valor 12 corresponde à amostra de frequência mensal no ano.

Nesse modelo, o intercepto μ_{s_t} pode assumir o valor de μ_0 , que representa um estado de inflação baixa ($s_t = 0$), ou $\mu_0 + \mu_1 k_t$, que representa um estado de inflação alta ($s_t = 1$). As mudanças entre a cadeia de primeira ordem de Markov s_t e a relação entre os processos $\{k_t\}$ e $\{s_t\}$ são determinadas pelas probabilidades de transição:

$$p_{ij} = \text{Prob}[s_t = j | s_{t-1} = i] = \sum_{s=1}^{12} 1_{st} p_{ij}^s$$

onde $\sum_{j=0}^1 p_{ij}^s = 1, \forall i, \forall s, \forall t$ e 1_{st} é a função indicadora: $1_{st} \begin{cases} = 1 & \text{se } s_t = s \\ = 0 & \text{se } s_t \neq s \end{cases}$. Portanto,

as probabilidades de transição podem variar estocástica e periodicamente de acordo com os meses sazonais.¹⁰

9 O X-11 é o método de ajustamento sazonal-padrão utilizado pelo Departamento do Censo dos Estados Unidos (U.S. Bureau of the Census).

10 Para uma análise sobre o procedimento de estimação do modelo, ver Ghysels (1993) e Hamilton (1994).

Como produto do modelo, obtêm-se inferências sobre as probabilidades de ocorrência das fases de inflação alta ou baixa, que são utilizadas para indentificar mudanças cíclicas e sazonais na taxa de inflação. O Gráfico 1 mostra em destaque as fases de crescimento da taxa de inflação estimadas desde o Plano Real.

Combinando-se as técnicas de cadeia de Markov e ajustamentos sazonais, foram encontrados oito meio-ciclos de alta da inflação, que representam flutuações sazonais e mudanças cíclicas derivadas de choques econômicos internos e externos. A Tabela 1 mostra o calendário da inflação IPCA estabelecido com base nas probabilidades filtradas de que a economia se encontra em um estado de inflação alta.

O comportamento dinâmico dos componentes do IPCA foi então examinado para determinar quais os fatores principais que causaram aumentos da inflação. Tanto as variações mensais em cada um dos seus sete componentes como também as mudanças temporais em seus pesos foram analisadas.

Os componentes do IPCA são: alimentação e bebidas, habitação, artigos do lar, vestuário, transporte e comunicação, saúde e cuidados pessoais e despesas pessoais.

De acordo com essa análise, as fases 1, 3, 5, 6 e 7 são associadas, principalmente, a mudanças sazonais nos componentes da inflação e pressões do mercado

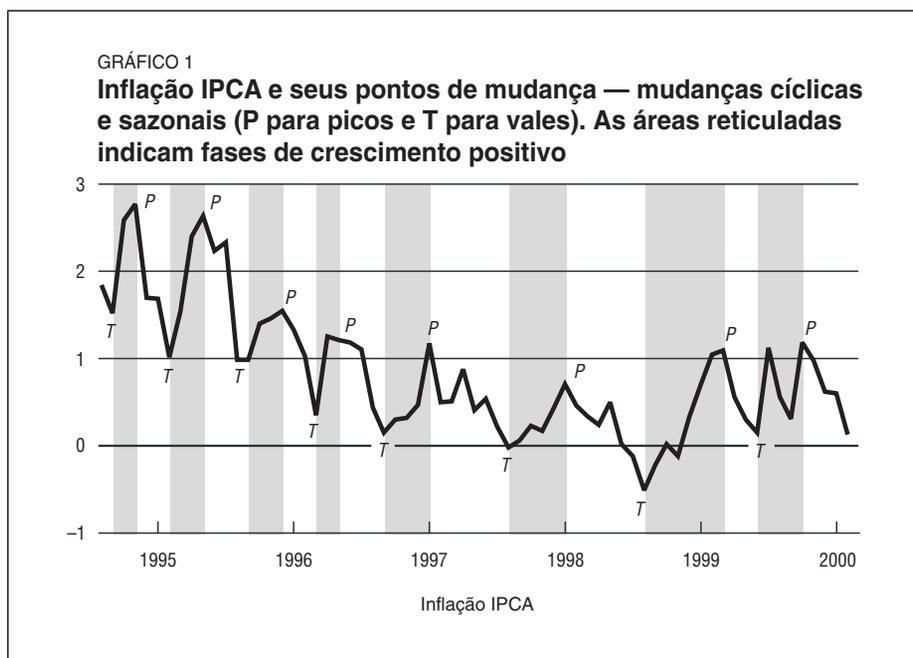


TABELA 1

Datas das fases de crescimento relativo da inflação: mudanças sazonais e cíclicas — de vale a pico

Vale/Pico	Datas	Causas
Fase 1	1994-9/1994-11	Sazonal e outras
Fase 2	1995-2/1995-5	Choque externo (México)
Fase 3	1995-9/1995-12	Sazonal e outras
Fase 4	1996-3/1996-5	Energia
Fase 5	1996-9/1997-1	Sazonal e outras
Fase 6	1997-8/1998-1	Sazonal e outras
Fase 7	1998-8/1999-3	Sazonal e choque externo
Fase 8	1999-6/1999-10	Energia e sazonal

interno, apesar de que outros fatores também tenham contribuído tanto como causa quanto como catalisadores do crescimento da taxa de inflação. Em particular, os itens alimentação e vestuário apresentam um forte padrão sazonal, que geralmente se reflete na inflação de aproximadamente agosto/setembro até o fim do ano. As outras fases da inflação foram causadas principalmente por crescimento nos preços da energia e por crises cambiais. As fases 4 e 8 (e de certa forma a fase 3) foram iniciadas por choques de energia, enquanto as fases 2 e 7 foram causadas por choques externos — as crises financeiras no México e na Rússia, respectivamente, as quais conduziram a crises cambiais no Brasil. Note-se que a fase 7 combina tanto um choque externo quanto um crescimento sazonal da inflação, que resultaram em uma fase de crescimento inflacionário mais longo, de agosto de 1998 a março de 1999.

3 - Seleção das variáveis antecedentes da inflação

3.1 - Dados

O segundo passo para a obtenção do indicador antecedente foi coletar uma grande quantidade de dados disponíveis no Banco Central e em outras instituições brasileiras, como o IBGE e a FGV, e dados do setor privado. Dentre milhares de variáveis, cerca de 200 séries foram selecionadas como candidatas potenciais para prever a inflação IPCA. A partir de então, uma cuidadosa e extensa verificação foi realizada para assegurar a qualidade e confiabilidade dos dados. A seleção e tratamento dos dados são passos básicos decisivos para a implementação

de um exercício empírico robusto, uma vez que mudanças bruscas ou padrões anormais nas séries podem surgir da forma como os dados são manuseados ou calculados, e não de sua dinâmica econômica. Atenção particular foi dada principalmente a mudanças na metodologia ou no procedimento de coleta dos dados, que podem causar interferências espúrias nas séries. Variáveis de fontes não confiáveis ou que apresentam mudanças nos métodos de coleta ou cálculo foram excluídas da análise. As variáveis restantes foram selecionadas de acordo com: a) a frequência com que essas são coletadas, pois o Copom reúne-se uma vez ao mês e as variáveis devem estar disponíveis no mínimo em frequência mensal; b) a dimensão de sua amostra, pois várias séries que poderiam ser boas candidatas só foram coletadas a partir dos últimos dois anos e, portanto, não apresentam observações suficientes para uma análise histórica de séries temporais; e c) a sua tempestividade para permitir análise em tempo real, pois, por exemplo, apesar de algumas séries estarem disponíveis mensalmente, sua divulgação ocorre apenas dois a três meses à frente.

Após a seleção dos dados, foi montado um banco de dados com mais de 100 variáveis candidatas que antecedem, coincidem, ou estão defasadas com relação à inflação. Nenhuma variável confiável foi descartada nesta etapa.

3.2 - Seleção das variáveis

A análise da dinâmica da inflação desenvolvida na Seção 2 sugere quatro tipos de causas de mudanças da trajetória da inflação: choques cambiais, choques de energia, fatores do mercado interno (pressões de oferta e demanda etc.) e efeitos sazonais. De acordo com essa análise, 68 variáveis antecedentes podem ser classificadas em quatro categorias principais:¹¹

a) Variáveis que representam mudanças nos preços de insumos e variáveis sensíveis às condições de mercado. Essas variáveis captam choques cambiais, choques de energia, fatores do mercado interno (pressões de oferta e demanda etc.). Exemplo: preços de materiais industriais, preços de energia, preços de bens importados, preços de *commodities* etc.

b) Medidas de pressões inflacionárias no mercado de trabalho, no mercado de capitais e no mercado de *commodities*. Essas variáveis refletem pressões no mercado interno e fatores sazonais. Exemplo: taxa de capacidade utilizada, medidas de emprego, medidas de crescimento da dívida a ser paga etc.

c) Variáveis que por si podem contribuir para gerar flutuações econômicas e inflacionárias, como políticas fiscais e monetárias. Exemplo: M1, M2, base monetária, mudanças em impostos etc.

¹¹ Como será observado adiante, algumas dessas séries medem eventos econômicos estreitamente relacionados (várias medidas de emprego, capacidade utilizada etc.).

d) *Proxies* de expectativas inflacionárias do setor produtivo privado. Exemplo: preços de ações, preços de contratos futuros etc. Essas variáveis podem refletir expectativas de inflação geral, com base em informações primárias disponíveis aos participantes do mercado financeiro.

3.2.1 - O problema de sobreajustamento

Uma questão crítica é como selecionar em uma lista de 68 variáveis aquelas que vão compor os indicadores antecedentes, pois milhares ou mesmo milhões de combinações das variáveis são possíveis. Para ilustrar a dimensão do exercício, se elas fossem combinadas em um grupo de quatro, teríamos 814.385 modelos possíveis. Se os grupos fossem de cinco ou mais variáveis, resultariam milhões de combinações possíveis.

Por outro lado, a seleção de um conjunto menor contendo apenas as melhores variáveis dentre essas 68 corre o risco de sobreajustamento. Nesse processo é possível que o modelo encontrado se ajuste bem aos dados históricos, mas apresente uma *performance* ruim em previsões fora de amostra. Isso ocorre porque o modelo ajusta-se não somente ao sinal que pretende extrair, mas também a particularidades históricas dos dados que não serão necessariamente observadas em amostras futuras. De fato, o sobreajustamento pode facilmente levar a previsões pouco razoáveis e a grandes variâncias dos erros de previsão.

O objetivo dos indicadores antecedentes é a previsão dos pontos de mudança da inflação em tempo real, de forma que eles possam ser utilizados como instrumentos informativos para monitoramento mensal da política monetária. Portanto, uma questão crítica na procura das variáveis antecedentes potenciais é o quão bem essas possam fazer previsões para os casos que não se encontram na amostra.

A melhor forma de minimizar o problema de sobreajustamento é selecionar as variáveis (e os modelos implícitos utilizados para selecioná-las) de acordo com sua *performance* fora de amostra. Por isso, o processo de classificação e seleção das variáveis baseou-se em estimação recursiva para todo o período da amostra, empregando subamostras cada vez maiores dos dados. No caso dos procedimentos não-lineares, os modelos foram reestimados recursivamente com horizontes de previsão de quatro a seis meses, uma vez que o objetivo é que os indicadores antecedentes tenham uma relação de médio prazo com os ciclos da inflação. Para os procedimentos lineares, a primeira estimação foi obtida para as primeiras n observações, onde n é igual ao número de parâmetros do modelo. Para cada mês subsequente, os modelos foram recursivamente reestimados, e o processo foi repetido até o fim da amostra. Para cada reestimação do modelo, os estimadores dos parâmetros foram utilizados para calcular previsões h passos à frente dos valores previstos das variáveis dependentes e seus erros.¹²

¹² O horizonte de estimação depende do número de defasagens das variáveis explicativas incluído nas dezenas de diferentes modelos utilizados.

Para cada um dos procedimentos descritos a seguir, as variáveis foram classificadas de acordo com seu poder de previsão incremental fora de amostra empregando como critérios as raízes dos erros médios quadrados, os coeficientes de desigualdade de Theil e o erro percentual médio absoluto. No caso das relações não-lineares para previsão de pontos de mudança, utilizou-se como critério de avaliação o escore quadrático em probabilidades — Quadratic Probability Score (QPS).

3.2.2 - Procedimentos lineares

Vários procedimentos econométricos foram utilizados para selecionar e classificar as variáveis que antecedem a inflação. Primeiro, todas as séries foram transformadas para alcançar estacionariedade e foram normalizadas para terem média zero e variância unitária.¹³ As variáveis foram então classificadas de acordo com: *a*) sua capacidade de causar a inflação no sentido de Granger; *b*) seu conteúdo de previsão marginal para a inflação; *c*) sua relação bivariada com a inflação — correlação cruzada em domínio de frequência e coerência e antecipação de fase em domínio de frequência;¹⁴ e, principalmente, *d*) sua capacidade de antecipar os picos e vales da inflação.

Além dos testes de causalidade de Granger e correlações cruzadas, alguns sistemas auto-regressivos foram empregados para examinar o conteúdo marginal de previsão dessas variáveis para a inflação. Idealmente, é preferível modelar vetores auto-regressivos (VAR) com um grande número de defasagens e variáveis exógenas para prever variáveis macroeconômicas. Na prática, porém, a dimensão da amostra não permite muita flexibilidade nesse exercício.¹⁵ Portanto, os sistemas de VARs foram empregados com inflação e um número pequeno de variáveis e defasagens. Além disso, foram também utilizados modelos univariados

13 Os testes aumentados de Dickey-Fuller (1979) e Phillips-Perron (1988) foram utilizados para testar raízes unitárias. Além disso, o teste de Perron (1989) foi também empregado para testar a hipótese nula de integração contra a alternativa de tendência determinística na presença de quebras estruturais. No caso de tendências determinísticas, as melhores especificações foram selecionadas utilizando o critério de informação de Akaike e o critério BIC. Um dos problemas dessa análise é que a amostra é pequena. As variáveis que apresentam tendências estocásticas podem parecer ter tendências determinísticas em uma subamostra, e essa informação pode ser revelada somente quando novas observações são coletadas. Portanto, esses testes devem ser revistos quando mais observações estiverem disponíveis.

14 A análise de espectro requer uma amostra quatro vezes maior do que a disponível. Essa técnica foi aplicada principalmente para uma amostra mais extensa — do período 1980-1/1999-12 (usando subamostras para evitar não-estacionariedades advindas de várias quebras estruturais durante esse período) —, como examinado em Chauvet (2000a).

15 Como o número de parâmetros cresce rapidamente com o número de defasagens, mesmo sistemas de equação de tamanho moderado tornam-se sobreparametrizados com relação ao número de observações. Isso leva a estimadores das características cíclicas dos dados ruins e ineficientes. Por outro lado, se as defasagens são muito pequenas, os resíduos podem conter informação relevante para as variáveis e somente parte da informação disponível é utilizada para caracterizar os dados. Como consequência, isso leva a uma significância espúria nos coeficientes.

da inflação com um número maior de variáveis e defasagens. Uma vez determinados os melhores modelos nesse estágio, foram incluídas variáveis alternativas, uma a uma, nos sistemas auto-regressivos.¹⁶ A idéia é verificar se essas variáveis adicionais acrescentam poder preditivo ao modelo básico utilizando como critérios de avaliação as medidas de informação de Schwarz (SIC) e de Akaike (AIC), o F-estatístico e o R^2 ajustado.¹⁷

Os exercícios foram repetidos recursivamente, e a *performance* de previsão dos modelos foi avaliada fora de amostra utilizando a raiz do erro quadrático médio, os coeficientes de desigualdade de Theil e o erro percentual médio absoluto, como descritos antes. Esse procedimento levou à classificação das 68 variáveis antecedentes da inflação, mas algumas variáveis que não obtiveram um bom desempenho de acordo com o critério linear não foram eliminadas quando a teoria econômica sugere que essas devam ter algum poder de previsão para a inflação. Isso se deve à possibilidade de que nessa amostra reduzida elas não tenham tido uma boa *performance* devido a choques na dinâmica da inflação, como as crises cambiais em 1995 e em 1998/99,¹⁸ mas quando maiores observações forem coletadas essas podem se mostrar satisfatórias.

O procedimento implementado aqui é similar ao enfoque do NBER e ao seguido por Stock e Watson (1989 e 1991), que partem de uma lista extensa de variáveis e chegam a uma seleção bem reduzida. Essas variáveis são então ponderadas e agregadas para elaborar os indicadores antecedentes. A diferença principal do procedimento implementado neste artigo é que a seleção baseou-se no poder de previsão fora de amostra, enquanto aqueles estudos basearam-se no poder de previsão dentro de amostra.¹⁹

3.2.3 - Procedimentos não-lineares

O objetivo principal dos indicadores é sinalizar com antecedência picos e vales da inflação. Porém, os testes de causalidade de Granger e sistemas auto-regressivos lineares baseiam-se no efeito linear médio das variáveis na inflação. Uma importante desvantagem do enfoque linear para testar causalidade e poder de previsão marginal é que tais modelos podem não detectar certos tipos de relações causais

16 Mais detalhes com relação ao modelo básico e variáveis incluídas na análise podem ser encontrados em Chauvet (1999a e b).

17 Essa análise foi também implementada dentro da amostra por Stock e Watson (1989) para elaborar indicadores antecedentes.

18 De fato, a próxima seção mostra evidências de que a correlação entre a inflação e essas variáveis apresenta uma quebra estrutural em 1998/99.

19 Uma das críticas principais dos indicadores antecedentes propostos no artigo de Stock e Watson (1991), como analisado por C. Sims em um comentário anexado a esse mesmo artigo, é que a seleção das variáveis e, por último, a seleção do indicador antecedente basearam-se somente na *performance* dentro da amostra. Isso também é analisado por Stock e Watson (1993).

não-lineares. Variáveis que possuem baixo poder de explicação linear da variância podem se mostrar instrumentais para previsão de pontos de mudança, e a análise empírica mostra que os maiores erros de previsão linear da inflação ocorrem justamente em torno de seus pontos de mudança.

Portanto, foi estudada a existência de uma relação não-linear entre cada uma das séries empregando métodos probabilísticos para determinar se essas antecipam os picos e vales dos ciclos da inflação vários meses à frente. Em particular, várias especificações alternativas de modelos de cadeia de Markov de primeira ordem com dois estados foram ajustadas para cada uma das variáveis candidatas a antecedentes da inflação.²⁰ As probabilidades de ocorrência de estados de crescimento positivo ou negativo para cada uma das séries foram utilizadas para analisar a relação deslocamento-defasagem não-linear dessas com a inflação.

Nessa parte do exercício, os modelos também foram reestimados recursivamente e as probabilidades filtradas de ocorrência de estados de crescimento foram computadas fora de amostra para cada observação vários passos à frente. Os episódios de crescimento das variáveis antecedentes foram comparados com aqueles de crescimento da inflação para várias defasagens, utilizando o escore QPS, que é a contrapartida não-linear do erro quadrático médio.

Essa análise revelou que algumas das variáveis que não foram bem classificadas no exercício anterior de previsão linear do valor da inflação apresentaram bom poder de previsão não-linear para pontos de inflexão da taxa de inflação.

3.2.4 - Mudança estrutural

Um outro problema da utilização de modelos lineares é que esses podem ser sensíveis a não-estacionariedades associadas a quebras estruturais nos dados. Na verdade, os resultados quanto ao poder de previsão desses modelos dependem de que as variáveis possam ser consideradas estacionárias dentro da amostra estudada. Se esse não for o caso, a correlação entre a inflação e as variáveis antecedentes pode apresentar quebras estruturais em períodos nos quais houve mudanças monetárias bruscas, como por volta da crise cambial ocorrida em janeiro de 1999. Talvez essa seja uma das razões por que há discrepâncias na classificação das variáveis antecedentes utilizando modelos lineares comparada com aquela formada pelos modelos não-lineares.

Nesta subseção, testes de estabilidade estrutural foram utilizados para avaliar o processo inflacionário no entorno do período de crise cambial no fim de 1998 e

²⁰ Os diferentes modelos incluem ou não fatores sazonais, mudança nos interceptos, mudança na volatilidade, mudança nos parâmetros regressivos, como também incluem diversas ordens para os processos de autorregressão.

começo de 1999. Foi considerada a hipótese de ocorrência de quebras estruturais potenciais no intercepto, nos parâmetros auto-regressivos e na variância da inflação, π_t , que foi testada adotando o seguinte modelo:

$$\pi_t = \mu_1 D_{1t} + \mu_2 D_{2t} + \phi_1 \pi_{t-1} D_{1t} + \phi_2 \pi_{t-1} D_{2t} + \varepsilon_t \quad (2)$$

onde:

ε_t segue uma distribuição normal; e

$$D_2 = \begin{cases} 1 & \text{se } t \leq T \\ 0 & \text{se } t > T \end{cases} \text{ para } t = 1998-5, 1998-6, \dots, 1999-5$$

O objetivo é testar a estabilidade da variância e da média da inflação, quando a data exata da quebra não é conhecida. Para isso, foram aplicados os testes assintóticos ótimos desenvolvidos por Andrews (1993) e por Andrews e Ploberger (1994). Primeiro, foi implementado um teste simultâneo de quebra no intercepto e no coeficiente de auto-regressão da inflação. Segundo, foram aplicados testes individuais para quebras no intercepto e nos coeficientes defasados. A hipótese nula de “não quebra” não pôde ser rejeitada para o parâmetro auto-regressivo, mas é rejeitada para o intercepto, empregando as estatísticas e os valores críticos de Andrews (1993). Utilizando-se o teste de Chow com uma data da quebra estimada em 1998-11, a hipótese nula de quebra estrutural para o intercepto também é rejeitada.²¹

A possibilidade de que haja uma quebra estrutural no valor da variância residual é também examinada utilizando o procedimento sugerido em McConnell e Perez-Quiros (1998). O modelo a seguir é estimado simultaneamente empregando o método dos momentos generalizados (GMM):

$$\pi_t = \mu_1 + \phi_1 \pi_{t-1} + \varepsilon_t \quad (3)$$

$$\sqrt{\frac{\pi}{2}} |\hat{\varepsilon}_t| = \alpha_1 D_{1t} + \alpha_2 D_{2t} + \mu_t$$

onde $t = 1998-5, 1998-6, \dots, 1999-5$, ε_t segue uma distribuição normal e $\sqrt{\frac{\pi}{2}} |\hat{\varepsilon}_t|$ é

um estimador não viesado do desvio-padrão de ε_t . Adotando o teste de quebras endógenas, a hipótese nula é rejeitada para a variância. A hipótese nula também é rejeitada utilizando-se o teste de Chow com uma data de quebra estimada em 1998-11.

²¹ Os mesmos testes foram aplicados para a inflação sem tendência, e a evidência nesse caso é de uma quebra estrutural somente na variância.

Portanto, há evidência estatística de instabilidade tanto na média quanto na variância da inflação em torno de 1998-11.²² A evidência de quebra estrutural na dinâmica da inflação implica que os resultados da seleção das variáveis e especificações com base em modelos lineares da causalidade de Granger, VARs e regressões devem ser interpretados com cautela. O procedimento utilizado aqui parcialmente supera esse problema, uma vez que as variáveis foram selecionadas com base no seu poder de previsão recursivo fora de amostra.

4 - Modelos para os indicadores antecedentes da inflação

4.1 - O modelo de fator dinâmico

Os indicadores antecedentes da inflação foram obtidos por meio de um modelo de fator dinâmico, adotando um enfoque similar ao desenvolvido em Chauvet (1998/1999). O fator dinâmico é uma variável latente que sintetiza movimentos simultâneos em algumas variáveis que antecipam a inflação medida pelo IPCA. Por construção, esse modelo filtra os movimentos cíclicos comuns relacionados ao processo inflacionário do comportamento das variáveis observáveis. O modelo de fator dinâmico é:

$$y_t = \delta + \Lambda(L)F_t + \omega_t \quad (4)$$

$$\Phi(L)F_t = \gamma + v_t \quad (5)$$

onde:

y_t é o vetor $n \times 1$ de variáveis econômicas observáveis que exibem poder de previsão para a inflação;

δ e γ são os termos constantes;

Λ é o vetor dos pesos dos fatores (*factor loadings*);

F_t é o fator dinâmico escalar;

$\Lambda(L)$ e $\Phi(L)$ são funções polinomiais finitas defasadas;

L é o operador de defasagem; e

$$\Delta = 1 - L.$$

Antecipando os resultados empíricos da Seção 5, testes de raiz unitária não rejeitam a hipótese nula de integração para a maioria das variáveis consideradas.

²² Como a quebra aparente nas séries é relativamente recente, esses testes devem ser implementados novamente quando um maior número de observações estiver disponível.

Além disso, os testes de co-integração mostram que as variáveis não são co-integradas.²³ Portanto, o modelo foi transformado utilizando a primeira diferença das variáveis observáveis Δy_t e uma tendência estocástica que não foi incluída no fator dinâmico:

$$\Delta y_t = \beta + \Lambda(L) \text{lii}_t + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim \text{i.i.d. } N(0, \Sigma) \quad (6)$$

$$\Phi(L) \text{lii}_t = \alpha + \eta_t \quad \eta_t \sim \text{i.i.d. } N(0, \sigma_\eta^2) \quad (7)$$

onde:

$\varepsilon_t = \Delta \omega_t$ são os erros de medida com dimensão $n \times 1$;

$\eta_t = \Delta v_t$ é o choque de transição escalar; e

$\text{lii}_t = \Delta F_t$ é o fator dinâmico escalar, isto é, o indicador antecedente da inflação.

Note-se que, nessa especificação, a média amostral de y_t não identifica separadamente β e α . Uma forma simples de resolver esse problema é escrever o modelo em desvios da média, excluindo da função de verossimilhança os parâmetros constantes das equações (6) e (7).²⁴ O modelo empregado na análise empírica foi:

$$\Delta Y_t = \Lambda \text{LII} + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim \text{i.i.d. } N(0, \Sigma) \quad (8)$$

$$\text{LII}_t = \Phi \text{LII}_{t-1} + \eta_t \quad \eta_t \sim \text{i.i.d. } N(0, \sigma_\eta^2) \quad (9)$$

onde $\Delta Y_t = \Delta y_t - \Delta \bar{y}$ e $\text{LII}_t = \text{lii}_t - \bar{\text{lii}}_t$.

Para identificação do fator dinâmico, é necessário que se imponha uma escala a ele. Isso foi feito de duas formas alternativas: através da normalização da variância do fator, ou tornando um dos pesos dos fatores igual à unidade. No exercício de estimação, a variância do fator, σ_η^2 , foi normalizada para se igualar à unidade, e as variáveis foram expressas como desvios com relação à sua média, divididos por seus desvios-padrão.

O modelo admite que a matriz das variâncias $H_t = \begin{pmatrix} \sigma_\eta^2 & 0 \\ 0 & \Sigma \end{pmatrix}$ e Σ são diagonais, o que implica que os indicadores antecedentes da inflação (LII_t) e o vetor

²³ Esse teste foi aplicado nos 20 melhores modelos.

²⁴ Uma forma alternativa de identificar os parâmetros é impor restrições em suas relações.

$n \times 1 \varepsilon_t$ são mutuamente não correlacionados para todos os deslocamentos e defasagens. Portanto, o fator dinâmico é gerado pelos choques de transição (η_t) comuns a todas as variáveis observadas (ΔY_t). Os choques setoriais específicos (ε_t) constituem-se em movimentos particulares inerentes às variáveis observáveis, e não afetam o fator dinâmico, por hipótese.

O resultado final do modelo são os indicadores antecedentes da inflação, LII_t , que são elaborados como combinações das variáveis observáveis ΔY_t , empregando-se o filtro de Kalman. Os elementos do vetor Λ correspondem aos pesos dos fatores, que medem a sensibilidade de cada uma das séries ΔY_t a movimentos do indicador antecedente da inflação LII_t .

O modelo foi estimado da seguinte forma: inicialmente este é expresso na forma de espaço de estado, onde as equações (8) e (9) são, respectivamente, as equações de medida e de transição. Em seguida, o algoritmo de Kalman é aplicado para elaborar uma previsão linear ótima do fator latente dinâmico, maximizando-se, simultaneamente, a função de verossimilhança com relação a todos os parâmetros do modelo ($\Lambda, \Phi, \sum, \sigma_\eta^2$). O filtro traça a trajetória do fator dinâmico, que é calculado com base somente nas observações de ΔY_t e nos parâmetros obtidos da maximização da função de verossimilhança. O filtro calcula recursivamente previsões um passo à frente, equações de atualização do fator dinâmico e suas matrizes de erro quadrático médio. O indicador antecedente da inflação resultante, $LII_{t|t}$, é um estimador ótimo do vetor de estado concebido de combinações lineares das variáveis ΔY_t , utilizando informação disponível até o tempo t . Na medida em que novas informações tornam-se disponíveis, o filtro de Kalman é então aplicado para atualizar o indicador antecedente em tempo real.

4.2 - O modelo VAR

Apesar de o objetivo primário do indicador antecedente ser a antecipação de pontos de mudança da taxa de inflação, ele pode também ser utilizado para produzir previsões da inflação. O indicador antecedente é composto de variáveis que antecipam a dinâmica da inflação, como, por exemplo: preços de insumos e energia, índices de preços de importados, preços de materiais industriais e *commodities*, medidas de pressão de demanda, mudanças de política fiscal ou monetária, ou variáveis que refletem expectativas de negócios. Por si, o indicador antecedente não pode ser utilizado para prever o valor da inflação. Porém, o indicador pode ser combinado com a inflação em vetores auto-regressivos para se obter uma previsão linear da inflação:

$$\Delta IPCA_t = a_1 \Delta IPCA_{t-1} + \dots + a_p \Delta IPCA_{t-p} +$$

$$+b_1LII_{t-1} + \dots + b_pLII_{t-p} + \zeta_t \quad (10)$$

$$LII_t = c_1\Delta IPCA_{t-1} + \dots + c_p\Delta IPCA_{t-p} + d_1LII_{t-1} + \dots + d_pLII_{t-p} + v_t \quad (11)$$

$$\zeta_t \sim \text{i.i.d. } N(0, \sigma_\zeta^2) \quad v_t \sim \text{i.i.d. } N(0, \sigma_v^2)$$

onde ζ_t e v_t são erros serialmente não correlacionados. A inflação IPCA é projetada h -passos à frente utilizando a história da inflação e do fator dinâmico para prever seus valores futuros no sistema VAR (10)-(11).

5 - Resultados empíricos

5.1 - Seleção do modelo e especificação

As medidas de ajustamento fora de amostra foram utilizadas para classificar as 68 variáveis antecedentes, com atenção particular a mudanças drásticas nas relações das variáveis com a inflação, devido a uma potencial quebra estrutural em meados de 1998/99.

Se as variáveis fossem irrestritamente combinadas em grupos de quatro, teríamos 814.385 modelos possíveis, o que torna necessário utilizar critérios de seleção de combinações. Porém, algumas das séries medem conceitos estreitamente relacionados, como mostra o fato de existirem dentre as variáveis antecedentes 15 medidas de emprego, quatro variáveis medindo capacidade utilizada etc., e portanto combinações de variáveis que refletem o mesmo conceito devem ser excluídas. Por exemplo, um indicador composto somente de variáveis medindo emprego não refletiria grande parte da dinâmica da inflação. Na verdade, várias das combinações possíveis não apresentam um conteúdo econômico que as justifiquem como indicadores antecedentes da inflação. Portanto, um primeiro guia na combinação das variáveis foi a não inclusão de mais do que uma série medindo conceitos similares. Isso reduz a procura para 10.626 conjuntos possíveis de quatro séries.

Um critério importante na escolha das variáveis é a sua capacidade histórica de antecipar mudanças cíclicas da inflação. Essa característica é obtida diretamente do modelo de fator dinâmico, uma vez que esse extrai movimentos cíclicos comuns inerentes às variáveis que o compõem. Dadas as hipóteses do modelo de fator dinâmico, as variáveis que entram na elaboração de cada indicador devem apresentar movimentos cíclicos coincidentes entre si. Isso, por sua vez, implica que essas mesmas variáveis apresentem uma característica de deslocamento-defasagem similar à taxa de inflação. Por exemplo, uma variável que antecipa movimentos inflacionários em quatro a sete meses deve ser combinada com

outras que apresentam aproximadamente a mesma defasagem. Se esse critério não for seguido, os efeitos das variáveis no indicador podem deixar de existir devido às diferenças de defasagem, e não haveria um movimento comum que pudesse ser sintetizado pelo fator dinâmico. Nesses casos, o filtro de Kalman ou não converge ou converge para uma solução de canto.²⁵ Na verdade, uma procura aleatória de combinações diferentes das variáveis levará exatamente a essa situação na maioria dos casos.

Portanto, um critério implícito no modelo de fator dinâmico é a conformidade da relação deslocamento-defasagem das variáveis entre si e com a inflação. Isso reduz o número de combinações possíveis para apenas algumas centenas.

5.2 - Classificação dos melhores indicadores antecedentes da inflação

Procurou-se também minimizar o problema de sobreajustamento na elaboração dos indicadores antecedentes da inflação estimando os modelos recursivamente fora da amostra, e computando os valores previstos vários passos à frente e os erros de previsão dos fatores dinâmicos.²⁶ Aqui também foram utilizadas estatísticas invariantes com relação à escala para classificar os indicadores antecedentes de acordo com sua capacidade de previsão fora de amostra.²⁷

O critério principal de seleção, porém, centrou-se na capacidade dos indicadores de antecipar pontos de inflexão da taxa de inflação. Isso requer a análise da relação deslocamento-defasagem dos indicadores com relação à taxa de inflação utilizando-se um procedimento similar ao desenvolvido na Subseção 3.2.3. Primeiro, diferentes especificações do modelo de cadeia de Markov de dois estados foram ajustadas para os indicadores. Segundo, testes de especificação foram aplicados para estudar se os estados markovianos refletem fases de crescimento positivo ou negativo dos indicadores, ou se simplesmente refletem quebras estruturais nos indicadores. Se os regimes refletem mudanças cíclicas de curto prazo, as probabilidades filtradas foram então utilizadas para determinar seus pontos de mudança.²⁸

Por outro lado, se as probabilidades filtradas dos estados refletem uma grande mudança na variância dos indicadores em torno de algumas datas específicas (possivelmente relacionada com crises cambiais), então as probabilidades filtradas

25 Geralmente o filtro converge para uma das variáveis componentes, o que implica que a variância de seu erro de medida é aproximadamente zero.

26 Nesse estágio, foram computados de um a seis passos à frente.

27 Os coeficientes de desigualdade de Theil e o erro percentual médio absoluto foram empregados como critérios de seleção.

28 Por exemplo, um pico ocorre se as probabilidades de fases de alto crescimento passam o valor de sua média mais metade de seu desvio-padrão.

foram utilizadas para segmentar os períodos de diferentes volatilidades. Com base nessas datas, foram estabelecidos limites superiores e inferiores para datar os pontos de mudança de períodos de alto e baixo crescimento dos indicadores antecedentes.²⁹ Em seguida, variáveis *dummies* binárias foram criadas, onde o valor não-nulo indica períodos de crescimento positivo. Finalmente, depois que os pontos de mudança foram determinados, o QPS com diferentes defasagens foi empregado para comparar as probabilidades filtradas de crescimento elevado da inflação obtidas da equação (1) com as *dummies*.³⁰

5.3 - Análise dos melhores indicadores antecedentes

A capacidade de previsão dos indicadores antecedentes e a análise dos pontos de mudança com base em comportamentos fora de amostra foram utilizadas para classificar os 20 melhores indicadores antecedentes da inflação. Esta subseção analisa a *performance* dos indicadores quanto a sua capacidade de antecipar pontos de mudança da inflação, utilizando tanto informações históricas quanto somente informações disponíveis em tempo real.

A adequação da especificação do modelo foi verificada por meio da análise de suas hipóteses, descritas na Seção 4. Primeiro, as variáveis que compõem o fator são correlacionadas entre si, mostrando que a estrutura de fator dinâmico reflete os aspectos comuns subjacentes às variáveis observadas. O fator dinâmico resultante é também correlacionado com todas as variáveis utilizadas para criá-lo, verificando se a estrutura não foi simplesmente imposta nos dados. Além disso, testes para o número de fatores suportam a especificação com um só fator.³¹

Testes de especificação também foram implementados com relação às hipóteses sobre os resíduos. Em particular, foram testados se os erros de medida ε_t são i.i.d. e se os erros de previsão um passo à frente, obtidos diretamente do filtro de Kalman, são imprevisíveis. Para isso, foram verificadas suas autocorrelações assim como suas correlações com o fator dinâmico e com as variáveis observadas para várias defasagens. Os testes de especificação não podem rejeitar a hipótese nula de que os erros são i.i.d., e que suas funções de autocorrelação encontram-se

29 Os limites são a média mais metade do desvio-padrão das séries, onde o desvio-padrão assume valores de antes e depois da mudança.

30 O QPS nesse caso corresponde à função de perda na qual pontos de mudança dos indicadores antecedentes são comparados com os pontos de mudança da inflação para diferentes defasagens. Mais uma vez, a análise de pontos de mudança foi implementada fora de amostra.

31 O número de fatores subjacentes a um conjunto de variáveis pode ser testado por meio de análise dos autovalores da matriz de correlação dos fatores comuns. A magnitude dos autovalores para cada fator reflete o quanto da correlação entre as variáveis observáveis é explicada por um fator particular. Esse procedimento indica forte evidência em favor da especificação de um fator. Esse teste foi aplicado aos 20 melhores modelos de indicadores antecedentes.

no limite de duas vezes seus erros-padrão assintóticos.³² Além disso, os erros de previsão um passo à frente do filtro de Kalman não são previsíveis empregando defasagens das variáveis observáveis. Note-se que essas hipóteses seriam rejeitadas se a especificação com apenas um fator dinâmico não fosse ancorada pelos dados.³³ Por fim, a especificação do modelo foi testada quanto à co-integração.³⁴

Os resultados desses testes em conjunto mostram que o modelo selecionado é adequado para todas as equações. Porém, o teste principal de adequação do modelo é se os instrumentos resultantes apresentam um bom desempenho na previsão da inflação. Tanto a análise descrita a seguir quanto a aplicação prática desses indicadores antecedentes pelo Banco Central nos últimos dois anos revelam que esse instrumento tem previsto todos os pontos de mudança da inflação. Além disso, esses não apresentaram nenhum falso sinal.³⁵

A princípio, uma análise dos pontos de mudança foi desenvolvida utilizando a informação da amostra inteira. Para essa análise histórica, os modelos foram estimados utilizando dados de 1994-8 a 1999-7. Em uma segunda fase, os parâmetros foram estimados até 1997-8, e as estimativas obtidas recursivamente de 1997-9 a 2000-3 foram utilizadas para gerar previsões e examinar o desempenho dos indicadores antecedentes quanto à antecipação das mudanças da tendência da inflação fora de amostra. Isso testa a capacidade de previsão dos modelos mesmo quando grandes eventos, como a crise cambial brasileira em janeiro de 1999, são excluídos da amostra.

Finalmente, o desempenho dos indicadores antecedentes em prever movimentos cíclicos é examinado empregando somente os dados disponíveis na data de cada previsão. Uma característica importante dos indicadores antecedentes é que esses devem apresentar bom poder de previsão em tempo real, de modo que possam ser utilizados no monitoramento do ciclo da inflação. A idéia aqui é reproduzir o problema de previsão com que o Banco Central se defronta a cada mês, quando apenas dados preliminares estão disponíveis. Portanto, nessa parte da análise, os parâmetros do modelo de fator dinâmico foram estimados utilizando dados até 1999-5. Para cada mês subsequente, o modelo foi reestimado e somente dados não-revisados foram utilizados para gerar previsões fora de amostra dos fatores dinâmicos filtrados de 1999-6 até 2000-3. Dados em tempo real para

32 Os testes utilizados foram o Box-Pierce/Ljung-Box Q-estatístico multivariado e univariado e o teste de autocorrelação LM. A evidência é marginal para alguns dos indicadores, como analisado em Chauvet (1999b). Uma possível extensão, portanto, seria modelar os termos idiossincráticos de algumas das variáveis como processos AR(1).

33 Se os dados fossem mais bem caracterizados por mais do que um fator, isso se refletiria nos erros de medidas, que seriam então correlacionados com o fator único imposto.

34 As hipóteses de co-integração foram testadas adotando o teste de Stock e Watson (1988) e o teste para pares de Engle e Granger (1987).

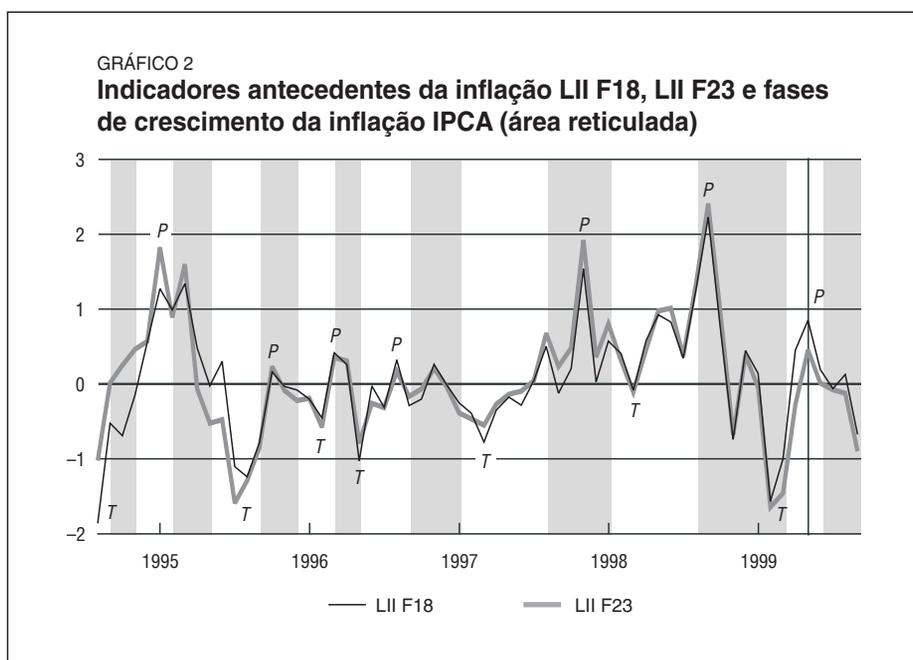
35 Vale ressaltar que, dado o número reduzido de observações disponíveis ($T=65$), a utilização de modelos VAR lineares ou não-lineares para obter indicadores antecedentes não é viável.

as variáveis econômicas correspondem aos seus primeiros lançamentos contendo apenas informações preliminares e não-revisadas.³⁶

5.3.1 - Análise dos pontos de mudança

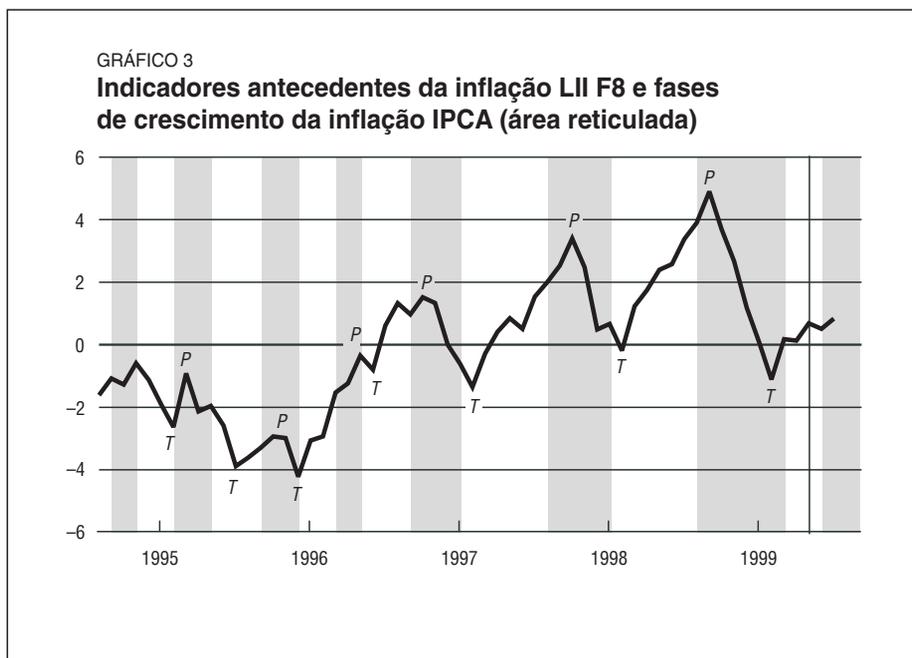
Os 20 melhores indicadores antecedentes apresentam movimentos cíclicos similares. Na verdade, esses podem ser classificados em cinco grupos principais, de acordo com suas dinâmicas cíclicas comuns.³⁷ Como ilustração, a análise de previsão de pontos de mudança e o desempenho linear de previsão serão examinados para os três melhores indicadores antecedentes da inflação: LII F8, LII F18 e LII F23.

Os Gráficos 2 e 3 mostram os três indicadores antecedentes e os pontos de mudança da inflação IPCA. As áreas reticuladas representam as fases de crescimento da inflação. Uma inspeção visual revela que os indicadores antecipam todas as



36 Esses dados foram obtidos de vários números do relatório *Indicadores Econômicos*, o qual é publicado pelo Departamento de Economia do Banco Central (Depec/Bacen), e de contínuas coletas pelo Departamento de Pesquisa (Depep). Um dos importantes critérios para selecionar as variáveis componentes dos indicadores antecedentes é o quão rápido estão disponíveis, para implementação de uma análise em tempo real. Muitas variáveis que seriam boas candidatas são apenas divulgadas com um grande atraso e, portanto, não foram incluídas na análise final.

37 Para uma análise dos cinco grupos, ver Chauvet (2000a).



mudanças da inflação. Por exemplo, o LII F23 antecipa o começo (vale) e o fim (pico) da primeira fase de crescimento positivo da inflação de 1994-9 a 1994-11 com deslocamentos de seis a quatro meses, respectivamente (Gráfico 2). Isso será examinado com mais detalhes na análise de pontos de mudança a seguir.

A Tabela 2 resume as previsões dos pontos de mudança da inflação pelos indicadores antecedentes. A antecipação média e mediana das mudanças é em torno de quatro e cinco meses, respectivamente, com um desvio-padrão de dois meses.

A Tabela 3 mostra o quão consistentemente os indicadores antecipam os pontos de mudança da inflação. Existem dois tipos de erro na determinação do ponto de mudança: a previsão de um ponto de mudança que não ocorre (sinal falso), e a não-previsão de um ponto de mudança que ocorre de fato (perda do sinal). Os três indicadores sinalizam todos os 14 pontos de mudança da inflação da amostra, com defasagens distintas. Além disso, nenhum dos indicadores apresenta quaisquer sinais falsos de pontos de mudança da inflação. Os resultados indicam uma boa *performance* dos indicadores antecedentes quanto à previsão de pontos de mudança.

Note-se que, em uma análise anterior, movimentos de crescimento e decréscimos abruptos dos indicadores antecedentes LII F18 e LII F23 na segunda metade de 1996 foram interpretados como um pico e um vale extras. Porém, um exame

TABELA 2

*Sinais dos pontos de mudança da inflação IPCA dos indicadores
anteriores da inflação*

Vales (V) e picos (P)	LII F18	LII F23	LII F8
Dentro de amostra			
1995-2 (V)	-6	-6	-1
1995-5 (P)	-4	-4	-2
1995-9 (V)	-1	-2	-2
1995-12 (P)	-2	-2	-2
1996-3 (V)	-1	-1	-8
1996-5 (P)	-2	-2	-1
1996-9 (V)	-4	-4	-4
1997-1 (P)	-5	-5	-3
Fora de amostra			
1997-8 (V)	-5	-5	-6
1998-1 (P)	-5	-5	-3
1998-8 (V)	-5	-5	-6
1999-3 (P)	-6	-6	-6
Tempo real:			
1999-6 (V) ^a	-6	-6	-6
1999-10 (P) ^a	-5	-5	n.d.
Deslocamento médio	-4,1	-4,1	-4,1
Desvio-padrão	1,8	1,7	2,2
Mediana	-5,0	-5,0	-3,5

O sinal (-) indica deslocamento, que traduz quantos meses à frente o indicador sinaliza um pico ou vale da inflação. O critério adotado para determinar pontos de mudança é se a série ou as probabilidades de Markov apresentam um crescimento mais/menos a metade de seus erros-padrão.

^a Resultados da análise em tempo real utilizando apenas dados não-revisados de 1997-6 a 2000-3.
n.d. = não-disponível.

TABELA 3

Avaliação dos sinais dos pontos de mudança (PM)

Avaliação dos pontos de mudança	LII F23	LII F18	LII F8
PM corretos	14	14	14
PM corretos com antecedência	14	14	14
PM não-sinalizados	0	0	0
Picos falsos	0	0	0
Vales falsos	0	0	0

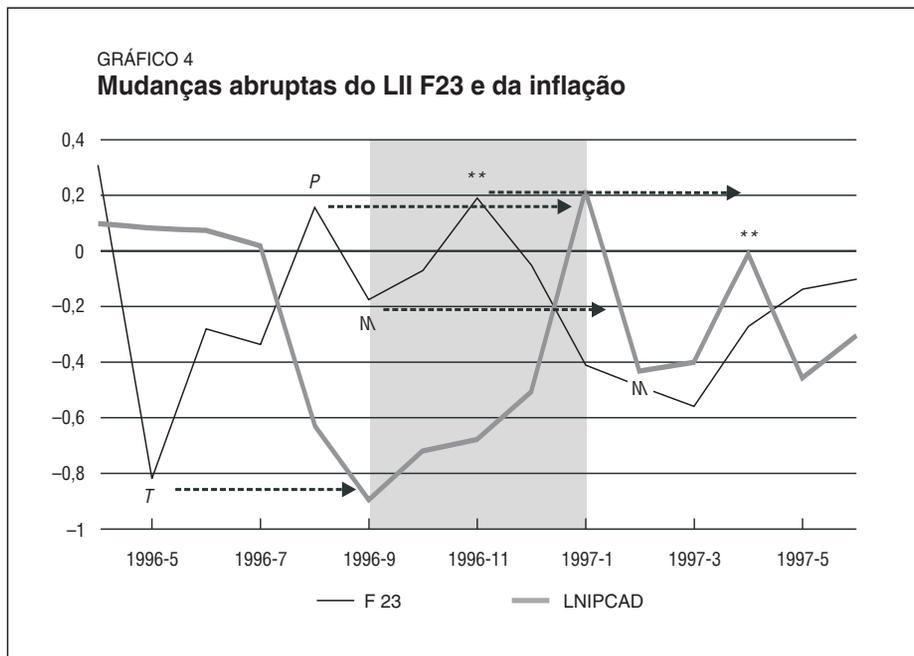
cuidadoso revela que esse pico e vale dos indicadores na verdade corresponderam a um subseqüente pico e vale da inflação.³⁸ Isso pode ser observado no Gráfico 4, que ilustra essa análise para o indicador LII F23.³⁹

A Tabela 4 compara a acurácia da previsão dos pontos de mudança da inflação utilizando o QPS:

$$QPS = \frac{2}{T} \sum_{t=1}^T [\hat{N}_t - N_t]^2$$

onde \hat{N}_t é a variável *dummy* 0/1 obtida como descrito na Subseção 5.2, e N_t são as probabilidades da fase de inflação alta obtida da equação (1). O QPS varia entre 0 e 2, onde uma acurácia máxima corresponde ao valor zero.

Os indicadores antecedentes LII F23 e LII F18 apresentam o menor QPS para quase todos os horizontes de previsão. O menor QPS para todos os indicadores situa-se em torno do horizonte de previsão de seis meses, apesar de que o valor também seja pequeno para o horizonte de 12 meses. Esse resultado pode ser



38 Os símbolos “^^” e “***” no Gráfico 4 indicam os correspondentes vales e picos do indicador e da inflação.

39 Esses resultados baseiam-se na análise desenvolvida em Chauvet (2001).

TABELA 4

Avaliação de previsão do pico da inflação IPCA dentro de amostra utilizando o QPS

Previsão (mês)	LII F23	LII F18	LII F8
0	0,44	0,44	0,42
1	0,42	0,42	0,45
2	0,47	0,47	0,41
3	0,41	0,41	0,39
4	0,31	0,31	0,42
5	0,29	0,29	0,45
6	0,26	0,26	0,31
7	0,34	0,34	0,39
8	0,35	0,35	0,48
9	0,34	0,34	0,51
10	0,39	0,39	0,53
11	0,36	0,36	0,44
12	0,30	0,30	0,38

interpretado como indicando que a função de perda, associada com a previsão do *timing* do evento, é minimizada no horizonte de seis passos à frente.

A *performance* dos indicadores antecedentes é comparada com a de um modelo básico de previsão ingênua (*naïve forecast*). Suponha que \hat{N}_t seja uma constante igual à fração histórica de meses nos quais a economia se encontrava em uma fase de crescimento positivo da inflação (= 37/65). O QPS nesse caso é igual a 0,57. Portanto, os indicadores antecedentes apresentam melhor poder de previsão fora de amostra comparado a essa previsão ingênua, para todos os horizontes. Em particular, os indicadores antecedentes apresentam um QPS duas vezes menor que a previsão ingênua no horizonte de seis meses.

5.3.2 - Desempenho recente dos indicadores antecedentes da inflação

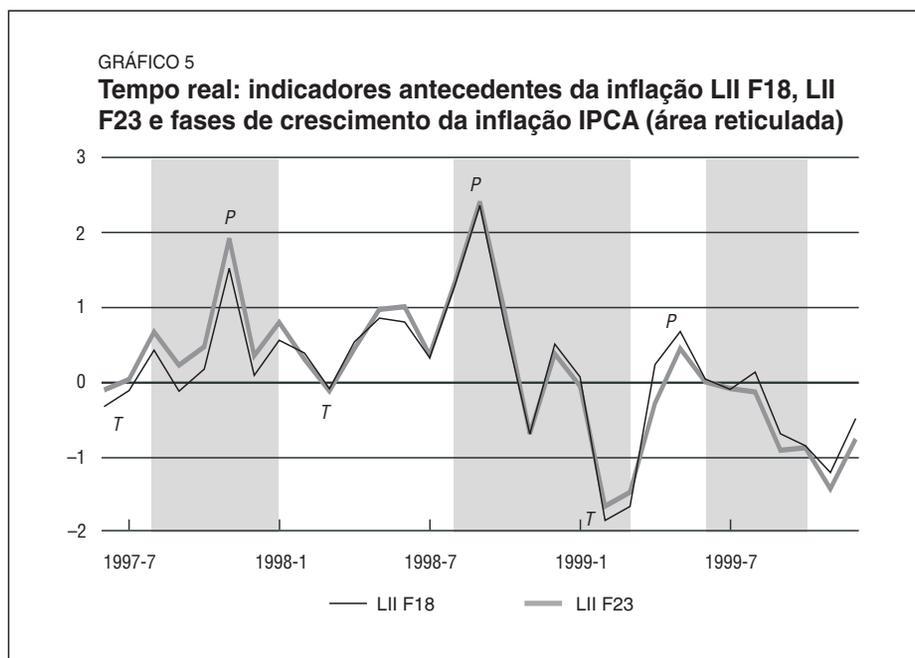
Em um exercício fora de amostra, os parâmetros foram estimados até 1997-8, e as estimativas, obtidas recursivamente de 1997-9 a 2000-3, foram utilizadas para gerar previsões e examinar o desempenho dos indicadores antecedentes na previsão de mudanças da inflação fora de amostra.

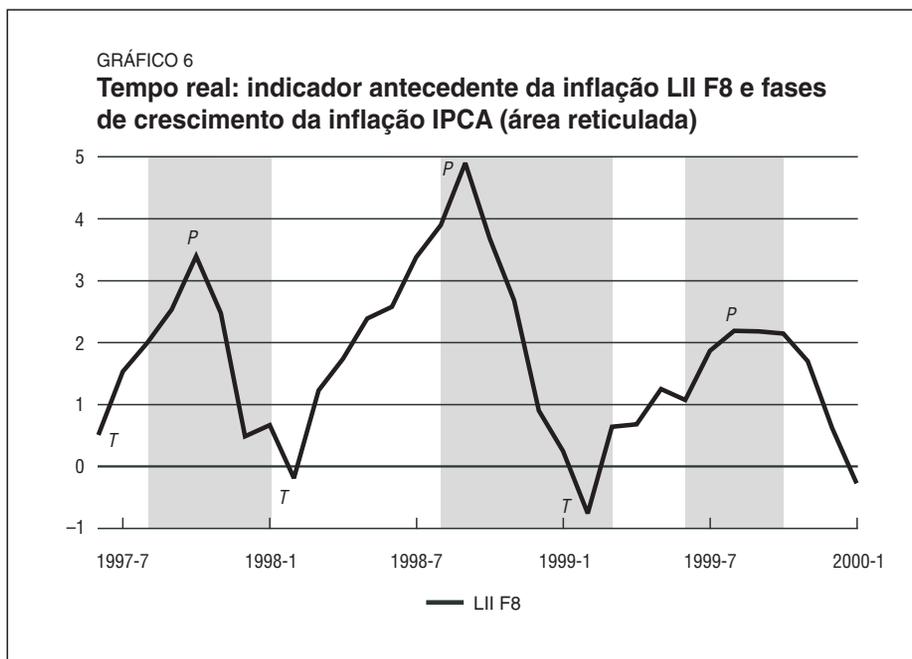
As últimas duas linhas da Tabela 2 mostram os resultados da análise fora de amostra em tempo real. Revisões substanciais em novos lançamentos das séries

que compõem os indicadores antecedentes foram realizadas pelas instituições que as coletam. Isso sugere que uma previsão confiável dos pontos de mudança em tempo real é mais difícil, devido à disponibilidade de apenas dados preliminares e não-revisados.

Apesar disso, os indicadores também apresentam uma boa *performance* de previsão em tempo real. Todos os indicadores prevêem quaisquer pontos de mudança da inflação também no exercício em tempo real (ver Gráficos 5 e 6). Por exemplo, os indicadores antecipam a crise cambial e o crescimento subsequente substancial da inflação durante sua fase de crescimento positivo entre 1998-8 e 1999-3. O começo dessa fase de crescimento (isto é, o seu vale) foi previsto com uma antecedência de cinco ou seis meses, enquanto o seu fim (isto é, o seu pico), com uma antecedência de seis meses.

Portanto, a análise de pontos de mudança de tendência revela que os indicadores antecedentes contêm informações relevantes sobre as fases futuras dos ciclos de inflação fora de amostra e em tempo real. Isso é corroborado pelos resultados positivos da aplicação prática dos indicadores pelo Banco Central nos últimos dois anos. Os indicadores têm mostrado ser um instrumento informativo para monitoramento mensal da inflação e decisões de política monetária.





5.3.3 - Previsões lineares da inflação — o modelo VAR

Os indicadores podem ser combinados com a inflação em um sistema autorregressivo bivariado para obter previsões lineares da inflação. Como ilustração, o indicador LII F23 é combinado com a inflação IPCA em um sistema VAR para o período 1994-8/1999-7. Previsões dinâmicas podem ser obtidas projetando à frente a série de inflação, com base na sua própria história e nos valores passados do indicador antecedente da inflação. Os Gráficos 7 e 8 mostram a previsão dinâmica da inflação brasileira seis meses à frente, de outubro de 1999 a março de 2000, dada informação até setembro de 1999. O indicador antecedente corretamente sinaliza um decréscimo da inflação nos meses subsequentes, o que é consistente com o padrão sazonal de alta inflacionária no terceiro e no quarto trimestre do ano e baixa no começo do ano, como examinado na Seção 2. Isso é consistente com a análise de pontos de mudança, a qual também mostra que a inflação entrou em uma fase de decréscimo no começo de 2000.

GRÁFICO 7

Previsão linear da inflação obtida do VAR (6) entre a inflação IPCA e o indicador antecedente da inflação LII F23 (área reticulada)

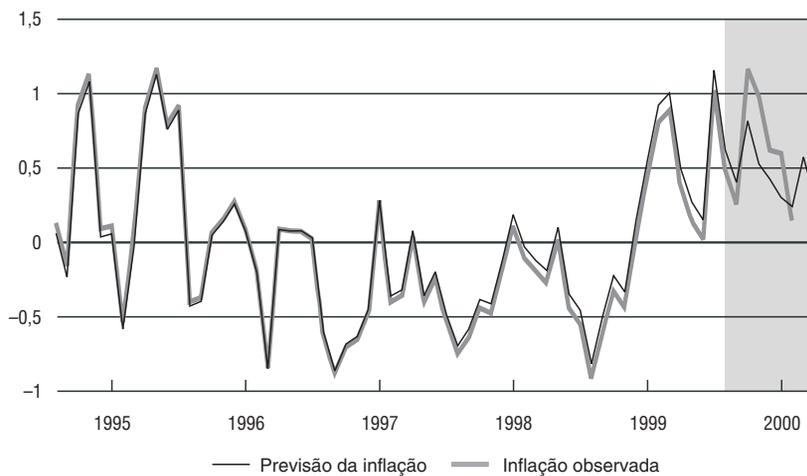
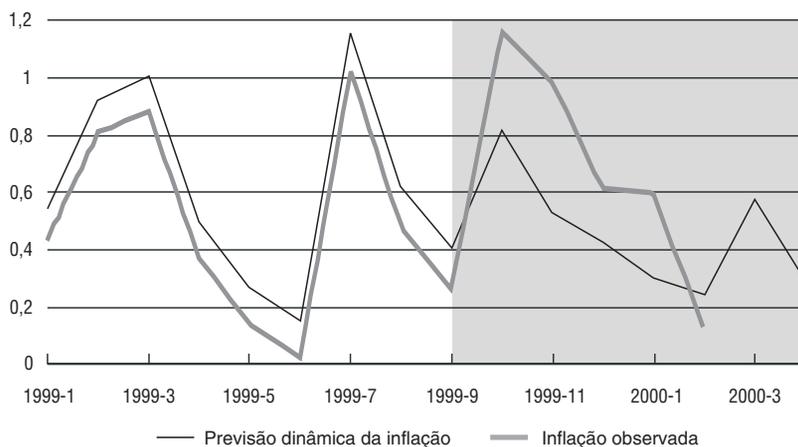


GRÁFICO 8

Previsão linear da inflação obtida do VAR (6) entre a inflação IPCA e o indicador antecedente da inflação LII F23 (área reticulada) — 1999-10/2000-3



6 - Conclusões

Este artigo teve como objetivo a elaboração de indicadores que antecipem pontos de mudança do ciclo de inflação em tempo real. Primeiro, os pontos de mudança da inflação foram datados utilizando um modelo de cadeia de Markov periódico-estocástico. Um modelo de fator dinâmico foi então utilizado para extrair movimentos cíclicos comuns a um conjunto de variáveis que apresentam poder de previsão com relação à inflação.

Como a idéia é utilizar os indicadores antecedentes como instrumentos práticos para monitoramento de política monetária, os procedimentos econométricos para classificar as variáveis e selecionar os modelos basearam-se em previsão recursiva fora de amostra. A estimação fora de amostra é decisiva para minimizar o problema potencial de sobreajustamento, que pode levar a previsões ruins em tempo real. Além disso, a análise recursiva permite uma melhor avaliação do desempenho dos modelos como se esses fossem aplicados mês a mês em tempo real.

Os resultados mostram que os indicadores antecedentes constituem-se em um instrumento informativo para sinalizar o comportamento futuro da inflação fora de amostra, mesmo quando apenas dados preliminares e não-revisados estão disponíveis. Os indicadores aqui analisados sinalizaram consistentemente todos os picos e vales do ciclo da inflação, com uma mediana de cinco meses de antecedência. Além disso, os indicadores apresentaram um desempenho de previsão bem superior ao de um modelo ingênuo em todos os horizontes.

Os indicadores podem também ser combinados com a inflação em um vetor bivariado auto-regressivo para obter previsões lineares da inflação. Previsões dinâmicas são obtidas projetando as séries da inflação com base em suas defasagens e observações passadas do indicador antecedente. As previsões obtidas nesse exercício revelam que o indicador também contém informação de previsão linear para mudanças futuras nos valores da inflação.

Portanto, da análise de previsão de pontos de mudança e de previsão linear conclui-se que os indicadores antecedentes da inflação são um instrumento informativo para monitoramento da política monetária em tempo real.

Abstract

The goal of this paper is to construct leading indicators that anticipate inflation turning points in a real time monitoring basis. As a first step, turning points of the IPCA inflation are determined using a periodic stochastic Markov switching model. These turning points are the event timing that the leading indicators should anticipate. A dynamic factor model is then used to extract common cyclical movements in a set of variables that display predictive content for inflation. The leading

indicators are designed to serve as practical tools to assist real-time monitoring of monetary policy on a monthly basis. Thus, the indicators are built and ranked according to their out-of-sample predictive performance. The leading indicators are found to be an informative tool for signaling future phases of the inflation cycle out-of-sample, even in real time when only preliminary and unrevised data are available.

Bibliografia

- ANDREWS, D. W. K. Tests for parameter instability and structural change with unknown change point. *Econometrica*, v. 61, n. 4, p. 821-856, 1993.
- ANDREWS, D. W. K., PLOBERGER, W. Optimal tests when a nuisance parameter is present only under the alternative. *Econometrica*, v. 62, n. 6, p. 1.383-1.414, 1994.
- BURNS, A., MITCHELL, W. *Measuring business cycle*. New York: National Bureau of Economic Research, 1946.
- CHAUVET, M. An empirical characterization of business cycle dynamics with factor structure and regime switching. *International Economic Review*, v. 39, n. 4, p. 969-996, 1998.
- . Stock market fluctuations and the business cycle. *Journal of Economic and Social Measurement*, v. 25, n. 3 e 4, p. 235-257, 1998/1999.
- . Banco Central do Brasil, set. 1999a (Activity Report).
- . *Leading indicators of the Brazilian IPCA inflation*. Banco Central do Brasil, dez. 1999b (Final Report).
- . *Leading indicators of inflação for Brazil*. Banco Central do Brasil, 2000a (Working Paper).
- . *Turning point analysis of the leading indicators of inflation*. Banco Central do Brasil, abr./maio 2000b (Activity Report).
- . *Interpretação dos indicadores antecedentes da inflação*. Banco Central do Brasil, fev. 2001 (Relatório).
- CHAUVET, M., POTTER, S. Coincident and leading indicators of the stock market. *Journal of Empirical Finance*, v. 2, n. 7, p. 87-111, 2000.
- DICKEY, D. A., FULLER, W. A. Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. *Journal of the American Statistical Society*, n. 74, p. 427-431, 1979.
- ENGLE, R. F., GRANGER, C. W. J. Co-integration and error correction: representation, estimation, and testing. *Econometrica*, n. 55, p. 251-276, 1987.
- GHYSELS, E. *A time series model with periodic stochastic regime switching*. Federal Reserve Bank of Minneapolis, 1993 (Discussion Paper, 84).

- HAMILTON, J. A new approach to the economic analysis of nonstationary time series and the business cycle. *Econometrica*, n. 57, p. 357-384, 1989.
- . *Time series analysis*. Princeton University Press, 1994.
- LAHIRI, K., MOORE, G. (eds.). *Leading economic indicators — new approaches and forecasting records*. Cambridge: Cambridge University Press, 1991.
- MCCONNELL, M., PEREZ-QUIROS, G. *Output fluctuations in the United States: what has changed since the early 1980s?* Federal Reserve Bank of New York, 1998 (Staff Reports, 41).
- MOORE, G. H., SHISKIN, J. *Indicators of business expansions and contractions*. New York: National Bureau of Economic Research, Columbia University Press, 1967.
- PERRON, P. The great crash, the oil price shock, and the unit root hypothesis. *Econometrica*, n. 57, p. 1.361-1.401, 1989.
- PESARAN, H., TIMMERMANN, A. *Model instability and choice of observation window*. UCSD, 1999, mimeo.
- PHILLIPS, P., PERRON, P. Testing for a unit root in time series regression. *Biometrika*, v. 75, p. 335-346, 1988.
- ROTH, H. L. Leading indicators of inflation. In: LAHIRI, K., MOORE, G. H. (eds.). *Leading economic indicators: new approaches and forecasting records*, p. 275-302. Cambridge: Cambridge University Press, 1991.
- STOCK, J. H., WATSON, M. W. Testing for common trends. *Journal of the American Statistical Association*, n. 83, p. 1.097-1.107, 1988.
- . New indexes of coincident and leading economic indicators. In: BLANCHARD, O., FISCHER, S. (eds.). *NBER Macroeconomics Annual*. Cambridge: MIT Press, 1989.
- . A probability model of the coincident economic indicators. In: LAHIRI, K., MOORE, G. H. (eds.). *Leading economic indicators: new approaches and forecasting records*. Cambridge: Cambridge University Press, 1991.
- . A procedure for predicting recessions with leading indicators: econometric issues and recent experience. In: STOCK, J. H., WATSON, M. W. (eds.). *Business cycles, indicators and forecasting*. Chicago: University of Chicago Press for NBER, p. 255-284, 1993.
- ZARNOWITZ, V., BOSCHAN, C. Cyclical indicators: an evaluation and new leading indexes. *Business Conditions Digest*. Washington: US Department of Commerce, 1975.

(Originais recebidos em fevereiro de 2001. Revistos em maio de 2001.)