

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO RIO DE JANEIRO

DEPARTAMENTO DE ECONOMIA

MONOGRAFIA DE FINAL DE CURSO

INDICADORES ANTECEDENTES DO NÍVEL DE ATIVIDADE

INDUSTRIAL BRASILEIRO

Maria José Seuanez Salgado

Nº matrícula: 9420269

Professor Orientador: Dionísio Dias Carneiro

Junho 1998

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO RIO DE JANEIRO

DEPARTAMENTO DE ECONOMIA

MONOGRAFIA DE FINAL DE CURSO

**INDICADORES ANTECEDENTES DO NÍVEL DE ATIVIDADE INDUSTRIAL
BRASILEIRO**

Maria José Seuanes Salgado
Nº matrícula: 9420269

Professor Orientador: Dionísio Dias Carneiro

Junho 1998

Maria José Seuanes Salgado

“Declaro que o presente trabalho é de minha autoria, e que não recorri para realizá-lo, a nenhuma forma de ajuda externa, exceto quando autorizado pelo professor tutor.”

“As opiniões expressas neste trabalho são de responsabilidade única e exclusiva do autor.”

SUMÁRIO

I. Introdução	5
II. O Indicador Antecedente.....	8
II.1. Características.....	8
II.2. Descrição de Metodologias	11
II.2.1. Regressão por Mínimos Quadrados Ordinários.....	12
II.2.2. Análise de Componentes Principais..	14
II.2.3. Modelos Autoregressivos - VAR.....	18
III. Escolha das Variáveis Explicativas.....	22
III.1. Características desejáveis das variáveis explicativas.....	22
III.2. Variáveis que normalmente antecedem o ciclo.....	25
IV. Construção de um Indicador Antecedente para o Produto Interno Bruto Industrial.....	27
IV. Base de Dados.....	27
IV.2. Regressão por Mínimos Quadrados Ordinários.....	29
IV.3. Análise de Componentes Principais.....	35
IV.4. Modelo Autoregressivo - VAR.....	42
V. Conclusão.....	48
VI. Apêndice Estatístico.....	52
i) Descrição das Séries do Banco de Dados.	
ii) Matriz de Correlação entre as Variáveis	
iii) Principais Resultados dos Correlogramas Cruzados	
iv) Testes de Raiz Unitária Realizados	
v) Regressão por Mínimos Quadrados Ordinários	

vi) Análise de Componentes Principais	4
vii) Modelo Autoregressivo - VAR VII.	
Bibliografia.....	63

I. INTRODUÇÃO

O estudo dos ciclos econômicos é dos mais importantes na economia. Segundo Burns e Mitchell (1946), um ciclo "... consists of expansions occurring at about the same time in many economic activities, followed by similarly general recessions, contractions and revivals that merge into the expansion phase of the next cycle; this sequence of changes is recurrent but not periodic. In duration, business cycles vary from more than a year to ten or twelve years; they are not divisible into shorter cycles of similar character with amplitudes approximating their own".

O indicador antecedente é um instrumento utilizado para explicar e prever as flutuações da atividade econômica de acordo com essa definição, isto é, encontrando as sequências repetidas de flutuações econômicas nos diversos setores da economia.

O indicador antecedente busca explicar as variações nos ciclos em função do comportamento de variáveis que respondem a variações no ambiente econômico antes do próprio nível de atividade econômico. Por exemplo, o aumento do número de horas extras trabalhadas na indústria hoje pode indicar um aumento futuro da produção industrial, variável que é muitas vezes utilizada como *proxy* para o nível de atividade econômico ao qual a teoria dos ciclos se refere. Horas extras, portanto, poderia ser uma das variáveis que

compõe o indicador antecedente justamente pelo seu comportamento antecedente em relação à variável de referência, que chamaremos de variável-alvo (no caso, a atividade industrial).

Indicadores antecedentes são utilizados principalmente na previsão de reversões cíclicas, podendo também servir para prever as fases do próprio ciclo. A importância de estudar e prever os ciclos parece inquestionável.

Um sistema de indicadores antecedentes, coincidentes e defasados foi primeiramente desenvolvido por um grupo de economistas do National Bureau of Economic Research (NBER), nos anos de 1930 e 1940, que incluía entre os economistas Arthur Burns, Milton Friedman e Wesley Mitchell. A OECD (Organization for Economic Cooperation and Development), em Paris, e o Center for International Business Cycle Research (CIBER), da Universidade de Columbia em Nova York, também desenvolvem um sistema de indicadores antecedentes, cujos resultados são divulgados periodicamente. Trabalhos importantes vêm sendo desenvolvidos por Neftçi (1982), Frank de Leeuw (1989) e outros, alguns dos quais serão explicados mais adiante

O trabalho é organizado da seguinte forma: a secção II descreve mais formalmente os indicadores antecedentes e apresenta algumas metodologias utilizadas para sua construção. A secção III trata do problema da escolha das variáveis explicativas, isto é, de como escolher as variáveis que compõe o indicador. A secção IV descreve brevemente a base de dados utilizada e apresenta os três modelos construídos para a previsão do nível de atividade. A secção V conclui o trabalho e a VI apresenta as referências bibliográficas.

Finalmente, em VII podem ser encontrados os resultados dos três modelos utilizados em IV.

II. O INDICADOR ANTECEDENTE

II.1 Características

Indicadores antecedentes normalmente são construídos para prever a atividade econômica, seja seu nível, sua taxa de variação, ou apenas os momentos de reversão da atividade, mas podem ser construídos indicadores para qualquer variável, econômica ou não. No caso da previsão da atividade econômica, o primeiro ponto a ser levantado refere-se a qual variável deve ser usada para representá-la. Muitos indicadores antecedentes construídos têm como variável-álvo o Produto Interno Bruto (PIB), considerada a variável mensurável mais abrangente calculada. Outros indicadores (como o indicador construído pela OECD para os países membro) utilizam a série de Produção Industrial como referência, argumentando suas variações representam as mais importantes variações do PIB.

Entretanto, alguns autores, como Stock e Watson (1988), argumentam que os indicadores antecedentes construídos de forma a prever uma determinada série não são corretos, pois por definição os ciclos econômicos são variações não apenas do PIB ou da atividade industrial, mas sim de todos os agregados macroeconômicos (como produto, vendas e emprego). Seria, pois, incorreto identificar uma recessão ou expansão apenas em

função das variações do PIB, logo um indicador antecedente que previsse o PIB (ou a atividade industrial) perderia sua função pois não estaria prevendo realmente os ciclos econômicos. Os autores sugerem que seja estimado um indicador cuja variável-alvo é não observada e representaria o “estado da economia”, esta sim representando o ciclo econômico. Esta variável estaria mais compatível com as definições de ciclo amplamente aceitas, que não consideram a atividade econômica como uma variável em específico. A escolha de variável de referência não é, portanto, trivial, e deve ser feita segundo critérios teóricos.

A metodologia para a construção do indicador antecedente é das mais variadas. Contador (1981) utilizou a Análise de Componentes Principais para a previsão do Índice de Produção Física mensal divulgado pelo IBGE. A OECD, após selecionar as séries que explicam a Produtividade Industrial (variável de referência) e de dar-lhes o tratamento adequado, as compõe num índice com pesos iguais. Outros, como Ricardo Marwald et al (1988) utilizam uma regressão de Mínimos Quadrados Ordinários para explicar a variável-alvo como função das variáveis explicativas defasadas. Ainda, Lupolittu e Webb (1986), argumentam que modelos VAR (Vector Auto Regression) são mais precisos que os modelos tradicionais para a previsão de reversões cíclicas.

Independentemente da metodologia adotada e da variável de referência escolhida, as seguintes são algumas das características desejáveis de um indicador antecedente:

- Consistência na antecedência, principalmente nas reversões. Se o grau de correlação do indicador com a variável-alvo for alto, então este poderá também ser utilizado para prever o ciclo inteiro;

- O indicador deve cometer o mínimo possível de “erros de omissão”. O erro de omissão ocorre quando o indicador é incapaz de prever uma reversão da variável-alvo que posteriormente se verifica;
- O indicador deve cometer o menor número possível de “falsos sinais”, isto é, prever uma reversão que não ocorre na realidade;
- Deve prever a amplitude dos ciclos corretamente;
- Estabilidade: o indicador deve ser antecedente à variável-alvo independentemente do período da série. Deve também ser antecedente quando aplicado a outros países, desde que as variáveis explicativas nestes sejam equivalentes;
- O indicador não deve confundir reversões cíclicas com movimentos irregulares na série;
- O indicador deve apresentar um bom grau de ajuste quando feita a correlação com a série alvo.

A dificuldade em construir um indicador ideal ocorre pois as variáveis explicativas muitas vezes se comportam de forma diferente nas expansões e nas recessões com relação à variável-alvo, piorando o grau de ajuste. Por exemplo, uma série pode ser coincidente numa expansão mas antecedente numa recessão. O problema é diminuído incluindo como variáveis explicativas séries antecedentes que cubram todos os setores da economia. O risco de não captar alguma reversão evidentemente diminui.

Algumas características dos indicadores antecedentes ainda devem ser mencionadas. Primeiro, é importante ressaltar que uma hipótese feita quando utiliza-se um indicador antecedente para a previsão é que a estrutura e o avanço das variáveis explicativas com relação à variável de referência permanecerá constante no período de previsão. Sem esta hipótese, qualquer previsão torna-se irrelevante.

Um segundo é a não importância de qualquer relação de causalidade entre as variáveis. O objetivo de um indicador antecedente é prever, não explicar, de forma que a fundamentação teórica é apenas secundária. A vantagem é que pode-se “aproveitar ao máximo as informações de um conjunto amplo de séries” (Markwal et al., 1998). As técnicas utilizadas na construção de indicadores antecedentes na maioria das vezes utilizam a teoria econômica apenas como uma ferramenta auxiliar na escolha das variáveis independentes, mas não é a causa da escolha. De fato, a crítica de que os indicadores antecedentes não seriam de interesse de economistas, mas sim de estatísticos, despertou o interesse de alguns como de Leeuw (1988), que desenvolveu um modelo tentando encontrar argumentos para uma teoria dos indicadores antecedentes baseado nas decisões de uma firma maximizadora de lucros e no ajuste de seus fatores de produção na ocorrência de um choque de demanda.

É importante ressaltar que a preocupação com a previsão concentra-se exclusivamente na de tendência e no ciclo, de forma que prever variações sazonais não são objetivos do indicador antecedente.

II.2. Descrição de diferentes metodologias

II.2.1. Regressão de Mínimos Quadrados Ordinários

Uma forma de construir um indicador antecedente é através de uma regressão de Mínimos Quadrados Ordinários, onde as variáveis independentes são defasadas com relação à variável alvo (dependente).

Dado o modelo: $Y_t = a_1 + \sum a_i X_{it-j} + \varepsilon_t$, temos que Y_t é a variável-alvo escolhida e X_{it-j} são as variáveis explicativas. A escolha das variáveis explicativas é tema da próxima secção, mas é importante notar que o *lag* das variáveis explicativas não precisa ser o mesmo.

O método de mínimos quadrados minimiza a soma do erros ao quadrado, encontrando assim os coeficientes das variáveis explicativas.

Valem as hipóteses do modelo de regressão clássico;

- $E(\varepsilon_t) = 0$;
- $E(\varepsilon_t, \varepsilon_{t-j}) = 0 ; \forall i \neq j$;
- $\text{Var}(\varepsilon_t) = \sigma^2$;
- Erros têm distribuição Normal;
- Variáveis independentes são não estocásticas;

Para que as hipóteses se verifiquem é necessário que as séries sejam estacionárias.

Uma série é estacionária se:

- $E(Y_t) = \text{cte}$;

- $\text{Var}(Y_t) = \text{Var}(\varepsilon_t) = \sigma^2$;
- $E(\varepsilon_t, \varepsilon_{t-j}) = 0$

Desta forma, se uma série é não estacionária, ela viola as hipóteses do Modelo de Regressão Clássico e os estimadores podem não ser mais ótimos segundo o Teorema de Gauss Markov.

Além do problema de estimação, séries não-estacionárias podem fazer com que as variáveis podem estar falsamente sendo reconhecidas como relacionadas, não fazendo sentido incluí-las na regressão pois sua relação em comum é exógena. Dessa forma, torna-se necessário verificar a estacionaridade das séries antes de estimar o modelo. A estacionaridade pode ser testada através de testes de raiz-unitária, como o Augmented Dickey-Fuller Test ou o Phillips-Perron Test. O teste deve ser feita em cada série e as séries que forem não estacionárias devem ser transformadas em estacionárias.

Uma forma mais simples de resolver o problema da estacionaridade das séries diferenciando as variáveis. Normalmente, mesmo que uma série seja não-estacionária, sua taxa de variação será, logo a regressão através de mínimos quadrados ordinários não é comprometida. Este procedimento normalmente é mais conveniente. De qualquer forma, é importante verificar se as taxas de variação são realmente estacionárias aplicando os testes já mencionados.

Outra hipótese do Modelo de Regressão Clássico que também deve ser verificada é não correlação dos erros, muito comum quando tratando de variáveis no tempo. Se houver, esta deve ser corrigida através da inclusão do componente de autocorrelação na regressão.

Feitas essas considerações, a projeção pode ser feita a partir da equação obtida. Quanto maior for o *lag* da variável independente de menor *lag*, mais à frente será a previsão da variável-alvo. É interessante perceber que esta metodologia permite que se faça uma previsão com base em variáveis que já responderam ao fenômeno que causa a variação no ciclo, por serem antecedentes a ele. É importante, entretanto, levar em consideração que há um *trade-off* entre tempo o à frente da previsão e sua precisão.

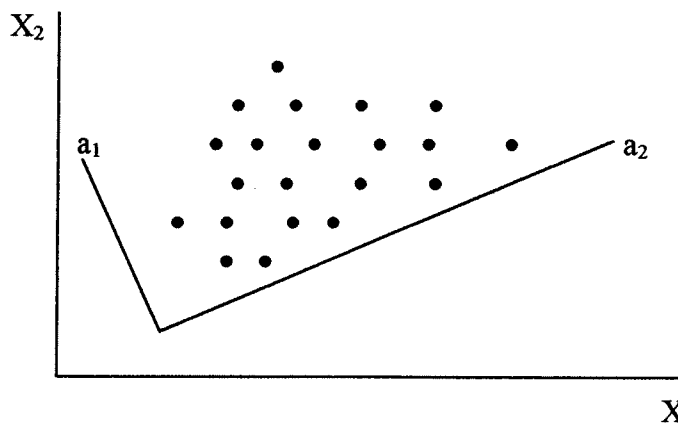
Markwald et al (1988) construíram um indicador antecedente para o Índice de Produção Industrial utilizando a metodologia de mínimos quadrados ordinários, tal como a descrita aqui. Ressaltam a possibilidade de interdependência entre as variáveis explicativas, mas lembram que, desde que não haja multicolinearidade perfeita, a estimação dos parâmetros via mínimos quadrados ordinários satisfazem o Teorema de Gauss Markov, isto é, os estimadores BLUE (best linear unbiased estimators). Segundo o teorema, o estimador é o melhor preditor da série-alvo. De fato, os autores construíram diversos indicadores antecedentes no trabalho utilizando outras metodologias e o indicador construído segundo este modelo cometeu o menor número de erros de omissão e falso sinal e apresentou o melhor ajuste.

II.2.2. Análise de Componentes Principais

A Análise de Componentes Principais é uma metodologia que determina uma transformação linear das variáveis originais, que resulte em novas variáveis, chamadas componentes principais. A ideia escolher eliminar os componentes principais de menor variância, por elas representarem uma parcela menor e pouco relevante da variação de todas

as variáveis. A porcentagem de variância explicada é escolhida. Quanto maior esta proporção, menos componentes podem ser eliminados. Escolhendo-se o número de componentes principais, pode-se interpretá-los como explicando determinada característica da variação total dos dados.

De outra forma, dado que as variáveis explicativas são descorrelacionadas (por restrição), temos que a transformação linear equivale a uma rotação dos eixos, de forma que sua variância é maximizada. Graficamente o problema pode ser ilustrado supondo apenas 2 variáveis explicativas, ou as duas primeiras componentes principais. Como pode ser visto pela ilustração abaixo, a maior variância das componentes é representada sobre eixos a_1 e a_2 , e não por x_1 e x_2 .



Logo, deve ser feita uma transformação linear dos componentes principais de maior variância, onde X_i são os vetores explicativos e A é a matriz cujos vetores a_1, a_2, \dots, a_k representam os novos eixos. Dessa forma temos que:

$$Y_i = A^T X_i$$

Y_1 é uma transformação linear das variáveis, onde A é a matriz cujos vetores $a_1^T, a_2^T, \dots, a_k^T$ representam os novos eixos. Dessa forma, é feita uma rotação dos eixos onde os vetores de A são os novos eixos.

Formalmente temos:

$$Y_{1t} = a_{1t}X_{1t} + a_{2t}X_{2t} + \dots + a_{kt}X_{kt}, \quad t = 1, \dots, n;$$

$$Y_{1(n \times 1)} = X_{(n \times k)} a_{1(k \times 1)};$$

$$a_i a_j = 0;$$

O objetivo é maximizar a variância de Y , dado que as variáveis explicativas são linearmente independentes, i.e., dado que $a_i a_j = 0$.

Logo temos que:

$$Y_1' Y_1 = a_1' X' X a_1 \quad (1)$$

$$\text{Max}(Y_1' Y_1) = \text{Max}(a_1' X' X a_1)$$

$$\text{sa: } a_1' a_1 = 1$$

$$L = (a_1' X' X a_1) - \lambda_1 (a_1 a_1 - 1)$$

Da Condição de Primeira Ordem temos:

$$\partial L / \partial a_1 = 2 X' X a_1 - 2 \lambda_1 a_1 = 0$$

$$(X' X) a_1 = \lambda_1 a_1; \quad (2)$$

De forma que a_1 é um autovetor de $(X' X)$ e λ_1 é o autovalor correspondente.

De (1) e (2) temos que:

$$Y_1'Y_1 = \lambda_1 a_1' a_1 = \lambda_1,$$

Dessa forma, deve-se escolher o maior autovalor de $(X'X)$, λ_1 , e Y_1 será o primeiro componente principal de X . O mesmo vale para cada $t = 1, \dots, n$, de forma que $z_t'z_t = \lambda_t$. Prova-se que a variância de Y é a soma das variâncias de X , o que por sua vez é a soma dos autovalores de X .

Desse modo, pode-se fixar a porcentagem da variância das variáveis explicativas que deseja ser explicada e escolher o número de componentes principais de acordo com essa escolha. De outra forma, pode-se escolher o número componentes principais e observar que porcentagem da variância total é explicada.

Assim, tendo escolhido o número de componentes principais, é necessário obter os autovetores associados aos autovalores escolhidos, já que estes correspondem efetivamente ao componente principal. Y nada mais é do que uma transformação linear sobre os coeficientes do autovetor do autovalor escolhido.

Dado estes resultados e escolhendo-se os componentes principais, deve ser construído um índice de indicadores antecedentes. É importante entender que cada componente principal possuiu um significado próprio, associado a um autovetor, de forma que cada autovetor passa a ser uma variável explicativa.

Dadas as novas variáveis explicativas, estas podem ser ponderadas num índice utilizando pesos iguais ou segundo algum critério. É possível também estimar um modelo onde os componentes principais são as variáveis independentes. A vantagem disso é a

redução do número de variáveis independentes do modelo, dado que geralmente não são escolhidos todos os componentes principais.

Contador (1981) construiu um indicador antecedente utilizando a análise de componentes principais para prever o crescimento do produto real da Indústria de Transformação, dado divulgado mensalmente pelo IBGE. Selecionou as variáveis explicativas que não apresentavam multicolinearidade significativa e estabeleceu os *lags* de cada uma com relação à variável de referência através de correlogramas cruzados. Construiu então um indicador composto, com o peso de cada componente correspondendo à proporção da variância da variável-alvo que consegue explicar.

II.2.3. Modelos Autoregressivos - VAR

Modelos de regressão tradicionais de apenas uma equação pressupõem que as variáveis explicativas são exógenas e pré-determinadas, forma que não são de forma alguma influenciadas pela variável dependente. Dessa forma, não existe *feedback*, e os erros do modelo são descorrelacionados tanto com a variável dependente como com a variável explicativa, tampouco havendo autocorrelação dos erros.

Entretanto, poderia-se argumentar que há *feedback* entre as variáveis dependente e, a princípio, independentes do modelo. É claro que as últimas deixam de ser exógenas pois são agora influenciadas pela primeira, de forma que têm-se no mínimo duas variáveis endógenas. É este mecanismo que está por trás dos modelos Autoregressivos (Vector Autoregression - VAR), onde X pode afetar Y e, ao mesmo tempo, Y pode afetar X. Logo,

uma das hipóteses básicas do modelo clássico de regressão, $E(Y_i, X_i) = 0$, não é mais válida em modelos VAR.

Supondo apenas duas variáveis endógenas, mutuamente determinadas, cada variável uma depende de uma estrutura de *lags* da própria variável e da outra variável endógena, também com uma estrutura de *lags* não fixo, e o erro aleatório.

Para um VAR de primeira ordem temos, por exemplo:

$$y_t = b_{10} - b_{12}z_t + \gamma_{11}y_{t-1} + \gamma_{12}z_{t-1} + \varepsilon_{yt}$$

$$z_t = b_{20} - b_{21}y_t + \gamma_{21}y_{t-1} + \gamma_{22}z_{t-1} + \varepsilon_{zt}$$

$$\text{onde } E(\varepsilon_{zt}) = 0, E(\varepsilon_{yt}) = 0, \text{Var}(\varepsilon_{yt}) = \sigma_y^2, \text{Var}(\varepsilon_{zt}) = \sigma_z^2 \text{ e } E(\varepsilon_{yt}\varepsilon_{zt}) = 0;$$

Rearrmando as equações, pode-se obter a forma reduzida, onde cada variável endógena depende apenas das variáveis pré-determinadas e do erro aleatório. É importante notar que os erros e_{it} , entretanto, são compostos por ambos ε_{yt} e ε_{zt} , de forma que, apesar de serem ruído branco, choques em uma variável têm efeitos sobre a outra. O modelo na forma reduzida pode ser escrito como:

$$y_t = a_{10} + a_{11}y_{t-1} + a_{12}z_{t-1} + e_{1t}$$

$$y_t = a_{20} + a_{21}y_{t-1} + a_{22}z_{t-1} + e_{2t}$$

onde $E(e_{it}) = 0$, $\text{Var}(e_{it}) = \sigma_{it}^2$ e $E(e_{it}, e_{it-k}) = 0, \forall k$, i.e. os erros são descorrelacionados, independentemente do tempo.

A estimação de cada equação pode ser feita utilizando Mínimos Quadrados Ordinários (MQO), desde que o número de *lags* de cada variável seja o mesmo para todas

as equações. Neste caso, a estimação por MQO gera estimadores consistentes e eficientes assintoticamente. É importante notar a necessidade de estimar a regressão na forma reduzida. Na forma estrutural, $E(y_t, z_t) \neq 0$, o que não permite a estimação consistente e eficiente dos estimadores por MQO.

Argumenta-se que modelos autoregressivos são uma potente ferramenta de previsão e por isso têm sido muito utilizados para a construção de indicadores antecedentes. A razão é que muitas variáveis são realmente interdependentes e que isto deve ser levado em consideração na previsão, o que não ocorre com a maioria dos outros métodos, como os anteriormente descritos (Regressão por Mínimos Quadrados Ordinários e Análise de Componentes Principais).

Lupoletti e Webb (1986) argumentam que modelos autoregressivos são mais precisos para a estimação do PIB. Em seu trabalho, escolheram 6 variáveis: PIB, deflator implícito do PIB, taxa de juros, utilização da capacidade instalada, base monetária e gastos fiscais. Comparado aos outros modelos que estudaram, Lupoletti e Webb concluíram que o modelo autoregressivo não teve maior poder de previsão, salvo quando o horizonte de previsão era de 1 ano à frente. Neste caso, a porcentagem de acertos foi de 64%. Segundo os autores, o resultado contradiz a ideia de que modelos estatísticos com pouca fundamentação teórica são precisos para previsões de muito à frente.

Stock e Watson (1989) utilizaram um modelo autoregressivo para construir um indicador antecedente do “estado da economia”, variável que supunham melhor representar o ciclo econômico. Primeiramente construíram um indicador coincidente, onde o “estado da economia” era a variável dependente, que por sua vez era explicado por variáveis

coincidentes ao ciclo econômico. Uma vez estimado este indicador (através de máximo verosimilhança), a previsão seria feita através de um indicador antecedente onde a variável-alvo seria justamente o “estado da economia” (a variável não-observada) encontrado através do indicador coincidente. A previsão foi feita utilizando-se um modelo Autoregressivo onde as duas variáveis endógenas era, o indicador coincidente e o indicador antecedente. A hipótese é que o estado da economia no futuro deveria ser a previsão do indicador coincidente através das variáveis antecedentes ao “estado da economia”. O R^2 obtido com o modelo foi de 0.634.

III. A ESCOLHA DAS VARIÁVIES EXPLICATIVAS

A escolha das variáveis que irão compor o índice é tarefa das mais importantes. Apesar da subjetividade na escolha, algumas características desejáveis são de grande auxílio e serão explicadas a seguir.

III.1 Características desejáveis das variáveis explicativas:

Teóricas:

- i) Forte significância econômica - daí a importância da teoria econômica como grande suporte na escolha das variáveis;
- ii) Antecedência - é necessário que a variável explicativa tenha um comportamento consistentemente antecedente à dependente, qualquer que seja o ciclo, isto é, tanto nas expansões quanto nas recessões e principalmente nas reversões. É interessante que o período de antecedência da variável explicativa com relação à variável-alvo seja o mais constante possível e que seja estatisticamente significativa. Formalmente, diz-se que uma variável X é dita antecedente com relação a Y se “a correlação de $Y(t)$ com valores passados de X , $X(t - i)$, é muito

maior do que a correlação de $X(t)$ com valores passados de Y , $Y(t - i)$ " (Leeuw 1989);

- iii) Predomínio de variações não sazonais sobre a tendência, sazonalidade e oscilações erráticas;
- iv) É interessante que sejam escolhidas variáveis que antecedem a variável-alvo em períodos de tempo diferentes. Isto dificulta a não captação de reversões pelo índice já que espera-se que se não todos, pelo menos algumas das variáveis explicativas antecipe a variável alvo como esperado em todos os ciclos;
- v) É importante incluir variáveis independentes que expliquem partes diferentes da variação da variável-alvo, isto é, evitar variáveis explicativas fortemente correlacionadas. Uma razão teórica para isto é o princípio da parcimônia. Na prática, se duas variáveis forem perfeitamente correlacionadas torna-se impossível a estimação de seu coeficiente numa regressão, impossibilitando a incorporação de ambas. Quando tratando-se de análise de componentes principais, que será feito mais adiante, uma condição necessária é que as variáveis sejam não correlacionadas, isto é, seu produto interno deve ser nulo;
- vi) As variáveis explicativas devem apresentar o mesmo número de ciclos que a série de referência;
- vii) Estabilidade - as variáveis antecedentes devem manter-se antecedentes com relação à alvo, independentemente do período de tempo observado.

Práticas:

- i) Facilidade na obtenção de dados.
- ii) Prazo de divulgação e periodicidade previsível e constante.
- iii) Série histórica de tamanho adequado e sem quebras.

Tendo em mente os critérios descritos, deve-se prosseguir a análise das variáveis candidatas a compor o índice. As características teóricas podem ser analisadas em primeira instância através de da análise gráfica, determinando-se a sazonalidade, antecedência e vales e picos das séries, mesmo que com pouco rigor e muita subjetividade. Muito útil é a utilização de correlogramas cruzados na determinação da antecedência e no grau de associação entre as variáveis e seu tempo de defasagem. Aqui deve-se ter em mente a estabilidade desejada da antecedência, isto é, o correlograma não deve apresentar grandes mudanças para diferentes períodos escolhidos da amostra como explicado em vii).

Outra ferramenta que pode ajudar na escolha das variáveis é o Teste de Granger. Dizemos que a variável deve ser incluída se ela, quando defasada, “Granger causes” a variável alvo. Esta ferramenta é útil quando pretende-se, além de prever, explicar a variação, mas não se sabe o sentido da causalidade a priori (como ocorre, por exemplo, com os agregados monetários).

É importante que o grau de associação encontrado independa dos fatores sazonais de cada série, i.e., os padrões sazonais devem ser independentes para não gerar uma “falsa antecedência”.

Deve-se mencionar também que a presença de tendência nas séries pode apontar para séries falsamente correlacionadas, de forma que as séries devem ser transformadas em estacionárias antes mesmo de determinar seu grau de associação. As séries podem ser transformadas em estacionárias na maioria das vezes utilizando-se diferenças.

A seguir serão examinadas algumas das variáveis explicativas mais comumente utilizadas na construção dos indicadores antecedentes de produção industrial ou PIB.

III.2. Variáveis que normalmente antecedem o ciclo

- **Moeda e crédito:** Apesar da controvérsia em torno da existência de uma relação de causalidade da moeda, a comprovação empírica da antecedência da moeda a variações do produto é bastante aceita. Dessa forma, se o indicador antecedente construído visa apenas a previsão da atividade econômica, não deve haver dúvidas quanto à inclusão dessa variável, se de fato for verificada sua antecedência com relação à variável-alvo. Entretanto, se deseja-se que o modelo tenha um caráter explicativo, deve-se procurar razões teóricas para tal.

- **Emprego:** Algumas variáveis sobre do mercado de trabalho são antecedentes, principalmente aquelas que representam a flexibilidade do mercado de trabalho, como horas extras trabalhadas na produção. A ideia é que estas variáveis respondem com antecedência ao nível de atividade por refletirem as expectativas quanto à produção futura. Variáveis como nível de emprego e taxa de desemprego são normalmente defasadas, logo não incluídas como variáveis explicativas.

- Variáveis que tenham algum significado em termos de expectativas dos agentes.

Normalmente são usados índices de bolsas de valores ou variáveis que representam nível de estoques.

- Vendas do comércio e da indústria: São consideradas uma boa *proxy* para o nível de demanda interno.

- Variáveis que representam a produção em termos físicos, tal como a quantidade de energia utilizada ou o consumo de papel ondulado - importante por ser o principal componente das embalagens e contêineres dos produtos.

IV. CONSTRUÇÃO DE UM INDICADOR PARA O PRODUTO INTERNO BRUTO INDUSTRIAL E PARA O ÍNDICE DE PRODUÇÃO FÍSICA

IV.1. Base de Dados

Foi necessária a construção de uma ampla base de dados de forma que diversos aspectos da economia fossem captados. Os dados foram obtidos são de periodicidade mensal. Algumas das fontes mais importantes são a Federação das Indústrias do Estado de São Paulo (Fiesp), o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), o Banco Central do Brasil e a Associação Comercial do Estado de São Paulo.

A listagem dos dados utilizados está em anexo (VII.i), com a fonte correspondente, o período a qual ela encontra-se disponível e o nome de identificação no *Econometric Views*, *software* estatístico utilizado nos modelos de regressão. Foi feita também uma breve descrição dos dados. As últimas três colunas são bastante úteis no sentido que indicam através de um X caso a variável seja publicada dentro do prazo indicado. O objetivo era utilizar todas as séries de janeiro de 1990 a maio de 1998, constituindo 89 observações. Entretanto, algumas variáveis não estão disponíveis neste período, e foram utilizados de acordo com sua disposição, como pode ser visto na descrição dos dados.

Foram incluídas 55 variáveis na base de dados, transformados na forma $(\ln(\text{média móvel } 6 \text{ meses } t / \text{média móvel } 6 \text{ meses } t-1))$, onde t é um ano, de forma que eliminamos qualquer problema de estacionaridade que poderia ocorrer. Além dessa vantagem, essa forma elimina as variações sazonais das séries e capta melhor sua tendência, suavizando variações esporádicas individuais que poderiam inclusive distorcer as projeções. Em função disso, o número de observações para cada variável reduziu-se em 15, totalizando 74.

Os dados expressos em moeda foram deflacionados pelo IGP-DI, com exceção dos dados de importação e exportação, deflacionados pelo *Producer Prices Index* dos Estados Unidos.

As variáveis foram analisadas isoladamente, assim como sua correlação com o Índice de Produção Física e com o Produto Interno Bruto Trimestral, variáveis que, como será visto na próxima secção, foram as variáveis dependentes utilizadas nos indicadores antecedentes construídos.

Como é necessário identificar quais variáveis são antecedentes à variável-alvo, foram feitos correlogramas cruzados com este propósito. Dessa forma, encontra-se em anexo (VII.iii) o resultado dos principais correlogramas cruzados das variáveis explicativas com o Índice de Produção Física. Somente foram incluídos os resultados considerados significativos estatisticamente. A função desta tabela é auxiliar na escolha dos *lags* da variáveis explicativas que são considerados nas distintas metodologias.

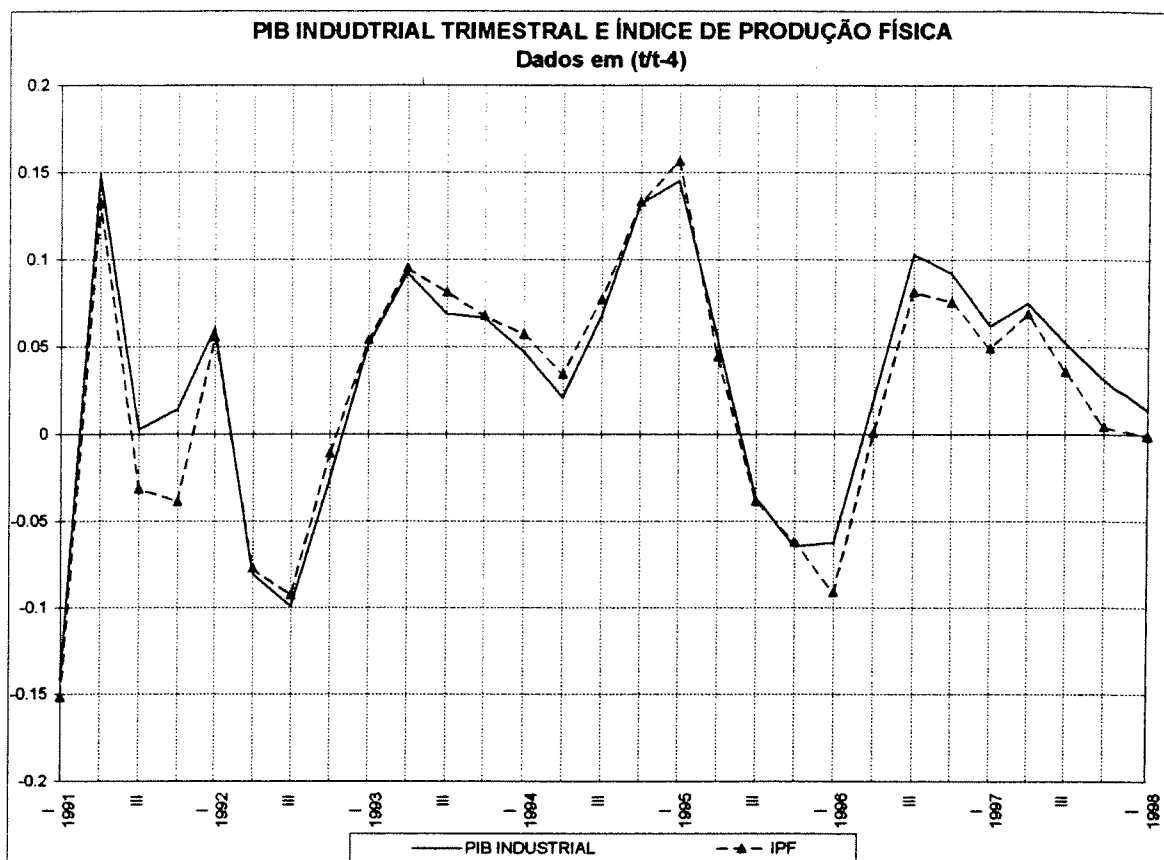
IV.2 - Um indicador antecedente utilizando regressão por Mínimos Quadrados

Ordinários

Nesta secção, o objetivo é construir um indicador antecedente para o Produto Interno Bruto Industrial Trimestral, divulgado pelo IBGE.

Para tal, num primeiro momento pareceria razoável estimar um modelo no qual PIB Industrial seria a variável dependente, que por sua vez seria explicado por um determinado número de variáveis explicativas com os *lags* adequados. Entretanto, observando os correlogramas cruzados das candidatas a variáveis explicativas, observou-se uma forte correlação (0.98) do PIB Industrial Trimestral e do Índice de Produção Física (IBGE), para o mesmo período de tempo, concluindo-se que as variáveis são coincidentes. O gráfico das duas variáveis pode ser observado a seguir (Gráfico 1). As variáveis foram utilizadas na forma $(t/t-4)$ de forma a eliminar quaisquer problemas de não-estacionaridade e retirar as variações sazonais. (Vale notar que os dados foram utilizados para o período de janeiro 1990 a abril de 1998, ou, no caso do PIB Industrial Trimestral, de 1990.1 a 1998.1).

GRÁFICO 1



Difícilmente um modelo conseguiria um ajuste tão próximo quanto este, de forma que optou-se por construir um indicador antecedente para o Índice de Produção Física (IPF) e utilizar as previsões desta para prever o PIB Industrial, isto é, construir um indicador coincidente para o PIB Industrial com base nas projeções do Índice de Produção Física. Desta forma, aproveita-se ao máximo a forte correlação entre o IPF e o PIB Industrial.

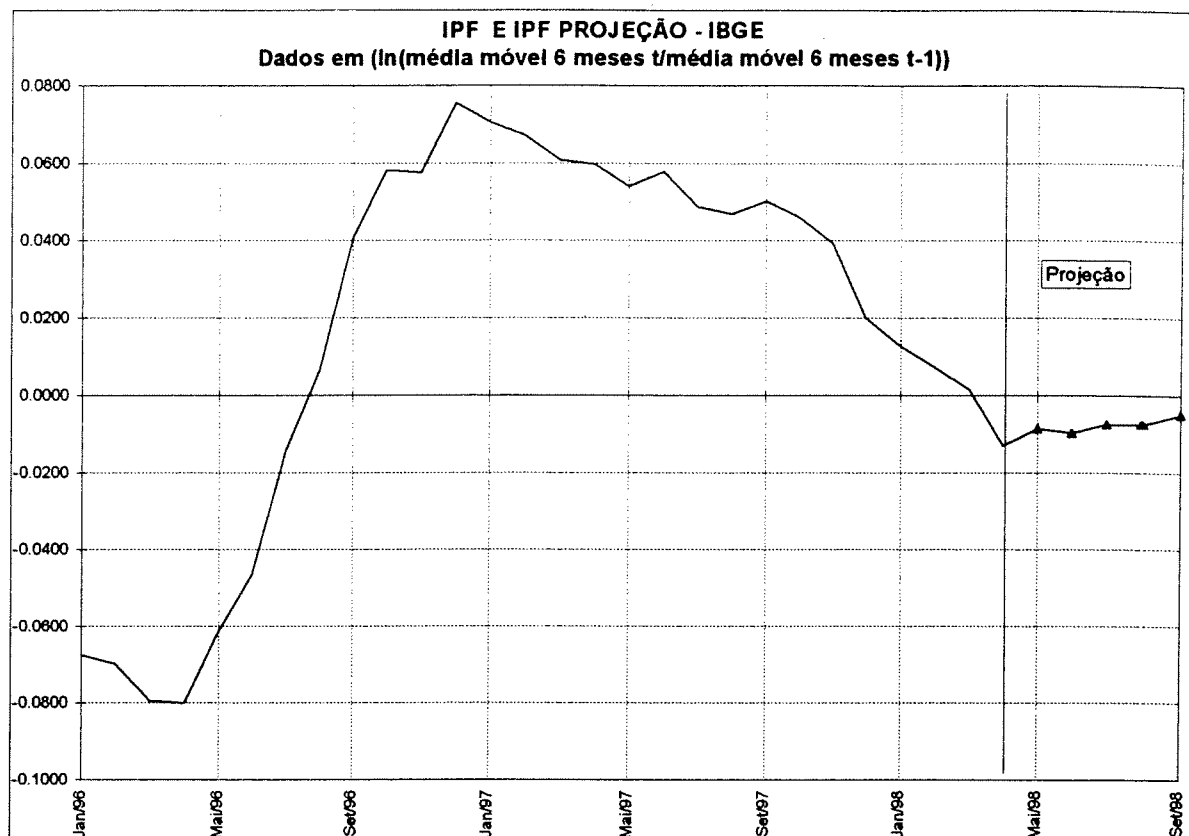
Assim, foi construído um indicador antecedente para esta última variável utilizando mínimos quadrados ordinários, cujas previsões incorporaram-se aos valores das variáveis explicativas de um segundo modelo (que será explicado) cujo propósito era prever o PIB.

Foi escolhido um modelo para o Índice de Produção Física, cujas variáveis explicativas são M3, Empréstimos do Sistema Financeiro ao Setor Privado, Consultas ao Sistema Telecheque e Faturamento Real do Comércio do Estado de São Paulo. Foi observada autocorrelação de segundo grau na variável dependente e um processo de média móvel também de segundo grau, de forma que esses componentes foram incluídos na regressão para gerar erros descorrelacionados e com média nula. O resultado da regressão encontra-se em anexo.

Com este modelo foi possível prever o Índice de Produção Física cinco meses à frente, dada a estrutura de *lags* adotada e a disponibilidade dos dados. As projeções podem ser observadas através do Gráfico 2.

Obtidas as projeções do Índice de Produção Física, estas foram incorporadas na série original. O objetivo final é a previsão do Produto Interno Bruto Industrial Trimestral, o que foi feito através de uma regressão na qual o Índice de Produção Física é uma variável explicativa. Dessa forma, a última série foi trimestralizada, de forma que fosse possível estimar a regressão, e forma incorporados os dados estimados na série original, de forma que esta tornou-se disponível até o terceiro trimestre de 1998. Assim, foi possível obter projeções para o PIB Industrial dois trimestres à frente.

GRÁFICO 2



Para esta regressão, os dados foram utilizados na forma $(t/t-4)$, onde t é um trimestre. O objetivo é retirar variações sazonais das séries e torná-las estacionárias. Testes de raiz unitária foram feitos para verificar a estacionaridade das séries e encontram-se em anexo.

1-6
Através da metodologia de Box-Jenkins, observou-se que a série de PIB Industrial Trimestral é formado por um processo de autocorrelação de primeiro grau, e uma média móvel de grau 6. Estes fatores foram levados em consideração na estimação da equação final, que além destes, possui o Índice de Produção Física como variável explicativa. O R^2 obtido com a equação foi de 0.98 e os resultados encontram-se no anexo estatístico.

Desta forma, podemos resumir o que foi feito nesta secção na Tabela 1, que mostra os resultados, em termos de taxas de crescimento, dos dois modelos estimados. É importante notar a semelhança entre as taxas de crescimento de ambas as variáveis, o que deve-se ao modelo utilizado para a previsão do PIB Industrial, que tem o IPF como única variável independente (além dos componentes do próprio PIB, MA e AR).

TABELA 1

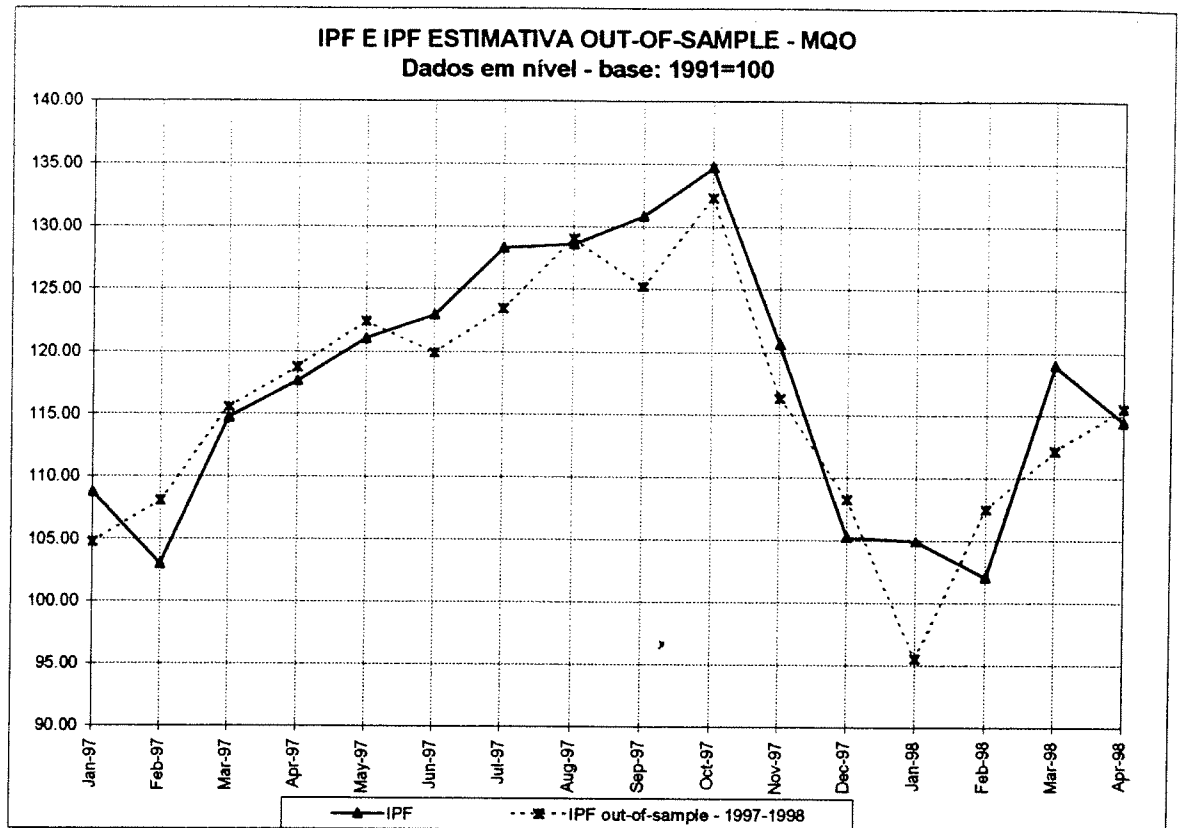
RESULTADOS DAS PROJEÇÕES POR MÍNIMOS QUADRADOS ORDINÁRIOS							
		IPF			PIB Industrial		
		Nível	t/(t-1)	t/(t-4)	Nível	t/(t-1)	t/(t-4)
1996	I	103.74	-6.82%	-9.12%	106.33	-2.64%	-6.25%
	II	112.81	8.75%	0.07%	114.50	7.68%	1.93%
	III	124.81	10.63%	8.14%	123.69	8.03%	10.32%
	IV	119.73	-4.07%	7.55%	119.25	-3.59%	9.19%
1997	I	108.84	-9.10%	4.92%	112.91	-5.32%	6.19%
	II	120.57	10.78%	6.88%	123.10	9.02%	7.51%
	III	129.26	7.20%	3.57%	130.14	5.72%	5.21%
	IV	120.23	-6.98%	0.42%	122.96	-5.52%	3.11%
1998	I	108.68	-9.60%	-0.14%	114.45	-6.92%	1.36%
	II*	118.47	9.01%	-1.74%	121.14	5.84%	-1.59%
	III*	130.09	9.81%	0.65%	130.91	8.07%	0.59%
	IV						

*Projeções

As projeções são importantes, mas sua qualidade não deve ser apenas verificada pelo grau de ajuste da regressão. Deve ser analisado o comportamento do modelo na estimação *out-of-sample*. Isto significa estimar a regressão até uma determinada data da amostra e projetá-la após esta data, de forma que é possível comparar as projeções com os dados verdadeiros. Aqui pode-se observar se as características ideais do indicador antecedente se confirmam. Devem ser observados o número de falsos sinais e de erros de omissão cometidos pelo indicador, além da estabilidade dos coeficientes.

No caso da estimação via mínimos quadrados ordinários para o Índice de Produção Física, a estimação *out-of-sample* foi feita para diversos períodos, e os coeficientes da regressão revelaram-se estáveis para todos os períodos testados, permanecendo significativamente diferente de zero ao nível de 5%. O valor destes pouco se alterou. Na estimação *out-of-sample*, foi estimada a regressão para o período de janeiro 1991 a dezembro de 1996, e feita a projeção para os 16 meses restantes (janeiro 1997 a abril 1998). Como pode ser visto pelo Gráfico 3, o indicador cometeu três erros de omissão e três erros por falso sinal, de um total de 16 períodos. As variações para os outros meses foram no mesmo sentido. Em termos de nível, as maiores diferenças ocorreram nos erros mencionados, em média igual a -1.2% do valor real.

GRÁFICO 3



IV.3. Um indicador antecedente utilizando Análise de Componentes Principais

A metodologia descrita em IV.3 foi utilizada na a construção de um indicador antecedente para o Índice de Produção Física. Na verdade, este indicador antecedente não possui uma característica importante dos indicadores antecedentes, seja esta a capacidade do indicador se antecipar à variável-alvo por apresentar comportamento antecedente a ela. A possibilidade de previsão está no fato das variáveis utilizadas para compor o índice serem divulgadas antes da variável-alvo. Por exemplo, os dados são escolhidos de modo que o Índice de Produção Física (IPF) está disponível até o período t , enquanto as variáveis que

compõe o índice estão disponíveis até $t+1$, de forma que é possível prever o IPF um período de tempo à frente. É por este mesmo motivo que este método não pode ser utilizado para a previsão do PIB Industrial Trimestral, tal como foi feito em IV.2 e será feito em IV.4. A razão é que para isto seria necessário obter projeções do Índice de Produção Física além de um mês à frente. Como será explicado, a análise de componentes principais não utiliza *lags* passados das variáveis explicativas na previsão, mas sim todas as variáveis no mesmo tempo, de forma que a previsão é limitada apenas ao adiantamento na divulgação dos dados.

Feito esse comentário, parece claro que a escolha das variáveis explicativas para a construção de um indicador antecedente em nada está relacionada à antecedência de uma variável à outra, tal como esta é definida. De fato, as variáveis do modelo foram escolhidas exclusivamente segundo a disponibilidade de dados, isto é, elas deveriam conter, no mínimo, uma observação além do IPF, de forma que a previsão fosse possível. De acordo com esse critério, foram escolhidas apenas 10 das 56 variáveis existentes na base de dados. Os dados referentes à exportação poderiam ter sido incluídos mas optou-se por não fazê-lo por não haver fortes razões teóricas para tal. Restaram as seguintes variáveis: Indicador do Nível de Atividades (São Paulo) (*ina*), Vendas Totais da Indústria (São Paulo) (*vendfi*), Nível de Utilização da Capacidade Instalada (São Paulo) (*nuc*), Dias úteis (*dias*), Importações (*imp*), Consultas ao Sistema Telecheque (*tele*), Consultas ao Serviço de Proteção ao Crédito (*spc*), Expedição de Papel Ondulado (*papel*) e Taxa de Juros Real (*juros*).

As variáveis na forma $(\ln(\text{média móvel 6 meses } t)/\text{média móvel 6 meses } t-1))$ foram padronizadas, constituindo a matriz **A**. Como explicado em IV.3, encontra-se a matriz de correlação através da multiplicação de **A** matriz pela sua transposta, obtendo-se AA^T .

Calculam-se os autovalores da matriz de correlação, que são normalizados de forma que sua soma seja 100% e determina-se a porcentagem da variância que se deseja captar, de forma que apenas os autovetores correspondentes aos autovalores escolhidos são considerados. Neste caso, a variância a ser explicada foi escolhida em 91%, de forma que apenas os primeiros cinco autovetores foram encontrados.

Cada autovetor corresponde a um componente principal, que têm uma interpretação segundo o sinal e a magnitude dos coeficientes. Os resultados encontrados estão dispostos a seguir na Tabela 2.

TABELA 2

RESULTADOS DA ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS					
	COMPONENTE				
	1	2	3	4	5
INA	-0.43	-0.10	0.09	0.05	0.11
VENDFI	-0.41	-0.14	-0.10	-0.27	0.13
NUCFI	-0.41	0.01	-0.13	0.30	-0.05
DIAS	0.01	-0.61	0.10	0.49	-0.01
IMP	-0.36	-0.22	-0.23	-0.21	-0.14
TELE	0.30	-0.27	0.27	-0.25	0.41
FALENC	0.13	-0.49	0.17	-0.15	-0.82
SPC	-0.27	-0.22	0.43	-0.63	0.04
PAPEL	-0.40	-0.05	0.14	0.25	-0.16
JUROS	0.11	-0.44	-0.77	-0.06	0.30
AUTOVALOR	0.51	1.42	1.04	0.92	0.63

Prod *Devol* *Deu*
CGP 510? *Prod*

A interpretação dos dados significaria identificar cada componente principal como um fator responsável pela variância da atividade industrial. Por exemplo, o primeiro componente principal pode ser identificado como o componente “produção” dada a semelhança dos coeficientes das variáveis *ina*, *vendfi*, *nucfi* e *papel*. O segundo componente poderia corresponder à demanda, dada a semelhança entre os coeficientes de *spc*, *tele* e *imp*.

Entretanto, tais interpretações não são fundamentais para o que pretende ser feito aqui, que é compor um indicador antecedente para o Índice de Produção Física, e não explicar sua variação. Além disso, as interpretações tornam-se difíceis na medida em que as variáveis utilizadas, dado o critério de escolha, resultaram não serem qualitativamente muito distintas, de forma que todas representam, de alguma forma, “demanda”, “produção” ou “nível de atividade”, conceitos estes difíceis de distinguir.

Dessa forma, obtendo-se os cinco componentes principais escolhidos, foram compostos cinco índices utilizando os coeficientes dos autovetores como pesos para as variáveis correspondentes. Por exemplo, o primeiro índice é uma média ponderada das 10 variáveis escolhidas (em $\ln(\text{média móvel } 6 \text{ meses } t) / (\text{média móvel } 6 \text{ meses } t-1)$), onde os pesos são os coeficientes do autovetor. O mesmo é feito para os outros quatro autovetores, de forma que no final há cinco índices.

Estes cinco índices, derivados dos cinco primeiros componentes principais, podem ser utilizados para prever o Índice de Produção Física através de uma regressão via mínimos quadrados ordinários. Dado que as 10 variáveis foram escolhidas de forma a terem uma observação a mais que a variável-alvo (Produção Física), torna-se possível prever uma observação da última.

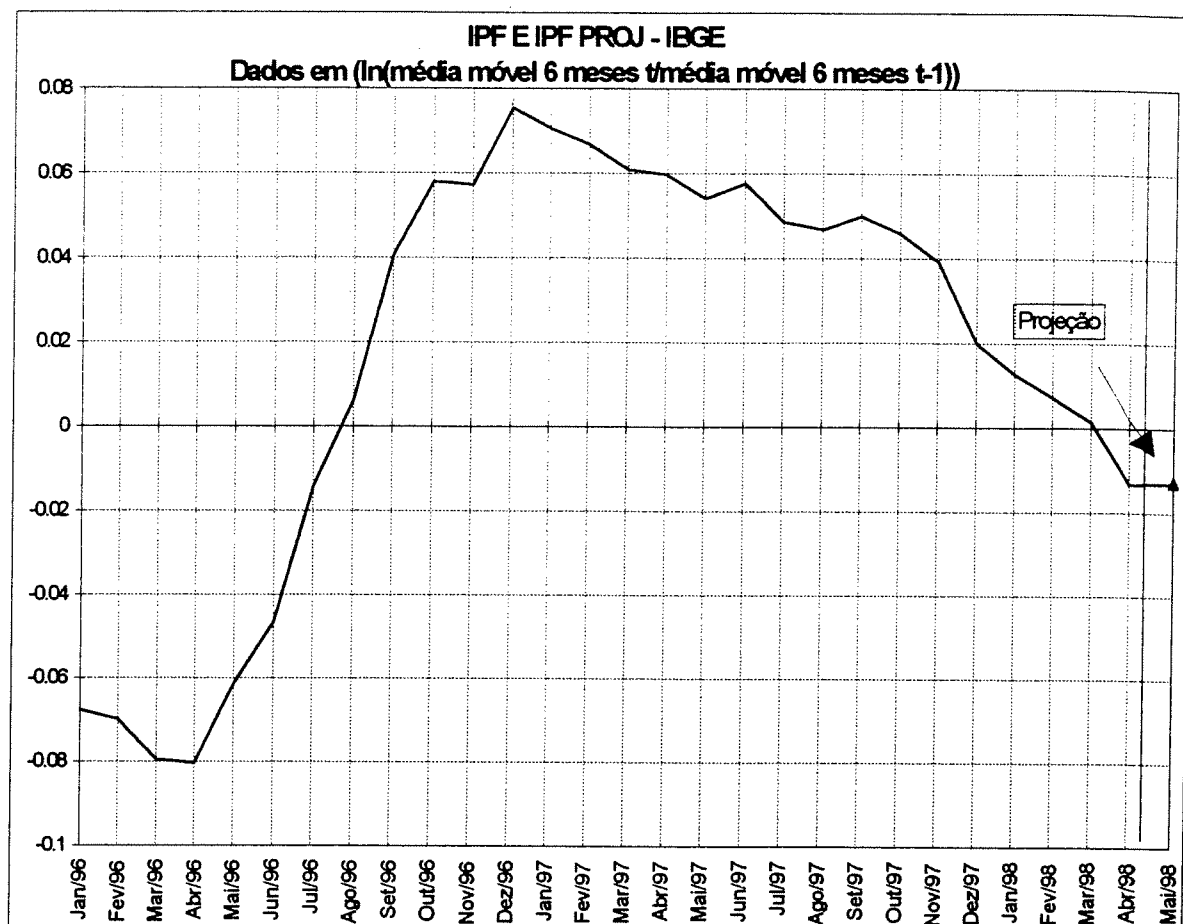
Foi, portanto, construído um modelo onde os cinco índices compostos são as variáveis explicativas do Índice de Produção Física. Como o índice composto pelo segundo componente principal não foi considerado estatisticamente diferente de zero ao nível de significância de 5%, este foi retirado do modelo, que contém, portanto, apenas os índices relativos aos outros 4 componentes principais. Foi também incluído um fator de autocorrelação de primeiro grau, de forma a retirar a heterocedasticidade do modelo. Todos os coeficientes são significantes ao nível de 5% e o coeficiente de determinação encontrado é de 0.98. A probabilidade de todos os coeficientes serem conjuntamente iguais a zero é 0.

A projeção, como foi dito, somente pôde ser feita com um mês de antecedência, e é mostrada no Gráfico 4 que segue. As taxas de crescimento mais importantes são encontradas na Tabela 3.

TABELA 3

ÍNDICE DE PRODUÇÃO FÍSICA - PROJEÇÃO				
	Nível	$\ln(\text{mm6mt})/(\text{mm6mt}-1)$	t/t-1	t/t-12
Jan/98	104.96	1.26%	-8.31%	-3.50%
Fev/98	102.07	0.72%	-2.75%	-0.90%
Mar/98	119.02	0.15%	16.61%	3.73%
Abr/98	114.47	-1.31%	-3.82%	-2.73%
Mai/98*	119.58	-1.29%	4.46%	-1.23%
* Projeção				

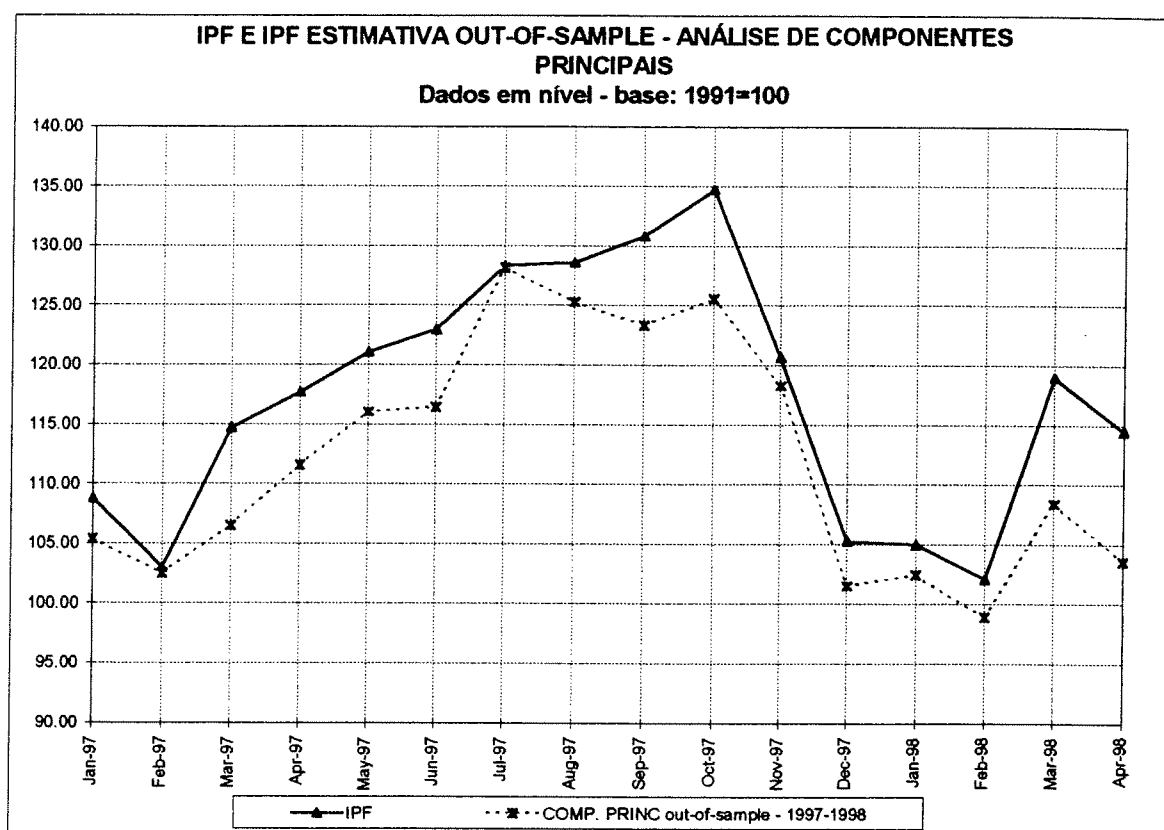
GRÁFICO 4



Analisando a performance do modelo em termos de estabilidade e do número de erros de omissão e por falso sinal, observou-se a estabilidade dos coeficientes para os períodos entre 1991-1998, 1991-1994 e 1994-1996. Entretanto, para o período 1995-1998, o segundo e quarto componentes principais revelaram-se estatisticamente iguais a zero ao nível de confiança de 95%. Estimou-se então outro modelo, excluindo essa duas variáveis, de forma que somente o primeiro e o terceiro componentes principais permaneceram na regressão. Verificou-se estabilidade dos coeficientes para todos os períodos testados, e um coeficiente de determinação igual a 0.98.

Analisando ainda o primeiro modelo (com os quatro componentes principais), como mostra o Gráfico 5, observa-se que este cometeu apenas dois erros por falso sinal e nenhum erro de omissão. Isto é, o indicador foi capaz de prever todas as reversões no período, mas sinalizou duas que não ocorreram. Com relação à previsão do nível do Índice de Produção Física, o indicador subestimou o valor real em média 4,5.

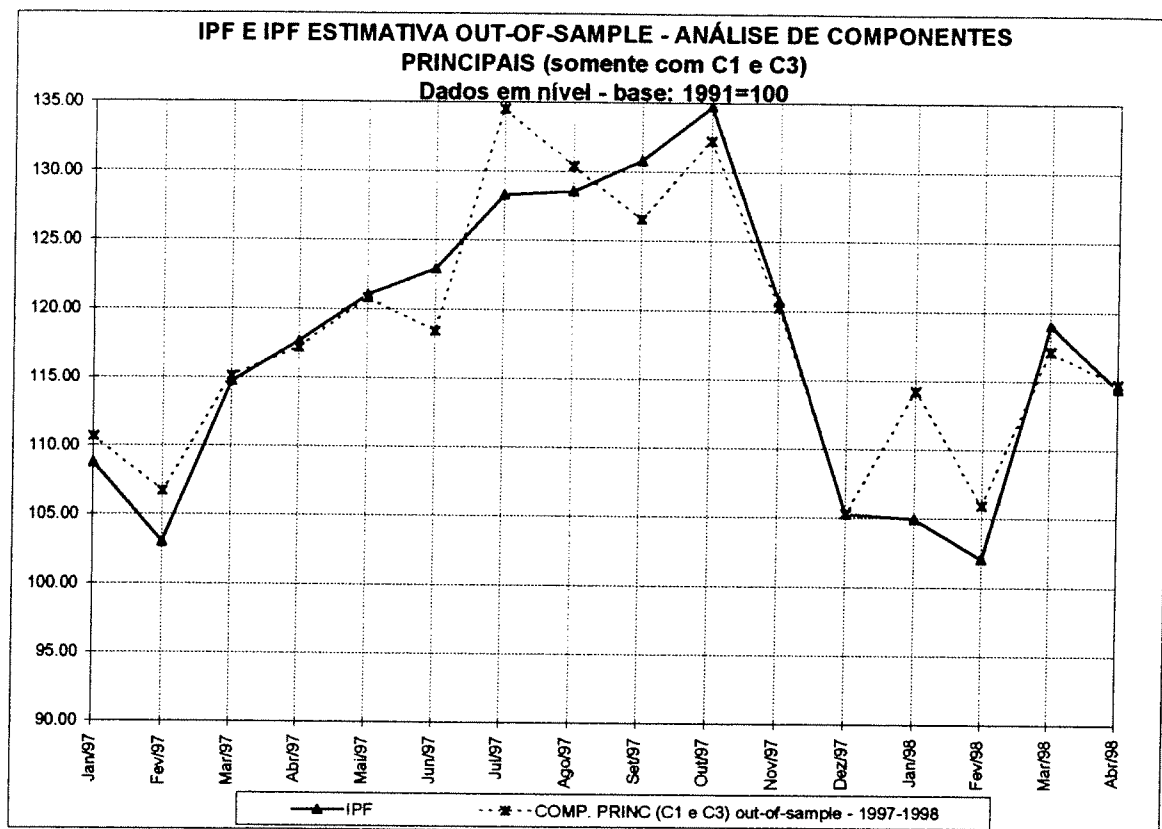
GRÁFICO 5



O modelo que utilizou como variáveis explicativas apenas o primeiro e o terceiro componentes principais, apesar dos coeficientes serem estáveis para todos os períodos, cometeram um número maior de falsos sinais na projeção *out-of-sample*, totalizando

quatro. O estimador não cometeu qualquer erro de omissão e superestimou o valor real em 0.7%. O resultado pode ser visto pelo Gráfico 6.

GRÁFICO 6



IV.4. Um indicador antecedente para Produção Industrial utilizando um modelo Autoregressivo

Utilizando a metodologia para modelos autoregressivos descrita em II.2.3., foi construído o seguinte modelo:

$$ipf_t = papel_t + ipf_{t-1} + u_{ipf_t};$$

$$papel_t = ipf_t + papel_{t-1} + u_{papel_t};$$

onde os erros apresentam média zero, variância constante e são não correlacionados.

O que na forma reduzida pode ser escrito como:

$$ipf_t = ipf_{t-1} + papel_{t-1} + e_{ipf_t};$$

$$papel_t = ipf_{t-1} + papel_{t-1} + e_{papel_t};$$

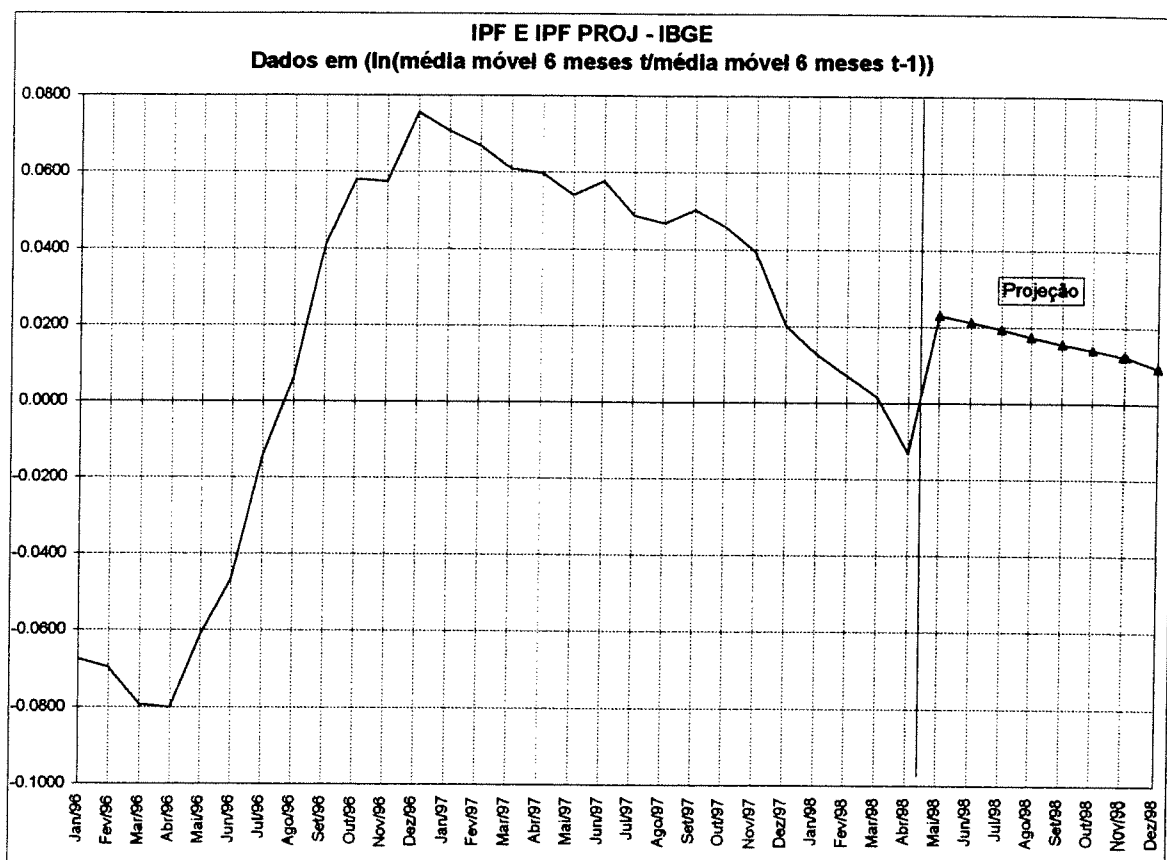
onde os erros apresentam média zero, variância constante e são não correlacionados.

Como a estrutura de *lags* é igual para as duas equações do modelo, a estimação por mínimos quadrados ordinários gera coeficientes eficientes assintoticamente, de forma que este método de estimação foi utilizado. O coeficiente de regressão encontrado foi acima de 0.90 para ambas as equações, com todos os coeficientes estatisticamente significantes ao nível de 5%. Os resultados podem ser vistos no anexo estatístico.

O objetivo do modelo era sua utilização como um indicador antecedente para a produção industrial, que neste caso dependeria da expedição de papel, o que por sua vez é influenciado pela produção industrial. Dessa forma, as tradicionais ferramentas dos modelos autoregressivos, como a análise impulo-resposta, foram aqui dispensados. A previsão apenas requereu a utilização de valores conhecidos das variáveis, e posteriormente dos valores previstos.

Foi possível obter previsões para o Índice de Produção Física para os meses de maio a dezembro de 1998. Os dados foram utilizados na forma $(\ln(\text{média móvel } t)/(\text{média móvel } t-1))$, de forma a evitar quaisquer problemas de não-estacionaridade das séries. A série original e a projeção para o resto do ano podem ser vista pelo Gráfico 7.

GRÁFICO 7



A partir desta projeção do Índice de Produção Física, projetou-se o Produto Interno Bruto Industrial Trimestral através de um modelo ARMA(x), isto é utilizando-se um componente autoregressivo um de média móvel e o Índice de produção Física como

variáveis independentes. O modelo é o mesmo que foi utilizado na estimação do PIB em IV.2:

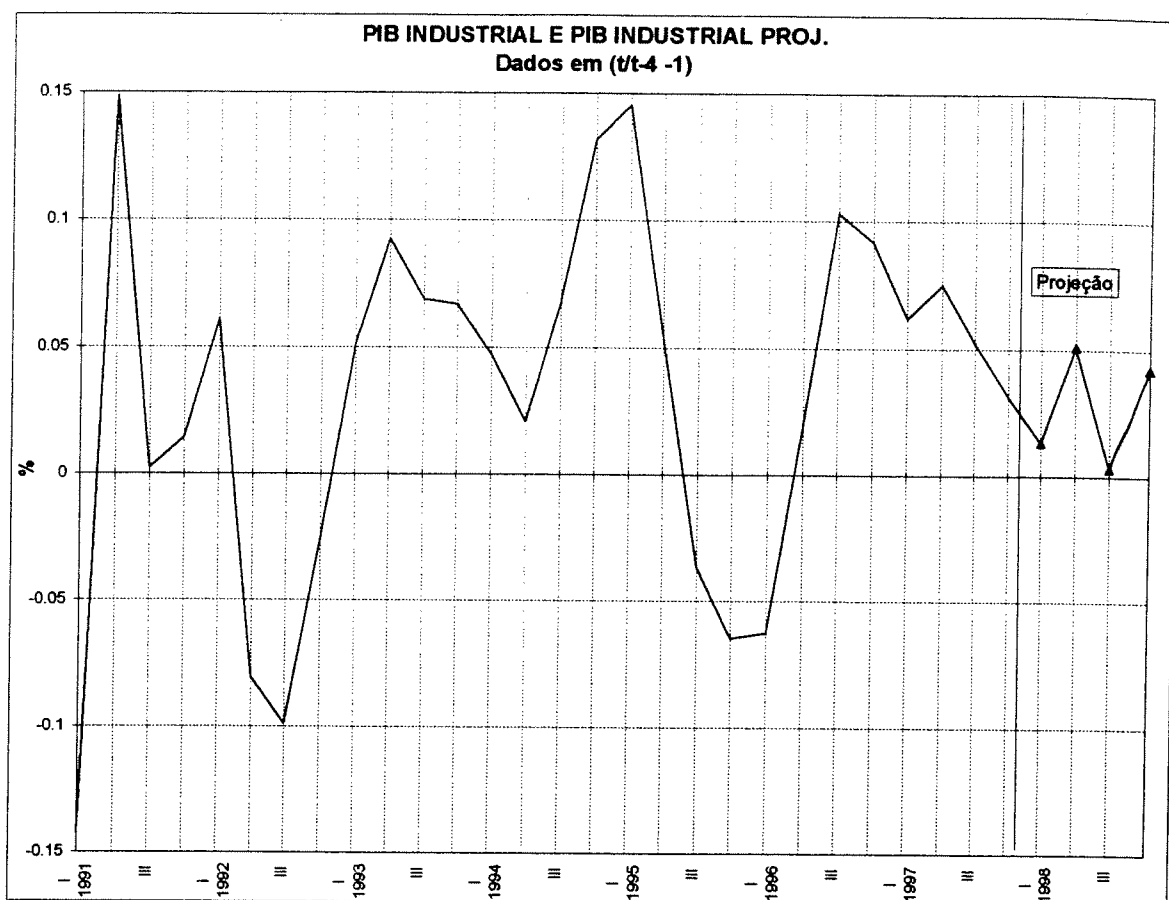
$$PIB_t = a_0 PIB_{t-1} + \sum a_i \varepsilon_{t-i}, \quad i = 0 \dots 6;$$

Segundo o modelo, o crescimento do Produto Interno Industrial Trimestral será de aproximadamente 2.7%, considerando a média de 1998 com relação à média de 1997. O resultado da estimação pode ser visto pelo Gráfico 8. A Tabela 4 apresenta os principais resultados em termos de taxa de crescimento, tanto do Índice de Produção Física quanto do PIB Industrial.

TABELA 4

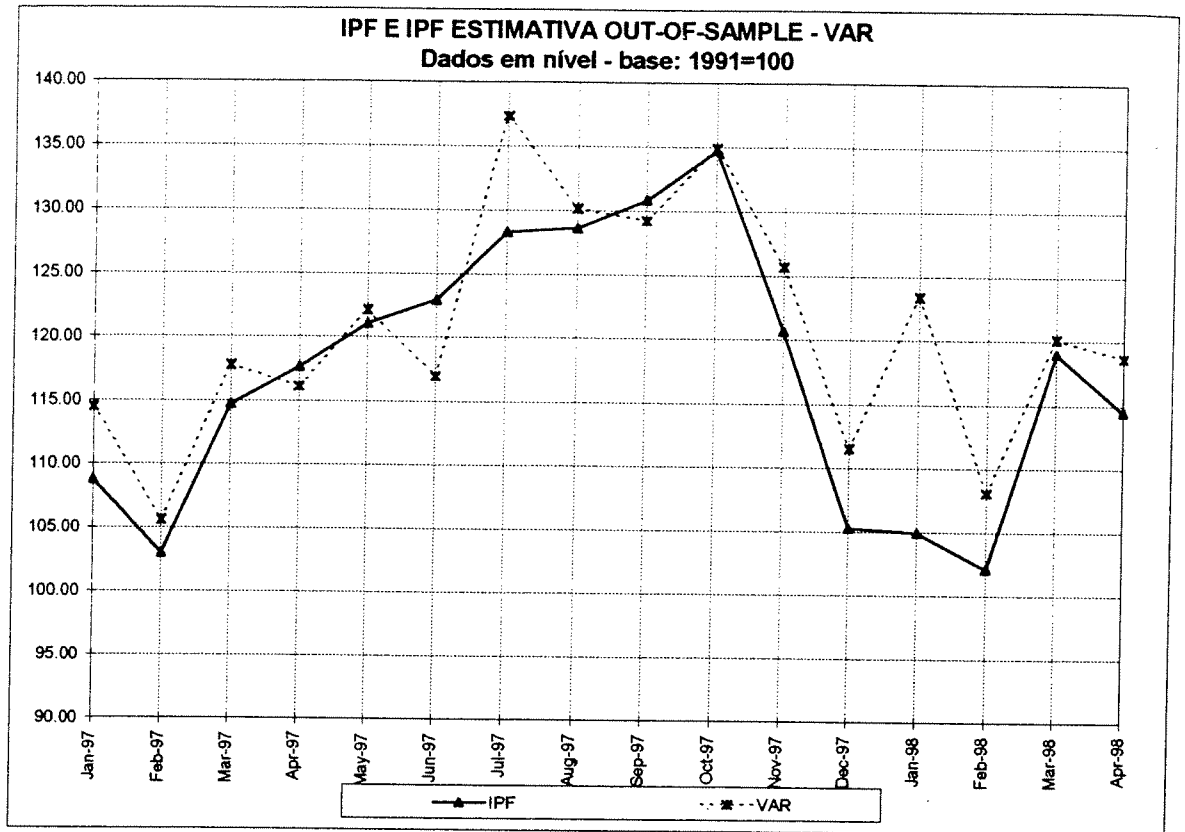
RESULTADOS DAS PROJEÇÕES ATRAVÉS DO MODELO AUTOREGRESSIVO							
		IPF			PIB Industrial		
		Nível	t/(t-1)	t/(t-4)	Nível	t/(t-1)	t/(t-4)
1996	I	103.74	-8.82%	-9.12%	106.33	-2.64%	-6.25%
	II	112.81	8.75%	0.07%	114.50	7.68%	1.93%
	III	124.81	10.63%	8.14%	123.69	8.03%	10.32%
	IV	119.73	-4.07%	7.55%	119.25	-3.59%	9.19%
1997	I	108.84	-9.10%	4.92%	112.91	-5.32%	6.19%
	II	120.57	10.78%	6.88%	123.10	9.02%	7.51%
	III	129.26	7.20%	3.57%	130.14	5.72%	5.21%
	IV	120.23	-6.98%	0.42%	122.96	-5.52%	3.11%
1998	I	108.68	-9.60%	-0.14%	114.45	-6.92%	1.36%
	II*	125.62	15.58%	4.19%	129.36	13.02%	5.08%
	III*	128.12	1.99%	-0.88%	130.53	0.91%	0.30%
	IV*	123.70	-3.45%	2.88%	128.15	-1.82%	4.22%
*Projeção							

GRÁFICO 8



A análise dos coeficientes do modelo para diversos períodos mostra que ao nível de significância de 5%, os coeficientes são considerados diferente de zero para todos os períodos analisados, exceto para o período 1993-1995. Neste período, a variável *papel*, defasada em um período, pode ser considerada estatisticamente igual a zero na regressão. Como pode ser visto no Gráfico 9, o modelo cometeu, nos 16 períodos, 5 erros por falso sinal e nenhum erro de omissão. Em média, o modelo superestimou o valor real em 3%.

GRÁFICO 9



V. CONCLUSÃO

Indicadores antecedentes são índices cujo objetivo é prever determinada variável, chamada de variável-alvo, com base no comportamento de variáveis que apresentam comportamento antecedente a ela. No caso da atividade econômica é importante identificar como as variáveis se comportam durante os ciclos de negócios, o que é feito principalmente através de correlogramas cruzados da variável-alvo com as potenciais variáveis explicativas.

Diferentes metodologias podem ser utilizadas, uma vez escolhidas a variável-alvo e as variáveis explicativas com comportamento antecedente a ela. Neste trabalho, foi proposta a construção de um indicador antecedente para o Produto Interno Bruto Industrial Trimestral, divulgado pelo IBGE. Ao longo deste, entretanto, optou-se por construir um indicador antecedente para o Índice de Produção Física, também divulgado pelo IBGE, e com este construir um indicador coincidente para o PIB Industrial.

Dentre as inúmeras metodologias existentes três foram propostas: a Regressão por Mínimos Quadrados Ordinários, a Análise de Componentes Principais e Modelos Autoregressivos. O tempo à frente das previsões depende da estrutura de *lags* adotada nos modelos e da disponibilidade de dados, de forma que as projeções de cada modelo

dependeram desses fatores. Os principais resultados dos três indicadores construídos, em termos de projeção, podem ser observados nas Tabelas 5 e 6 e no Gráfico 10 que seguem.

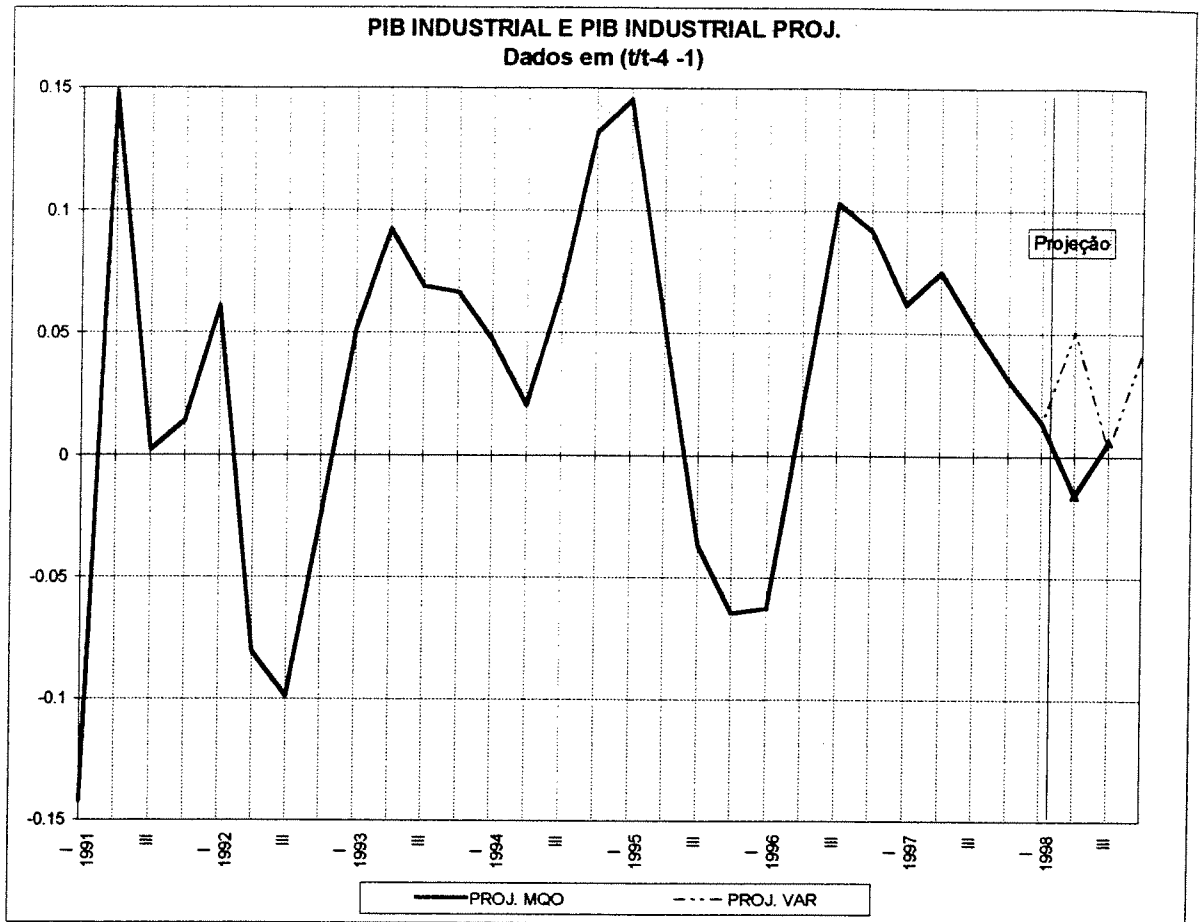
TABELA 5

		PRINCIPAIS RESULTADOS DAS PROJEÇÕES VIA MQO E VAR							
		ÍNDICE DE PRODUÇÃO FÍSICA				PIB INDUSTRIAL TRIMESTRAL			
		MQO		VAR		MQO		VAR	
		Nível	t/(t-4)	Nível	t/(t-4)	Nível	t/(t-4)	Nível	t/(t-4)
1996	I	103.74	-9.12%	103.74	-9.12%	106.33	-6.25%	106.33	-6.25%
	II	112.81	0.07%	112.81	0.07%	114.50	1.93%	114.50	1.93%
	III	124.81	8.14%	124.81	8.14%	123.69	10.32%	123.69	10.32%
	IV	119.73	7.55%	119.73	7.55%	119.25	9.19%	119.25	9.19%
1997	I	108.84	4.92%	108.84	4.92%	112.91	6.19%	112.91	6.19%
	II	120.57	6.88%	120.57	6.88%	123.10	7.51%	123.10	7.51%
	III	129.26	3.57%	129.26	3.57%	130.14	5.21%	130.14	5.21%
	IV	120.23	0.42%	120.23	0.42%	122.96	3.11%	122.96	3.11%
1998	I	108.68	-0.14%	108.68	-0.14%	114.45	1.36%	114.45	1.36%
	II*	118.47	-1.74%	125.62	4.19%	121.14	-1.59%	129.36	5.08%
	III*	130.09	0.65%	128.12	-0.88%	130.91	0.59%	130.53	0.30%
	IV*			123.70	2.88%			128.15	4.22%
Média 1998*								125.62	2.74%
*Projeções									

TABELA 6

IPF - PROJEÇÃO - ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS						
	ACP1			ACP2		
	Nível	t/t-1	t/t-12	Nível	t/t-1	t/t-12
Jan/98	104.96	-8.31%	-3.50%	104.96	-8.31%	-3.50%
Fev/98	102.07	-2.75%	-0.90%	102.07	-2.75%	-0.90%
Mar/98	119.02	16.61%	3.73%	119.02	16.61%	3.73%
Abr/98	114.47	-3.82%	-2.73%	114.47	-3.82%	-2.73%
Mai/98*	119.58	4.46%	-1.23%	122.15	6.71%	0.89%
* Projeção						

GRÁFICO 10



Considerando agora a performance dos modelos em termos de coeficientes de determinação, estabilidade dos coeficientes, número de erros de omissão e falsos sinais e diferença da previsão média na estimação out-of-sample, chegamos aos seguintes resultados (Tabela 7).

TABELA 7

	Estabilidade	Falsos sinais	Erros de omissão	R²	Diferença média com relação ao valor real (%)
MQO	SIM	3	3	0.98	-1.18
ACP1	SIM, EXCETO (1995-1998)	2	0	0.98	-4.43
ACP2	SIM	4	0	0.97	0.72
VAR	SIM, EXCETO (1993-1995)	5	0	0.92	2.94

VI. APÊNDICE ESTATÍSTICO

Descrição das séries utilizadas para a construção de indicador antecedente

Nota: Todos os dados são mensais

Nome da série	No E-views	Fonte	Período	Descrição	6 Dias úteis	15 Dias úteis	20 Dias úteis
Pedágio Comercial e Passado	pedcag	Densa	Jan/92-Abr/98	Em número índice SP - Base: média 1994=100	X	X	X
Ônibus Urbanos	onib	São Paulo Transp.	Jan/92-Abr/98	Índice de mov. de passageiros em SP - Base: média 1994=100	X	X	X
Metrô	metro	Metrô	Jan/92-Abr/98	Índice de mov. de passageiros em SP - Base: média 1994=100	X	X	X
Ônibus Intermunicipal	inter	Socitcam	Jan/92-Abr/98	Índice de mov. de passageiros em SP - Base: média 1994=100	X	X	X
Aeroporto de Congonhas	aereo	Infrero	Jan/92-Abr/98	Índice de mov. de passageiros em SP - Base: média 1994=100	X	X	X
Combust. Gasolina, Alcool e óleo diesel	combust	Petrobrás	Jan/92-Abr/98	Índice de consumo de combust. em SP - Base: média 1994=100	X	X	X
Energia Elétrica	energ	Eletrópaulo	Jan/92-Abr/98	Índice de cons. de ener. elétrica em SP - Base: média 1994=100	X	X	X
Consultas SCPC/Telecheque	scpc	ACESP	Jan/92-Abr/98	Número índice SP - Base: média 1994=100	X	X	X
IMEC	imec	IMEC	Jan/92-Abr/98	Índice de atividade constituído pelo IMEC: Base: média 1994=100	X	X	X
Indicador do Nível de Atividades	ina	Fleesp	Jan/90-Abr/98	Índice de atividade (São Paulo) - Base: Jun 94=100	X	X	X
Vendas Reais Fleesp	vendrf	Fleesp	Jan/90-Abr/98	Índice de vendas reais (São Paulo) - Base: Jun 94=100	X	X	X
Nível de utilização da Capacidade Instalada	ruclfi	Fleesp	Jan/90-Abr/98	Dados em termos percentuais (São Paulo)	X	X	X
Vendas Reais CNI	vendrcni	CNI	Jan/92-Mar/98	Índice de horas trabalhadas na produção (Brasil)	X	X	X
Horas Trabalhadas na Produção CNI	hiprcni	CNI	Jan/92-Mar/98	Dados em termos percentuais (Brasil)	X	X	X
Nível de utilização da Capacidade Instalada	ruclrcni	CNI	Jan/90-Mar/98	Índice de produção Industrial em termos reais (Brasil)	X	X	X
Índice de Produção Física	ipf	IBGE	Jan/90-Mar/98	Número de dias úteis no mês de referência	X	X	X
Dias Úteis	dias	MV e Bco Dados	Jan/90-Dez/98				
Empresilimos do Sistema Financeiro							
Total do Setor Público	pub	BACEN	Jan/90-Fev/98	Valores deflacionados pelo IGP-DI a preços de Nov/97			
Indústria	priv	BACEN	Jan/90-Fev/98	Valores deflacionados pelo IGP-DI a preços de Nov/97			
Total do Setor Privado	ind	BACEN	Jan/90-Fev/98	Valores deflacionados pelo IGP-DI a preços de Nov/97			
Total de Importações	impdef	MICT	Jan/90-Abr/98	Valores em US\$ deflacionados pelo PPI a preços de Nov/97	X	X	X
Total de Exportações	exdef	MICT	Jan/90-Abr/98	Valores em US\$ deflacionados pelo PPI a preços de Nov/97	X	X	X
Vendas Físicas	vendfesp	FCESP	Jan/90-Abr/98	Índice de vendas físicas em São Paulo	X	X	X
Faturamento Real do Comércio	fatreal	FCESP	Jan/90-Abr/98	Índice de faturamento no comércio em São Paulo	X	X	X
Telecheque	tele	ACESP	Jan/90-Abr/98	Dados São Paulo	X	X	X
Falências Requeridas	falenc	ACESP	Jan/90-Abr/98	Dados São Paulo	X	X	X
SPC	spc	ACESP	Jan/90-Abr/98	Dados São Paulo	X	X	X
M1	M1	BACEN	Jan/90-Mar/98	Deflator: IGP-DI a preços de Nov/97 - Saldos em final de período			
M2	M2	BACEN	Jan/90-Mar/98	Deflator: IGP-DI a preços de Nov/97 - Saldos em final de período			
M3	M3	BACEN	Jan/90-Mar/98	Deflator: IGP-DI a preços de Nov/97 - Saldos em final de período			
M4	M4	BACEN	Jan/90-Mar/98	Deflator: IGP-DI a preços de Nov/97 - Saldos em final de período			
Base	Base	BACEN	Jan/90-Mar/98	Deflator: IGP-DI a preços de Nov/97 - Saldos em final de período			
IBOVESPA	ibovespa	Ind. Financ.	Jan/90-Abr/98	Dados em toneladas de papelão	X	X	X
Expedição de Papel Ondulado	papel	ABPO	Jan/90-Abr/98				
Taxa de Juros Real	juros		Jan/90-Mar/98	Valores em US\$ deflacionados pelo PPI a preços de Nov/97	X	X	X
Importação Não-Petróleo	impnp	MICT	Jan/90-Mar/98	Índice - Jun/94=100	X	X	X
Consumo de Energia Industrial	energind	Eletrobrás	Jan/90-Mar/98	Índice - Jun/94=100	X	X	X
Personal Ocupado na Produção	pop	Fleesp	Jan/90-Abr/98	Referência: Semana	X	X	X
Número de Horas Pagas	nhp	Fleesp	Jan/90-Abr/98	Dados em Toneladas de cimento	X	X	X
Total de Horas Trabalhadas	htp	IBGE	Jan/90-Mar/98	Em unidades	X	X	X
Taxa de Desemprego	txdes	Assoc. Nac. Ctm	Jan/94-Fev/98	Em unidades	X	X	X
Produção de Cimento Portland	prodccim	Assoc. Nac. Ctm	Jan/94-Fev/98	Em unidades	X	X	X
Despacho de Cimento Portland	despcim	Assoc. Nac. Ctm	Jan/94-Fev/98	Em unidades	X	X	X
Produção de Autoveículos	producto	ANFAVEA	Jan/95-Abr/98	Em unidades	X	X	X
Venda de Autoveículos	vendauto	ANFAVEA	Jan/95-Abr/98	Em unidades	X	X	X
Dados Elétricos - linha branca	eletr	Eletr	Jan/94-Fev/98	Em unidades	X	X	X
Importação de matérias-primas	impmat	MICT	Jan/93-Mar/98	Valores em US\$ deflacionados pelo PPI a preços de Nov/97	X	X	X
Importação de combustíveis e lubrif.	impcombust	MICT	Jan/93-Mar/98	Valores em US\$ deflacionados pelo PPI a preços de Nov/97	X	X	X
Importação de bens de capital	impcap	MICT	Jan/93-Mar/98	Valores em US\$ deflacionados pelo PPI a preços de Nov/97	X	X	X
Importação de bens de consumo	impcons	MICT	Jan/93-Mar/98	Valores em US\$ deflacionados pelo PPI a preços de Nov/97	X	X	X
Import. de bens de consumo não dur.	impnao	MICT	Jan/93-Mar/98	Valores em US\$ deflacionados pelo PPI a preços de Nov/97	X	X	X
Import. de bens de consumo duráveis	impdur	MICT	Jan/93-Mar/98	Valores em US\$ deflacionados pelo PPI a preços de Nov/97	X	X	X
Importação de automóveis	impauto	MICT	Jan/93-Mar/98	Valores em US\$ deflacionados pelo PPI a preços de Nov/97	X	X	X
Importação - outros bens de consumo	impout	MICT	Jan/93-Mar/98	Valores em US\$ deflacionados pelo PPI a preços de Nov/97	X	X	X

M1	M2	M3	M4	Besse	Bovespa	papel	lucro	lucro	energia	pop	nlhp	itdp	brdes	prodlim	despcim	produto	venda	auto	eletr	impmat	impcmbust	impcap	impecons	impenao	impefor	impauto	imptot		
1.00																													
0.28	1.00																												
0.30	0.99	1.00																											
0.22	0.87	0.89	1.00																										
0.81	-0.24	-0.22	-0.29	1.00																									
-0.44	0.12	0.15	0.18	-0.77	1.00																								
0.01	-0.49	-0.50	-0.48	0.13	0.10	1.00																							
-0.32	-0.21	-0.23	-0.24	-0.10	-0.10	-0.28	1.00																						
0.25	-0.17	-0.18	-0.24	0.22	0.27	0.51	-0.45	1.00																					
0.32	-0.13	-0.15	-0.18	0.30	-0.48	0.57	-0.02	-0.02	1.00																				
-0.08	-0.62	-0.57	-0.56	0.35	0.09	0.20	0.32	0.07	0.15	1.00																			
-0.19	-0.80	-0.56	-0.53	0.26	0.01	0.28	0.25	-0.05	0.19	0.85	1.00																		
-0.16	-0.57	-0.53	-0.51	0.22	0.21	0.44	0.13	0.08	0.25	0.92	0.86	1.00																	
0.12	0.62	0.59	0.58	-0.20	-0.15	-0.56	-0.11	-0.06	-0.46	-0.62	-0.82	-0.87	1.00																
0.64	-0.56	-0.53	-0.52	0.73	-0.90	0.38	-0.09	0.02	0.53	0.32	0.22	0.19	-0.48	1.00															
0.82	-0.59	-0.56	-0.55	0.75	-0.91	0.43	-0.10	0.04	0.55	0.35	0.27	0.24	-0.51	0.99	1.00														
0.15	0.12	0.08	0.01	-0.14	0.32	0.53	-0.40	0.75	0.63	0.00	0.09	0.18	-0.36	-0.13	0.12	1.00													
0.05	0.08	0.03	-0.04	-0.25	0.33	0.49	-0.37	0.74	0.56	-0.02	0.06	0.14	-0.36	-0.24	-0.09	0.90	1.00												
-0.86	-0.70	-0.75	-0.76	-0.31	-0.40	0.47	0.34	-0.16	0.20	0.25	0.39	0.37	-0.53	-0.13	0.16	0.05	0.14	1.00											
-0.31	-0.72	-0.71	-0.67	0.40	0.06	0.41	-0.13	0.51	0.61	0.82	0.82	0.90	-0.91	0.34	0.45	0.17	0.15	0.57	1.00										
-0.29	-0.41	-0.44	-0.44	0.06	0.42	0.35	0.65	-0.07	-0.01	0.32	0.50	0.51	-0.71	0.43	0.53	0.45	0.47	0.71	0.70	1.00									
-0.30	-0.73	-0.69	-0.65	0.42	-0.36	0.33	0.81	-0.12	0.20	0.90	0.91	0.85	-0.84	0.26	0.39	0.02	0.04	0.37	0.87	1.00									
-0.51	-0.84	-0.82	-0.78	0.21	-0.21	0.55	0.61	-0.02	0.25	0.81	0.97	0.85	-0.86	0.07	0.21	0.17	0.17	0.56	0.94	0.38	1.00								
-0.54	-0.86	-0.84	-0.80	0.25	-0.40	0.40	0.56	-0.23	0.19	0.81	0.89	0.81	-0.85	0.38	0.50	-0.04	0.00	0.68	0.91	0.63	0.90	1.00							
-0.46	-0.76	-0.74	-0.72	0.17	-0.09	0.60	0.59	0.12	0.29	0.91	0.85	0.97	-0.87	-0.11	0.03	0.30	0.28	0.45	0.89	0.61	0.89	0.94	1.00						
-0.32	-0.67	-0.66	-0.65	0.24	-0.07	0.69	0.51	0.22	0.40	0.86	0.80	0.86	-0.81	-0.11	0.02	0.37	0.32	0.33	0.85	0.61	0.84	0.97	0.83	1.00					
-0.60	-0.78	-0.75	-0.72	0.02	-0.07	0.36	0.62	-0.04	0.06	0.85	0.88	0.83	-0.84	-0.15	-0.01	0.18	0.21	0.59	0.82	0.58	0.76	0.90	0.71	0.97	1.00				
-0.36	-0.75	-0.74	-0.70	0.36	-0.41	0.60	0.45	-0.09	0.45	0.85	0.84	0.92	-0.84	0.29	0.41	0.19	0.18	0.56	0.89	0.71	0.88	0.87	0.93	0.86	0.87	1.00			

PRINCIPAIS RESULTADO DOS CORRELOGRAM

Somente são anotadas as variáveis cuja correlação com com o sinal desejado

Nota: Dados mensais em (ln(média móvel 6 meses t)/mé

VARIÁVEL	LAG	CORRELAÇÃO
INA	0	0.9428
INA	-1	0.905
INA	-2	0.8095
NUCFI	0	0.9296
NUCFI	-1	0.8796
NUCFI	-2	0.7744
VENDFI	0	0.8372
VENDFI	-1	0.7842
VENDCNI	0	0.785
VENDCNI	-1	0.7138
VENDCNI	-2	0.5879
NUCCNI	0	0.9622
NUCCNI	-1	0.8913
NUCCNI	-2	0.7678
IND	-10	0.6612
IND	-11	0.6755
IND	-12	0.6483
PRIV	-9	0.6958
PRIV	-10	0.7446
PRIV	-11	0.7551
PRIV	-12	0.7314
PRIV	-13	0.6749
IMPDEF	0	0.7313
IMPDEF	-1	0.5909
EXDEF	-6	0.4763
EXDEF	-7	0.4757
FATREAL	-18	0.7188
FATREAL	-19	0.7371
FATREAL	-20	0.7088
TELE	-1	-0.6893
TELE	-2	-0.7043
TELE	-3	-0.6837
FALENC	-2	-0.6365
FALENC	-3	-0.656
FALENC	-4	-0.652
SPC	-12	-0.4786
SPC	-13	-0.4881
SPC	-14	-0.4711
M2	-11	0.587
M2	-12	0.6124
M2	-13	0.6032
M3	-11	0.6164
M3	-12	0.6454
M3	-13	0.6372
M4	-11	0.6023
M4	-12	0.6404
M4	-13	0.6408
IBOVESPA	-7	0.7607
IBOVESPA	-8	0.7645
IBOVESPA	-9	0.748
PAPEL	0	0.8503
PAPEL	-1	0.8599
PAPEL	-2	0.7905
IMPNP	-2	0.7089
IMPNP	-3	0.7561
IMPNP	-4	0.7569
IMPNP	-5	0.7225
PRODAUTO	0	0.5679
PRODAUTO	-1	0.5479
PRODAUTO	-2	0.5068
VENDAUTO	0	0.5415
VENDAUTO	-1	0.5356
VENDAUTO	-2	0.5071

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on IPF

ADF Test Statistic	-2.840140	1% Critical Value*	-2.5915	
		5% Critical Value	-1.9442	
		10% Critical Value	-1.6178	
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
LS // Dependent Variable is D(IPF)				
Date: 06/30/98 Time: 19:01				
Sample(adjusted): 1991:08 1998:04				
Included observations: 81 after adjusting endpoints				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic Prob.	
IPF(-1)	-0.061752	0.021743	-2.840140	0.0057
D(IPF(-1))	0.686793	0.079520	8.636748	0.0000
R-squared	0.494812	Mean dependent var	-0.000337	
Adjusted R-squared	0.488417	S.D. dependent var	0.016966	
S.E. of regression	0.012135	Akaike info criterion	-8.798934	
Sum squared resid	0.011633	Schwarz criterion	-8.739812	
Log likelihood	243.4228	F-statistic	77.37744	
Durbin-Watson stat	2.111820	Prob(F-statistic)	0.000000	

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on PIB

ADF Test Statistic	-3.590827	1% Critical Value*	-2.6486	
		5% Critical Value	-1.9535	
		10% Critical Value	-1.6221	
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
LS // Dependent Variable is D(PIB)				
Date: 06/30/98 Time: 19:02				
Sample(adjusted): 1991:2 1998:1				
Included observations: 28 after adjusting endpoints				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic Prob.	
PIB(-1)	-0.582698	0.162274	-3.590827	0.0013
R-squared	0.319988	Mean dependent var	0.005565	
Adjusted R-squared	0.319988	S.D. dependent var	0.082178	
S.E. of regression	0.067766	Akaike info criterion	-5.348329	
Sum squared resid	0.123990	Schwarz criterion	-5.300750	
Log likelihood	36.14632	Durbin-Watson stat	1.199426	

LS // Dependent Variable is IPF
 Date: 06/29/98 Time: 20:32
 Sample: 1995:01 1998:04
 Included observations: 40
 Convergence achieved after 10 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
M3(-11)	0.074127	0.003873	19.14165	0.0000
PRIV(-16)	-0.132247	0.016786	-7.878360	0.0000
TELE(-4)	-0.172593	0.030091	-5.735725	0.0000
FATREAL(-10)	-0.138299	0.029993	-4.611056	0.0001
AR(2)	0.942809	0.010629	88.70056	0.0000
MA(2)	-0.954885	0.055490	-17.20816	0.0000
R-squared	0.982274	Mean dependent var	0.029635	
Adjusted R-squared	0.979667	S.D. dependent var	0.060408	
S.E. of regression	0.008614	Akaike info criterion	-9.371298	
Sum squared resid	0.002523	Schwarz criterion	-9.117966	
Log likelihood	136.6684	F-statistic	376.8091	
Durbin-Watson stat	1.421617	Prob(F-statistic)	0.000000	
Inverted AR Roots	.97	-.97		
Inverted MA Roots	.98	-.98		

LS // Dependent Variable is PIB Date: 06/29/98 Time: 18:45 Sample(adjusted): 1991:2 1996:4 Included observations: 23 after adjusting endpoints Convergence achieved after 13 iterations				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
IPF	0.893394	0.046990	19.01232	0.0000
AR(1)	0.682187	0.172143	3.962902	0.0008
MA(6)	0.893701	0.034176	26.14996	0.0000
R-squared	0.984312	Mean dependent var		0.035604
Adjusted R-squared	0.982743	S.D. dependent var		0.071306
S.E. of regression	0.009367	Akaike info criterion		-9.220012
Sum squared resid	0.001755	Schwarz criterion		-9.071904
Log likelihood	76.39455	F-statistic		627.4389
Durbin-Watson stat	1.956103	Prob(F-statistic)		0.000000
Inverted AR Roots	.68			
Inverted MA Roots	.85+.49i	.85 -.49i	.00 -.98i	-.00+.98i
	-.85 -.49i	-.85+.49i		

LS // Dependent Variable is IPF
 Date: 06/30/98 Time: 19:10
 Sample: 1991:07 1998:04
 Included observations: 82
 Convergence achieved after 6 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C1	-0.274761	0.018332	-14.98798	0.0000
C3	-0.264369	0.061478	-4.300187	0.0000
C4	-0.177765	0.043902	-4.049084	0.0001
C5	0.294169	0.059644	4.932070	0.0000
AR(1)	0.941409	0.039877	23.60799	0.0000
R-squared	0.982657	Mean dependent var	0.025282	
Adjusted R-squared	0.981757	S.D. dependent var	0.057205	
S.E. of regression	0.007727	Akaike info criterion	-9.667128	
Sum squared resid	0.004597	Schwarz criterion	-9.520377	
Log likelihood	284.9993	F-statistic	1090.737	
Durbin-Watson stat	1.575609	Prob(F-statistic)	0.000000	
Inverted AR Roots	.94			

LS // Dependent Variable is IPF
 Date: 06/30/98 Time: 19:09
 Sample: 1991:07 1998:04
 Included observations: 82
 Convergence achieved after 6 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C1	-0.196141	0.013132	-14.93619	0.0000
C3	0.060442	0.005120	11.80622	0.0000
AR(1)	0.882256	0.055243	15.97040	0.0000
R-squared	0.975946	Mean dependent var		0.025282
Adjusted R-squared	0.975337	S.D. dependent var		0.057205
S.E. of regression	0.008984	Akaike info criterion		-9.388769
Sum squared resid	0.006376	Schwarz criterion		-9.300718
Log likelihood	271.5866	F-statistic		1602.637
Durbin-Watson stat	1.592526	Prob(F-statistic)		0.000000
Inverted AR Roots	.88			

Vector Autoregression Estimates

Date: 06/17/98 Time: 18:28		
Sample(adjusted): 1991:07 1998:04		
Included observations: 82 after adjusting endpoints		
Standard errors & t-statistics in parentheses		
	IPF	PAPEL
IPF(-1)	0.808272 (0.05806) (13.9210)	-0.253520 (0.12688) (-1.99813)
PAPEL(-1)	0.078707 (0.02579) (3.05232)	1.053846 (0.05635) (18.7021)
R-squared	0.920727	0.906226
Adj. R-squared	0.919736	0.905054
Sum sq. resids	0.021017	0.100364
S.E. equation	0.016208	0.035420
Log likelihood	222.6814	158.5794
Akaike AIC	-8.220351	-6.656888
Schwarz SC	-8.161651	-6.598187
Mean dependent	0.025286	0.078602
S.D. dependent	0.057211	0.114949
Determinant Residual Covariance	8.81E-08	
Log Likelihood	433.3523	
Akaike Information Criteria	-16.14776	
Schwarz Criteria	-16.03036	

VII. BIBLIOGRAFIA

Abel, A e Bernanke, B. *Macroeconomics*. 1995.

Boldrini, e Figueiredo. *Algebra Linear*. 1980.

Contador, C. "A Previsão dos Ciclos Econômicos com Indicadores Antecedentes".

Relatório COPPEAD nº 60, COPPEAD, UFRJ, 1981.

Diebold, F. "The Past, Present, and Future of Macroeconomic Forecasting". Working

Paper nº 97-20, Federal Reserve Bank of Philadelphia, 1997.

Enders, W. *Applied Econometric Time Series*. Iowa State University, 1995.

Estrella, A. e Mishkin, F. "Predicting U.S. Recessions: Financial Variables as Leading

Indicators". Working Paper 5379, NBER, 1995.

Granger C. e Newbold, P. *Forecasting Economic Time Series*. Academic Press, 1997.

Gujarati, D. *Basic Econometrics*. Third edition, 1995.

Hamilton, J. *Time Series Analysis*. Princeton University Press, 1994.

Lahiri, K e Moore, G. *Leading Economic Indicators*. Cambridge University Press, 1991.

Markwald, R, Moreira, A. e Valls Pereira, P. L. "Previsão do Nível e Ciclo da Produção

Industrial". Texto para Discussão Interna nº 161, IPEA, 1988.

Morrison, D.F. *Multivariate Statistical methods*. McGraw-Hill Book Company, 1967.

Nilsson, R. "OECD Leading Indicators".

Saint-Paul, G. "Business Cycles and Long-Run Growth". Discussion Paper Series n° 1642, CEPR, 1997.

Stock, J. e Watson, W. "New Indexes of Coincident and Leading Economic Indicators". Reprint n° 1380, NBER, 1989.

Veiga, Álvaro. "Análise de Dados Multivariados - Fundamentos Teóricos". PUC-Rio, Departamento de Engenharia Elétrica, 1996.