

Efeitos dinâmicos dos choques de oferta e demanda agregadas sobre o nível de atividade econômica do Brasil

Elcyon Caiado Rocha Lima*

Hélio S. Migon**

Hedibert Freitas Lopes**

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 & 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 do terceiro trimestre de 1982 ao primeiro trimestre de 1990, nossos principais resultados são: as estimativas dos choques de oferta corroboram a visão de que uma fração substancial das flutuações da produção no Brasil pode ser atribuída a choques de oferta; há também evidências de que os choques de demanda são importantes para explicar flutuações na taxa de desemprego.

1. Introdução; 2. Identificação dos choques de demanda e oferta; 3. Dados utilizados, transformações das variáveis, estimação do modelo e resultados obtidos; 4. Conclusões e extensões.

1. Introdução

Os macroeconomistas têm tradicionalmente considerado as flutuações no nível da produção agregada como flutuações temporárias em torno de uma tendência determinística. Seguindo essa visão, choques no PIB real não têm

* Do IPEA-Rio e da Universidade Santa Úrsula.

** Do Instituto de Matemática da UFRJ.

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 choques de demanda, tais como inovações na política monetária e fiscal (como por exemplo Long & Plosser, 1983).

Essa visão tradicional foi desafiada pelos integrantes da chamada econometria da raiz unitária. Depois dos trabalhos de Nelson & Plosser (1982), Campbell & Mankiw (1987) e Cochrane (1988), alguns economistas postularam 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 essa 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 foi 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 pode seguir uma tendência estocástica.

Se os choques no PIB real apresentam elevada persistência, então alguns autores (por exemplo, Long & Plosser, 1983) consideram esse fato uma indicação de que os choques são 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 responsável pela maioria das flutuações econômicas. Ver a esse respeito, por exemplo, Kydland & Prescott (1982) e King et alii (1988).

Mais recentemente, alguns pesquisadores, como Christiano & Eichenbaum (1989) e Sims (1989), questionaram os procedimentos adotados para se testar as duas visões alternativas já descritas. 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.

Pode-se, no entanto, seguir uma rota alternativa para obter evidências a esse respeito. Uma forma de fazê-lo é proceder como sugerido por Blanchard & Quah (1989) ou por King et alii (1991) e utilizar 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 desses choques presentes no caso univariado.

Neste artigo seguimos a rota sugerida por Blanchard & Quah (1989). As hipóteses adotadas são: postula-se a existência de dois tipos de choques, não correlacionados, sendo que nenhum deles tem impacto de longo prazo no

desemprego; considera-se que o primeiro pode ter impacto de longo prazo no PIB real, mas não o segundo. Pode-se dar a esses choques uma interpretação econômica simples: interpreta-se o primeiro como sendo constituído principalmente por choques de oferta¹ e o segundo, por choques de demanda. Essa interpretação econômica, como mostram Blanchard e Quah, é coerente com a visão keynesiana tradicional do ciclo de negócios, e pode ser derivada de modelos do tipo apresentado no artigo de Fischer (1977).

O procedimento de estimação utilizado em nosso artigo difere do adotado em Blanchard & Quah. Nosso modelo, em sua forma reduzida — um modelo de auto-regressão vetorial irrestrito —, foi estimado por meio de 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 & Quah equivale ao uso do método bayesiano com uma “priori” conjunta, para os coeficientes de modelo, com uma variância bastante grande. Como apontado por Doan et alii (1984) esse 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 essas 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 no índice da produção industrial é persistente e de que esse mesmo choque na taxa de desemprego tende a desaparecer três anos após o choque inicial, sendo que depois dos dois primeiros anos o seu impacto é pequeno. Após um choque de oferta, a taxa de desemprego diminui no primeiro ano, podendo (com baixa probabilidade) haver uma reversão desse efeito e 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

¹ Não 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.

no primeiro ano, podendo haver, com baixa probabilidade, reversão após o segundo ano. Tanto para a produção industrial quanto para o desemprego não há evidências de que o efeito de um choque de demanda dure mais 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. Esses resultados para o Brasil são coerentes 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 (i.e., 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 Anexo 1.

2. Identificação dos choques de demanda e oferta

Nesta seção será explicitado o procedimento de identificação dos choques de demanda e oferta. O procedimento adotado é idêntico ao proposto em Blanchard & Quah (1989). O modelo é estimado e identificado sem se impor nenhuma restrição na forma reduzida: exceto a especificação do número máximo de defasagens com os quais as variáveis entram nas diversas equações e restrições impostas pelo método bayesiano de estimação. Esse procedimento foi escolhido devido à dificuldade de se utilizar a teoria econômica para obter 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 & Quah (1989), Sims (1986), Bernanke (1986) e Blanchard & Watson (1984).

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 são não-correlacionados em todos os leads e lags. O primeiro choque é interpretado como um choque de demanda e o segundo, como um choque 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:

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

onde:

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

e

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

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

Como apontado por Blanchard & 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 $e(t)$ são serialmente não-correlacionados. Como admitimos que os dois choques não têm uma causa comum, é natural tratá-los como não-correlacionados contemporaneamente. Como hipótese de normalização, adotamos $\text{var}[e(t)] = I$.

Impôs-se 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:

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

onde $C(s) = -BA(s)$, $B = A(0)^{-1}$ 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 $A(0)$, pode-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 a 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 como a hipótese de que choques de demanda não têm efeito permanente no nível da produção industrial 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:

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

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

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 $G_{\mu}(j)$ é o elemento $(k, 1)$ 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 nesse 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 a infinito.

Dada essa restrição, pode-se 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 a 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 a identificação local de qualquer ponto regular em R^n é que o determinante da matriz de informação seja diferente de zero. Na prática, basta avaliar o determinante da matriz da informação em alguns pontos do espaço de parâmetros, escolhidos aleatoriamente, para estabelecer a identificação local de determinado modelo.

Como sugerido por Blanchard & Watson (1984), Sims (1986), Bernanke (1986) e explicado bem detalhadamente por Fackler (1988), a matriz de coeficientes $A(0)$ pode ser estimada em dois estágios: no primeiro estágio obtemos uma estimativa de \sum , que denominaremos $\hat{\sum}$, 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 $\hat{\sum}$, em relação aos parâmetros livres de $A(0)$.

O procedimento 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:

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

Utilizando-se a equação (4), essa 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 $T \hat{\sum} = [\sum_{t=1}^T \hat{u}(t) \hat{u}'(t)]$, obtemos, após algum algebrismo, a função que deverá ser minimizada em relação aos parâmetros livres de $A(0)$, condicionada no \sum estimado no primeiro estágio:

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

Deve ser ainda ressaltado que para normalizar as 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 já mencionado, 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. Dessa 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 para as taxas de desemprego aberto na indústria de transformação. Esses dados foram obtidos a partir dos dados mensais do IBGE. Os dados utilizados encontram-se no Anexo 3.²

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

A especificação do modelo utilizado na seção anterior traz implícita 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 a simples inspeção dos gráficos dessas séries e os testes de raiz unitária propostos por Fuller (1976) e Dickey & Fuller (1981) (ver o Anexo 2), não se pode rejeitar que (*VPI*) é uma série estacionária e que *DES* não apresenta uma tendência determinística, podendo, no entanto, apresentar uma raiz unitária, ou mais de uma. Se *DES* não é uma série estacionária, então, ao contrário de nossa hipótese, choques na economia podem ter impacto permanente na taxa de desemprego. Para testar informalmente o impacto da existência de uma tendência (estocástica ou não no log da taxa de desemprego), estimaram-se diversos modelos com diferentes transformações de *DES* e compararam-se seus resultados.

Fizeram-se diversas transformações alternativas na série de desemprego aberto, já que o tamanho da amostra é pequeno e os testes mencionados apresentam baixa potência. Foram feitas as seguintes 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, descritas no Anexo 1, depende da escala em que as variáveis são mensuradas, da sua ordem de defasagem (que neste artigo é de no 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 Anexo 1, onde se descreve o procedimento multivariado bayesiano com “priors” conjugadas para auto-regressões vetoriais. Neste

As séries mensais maio de 1992 a março de 1991 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 esse respeito West & Harrison, 1989). As séries foram então trimestralizadas tomando-se a média aritmética de seus valores mensais no trimestre.

³ Embora conceitualmente uma série limitada, como a taxa de desemprego, não seja integrável (não apresente tendência estocástica), os dados não rejeitam tal hipótese. Pode-se então concluir que a tendência da taxa de desemprego pode ser bem aproximada por um modelo que trate essa série como integrável.

A tendência estocástica foi estimada utilizando-se um modelo univariado estrutural que decompõe a série em nível + resíduo, com taxa de crescimento estocástico e fator de desconto igual a 0,89.

artigo, devido a dificuldades computacionais, estimou-se o modelo equação a equação.

Nas figuras 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, essas 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, sendo que a reversão começa a ocorrer entre o 5º e o 8º 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 6º e o 9º 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 respostas das duas variáveis ao choque de demanda.

Nas figuras 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 grande similaridade com o obtido para um choque de demanda. Quando se usam “prioris” mais “informativas” (com um pequeno valor para λ , é menor a reversão da resposta do desemprego a um choque de oferta. No que se refere à produção industrial, 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.

A análise feita nos dois últimos parágrafos pode ser enriquecida pelo conhecimento do intervalo de confiança das funções de resposta a impulso. Na figura 5 são apresentados esses intervalos, considerando o log da taxa de desemprego dessazonalizada e $\lambda = 2,7$, i.e., 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.

Na figura 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 es-

Figura 1
Respostas do log da taxa de desemprego
(Choque de demanda)

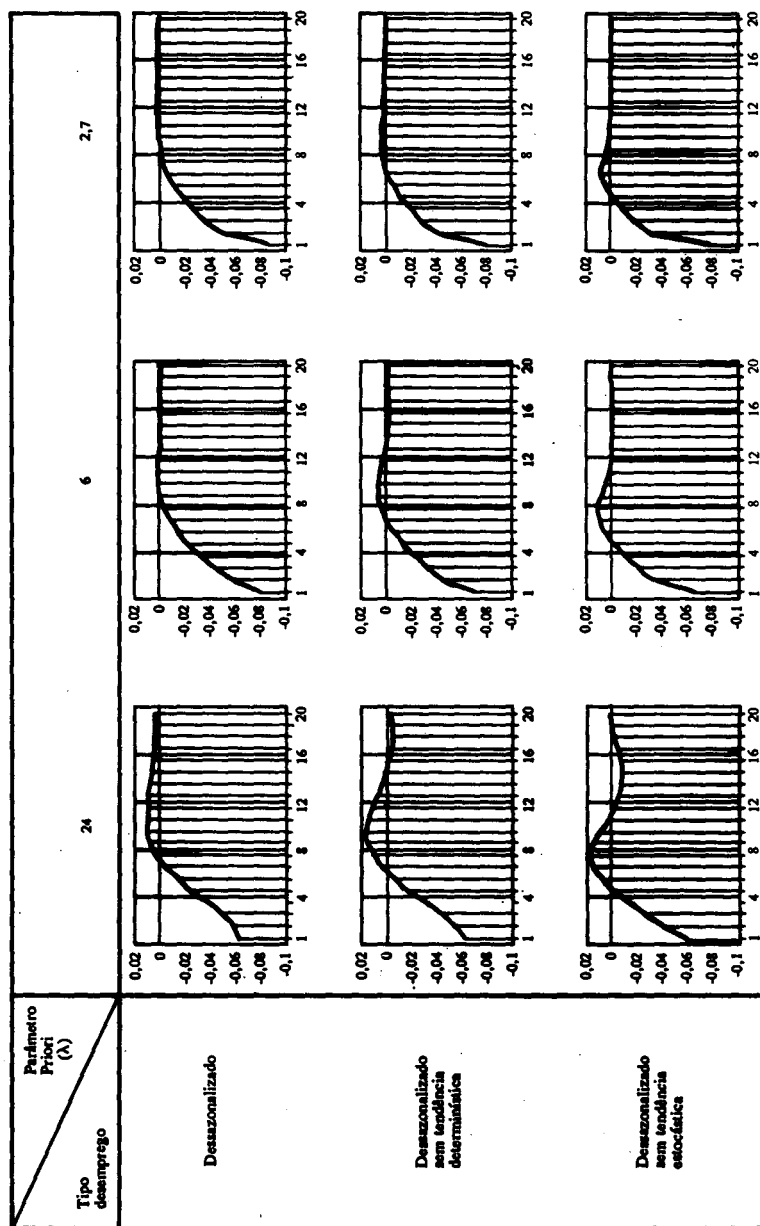


Figura 2
Respostas do log do índice de produção industrial
(Choque de demanda)

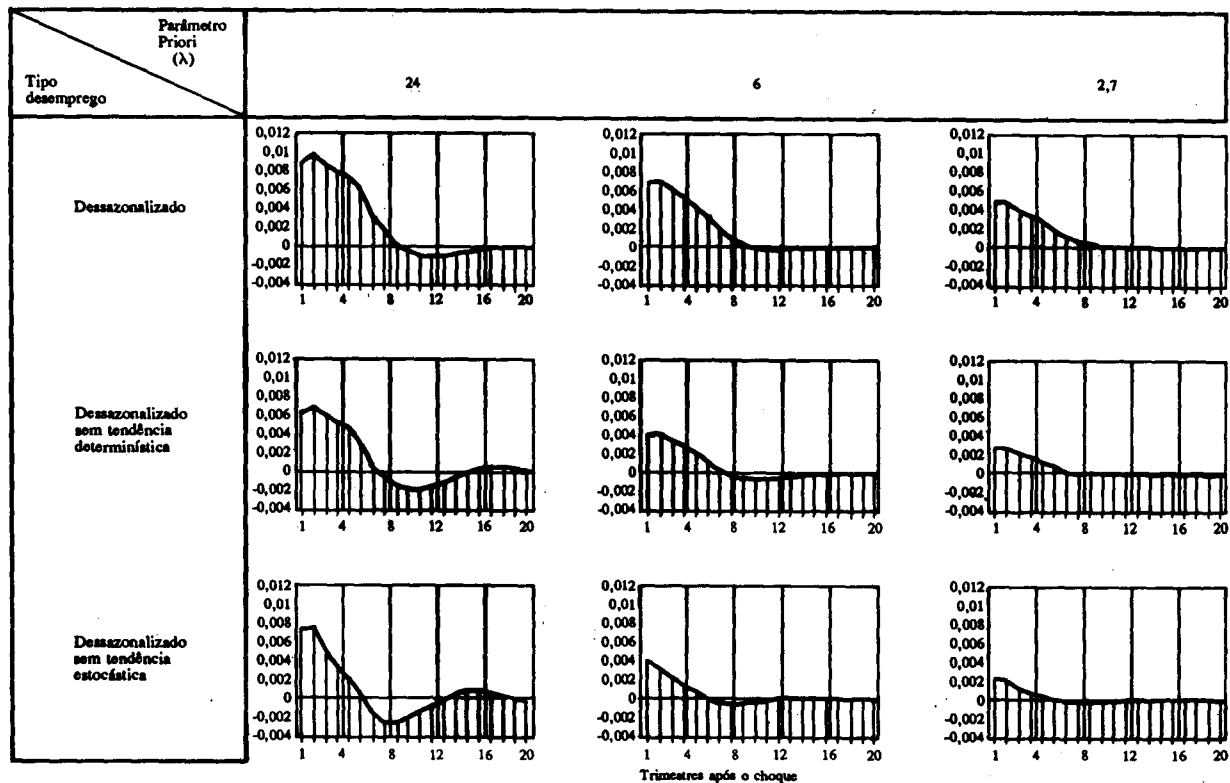


Figura 3
Respostas do log da taxa de desemprego
(Choque de oferta)

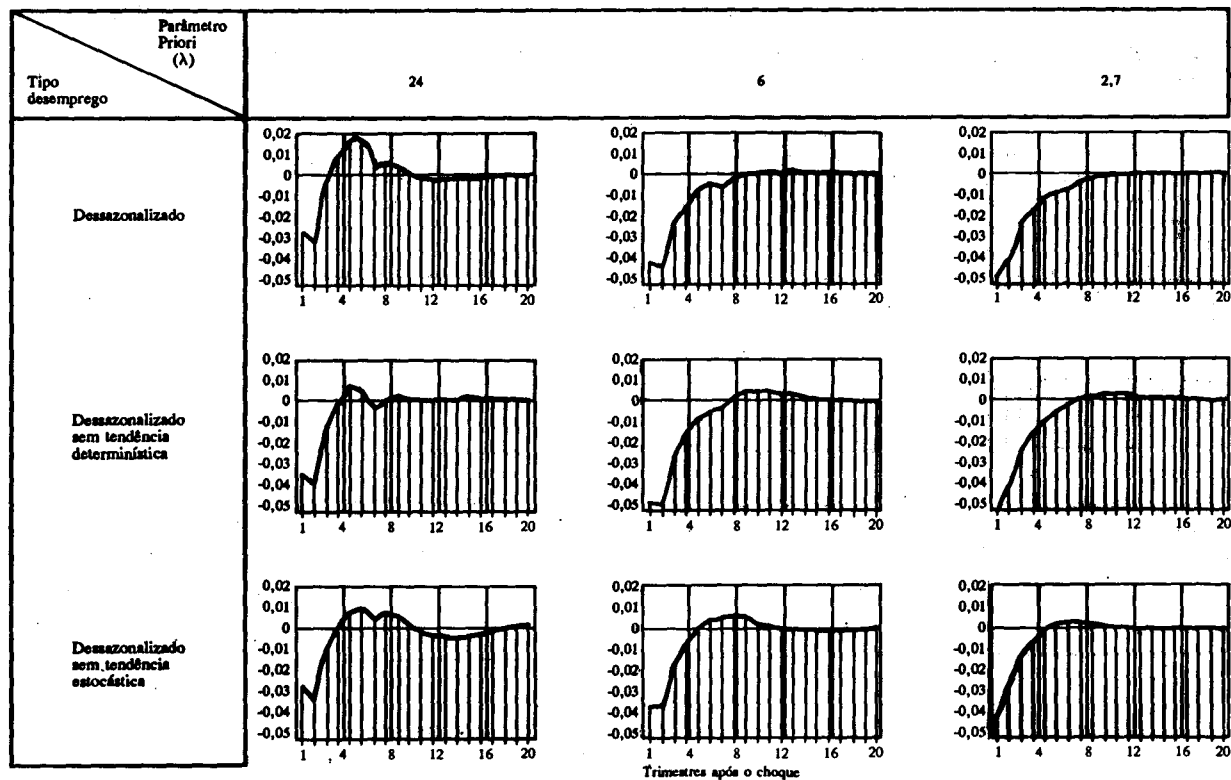


Figura 4
Respostas do log do índice da produção industrial
(Choque de oferta)

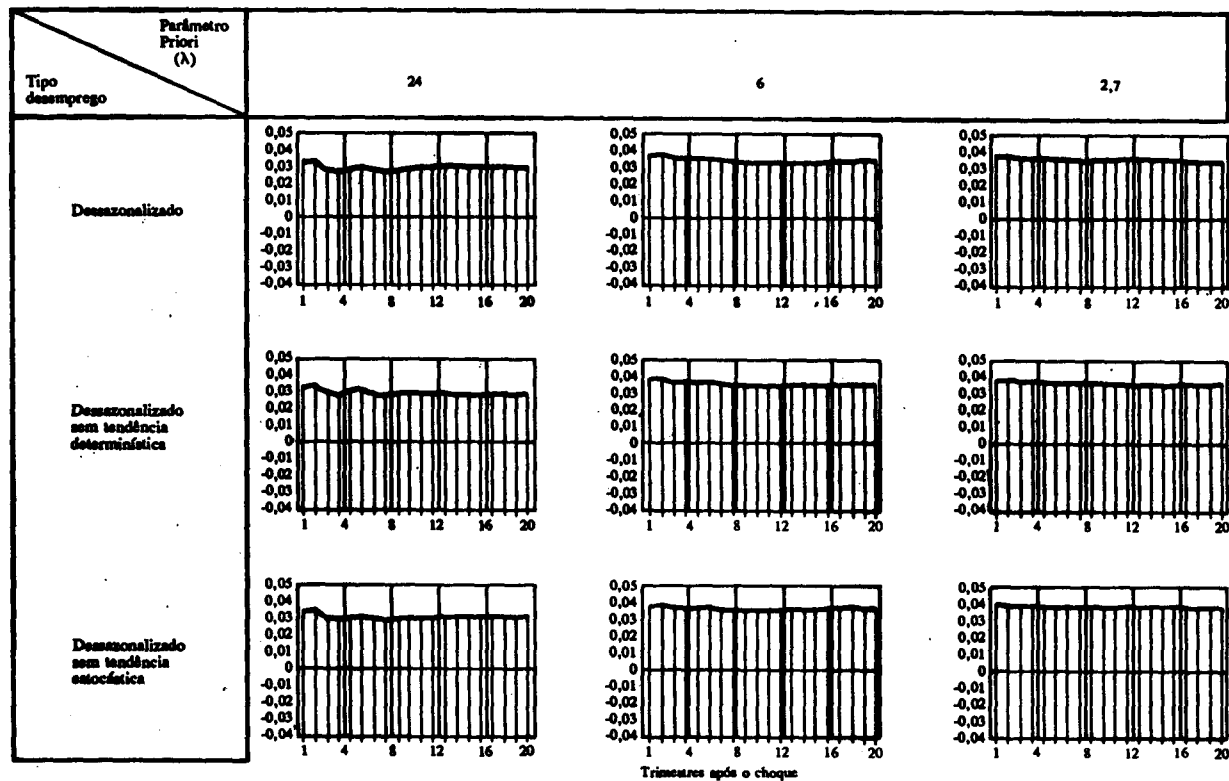
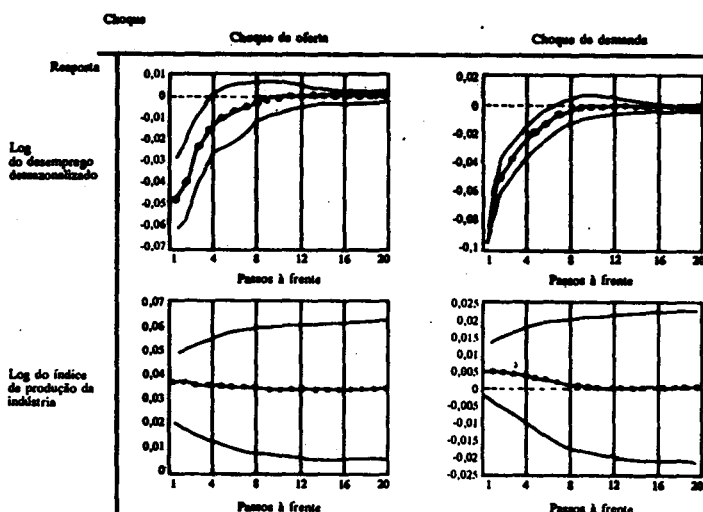


Figura 5
Intervalos de confiança das funções de resposta a impulsos
(Parâmetro de priori = 2,7)



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.

timativas dessas 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. Essa taxa foi cerca de 18% maior no primeiro trimestre de 1985 devido a choques de demanda.

Nas figuras 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 utilizam "priors" mais "informativas". Note-se que em nenhum dos gráficos apresentados os choques de demanda são responsáveis por flutuações trimestrais do índice de produção superiores a 4%.

4. Conclusões e extensões

Neste artigo, utilizando o procedimento de identificação sugerido por Blanchard & Quah (1989), identificamos os efeitos dinâmicos dos choques

Figura 6
Flutuações no log da taxa de desemprego aberto provocadas
por choques de oferta e demanda

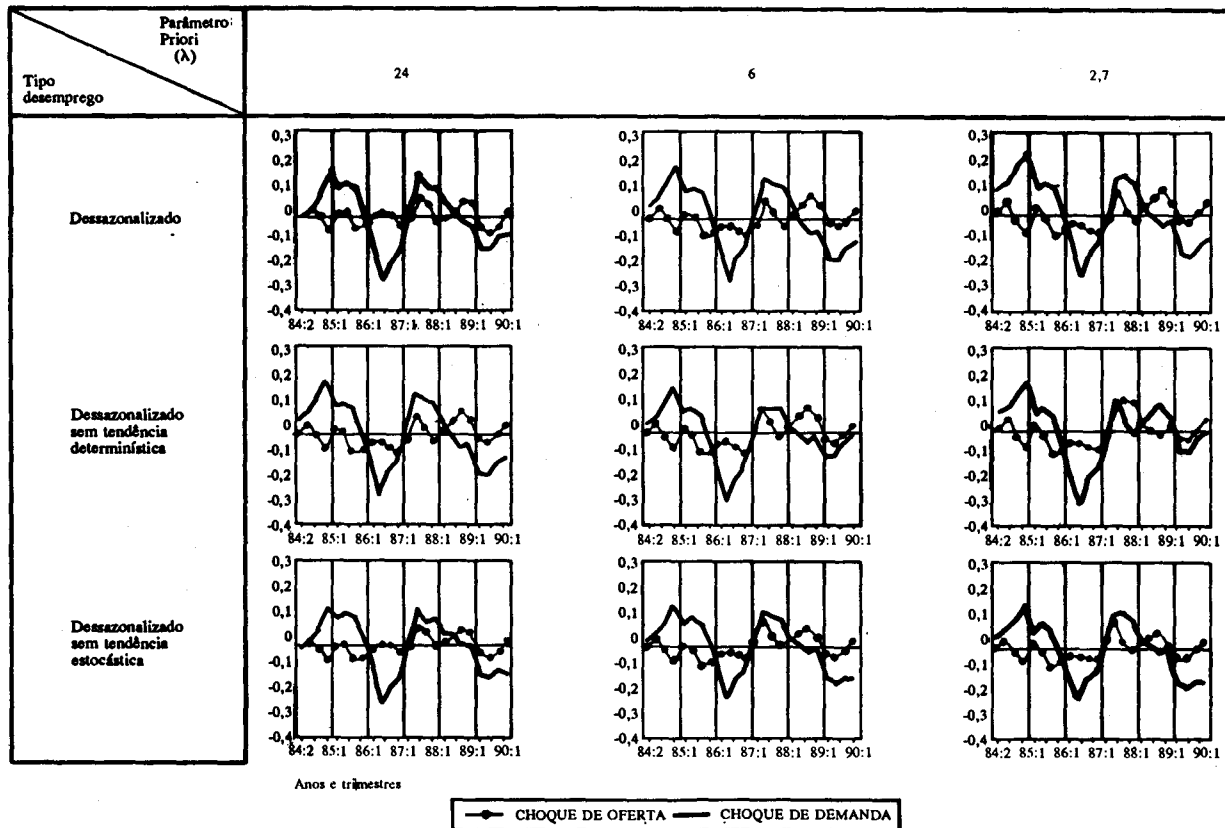


Figura 7
Flutuações no log do índice da produção da indústria
(Choques de oferta)

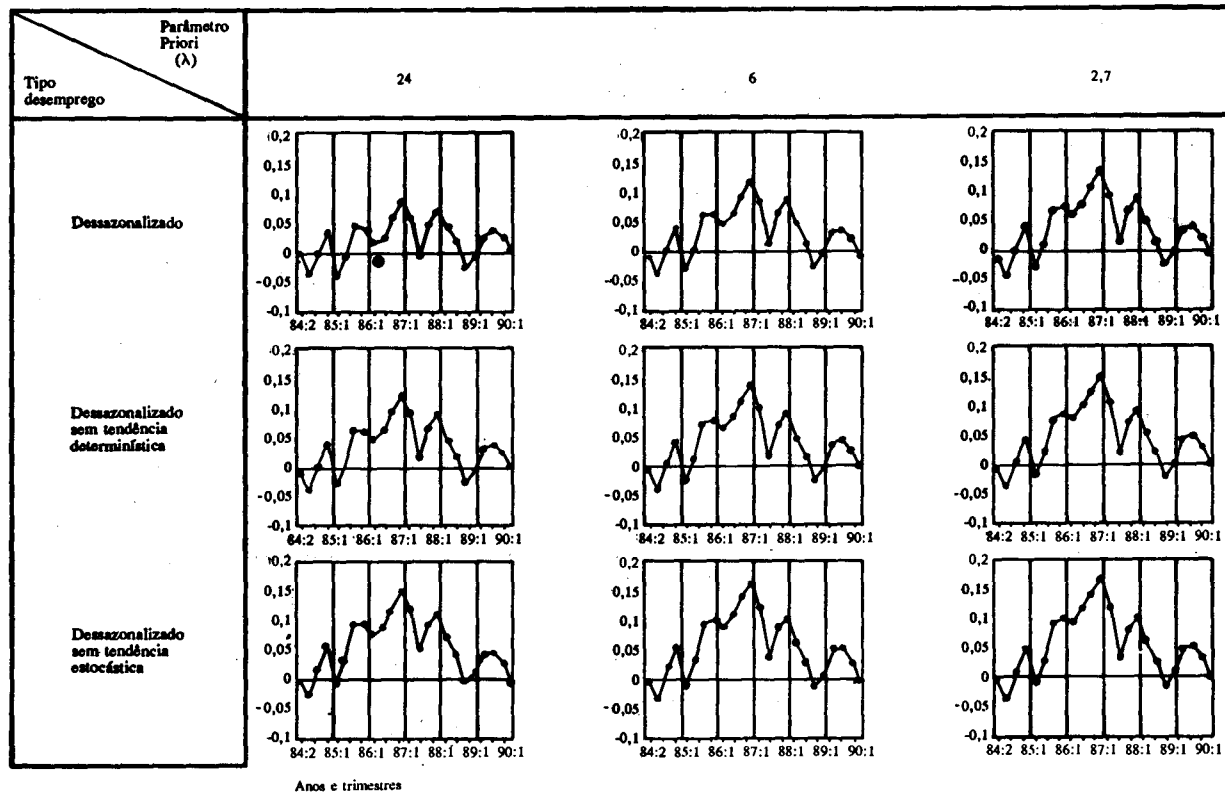
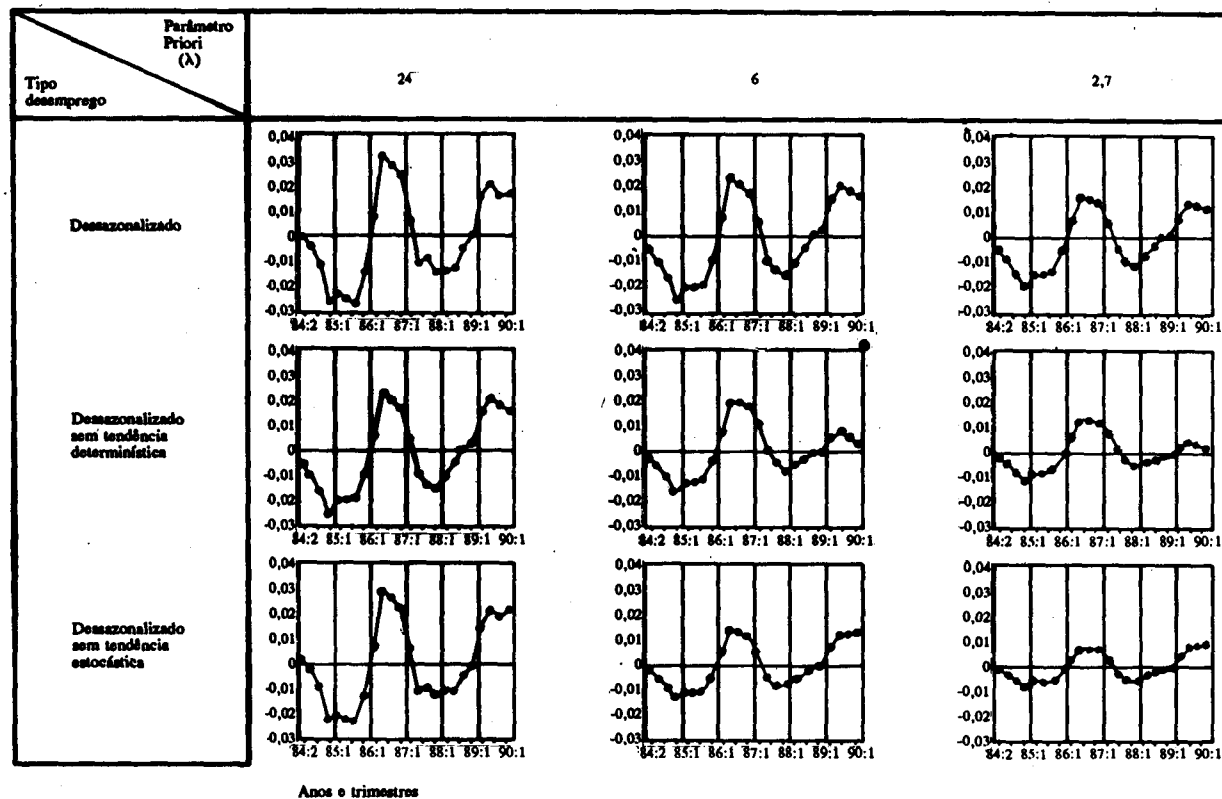


Figura 8
Flutuações no log do índice da produção da indústria
(Choques de demanda)



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 desses 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 impacto inicial entre 0 e 1% sobre a produção industrial e 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 & 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 dessas flutuações. No que diz respeito às flutuações na taxa de desemprego aberto, observou-se 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 identificam como choques permanentes de produtividade os choques na tendência estocástica comum do consumo, investimento e produto real.

Abstract

A central controversial result of some current research on real business cycles is the claim that the cumulative effect of permanent shocks to supply underlies the bulk of economic fluctuations.

This paper uses a Bayesian version of the methodology developed by Blanchard & Quah (1989) to investigate if business cycles in Brazil can be interpreted as mainly the result of permanent shocks to supply. We, like Blanchard & Quah, interpret fluctuations in GDP and unemployment in Brazil as due to two types of disturbances: disturbances that have permanent effect on output and disturbances that do not. The first is interpreted as supply disturbances, and the second as demand disturbances.

Using quarterly data from 82.3 to 90.1 our results are: the estimates of the supply shocks support the view that a substantial fraction of output fluctuations in Brazil is caused by supply shocks but there is also evidence that demand shocks are important to explain fluctuations of unemployment.

Anexo 1

Fundamentos da inferência bayesiana em auto-regressões vetoriais

Neste anexo são discutidos aspectos de estimação bayesiana em modelos auto-regressivos vetoriais e métodos numéricos para a 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 operador da 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 \sum , assumindo-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 \sum é dada por $p(C, \sum) = p(C | \sum) p(\sum)$ 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 $p(C, \sum)$ 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 sequencial. Uma alternativa a essa abordagem é trabalhar-se com “priors” de referência (não-informativas), como por exemplo a de Jeffreys. Em qualquer desses 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 sequencial do método bayesiano torna fácil incorporar-se ao modelo em (2) parâmetros que variam no tempo. Para tanto, basta incluir-se uma equação extra que descreva, por exemplo, uma dinâmica markoviana para os parâmetros:

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

O tratamento de parâmetros que variam pode ser feito através dos métodos descritos por West & 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 de imediato.

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, discutem-se a estrutura da “priori” de Litterman (1986) e a escolha subjetiva dos parâmetros envolvidos. A classe de “priors” 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 as demais variáveis;

m – número máximo de defasagens.

$$\sqrt{\lambda} / \sqrt{s^m} \quad \text{se } i=j$$

$$\sigma_{ij}(s) =$$

$$\frac{\sqrt{\lambda} \gamma_2 \sigma_i}{\sqrt{s^m} \sigma_j} \quad \text{se } i \neq j$$

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. Nessa 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 ($m=6$); fixamos γ_1 e γ_2 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 essa especificação, nenhuma das variáveis é excluída *a priori*, pois as variâncias são não-nulas, 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

Em nosso modelo, a função de resposta a impulsos estrutural é essencial para a identificação dos choques de demanda e oferta. Apesar do caráter não-linear dessa função, é desejável, por sua importância, obter suas faixas de confiança. Isto será obtido de forma aproximada, aplicando-se uma integração de Monte Carlo (van Dijk & Kloeck, 1978). A literatura sobre Monte Carlo com *importance sampling*, bem como sobre métodos de quadratura gaussiana para a solução do problema da integração numérica em inferência bayesiana, é bastante ampla, destacando-se o artigo de West (1990). Descrevem-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 valores de $G(k)$. Os passos envolvidos nessa simulação são:

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

Nessa 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. Utilizaram-se as “posteriors” dos parâmetros obtidas equação a equação, isto é, as marginais *a posteriori* dos parâmetros. O número de replicações N foi fixado em 500.

Anexo 2

Tabela 1
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
$\bar{Q}(15)$	(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
$\bar{Q}(15)$	(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
$\bar{Q}(15)$	(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 & Fuller (1981) e Fuller (1976). O número de defasagens é igual à ordem do modelo auto-regressivo considerado + 1.

Tabela 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
$\bar{Q}(15)$	(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
$\bar{Q}(15)$	(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
$\bar{Q}(15)$	(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 & Fuller (1981) e Fuller (1976). O número de defasagens é igual à ordem do modelo auto-regressivo considerado + 1.

Tabela 3
Log do desemprego deasazonalizado sem tendência estocástica

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
$\bar{Q}(15)$	(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
$\bar{Q}(15)$	(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
$\bar{Q}(15)$	(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 & Fuller (1981) e Fuller (1976). O número de defasagens é igual à ordem do modelo auto-regressivo considerado + 1.

Tabela 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
$\bar{Q}(15)$	(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
$\bar{Q}(15)$	(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
$\bar{Q}(15)$	(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 & Fuller (1981) e Fuller (1976). O número de defasagens é igual à ordem do modelo auto-regressivo considerado + 1.

Anexo 3

Taxa de desemprego aberto da indústria 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	
Maio	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 indústria 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	
Maio	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	

Índice mensal de base fixa da produção da indústria 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	
Maio	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	

**Índice mensal de base fixa da produção da indústria 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	106,25	
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	

**Taxa de desemprego aberto da indústria de transformação
(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 indústria 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	

Referências bibliográficas

Bernanke, B.S. Alternative explanations of the money-income correlation. *Carnegie-Rochester Series on Public Policy*, 25: 49-100, 1986.

Blanchard, O.J. & Quah, D. The dynamic effects of aggregate demand and supply disturbances. *The American Economic Review*, 79 (4):655-73, 1989.

_____ & 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. & Evans, J.M. Techniques for testing the constancy of regression relationships over time, with comments. *J.R.S.S., B37*:149-92, 1975.

Campbell, J.Y. & Mankiw, N.G. Are output fluctuations transitory? *Quarterly Journal of Economics*, 102: 857-80, 1987.

Christiano, L.J. & Eichenbaum, M. Unit roots in real GNP: do we know and do we care? Discussion Paper nº 18. Minneapolis, *Institute for Empirical Macroeconomics*, 1989.

Cochrane, J. H. How big is the random walk in GNP? *Journal of Political Economy*, 96: 893-920, 1988.

Cribari Neto, F. O comportamento estocástico do produto no Brasil. *Pesquisa e Planejamento Econômico*, (2): 381-402, 1990.

Dickey, D. A. & Fuller, W. A. Likelihood ratio statistics for autoregressive time series with a unit root. *Econometrica*, 49: 1.057-72, 1981.

Doan, T.; Litterman, R. & Sims, C. Forecasting and conditional projection using realistic prior distributions. *Econometric Reviews*, 3(1): 1-100, 1984.

Fackler, P. L. Vector autoregressive techniques for structural analysis. *Revista de Análisis Económico*, 3 (2): 119-34, Nov.1988.

Fischer, S. Long term contracts, rational expectations, and the optimal money supply rule. *Journal of Political Economy*, 85 (1): 191-205, 1977.

Fuller, W. A. *Introduction to statistical time series*. New York, John Wiley and Sons, 1976.

King, R. G.; Plosser, C.I. & Rebelo, S.T. Production, growth and business cycles: II. New directions. *Journal of Monetary Economics*, 21: 309-42, 1988.

____; ____; Stock, J. H. & Watson, M. W. Stochastic trends and economic fluctuations. *The American Economic Review*, 81: 819-40, 1991.

Kloek, T. & van Dijk, H. K. Bayesian estimates of equation system parameters: an application of integration by Monte Carlo. *Econometrica*, 46: 1-20, 1978.

Kydland, F. & Prescott, E. C. Time to build and aggregate fluctuations. *Econometrica*, 50: 1.345-70, 1982.

Litterman, R. B. Forecasting with Bayesian vector autoregressions – five years of experience. *J. Bus. & Econ. Stat.*, 4 (1), 1986.

Long, J. B., Jr. & Plosser, C. I. Real business cycles. *Journal of Political Economy*, 91: 39-69, 1983.

Nelson, C. R. & Plosser, C. I. Trends and random walks in macroeconomic time series: some evidence and implications. *Journal of Monetary Economics*, 10: 193-62, 1982.

Pereira, P. L. V. Estimação do hiato do produto via componentes não observados. *Revista Brasileira de Econometria*, 6 (2), 1986.

Rothenberg, T. J. Identification in parametric models. *Econometrica*, 39 (3): 577-91, May 1971.

Sims, C. A. Are forecasting models usable for policy analysis? *Federal Reserve Bank of Minneapolis Quarterly Review*, Winter 1986. p. 1-16.

_____. Modeling trends. *Discussion Paper n° 22*. Institute for Empirical Macroeconomics, Federal Reserve Bank of Minneapolis, 1989.

West, M. Bayesian computations: sequential analyses and dynamic models. *Tec. Rep. ISDC*. Duke University, 1990.

_____ & Harrison, J. *Bayesian forecasting and dynamic models*. Springer Verlag, 1989.

Wold, H. *The analysis of stationary time series*. Uppsala, Almqvist and Wicksell, 1938.