

DINÂMICA INDUSTRIAL EM MINAS GERAIS: UMA APLICAÇÃO DO MODELO DE FATORES DINÂMICOS

Bruno de Paula Rocha[§]

Resumo

O Modelo de Fatores Dinâmicos Comuns (MFCD) vem sendo largamente usado em recentes trabalhos de macroeconometria. O MFCD representa um vetor qualquer de séries de interesse por meio da soma de dois componentes ortogonais não-observáveis – o comum e o idiossincrático. A idéia é a de que o comportamento de um conjunto relativamente grande de variáveis é dirigido por um pequeno número de fatores comuns mais os choques idiossincráticos. O crescente interesse pelo MFCD deve-se à sua flexibilidade em trabalhar com dados em grandes dimensões *cross-sections*, permitindo utilizar de forma ótima o conjunto cada vez maior de variáveis macroeconômicas hoje disponíveis. Neste trabalho, é realizada uma aplicação deste modelo às séries industriais brasileiras. Além de apresentar o modelo, o presente trabalho tem por objetivo construir um índice de integração dinâmico para os setores industriais mineiros.

Palavras-Chave: Fatores Dinâmicos Comuns, Variáveis Latentes, Integração Dinâmica, Dinâmica industrial, Minas Gerais.

1. Introdução

A idéia de que a indústria desempenha um papel de “locomotiva do desenvolvimento” é bem popular. Embora venha perdendo importância na composição do Produto Interno Bruto (PIB), a indústria é responsável, ainda, por cerca de 35% das atividades produtivas brasileiras, número que, sem dúvida, justifica tal “esperança” industrial.

Como pode ser observado na Tabela 1, esse número é ainda maior em Minas Gerais, chegando a mais de 36%. Os dados realçam, ainda, outras importantes características, como a importância da produção industrial nos demais estados selecionados ou elevada concentração da produção total e industrial em São Paulo.

[§] Doutorando em Teoria Econômica do programa de pós-graduação do IPE/USP.

Tabela 1
Distribuição Regional da Produção - 2000

Estados	Participação Indústria no PIB	Participação no PIB	Participação na Indústria
MG	0.365	0.096	0.098
RJ	0.210	0.105	0.062
SP	0.452	0.351	0.443
ES	0.381	0.018	0.020
SC	0.458	0.040	0.051
RS	0.405	0.074	0.084
PR	0.399	0.066	0.074
BA	0.386	0.045	0.049
CE	0.216	0.017	0.010
PE	0.190	0.023	0.012
Brasil	0.358	1.000	1.000
Total		0.837	0.903

Fonte: IBGE (2003)

A importância do setor industrial, demonstrada pelos dados acima, é a grande motivação do presente trabalho. Pretende-se aqui concentrar a análise na produção industrial em Minas Gerais. Composta por 16 categorias, a indústria mineira responde por quase 10% da atividade neste setor, montante inferior apenas a São Paulo. Destes setores, temos aqueles cuja dinâmica tem os mesmos fundamentos que determinam a dinâmica da indústria brasileira e, neste sentido, são tidos como dinamicamente integrados. De outro lado, temos setores dinamicamente pouco integrados, se sua dinâmica tem fundamentos próprios, idiossincráticos. Diante destas possibilidades, o presente trabalho tem por objetivo propor uma metodologia que permita inferir o grau de integração dinâmico para os setores industriais mineiros.

Para tanto, é utilizado o Modelo de Fatores Dinâmicos Comuns. O modelo representa um vetor qualquer de séries de interesse por meio da soma de dois componentes ortogonais não-observáveis – o comum e o idiossincrático. Num espírito semelhante a Forni e Reichlin (1999), o percentual da variância explicado pela variância do componente comum é a medida sugerida de integração dinâmica.

Não é objetivo deste trabalho fazer um relato da recente evolução da indústria mineira. Pode ser citado, a esse respeito, o trabalho feito por Lemos (2003), parte integrante de um amplo estudo realizado pelo Banco de Desenvolvimento de Minas Gerais – BDMG.

Além desta introdução e das considerações finais, o trabalho é composto de outras três seções. Na primeira seção, são apresentados os dados e a metodologia é explicitada. Em seguida, o Modelo de Fatores Dinâmicos é descrito. Por fim, são apresentados os resultados da estimação.

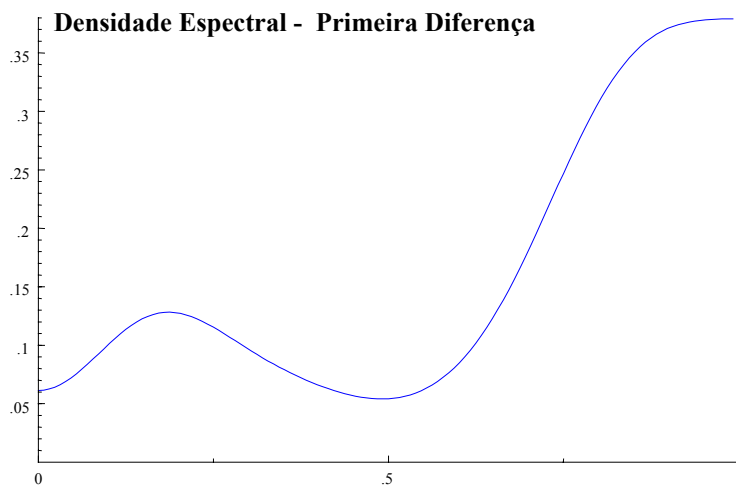
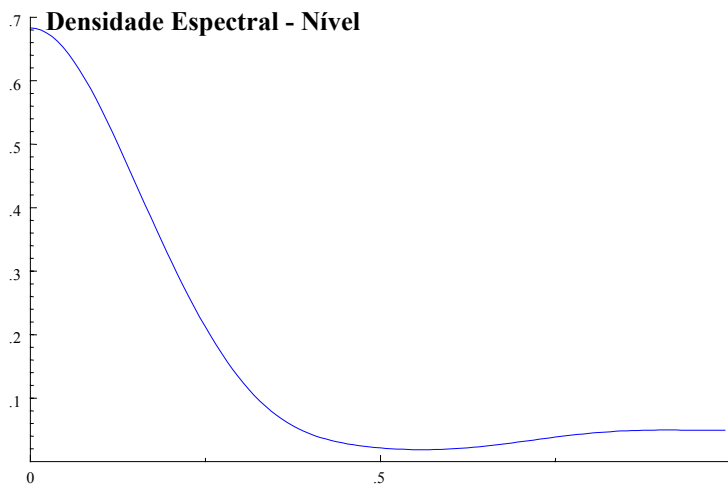
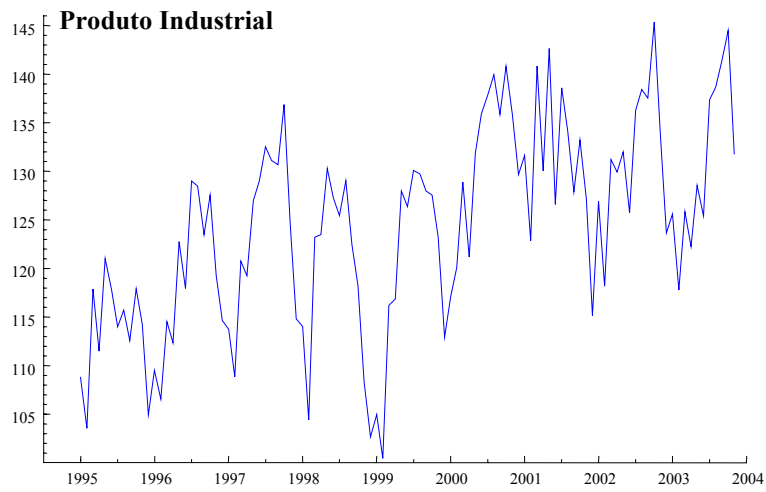
2. Metodologia e Dados

Este trabalho utiliza-se da base de dados industriais mensais disponibilizada pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE [IBGE (2004)]. Trata-se de um conjunto de séries coletadas para a produção industrial desagregadas em diversas categorias produtivas em 10 estados brasileiros: São Paulo, Minas Gerais, Rio de Janeiro, Espírito Santo, Rio Grande do Sul, Paraná, Santa Catarina, Pernambuco, Ceará e Bahia.

Os dados industriais para Minas Gerais trazem informações para a Indústria de Extração Mineral e a Indústria de Transformação desagregada em 15 classes¹, entre janeiro de 1995 e novembro 2003. Abaixo, pode-se observar o gráfico para série industrial geral, bem como o periodograma estimado para seu nível e sua primeira diferença.

¹ As categorias para a Indústria de Transformação em Minas Gerais são: Minerais Não Metálicos; Metalúrgica; Material Elétrico e de Comunicações; Material de Transporte; Mobiliário; Papel e Papelão; Couros e Peles; Química; Perfumaria, Sabões e Velas; Produtos e Matérias Plásticas; Têxtil; Vestuário, Calçado e Artigos de Tecidos; Produtos Alimentares; Bebidas e Fumo.

Figura 1
Produção Industrial de Minas Gerais – 1995-2003



Algumas informações interessantes podem ser extraídas do periodograma mostrado na figura. O periodograma é construído com base na decomposição espectral da série, mostrando como sua variância distribui-se entre os ciclos de diferentes frequências. Como pode ser visto, a série tem sua variância explicada por ciclos de frequência

muito baixa, próxima de zero. Isso parece indicar uma tendência de longo prazo para a série industrial. Essa constatação traz a necessidade de filtragem da série a fim de torná-la estacionária, condição necessária para a validade das conclusões espectrais. Tomando a primeira diferença, elimina-se o componente de longo prazo da série e, como pode ser observado, a variação é explicada principalmente por componentes sazonais trimestrais (frequência $0,85\pi$) e anuais (frequência $0,16\pi$).

O procedimento escolhido para se avaliar a integração das séries industriais mineiras é uma aplicação do método sugerido em Forni e Reichlin (1999). Tal procedimento constitui-se de uma decomposição do vetor de variáveis de interesse na soma de dois componentes ortogonais não-observáveis:

$$x_t^i = \chi_t^i + \varepsilon_t^i \quad (1)$$

Onde a seqüência $\{x_t^i; t \in \dots\}$ e $i = 1, \dots, n$ representa as séries de interesse, $\{\chi_t^i; t \in \dots\}$ e $i = 1, \dots, n$ seu componente comum e $\{\varepsilon_t^i; t \in \dots\}$ e $i = 1, \dots, n$ sua parcela idiossincrática.

Sendo os componentes χ_t^i e ε_t^i ortogonais, toma-se o percentual da variância total devido à variância do componente comum como uma medida de integração dinâmica. A estratégia para a estimação destes componentes latentes baseia-se numa aplicação do Modelo de Fatores Dinâmicos Comuns, cuja descrição é feita a seguir.

3. O Modelo de Fatores Dinâmicos

O problema da dimensionalidade impõe sérias restrições à estimação de modelos estruturais. Embora tenhamos hoje um expressivo crescimento na disponibilidade de séries econômicas, a dificuldade em se identificar sistemas estruturais acaba por restringir o escopo da análise. Como argumentam Marcellino e Neglia (2002), por exemplo, é mais provável que as decisões de política tomadas por um banco central sejam feitas com base nas informações contidas em um conjunto amplo de variáveis, do que as trazidas por um vetor bivariado de variáveis relevantes. Nesse contexto, com um conjunto amplo e correlacionado de séries econômicas, foi desenvolvido o Modelo de Fatores Dinâmicos Generalizado [Forni, Hallin, Lippi e Reichlin, (2000)].

Partindo da expressão (1), define-se o componente comum pela combinação linear:

$$\chi_t^i = A^i(L)u_t \quad (2)$$

Onde $\{u_t = (u_{1t}, u_{2t}, \dots, u_{qt})\}; t \in \mathbb{N}$ e $q < n$ é o vetor de choques comuns e $A^i(L)$ é uma matriz de funções racionais no operador de diferença L . Apresentada a expressão (2), percebemos que a idéia por trás do modelo de fatores dinâmicos é a de que “*the behavior of several variables is driven by few common forces, the factors, plus idiosyncratic shocks*” [Favero, Marcellino e Neglia (2002): 3]. O vetor de choques ou fatores comuns, u_t , define a dinâmica comum na análise, mas, embora seja comum a todas as séries, tem efeitos diferenciados sobre cada variável, de acordo com os coeficientes da matriz de *loading* $A^i(L)$.

O modelo apresentado por Forni, Hallin, Lippi e Reichlin (2000) é uma generalização de uma classe de modelos de fatores introduzidas na literatura macroeconômica por Sargent e Sims (1977) e Geweke (1977), além de trabalhos como Chamberlain e Rotschild (1983), que utilizam uma versão estática do modelo aplicada a séries financeiras. A modelagem proposta pelos precursores nos anos 70 admitia dinâmica, embora requeresse dimensão *cross-section* finita e componentes idiossincráticos ortogonais. A versão estática trabalhada por Chamberlain e Rotschild (1983) requer ortogonalidade nos componentes idiossincráticos, mas admite, no entanto, dimensão *cross-section* infinita. O modelo dinâmico proposto por Forni, Hallin, Lippi e Reichlin (2000) é mais geral, na medida em que permite dimensão *cross-section* infinita e componentes idiossincráticos não ortogonais.

Para a identificação dos componentes comuns, Forni, Hallin, Lippi e Reichlin (2000) estabelecem algumas hipóteses sobre as variáveis propostas, tal como passamos a descrever abaixo.

Hipótese 1:

1.1 O processo $\{u_t = (u_{1t}, u_{2t}, \dots, u_{qt})\}; t \in \mathbb{N}$ e $q < n$ é um ruído branco gaussiano com média zero e variância unitária. Além disso, $u_{jt} \perp u_{jt-k}$ para quaisquer valores de j , t e $k \neq 0$ e $u_{jt} \perp u_{st-k}$ para quaisquer valores de k e $s \neq j$.

1.2 O processo $\{\varepsilon_t^i; t \in \mathbb{Z} \text{ e } i = 1, \dots, n\}$ é um vetor estacionário com média zero e $\varepsilon_t^i \perp u_{jt-k}$, para quaisquer valores de i, j, t e k .

1.3 $A^i(L) = [b_{1i}^i(L), \dots, b_{qi}^i(L)]$ é uma matriz $n \times q$ com a q -ésima coluna dada por

$b_{qi}^i(L) = [b_{1i}^i(L), \dots, b_{ni}^i(L)]$. Os filtros $b_{qk}^i(L) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} b_{qk}^i L^k$ são quadrado-somáveis, ou

seja, $\sum_{k=-\infty}^{\infty} (b_{qk}^i)^2 < \infty$.

As hipóteses assumidas acima implicam que o vetor de observáveis $\{x_t^i; t \in \mathbb{Z} \text{ e } i = 1, \dots, n\}$ é estacionário com média zero, para todo n . Seja $\Sigma^{(n)}(\theta)$ a densidade espectral do vetor x_t^i . Outra consequência decorrente da hipótese acima é a de que $\Sigma^{(n)}(\theta)$ pode ser escrita como a soma da densidade espectral do componente comum, $\Sigma_{\chi}^{(n)}(\theta)$, com a densidade espectral do componente idiossincrático, $\Sigma_{\varepsilon}^{(n)}(\theta)$.

Como já mencionado, o que diferencia este modelo das abordagens antes propostas é a possibilidade de lidar com a dinâmica de unidades *cross-sections* em grande escala. Além disso, a modelagem dispensa a ortogonalidade entre os componentes idiossincráticos. Tal fato, torna a identificação das variáveis latentes definidas no modelo dependente da hipótese adicional descrita a seguir:

Hipótese 2:

2.1 Seja $\sigma_{ij}(\theta)$ a entrada de $\Sigma^{(n)}(\theta)$ referente à i -ésima linha e j -ésima coluna. Para todo $i \in \{1, \dots, n\}$, assume-se existir um real $c_i > 0$, tal que $\sigma_{ii}(\theta) \leq c_i$, para $\theta \in [-\pi, \pi]$.

2.2 O primeiro autovalor dinâmico² de $\Sigma_{\varepsilon}^{(n)}(\theta)$, $\lambda_{n1}^{\varepsilon}(\theta)$, é uniformemente limitado, ou seja, existe um real Δ , tal que $\lambda_{n1}^{\varepsilon}(\theta) \leq \Delta$, para todo $n \in \mathbb{N}$ e $\theta \in [-\pi, \pi]$.

² Seguindo a literatura, referimos aos autovalores e autovetores associados à dinâmica captada pela matriz de densidade espectral de um vetor de variáveis qualquer. Trata-se de uma extensão dos autovalores e autovetores da matriz de variância-covariância, usualmente usados na análise de componentes principais estáticos. Para uma discussão acerca dos autovalores e autovetores dinâmicos, ver Brillinger (1981).

Assume-se, também, que os primeiros q autovalores dinâmicos de $\Sigma_x^{(n)}(\theta)$ divergem a. e. entre $[-\pi, \pi]$.

Como salientado pelos autores, certa intuição emerge da hipótese acima. Assim, a hipótese limitando os autovalores dinâmicos da densidade espectral dos componentes idiossincráticos parece indicar que as causas idiossincráticas de variação, embora compartilhadas por muitas unidades observacionais, têm seus efeitos concentrados em um número finito delas, tendendo a zero quando o número de unidades observacionais tender ao infinito. Por outro lado, a divergência na densidade espectral dos componentes comuns parece implicar que as causas comuns de variação estão presentes em um número elevado de unidades, com importância não decrescente entre elas [Forni, Hallin, Lippi e Reichlin, (2000): 542].

Assumindo os requisitos pressupostos acima, os autores propõem o primeiro resultado sobre a representação do modelo:

Resultado 1: *Supondo atendidas as hipóteses (1) e (2), os primeiros q autovalores de $\Sigma^{(n)}(\theta)$ divergem quando n tende ao infinito a. e. entre $[-\pi, \pi]$, enquanto que os demais $(n - q)$ são uniformemente limitados.*

A prova deste resultado pode ser verificada na obra de referência. É importante notar que a proposição acima faz uma ligação entre as hipóteses assumidas sobre o conjunto de variáveis latentes do modelo e propriedades observáveis do conjunto de variáveis de interesse. Vale salientar, ainda, que Forni e Lippi (1999) demonstraram que, sob as condições da proposição (1), pode-se escrever o conjunto de variáveis observáveis na forma do modelo de fatores dinâmicos (1) e (2).

Feitas essas considerações acerca da representação do modelo, passemos à questão da identificação dos componentes comuns e idiossincráticos. Por meio de uma aplicação da Lei dos Grandes Números, Forni, Hallin, Lippi e Reichlin (2000) mostram ser possível estimar os componentes comuns pela projeção das variáveis x_t^i em quaisquer q combinações lineares “devidamente escolhidas”. A questão relevante passa a ser a determinação de tais agregações. Neste mesmo trabalho, os autores sugerem a

utilização dos q componentes principais dinâmicos associados aos q primeiros autovalores dinâmicos do vetor de observáveis³.

Os componentes principais dinâmicos são uma extensão no domínio da frequência do conceito estático já bastante conhecido. Denotando por $P_j(\theta)$, $\theta \in [-\pi, \pi]$, o autovetor dinâmico associado ao j -ésimo autovalor da densidade espectral de x_t^i , define-se os componentes principais dinâmicos como sendo os q processos estocásticos formados pela projeção:

$$Z_{jt} = P_j(L)x_t^i \quad (3)$$

onde $j = 1, \dots, q$. Seguindo a notação acima, pode-se representar o estimador proposto por Forni, Hallin, Lippi e Reichlin (2000) para o vetor de componentes comuns por meio da projeção:

$$\chi_t^i = [p_{1,i}(L)P_1(L) + p_{2,i}(L)P_2(L) + \dots + p_{q,i}(L)P_q(L)]x_t^i = K_i(L)x_t^i$$

(4) onde o k -ésimo coeficiente do filtro temporal $P_j(L)$ é dado por

$$p_{jk} = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} P_j(\theta) e^{ik\theta} d\theta.$$

Indexando em n o correspondente amostral da projeção acima, podemos apresentar o importante resultado abaixo, demonstrado por Forni, Hallin, Lippi e Reichlin (2000):

Resultado 2: *Supondo atendidas as hipóteses (1) e (2), então $\lim_{n \rightarrow \infty} \chi_{t,n}^i = \chi_t^i$, em média ao quadrado, para todo i e t .*

Detalhes das propriedades amostrais dos estimadores, bem como das taxas de convergência exigidas para as dimensões *cross-section* e temporal, podem ser consultados em Forni, Hallin, Lippi e Reichlin (2000) e (2003).

Um aspecto não mencionado refere-se à determinação do número de fatores dinâmicos comuns. A dimensão do vetor u_t pode ser vista como sendo a dimensão fundamental para a dinâmica de x_t^i . Infelizmente, não há testes formais bem

³ Para uma discussão detalhada, ver Brillinger (1981).

estabelecidos na literatura para determinação do número de fatores⁴. Forni, Hallin, Lippi e Reichlin (2000), no que foram seguidos por boa parte da literatura posterior, propõem um procedimento heurístico baseado nas premissas estabelecidas pelo resultado (1).

A matriz de densidade espectral do vetor x_t^i pode ser decomposta em termos de seus autovalores e autovetores dinâmicos:

$$\Sigma^{(n)}(\theta) = P(\theta)\Lambda(\theta)P(\theta)' \quad (5)$$

Onde $\Lambda(\theta)$ é uma matriz diagonal contendo os autovalores dinâmicos, dispostos segundo sua magnitude, do maior para o menor, para cada frequência $\theta \in [-\pi, \pi]$. $P(\theta)$ contém os autovetores dinâmicos associados a cada autovalor.

O posto de $\Sigma^{(n)}(\theta)$ e o número de fatores comuns, q , corresponde ao número de autovalores diferentes de zero, a cada frequência. A dimensão do vetor de choques comuns, u_t , pode ser determinada pelo número de autovalores dinâmicos requeridos para captar a maior parte do traço de $\Sigma^{(n)}(\theta)$, a cada frequência θ . Trata-se, portanto, de verificar o número de autovalores dinâmicos do vetor x_t^i diferentes de zero ao longo das frequências $\theta \in [-\pi, \pi]$.

É esclarecedor ressaltar que o modelo acima proposto pode ser entendido à luz da teoria multivariada de séries de tempo, como pode ser visto em Brillinger (1981). Tal como definido pela expressão (1), e supondo melhores os componentes comuns, quanto mais próximos das séries observadas eles forem, o problema que surge é minimizar:

$$\varepsilon_t^i = x_t^i - \chi_t^i \quad (6)$$

onde os componentes comuns são descritos como na expressão (2). Seja $B^i(L)$ uma matriz de funções racionais no operador de diferença L , que tem *rank* reduzindo,

⁴ Bai e Ng (2002) propõem um procedimento para a determinação do número de fatores para um modelo estático.

levando as informações do vetor inicial de uma dimensão n a uma dimensão q , tal que $q \ll n$:

$$u_t = B^i(L)x_t^i \quad (7)$$

De forma que o modelo (1) pode ser reescrito como:

$$x_t^i = A^i(L)B^i(L)x_t^i + \varepsilon_t^i \quad (8)$$

Minimizar (5), portanto, corresponde a escolher adequadamente os filtros $A^i(L)$ e $B^i(L)$ que tornem a combinação linear $A^i(L)B^i(L)x_t^i$ mais próxima o possível de x_t^i . Brillinger (19981) demonstra que a solução é obtida com a projeção sendo feita sobre os q autovetores associados aos primeiros q autovalores da densidade espectral do vetor x_t^i . Ou seja, a estimação para os componentes comuns proposta por Forni, Hallin, Lippi e Reichlin (2000) produz a melhor aproximação possível para as séries de interesse. Além disso, o valor mínimo para os componentes idiossincráticos é dado por $\int_0^{2\pi} \sum_{j>q} \lambda^j(\theta) d\theta$. Assim, quão mais próximos de zero forem os últimos $(n-q)$ autovalores dinâmicos, referidos no resultado (1), melhor identificado é o componente comum.

4. Resultados e Considerações Finais

Uma vez apresentado o modelo, podemos agora descrever os resultados obtidos. Duas possibilidades são consideradas. A primeira abordagem é tratar os dezesseis setores industriais mineiros como unidade básica de análise. Assim, avalia-se o grau de integração com relação à dinâmica relacionada a choques comuns apenas aos setores industriais mineiros. Em seguida, testa-se o setor industrial brasileiro completo, buscando analisar a integração dos setores mineiros com respeito a choques comuns à dinâmica industrial brasileira como um todo.

O primeiro passo para a estimação dos componentes do modelo é a escolha do número de fatores comuns. Como já dito anteriormente, não há um critério formal para essa escolha. A estratégia seguida é a utilização dos critérios heurísticos sugeridos por Forni, Hallin, Lippi e Reichlin (2000), cuja descrição pode ser vista no Apêndice. Seguindo os critérios propostos, verifica-se que cinco fatores comuns

parecem ajustar-se relativamente bem aos dados. Dessa maneira, os componentes comuns foram estimados⁵ por meio da projeção ortogonal do vetor de observáveis em seus cinco primeiros autovetores dinâmicos, tal como descrito na seção anterior.

A tabela abaixo reporta a variância dos componentes comuns, para o caso em que a análise se restringe a Minas Gerais (Modelo 1) e para a o setor industrial como um todo (Modelo 2).

Um primeiro fator a ser observado é a perda de importância experimentada pelo componente comum dos setores industriais na explicação dinâmica do Modelo 2. A indústria Extrativa Mineral, por exemplo, quando analisado em relação à indústria mineira, tem mais de 97% de variação devida a fatores comuns. Esse valor reduz-se a 73% quando o setor é inserido no conjunto industrial brasileiro. Esta redução parece mostrar uma importante característica da dinâmica industrial mineira – os setores são mais integrados em relação a choques comuns à indústria mineira, do que a choques comuns à indústria brasileira. A exceção fica por conta do setor Vestuário, Calçado e Artigos de Tecidos, na Indústria de Transformação, que parece “andar junto” mais com o setor industrial brasileiro como um todo.

Tabela 2
Percentual da Variância Explicado pelo Componente Comum
Setores Industriais de Minas Gerais

Setor Industrial	Modelo 1	Modelo 2
Extrativa Mineral	0.971	0.729
Minerais Não Metálicos	0.634	0.498
Metalúrgica	0.578	0.344
Material Elétrico e de Comunicações	0.807	0.375
Material de Transporte	0.767	0.481
Mobiliário	0.790	0.669
Papel e Papelão	0.839	0.169
Couros e Peles	0.779	0.569
Química	0.703	0.299
Perfumaria, Sabões e Velas	0.704	0.441
Produtos e Matérias Plásticas	0.499	0.355
Têxtil	0.805	0.593
Vestuário, Calçado e Artigos de Tecidos	0.879	0.911
Produtos Alimentares	0.642	0.158
Bebidas	0.760	0.611
Fumo	0.598	0.179

Fonte: Elaboração Própria

⁵ Todas as estimações feitas no trabalho foram realizadas em Matlab 6.0, seguindo os códigos disponibilizados por Forni, Hallin, Lippi e Reichlin (2000). As rotinas podem ser obtidas em www.dynfactors.org.

Tal tendência parece razoável. A explicação está na própria restrição imposta na estimação. Ao se tomar apenas o parque industrial mineiro como objeto de análise, os choques a ele comuns ganham importância. Pelo menos metade da variação em todos os setores é devida a fatores comuns a toda indústria mineira. Idiosincrasias, tais como vantagens relacionadas a localização ou encadeamentos produtivos, são mais importantes quando o conjunto industrial brasileiro é analisado. Nesse caso, para a maioria dos setores, a maior parte da dinâmica parece devida a componentes setoriais específicos. Essa perda de “sincronia” parece ocorrer nos setores de Papel e Papelão, Produtos Alimentares e Material Elétrico e de Comunicações.

Vale mencionar que os resultados parecem corroborar a evidência encontrada por Toyoshima e Silva (2000). Utilizando dados para o ano de 1996, os autores estimam um índice relativo de desempenho industrial que mostra um comportamento diferenciado dos setores industriais mineiros em relação aos mesmos setores no restante do Brasil. Apenas o setor de Minerais não Metálicos, na Indústria de Transformação, teve um rendimento parecido com o verificado nos demais estados brasileiros.

A despeito do verificado por estes autores, pode-se dizer que, de uma forma geral, há um elevado grau de integração entre os setores, tanto em termos da indústria mineira, quanto à indústria nacional. Os mais integrados, no sentido empregado neste trabalho, são os setores de Extração Mineral, Vestuário, Calçado e Artigos de Tecidos, além dos Mobiliários e Têxtil.

Ordenando os setores de acordo com a magnitude da variância do componente comum, temos um *ranking* com os setores mais integrados. A tabela abaixo traz tal ordenação, ajudando a ter uma melhor dimensão acerca do fenômeno.

Tabela 3
Percentual da Variância Explicado pelo Componente Comum
Setores Industriais de Minas Gerais - Ordenados

Modelo 1		Modelo 2	
Setor Industrial	%	Setor Industrial	%
Extrativa Mineral	0.971	Vestuário, Calçado e Artigos de Tecidos	0.911
Vestuário, Calçado e Artigos de Tecidos	0.879	Extrativa Mineral	0.729
Papel e Papelão	0.839	Mobiliário	0.669
Material Elétrico e de Comunicações	0.807	Bebidas	0.611
Têxtil	0.805	Têxtil	0.593
Mobiliário	0.79	Couros e Peles	0.569
Couros e Peles	0.779	Minerais Não Metálicos	0.498
Material de Transporte	0.767	Material de Transporte	0.481
Bebidas	0.76	Perfumaria, Sabões e Velas	0.441
Perfumaria, Sabões e Velas	0.704	Material Elétrico e de Comunicações	0.375
Química	0.703	Produtos e Matérias Plásticas	0.355
Produtos Alimentares	0.642	Metalúrgica	0.344
Minerais Não Metálicos	0.634	Química	0.299
Fumo	0.598	Fumo	0.179
Metalúrgica	0.578	Papel e Papelão	0.169
Produtos e Matérias Plásticas	0.499	Produtos Alimentares	0.158

Fonte: Elaboração Própria

A adequação dos resultados obtidos revela-se ao menos num nível informal. Faz-se necessário, ainda, a comparação com outras tentativas buscadas na literatura. Como toda aplicação empírica, a aqui empreendida requer adicionais incrementos como forma de evolução do método. Assim, novos elementos, como a interpretação dos fatores comuns, são fundamentais para futuros trabalhos voltados para a compreensão da dinâmica industrial.

5. Referências Bibliográficas

- BAI, Jushan e NG, Serena. (2002). “Determining the Number of Factors in Approximate Factor Models”. *Econometrica*. Vol. 70. No. 1. pp. 191-221.
- BERNANKE, Ben e BOIVIN, Jean. (2002). “Monetary Policy in a Rich Environment”. *Journal of Monetary Economics*. Vol. 50. pp. 525-546.
- BRILLINGER, David R. (1981). *Time Series: Data Analysis and Theory*. New York: Holt, Rinehart e Winston.
- CHAMBERLAIN, Gary e ROTHSCCHILD, Michael (1984). “Arbitrage, Factor Structure and Mean-Variance Analysis in Large Asset Markets”. *Econometrica*. Vol.51. pp. 1305-1324.
- FAVERO, Carlo; MARCELLINO, Massimiliano e NEGLIA, Francesca. (2002). “Principal Components at Work: The Empirical Analysis of Monetary Policy with Large Datasets”. Innocenzo Gasparini Institute for Economic Research – IGIER. *Working Papers*. No.223.
- FORNI, Mario e REICHLIN, Lucrezia. (1996). “Dynamic Common Factors in Large Cross-sections”. *Empirical Economics*. Vol. 21. pp. 27-42.
- _____. (1998). “Let’s Get Real: A Dynamic Factor Analytical Approach to Disaggregated Business Cycle”. *Review of Economic Studies*. Vol. 65. pp. 453-474.
- _____. (1999). “Federal Policies and Local Economies: Europe and US”. *Mimeo*. Disponível em: www.dynfactors.org. Consultado em 17/08/2003.
- FORNI, Mario; HALLIN, Marc; LIPPI, Marco e REICHLIN, Lucrezia. (2000). “The Generalized Dynamic-Factor Model: Identification and Estimation”. *The Review of Economics and Statistics*. Vol. 82. No. 4. pp. 540-554.
- _____. (1999). “References Cycles: The NBER Methodology Revisited”. *Mimeo*. Disponível em: www.dynfactors.org. Consultado em 17/08/2003.

- _____. (2003). “The Generalized Dynamic-Factor Model: Consistency and Rates”. *Mimeo*. Disponível em: www.dynfactors.org. Consultado em 17/08/2003.
- GEWEKE, John. (1977). “The Dynamic Factor Analysis of Economic Time Series”. In: Dennis J. Aigner e Arthur S. Goldberg (Eds.). *Latent Variables in Socio-Economics Models*. Amsterdam: North-Holland.
- GIANNONE, Domenico; REICHLIN, Lurezia e SALA, Luca. (2002). “Tracking Greenspan: Systematic and Unsystematic Monetary Policy Revisited”. *Mimeo*. Disponível em: www.dynfactors.org. Consultado em 17/08/2003.
- IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (2004). *Pesquisa Industrial Mensal: Produção Física Regional*. Disponível em www.ibge.gov.br. Consultado em 17/01/2004.
- LEMONS, Mauro Borges (2003). “Estrutura Dinâmica”. *Minas Gerais do Século XXI*. Banco de Desenvolvimento de Minas Gerais (BDMG). Vol VI. Capítulo 1. Disponível em www.bdmg.mg.gov.br. Consultado em 10/03/2004.
- REICHLIN, Lucrezia. (2002). “Factor Models in Large Cross-Sections of Time Series”. *Mimeo*.
- SARGENT, Thomas J. e SIMS, Christopher A. (1977). “Business Cycle Modeling Without Pretending Too Much *a Priori* Economic Theory”. In: Christopher A. Sims (Ed). *New Methods in Business Research*. Minneapolis : Federal Reserve Bank of Minneapolis.
- TOYOSHIMA, Sílvia Harumi e SILVA, Marcelo Pereira da. (2000). “Competitividade e Produtividade: Um Análise Comparativa do Desempenho Industrial de Minas Gerais, 1985-1996” *Nova Economia*. Belo Horizonte. Vol. 3. No.1. pp.79-101.

6. Apêndice

Escolha do Número de Fatores Comuns

São tomados dois procedimentos para escolha do número de fatores dinâmicos comuns. Tratam-se de procedimentos não formais, baseados em análises gráficas, visando a identificação do número de autovalores dinâmicos diferentes de zero. No primeiro deles, toma-se a média simples de cada autovalor dinâmico ao longo das frequências $\theta \in [-\pi, \pi]$. Dado que o autovalor dinâmico é a própria densidade espectral de seu autovetor dinâmico equivalente, temos que essa média ao longo das frequências equivale ao percentual da variância das séries de interesse que é explicado pelos autovetores dinâmicos equivalentes.

O segundo critério para escolha do número de fatores constitui-se em se observar a magnitude do i -ésimo autovalor ao se acrescentar uma a uma as n séries e fazer uma média de seu valor ao longo das frequências $\theta \in [-\pi, \pi]$. Assim, o gráfico do número de séries pela magnitude do i -ésimo autovalor dá uma dimensão gráfica do número de autovalores dinâmicos divergentes. Abaixo, reportamos os gráficos obtidos para os dois cenários estudados neste trabalho.

O desenho é mais claro quando são considerados os 149 setores industriais de todo Brasil, como demonstrado na Figura 3. O segundo critério parece indicar que os cinco primeiros autovalores dinâmicos têm uma trajetória divergente, destacando-se dos demais, mais próximos de zero. A escolha é feita apoiada neste critério, adotando-se cinco autovalores, responsáveis por cerca de 45% da variância total, como pode ser visto pelo primeiro gráfico desta figura.

A escolha é menos clara para o caso em que a análise volta-se para os 16 setores mineiros, como pode ser verificado na Figura 2. Os escolhidos foram novamente os cinco primeiros autovalores dinâmicos, uma vez que estes são responsáveis por cerca de 70% da variação total.

Figura 2
Escolha do Número de Fatores Comuns
Modelo 1: Minas Gerais

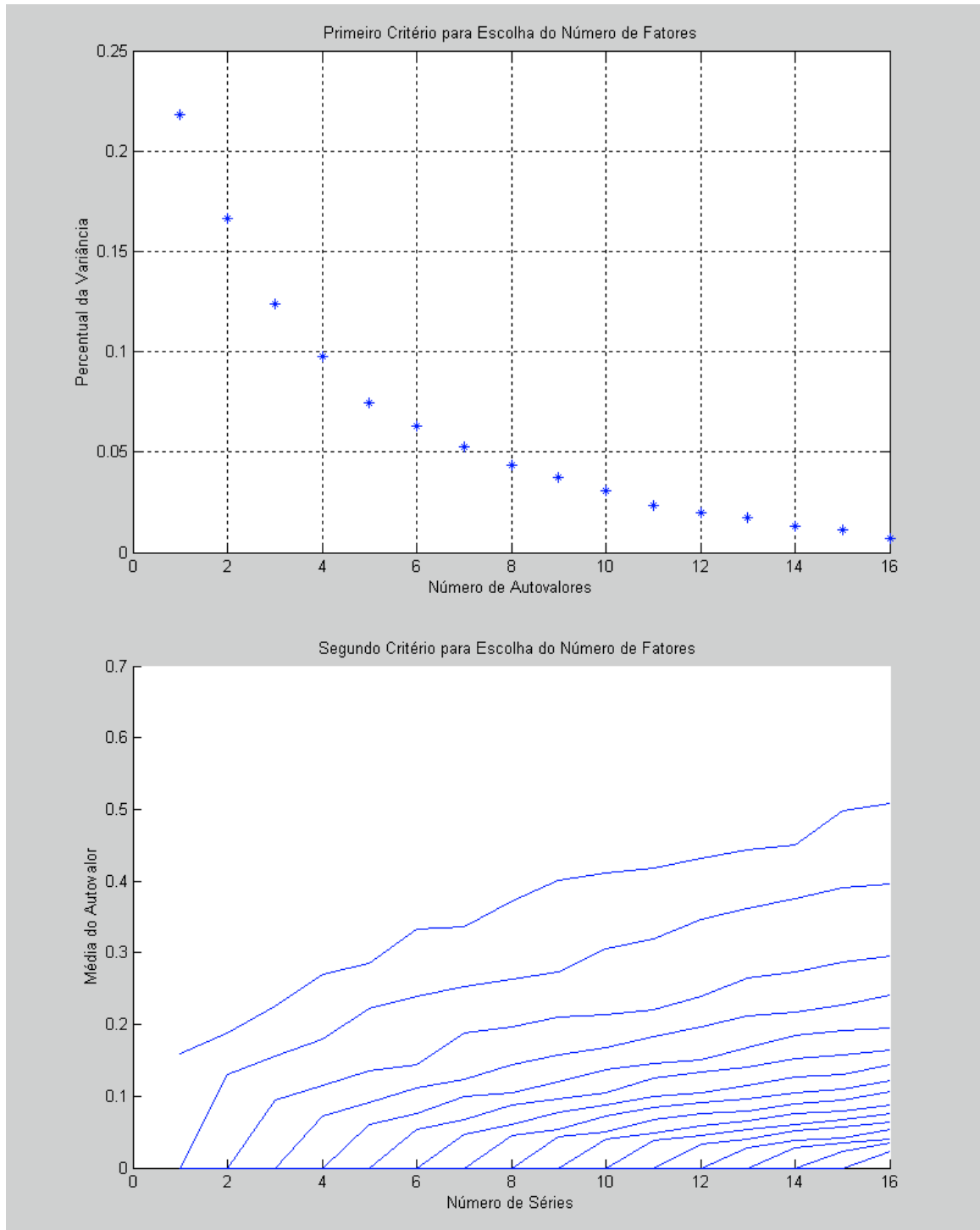


Figura 3
Escolha do Número de Fatores
Modelo 2: Brasil

