

TEXTO PARA DISCUSSÃO Nº 267

**Efeitos Dinâmicos dos
Choques de Oferta e
Demanda Agregada sobre o
Nível de Atividade Econômica
do Brasil**

Elcyon Caiado Rocha Lima
Hélio S. Migon
Hedibert Freitas Lopes

JULHO DE 1992

267

330.308
I 53
TDI 267

Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada

O Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada - IPEA
é uma Fundação vinculada ao Ministério da Economia,
Fazenda e Planejamento

PRESIDENTE

Roberto Brás Matos Macedo

DIRETOR EXECUTIVO

Lúscio Fábio de Brasil Camargo

DIRETOR DE ADMINISTRAÇÃO E DESENVOLVIMENTO INSTITUCIONAL

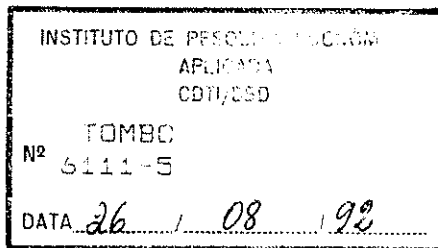
Antônio Emílio Sendim Marques

DIRETOR DE PESQUISA

Ricardo Varsano

DIRETOR DE POLÍTICAS PÚBLICAS

Antonio Carlos da Ressurreição Xavier



TEXTO PARA DISCUSSÃO tem o objetivo de divulgar
resultados de estudos desenvolvidos no IPEA, informando
profissionais especializados e recolhendo sugestões.

Tiragem: 150 exemplares

SERVIÇO EDITORIAL

Brasília - DF:

SBS. Q. 1, Bl. J, Ed. BNDES - 10º andar

CEP 70.076

Rio de Janeiro - RJ:

Av. Presidente Antônio Carlos, 51 - 14º andar

CEP 20.020

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO
2. IDENTIFICAÇÃO DOS CHOQUES DE DEMANDA E OFERTA
3. DADOS UTILIZADOS, TRANSFORMAÇÃO DAS VARIÁVEIS, ESTIMAÇÃO DO MODELO E RESULTADOS OBTIDOS
4. CONCLUSÕES E EXTENSÕES

APÊNDICES 1, 2, 3

BIBLIOGRAFIA

**EFEITOS DINÂMICOS DOS CHOQUES DE OFERTA
E DEMANDA AGREGADA SOBRE O NÍVEL DE
ATIVIDADE ECONÔMICA DO BRASIL**

Elcyon Caiado Rocha Lima*
Hélio S. Migon**
Hedibert Freitas Lopes**

* Da Diretoria de Pesquisa do IPEA .

**Do Instituto de Matemática da UFRJ.

*A produção deste volume contou com o apoio financeiro do Projeto
BRA - 87/017 (PNUD) e do Programa de Gerenciamento do Setor
Público - GESEP/BIRD.*

SINOPSE

O resultado mais importante e controverso da pesquisa recente sobre ciclo real de negócios é a tese de que os impactos acumulados dos choques permanentes de oferta são responsáveis pela maior parte da flutuação no nível da atividade econômica.

Neste artigo utilizamos uma versão bayesiana da metodologia desenvolvida em Blanchard e Quah (1989) para investigar se o ciclo de negócios no Brasil pode ser interpretado como resultante, principalmente de choques permanentes de oferta. Nós, como Blanchard e Quah, interpretamos as flutuações no PIB e no desemprego como sendo causadas por dois tipos de choques: um, que tem impacto permanente na produção, e outro, que não apresenta efeito permanente. O primeiro é interpretado como um choque de oferta e o segundo como um choque de demanda.

Utilizando dados trimestrais de 82.3 a 90.1, nossos principais resultados são: as estimativas dos choques de oferta corroboram a visão de que uma fração substancial das flutuações da produção no Brasil podem ser atribuídas a choques de oferta; e há também evidências de que os choques de demanda são importantes para explicar flutuações na taxa de desemprego.

1. INTRODUÇÃO

Os macroeconomistas têm tradicionalmente considerado as flutuações no nível da produção agregada como sendo temporárias em torno de uma tendência determinística. Seguindo esta visão, choques no PIB real não têm efeito de longo prazo na previsão da produção agregada da economia. Alguns autores argumentam que se os choques não têm efeito de longo prazo, então os choques no PIB real são principalmente de demanda, tais como inovações na política monetária e fiscal [como por exemplo Long e Plosser (1983)].

Esta visão tradicional tem sido desafiada pelos integrantes da chamada econometria da raiz unitária. Depois dos trabalhos de Nelson e Plosser (1982), Campbell e Mankiw (1987) e Cochrane (1988), alguns economistas têm postulado que o PIB real é mais bem caracterizado como um processo no qual as flutuações estacionárias se dão em torno de uma tendência estocástica. Segundo esta visão, as inovações no PIB real são na verdade uma combinação de dois tipos de choques: um com efeito permanente (choques na tendência estocástica) e outro com efeito temporário (choques no componente estacionário). A resposta de longo prazo do PIB real a uma inovação tem sido denominada persistência e mede a importância do choque permanente na série.

No caso do Brasil, Cribari Neto (1990) obteve estimativas de persistência e Pereira (1986) estimou o hiato do produto admitindo que o PIB real possa seguir uma tendência estocástica.

Se os choques no PIB real apresentam elevada persistência, então alguns autores [ex : Long e Plosser (1983)] consideram este fato uma indicação de que os choques sejam preponderantemente inovações técnicas. Um dos resultados mais importantes e controversos da pesquisa corrente sobre ciclo real de negócios é a tese de que o efeito cumulativo de choques de produtividade é o responsável pela maior parte das flutuações econômicas [ver Kydland e Prescott (1982) e King et alii (1988)].

Mais recentemente alguns pesquisadores, como Christiano e Eichenbaum (1989) e Sims (1989), têm questionado os procedimentos adotados para se testar as duas visões alternativas descritas acima. Parece ter-se desenvolvido um consenso de que modelos univariados, que são similares na sua habilidade de se ajustarem aos dados, podem chegar a estimativas de persistência bastante diferentes. Ou seja, há consenso de que é impossível determinar, utilizando apenas a série do PIB real, a importância dos choques permanentes e temporários.

É possível, no entanto, seguir-se uma rota alternativa para se obter evidências a este respeito. Uma forma de fazê-lo é proceder como sugerido por Blanchard e Quah (1989) ou por King et alii (1991) e utilizar-se dados de outras variáveis econômicas

juntamente com os dados do PIB real. As restrições impostas às respostas de outras variáveis às inovações temporárias ou permanentes no PIB real permitem eliminar os problemas de identificação destes choques presentes no caso univariado.

Neste artigo seguimos a rota sugerida por Blanchard e Quah (1989). As hipóteses adotadas são: a) é postulada a existência de dois tipos de choques, não correlacionados entre si, sendo que nenhum deles tem impacto de longo prazo no desemprego; b) considera-se que o primeiro possa ter impacto de longo prazo no PIB real, mas não o segundo. Pode-se dar a estes choques uma interpretação econômica simples: o primeiro é interpretado como sendo constituído principalmente por choques de oferta¹ e o segundo por choques de demanda.

O procedimento de estimação utilizado em nosso artigo difere do adotado em Blanchard e Quah. O nosso modelo, em sua forma reduzida - um modelo de auto-regressão vetorial irrestrito, foi estimado utilizando-se um procedimento bayesiano, com priori de Litterman (1986), que permite lidar com a incerteza a respeito da especificação. Além disso, o procedimento clássico de estimação adotado por Blanchard e Quah, equivale ao uso do método bayesiano com uma priori conjunta, para os coeficientes do modelo, com uma variância bastante grande. Como apontado por Doan, Litterman e Sims (1984) este procedimento equivale a dar uma probabilidade não nula a modelos que possam gerar previsões pouco confiáveis e implicar um comportamento explosivo para os dados no futuro. Quando se trabalha com amostras pequenas, como é o caso dos dados disponíveis para o Brasil, a chance de se estimar um modelo com estas características é bastante grande. Não teria sido possível obter-se, neste artigo, um modelo não explosivo com um número "suficiente" de defasagens sem a ajuda do procedimento bayesiano adotado. Para que se possa utilizar o método de identificação proposto é necessário que o modelo estimado não seja explosivo.

Os principais resultados, por nós encontrados, foram:

Um choque típico de oferta tem um impacto inicial positivo entre 2 e 5% no índice trimestral da produção industrial e um impacto inicial negativo entre -3 e -6% na taxa de desemprego trimestral. Há alguma evidência de que o choque de oferta é persistente no

¹Não é verdade que qualquer choque de oferta tenha efeito permanente no PIB real e que qualquer choque de demanda tenha efeito temporário. Uma quebra de safra agrícola pode ser interpretada como um choque de oferta, mas pode ter efeitos temporários no PIB real. Por outro lado, alterações na política fiscal (choques de demanda) podem afetar a taxa de poupança da economia e conseqüentemente o estoque de capital e a produção no longo prazo.

índice da produção industrial e que tende a desaparecer, na taxa de desemprego, três anos após o choque inicial, sendo que, após os dois primeiros anos, seu impacto tende a diminuir. Após um choque de oferta a taxa de desemprego se reduz no primeiro ano, podendo, com baixa probabilidade, haver uma reversão deste efeito com aumento do desemprego no segundo ano.

Um choque típico de demanda tem um impacto inicial entre 0 e 1% sobre a produção industrial e um impacto negativo entre -10 e -8% na taxa de desemprego. A resposta do desemprego a um choque de demanda é negativa no primeiro ano podendo haver, com baixa probabilidade, reversão após o ano seguinte. Tanto para a produção industrial quanto para o desemprego não há evidências de que o efeito de um choque de demanda dure mais do que três anos.

Utilizando-se a decomposição histórica e a decomposição da variância do erro de previsão das duas séries constata-se que a taxa de desemprego é bastante afetada por choques de demanda e em menor grau por choques de oferta. O nível de atividade no Brasil parece ser pouco afetado por choques de demanda e os choques permanentes explicam a maior parte da flutuação da produção. Estes resultados para o Brasil são consistentes com a visão real do ciclo de negócios.

O artigo está organizado da seguinte forma: na Seção 2 discutiremos o procedimento de identificação dos choques de demanda e oferta; na Seção 3 apresentaremos os dados, as diversas transformações aplicadas à série de desemprego para induzir estacionaridade e os resultados (isto é, as funções de resposta a impulso, as decomposições históricas etc...) obtidos em cada um dos casos; na Seção 4 concluímos destacando os principais resultados. Detalhes sobre o procedimento bayesiano adotado e sobre o método de Monte Carlo para obter os primeiros momentos da posteriori da função de resposta a impulsos podem ser encontrados no Apêndice 1.

2. IDENTIFICAÇÃO DOS CHOQUES DE DEMANDA E OFERTA

Esta seção expõe o procedimento de identificação dos choques de demanda e oferta. O procedimento adotado é idêntico ao proposto em Blanchard e Quah (1989). O modelo é estimado e identificado sem se impor nenhuma restrição na forma reduzida, exceto pela especificação do número máximo de defasagens com as quais as variáveis entram nas diversas equações e pelas restrições impostas pelo método bayesiano de estimação. Este procedimento tem sido escolhido devido à dificuldade de se utilizar a teoria econômica para se obterem restrições sobre a estrutura das defasagens de cada equação estrutural.

Maiores detalhes sobre o método de identificação adotado serão apresentados nesta seção e podem também ser encontrados em Blanchard e Quah (1989), Sims (1986), Bernanke (1986) e Blanchard

e Watson (1984).

A nossa hipótese básica é que a produção industrial do país é afetada por dois choques básicos: um choque que tem efeitos temporários na produção e no desemprego e outro que tem efeitos temporários no desemprego mas pode ter efeitos permanentes no nível da produção industrial. Os dois choques não se correlacionam em todos os leads e lags. O primeiro choque é interpretado como de demanda e o segundo como de oferta.

Seja $DES(t)$ o logaritmo da taxa de desemprego aberto em t , $PI(t)$ o logaritmo do índice da produção industrial em t , $e_d(t)$ o valor do choque de demanda em t e $e_s(t)$ o valor do choque de oferta em t . O modelo estrutural para os dados tem a seguinte representação:

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

onde:

$$Y(t) = [DES(t), \Delta PI(t)]'$$

e

$$e(t) = [e_s(t), e_d(t)]', \quad e(t) \sim N(0, I)$$

As hipóteses de identificação adotadas implicam que Y segue um processo estacionário. Note-se que, neste caso, nenhum dos dois choques podem ter efeito permanente no desemprego e na primeira diferença do logaritmo do índice da produção industrial (isto é, na taxa de crescimento da produção industrial).

Como apontado por Blanchard e Quah (1989), mesmo que os choques de demanda e oferta sejam serialmente correlacionados, sob condições de regularidade, podem ser representados, de forma única, por erros serialmente não-correlacionados. Adotaremos, portanto, a hipótese de que os $e(t)$ s são serialmente não correlacionados. Como admitimos que os dois choques não têm uma causa comum, é natural tratá-los como não-correlacionados contemporaneamente. Como uma hipótese de normalização adotamos $\text{var}\{e(t)\} = I$.

É imposta ainda a restrição de que as inovações do modelo na forma reduzida são combinações lineares dos choques de demanda e oferta do modelo na forma estrutural. O modelo, na sua forma reduzida, tem a seguinte especificação:

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

onde $C(s) = -B A(s)$, $B = A(0)^{-1}$ e

$$u(t) = B e(t). \quad (3)$$

Note-se que $u(t)$ é o vetor dos erros de previsão um passo à frente ou o vetor das inovações em t dos diversos componentes de $Y(t)$. Em geral $\text{cov}[u(t)]$, que denominaremos Σ , não é diagonal. Em outras palavras, as inovações são contemporaneamente correlacionadas.

Note-se ainda que, desde que se disponha de uma estimativa de $A(0)$, é possível se obter o modelo na forma estrutural a partir da estimação de sua forma reduzida.

Estimação de $A(0)$

Do conjunto de equações (3), obtemos que:

$$\Sigma = BB' \quad (4)$$

Seja k o número de equações do modelo. Como em Σ há $k(k+1)/2$ parâmetros livres, uma condição de ordem para identificação dos parâmetros livres de $A(0)$ é que o seu número não seja superior a $k(k+1)/2$. Neste artigo $k=2$ e, portanto, o número máximo de parâmetros livres que podem ser estimados em $A(0)$, é igual a 3. Procuraremos, a seguir, explicitar que como a hipótese de que choques de demanda não têm efeito permanente no nível da produção industrial ela pode ser utilizada para identificar $A(0)$.

Se Y segue um processo estacionário, pode-se garantir que Y tem uma representação em médias móveis [Wold (1938)]. O modelo na sua forma reduzida pode ser representado da seguinte forma:

$$Y(t) = u(t) + G(1) u(t-1) + \dots = \sum_{j=0}^{\infty} G(j) u(t-j). \quad (2')$$

$$\text{covar}[u(t)] = \Sigma \text{ e } G(j) = \sum_{s=1}^j G(j-s)C(s), \text{ e } G(0) = I.$$

Das equações (3) e (2') obtém-se que $Y(t) = \sum_{j=0}^{\infty} G^*(j) e(t-j)$, onde $G^*(j) = G(j) B$. A restrição de que choques de demanda não têm efeito permanente no nível da produção industrial implica

que $\sum_{j=0}^{\infty} G_{22}^*(j) = \sum_{j=0}^{\infty} [G_{21}(j) B_{12} + G_{22}(j) B_{22}] = 0$, onde $G_{kl}(j)$ é o elemento (k,l) da matriz $G(j)$, e portanto que:

$$B_{22} = - \frac{\sum_{j=0}^{\infty} G_{21}(j)}{\sum_{j=0}^{\infty} G_{22}(j)} B_{12} .$$

Note-se que a restrição acima é bem definida se Y segue um processo estacionário, pois neste caso $\sum_{j=0}^{\infty} G_{21}(j)$ e $\sum_{j=0}^{\infty} G_{22}(j)$ são finitos e $G_{21}(j)$ e $G_{22}(j)$ tendem a zero quando j tende ao infinito.

Desta forma, dada esta restrição, podemos afirmar que há apenas três parâmetros livres em $B = A(0)^{-1}$ e portanto apenas três parâmetros linearmente independentes a estimar em $A(0)$ e que a condição de ordem para se obter identificação está sendo satisfeita.

Segundo Fackler (1988), não existe uma condição geral simples para a identificação local dos parâmetros contidos em $A(0)$. No entanto, como foi provado por Rothenberg (1971), uma condição necessária e suficiente para identificação local de qualquer ponto regular em R^n é que o determinante da matriz de informação seja diferente de zero. Na prática, uma avaliação do determinante da matriz de informação em alguns pontos do espaço de parâmetros, escolhidos aleatoriamente, é suficiente para estabelecer a identificação local de determinado modelo.

Como sugerido por Blanchard e Watson (1984), Sims (1986), Bernanke (1986), e explicado com bastante detalhe por Fackler (1988), a matriz de coeficientes $A(0)$ pode ser estimada em dois estágios no primeiro estágio obtemos uma estimativa de Σ , que denominaremos $\hat{\Sigma}$, através da estimação da equação (2). No segundo estágio, supondo que os $u(t)$ s [em (2)] têm uma distribuição normal, maximizamos o logaritmo da verossimilhança, condicionada em $\hat{\Sigma}$, em relação aos parâmetros livres de $A(0)$.

O procedimento que será descrito a seguir desconsidera que se adotou a metodologia bayesiana na estimação da forma reduzida, o que não quer dizer que o procedimento utilizado não possa ter uma interpretação bayesiana.

O logaritmo da função de verossimilhança, desconsiderando-se os termos constantes do modelo (2) é dado por

$$-T/2 \ln |\Sigma| - (1/2) \sum_{t=1}^T u'(t) \Sigma^{-1} u(t).$$

Utilizando-se a equação (4) esta função pode ser expressa em termos dos parâmetros de $A(0)$, por

$$T \ln ||A(0)|| - (1/2) \sum_{t=1}^T u'(t) A(0)' A(0) u(t).$$

Multiplicando a função acima por $(-2/T)$ e lembrando que $T \hat{\Sigma} = [\sum_{t=1}^T \hat{u}(t) \hat{u}'(t)]$, obtemos, após algum algebrismo, a função que deverá ser minimizada em relação aos parâmetros livres de $A(0)$ condicionada no Σ estimado no primeiro estágio,

$$-2 \ln ||A(0)|| + \text{Tr} (A(0) \hat{\Sigma} A(0)').$$

Deve ser ainda ressaltado que para uma normalização das equações estruturais não basta fazer-se $\text{var}(e(t)) = I$. Note-se que se determinado $\hat{A}(0)$ é uma solução para o problema de otimização acima, então se multiplicarmos qualquer linha da matriz $\hat{A}(0)$ por -1 , a nova matriz encontrada será também uma solução para o problema de otimização. A não unicidade da solução é resolvida assumindo-se que um choque positivo de demanda e oferta tem um efeito inicial positivo na taxa de crescimento do índice da produção industrial. Desta forma, se um choque positivo em $e^d(t)$ tem um impacto inicial negativo na produção industrial, basta multiplicarmos a segunda linha da matriz $\hat{A}(0)$ por -1 para que um choque positivo em $e^d(t)$ passe a ser interpretado como um choque positivo de demanda. O mesmo procedimento é adotado para $e^s(t)$.

3. DADOS UTILIZADOS, TRANSFORMAÇÕES DAS VARIÁVEIS, ESTIMAÇÃO DO MODELO E RESULTADOS OBTIDOS

Foram utilizados dados trimestrais dessazonalizados de 82.3 a 90.1 para o índice de base fixa de produção da indústria de transformação e as taxas de desemprego aberto na indústria de transformação. Estes dados foram obtidos a partir dos dados

mensais do IBGE. Os dados utilizados encontram-se no Apêndice 3.²

A especificação do modelo utilizado na seção anterior traz implicitamente a hipótese de que o logaritmo da taxa de desemprego (DES) e a primeira diferença do logaritmo da produção industrial (VPI) são séries estacionárias. Utilizando-se simples inspeção dos gráficos das séries acima e os testes de raiz unitária propostos por Fuller (1976) e Dickey e Fuller (1981) (ver o Apêndice 2) não se pode rejeitar que "VPI" é uma série estacionária e que "DES" não apresenta uma tendência determinística podendo, no entanto, apresentar uma, ou mais de uma raiz unitária. Se "DES" não é uma série estacionária, então, contrário à nossa hipótese, choques na economia podem ter um impacto permanente na taxa de desemprego. Para se testar, informalmente, o impacto da existência de uma tendência (estocástica ou não no log da taxa de desemprego) diversos modelos foram estimados com diferentes transformações de "DES" e seus resultados comparados.

Foram feitas várias transformações alternativas na série de desemprego aberto, já que o tamanho da amostra é pequeno e os testes acima apresentam uma baixa potência. São as seguintes as transformações: uma na qual se retira da série uma tendência determinística e outra na qual é retirada uma tendência estocástica.³ Como se verá a seguir, os modelos alternativos estimados com as diferentes transformações para DES não apresentaram funções de resposta a impulsos significativamente diferentes.

A variância da distribuição a priori dos parâmetros das variáveis, descrita no Apêndice 1, depende da escala em que as variáveis são mensuradas, da sua ordem de defasagem (que nesse artigo é de no

²Na verdade era nossa intenção trabalhar com dados trimestrais de 82.3 a 91.1. No entanto, foram detectados problemas de instabilidade estrutural utilizando testes do tipo CUSUMSQ [Brown, Durbin, Evans (1975)], possivelmente devidos ao Plano Collor I. Os problemas de instabilidade estrutural dos parâmetros do modelo poderiam ter sido resolvidos aplicando-se os métodos descritos em West e Harrison (1989).

As séries mensais de 82.5 a 91.3 foram dessazonalizadas utilizando-se um modelo univariado estrutural (que decompõe as séries em nível + fator sazonal + resíduo, com taxa de crescimento estocástica) e fatores de desconto [ver a este respeito West e Harrison (1989)]. As séries foram então trimestralizadas tomando-se a média aritmética de seus valores mensais no trimestre.

³A tendência estocástica foi estimada utilizando-se um modelo univariado estrutural que decompõe a série em nível + resíduo, com taxa de crescimento estocástica, e fator de desconto igual a 0.89.

máximo 6) e de um fator comum (λ) que aumenta ou diminui a concentração em torno da média. Adotamos os seguintes valores para o fator comum: 24, 6 e 2,7, que implicam assumir uma priori na qual o parâmetro correspondente à defasagem de ordem 6 possa variar no intervalo $[-2,2]$ - a menos de diferenças de escala - com probabilidades, respectivamente de 70, 95 e 99%.

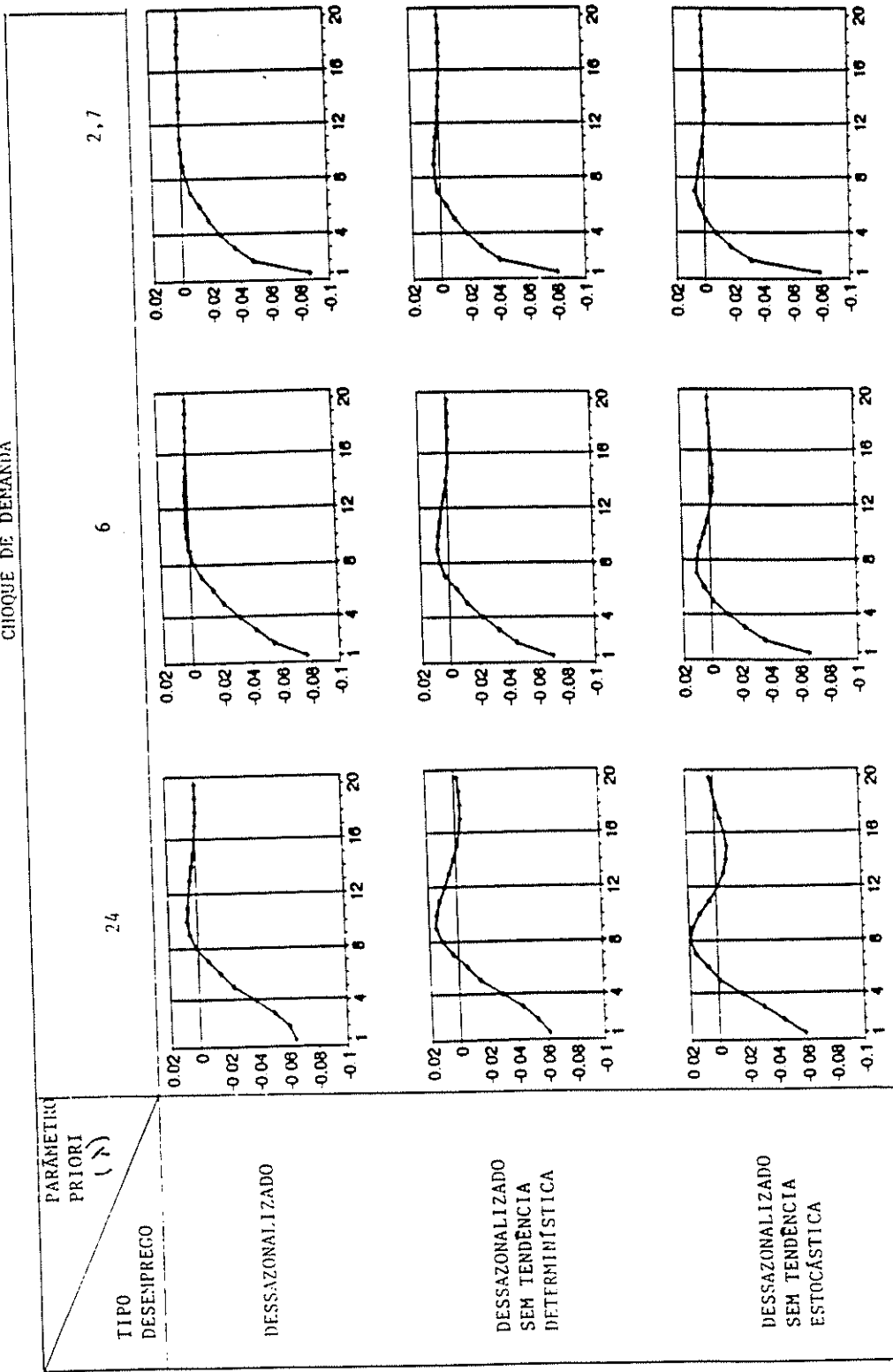
Maiores detalhes a respeito do método de estimação também podem ser encontrados no Apêndice 1 que descreve o procedimento multivariado bayesiano com prioris conjugadas para auto-regressões vetoriais. Neste artigo, devido a dificuldades computacionais, estimou-se o modelo equação a equação.

Nos Gráficos 1 e 2 são apresentadas, respectivamente, as respostas do log da taxa de desemprego e do log do índice de produção da indústria a um choque de demanda utilizando-se diferentes valores para λ e diferentes transformações do log da taxa de desemprego. Como se pode observar, estas respostas são pouco afetadas pelo tipo de transformação da variável desemprego, mas são afetadas pelo valor de λ . Se a priori é menos "informativa" ($\lambda = 24$), então tanto o log do desemprego quanto o log do índice de produção apresentam uma reversão do impacto inicial do choque de demanda. No caso do desemprego há uma queda inicial em torno de -6% que é revertida entre o 5.º e o 8.º trimestres após o choque. Para o log da produção industrial ocorre um incremento inicial entre 6 e 9% e uma reversão que se inicia entre o 6.º e o 9.º trimestres após o choque. Note-se também que quanto mais "informativa" for a priori, menor é a magnitude encontrada para a resposta da produção industrial a choques de demanda e menor é a reversão encontrada no sinal das repostas das duas variáveis ao choque de demanda.

Nos Gráficos 3 e 4 são apresentadas, respectivamente, as respostas do log do desemprego e do log do índice de produção da indústria a um choque de oferta utilizando-se diferentes transformações do log do desemprego e diferentes valores para λ . No que se refere à resposta do log da taxa de desemprego, o seu comportamento dinâmico apresenta uma grande similaridade com o obtido para um choque de demanda. Quando se usa prioris mais "informativas" (com um pequeno valor para λ) menor é a reversão da resposta do desemprego a um choque de oferta. No que se refere à produção industrial, a sua resposta a um choque de oferta não se altera substancialmente (em termos relativos) quando são considerados diferentes valores para λ e diferentes transformações para a variável desemprego. A resposta do índice de produção da indústria a um choque de oferta parece ser bastante persistente.

GRÁFICO 1

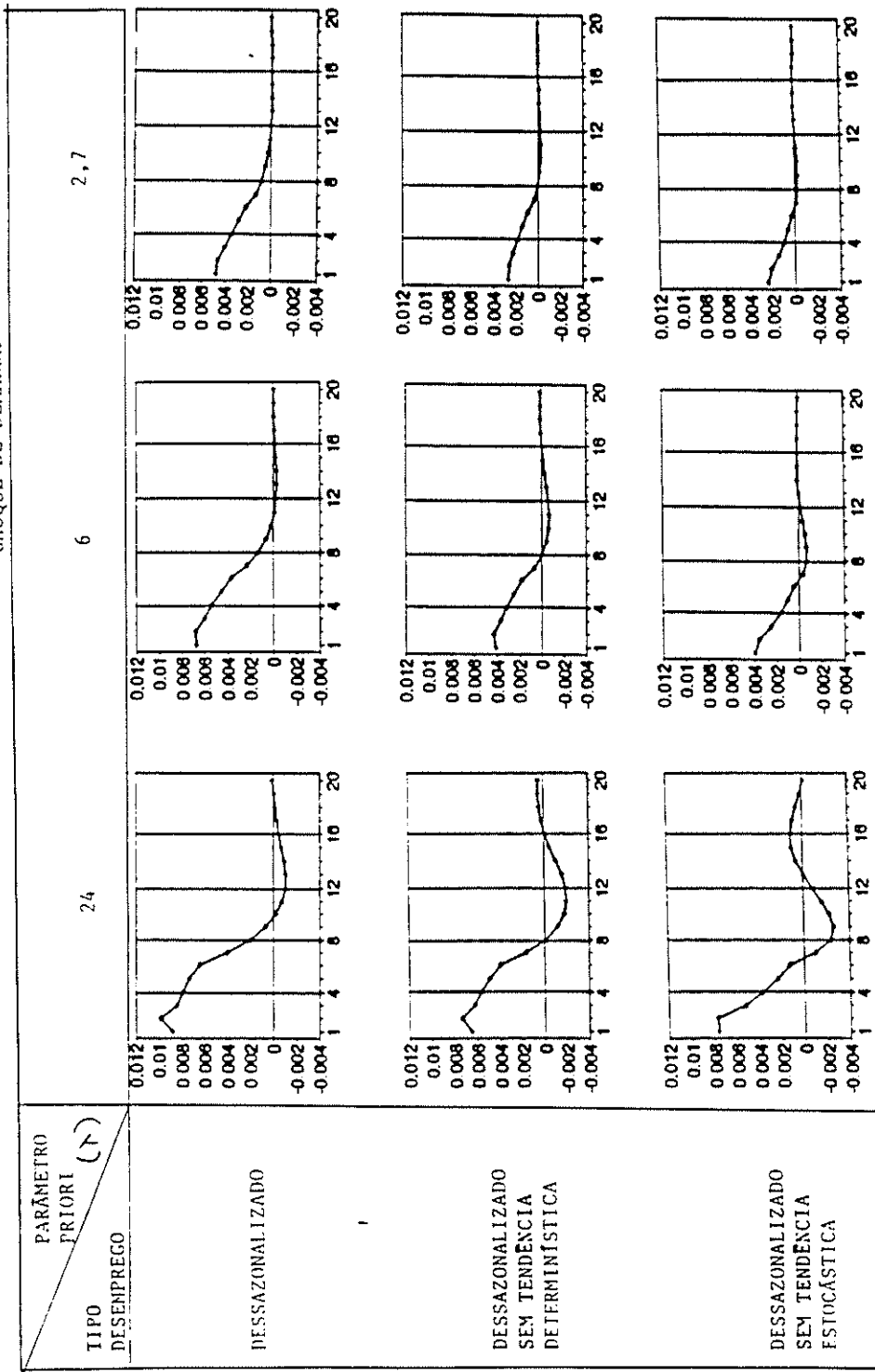
RESPOSTAS DO LOG DA TAXA DE DESEMPREGO
CHOQUE DE DEMANDA



Trimestres após o Choque

GRÁFICO 2

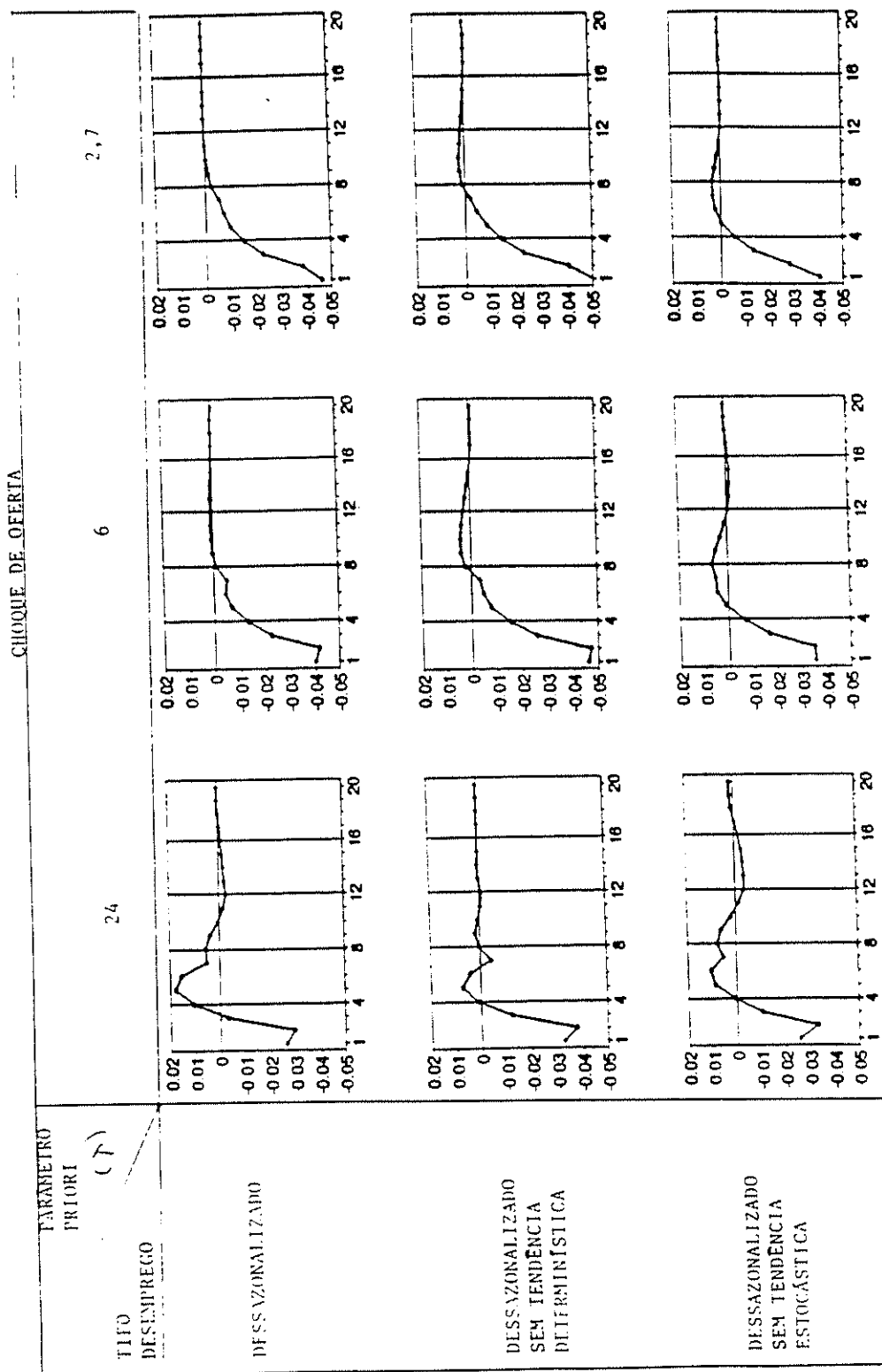
RESPOSTAS DO LOG DO ÍNDICE DE PRODUÇÃO INDUSTRIAL
CHOQUE DE DEMANDA



Trimestres após o Choque

GRÁFICO 3

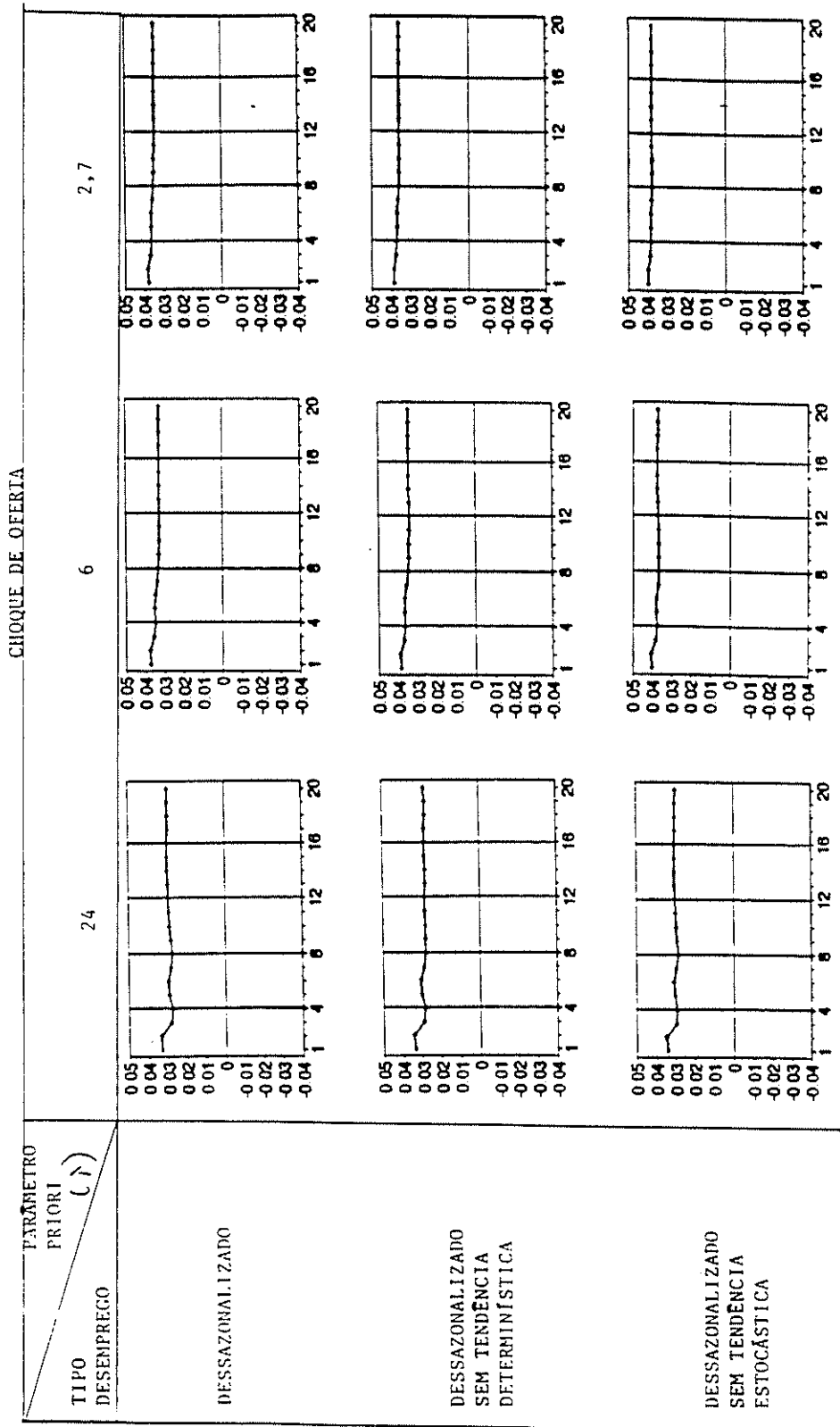
RESPOSTAS DO LOG DA TAXA DE DESEMPREGO



Trimestres após o Choque

GRÁFICO 4

RESPOSTAS DO LOG DO ÍNDICE DA PRODUÇÃO INDUSTRIAL



Trimestres após o Choque

A análise feita nos dois últimos parágrafos pode ser enriquecida pelo conhecimento do intervalo de confiança das funções de reposta a um impulso. No Gráfico 5 são apresentados estes intervalos considerando o log da taxa de desemprego dessazonalizada e $\lambda = 2,7$, isto é, utilizando-se prioris mais "informativas". Os principais resultados são: as respostas do log da taxa de desemprego a choques de demanda e oferta são estimadas com razoável grau de acurácia; no entanto, não se pode dizer o mesmo para a resposta do log do índice de produção da indústria, especialmente para a resposta a um choque de demanda.

No Gráfico 6 são apresentadas as flutuações no log da taxa de desemprego, provocadas por choques de oferta e demanda, para o período 84.2 a 90.1, utilizando-se sua decomposição histórica. Como se pode observar, as estimativas destas flutuações não mudam substancialmente quando se consideram diferentes valores para λ e diferentes transformações na variável desemprego. Pode-se verificar que os choques de demanda são os responsáveis pela maior parte da flutuação do desemprego na amostra. Durante o terceiro trimestre de 1986 a taxa de desemprego foi 20% menor do que seria caso não houvesse choques de demanda. Esta taxa foi em torno de 18% maior no primeiro trimestre de 1985 devido a choques de demanda.

Nos Gráficos 7 e 8 são apresentadas as flutuações no log do índice de produção da indústria causadas, respectivamente, por choques de oferta e por choques de demanda. Como se pode observar, boa parte da flutuação na produção industrial pode ser atribuída a choques de oferta. Os choques de demanda são pouco importantes e sua importância decresce quando se utiliza prioris mais "informativas". Note-se que em nenhum dos gráficos apresentados (no Gráfico 8) os choques de demanda são responsáveis por flutuações trimestrais do índice de produção maiores que 4%.

4. CONCLUSÕES E EXTENSÕES

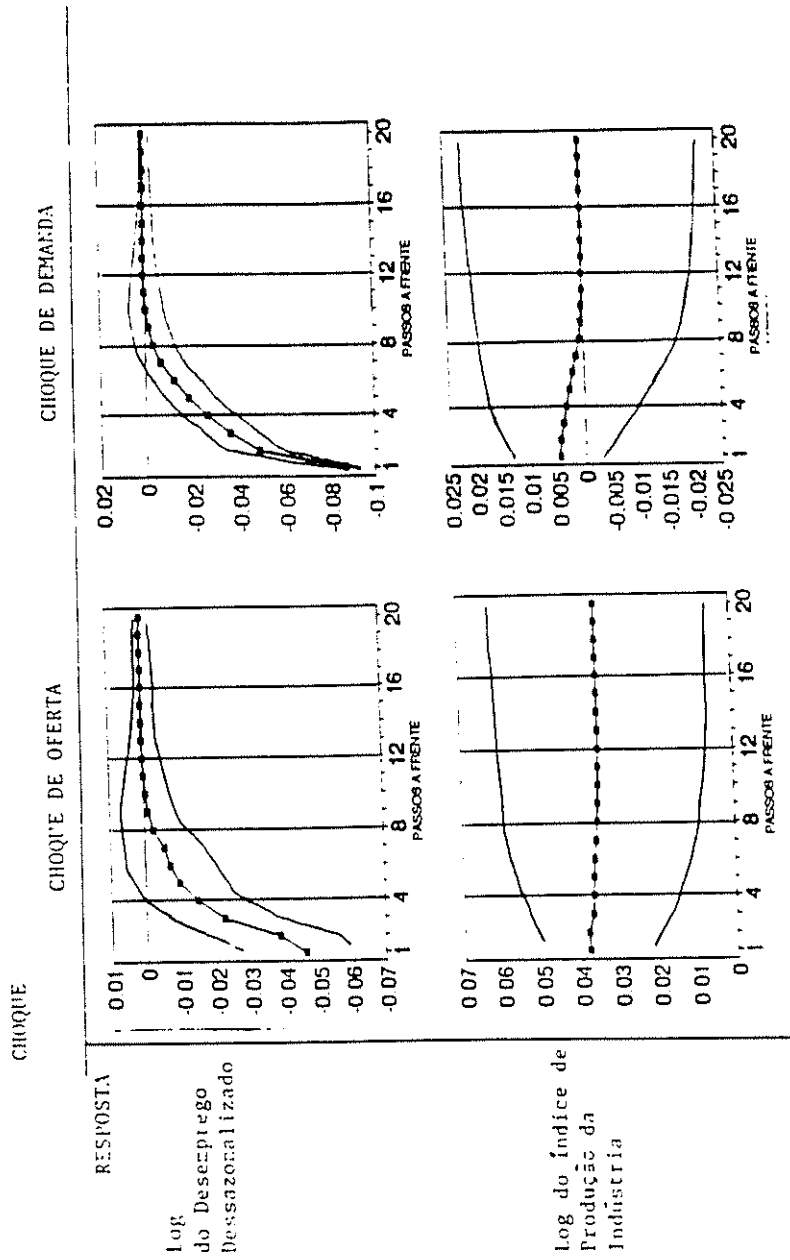
Neste artigo, utilizando o procedimento de identificação sugerido por Blanchard e Quah (1989), identificamos os efeitos dinâmicos dos choques de demanda e oferta no índice de produção da indústria de transformação e na taxa de desemprego aberto.

Os efeitos dos choques de demanda e oferta na taxa de desemprego aberto são estimados com boa precisão. O mesmo, no entanto, não ocorre com os efeitos destes choques na produção industrial. Um choque típico de oferta tem um impacto inicial positivo entre 2 e 5% no índice trimestral da produção industrial e um impacto inicial negativo entre -3 e -6% na taxa de desemprego trimestral. Um choque típico de demanda tem um impacto inicial entre 0 e 1% sobre a produção industrial e um impacto negativo entre -10 e -8% na taxa de desemprego.

Os resultados obtidos não são inconsistentes com a visão real do ciclo de negócios de Kydland e Prescott (1982). As flutuações no índice de produção da indústria de transformação são provocadas em sua maior parte por choques de oferta. Os choques de demanda são pouco importantes na explicação destas flutuações. No que diz respeito às flutuações na taxa de desemprego aberto foi observado o oposto; boa parte da flutuação é provocada por choques de demanda.

Uma forma de se estender o presente trabalho seria utilizar a metodologia proposta em King et alii (1991), onde se indentificam como choques permanentes de produtividade os choques na tendência estocástica comum do consumo, investimento e produto real.

GRÁFICO 5
 INTERVALOS DE CONFIANÇA DAS FUNÇÕES DE RESPOSTA A IMPULSOS
 (PARÂMETRO DE PRIORI = 2,7)



Obs.: Os intervalos foram construídos adicionando-se e subtraindo-se à média a raiz quadrada do desvio quadrático médio. A média e o desvio foram calculados a partir de 500 replicações. Os gráficos apresentam também a estimativa pontual.

GRÁFICO 6

FLUTUAÇÕES NO LOG DA TAXA DE DESEMPREGO ABERTO PROVOCADAS POR CHOQUES DE OFERTA E DEMANDA

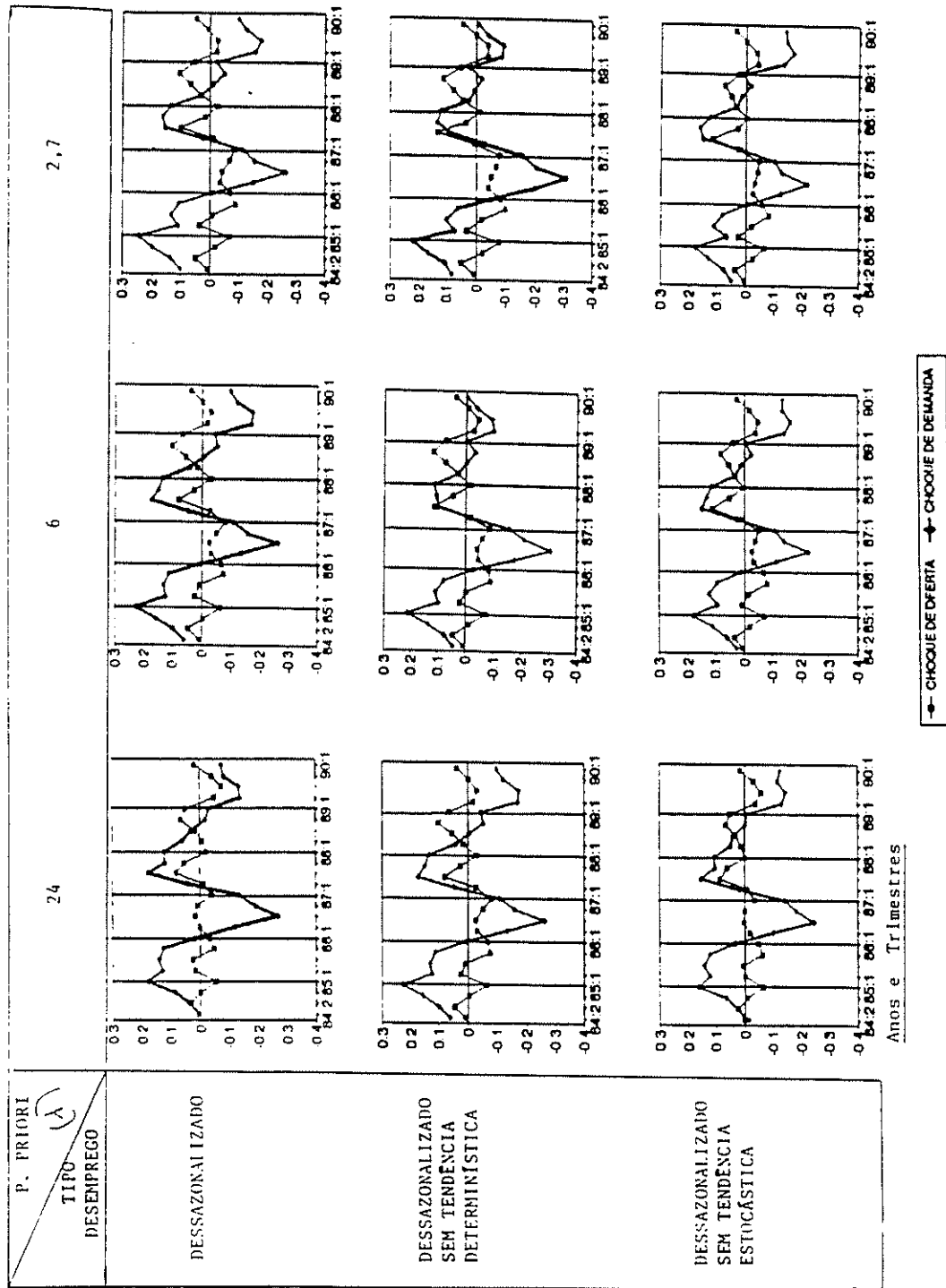
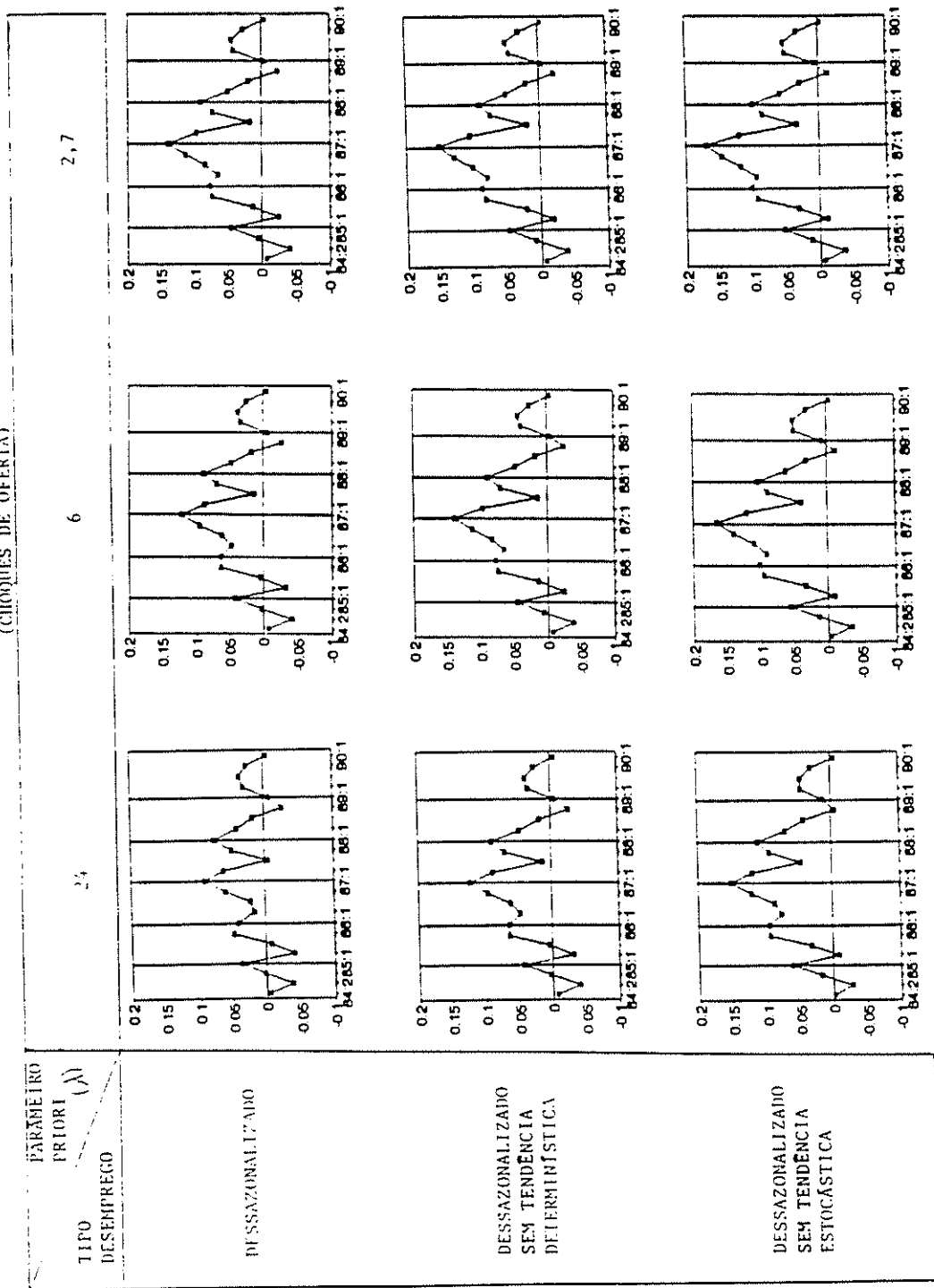


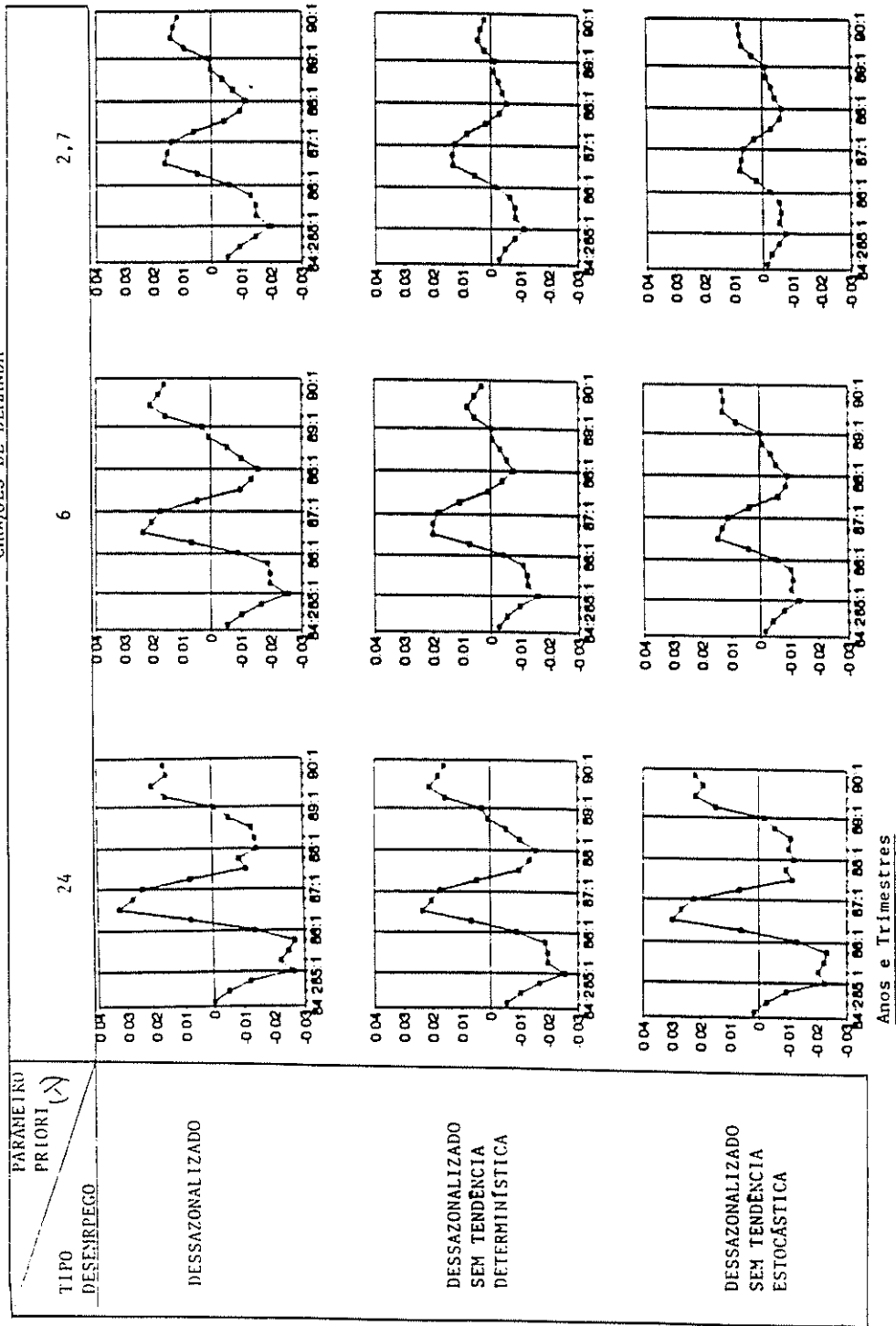
GRÁFICO 7
 FLUTUAÇÕES NO LOG DO ÍNDICE DA PRODUÇÃO DA INDÚSTRIA
 (CICLOS DE OFERTA)



Anos e Trimestres

GRÁFICO 8

FLUTUAÇÕES NO LOG DO ÍNDICE DA PRODUÇÃO DA INDÚSTRIA
CHOCQUES DE DEMANDA



APÊNDICE 1

FUNDAMENTOS DA INFERÊNCIA BAYESIANA EM AUTO-REGRESSÕES VETORIAIS

Neste apêndice são discutidos aspectos da estimação bayesiana em modelos auto-regressivos vetoriais e métodos numéricos para obtenção dos intervalos de confiança das funções de resposta a impulsos. Apresentamos também os parâmetros utilizados na especificação da priori de Litterman (1986).

Um modelo ARV na forma reduzida está definido pela equação 2. isto é:

$$Y_t = \sum_{s=1}^m C(s) Y_{t-s} + u_t = [C(1) + C(2) L + \dots + C(m) L^{m-1}] Y(t-1) + u_t$$

onde Y_t é um vetor $k \times 1$ de variáveis observáveis no tempo t . L é o operador defasagem, $C(s)$ é a matriz $k \times k$ de parâmetros associados à defasagem s . A estrutura conjunta de dependência entre as k equações é descrita por Σ e assume-se que os erros são temporalmente não correlacionados. Seja $C = (C(1), \dots, C(m))$ a matriz de parâmetros $k \times km$.

A distribuição a priori conjunta para C e Σ é dada por $p(C, \Sigma) = p(C|\Sigma) p(\Sigma)$ e depende de parâmetros que serão fixados subjetivamente. Como pode ser visto em Broemeling (1985), supondo normalidade para as observações, uma análise conjugada geral será baseada em uma distribuição a priori na família Normal Matricial-Wishart para $p(C, \Sigma)$ e em uma verossimilhança Normal k -variada para cada instante de tempo t .

A análise conjugada é particularmente importante na implementação de uma análise bayesiana seqüencial. Uma alternativa a esta abordagem é trabalhar-se com prioris de referência (não informativas), como por exemplo a de Jeffreys. Em qualquer destes procedimentos a distribuição marginal a posteriori de C será uma distribuição matriz- t e a distribuição preditiva para $Y(t+1)|D_t$ [onde: $D(t) = (Y(1), \dots, Y(t))$] será uma distribuição t -multivariada.

Além de contornar a falta de parcimônia inerente aos modelos ARV, o procedimento bayesiano permite várias outras facilidades úteis na modelagem econométrica. Por exemplo, o aspecto seqüencial do método bayesiano, torna fácil incorporar-se ao modelo em (2) parâmetros variando no tempo. Para isto basta incluir uma equação extra que descreva, por exemplo, uma dinâmica markoviana para os parâmetros:

$$C_t = C_{t-1} + w_t, \text{ onde } w_t \sim [0, W_t]$$

O tratamento de parâmetros variando pode ser feito através dos métodos descritos por West e Harrison (1989) usando o conceito de desconto. Dada a natureza subjetiva da distribuição a priori, mudanças estruturais podem ser sinalizadas através da equação acima. A forma mais simples de intervenção subjetiva será fazer o valor de W_t , instantaneamente, bastante grande. Isto é, no instante da mudança estrutural os parâmetros poderão variar consideravelmente e, portanto, incorporar a nova informação imediatamente.

Implementação do Modelo ARV Bayesiano

Embora tenha-se apresentado o modelo ARV multivariado, para fins práticos, utiliza-se a estimação equação a equação. A complexidade computacional, decorrente do grande número de parâmetros a estimar (sistema de k variáveis e m defasagens), isto é, $k(km+1)$ parâmetros, impõe a estimação equação por equação.

A seguir, discute-se a estrutura da priori de Litterman (1986) e a escolha subjetiva dos parâmetros envolvidos. A classe de prioris de Litterman é caracterizada por: Os C 's são conjunta e normalmente distribuídos; a média de $C_{ij}(s)$ [coeficiente da variável j na equação da variável i com defasagem s] é zero. Os $C_{ij}(s)$ são independentes para todo i, j e s . O desvio padrão da priori do coeficiente da variável j , na equação i , com defasagem s [$\sigma_{ij}(s)$] fica especificado pelos seguintes parâmetros:

$\sqrt{\lambda}$ - desvio padrão da primeira defasagem da variável dependente;

γ_1 - parâmetro de decaimento harmônico para as defasagens;

γ_2 - fator comum de concentração em torno da média para demais variáveis;

m - número máximo de defasagens.

$$\sigma_{ij}(s) = \begin{cases} \sqrt{\lambda} / \sqrt{s^{\gamma_1}} & \text{se } i=j \\ \frac{\sqrt{\lambda} \gamma_2 \sigma_i}{\sqrt{s^{\gamma_1}} \sigma_j} & \text{se } i \neq j \end{cases}$$

onde os elementos σ_i e σ_j são desvios-padrão dos erros

observacionais estimados numa regressão univariada das equações referentes às variáveis Y_i e Y_j e servem para considerar as diferenças de escala das variáveis. Nesta aplicação a questão de como escolher λ , γ_1 e γ_2 é resolvida da seguinte forma: fixamos o número máximo de defasagens em seis ($m=6$): γ_1 e γ_2 foram fixados em 1; λ assumiu os valores 24, 6 e 16/6, correspondendo a um intervalo de credibilidade de $[-2,2]$ para a priori dos coeficientes relativos à defasagem de ordem seis (6) - a menos do σ_i e σ_j -, com probabilidades de 70, 95 e 99%, respectivamente.

Com esta especificação nenhuma das variáveis é excluída a priori, pois as variâncias não tem nulidade, o que garantirá a estimação irrestrita da matriz Σ e a aplicação do procedimento de dois estágios como é comum em modelos ARV.

Função de Resposta a Impulso e o Uso de Monte Carlo

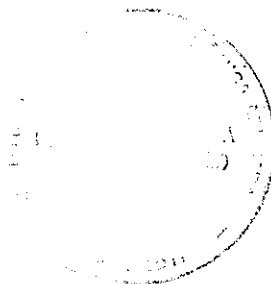
A Função de Resposta a Impulso estrutural é essencial para a identificação, no nosso modelo, dos choques de demanda e oferta. Apesar do caráter não-linear dessa função, é desejável, pela sua importância, obter-se suas faixas de confiança. Isto será obtido de forma aproximada aplicando-se uma integração de Monte Carlo [van Dijk e Kloeck (1975)]. A literatura em Monte Carlo com Importance Sampling, bem como em métodos de quadratura gaussiana para a solução do problema de integração numérica em inferência bayesiana, é bastante ampla e destaca-se o artigo de West (1990). Descreve-se a seguir as principais etapas da obtenção de intervalos aproximados de confiança para a função de resposta a impulso através do método de Monte Carlo.

Utilizando-se a posteriori condicional de C dado Σ e a posteriori marginal de Σ pode-se gerar amostras de C e obter-se valores de $G(k)$. Os passos envolvidos nesta simulação são:

- a) Gerar elementos da distribuição a posteriori de Σ , $\Sigma_1, \dots, \Sigma_N$.
- b) Para cada Σ_j do passo anterior, gerar C_j , $j=1, \dots, N$, usando $p(C_j | \Sigma_j)$.
- c) Avaliar a função $G_j(k)$, $j=1, \dots, N$.
- d) Usar restrições em 4 e a maximização da verossimilhança condicional, da Seção 2, para obter $A_j(0)$, $j=1, \dots, N$.
- e) Calcular média e variância dos valores observados de $G_j(s)$, $s=1, \dots, m$ e $j=1, N$.

Nesta aplicação não foram feitas gerações a partir da posteriori de Σ , mas utilizamos o valor de Σ estimado a partir dos resíduos do ajuste de cada equação em separado. Utilizou-se a posteriori dos parâmetros obtidas equação a equação, isto é, as marginais a

posteriori dos parâmetros. O número de replicações N foi fixado em 500.



LOG DO DESEMPREGO DESSAZONALIZADO

DEFASAGEM ESTATÍSTICA	1	2	3
T	-0.16 (-2.93)	-0.21 (-2.21)	-0.17 (-2.77)
Q (15)	16.7	15.8	14.00
Q (15)	(15.6)	(13.9)	(12.50)
T_{μ}	-1.65 (-2.88)	-1.94 (-2.16)	-2.32 (-2.70)
Q (15)	18.27	17.06	12.98
Q (15)	(15.5)	(13.80)	(12.47)
T_{τ}	-0.83 (-3.26)	-1.12 (-2.60)	-1.60 (-3.10)
Q (15)	19.55	17.70	13.06
Q (15)	(19.19)	(18.51)	(17.51)
$T_{\alpha\mu}$	1.64 (0.06)	1.93 (0.10)	2.31 (-0.08)
$T_{\alpha\tau}$	0.54 (-1.50)	0.75 (-1.40)	1.29 (-1.46)
$T_{\beta\tau}$	0.76 (1.68)	0.64 (1.56)	0.02 (1.52)

Obs: Os valores entre parênteses são os testes para a primeira diferença da série original;

Os valores críticos para os testes: T , T_{μ} , T_{τ} , $T_{\alpha\mu}$, $T_{\alpha\tau}$ e $T_{\beta\tau}$ a 5% e com 25 observações são, -1.95, -3.0, -3.6, 2.6, 3.20 e 2.85. Ver a esse respeito Dickey e Fuller (1981) e Fuller (1976). O número de defasagens é igual à ordem do modelo auto-regressivo considerado + 1.

TABELA A.2.2

LOG DO DESEMPREGO DESSAZONALIZADO SEM TENDÊNCIA DETERMINÍSTICA

DEFASAGEM ESTATÍSTICA	1	2	3
T	-1.25 (-2.88)	-1.55 (-2.17)	-2.13 (-2.67)
Q (15)	16.70	16.14	10.65
Q (15)	(16.71)	(13.90)	(12.21)
T_{μ}	-1.20 (-2.86)	-1.48 (-2.16)	-2.05 (-2.63)
Q (15)	16.33	16.00	10.70
Q (15)	(15.34)	(13.60)	(12.19)
T_{τ}	-0.88 (-3.24)	-1.09 (-2.60)	-1.56 (-3.02)
Q (15)	19.24	17.48	12.85
Q (15)	(18.96)	(18.37)	(17.10)
$T_{\alpha\mu}$	0.33 (0.39)	0.19 (0.39)	-0.09 (0.34)
$T_{\alpha\tau}$	-1.08 (-1.35)	-1.13 (-1.29)	-0.91 (-1.31)
$T_{\beta\tau}$	1.37 (1.67)	1.33 (1.58)	0.94 (1.54)

Obs: Os valores entre parênteses são os testes para a primeira diferença da série original;

Os valores críticos para os testes: T , T_{μ} , T_{τ} , $T_{\alpha\mu}$, $T_{\alpha\tau}$ e $T_{\beta\tau}$ a 5% e com 25 observações são -1.95, -3.0, -3.6, 2.6, 3.20 e 2.85. Ver a esse respeito Dickey e Fuller (1981) e Fuller (1976). O número de defasagens é igual à ordem do modelo auto-regressivo considerado + 1.

TABELA A.2.3

LOG DO DESEMPREGO DESSAZONALIZADO SEM TENDÊNCIA ESTOCASTICA

DEFASAGEM ESTATÍSTICA	1	2	3
T	-2.06 (-3.47)	-2.29 (-2.59)	-3.26 (-3.21)
Q (15)	20.54	19.63	12.54
Q (15)	(17.68)	(16.06)	(15.54)
T_{μ}	-1.99 (-3.44)	-2.21 (-2.56)	-3.17 (-3.16)
Q (15)	20.05	19.38	12.66
Q (15)	(17.25)	(15.73)	(15.30)
T_{τ}	1.08 (-3.47)	-1.98 (-2.66)	-2.90 (-3.16)
Q (15)	20.15	19.25	12.50
Q (15)	(18.15)	(17.31)	(16.75)
$T_{\alpha\mu}$	0.31 (0.40)	0.21 (0.37)	-0.14 (0.32)
$T_{\alpha\tau}$	-0.39 (-0.74)	-0.38 (0.72)	0.04 (-0.56)
$T_{\beta\tau}$	0.58 (1.00)	0.52 (0.96)	-0.10 (0.73)

Obs. Os valores entre parênteses são os testes para a primeira diferença da série original;

Os valores críticos para os testes: T , T_{μ} , T_{τ} , $T_{\alpha\mu}$, $T_{\alpha\tau}$ e $T_{\beta\tau}$ a 5% e com 25 observações são -1.95, -3.0, -3.6, 2.6, 3.20 e 2.85. Ver a esse respeito Dickey e Fuller (1981) e Fuller (1976). O número de defasagens é igual à ordem do modelo auto-regressivo considerado + 1.

TABELA A.2.4

PRIMEIRA DIFERENÇA DO LOG DA PRODUÇÃO INDUSTRIAL

DEFASAGEM ESTATÍSTICA	1	2	3
T	-4.99 (-7.69)	-3.50 (-5.75)	-2.71 (-5.40)
Q (15)	4.90	4.48	5.39
Q (15)	(9.60)	(10.28)	(4.63)
T_{μ}	-4.90 (-7.50)	-3.39 (-5.64)	-2.75 (-5.30)
Q (15)	4.85	4.26	4.96
Q (15)	(9.60)	(10.28)	(4.75)
T_{τ}	-5.24 (-7.40)	-3.99 (-5.69)	-3.80 (-5.35)
Q (15)	5.26	5.37	8.65
Q (15)	(10.19)	(12.77)	(5.68)
$T_{\alpha\mu}$	0.32 (0.09)	0.45 (0.12)	0.59 (-0.24)
$T_{\alpha\tau}$	1.53 (0.39)	1.93 (0.83)	2.06 (0.80)
$T_{\beta\tau}$	-1.54 (-0.39)	-1.90 (-0.91)	-2.53 (-0.96)

Obs. Os valores entre parênteses são os testes para a primeira diferença da série original;

Os valores críticos para os testes: T , T_{μ} , T_{τ} , $T_{\alpha\mu}$, $T_{\alpha\tau}$ e $T_{\beta\tau}$ a 5% e com 25 observações são -1.95, -3.0, -3.6, 2.6, 3.20 e 2.85. Ver a esse respeito Dickey e Fuller (1981) e Fuller (1976). O número de defasagens é igual à ordem do modelo auto-regressivo considerado + 1.

APENDICE 3

TAXA DE DESEMPREGO ABERTO DA IND. DE TRANSFORMAÇÃO
(Dados originais)

	1982	1983	1984	1985	1986	1987	1988	1989	1990	1991
JAN		6.70	8.18	5.81	4.01	3.76	4.56	4.53	3.99	6.99
FEV		7.01	7.90	5.72	4.26	3.75	5.37	4.77	4.26	7.83
MAR		7.83	7.78	6.31	4.26	3.61	5.22	4.92	5.00	8.41
ABR		7.95	7.36	5.95	4.27	4.11	5.03	4.46	6.55	
MAI	6.69	7.92	7.70	5.86	4.06	4.93	5.34	3.97	7.19	
JUN	6.33	7.74	7.36	5.70	3.96	5.69	5.06	4.01	6.39	
JUL	6.15	7.37	7.02	5.70	3.66	6.39	4.95	3.49	5.75	
AGO	6.42	7.23	7.33	5.12	3.44	5.95	4.80	3.73	5.46	
SET	5.95	7.63	6.58	5.06	3.14	5.24	4.63	3.77	5.14	
OUT	5.18	6.86	6.15	4.04	3.03	5.33	4.29	3.27	5.12	
NOV	4.92	6.97	5.58	3.84	2.74	4.68	3.82	2.91	5.29	
DEZ	4.14	5.95	4.30	3.12	2.25	3.28	3.37	2.99	5.25	

Fonte: IBGE.

TAXA DE DESEMPREGO ABERTO DA IND. DE TRANSFORMAÇÃO
(Dados dessazonalizados)

	1982	1983	1984	1985	1986	1987	1988	1989	1990	1991
JAN		7.11	8.55	6.21	4.40	4.15	4.92	4.85	4.29	7.24
FEV		6.65	7.59	5.48	4.04	3.54	5.12	4.46	3.92	7.41
MAR		7.03	7.08	5.69	3.68	3.05	4.61	4.25	4.28	7.63
ABR		7.18	6.69	5.33	3.68	3.53	4.42	3.80	5.83	
MAI	6.18	7.41	7.24	5.41	3.61	4.48	4.89	3.50	6.68	
JUN	5.99	7.40	7.00	5.33	3.59	5.30	4.71	3.68	6.05	
JUL	5.82	7.03	6.64	5.31	3.27	5.99	4.62	3.21	5.49	
AGO	6.16	6.95	7.02	4.81	3.15	5.65	4.57	3.57	5.34	
SET	6.05	7.71	6.63	5.12	3.22	5.31	4.75	3.96	5.37	
OUT	5.88	7.51	6.76	4.64	3.64	5.93	4.92	3.94	5.83	
NOV	6.06	8.03	6.60	4.83	3.71	5.64	4.78	3.90	6.29	
DEZ	5.18	6.91	5.24	4.03	3.14	4.15	4.22	3.85	6.09	

Fonte: IBGE.

ÍNDICE MENSAL DE BASE FIXA DA PRODUÇÃO DA IND. DE TRANSFORMAÇÃO
(Dados Originais - ano base média 1981=100)

	1982	1983	1984	1985	1986	1987	1988	1989	1990	1991
JAN		82.51	84.65	97.38	108.65	115.89	105.22	102.93	108.17	90.59
FEV		79.62	88.61	90.27	102.04	115.95	105.13	94.63	102.63	82.74
MAR		94.33	91.07	100.78	104.46	120.45	119.89	108.84	104.39	91.89
ABR		85.46	88.01	90.23	109.11	119.36	109.19	106.74	75.35	
MAI	100.55	94.71	100.39	102.13	114.00	120.82	113.41	119.53	105.66	
JUN	105.81	95.64	103.60	105.79	121.14	123.44	125.64	131.14	109.47	
JUL	109.48	96.20	107.36	117.06	131.29	122.85	125.35	134.76	123.21	
AGO	112.15	104.44	110.48	119.50	130.41	123.87	133.35	143.27	130.88	
SET	108.64	100.43	104.49	117.40	137.39	129.86	128.16	133.56	122.87	
OUT	105.93	102.51	113.53	128.39	143.28	132.98	121.95	137.53	126.68	
NOV	99.17	98.47	105.30	115.92	126.50	123.59	114.79	126.48	113.40	
DEZ	89.08	89.17	94.50	106.07	113.98	109.48	105.80	108.63	88.76	

Fonte: IBGE.

ÍNDICE MENSAL DE BASE FIXA DA PRODUÇÃO DA IND. DE TRANSFORMAÇÃO
(Dados dessazonalizados - ano base média 1981=100)

	1982	1983	1984	1985	1986	1987	1988	1989	1990	1991
JAN		93.63	95.58	108.31	119.90	127.58	117.43	115.58	120.97	103.83
FEV		91.69	100.64	102.52	114.64	128.83	118.61	108.84	117.24	97.78
MAR		103.89	100.88	111.01	114.99	131.10	131.18	121.07	117.27	104.97
ABR		91.02	94.08	96.87	115.97	126.28	116.66	115.00	84.33	
MAI	101.89	96.05	102.25	104.55	116.59	123.43	116.18	122.59	109.19	
JUN	102.79	92.71	100.89	103.39	118.76	120.93	122.69	127.84	105.25	
JUL	101.85	88.71	99.73	109.30	123.26	114.48	116.05	124.65	112.82	
AGO	100.68	93.08	98.74	107.22	117.57	110.53	119.01	128.00	115.16	
SET	96.18	88.04	91.62	103.81	123.13	115.19	112.85	117.49	106.36	
OUT	96.89	93.43	104.00	118.29	132.75	122.33	111.13	126.21	115.07	
NOV	97.24	96.40	102.91	113.31	123.90	121.17	112.51	123.94	110.83	
DEZ	95.00	94.88	100.04	111.74	120.01	115.91	112.50	115.28	95.66	

Fonte: IBGE.

TAXA DE DESEMPREGO ABERTO DA PRODUÇÃO INDUSTRIAL
(Dados dessazonalizados e trimestralizados)

	1982	1983	1984	1985	1986	1987	1988	1989	1990	1991
I		6.93	7.74	5.79	4.04	3.58	4.89	4.52	4.16	7.43
II		7.33	6.98	5.36	3.63	4.44	4.67	3.66	6.19	
III	6.01	7.23	6.77	5.08	3.21	5.65	4.65	3.58	5.40	
IV	5.70	7.49	6.20	4.50	3.50	5.24	4.64	3.90	6.07	

ÍNDICE DE PRODUÇÃO DA IND. DE TRANSFORMAÇÃO
(Dados dessazonalizados e trimestralizados)

	1982	1983	1984	1985	1986	1987	1988	1989	1990	1991
I		96.40	99.03	107.28	116.51	129.17	122.40	115.16	118.50	102.19
II		93.26	99.07	101.60	117.11	123.55	118.51	121.81	99.92	
III	99.57	89.94	96.70	106.78	121.32	113.40	115.97	123.38	111.45	
IV	96.38	94.91	102.32	114.44	125.55	119.80	112.05	121.81	107.19	

BIBLIOGRAFIA

- BERNANKE, B.S. Alternative explanations of the money-income correlation. *Carnegie-Rochester Series on Public Policy*, 25. p. 49-100, 1986.
- BLANCHARD, O.J. e QUAH, D. The dynamic effects of aggregate demand and supply disturbances. *The American Economic Review*, v. 79, n. 4, p. 655-673, 1989.
- BLANCHARD, O.J. e WATSON, Mark. Are all business cycles alike? Discussion paper presented at the National Bureau of Economic Research Conference on Business Cycles. Mar. 1984.
- BROEMELING, L.D. *Bayesian analysis of linear models*. New York and Basel: Marcel Dekker Inc., 1985.
- BROWN, R. L., DURBIN, J. e EVANS, J. M. Techniques for testing the constancy of regression relationships over time, with comments. *J.R.S.S.*, B37, p. 149-92, 1975.
- CAMPBELL, J.Y. e MANKIW, N.G. Are output fluctuations transitory? *Quarterly Journal of Economics*, 102, p. 857-880, 1987.
- CHRISTIANO, L.J. e EICHENBAUM, M. *Unit roots in real GNP: do we know and do we care?* Minneapolis: Institute for Empirical Macroeconomics, 1989. (Discussion Paper, 18).
- COCHRANE, J.H. How big is the random walk in GNP? *Journal of Political Economy*, 96, p. 893-920, 1988.
- CRIBARI NETO, F. O comportamento estocástico do produto no Brasil. *Pesquisa e Planejamento Econômico*, v. 20, n. 2, Rio de Janeiro, p. 381-402, 1990.
- DICKEY, D. A. e FULLER, W. A. Likelihood ratio statistics for autoregressive time series with a unit root. *Econometrica*, 49, p. 1057-1072, 1981.
- DOAN, T., LITTERMAN, R., e SIMS, C. Forecasting and conditional projection using realistic prior distributions. *Econometric Review*. v. 3, n.1, p. 1-100, 1984.
- FAKLER, P.L. Vector autoregressive techniques for structural analysis. *Revista de Análisis Econômico*, v. 3, n. 2, p. 119-134, Nov. 1988.
- FULLER, W. A. *Introduction to statistical time series*. New York: John Wiley and Sons, 1976.
- KING, R.G., PLOSSER, C.I., e REBELO, S.T. Production, growth and business cycles: II. New directions. *Journal of Monetary*

-
- Economics**, 21, p. 309-342, 1988.
- KING, R.G., PLOSSER, C. I., STOCK, J.H. e WATSON, M. W.
Stochastic trends and economic fluctuations. **The American Economic Review**, 81, p. 819-840, 1991.
- KLOEK, T. e VAN DIJK H. K. Bayesian estimates of equation system parameters: an application of integration by Monte Carlo. **Econometrica**, 46 p. 1-20, 1978.
- KYDLAND, F. e PRESCOTT, E.C. Time to build and aggregate fluctuations. **Econometrica**, 50, p. 1345-1370, 1982.
- LITTERMAN, R.B. Forecasting with bayesian vector autoregressions-five years of experience. **J.Bus. & Econ. Stat.** v. 4, n. 1, 1986.
- LONG, J. B., Jr., e PLOSSER, C. I. Real business cycles. **Journal of Political Economy**, 91, p. 39-69, 1983.
- NELSON, C. R. e PLOSSER, C. I. Trends and random walks in macroeconomic time series: some evidence and implications. **Journal of Monetary Economics**, 10, p. 193-62, 1982.
- PEREIRA, P.L.V. Estimação do hiato do produto via componentes não observados. **Revista Brasileira de Econometria**, v.6, n.2, 1986.
- ROTHENBERG, T.J. Identification in parametric models. **Econometrica**, v. 39, n. 3, p. 577-591, May 1971.
- SIMS, C.A. Are forecasting models usable for policy analysis? **Federal Reserve Bank of Minneapolis Quarterly Review**, p. 1-16, 1986.
- _____ . **Modeling trends**. Institute for Empirical Macroeconomics, Federal Reserve Bank of Minneapolis, 1989. (Discussion Paper, 22).
- WEST, M. e HARRISON, J. **Bayesian forecasting and dynamic models**. Springer Verlag, 1989.
- WEST, M. Bayesian computations : sequential analyses and dynamic models. **Tec. Rep. - ISDC**, Duke University, 1990.
- WOLD, H. **The analysis of stationary time series**. 1st ed., Uppsala : Almqvist and Wicksell, 1938.
-