

Inflação e ativos financeiros no Brasil: uma análise de auto-regressão vetorial*

ELCYON CAIADO ROCHA LIMA **

Neste artigo estimamos uma Auto-Regressão Vetorial (ARV) utilizando variáveis macroeconômicas brasileiras, com vistas à obtenção de alguns "fatos estilizados" a respeito da interdependência estatística e dinâmica, no Brasil, entre a taxa de inflação e a taxa de crescimento de alguns ativos financeiros. Conforme apontado por Sims (1986), modelos como o estimado podem ser utilizados na identificação do impacto de políticas econômicas alternativas. Mostramos, por exemplo, que os choques (inovações) na "equação de oferta de moeda" provocam respostas, em outras variáveis do modelo, bastante similares às convencionalmente postuladas. Obtivemos também evidências de que o Índice Geral de Preços é pouco afetado por alterações nominais nos estoques de alguns ativos financeiros. Este resultado é consistente com a tese de que a inflação, no Brasil, possui um importante comportamento inercial. O método bayesiano de estimação das ARV adotado é semelhante ao proposto em Doan, Litterman e Sims (1984). No entanto, no nosso artigo utilizamos um modelo com uma estrutura diferente que permite a convergência do modelo ARV, em certas regiões do espaço dos parâmetros das priors, para modelos univariados com melhor desempenho preditivo do que random walks. A parametrização de priors foi ligeiramente alterada visando tornar seus parâmetros potencialmente identificáveis. Na estimação desses parâmetros foi utilizada uma rotina numérica de otimização.

1 — Introdução

Nosso objetivo é estimar um modelo multivariado que apresente boas previsões e permita obter uma caracterização detalhada da interdependência estatística e dinâmica, no Brasil, entre a taxa de inflação e a taxa de crescimento nominal de alguns ativos financeiros.

Modelos como este podem ser utilizados, quando submetidos a restrições que permitam identificação, na análise do impacto de políticas governamentais alternativas. Neste artigo, entre as equações estruturais encontra-se uma que apresenta "propriedades similares" às de uma equação de oferta de moeda, propriedades essas que serão melhor caracterizadas mais adiante.

As seguintes variáveis macroeconômicas foram utilizadas na análise: o Índice Geral de Preços (IGP-DI), o saldo dos meios de pagamento (M1), a taxa de juros das letras de câmbio, o emprego na indústria, o saldo de títulos da dívida pública (federal e estadual) em poder do público e o saldo dos

* O autor agradece a Guilherme L. Sedlacek, Pedro L. Valls Pereira e José W. Rossi pelos comentários feitos a uma primeira versão deste trabalho.

** Do IPEA-Rio.

depósitos das cadernetas de poupança.¹ O modelo foi estimado com dados mensais de fevereiro de 1971 a dezembro de 1985. À exceção da taxa de juros, todas as demais variáveis foram transformadas em taxas mensais de variação,² tendo cada variável x_t sido convertida para $\Delta x_t/x_t$. As variáveis já transformadas em taxas foram dessazonalizadas, com exceção da taxa de juros.³

Na especificação do modelo utilizamos uma Auto-Regressão Vetorial (ARV) que acreditamos parte de hipóteses que são, *a priori*, pouco restritivas com relação à especificação do modelo.

A estratégia de modelagem e identificação que adotamos neste trabalho é diferente da convencional. Na estratégia convencional (o *approach* da comissão Cowles) parte-se de um modelo econômico que impõe restrições, na forma de definição *a priori* de um bloco de variáveis exógenas e hipóteses de identificação, em cada equação estrutural do modelo econométrico. As restrições impostas, em geral na forma de exclusão de variáveis nas diversas equações estruturais, atingem dois objetivos principais: permitem a identificação dos parâmetros das equações estruturais e uma maior parcimônia na introdução de variáveis nas diversas equações do modelo (efeito desejável para quem está trabalhando com poucos graus de liberdade).

No nosso caso, primeiro estimamos as formas reduzidas (as equações da ARV são interpretadas como formas reduzidas irrestritas) e depois impomos restrições nas equações estruturais — utilizando apenas aquelas que não impliquem restrições nas formas reduzidas. Nesse caso, como as hipóteses que permitem identificação não geram restrições nas formas reduzidas, não se consegue chegar, através delas, a um modelo parcimonioso. Ademais, já que não partimos de um modelo econômico, nada há que justifique a especificação da forma reduzida adotada. É necessário, então, adotarmos um procedimento de estimação que dê tratamento probabilístico à incerteza quanto à especificação da forma reduzida e resolva o problema de falta de parcimônia.

O procedimento de estimação, utilizado neste trabalho, é semelhante ao proposto em Doan, Litterman e Sims (1984), e permite lidar com os problemas de falta de parcimônia e incerteza com relação à especificação da forma reduzida.

1 A série de dados para a taxa de juros foi obtida adotando-se os seguintes procedimentos: a) para as taxas de fevereiro de 1971 a novembro de 1983 utilizou-se a média mensal das taxas tomadas a 360 dias de prazo fornecidas pelo Banco Central; e b) para as de dezembro de 1983 a dezembro de 1985 utilizou-se a média mensal das taxas de juros das financeiras fornecidas pela revista *Exame* a 180 dias de prazo. O saldo dos meios de pagamento, dos títulos da dívida pública e dos depósitos das cadernetas de poupança referem-se aos saldos observados no último dia do mês e foram coletados dos Boletins do Banco Central e da revista *Conjuntura Econômica*. O índice de emprego na indústria foi extraído das *Estatísticas Históricas do Brasil*, do IBGE.

2 Esta transformação torna o modelo, para cada variável, mais próximo de um modelo univariado linear com termo de erro aditivo. Como se verá mais adiante, estes modelos são mais consistentes com as distribuições *a priori* adotadas neste artigo.

3 Na dessazonalização do IGP e de MI foi utilizado um modelo univariado que decompõe as séries nos seguintes componentes [ver a esse respeito Harvey (1984)]: nível, ciclo e fatores sazonais. Para as demais variáveis utilizou-se o procedimento X11, do Bureau of the Census do Departamento de Comércio dos Estados Unidos, com fatores sazonais aditivos e conforme a versão adotada pelo pacote estatístico SAS.

2 — A relação entre as ARV e os modelos econométricos convencionais

As diferenças básicas entre as ARV e os modelos econométricos convencionais podem ser resumidas em dois aspectos principais: nas ARV, as variáveis que refletem escolhas de política econômica são consideradas endógenas (predeterminadas, em modelos econométricos convencionais) e evita-se a construção de histórias comportamentais sob cada equação do modelo, histórias estas que em geral não advêm de uma sólida teoria econômica dinâmica. As equações de uma ARV são formas reduzidas, estimadas sem restrições, tratando todas as variáveis como endógenas. Uma exposição detalhada das semelhanças e das diferenças entre as ARV e os modelos econométricos convencionais pode ser encontrada em Sims (1980 e 1982). A técnica de modelagem ARV, quando acoplada ao procedimento bayesiano de estimação adotado — que na literatura tem sido denominada de Auto-Regressão Vetorial Bayesiana (BVAR) —, tem a vantagem de permitir lidar com os problemas gerados pela incerteza com relação à especificação do modelo e a falta de parcimônia. Quando se utilizam procedimentos clássicos de estimação estes problemas permanecem.

A seguir, procuraremos exemplificar a estratégia de modelagem das ARV.

Suponhamos que a economia esteja sujeita a “choques”, que têm origens comportamentalmente distintas, e que os diversos choques possíveis sejam representados por um vetor de choques, $e(t)$. Alguns dos elementos de $e(t)$ representam mudanças aleatórias de política econômica. Admitamos, ainda, que o sistema de equações “estruturais” que relaciona o vetor de dados observados, $Y(t)$, a valores correntes e passados dos “choques” seja dado por:

$$\sum_{s=0}^{\infty} A(s) Y(t-s) = \sum_{s=0}^{\infty} B(s) e(t-s) \quad (1)$$

onde $e(t)$ é independente serialmente.

O modelo ARV para os dados (vetor Y) tem a seguinte forma:

$$Y(t) = \sum_{s=1}^{\infty} C(s) Y(t-s) + n(t) \quad (2)$$

onde $n(t)$ é o erro um passo à frente na previsão de $Y(t)$.

As equações (2) são uma possível forma reduzida do modelo estrutural considerado. Isto é tão mais verdade caso não desejemos colocar restrições nas equações estruturais acima (pois não estamos certos de que a teoria econômica nos indique restrições que sejam confiáveis), que impliquem restrições na “forma reduzida” do modelo estrutural, e tratemos todas as variáveis do modelo como endógenas.

Uma maneira de se imporem restrições nas formas estruturais, que não impliquem restrições nas formas reduzidas e permitam obter o impacto das alterações aleatórias na política econômica, é fazê-lo apenas em $A(0)$, $B(0)$ e $\text{var}(e(t))$ [ver, por exemplo, Sims (1986)]. Uma descrição de um dos conjuntos possíveis destes tipos de restrições pode ser vista na seção seguinte.

3 — A análise do impacto de políticas governamentais em ARV

Críticas ao uso da Auto-Regressão Vetorial na análise de efeitos de políticas econômicas têm sido feitas por Sargent (1979 e 1984) e, mais recentemente, por Leamer (1985). Há duas versões da argumentação contrária ao uso de modelos ARV na análise dos impactos de diferentes políticas econômicas.

A primeira parte da constatação de que tais modelos nada mais são do que uma descrição sumária dos dados históricos baseada em correlações observadas na amostra. Embora esta descrição dos dados possa ser extrapolada em previsões úteis, admitir que possam ser base para projeção dos efeitos de diferentes escolhas de política implica uma confusão entre correlação e causalidade.

A segunda versão, baseada em Sargent (1984), critica a maneira como variáveis de política são introduzidas nos modelos ARV. As variáveis de política econômica são incorporadas nestes modelos de maneira simétrica (quando comparadas às demais variáveis do modelo) tratando todas as variáveis como aleatórias. A decisão sobre determinada política não é aleatória mas em geral envolve uma única escolha e, portanto, pode ser considerada, pelo implementador da política, de caráter determinístico.

A primeira crítica é correta, pois análises de políticas não podem ser feitas sem que hipóteses de identificação de seus impactos sejam adotadas. A forma como variáveis de política entram nas ARV pode ser justificada por uma visão diferente de como políticas econômicas são implementadas. Para Sims (1985), a política macroeconômica é determinada por um processo político no qual grupos com diferentes conhecimentos e objetivos tentam influenciar as decisões de política. O público, de uma maneira geral, não conhece com certeza a identidade, os objetivos e a força política dos diferentes grupos. Portanto, este desconhecimento pode tornar a previsão de políticas algo incerto.

Segundo Sims (1986), quando adequadamente interpretadas, ambas as críticas estão corretas. Não é possível utilizarmos um modelo estatístico para analisar uma política econômica sem irmos além das correlações e fazermos uma interpretação econômica das mesmas. Uma tal interpretação é o que os econométricos chamam de identificação do modelo.

A maneira mais simples de se conseguir identificação em modelos ARV, que permita a análise de efeitos de políticas alternativas, é supor que alterações de política possam ser identificadas com os resíduos em alguma (ou mais de uma) equação do modelo na forma reduzida. Neste caso, projeções de política podem ser feitas de forma convencional: eliminando-se as equações que determinam as variáveis de política e utilizando-se as demais equações (supondo que os resíduos de cada equação sejam iguais a zero) para se projetar o valor das demais variáveis.

Existe, no entanto, uma maneira alternativa de se obter a identificação de efeitos de política, que possui a vantagem de não ser tão restritiva quanto a anterior, a qual é explicada a seguir. Uma explicação mais detalhada desta maneira alternativa de se identificarem impactos de política econômica pode ser vista em Sims (1986).

Retomando a nossa descrição da economia da seção anterior — equações (1) e (2) — e aplicando-se o operador esperança matemática, condicional aos dados amostrais até $t - 1$ e denotado por $E_{t-1}(\cdot)$, a cada lado da equação (1), obtemos, após algum “algebrismo”: $A(0)(Y(t) - E_{t-1}Y(t)) = B(0)e(t)$.

Como, por hipótese, $n(t) = Y(t) - E_{t-1}Y(t)$, então:

$$A(0)n(t) = B(0)e(t) \quad (3)$$

A imposição de restrições em $A(0)$, $B(0)$ e Ω ($\Omega = \text{var}(e(t))$) não implica restrições nos coeficientes do modelo ARV para Y . Assim, podemos utilizar o referido modelo para estimar o vetor $n(t)$ no período amostral e colocarmos restrições em $A(0)$, $B(0)$ e Ω que permitam a estimação de $A(0)$, $B(0)$ e Ω . Essa estimação é feita utilizando-se cada elemento do vetor $n(t)$ como uma variável distinta, passando então $n(t)$, $t = 1, 2, \dots, T$, a ser o nosso conjunto de dados.⁴ Por exemplo, se supomos que $B(0) = I$, então o sistema de equações (3) é idêntico a um sistema de equações simultâneas convencional. Neste caso, as condições de ordem e posto, que garantem a identificação dos parâmetros das equações estruturais, também são aplicáveis aqui.

A partir do conjunto de equações (2) podemos obter a matriz de respostas de $Y(t)$ a impulsos, $G(s)$, que satisfaz às seguintes equações:

$$Y(t) = \sum_{s=0}^m G(s)n(t-s) + H(m)Y(t-m) \quad (3')$$

onde a seqüência G não depende de m .

Como a partir de (3) obtemos que $n(t) = A(0)^{-1}B(0)e(t)$, podemos substituir, em (3'), $n(t-s)$ por $A(0)^{-1}B(0)e(t-s)$ e obter o impacto em $Y(t)$ de alterações de política econômica (identificadas como valores diferentes de zero para alguns dos componentes do vetor $e(t-s)$, $m \geq s \geq 0$).

Em ARV têm sido utilizadas as hipóteses — que também serão consideradas neste artigo — de que Ω é diagonal, que $B(0) = I$ e que a matriz $A(0)$ é triangular inferior. Note-se que neste caso podemos identificar os parâmetros contidos em $A(0)$, pois caímos num modelo recursivo.

⁴ A teoria convencional da distribuição assintótica aplica-se sem nenhuma modificação aos estimadores, de dois estágios, construídos a partir de (3). Isto se deve ao fato de a verossimilhança apresentar uma matriz de informação que é bloco diagonal [ver, por exemplo, Durbin (1970)].

4 — O procedimento bayesiano de estimação das ARV

Como mencionado na introdução, a forma de se obter uma “parametrização parcimoniosa”, utilizando-se os métodos convencionais de desenvolvimento de modelos de probabilidade para séries de tempo econométricas, é criticável por ser arbitrária e não partir do conhecimento *a priori* sobre a verdadeira estrutura dos modelos. Além do mais, tais métodos não são confiáveis porque não dão tratamento probabilístico à incerteza gerada pelo conhecimento inexato da verdadeira especificação do modelo. O procedimento de estimação descrito a seguir, e proposto em Doan, Litterman e Sims (1984), permite lidar com esta incerteza e dar uma solução mais satisfatória para o problema de estimação de um número excessivo de parâmetros, em geral presente em modelos ARV.

Seja Y o vetor que contém toda a informação amostral, seja α o vetor de coeficientes de cada equação e seja $p(y/\alpha)$ o modelo para os dados, na forma de uma função de densidade para y condicionada por α .

No procedimento convencional de “parametrização parcimoniosa” um subespaço do espaço de possíveis valores para α é escolhido, judiciosamente, como se fosse o espaço de parâmetros. Como exemplo podemos citar a omissão de variáveis ou redução no número de defasagens com que certas variáveis entram do lado direito de certas equações. Estes procedimentos correspondem à fixação em zero dos valores de certos elementos do vetor α .

No procedimento adotado partimos de um espaço de parâmetros maior indexado por α e o reduzimos para um espaço menor indexado por x , que é um vetor de parâmetros de *prioris* (maiores informações sobre o vetor x são fornecidas a seguir e na Seção 6). Esta redução do espaço de parâmetros — que, como se verá, é diferente da convencional — é que nos permite uma “parametrização parcimoniosa”. Além disso, a maneira como as *prioris* são parametrizadas é escolhida de forma criteriosa para representar a nossa ignorância a respeito do verdadeiro modelo gerador dos dados. A parametrização é feita de forma a permitir a convergência destes modelos para modelos diferentes quando os parâmetros das *prioris* convergem para certas regiões do seu espaço de valores possíveis (a parametrização de *prioris* utilizada será apresentada na Seção 6). A descrição do método de estimação adotado é feita a seguir.

Na formulação bayesiana convencional, dado um modelo para os dados, na forma de uma função de densidade para y condicionada por α , $p(y/\alpha)$, a função de densidade conjunta de y e α é obtida multiplicando-se $p(y/\alpha)$ por $q(\alpha)$, onde $q(\alpha)$ é a densidade *a priori* para α . A função de verossimilhança é calculada utilizando-se os valores observados de y e a distribuição *a posteriori* de α é obtida aplicando-se a Regra de Bayes.

No método de estimação proposto neste artigo é introduzido um outro nível de parametrização: a distribuição *a priori* para o coeficiente α é condicionada por um novo conjunto de parâmetros x , e $q_1(\alpha/x)$ representa a distribuição *a priori* de α condicionada pelo vetor de parâmetros x . Suponhamos que não estamos seguros a respeito dos valores verdadeiros dos diversos componentes de x e que a nossa intuição sobre estes valores é representada

pela distribuição *a priori* de x , que denominamos $h(x)$. Então a nossa distribuição *a priori* para α é, na verdade, uma média ponderada das f.d.p. na forma $q_1(\alpha/x)$, onde os pesos são dados por $h(x)$, e $q(\alpha)$ é obtida através da seguinte integração:

$$q(\alpha) = \int_{-\infty}^{+\infty} q_1(\alpha/x) h(x) dx$$

Podemos, evidentemente, realizar esta integração e obter a distribuição *a posteriori* para α conforme descrito acima. No entanto, o método de estimação a ser exposto fica mais explícito utilizando-se a seguinte descrição alternativa, onde fazemos uso da hipótese de que $h(x)$ é difusa na região relevante:

Seja $k(y, \alpha/x)$, $k(y, \alpha/x) = p(y/\alpha) \cdot q_1(\alpha/x)$, a função densidade conjunta de y e α condicionada por x . Se integrarmos $p(y/\alpha) \cdot q_1(\alpha/x)$, em relação a α , obtemos a distribuição marginal de y dado x , $m(y/x)$. Para determinada amostra, $m(y/x)$ tem o mesmo papel formal de uma verossimilhança. A distribuição *a posteriori* de x , $n(x/y)$, pode ser obtida pelo modo convencional descrito anteriormente e:

$$n(x/y) = m(y/x) h(x) / \left[\int_{-\infty}^{+\infty} m(y/x) h(x) dx \right]$$

Se a densidade *a priori* de x , $h(x)$, é difusa, na região onde $m(y/x)$ assume seus maiores valores, a função densidade de probabilidade *a posteriori* de x , $n(x/y)$, será aproximadamente proporcional a $m(y/x)$. Isto é verdade mesmo sem se especificar mais detalhadamente a distribuição *a priori* de x . Neste caso, ao inferir os valores mais prováveis de x , estaremos adotando um método de estimação equivalente ao procedimento clássico de se estimarem parâmetros a partir dos dados amostrais. A distribuição marginal de y dado x , $m(y/x)$, é, no caso, a verossimilhança. Não estamos, no entanto, interessados em x mas sim em α . Seja $f(\alpha/y, x)$ a distribuição *a posteriori* de α dado x . Então $f(\alpha/y, x) = k(y, \alpha/x) / m(y/x)$ e a distribuição *a posteriori* de α , $g_2(\alpha/y)$, é obtida através da seguinte integração:

$$g_2(\alpha/y) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(\alpha/y, x) n(x/y) dx$$

A distribuição *a posteriori* de α , portanto, é uma média ponderada das distribuições *a posteriori* de α , obtidas fixando-se valores diferentes para x , onde o peso é dado pela distribuição *a posteriori* de x . Note-se, no entanto, que, se a densidade *a priori* de x é difusa, na região relevante, o peso dado a cada *a posteriori* de α , condicionada por x , é aproximadamente proporcional a $m(y/x)$. Isto porque, neste caso, a distribuição *a posteriori* de x é proporcional a $m(y/x)$.

O procedimento descrito, que implica a obtenção da distribuição *a posteriori* de α através da ponderação de $f(\alpha/y, x)$ por $m(y/x)$, não tem sido utilizado pelos postulantes do método bayesiano descrito. Na verdade, a moda da distribuição *a posteriori* de α , condicionada pelo valor de x que maximiza $m(y/x)$, tem sido utilizada como uma "estimativa" do vetor α . Este método simplificado de se obter α é aproximadamente igual ao método descrito apenas em um caso especial: quando $m(y/x)$ assume valores elevados em uma pequena região P , do espaço de valores possíveis para o vetor x , e assume valores pequenos nas demais regiões, e quando a distribuição *a posteriori* de α condicionada por y e x é a mesma para quaisquer valores de x pertencentes a P .

No presente trabalho utilizamos as estimativas de α , obtidas considerando-se esta versão simplificada do método bayesiano exposto. Maiores detalhes são fornecidos na Seção 7.

5 — O modelo probabilístico

O procedimento de estimação que será apresentado com detalhes a seguir é similar ao sugerido em Litterman (1980, 1981 e 1982), Sims (1980 e 1982) e Doan, Litterman e Sims (1984).

O modelo foi estimado equação por equação e, portanto, não como um sistema de equações. O método de mínimos quadrados ordinários, quando aplicado equação por equação, é assintoticamente eficiente nas estimativas dos coeficientes das equações de Auto-Regressões Vetoriais estimadas sem restrições. Isto porque as mesmas variáveis aparecem do lado direito de cada equação. No entanto, quando se usa o procedimento bayesiano adotado — que implica restrições nas ARV — a moda da *posteriori* não é corretamente obtida por métodos de estimação equação por equação. Por exemplo, mesmo quando as *prioris* são normais e independentes entre equações, o procedimento só funciona quando as matrizes de covariância das *prioris* são o mesmo múltiplo da variância dos termos de erro de cada equação. A inexistência de pacotes estatísticos disponíveis, que nos permitissem a estimação conjunta utilizando *prioris*, impediu a utilização destes métodos de estimação.

Foi estimada uma ARV com tendência local no qual o modelo, para cada uma das seis variáveis endógenas ($Y_i(t)$; $i = 1, 2, \dots, 6$), pode ser representado pelo seguinte sistema de equações,

$$Y_i(t) = \mu_i(t) + \sum_{j=1}^6 \sum_{k=1}^6 C_{ij}(t, k) Y_j(t-k) + u_i(t)$$

e:

$$\begin{aligned} \mu_i(t) &= \mu_i(t-1) + \beta_i(t-1) + w_{1i}(t) \\ \beta_i(t) &= \beta_i(t-1) + w_{2i}(t) \\ C_{ij}(t, k) &= C_{ij}(t-1, k) + \delta_{ij}(t, k) \quad \begin{array}{l} k = 1, 2, \dots, 6 \\ j = 1, 2, \dots, 6 \end{array} \end{aligned}$$

A segunda e terceira equações permitem a modelagem da tendência local [para uma explicação deste tipo de tendência ver Harvey (1984)]. Os coeficientes das variáveis defasadas são modelados segundo um passeio aleatório.

É conveniente adotar uma notação matricial que facilite a exposição da metodologia usada.

Seja:

$$\begin{aligned}\alpha_i(t) &\equiv (\mu_i(t), \beta_i(t), \{C_{i1}(t, k)\}_{k=1}^6, \{C_{i2}(t, k)\}_{k=1}^6, \dots, \{C_{i6}(t, k)\}_{k=1}^6) \\ z(t) &\equiv (1, 0, \{Y_1(t-k)\}_{k=1}^6, \{Y_2(t-k)\}_{k=1}^6, \dots, \{Y_6(t-k)\}_{k=1}^6) \\ e_i &\equiv (w_{1i}(t), w_{2i}(t), \{\delta_{i1}(t, k)\}_{k=1}^6, \{\delta_{i2}(t, k)\}_{k=1}^6, \dots, \{\delta_{i6}(t, k)\}_{k=1}^6)\end{aligned}$$

$$T = \text{diag}(T_1, T_2), \text{ com } T_1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \text{ e } T_2 = I$$

O modelo acima, para cada variável i , pode ser então descrito pelo seguinte conjunto de equações:

$$Y_i(t) = z(t) \alpha_i(t) + u_i(t)$$

$$\alpha_i(t) = T \alpha_i(t-1) + e_i(t)$$

Esta representação do modelo é também conhecida na literatura como representação em espaço de estado.

As seguintes hipóteses adicionais são convencionalmente feitas: os erros $u_i(t)$ e $e_i(t)$ são serialmente não correlacionados; $u_i(t)$ e $e_i(t)$ não são correlacionados em qualquer período t ; e $u_i(t)$ e $e_i(t)$ não são correlacionados com $\alpha_i(0)$. Além disso, seja $u_i(t) \sim N(0, \sigma_i^2)$, $e_i(t) \sim N(0, V_i)$ e $\alpha_i(t)/t \sim N[\bar{\alpha}_i(t), \Omega_i(t)]$. Utilizamos aqui e nas próximas páginas a seguinte notação: $\alpha_i(t)/t$ é a distribuição de $\alpha_i(t)$ condicionada por toda informação amostral disponível até o período t . Então:

$$\alpha_i(t+1)/t, \alpha_i(t) \sim N[T\alpha_i(t), V_i] \quad (6)$$

$$Y_i(t+1)/t, \alpha_i(t+1) \sim N[z(t+1)\alpha_i(t+1), \sigma_i^2] \quad (7)$$

Note-se que estamos utilizando a seguinte notação: $\alpha_i(t+1)/t, \alpha_i(t)$ é a distribuição de $\alpha_i(t+1)$ condicionada por dados até t e por $\alpha_i(t)$.

As distribuições condicionais acima determinam a distribuição normal conjunta de $Y_i(t+1)$, $\alpha_i(t+1)$, e $\alpha_i(t)$ condicionada por dados até o período t . O filtro de Kalman é um conjunto de recursões que permite — utilizando-se esta distribuição conjunta — obter-se a distribuição marginal de $\alpha_i(t+1)$ utilizando dados amostrais até $t+1$ [ver Harvey (1981)].

Para utilizarmos o filtro de Kalman, em sua versão mais conhecida, a partir de $t = 1$ (primeiro período amostral), precisamos de:

$$\alpha_i(0) / 0 \sim N [\hat{\alpha}_i(0), \Omega_i(0)]$$

(a distribuição *a priori* de $\alpha_i(0)$)

$$\alpha_i(1) / 0, \alpha_i(0) \sim N [T \alpha_i(0), V_i]$$

e:

$$Y_i(1) / 0, \alpha_i(1) \sim N [z(1) \alpha_i(1), \sigma_i^2]$$

É na determinação da distribuição *a priori* para $\alpha_i(0)$, $\alpha_i(0) / 0$, e das distribuições condicionais $\alpha_i(1) / 0, \alpha_i(0)$ e $Y_i(1) / 0, \alpha_i(1)$ que se adota a parametrização de *prioris* mencionada na seção anterior. As duas últimas distribuições condicionais ficam completamente definidas quando as matrizes V_i e σ_i , respectivamente, são conhecidas. No procedimento de parametrização de *prioris* adotado a seguir, V_i é considerada uma matriz diagonal, e tanto os elementos de sua diagonal quanto σ_i são considerados parâmetros com distribuição *priori* difusa.

O modelo probabilístico e o vetor de parâmetros X^5 (que inclui os parâmetros necessários à completa especificação da distribuição *a priori* para $\alpha_i(0)$, da matriz V_i e de σ_i) determinam a distribuição conjunta de $Y_i(1)$, $\alpha_i(1)$ e $\alpha_i(0)$ condicionada por dados até $t = 0$ e a X (há dados amostrais disponíveis a partir de $t = 1$).

Começando com $\alpha_i(1) / 1, X$, o filtro de Kalman pode ser utilizado, recursivamente, para se obter $\alpha_i(t) / t, X$ e, dados V_i e σ_i — que são ambos determinados por elementos do vetor X e, por hipótese, não variam no tempo —, obter-se a distribuição conjunta de $\alpha_i(t)$, $\alpha_i(t + 1)$ e $Y_i(t + 1)$ condicionada por dados até t e pelo vetor de parâmetros X .

6 — A parametrização adotada

6.1 — Parametrização da distribuição *a priori* de $\alpha_i(0)$

Foram utilizadas *prioris* potencialmente não difusas, cada uma com distribuição normal e independentes entre si, para cada elemento de $\alpha_i(0)$ (ou seja, para cada coeficiente de cada equação i). Quase todas as *prioris* têm média zero. Estas médias são, portanto, consideradas “conhecidas” e não são tratadas como parâmetros a serem “estimados”. A única exceção é a média

⁵ Para simplificar, no que se segue, não utilizaremos o subscrito i para o vetor X .

de *priori* para $C_{ij}(0, 1)$, quando $i = j$, que será considerada um parâmetro ($x_i(1)$). Em outras palavras, as médias das *prioris* — em $t = 0$ — de todos os coeficientes são iguais a zero com exceção da média igual a $x_i(1)$ para o coeficiente da variável dependente com uma defasagem.

Quanto a $\Omega_i(0)$ — considerada uma matriz diagonal —, em cuja diagonal estão localizadas as variâncias das *prioris* de cada elemento de $\alpha_i(0)$, adotou-se a seguinte parametrização:

a) as variâncias de $\mu_i(0)$ e de $\beta_i(0)$ ($x_i(2)$ e $x_i(3)$) são consideradas parâmetros a serem estimados; e

b) para os coeficientes de *lags* das seis variáveis utilizadas, $\text{var}(C_{ij}(0, k)) = x_i(j+3) / [k^{x_i(10)}]$, $i = 1, \dots, 6$, $j = 1, \dots, 6$, $k = 1, \dots, 6$ e os $x_i(j)$ ($j = 4, \dots, 10$) são parâmetros a serem estimados.

6.2 — Parametrização de V_i

Quanto a V_i , a matriz de variância e covariância de $e_i(t)$ (que por hipótese é diagonal e não depende de t), adotou-se o seguinte procedimento:

a) a variância de w_{i1} e de w_{i2} ($x_i(11)$ e $x_i(12)$) são parâmetros a serem estimados; e

b) $\text{var}(\delta_{ij}(0, k)) = x_i(13) * \text{var}(C_{ij}(0, k))$, se $i \neq j$, e $\text{var}(\delta_{ij}(0, k)) = x_i(14) * \text{var}(C_{ij}(0, k))$, se $i = j$, onde $x_i(13)$ e $x_i(14)$ são também parâmetros a serem estimados.

Note-se que, na parametrização acima, quanto mais próxima de zero for a $\text{var}(C_{ij}(0, k))$, mais próximo o coeficiente $C_{ij}(t, k)$ será de zero se $i \neq j$, ou de $x_i(1)$ se $i = j$. Então, no limite, à medida que as variâncias das distribuições *a priori* em $t = 0$ — dos coeficientes das variáveis defasadas — se aproximam de zero, o modelo para cada variável i se aproxima do seguinte modelo univariado:

$$Y_i(t) = \mu_i(t) + x_i(1) Y_i(t-1) + u_i(t)$$

e:

$$\mu_i(t) = \mu_i(t-1) + \beta_i(t-1) + w_{i1}(t)$$

$$\beta_i(t) = \beta_i(t-1) + w_{i2}(t)$$

ou, desde que $x_i(1) = 0$, aproxima-se de um modelo univariado com tendência local.

Desta forma os parâmetros $x_i(4)$, $x_i(5)$, ..., $x_i(9)$ permitem a exclusão (parcial ou total) de variáveis do modelo multivariado para cada variável endógena. De forma similar, o parâmetro $x_i(10)$, ao reduzir $\text{var}(C_{ij}(0, k))$, para $k > 1$, é um parâmetro que permite a exclusão (parcial ou total) de variáveis com defasagens maiores do que um.

Se, além das restrições acima, adicionamos as restrições $x_i(2) = x_i(3) = x_i(11) = x_i(12) = 0$ — o que equivale à eliminação da tendência local — e alteramos a restrição em $x_i(1)$ para $x_i(1) = 1,0$, então o modelo para cada variável i é dado por:

$$Y_i(t) = Y_i(t-1) + u_i(t)$$

ou seja, cada variável segue um passeio aleatório.

7 — O procedimento de estimação

Dado o modelo probabilístico — definido na seção anterior — e o vetor de parâmetros X ,⁶ das *prioris*, a distribuição conjunta de $Y_i(t+1)$, $\alpha_i(t+1)$ e $\alpha_i(t)$, condicionada a dados até t e a X , pode ser obtida utilizando-se o filtro de Kalman. Esta mesma distribuição conjunta pode ser marginalizada para que se obtenha a distribuição de $Y_i(t+1)$ condicionada a dados até t e a X .

Mais especificamente:

$$Y_i(t+1) / t, X \sim N[z(t+1) T \hat{\alpha}_i(t), s_i^2(t+1)]$$

onde: $s_i^2(t+1) \equiv z(t+1) [T \Omega_i(t) T' + V_i] z'(t+1) + \sigma_i^2$ é a variância do erro um passo à frente na previsão de $Y_i(t+1)$; e $\hat{\alpha}_i(t)$ e $s_i^2(t+1)$ são funções de X (para evitar confusões de notação não foi explicitada a dependência em relação a X).

Seja $n_i(t+1, X)$ o erro um passo à frente na previsão de $Y_i(t+1)$, condicionada por X e dados até t . Então:

$$n_i(t+1, X) \equiv Y_i(t+1) - z(t+1) T \hat{\alpha}_i(t)$$

O log da função densidade de probabilidade acima, ignorando o termo constante, é igual a:

$$- 0,5 (\log s_i^2(t+1) + n_i^2(t+1, X) / s_i^2(t+1))$$

e o log da verossimilhança da amostra é a soma para todo t pertencente à amostra do termo acima. A verossimilhança pode ser concentrada em relação a σ_i^2 e maximizada, numericamente, em relação ao vetor de parâmetros X com o elemento correspondente a σ_i fixado em 1. A concentração da verossimilhança é conveniente porque permite reduzir o número de parâmetros que desejamos estimar diretamente.

⁶ Para simplificar, no que se segue, omitiremos novamente o subscrito i para o vetor X .

Foi então utilizada a versão do filtro de Kalman, na qual não é necessário o conhecimento de σ_v para obtermos $n_i(t, X)$ para todo t pertencente à amostra.

A maximização numérica da verossimilhança, em modelos do tipo considerado neste artigo, é bastante complicada pela presença de máximos locais, de regiões no espaço de possíveis valores para os parâmetros onde estes não são identificáveis e pelo elevado custo de computação do valor da função.

Estes problemas tornam importante a escolha criteriosa dos valores iniciais para os parâmetros a partir dos quais se deve iniciar a rotina de maximização numérica. A grande vantagem do modelo multivariado proposto é que é possível se convergir, à medida que os parâmetros convergem para certas regiões do espaço de parâmetros, para alguns modelos univariados (ver seção anterior). Desta maneira, pode-se sempre garantir que os modelos multivariados propostos tenham acurácia de previsão no mínimo igual ao dos modelos univariados para os quais pode convergir.

É também interessante dispor-se de uma medida da acurácia da previsão em pontos diferentes do espaço dos parâmetros — que seja independente da estrutura do modelo —, para que se tenha uma idéia do ganho em termos da capacidade preditiva do modelo multivariado *vis-à-vis* outros modelos disponíveis.

Devido aos problemas supramencionados decidimos, ao invés da verossimilhança, utilizar a estatística Theil-U. Fizemos uso, então, de uma rotina numérica para minimizar o Theil-U em relação ao vetor de parâmetros X . O α_i estimado deve ser interpretado como estando condicionado a este X escolhido.

A estatística Theil-U é igual a:

$$\sqrt{\frac{\sum_{t=1}^T n_i^2(t, X)}{\sum_{t=1}^T n_{in}^2(t)}}$$

onde $n_m(t)$ é erro um passo à frente na previsão da variável $Y_t(t)$, do modelo univariado onde cada variável segue um passeio aleatório (ver seção anterior). Note-se que minimizar o Theil-U é o mesmo que maximizar a verossimilhança definida acima, substituindo-se $s_i(t)$ pelo número 1. Em outras palavras, tanto a verossimilhança quanto o Theil-U consistem fundamentalmente em uma média ponderada de erros um passo à frente: apenas os pesos utilizados no cálculo da média são diferentes.

O procedimento de estimação utilizando-se a estatística Theil-U é similar ao descrito na Seção 4: escolhe-se a *posteriori* associada ao vetor de parâmetros X , que dá o maior valor para $m(y/x)$.

8 — Os parâmetros de *priori* estimados e o desempenho preditivo do modelo

Na Tabela 1 encontram-se os valores estimados dos parâmetros de *priori*, segundo a parametrização mencionada na Seção 5. A rotina numérica de otimização foi iniciada a partir de valores estimados para os parâmetros —

utilizou-se um conjunto de parâmetros diferentes para cada equação —, especificando-se, para cada variável, um modelo univariado com tendência local (utilizamos o pacote estatístico SMS).

Na Tabela 2 é feita uma comparação entre o desempenho do modelo multivariado proposto neste artigo (denominado ARV bayesiana), uma ARV “clássica”, um univariado “clássico” e um univariado com tendência local.

No caso de uma ARV “clássica” define-se o seguinte modelo para cada variável i :

$$Y_i(t) = \mu_i + \sum_{j=1}^6 \sum_{k=1}^6 C_{ij}(k) Y_j(t-k) + u_i(t)$$

Definimos como univariado “clássico” o seguinte modelo para cada variável i :

$$Y_i(t) = \mu_i + \sum_{k=1} C_i(k) Y_i(t-k) + u_i(t)$$

Os modelos denominados “clássicos” foram estimados utilizando-se procedimentos de estimação clássicos aplicados a cada equação em separado. Não se utilizaram métodos bayesianos de estimação.

O modelo multivariado proposto apresenta Theil-U inferiores a todos os outros modelos alternativos testados. O Theil-U é a nossa medida de acurácia de previsão. Deste modo, o modelo multivariado estimado é o que apresenta melhor desempenho preditivo.

TABELA 1
Parâmetros de priori “estimados”

Modelo/Parâmetro	IGP	M1	Juros	Emprego	Dívida	Poupança	
Média <i>priori</i> (1.º lag variável endógena)							
$X(1)$	2,305E-01	6,859E-01	1,753E-01	4,179E-00	8,631E-05	8,419E-05	
Matriz $\Omega(3)$ Parâmetros de exclusão de variáveis							
Nível	$X(2)$	1,000E+05	1,079E+05	9,763E+01	1,005E+05	1,045E-04	1,008E+05
Taxa	$X(3)$	2,065E+11	8,297E+04	5,223E+01	1,193E+11	2,823E-09	3,784E+04
IGP	$X(4)$	9,673E-02	7,361E+02	2,101E-06	3,282E-05	1,533E+02	5,816E-03
M1	$X(5)$	1,372E-03	7,066E-04	2,629E-05	2,153E-04	5,280E-03	5,137E-03
Juros	$X(6)$	1,841E-07	7,508E+03	8,579E-04	1,128E-09	5,646E-02	1,444E-07
Emprego	$X(7)$	2,894E-03	4,632E-02	1,687E+00	1,453E-05	7,527E-06	5,441E-03
Dívida	$X(8)$	5,877E-06	1,123E+02	4,505E+05	1,004E-05	1,041E-07	9,299E-08
Poupança	$X(9)$	1,413E-05	1,840E-01	1,046E+00	1,368E-05	2,870E-11	1,858E-05
Parâmetros de exclusão de lags							
$X(10)$	2,015E+00	2,998E+02	4,524E+01	8,599E-02	1,679E+00	1,376E-03	
Matriz V							
Nível	$X(11)$	1,580E-04	9,706E+00	3,204E+03	1,403E-01	3,383E-02	3,039E-06
Taxa	$X(12)$	1,909E-06	2,417E+13	1,347E-04	3,268E-10	2,207E-09	8,015E-06
	$X(13)$	1,757E-02	5,649E-01	5,397E-01	7,751E-01	5,303E-06	4,331E-06
	$X(14)$	1,439E-05	1,641E+02	3,068E-04	6,021E-04	6,090E-01	4,809E-01

TABELA 2

Theil-U

(Um passo à frente)

Variáveis	ARV clássica	ARV bayesiana	Univariado clássico	Univariado (tendência local)
IGP	2,01	0,88	0,94	0,90
M1	0,81	0,50	0,62	0,57
Juros	1,63	1,00	1,37	1,00
Emprego	1,57	0,80	0,90	0,81
Dívida	1,97	0,72	1,11	0,77
Poupança	1,41	0,73	0,82	0,75

Para algumas variáveis, o Theil-U do modelo multivariado bayesiano se aproxima do Theil-U do modelo univariado com tendência local. Isto, no entanto, não significa que a tendência local do modelo multivariado bayesiano seja o componente mais importante do modelo.

Na Tabela 3 são apresentadas as estimativas do nível ($\mu_i(t)$) e o valor de cada variável ($\alpha_i(t)$ $z(t)$) em dezembro de 1985 (último dado amostral disponível), utilizando-se toda a informação amostral (isto é, utilizando-se os coeficientes suavizados). Como se pode ver, com exceção da taxa de juros, o nível de cada variável ($\mu_i(t)$) é apenas uma pequena parcela do seu valor estimado.

TABELA 3

*Valor estimado das variáveis e do nível em dezembro de 1985 **

Variáveis	(Nível) $\mu_i(85)$	Valor estimado $\alpha_i(85) \cdot z(85)$
IGP	3,77	13,36
M1	2,70	10,50
Juros	9,54	12,11
Emprego	-0,19	0,77
Dívida	-4,11	13,27
Poupança	3,30	14,96

* No cálculo dos coeficientes das equações foram utilizadas observações amostrais até dezembro de 1985.

9 — A função de resposta a choques

Nesta seção será evidenciada a relação entre o modelo teórico geral para a economia e o modelo probabilístico ajustado aos dados.

Conforme dito na Seção 3, identificamos como política econômica apenas choques nas equações estruturais — conjunto de equações (1) da Seção 2. Existe uma relação entre os erros um passo à frente na previsão das variáveis que compõem o modelo e os erros das equações estruturais:

$$A(0) (Y(t) - E_{t-1}Y(t)) = B(0) e(t)$$

onde:

$$Y(t) \equiv (Y_1(t), Y_2(t), \dots, Y_6(t))'$$

Supondo-se que o modelo empírico nos permite computar $W(t)$, $W(t) \equiv Y(t) - E_{t-1}Y(t)$, que $B(0) = I$, então:

$$A(0) W(t) = e(t)$$

Se adicionamos a hipótese de que $A(0)$ é triangular inferior então caímos num modelo recursivo, podendo $A(0)$ ser estimada. Choques em cada elemento de $e(t)$ implicam um, e somente um, vetor de erros de previsão um passo à frente $W(t)$:

$$W(t) = A(0)^{-1} e(t)$$

Como mencionado anteriormente, choques em alguns dos elementos de $e(t)$ podem ser identificados com alterações de política econômica. No que se segue, mostraremos que choques, no componente de $e(t)$ correspondente a M1, provocam respostas em outras variáveis de forma bastante semelhante ao que se esperaria de uma equação de oferta de moeda.

Seja:

$$\mu(t) \equiv (\mu_1(t), \mu_2(t), \dots, \mu_6(t))'$$

$$D(t, k) \equiv \begin{bmatrix} C_{11}(t, k) & C_{12}(t, k) & \dots & C_{16}(t, k) \\ C_{21}(t, k) & C_{22}(t, k) & \dots & C_{26}(t, k) \\ \cdot & \cdot & & \cdot \\ \cdot & \cdot & & \cdot \\ C_{61}(t, k) & C_{62}(t, k) & \dots & C_{66}(t, k) \end{bmatrix}$$

$$\beta(t) \equiv (\beta_1(t), \beta_2(t), \dots, \beta_6(t))'$$

$$W_1(t) \equiv (w_{11}(t), w_{12}(t), \dots, w_{16}(t))'$$

$$W_2(t) \equiv (w_{21}(t), w_{22}(t), \dots, w_{26}(t))'$$

$$\delta(t, k) \equiv \begin{bmatrix} \delta_{11}(t, k) & \delta_{12}(t, k) & \dots & \delta_{16}(t, k) \\ \delta_{21}(t, k) & \delta_{22}(t, k) & \dots & \delta_{26}(t, k) \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \delta_{61}(t, k) & \delta_{62}(t, k) & \dots & \delta_{66}(t, k) \end{bmatrix}$$

$$u(t) \equiv (u_1(t), u_2(t), \dots, u_6(t))'$$

Então, o nosso modelo para as seis variáveis endógenas pode ser representado utilizando-se a condensação de notação feita acima, pelas seguintes equações:

$$Y(t) = \mu(t) + \sum_{k=1}^6 D(t, k) Y(t-k) + u(t) \quad (8)$$

$$D(t, k) = D(t-1, k) + \delta(t, k) \quad (9)$$

$$\mu(t) = \mu(t-1) + \beta(t-1) + W_1(t) \quad (10)$$

$$\beta(t) = \beta(t-1) + W_2(t) \quad (11)$$

c:

$$W(t) = W_1(t) + \sum_{k=1}^6 \delta(t, k) Y(t, k) + u(t)$$

A matriz de covariância dos erros um passo à frente (Tabela 4) foi estimada a partir dos $W(t)$ obtidos utilizando-se o filtro de Kalman. Devido às dificuldades de computação não utilizamos as restrições impostas pelo modelo estatístico multivariado — equações (8) a (11) — no cálculo da matriz de covariância dos erros um passo à frente.

Na equação (8) (fazendo-se t igual a $t+s$) podemos substituir, recursivamente, os valores defasados de Y e — desconsiderando-se dados amostrais posteriores a $t-1$ na estimação dos coeficientes — obter as seguintes equações:

$$Y(t+s) = \sum_{k=0}^s G(k) u(t+s-k) + E_{t-1} Y(t+s) \quad (8')$$

onde: $G(k) = \sum_{j=1}^k G(k-j) S(j)$, $k \geq 1$; $G(0) = I$; e $S(j) = D(t-1, j)$.

TABELA 4

Matriz de covariância

Variáveis	IGP	M1	Juros	Emprego	Dívida	Poupança
IGP	1,680E+00	4,826E-02	-6,076E-02	-4,145E-02	5,204E-01	-1,815E-01
M1	-4,826E-01	8,620E-02	7,556E-03	-2,589E-03	1,014E-01	1,351E-01
Juros	-6,076E-01	7,556E-03	2,538E-01	2,058E-03	1,648E-01	2,467E-01
Emprego	-4,145E-01	-2,589E-03	-2,058E-03	2,760E-01	-6,975E-02	-1,418E-01
Dívida	-5,204E-01	1,014E-01	1,648E-01	-5,975E-02	1,183E+01	9,382E-01
Poupança	1,815E-01	1,351E-01	2,467E-01	-1,418E-01	9,382E-01	6,870E+00

Matriz de correlação

Variáveis	IGP	M1	Juros	Emprego	Dívida	Poupança
IGP	1,000E+00	-1,264E-01	-9,276E-02	-6,069E-02	-1,174E-01	-5,432E-02
M1	-1,264E-01	1,000E+00	5,109E-02	-1,685E-02	1,013E-01	1,756E-01
Juros	-9,276E-02	5,109E-02	1,000E+00	-7,777E-03	9,591E-02	1,888E-01
Emprego	-6,069E-02	-1,685E-02	-7,777E-03	1,000E+00	-3,893E-02	-1,030E-01
Dívida	-1,174E-01	1,013E-01	9,591E-02	-3,893E-02	1,000E+00	1,047E-01
Poupança	-5,432E-02	1,756E-01	1,888E-01	-1,030E-01	1,047E-01	1,000E+00

Note-se que na representação acima a seqüência de $G(k)s$ não depende de s . O elemento de $G(s)$ na linha i e coluna j , $G_{ij}(s)$, dá a resposta de $Y_i(t+s)$ a um aumento de uma unidade em $u_j(t)$.

Para obtermos a função de resposta a impulsos, admitimos que $u(t) = W(t)$ (desconsiderando, portanto, choques nos coeficientes das equações) e substituímos (8') por:

$$Y(t+s) = \sum_{k=0}^s G(k) A(0)^{-1} e(t+s-k) + E_{t-1} Y(t+s)$$

O elemento de $G(s) A(0)^{-1}$ na linha i e coluna j dá a resposta de $Y_i(t+s)$ a um aumento de uma unidade em $e_j(t)$.

10 — Análise das respostas das variáveis a choques (inovações)

Neste artigo, com exceção da taxa de juros, não foram utilizadas as séries de dados originais e sim suas taxas mensais de variação dessazonalizadas. Uma aproximação para a resposta do logaritmo das séries de dados originais

dessazonalizadas, s passos à frente, a choques — nos diversos componentes de $e(t)$ — pode ser obtida, com exceção da taxa de juros cuja resposta a choques é calculada segundo a equação anterior, por:

$$\sum_{k=0}^{s-1} G(k) A(0)^{-1} e(t)$$

Estas respostas a choques, em cada componente de $e(t)$, isto é, em cada variável que consta do modelo, encontram-se nas Tabelas 5 a 10. Foram utilizados choques iguais a um desvio-padrão⁷ e provenientes de um modelo recursivo onde as variáveis entram na seguinte ordem: Emprego, IGP, Juros, M1, Dívida e Poupança. Para facilitar a visualização dos resultados, as respostas a choques são também apresentadas através dos Gráficos 1 e 2. Cada um dos gráficos pequenos representa a resposta, de 1 a 20 meses à frente, da variável especificada na linha em que o gráfico se encontra, ao choque (inovação) na variável especificada na coluna à qual o gráfico pertence. Os gráficos, localizados em uma mesma linha, foram construídos dentro de uma mesma escala vertical para que as magnitudes das respostas de determinada variável, às inovações em si própria e nas demais, possam ser comparadas.

Como se pode notar, observando-se os Gráficos 1 e 2, um choque na equação correspondente a M1 provoca respostas, em outras variáveis introduzidas no modelo, bastante similares às que se esperaria de um aumento da oferta de moeda: há um incremento no nível geral de preços e um aumento no nível de emprego. O incremento da taxa de juros nominal, que também se observa, é consistente com uma pequena redução na taxa de juros real. Por outro lado, choques em outras variáveis afetam muito pouco o crescimento de M1 (M1, neste caso, se comporta como uma variável exógena), mas apresentam alterações que não são inconsistentes com o que se esperaria de uma oferta de moeda. Por exemplo, choques na taxa de juros nominal estão associados a um incremento de M1. Para uma discussão de testes de exogeneidade, para variáveis macroeconômicas brasileiras, ver Pereira e Mascolo (1988).

O índice geral de preços é pouco afetado por inovações em outras variáveis que constam do modelo. Boa parte de sua flutuação na amostra é explicada por suas próprias inovações. Este resultado é consistente com a tese de que o comportamento dos preços, no Brasil, possui um importante componente inercial [ver a este respeito Lopes (1986), Lopes e Rezende (1981) e Simonsen (1988)]. Deve ser ressaltado, no entanto, que o comportamento observado para o IGP não tem implicações claras de política econômica: inovações

⁷ Note-se que, desconsiderando-se as mudanças nos coeficientes das equações, $u(t) = W(t) = A(0)^{-1} e(t)$. Portanto, existe uma relação entre Σ ($\Sigma = \text{var}(u(t))$) e Ω ($\Omega = \text{var}(e(t))$):

$$\Sigma = A(0)^{-1} \Omega A(0)^{-1}$$

Como $A(0)^{-1}$ é triangular inferior com 1s na diagonal principal, Σ é positiva definida e Ω é diagonal, e como sabemos que qualquer matriz positiva definida e simétrica tem uma única decomposição na forma $L D L'$ (na qual L é triangular inferior com 1s na diagonal principal e D é diagonal) podemos obter Ω através da decomposição de Σ . Calculando-se a matriz Ω podemos obter os desvios-padrão dos diversos componentes do vetor $e(t)$.

TABELA 5

Respostas do IGP 20 passos à frente

Choques/Passos	Emprego	IGP	Juros	M1	Dívida	Poupança
1	-7,8910E-02	1,2970E+00	0,0000E+00	0,0000E+00	0,0000E+00	0,0000E+00
2	-7,7125E-02	1,8123E+00	1,8033E-03	4,1462E-02	-2,0778E-04	1,0297E-03
3	-5,9893E-02	1,8636E+00	5,8413E-03	8,4875E-02	-4,7176E-03	1,4045E-03
4	-7,7151E-02	2,4484E+00	9,9968E-03	1,4274E-01	-1,0423E-02	2,2556E-03
5	-8,0873E-02	2,5648E+00	1,3251E-02	1,9012E-01	-1,6276E-02	8,9797E-04
6	-7,9580E-02	2,6809E+00	1,6323E-02	2,3192E-01	-2,0927E-02	4,4379E-04
7	-8,3302E-02	2,8091E+00	2,0033E-02	2,6596E-01	-2,0475E-02	4,3002E-03
8	-8,4783E-02	2,8907E+00	2,3266E-02	2,9609E-01	-2,1366E-02	5,6517E-03
9	-8,5358E-02	2,9456E+00	2,5593E-02	3,2136E-01	-2,3703E-02	5,6057E-03
10	-8,5537E-02	2,9926E+00	2,7747E-02	3,4176E-01	-2,4610E-02	7,3608E-03
11	-8,7217E-02	3,0250E+00	2,9457E-02	3,5816E-01	-2,5388E-02	8,0654E-03
12	-8,7749E-02	3,0492E+00	3,0721E-02	3,7116E-01	-2,6252E-02	7,9523E-03
13	-8,8293E-02	3,0679E+00	3,1873E-02	3,8150E-01	-2,6802E-02	8,7059E-03
14	-8,8634E-02	3,0813E+00	3,2736E-02	3,8959E-01	-2,7250E-02	9,1421E-03
15	-8,8905E-02	3,0916E+00	3,3388E-02	3,9583E-01	-2,7840E-02	9,1248E-03
16	-8,9136E-02	3,0993E+00	3,3868E-02	4,0072E-01	-2,7919E-02	9,4389E-03
17	-8,9289E-02	3,1049E+00	3,4269E-02	4,0449E-01	-2,8147E-02	9,6552E-03
18	-8,9411E-02	3,1093E+00	3,4542E-02	4,0736E-01	-2,8333E-02	9,6441E-03
19	-8,9513E-02	3,1126E+00	3,4776E-02	4,0959E-01	-2,8466E-02	9,7627E-03
20	-8,9583E-02	3,1150E+00	3,4957E-02	4,1129E-01	-2,8570E-02	9,8660E-03

TABELA 6

Respostas dos meios de pagamento 20 passos à frente

Choques/Passos	Emprego	IGP	Juros	M1	Dívida	Poupança
1	-4,9478E-03	-3,7487E-02	1,1510E-02	2,8093E-01	0,0000E+00	0,0000E+00
2	-8,3231E-03	-5,5450E-02	3,4170E-02	4,8921E-01	-1,5069E-02	6,7930E-06
3	-1,0555E-02	-6,5630E-02	5,1078E-02	6,2627E-01	-2,4987E-02	5,8880E-03
4	-1,2104E-02	-7,0507E-02	6,2618E-02	7,2040E-01	-3,1866E-02	9,7440E-03
5	-1,3377E-02	-7,0256E-02	7,0098E-02	7,8516E-01	-3,6640E-02	1,2144E-02
6	-1,4274E-02	-6,9160E-02	7,5123E-02	8,3002E-01	-3,9940E-02	1,4345E-02
7	-1,5023E-02	-6,6837E-02	7,8281E-02	8,6103E-01	-4,2239E-02	1,5527E-02
8	-1,5686E-02	-6,2940E-02	8,0192E-02	8,8246E-01	-4,3792E-02	1,5667E-02
9	-1,6244E-02	-5,9489E-02	8,1670E-02	8,9749E-01	-4,4853E-02	1,6189E-02
10	-1,6625E-02	-5,6435E-02	8,2593E-02	9,0801E-01	-4,5593E-02	1,6516E-02
11	-1,6907E-02	-5,3518E-02	8,3259E-02	9,1538E-01	-4,6113E-02	1,6594E-02
12	-1,7096E-02	-5,1246E-02	8,3759E-02	9,2082E-01	-4,6482E-02	1,6795E-02
13	-1,7218E-02	-4,9476E-02	8,4119E-02	9,2434E-01	-4,6754E-02	1,6963E-02
14	-1,7304E-02	-4,7936E-02	8,4353E-02	9,2697E-01	-4,6955E-02	1,6972E-02
15	-1,7370E-02	-4,6754E-02	8,4531E-02	9,2886E-01	-4,7094E-02	1,7037E-02
16	-1,7415E-02	-4,5857E-02	8,4561E-02	9,3022E-01	-4,7192E-02	1,7098E-02
17	-1,7450E-02	-4,5107E-02	8,4474E-02	9,3119E-01	-4,7263E-02	1,7099E-02
18	-1,7477E-02	-4,4536E-02	8,4814E-02	9,3190E-01	-4,7312E-02	1,7121E-02
19	-1,7495E-02	-4,4114E-02	8,4865E-02	9,3242E-01	-4,7347E-02	1,7150E-02
20	-1,7508E-02	-4,3770E-02	8,4899E-02	9,3279E-01	-4,7373E-02	1,7152E-02

TABELA 7

Respostas dos juros 20 passos à frente

Choques/Passos	Emprego	IGP	Juros	M1	Dívida	Poupança
1	-3,9178E-03	-4,7056E-02	5,0156E-01	0,0000E+00	0,0000E+00	0,0000E+00
2	7,8040E-04	-1,9831E-02	1,2251E-01	3,0621E-02	1,2557E-02	1,8334E-01
3	-1,9690E-03	1,3118E-02	1,9810E-02	5,2149E-03	1,8390E-04	2,3652E-02
4	-2,6474E-03	1,4897E-02	2,0580E-03	3,7179E-03	-8,9361E-04	-3,1274E-03
5	-2,0888E-03	-7,7200E-04	4,7894E-03	9,9710E-03	1,7007E-04	2,1682E-02
6	-4,8182E-03	2,5240E-02	-3,7224E-04	5,0818E-03	-2,8390E-04	-4,2010E-03
7	-4,1832E-03	4,2754E-02	-2,9600E-03	2,1332E-03	7,5313E-04	-1,9409E-02
8	-4,0207E-03	1,5802E-02	3,0328E-03	7,0680E-03	4,7267E-04	1,1802E-02
9	-7,4581E-04	1,3280E-02	6,5605E-04	4,1869E-03	-2,8074E-05	9,9633E-04
10	-6,3529E-04	1,8459E-02	-5,1458E-04	2,4506E-03	-3,3476E-04	-4,9583E-03
11	-1,1003E-04	6,0275E-03	1,0525E-03	3,6531E-03	-2,5212E-04	3,9167E-03
12	1,5108E-04	3,8872E-03	4,5762E-04	2,5887E-03	-4,2859E-04	1,3848E-03
13	1,1496E-05	7,8252E-03	-4,9906E-04	1,2347E-03	-4,8465E-04	-3,2868E-03
14	-2,2484E-04	2,9955E-03	3,5771E-04	1,6417E-03	-4,7818E-06	1,3858E-03
15	1,3985E-06	1,5797E-03	2,1338E-04	1,2238E-03	-6,7276E-05	6,8779E-04
16	-6,5373E-05	3,2655E-03	-1,5844E-04	6,4955E-04	-8,4868E-05	-1,1780E-03
17	-7,1005E-05	1,3634E-03	1,4369E-04	7,8608E-04	1,0954E-05	4,3522E-04
18	-1,8525E-07	4,5915E-04	1,4500E-04	6,5916E-04	-1,6953E-05	5,0237E-04
19	-9,0547E-07	1,2900E-03	-6,0281E-05	3,5518E-04	-6,3277E-05	-5,3156E-04
20	-3,5442E-05	6,2081E-04	5,7700E-05	3,7676E-04	-7,9335E-06	1,2537E-04

TABELA 8

Respostas do emprego 20 passos à frente

Choques/Passos	Emprego	IGP	Juros	M1	Dívida	Poupança
1	5,2534E-01	0,0000E+00	0,0000E+00	0,0000E+00	0,0000E+00	0,0000E+00
2	5,2611E-01	1,8873E-02	-3,6086E-03	2,5158E-02	-3,6468E-02	-8,9989E-03
3	5,2644E-01	1,3911E-02	-7,1591E-03	5,4181E-02	-4,9818E-02	-4,0491E-03
4	5,3056E-01	3,1200E-02	-1,7789E-02	5,7689E-02	-8,3493E-02	-3,9814E-02
5	5,2888E-01	5,4530E-02	-2,2161E-02	5,0665E-02	-7,3565E-02	-3,4155E-02
6	5,2413E-01	2,9765E-02	-9,9558E-03	5,6209E-02	-1,9942E-02	1,3111E-02
7	5,2497E-01	3,6055E-02	-7,0512E-03	7,2479E-02	-3,2682E-02	-5,7031E-03
8	5,2491E-01	3,5821E-02	-6,0186E-03	8,7383E-02	-3,3527E-02	-3,4361E-03
9	5,2524E-01	2,1721E-02	-2,2322E-03	9,9780E-02	-3,3642E-02	6,9890E-03
10	5,2448E-01	2,9288E-02	-7,3318E-03	1,0600E-01	-3,4618E-02	3,0654E-04
11	5,2377E-01	3,6328E-02	-1,6276E-03	1,1070E-01	-3,5143E-02	-3,2058E-03
12	5,2325E-01	3,1847E-02	2,0850E-04	1,1651E-01	-3,5040E-02	3,5081E-03
13	5,2331E-01	3,4878E-02	-1,4216E-06	1,1755E-01	-3,5257E-02	1,1241E-03
14	5,2304E-01	3,8434E-02	-6,1477E-06	1,1914E-01	-3,5384E-02	-1,0861E-04
15	5,2306E-01	3,6818E-02	5,1553E-04	1,2093E-01	-3,5421E-02	2,2912E-03
16	5,2308E-01	3,7664E-02	4,7432E-04	1,2176E-01	-3,5583E-02	1,6722E-03
17	5,2303E-01	3,9530E-02	3,3568E-04	1,2226E-01	-3,5685E-02	6,4919E-04
18	5,2297E-01	3,9078E-02	5,7973E-04	1,2294E-01	-3,5658E-02	1,7102E-03
19	5,2300E-01	3,9369E-02	5,7571E-04	1,2326E-01	-3,5711E-02	1,5346E-03
20	5,2297E-01	4,0222E-02	5,1319E-04	1,2343E-01	-3,5736E-02	1,0951E-03

TABELA 9

Respostas da dívida 20 passos à frente

Choques/Passos	Emprego	IGP	Juros	M1	Dívida	Poupança
1	-1,3278E-01	-4,0907E-01	2,8914E-01	2,8226E-01	3,3591E+00	0,0060E+00
2	-1,4347E-01	-3,7207E-01	8,6128E-01	3,1726E-01	3,3532E+00	-5,7268E+09
3	-1,3164E-01	-5,5478E-01	1,0207E+00	3,9586E-01	3,3579E+00	2,0887E-01
4	-1,2557E-01	-7,5966E-01	1,1375E+00	4,3949E-01	3,3666E+00	2,4232E-01
5	-1,3982E-01	-8,9496E-01	1,1996E+00	4,7252E-01	3,3659E+00	2,7184E-01
6	-1,4282E-01	-7,1678E-01	1,2695E+00	5,0661E-01	3,3661E+00	3,1385E-01
7	-1,4427E-01	-7,6184E-01	1,3024E+00	5,3153E-01	3,3657E+00	3,3905E-01
8	-1,5169E-01	-7,1822E-01	1,3075E+00	5,4563E-01	3,3679E+00	3,2110E-01
9	-1,5181E-01	-7,0246E-01	1,3126E+00	5,6084E-01	3,3676E+00	3,3497E-01
10	-1,5974E-01	-6,9453E-01	1,3138E+00	5,7045E-01	3,3668E+00	3,3446E-01
11	-1,6226E-01	-6,7023E-01	1,3130E+00	5,7664E-01	3,3667E+00	3,3037E-01
12	-1,6348E-01	-6,5902E-01	1,3149E+00	5,8287E-01	3,3666E+00	3,3351E-01
13	-1,6387E-01	-6,5213E-01	1,3156E+00	5,8748E-01	3,3659E+00	3,3464E-01
14	-1,6415E-01	-6,4146E-01	1,3153E+00	5,9023E-01	3,3653E+00	3,3195E-01
15	-1,6445E-01	-6,3644E-01	1,3158E+00	5,9293E-01	3,3652E+00	3,3349E-01
16	-1,6443E-01	-6,3328E-01	1,3160E+00	5,9488E-01	3,3650E+00	3,3390E-01
17	-1,6453E-01	-6,2893E-01	1,3159E+00	5,9612E-01	3,3648E+00	3,3281E-01
18	-1,6460E-01	-6,2575E-01	1,3161E+00	5,9730E-01	3,3647E+00	3,3332E-01
19	-1,6462E-01	-6,2552E-01	1,3162E+00	5,9824E-01	3,3647E+00	3,3371E-01
20	-1,6464E-01	-6,2379E-01	1,3162E+00	5,9883E-01	3,3646E+00	3,3324E-01

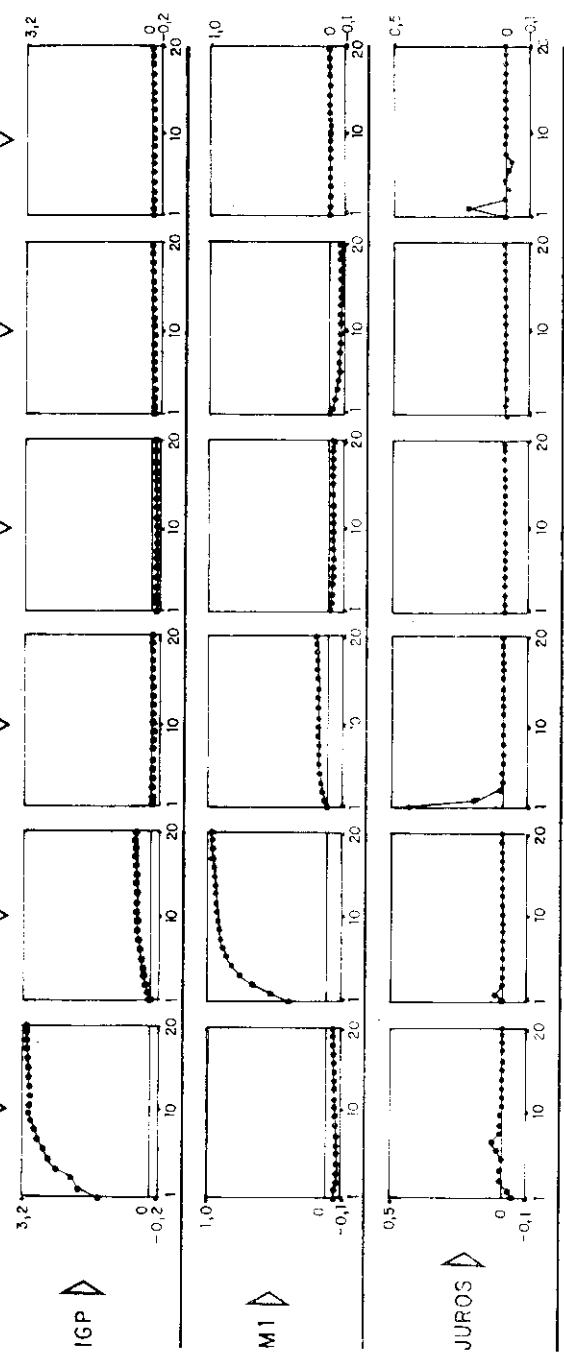
TABELA 10

Respostas da poupança 20 passos à frente

Choques/Passos	Emprego	IGP	Juros	M1	Dívida	Poupança
1	-2,6987E-01	-1,5906E-01	4,7473E-01	4,2055E-01	1,7246E-01	2,5180E+00
2	-2,8920E-01	5,8452E-02	4,5378E-01	4,0455E-01	1,6488E-01	2,4963E+00
3	-3,3100E-01	2,3419E-01	4,3631E-01	4,2703E-01	1,5859E-01	2,3937E+00
4	-3,5569E-01	1,7817E-01	5,0300E-01	5,5309E-01	1,8261E-01	2,6287E+00
5	-4,1500E-01	5,1380E-01	4,8076E-01	6,0274E-01	1,7282E-01	2,5157E+00
6	-4,5902E-01	1,0539E+00	4,4277E-01	6,1674E-01	1,5421E-01	2,2331E+00
7	-5,0484E-01	1,1645E+00	4,8445E-01	6,9969E-01	1,6586E-01	2,4524E+00
8	-5,0516E-01	1,3153E+00	4,9057E+01	7,3195E-01	1,6460E-01	2,4364E+00
9	-5,1228E-01	1,5444E+00	4,7883E-01	7,4968E-01	1,6043E-01	2,3931E+00
10	-5,1185E-01	1,5785E+00	4,9558E-01	7,8952E-01	1,5831E-01	2,4295E+00
11	-5,0910E-01	1,6132E+00	4,9997E-01	8,1388E-01	1,5332E-01	2,4111E+00
12	-5,0903E-01	1,7139E+00	4,8997E-01	8,2174E-01	1,4764E-01	2,3888E+00
13	-5,1217E-01	1,7345E+00	4,9621E-01	8,4019E-01	1,4096E-01	2,4172E+00
14	-5,1147E-01	1,7470E+00	4,8831E-01	8,5216E-01	1,4802E-01	2,4239E+00
15	-5,1238E-01	1,7898E+00	4,9530E-01	8,5715E-01	1,4704E-01	2,4048E+00
16	-5,1321E-01	1,7993E+00	4,9768E-01	8,6592E-01	1,4749E-01	2,4139E+00
17	-5,1391E-01	1,8013E+00	4,9840E-01	8,7281E-01	1,4728E-01	2,4204E+00
18	-5,1299E-01	1,8182E+00	4,9909E-01	8,7573E-01	1,4644E-01	2,4112E+00
19	-5,1349E-01	1,8234E+00	4,9903E-01	8,7987E-01	1,4651E-01	2,4144E+00
20	-5,1341E-01	1,8237E+00	4,9989E-01	8,8324E-01	1,4639E-01	2,4176E+00

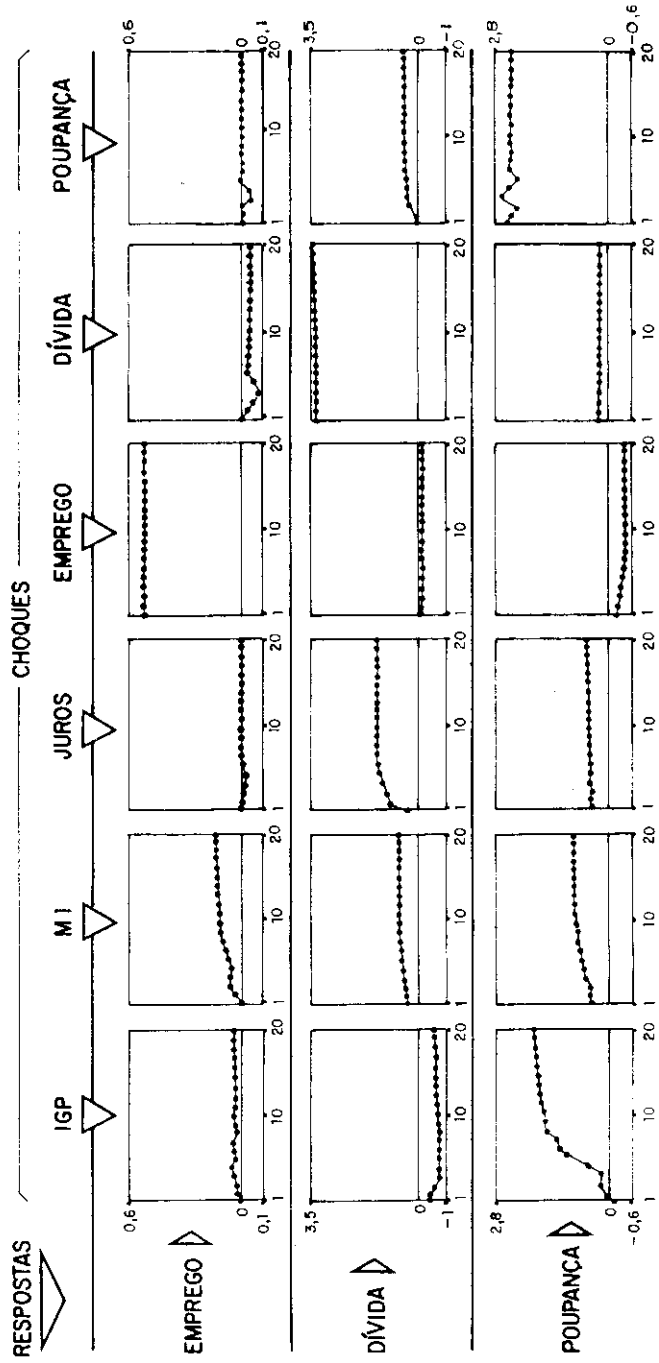
GRÁFICO I

RESPOSTAS ∇ CHOQUES ∇ IGP EMPREGO M1 JUROS DÍVIDA POUPANÇA



ORDENAÇÃO: EMPREGO, IGP, JUROS, M1, DÍVIDA E POUPANÇA.

GRÁFICO 2



ORDENAÇÃO: EMPREGO, IGP, JUROS, M1, DÍVIDA E POUPANÇA.

em MI também afetam o IGP. Seria interessante testar-se a exogeneidade do IGP em modelos com um conjunto mais rico de variáveis e sob hipóteses de identificação diferentes das adotadas neste artigo.

A magnitude das respostas de cada variável, a choques típicos (iguais a um desvio-padrão) em todas as demais, mede a importância da inter-relação entre variáveis, captada pelo modelo, dentro do período amostral. Por exemplo, choques nos juros nominais provocam importantes alterações nos valores nominais previstos da dívida, choques em MI são importantes nas explicações de alterações no nível de emprego (e, em menor grau, no nível geral de preços), etc.

11 — Conclusões

Neste artigo expusemos um método não convencional de estimação de modelos multivariados utilizando variáveis macroeconômicas. O modelo estimado tem a vantagem de permitir a obtenção de uma caracterização detalhada da interdependência estatística e dinâmica de um conjunto de variáveis macroeconômicas, a partir de um conjunto de restrições *a priori* menor que o adotado em modelos econométricos convencionais.

O procedimento de modelagem exposto tem a vantagem de separar incertezas em relação à especificação do modelo de incertezas relativas às hipóteses de identificação. Primeiro, estimamos as formas reduzidas, adotando um procedimento onde a incerteza em relação à especificação do modelo é explicitamente modelada. Em seguida, da classe de hipóteses de identificação postulada (que contém apenas as que não implicam restrições nas formas reduzidas), escolhemos um conjunto que permite a identificação dos efeitos de políticas econômicas distintas.

Em particular, os choques em MI, sob a hipótese de identificação adotada, provocam respostas, em outras variáveis do modelo, bastante similares às convencionalmente postuladas.

Abstract

In this article we have estimated a Vector Autoregression (VAR), using Brazilian macroeconomic variables, so as to arrive at some "stylized facts" regarding statistical and dynamic interdependence in Brazil, between the rate of inflation and the rate of growth of certain financial assets. As has been pointed out by Sims (1986), models such as the one estimated here can be utilized for identifying the impact of alternative economic policies. We show for instance, that the shocks (innovations) in the "money supply equation" are quite similar, from the point of view of the effects on other variables in the model, to those that would be conventionally expected. We also have obtained evidence that the General Price Index (IGP) is little affected by nominal changes in the stock of certain financial assets. This result is consistent with the view that inflation in Brazil has an important inertial component. The method adopted for estimating VAR resembles that proposed by Doan,

Litterman and Sims (1984). In our article however we utilize a model with a different structure, permitting convergence of the VAR model, in certain regions of the prior parameters, to univariate models having better predictive performance than random walks. The parametrization of the priors has been slightly altered for the purpose of rendering the parameters of the priors potentially identifiable. And in estimating the parameters of the priors, we have used a numerical optimization routine.

Bibliografia

- DOAN, THOMAS, LITTERMAN, Robert, e SIMS, Christopher. Forecasting and conditional projection using realistic prior distributions. *Econometric Reviews*, 3 (1):1-100, 1984.
- DURBIN, J. Testing for serial correlation in least-squares regressions when some of the regressors are lagged dependent variables. *Econometrica*, 38:410-21, maio 1970.
- HARVEY, A. C. *Trends and cycles in macroeconomic time series*. 1981 (London School of Economics Working Paper).
- . *Time series models*. U. K., Philip Allan, 1981.
- LEAMER, Edward E. Vector autoregressions for casual inference? In: BRUNNER, Karl, e MELTZER, Allan H., eds. *Understanding monetary regimes*. Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy, 22:255-304. Amsterdam, North-Holland, 1985.
- LITTERMAN, R. B. *Techniques for forecasting with vector autoregressions*. University of Minnesota, 1980 (Tese de Doutorado).
- . *A Bayesian procedure for forecasting with vector autoregressions*. 1981 (MIT Working Paper).
- . *Specifying vector autoregressions for macroeconomic forecasting*. 1982 (Federal Reserve Bank of Minneapolis Staff Report, 92).
- LOPES, FRANCISCO L. *O choque heterodoxo*. Rio de Janeiro, Campus, 1986.
- LOPES, FRANCISCO L., e REZENDE, André L. Sobre as causas da recente aceleração inflacionária. *Pesquisa e Planejamento Econômico*, Rio de Janeiro, 11 (3):599-616, dez. 1981.
- PEREIRA, Pedro L. Valls, e MASCOLO, João Luiz. Testes de exogeneidade da moeda para a economia brasileira. *Pesquisa e Planejamento Econômico*, Rio de Janeiro, 18 (3):595-614, dez. 1988.

- SARGENT, Thomas J. Estimating vector autoregression using methods not based on explicit economic theories. *Federal Reserve Bank of Minneapolis Quarterly Review*, pp. 8-15, 1979.
- . Autoregressions, expectations and advice. *American Economic Review*, 74:408-15, maio 1984.
- SIMONSEN, Mario H. Price stabilization and income policies: theory and the Brazilian case study. In: BRUNO, M., DI TELLA, Guido, DORNBUSCH, R., e FISCHER, S., eds. *Inflation stabilization — the experience of Israel, Argentina, Brazil, Bolivia and Mexico*. MIT Press, 1988.
- SIMS, Christopher A. Macroeconomics and reality. *Econometrica*, 48:1-48, jan. 1980.
- . Policy analysis with econometric models. *Brookings Papers on Economic Activity*, 1:107-52, 1982.
- . *A rational expectations framework for short run policy analysis*. Minnesota Center for Economic, 1985 (Research Discussion Paper, 223).
- . Are forecasting models usable for policy analysis? *Quarterly Review*, pp. 1-16, 1986.

(Originais recebidos em setembro de 1989. Revisões em abril de 1990.)