

NÃO LINEARIDADE NOS CICLOS DE NEGÓCIOS: MODELO AUTO-REGRESSIVO “SMOOTH TRANSITION” PARA O ÍNDICE GERAL DE PRODUÇÃO INDUSTRIAL BRASILEIRO E BENS DE CAPITAL

DENISARD CNÉIO DE OLIVEIRA ALVES
JOÃO PAULO MARTIN FALEIROS

IPE – INSTITUTO DE PESQUISAS ECONÔMICAS
DEPARTAMENTO DE ECONOMIA DA UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO

MARÇO DE 2006

SUMÁRIO

Os ciclos de negócios são uma das principais linhas de pesquisa da macroeconomia largamente debatida ao longo de todo século XX. Devido a questões deixadas em aberto nas teorias convencionais, nos últimos 20 anos, alguns economistas têm proposto analisar os ciclos de negócios sob o enfoque dos modelos não lineares. Essa perspectiva pressupõe um comportamento assimétrico das flutuações, em geral, ligadas à existência de uma dinâmica endógena de transição entre regimes, distintos entre si.

Este trabalho se propõe justamente a levar em consideração essa não linearidade por meio da estimação do modelo STAR (Smooth Transition Autoregressive) para o índice geral de produção industrial e de bens de capital. Além do mais, é realizado o teste de detecção de *outlier* com a finalidade de se distinguir o que são características não lineares da série e *Additive Outliers* (AO). E tal distinção possibilita o modelo STAR incorporar somente as assimetrias endógenas da dinâmica da produção industrial.

Os resultados são interpretados por meio do cálculo das raízes características, obtidas pelos valores dos coeficientes da estimativa de cada uma das fases do modelo, assim como, pela simulação da parte determinística do modelo, para assim verificar se o sistema possui um ponto limite, ciclo limite ou uma trajetória caótica.

Palavras Chaves: Ciclos de negócios, produção industrial, outliers, série de tempo não-linear, modelos STAR
Classificação JEL: E32, C22, C52

1 INTRODUÇÃO

O ciclo de negócios é umas das linhas teóricas da macroeconomia largamente debatida ao longo do século XX. A tentativa de se entender as causas da forte queda do produto e o alto desemprego, tal como, evitar-se a ocorrência de novas crises dão forte impulso aos estudos da origem e causas das flutuações.

Em síntese, os principais fatos que delinearão o estudo dos ciclos de negócios estão relacionados aos fatos de que as flutuações não exibem um padrão de comportamento regular, são distribuídas de forma desigual por meio dos componentes do produto e são assimétricas em seus movimentos (ver Romer 1996, p. 146 a 150).

No entanto, Herman, Dijk e Frances (2005) ressaltam que apesar da abundância teórica e empírica nessa área, ainda existem muitas questões em aberto, tais como: definição e mensuração do ciclo, a existência de choques e o modo como se propagam, ciclos comuns, convergência e não linearidade. Nesse sentido, nos últimos 20 anos, em uma perspectiva muito mais empírica e aplicada, estão sendo desenvolvidos estudos que tentam verificar uma dinâmica não linear dos ciclos de negócios, evidenciando a existência de um comportamento assimétrico das flutuações do produto.

Um movimento assimétrico pode ser descrito, em linhas gerais, pela presença de comportamentos dinâmicos endógenos, bem distintos entre si e fortemente ligados aos períodos de contração e expansão. Insere-se também a essa idéia a concepção de mudança de regime ou fases. Ainda em Keynes, já é possível verificar a possibilidade de não linearidade nos ciclos de negócios:

Contudo, para que a nossa explicação seja adequada, devemos incluir outra característica do chamado ciclo econômico, ou seja, o fenômeno da crise – o fato de que a substituição de uma fase ascendente por outra descendente geralmente ocorre de modo repentino e violento, ao passo que, como regra, a transição de uma fase descendente para uma fase ascendente não é tão repentina (KEYNES, 1988, p. 212).

Neftci (1984) discute a questão da assimetria nos ciclos de negócios ressaltando as diferenças presentes ao longo das fases e faz uma aplicação para série de desemprego utilizando processo de Markov. Para Neftci é importante detectar assimetrias pelas seguintes razões: se isso for sistemático existe a necessidade de se criar um modelo que a trate endogenamente, levando em conta as bruscas quedas durante a contração e o gradual movimento de recuperação; além do que a assimetria é fundamental para os estudos empíricos de expectativas racionais, pois os problemas de predições tornam-se não lineares.

Para Kontolemis (1997) a economia pode se encontrar por um período de tempo em algumas das fases, originando um estado de assimetria nos ciclos de negócios. Ressalta também quais as possíveis explicações que dão origem a tal sistema. Um delas, a teoria da organização industrial, entende que o custo de uma empresa sair do mercado é menor do que sua entrada, desse modo, uma queda de produção é muito mais rápida do que um aumento. Esse último fato pode ser também explicado levando-se em conta que é mais fácil reduzir a produção abaixo da capacidade total, do que expandi-la, o que resultaria em novos investimentos em bens de capital ao se atingir o limite máximo da capacidade. Ainda em Kontolemis, os investimentos em estoques representam também outra possível explicação. Existem, sob esse prisma, dois tipos de fases distintas: uma de expansão, com forte investimento em estoques, e outra de contração, com investimentos decrescentes em estoques. O investimento autônomo também pode gerar assimetrias quando ele é reduzido a um nível menor que o normal, gerando uma fase de contração no produto.

Dijk, Strikholm e Terasvirta (2003) afirmam que o padrão de sazonalidade do produto ou nível de emprego é assimétrico e pode advir não somente das flutuações dos ciclos de negócios, mas de mudanças tecnológicas, institucionais e de hábitos.

Em Hamilton (2005) o RBC é fortemente criticado. A base para isto, esta em não se associar as variáveis reais a variáveis monetárias, assim como, a necessidade de interpretações assimétricas, por meio de modelos não lineares, que causam a queda e ascensão do nível de emprego. E para o autor, os elementos desse padrão estão relacionados ao comportamento cíclico das taxas de juros.

Finalmente, Kiani (2005) destaca que os efeitos dos choques de políticas monetárias expansionistas ou contracionistas não são simétricos, invalidando os modelos lineares que possibilitam a trajetória de persistência desses choques.

Os modelos não lineares estão sendo cada vez mais utilizados nos trabalhos envolvendo séries de tempo. Tais avanços inserem-se na contrapartida à suposição de comportamento linear das séries. E isso, em larga medida, está relacionado ao fato de que os modelos não lineares possibilitam captar as assimetrias existentes nos ciclos. Tsay e Tiao (1994) ressaltam os avanços da análise de série de tempo, especialmente nos modelos não-lineares e de mensuração de distúrbios por meio da detecção de outliers. E a aceleração do uso dessa abordagem se deve em grande parte ao desenvolvimento da facilidade computacional e novas metodologias. O método de maior recorrência para abordar um estudo estatístico de séries econômicas é o Box-Jenkins, por meio do modelo ARMA. Dentro dessa técnica de estimação, está o pressuposto de que as séries apresentam uma dinâmica temporal intrinsecamente linear. No entanto, a série pode se comportar assimetricamente e, neste caso, são necessários tipos de especificações não lineares na composição da estimação.

Para Pesaran e Potter (1992) os modelos empíricos de séries de tempo são dominados pelo método que tem como suposição fundamental linearidade no sistema econômico, chamado de paradigma Frisch-Slutsky. Ressaltam que tal suposição é amplamente adotada em virtude de sua simplicidade, principalmente nos aspectos computacionais. No entanto, essa suposição pode trazer deficiências em áreas em que o comportamento econômico tem o predomínio de custos assimétricos de ajustamento, irreversibilidades, custo de transação ou institucional e rigidez física. Ressaltam ainda que, os possíveis efeitos da agregação temporal precisam ser tratados com modelos dinâmicos não lineares.

Day (1992) faz interessante consideração sobre aspectos da não linearidade. Em um breve comentário sobre flutuações macroeconômicas, ressalta que os períodos de contração e expansão não são cíclicos por natureza, pelo contrário, exibem um padrão de alternância indefinido. Existe nas variáveis econômicas uma tendência ascendente ao longo do tempo, mas são interpeladas com períodos de rápido ou baixo crescimento, e esse padrão de comportamento é completamente irregular. O autor observa ainda que, o desenvolvimento econômico não envolve apenas mudanças no nível de suas variáveis, mas na estrutura econômica geral, tais como: avanços tecnológicos, modificação nas organizações e introdução de novas regras de comportamento. Essas mudanças estruturais ocorrem ao longo do tempo dominando as práticas já existentes.

É vasta a literatura de aplicação de modelos de séries de tempo não lineares nas variáveis macroeconômicas, especialmente aquelas relacionadas ao produto e nível de emprego. Para tanto, Galvão (2002) faz uma avaliação do ciclo de negócios norte-americano utilizando os principais métodos de modelagem não linear. Segundo a autora, diversos tipos de especificações paramétricas são aplicados para modelagem do produto dos Estados Unidos e podem ser divididos em cinco classes distintas: *Threshold Autoregressive*, *Markov-switching*, *state-space models with Markov-switching*, *threshold moving average models* e *endogenous switching*.

Dentre esses os que mais se destacam é o *threshold autoregressive*, em que os regimes são dados por uma função de transição que depende de uma variável observada; e o *markov-switching*, dependente de uma variável não observável que segue um processo de Markov.

Comparadas à vasta literatura internacional, as aplicações de modelos não lineares para o caso brasileiro ainda são pequenas, podemos citar, Arango e Melo (2001), Chauvet (2002) e Galvão (2003).

Na perspectiva de colaboração e de introdução de tais aspectos, os ciclos de negócios precisam ser entendidos em termos de modelos não lineares, alicerçado em uma estrutura de mudança de fases. E este trabalho faz uma aplicação dos modelos STAR (*smooth threshold autoregressive*) para o índice de produção industrial brasileiro.

1.1 Modelos STAR

Utilizar os modelos STAR (*smooth threshold autoregressive*) possui grande aplicabilidade no estudo da dinâmica dos ciclos de negócios. Além de captarem as bruscas quedas e recuperações acentuadas do produto, possibilitam melhores estimativas e maior adequação às séries, em contrapartida aos modelos lineares.

Diebold e Rudebusch (1995) alegam que a base da literatura tradicional dos ciclos de negócios esta a idéia de que uma boa caracterização da dinâmica dos ciclos requer alguma noção da existência de mudança de regime entre estados bons e ruins. E nesse contexto é que se inserem os modelos de “*threshold*”.

Uma característica particular ao modelo STAR é que a mudança entre os dois regimes é suave, por isso a necessidade da inserção no modelo autorregressivo, de formas funcionais que possibilitem esse modo de transição. Dentro dessa perspectiva, o modelo pode ser visto como uma generalização do modelo TAR (*Threshold Autoregressive*) discutido por Tsay (1989), que até então era a abordagem mais popular, conjuntamente com o EAR (*Exponential Autoregressive Model*), em Haggan and Ozaki (1981).

O modelo STAR, contendo apenas um regime de transição, de acordo com Anderson e Terasvirta (1992) e Teräsvirta (1994), é expresso como:

$$y_t = \pi_{10} + \pi_1' w_t + (\pi_{20} + \pi_2' w_t) F(y_{t-d}) + \mu_t$$

onde, $\pi_j = (\pi_{j1}, \dots, \pi_{jp})'$, $j = 1, 2$, $w_t = (y_{t-1}, \dots, y_{t-p})'$ e $\mu_t \sim \text{nid}(0, \sigma_u^2)$. A função de transição pode assumir dois tipos de especificações: logística ou exponencial.

a) *Logística*: $F(y_{t-d}) = (1 + \exp\{-\gamma_L(y_{t-d} - c_L)\})^{-1}$ em que $\gamma_L > 0$

b) *Exponencial*: $F(y_{t-d}) = 1 - \exp\{-\gamma_E(y_{t-d} - c_E)^2\}$ em que $\gamma_E > 0$

Se o modelo STAR possuir $F(y_{t-d})$ dada pela função logística será denominado LSTAR(p), por sua vez, se possuir $F(y_{t-d})$ dada pela função exponencial caracteriza-se por um ESTAR(p). O parâmetro d é desconhecido e dado pela série em estudo.

A função $F(y_{t-d})$ é contínua e esta limitada entre os valores 0 e 1 ($0 \leq F(y_{t-d}) \leq 1$). Dependendo dos valores assumidos por γ (*smoothness parameter*) o modelo pode assumir a forma dos casos especiais TAR(p) ou linear. Se no LSTAR(p), $\gamma \rightarrow \infty$, sendo $y_{t-d} - c_L \leq 0$, então $F(y_{t-d}) = 0$; se $y_{t-d} - c_L > 0$, logo $F(y_{t-d}) = 1$, assemelhando-se a um TAR(p). No caso de $\gamma \rightarrow 0$, torna-se um modelo AR(p). No ESTAR(p), para ambos os casos se $\gamma \rightarrow \infty$ ou $\gamma \rightarrow 0$ o modelo torna-se um AR(p), caso contrário apresenta comportamento não linear padrão.

Dijk, Frances e Terasvirta (2000), afirmam que existem duas interpretações possíveis para o modelo STAR. Uma delas é que ele pode ser visto como um modelo de mudança de fases que permite dois regimes, associados aos valores extremos da função de transição, $F(y_{t-d}) = 0$ ou $F(y_{t-d}) = 1$. Por outro lado, o STAR pode ser visto como um modelo que permite vários regimes contínuos, cada um associado a valores de $F(y_{t-d})$ entre 0 e 1.

A diferença entre os dois modelos se deve basicamente a dinâmica imposta pela função de transição e principalmente ao comportamento das fases de contração e expansão da economia. No caso do modelo LSTAR, essas fases possuem dinâmicas diferenciadas, e a transição entre elas não é necessariamente suave. Por sua vez, o modelo ESTAR possui fases de dinâmicas similares, o que implica que o retorno de um regime de crescimento maior para um regime de crescimento “natural” tem o mesmo perfil do que quando ocorre aceleração de um regime de baixo crescimento (podendo ser negativo) para um regime de crescimento natural.

Vale ressaltar que a escolha entre LSTAR e ESTAR não tem como base aspectos da teoria econômica, sendo simplesmente originária da série, seguindo critérios puramente estatísticos. É importante ainda salientar que a essência do modelo não se constitui apenas em se descobrir a forma funcional de transição entre regimes, mas caracterizar adequadamente os movimentos dos ciclos de negócios, com base numa perspectiva de mudança suave de fases.

1.2 Teste de Linearidade e Especificação dos Modelos STAR

Antes da estimação do modelo STAR é necessário observar se a série econômica apresenta não-linearidade, ou seja, deve-se rejeitar a hipótese nula de que o modelo linear é uma representação adequada para os dados. Caso haja a rejeição, deve-se proceder de modo a estimar o modelo não-linear.

O teste proposto, para se detectar a presença de não linearidade, é apresentado e discutido em Anderson e Terasvirta (1992), Teräsvirta (1994) e Eitrheim e Terasvirta (1996). É possível ainda na própria estrutura do teste identificar qual a especificação da função de transição $F(y_{t-d})$ e também o valor do parâmetro d . As etapas de execução do teste, também descrito em Skalin e Teräsvirta (1999), transcorre conforme os procedimentos descritos a seguir:

- (1) Especificar o melhor modelo autorregressivo AR(p) para a série. Utilizar os critérios de seleção apropriados AIC (Akaike 1974) e SBC (Schwarz 1978) para selecionar o número necessário de lags. A aplicação de um teste nos resíduos do modelo AR(p) é importante, tendo em vista que autocorrelação omitida pode também ser a causa da rejeição da hipótese de linearidade. Neste caso o teste de linearidade é viesado em

relação à rejeição se o modelo verdadeiro é linear, pois o teste também tem poder contra os resíduos serialmente correlacionados (Anderson e Terasvirta 1992).

- (2) Após optar pelo melhor modelo $AR(p)$, tendo em vista os critérios apropriados, obtém-se o resíduo $\hat{\mu}_t$. Nessas circunstâncias, estima-se a seguinte regressão auxiliar:

$$\hat{\mu}_t = \tilde{\beta}_0 + \tilde{\beta}_1 w_t + \sum_{j=1}^p \tilde{\beta}_{2j} y_{t-j} y_{t-d} + \sum_{j=1}^p \tilde{\beta}_{3j} y_{t-j} y_{t-d}^2 + \sum_{j=1}^p \tilde{\beta}_{4j} y_{t-j} y_{t-d}^3 + v_t \quad (2.1)$$

A regressão (2.1) é estimada para diversos valores do parâmetro d , tendo uma estrutura em y_{t-j} , baseada no $AR(p)$. Para cada uma das estimações, realiza-se o teste com hipótese nula de linearidade, dada por:

$$H_0 : \tilde{\beta}_{2j} = \tilde{\beta}_{3j} = \tilde{\beta}_{4j} = 0 \text{ para } j = 1, \dots, p \quad (2.2)$$

Caso se rejeite a hipótese nula, por meio do teste LM, podemos concluir, a um nível de significância p , que o modelo é não-linear e segue uma dinâmica dada pelo modelo STAR.

Percebe-se que o teste proposto é executado de acordo com número de valores que o parâmetro d assume. A partir daí é possível definir qual o valor que d irá assumir. Terasvirta 1994 propõe que o valor do parâmetro d seja igual àquele que minimiza o p-valor do teste de linearidade, ou seja, escolhe-se \hat{d} tal que $p_T(\hat{d}) = \min_{1 \leq d \leq D} p_T(d)$ ¹.

- (3) Rejeitada a hipótese de linearidade e determinado o valor do parâmetro d , realiza-se um novo teste que irá especificar se a função de transição é ESTAR ou LSTAR. A regressão em que serão testadas as hipóteses nulas é a mesma daquela verificada no passo anterior, sendo estimado a partir do parâmetro \hat{d} escolhido. Utilizando o teste F, a seqüência de hipóteses é dada por:

$$\begin{aligned} H_{04} : \tilde{\beta}_{4j} &= 0 \\ H_{03} : \tilde{\beta}_{3j} &= 0 \mid \tilde{\beta}_{4j} = 0 && \text{para } j = 1, \dots, p \\ H_{02} : \tilde{\beta}_{2j} &= 0 \mid \tilde{\beta}_{3j} = \tilde{\beta}_{4j} = 0 \end{aligned} \quad (2.3)$$

Testa-se inicialmente H_{04} , se houver rejeição dessa hipótese, o modelo escolhido é o LSTAR, caso contrário, o modelo a ser escolhido é o ESTAR. Rejeitando-se H_{04} e não se rejeitando H_{03} , encontramos mais evidências a favor do LSTAR.

Não se rejeitando H_{04} e rejeitando-se H_{03} , traz-se indicação ao uso do modelo ESTAR. E finalmente, não se rejeitando H_{04} e H_{03} e rejeitando-se H_{02} nos leva a escolher o LSTAR.

No caso das três hipóteses serem rejeitadas, opta-se pelo LSTAR quando H_{04} e H_{02} são rejeitadas com p-valor menor do que H_{03} ; na situação oposta, opta-se pelo ESTAR.

- (4) Deduzido qual o tipo de especificação da função de transição, estima-se o modelo por meio do método “*non-linear least squares*”. Muitos aplicativos computacionais possuem o algoritmo necessário para execução da estimação, como E-views e Rats. Os critérios utilizados ainda são o AIC e SBC para escolha do melhor modelo. Se necessário subtrai-se os *lags* estatisticamente não significantes da estrutura linear e não linear do modelo, de modo que o torne mais parcimonioso.

Os passos anteriores contribuem enormemente para o direcionamento do estudo de não linearidade dos modelos LSTAR. No entanto, existem muitas dificuldades no que se refere aos estudos aplicados das séries devido, principalmente, aos diversos choques e distúrbios pelo qual a economia passa. Isso origina dificuldades na avaliação de não linearidade nas séries, exigindo de alguma maneira um modo de diagnosticar se tais distúrbios fazem parte da dinâmica temporal dos dados, ou se apenas, representam um distúrbio momentâneo. Caso não

¹ (ver detalhes em Terasvirta 1994, pp. 211)

haja atenção para as conseqüências do segundo caso, é possível estar-se incorrendo no erro de se rejeitar a hipótese de linearidade indevidamente.

2 O PROBLEMA DOS OUTLIERS

As variáveis macroeconômicas muito freqüentemente apresentam observações (*outliers*) referentes aos efeitos de choques exógenos, advindos, de mudanças de políticas econômicas, institucionais, ou mesmo, choques de preços tais como petróleo ou de commodities. A presença desses eventos extraordinários pode confundir a análise de séries de tempo tradicional, resultando em conclusões errôneas, como afirma Tsay (1988).

Para Balke e Fomby (1994), a modelagem tradicional de séries de tempo, *Box-Jenkins*, tem enfoque na análise do primeiro e segundo momento dos dados, portanto é ineficaz em examinar a importância relativa de grandes choques. A existência dos *outliers* pode trazer viés nas estimativas dos modelos ARMA(p, q), tanto na parte autorregressiva, como nas de média móvel.

A literatura considera, em geral, dois principais tipos de *outliers*: a) AO - *additive outlier* e b) IO - *innovative outlier*. O AO é um efeito isolado na série, pois somente a observação no instante t é afetada. Este não possui influência futura na série, a não ser naquele período específico. Na presença de IO, um choque ocasionado no período t influenciará os períodos subseqüentes $y_{t+1}, y_{t+2}, \dots, y_{t+n}$ o que o torna, portanto, parte da dinâmica da série. Para melhor compreensão desses dois tipos de outliers, vamos abordá-lo de modo a se conhecer os seus respectivos mecanismos geradores.

Inicialmente, descreve-se um modelo ARMA(p, q) para a série Z_t , tal que $\phi(L)Z_t = \theta(L)a_t$. Disso resulta a seguinte relação:

$$Z_t = \left[\frac{\theta(L)}{\phi(L)} \right] a_t \quad (3.1)$$

onde $\phi(L) = 1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2 - \dots - \phi_p L^p$ e $\theta(L) = 1 + \theta_1 L + \theta_2 L^2 + \dots + \theta_q L^q$ se referem a parte autorregressiva e de média móvel, respectivamente; $\{a_t\}$ é ruído branco, possui média zero e variância σ_a^2 . Modificando o modelo (3.1) para assim adicionar o mecanismo gerador dos *outliers*, teremos:

$$Y_t = B_\omega(L)\omega I_t + Z_t = B_\omega(L)\omega I_t + B_a(L)a_t \quad (3.2)$$

onde $B_a(L) = \theta(L)/\phi(L)$ é o componente regular da série sem a presença de choques, ωI_t é a variável do *outlier*, e $B_\omega(L)$ representa a dinâmica que o *outlier* impõe sobre Y_t . Quando $I_t = 1$, existe *outlier* na série, caso contrário $I_t = 0$; o parâmetro ω corresponde a magnitude do *outlier*. Se $B_\omega(L) = 1$, ω caracteriza-se como um (AO); caso $B_\omega(L) = B_a(L)$, então, ω é um (IO). Percebe-se a partir daí que o (IO) possui um efeito de propagação sobre a série Y_t , fato contrário ao (AO), com um efeito momentâneo em Y_t .

Tsay (1986) considera o modelo (AO) como sendo um "*gross error model*", pois somente o nível da observação t é afetada; o modelo (IO), por sua vez, representa um distúrbio em a_t no ponto T , que influencia o processo de Y_t nos períodos futuros, por meio de uma dinâmica representada por $\phi(L)/\theta(L)$.

No contexto em que se realizam testes de linearidade aplicados em séries econômicas, como se propõe este trabalho, a presença de *outliers* pode ser bastante perversa. Balke e Fomby (1994) alega que a estimação de modelos com controle dos grandes choques tem a vantagem de apresentar pouca curtose, além do mais, é possível relacionar *outliers* a eventos econômicos². No entanto, é possível que a evidência de *outlier* possa refletir uma forte presença de não linearidade na série. Para eles, é evidente esse problema. E o fato de que o controle das séries ocasionaria a diminuição da evidência de não linearidade, trazem motivos de muitas dúvidas. Assim, se por um lado é possível que a economia possa ser intrinsecamente linear, mas sujeita a grandes choques, o que geraria problemas de especificação, e conseqüentemente, traria falsa evidência de não linearidade, por outro lado, existiria não linearidade intrínseca na economia e os modelos lineares captariam essas assimetrias indevidamente como um *outlier*. Por fim os autores possuem uma perspectiva favorável ao segundo fato tendo em vista que os *outliers*, em

² Ver páginas 195 a 197 de Balke e Fomby (1994).

grande parte, estão sempre ligados a eventos econômicos, tal como uma recessão. Isso sugeriria a possibilidade de ligação entre ciclos de negócios e dinâmica não linear.

Mesmo alegando idéia de dinâmica assimétrica dos ciclos de negócios, existe a possibilidade da economia apresentar choques momentâneos que não caracterizam necessariamente um aspecto não linear. Dessa maneira, deve-se tentar conciliar um método de detecção de tais choques e a não linearidade existente nas séries.

Nessa perspectiva, Dijk, Frances e Lucas (1999) aponta que a remoção drástica de *outliers*, pelas técnicas desenvolvidas, pode acidentalmente destruir aspectos não lineares. Por sua vez, se uma série é linear e contaminada com *outliers*, os testes podem apresentar viés em favor da rejeição de linearidade, podendo levar a conclusões errôneas da existência de uma estrutura não linear. Desse modo, alertam para necessidade de estratégias na modelagem que são capazes de distinguir entre não linearidade e *outliers*. A base dessa estratégia se encontra na distinção entre *Additive Outlier* (AO) e *Innovative Outlier* (IO). Para os autores a presença de (IO) na estimação dos parâmetros de um modelo auto-regressivo conduz a estimadores OLS consistentes, mas ineficientes. Já no caso da presença de (AO), seu efeito traz conseqüências perversas para a estimação, e, portanto, OLS seria inconsistente. Isso posto, ao se realizar o teste de linearidade, discutido na seção anterior, pode-se incorrer na forte rejeição da hipótese nula de linearidade na presença de AO's. Levando-se em consideração tais aspectos de avaliação entre não linearidade e *outlier*, cria-se a necessidade de um método de identificação com vistas a captar os efeitos desses possíveis distúrbios.

2.1 Teste de detecção de Outlier

Dijk, Frances e Lucas (1999) propõe um teste robusto cujo principal intuito é modificar o teste de *Lagrange multiplier* (LM), justamente levando em consideração os efeitos adversos dos AO's. Outro método disponível, sugerido por Öcal e Osborn (2000), com aplicação ao modelo STAR, é a adição de *dummies* que captam os efeitos dos *outliers*. Esse método segue a linha da abordagem tradicional de análise de intervenção como em Box e Tiao (1975).

Para que a função de transição $F(y_{t-d})$ não capture apenas um número pequeno de *outliers*, Öcal e Osborn (2000) sugerem que se inclua variáveis *dummies* para as observações aberrantes da série. Ainda ressaltam que se o modelo STAR capturar apenas *outliers*, este, deve ser descartado. No entanto, os autores não apresentam qualquer critério estatístico para que haja aplicação das *dummies* no modelo ou mesmo um diagnóstico da distinção entre (AO) e (IO), o que, por sua vez, podem acarretar uma remoção desnecessária de *outliers* e enfraquecer a estrutura não linear.

Para se evitar tal equívoco, este trabalho opta pelo mesmo mecanismo tradicional de análise de intervenção, no entanto, utiliza-se do teste de detecção de *outliers* proposto por Tsay (1986, 1988) e discutido em Balke e Fomby (1994).

A partir das expressões (3.1) e (3.2), define-se o resíduo do modelo ARMA como μ_t - não levando em consideração a presença dos distúrbios. A partir daí tem-se que:

$$\mu = \frac{\phi(L)}{\theta(L)} Y_t \quad (3.3)$$

O desenvolvimento do STAR exige apenas a estimação da parte auto-regressiva AR(p), sem considerar os termos de *Moving Average* MA(q). E tal aspecto está relacionado ao fato de que o modelo se propõe a compreender a série em seu aspecto estrutural determinístico, não incluindo os efeitos defasados dos distúrbios aleatórios. Nessa perspectiva, a equação (3.3) pode ser reescrita como:

$$\mu = \phi(L) Y_t \quad (3.4)$$

Define-se ainda:

$$\pi(L) = 1 - \pi_1 L - \pi_2 L^2 - \dots = 1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2 - \dots = \phi(L) \quad (3.5)$$

Em (3.5) os parâmetros π_i são idênticos aos ϕ_i pois esta apenas se considerando um modelo $AR(p)$. A partir disso, calcula-se as estatísticas para o teste de detecção de AO's ou IO's:

$$\lambda_{IO} = \mu_t / \sigma_a \quad (3.6)$$

$$\lambda_{AO} = \left[\eta^2 \left(\mu_t - \sum_{i=1}^{T-t} \pi_i \mu_{t+i} \right) \right] / \eta \sigma_a \quad (3.7)$$

onde $\eta^2 = (1 + \pi_1^2 + \pi_2^2 + \dots + \pi_{n-T}^2)^{-1}$ e σ_a^2 é a variância de a_t . Como σ_a^2 e $\pi(L)$ são desconhecidos, utiliza-se os parâmetros do modelo $AR(p)$ estimado. O critério para se definir se existe AO ou IO são tais que:

$$\lambda_{IO, \max} = \max_{1 \leq t \leq n} |\lambda_{IO}| \quad (3.8)$$

$$\lambda_{AO, \max} = \max_{1 \leq t \leq n} |\lambda_{AO}| \quad (3.9)$$

Comparando-se (3.8) e (3.9) com o valor crítico C pode-se determinar a existência de *outlier*. Os valores de C que Tsay sugere são 3.0, 3.5 ou 4.0. Pode ocorrer o caso em que tanto $\lambda_{IO, \max}$ quanto $\lambda_{AO, \max}$ ultrapassem o valor crítico, dessa forma, irá se definir o tipo de *outlier* por aquele que apresentar maior valor.

A execução do teste é sequencial. Estima-se inicialmente o modelo ARMA obtendo o resíduo para a realização dos cálculos (3.6) e (3.7). Diagnosticando-se os tipos de outliers, cria-se uma *dummy* para a observação tal que o valor do teste seja maior que C, lembrando que isso é válido somente para o (AO). Adiciona-se essa variável *dummy* a uma nova estimação do modelo ARMA, podendo-se alterar a estrutura inicial de *lags*, de modo a tornar o modelo mais parcimonioso. Outra rodada de testes de detecção é realizada. O processo segue adiante até eliminar a evidência dos efeitos dos AO's.

Observe que ao se realizar o teste de linearidade as estimativas dos resíduos já estarão sem os efeitos perversos dos AO's, minimizando o forte viés de rejeição da hipótese nula de que o modelo segue uma dinâmica intrinsecamente linear. Deve-se ressaltar ainda que em (2.1) são adicionadas as variáveis *dummies* construídas, para assim se poder analisar as hipóteses nulas de (2.2) e (2.3).

3 ESTIMAÇÃO, AVALIAÇÃO E INTERPRETAÇÃO

Nesta seção serão apresentados e discutidos os resultados obtidos da aplicação do teste de detecção de *outliers*, teste de linearidade, e finalmente as saídas das estimações dos modelos STAR para o índice geral de produção industrial brasileiro e de bens de capital. O intuito principal da estimação não se resume apenas a observar se a série é caracterizada ou não por um movimento assimétrico, mas também compreender o comportamento e a dinâmica da produção industrial brasileira ao longo dos últimos 30 anos.

No entanto, a interpretação dos coeficientes estimados, por si só, da parte auto-regressiva linear e da parte não linear do STAR pode trazer conclusões não muito claras e objetivas. Mesmo que a compreensão da série não se processe via coeficientes estimados, isso não resulta na ineficácia dos resultados, pelo contrário, é possível utilizar métodos bastante úteis para esse tipo de análise. Um deles é o cálculo das raízes características da parte auto-regressiva para os dois regimes $F(y_{t-d}) = 0$ (baixo crescimento) ou $F(y_{t-d}) = 1$ (alto crescimento). O cálculo das raízes características possibilitam um tipo de informação importante do comportamento da dinâmica local da série de produção industrial, ou seja, se há um movimento estacionário ou explosivo na passagem dos dois regimes, conforme discutido em Anderson e Terasvirta (1992). São computadas as raízes características por meio da seguinte expressão:

$$z^p - \sum_{j=1}^p (\hat{\pi}_{1j} + \hat{\pi}_{2j} F) z^{p-j} = 0 \quad (4.1)$$

Calculadas as raízes da equação 4.1, obtém-se o módulo de cada uma delas³. A existência de apenas uma raiz com módulo maior ou igual a 1 é suficiente para se afirmar que o movimento para o outro regime é explosivo. Caso contrário, se todas as raízes forem menores do que 1, o movimento é estacionário.

Outro aspecto interessante de se observar é o gráfico que relaciona a função de transição estimada versus a variável de transição. Skalin e Terasvirta (1999) utiliza essa abordagem para verificar se função de transição assume valores próximo dos extremos 0 e 1.

E por fim, faz-se a análise da dinâmica de longo prazo da série através da extrapolação determinística do “skeleton”, conforme discutido e aplicado em Khadaroo (2005), para taxa de inflação e Peel e Speight (1996 e 1998) para taxa de desemprego. Essa investigação consiste na realização de uma simulação por meio do modelo STAR, sem que haja distúrbios aleatórios. Realiza-se a simulação imputando valores iniciais obtidos da própria série. Esta pode possuir um comportamento de convergência, quando $t \rightarrow \infty$, para um ponto limite ou mesmo para um ciclo limite. Um se caracteriza pela existência de um único equilíbrio estável, enquanto o outro pela existência de múltiplos equilíbrios. Além do mais, tanto o ponto limite como o ciclo limite, são considerados atratores da série.

No caso de identificação de um ciclo limite na série, cada um deles representa um estado de dinâmica estacionária de oscilações sustentáveis, que são dependentes ou não dos valores iniciais.

Caso haja dependência intrínseca dos valores iniciais, o ciclo irá se caracterizar por um comportamento caótico. Esse processo não é divergente, mas basta uma alteração marginal nos valores iniciais da simulação, para que haja uma mudança significativa na trajetória do ciclo. Anderson e Terasvirta (1992) discute esses aspectos para índices de produção industrial de vários países, tendo como resultado que as simulações dos índices de produção industrial pode apresentar somente um único ponto limite estável ou ciclos de comportamento caótico.

3.1 Dados

As séries utilizadas no presente estudo foram: o índice geral de produção industrial e o índice de produção industrial de bens de capital, ambos para o caso brasileiro, e fornecidas com periodicidade mensal, a partir da fonte IPEADATA⁴. Com o intuito de amenizar os efeitos da forte sazonalidade, as duas séries foram convertidas para periodicidade trimestral, executando-se a transformação logarítmica e tirando-se a quarta diferença sazonal (Δ_4). As séries também foram expandidas⁵ com vistas a abranger os trimestres mais recentes. O período em análise compreende os trimestres 1975:I e 2005:II, totalizando 122 observações.

As figuras 1 e 2 apresentam, respectivamente, a série do índice geral de produção industrial e a série do índice de produção de bens de capital, após a realização das expansões. As figuras 3 e 4 apresentam as duas séries com as transformações sugeridas.

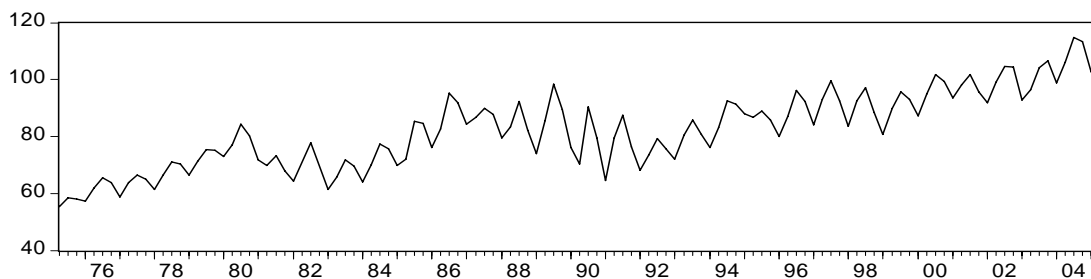


Figura 1. Série Trimestral do Índice Geral de produção Industrial Brasileiro, para o período 1975:I a 2005:II.

³ Isso se deve ao fato de ser muito comum a incidência de raízes complexas, e neste caso, deve-se obter a raiz quadrada da soma da parte real ao quadrado e da parte imaginária ao quadrado (ver Gandolfo 1997, pp. 56-59).

⁴ www.ipeadata.com.br

⁵ Os dados para os índices de produção industrial fornecidos pelo IPEADATA estão divididos em duas séries mensais: uma que vai do período de 1975:01 a 2004:01 e outra mais recente que compreende o período de 1991:01 a 2005:08. As duas séries, no período de 1991:1 a 2002:1, entre si, possuem um fator de divisão constante, ao que tudo indica utilizado pelo próprio IBGE para expansão das séries após mudança metodológica em 1991. Nessas circunstâncias expandiu-se a série mais recente para períodos anteriores (1975:1 a 1990:12), com base no valor da divisão realizada entre as duas séries, calculada no mês 1991:1, ou seja, multiplicou-se a série mais antiga por essa divisão, complementando, assim, a série mais recente. (ver Fonseca, Martins e Toledo 1991, pp. 198-199).

A partir de abril de 2004, tem início a divulgação da nova série de índices mensais da produção industrial, elaborados com base na Pesquisa Industrial Mensal de Produção Física (PIM-PF) reformulada.

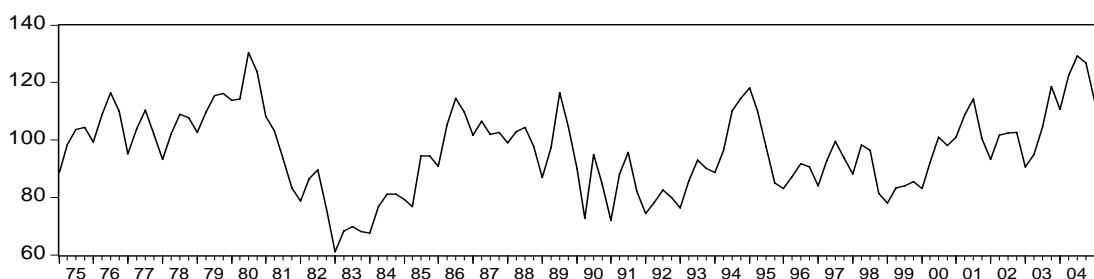


Figura 2. Série Trimestral do Índice de Produção de Bens de Capital Brasileiro, para o período 1975:I a 2005:II.

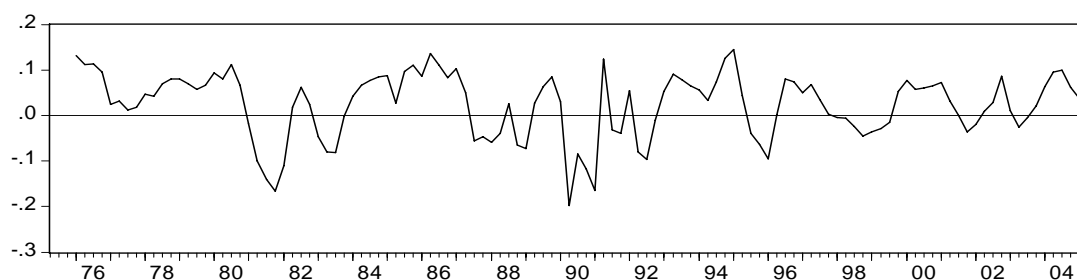


Figura 3. Série Trimestral do Índice Geral de produção Industrial Brasileiro, aplicada a transformação logarítmica e a quarta diferença sazonal, para o período 1975:I a 2005:II.

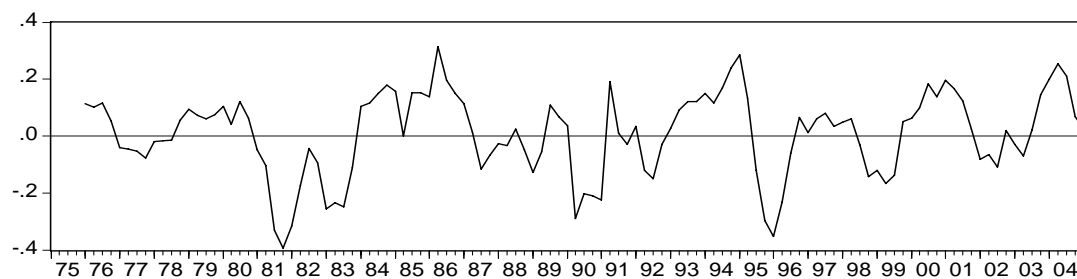


Figura 4. Série Trimestral do Índice de Produção de Bens de Capital Brasileiro, aplicada a transformação logarítmica e a quarta diferença sazonal, para o período 1975:I a 2005:II.

3.2 Resultados para a série do Índice Geral de Produção Industrial

A série do índice geral de produção industrial apresenta fortes indícios de presença de *outliers* relacionados à crise do começo dos anos 80, Plano Cruzado (1986), Plano Collor I (1990), Plano Collor II (1991) e Plano Real (1994). Todos esses fatos econômicos podem levar a ocorrência de IO's, caso haja influência nos períodos subsequentes ao choque, ou a ocorrência de AO's, se ficar restrito apenas a um período.

O teste de detecção de outlier na série foi executado 3 vezes até que se eliminasse qualquer evidência de AO's. Inicialmente é executado o método Box-Jenkins para a determinação do modelo $AR(p)$ mais parcimonioso⁶. Por meio do resíduo da primeira regressão se realiza o cálculo das estatísticas propostas nas expressões 3.6 e 3.7. Os resultados⁷ dessa primeira rodada de testes são apresentados na figura 3.

⁶ O resultado da estimativa se encontra no modelo I da tabela 1 no Anexo

⁷ O programa econométrico E-Views 4.0 foi utilizado para as estimativas dos modelos auto-regressivos lineares e o cálculo das estatísticas do teste de detecção de outlier.

A estatística obtida se caracteriza como um valor para cada instante de tempo da série, neste caso, para cada trimestre. E a partir da magnitude desse valor, confrontado com um determinado valor crítico, é possível identificar ou não a presença de AO's ou IO's. O valor crítico utilizado neste trabalho para as estatísticas λ_{AO} e λ_{IO} , sugerido por Tsay (1986), é igual $C=3,5$. Pela figura 3 é possível identificar um total de quatro *outliers*, com as seguintes estatísticas: $\lambda_{IO,1990:II} = -3,79$, $\lambda_{AO,1991:I} = -3,53$, $\lambda_{AO,1991:II} = 4,73$ e $\lambda_{AO,1991:III} = -3,62$. Como o processo de detecção se propõe a eliminar os efeitos adversos dos *outliers*, foram criadas *dummies* para cada um dos três AO's existentes, referentes ao primeiro, segundo e terceiro trimestre de 1991. Adicionando-se as *dummies* ao modelo auto-regressivo, incorre-se em uma nova estimação⁸, utilizando os mesmos procedimentos do método de Box-Jenkins com análise de intervenção, conforme discutido na seção 3. Os cálculos das estatísticas para detecção de AO ou IO foram novamente executados. A figura 4 apresenta o resultado para a segunda rodada de testes. Identifica-se apenas um AO para o segundo trimestre de 1990, tal que $\lambda_{AO,1990:II} = -5,54$ ⁹. Em função disso, é criada uma quarta *dummy* para o segundo trimestre de 1990 e o processo é executado novamente, e para essa regressão, não existe qualquer evidência de AO's. Nessas circunstâncias, a estimativa do resíduo do último modelo auto-regressivo¹⁰ não apresenta efeitos adversos causados pelos *additive outliers*.

É possível, portanto, realizar de modo adequado o teste de linearidade, sem que haja a possibilidade de se rejeitar a hipótese de linearidade, em virtude apenas da forte presença de AO's. O modelo linear final possui 5 *lags* e contém um total de três *dummies*, sendo a base em que se executou o teste de linearidade. Caso se verifique a presença de um comportamento não linear na série, o modelo STAR é estimado. O teste de linearidade é executado de acordo com a regressão auxiliar 2.1 e em cada uma delas é testada a hipótese descrita em 2.2. Terasvirta (1994) propõe realizar esse teste com d variando entre 1 e 5. Neste trabalho optou-se por expandir essa análise, fazendo com que d variasse entre 1 e 12. Os *p-valores* das estatísticas F e χ^2 para o teste de hipótese sobre hipótese nula de linearidade em 2.2, para todas as estimativas, tal que $1 \leq d \leq 12$, estão presentes na tabela 1.

Tabela 1: Teste de Linearidade e de Escolha da Função de Transição do Modelo STAR para a série do Índice Geral de Produção Industrial

D	p-valor ¹	p-valor ²
1	0,0011	0,0001
2	0,1056	0,0796
3	0,0931	0,0682
4	0,1375	0,1099
5	0,0067	0,0021
6	0,2873	0,2629
7	0,0714	0,0486
8	0,2776	0,2520
9	0,0290	0,0150
10	0,0193	0,0086
11	0,0893	0,0632
12	0,1451	0,1152
Hipóteses Nulas para Identificação da Função de Transição	p-valor ¹	p-valor ²
H_{04}	0,0439	0,0354
H_{03}	0,3851	0,3774
H_{02}	0,0521	0,0429

1 – Estatística F

2 – Estatística Chi-Quadrado

⁸ A *dummy* do primeiro trimestre de 1991 é insignificante e, portanto, foi eliminada do modelo AR, conforme se observa no modelo II da tabela 1 do Anexo.

⁹ Esse mesmo *outlier* foi identificado como um possível IO na rodada anterior, e tal aparente contradição é possível, tendo em vista que os resíduos são modificados conforme se elimina gradativamente os efeitos dos AO's sobre as estimações dos modelos auto-regressivos.

¹⁰ Modelo IV da tabela 1 do Anexo.

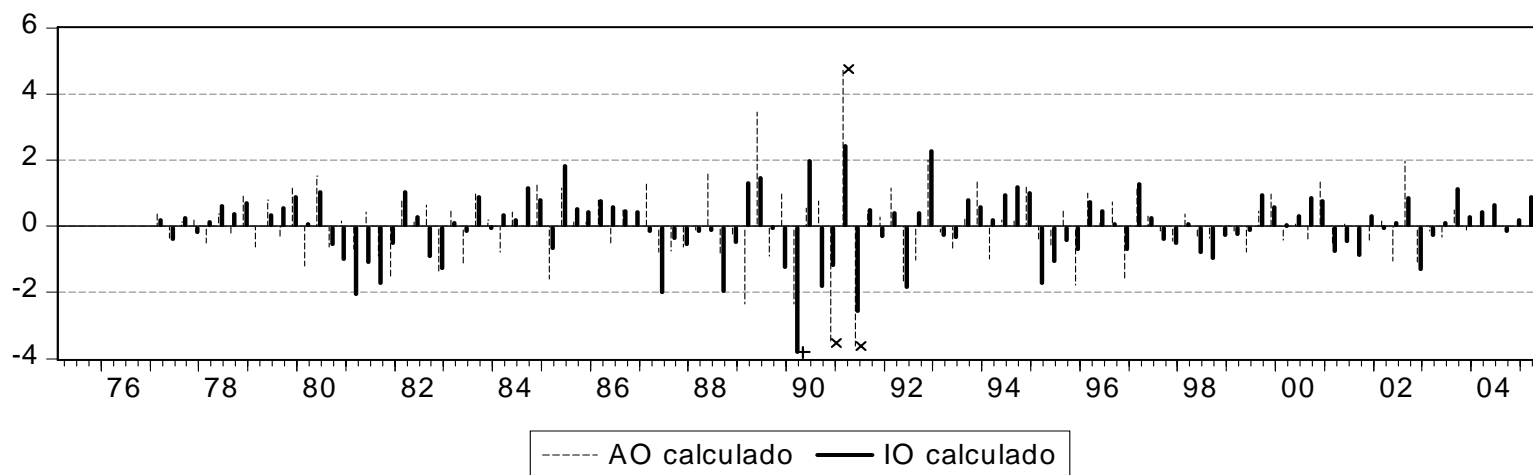


Figura 3. Resultado do primeiro teste de detecção de *outliers*. Nota: Os pontos representados por X são os AO's calculados que possuem valor superior ao ponto crítico $C = 3,5$ e os pontos representados por + são os IO's calculados que apresentam valor superior a $C = 3,5$.

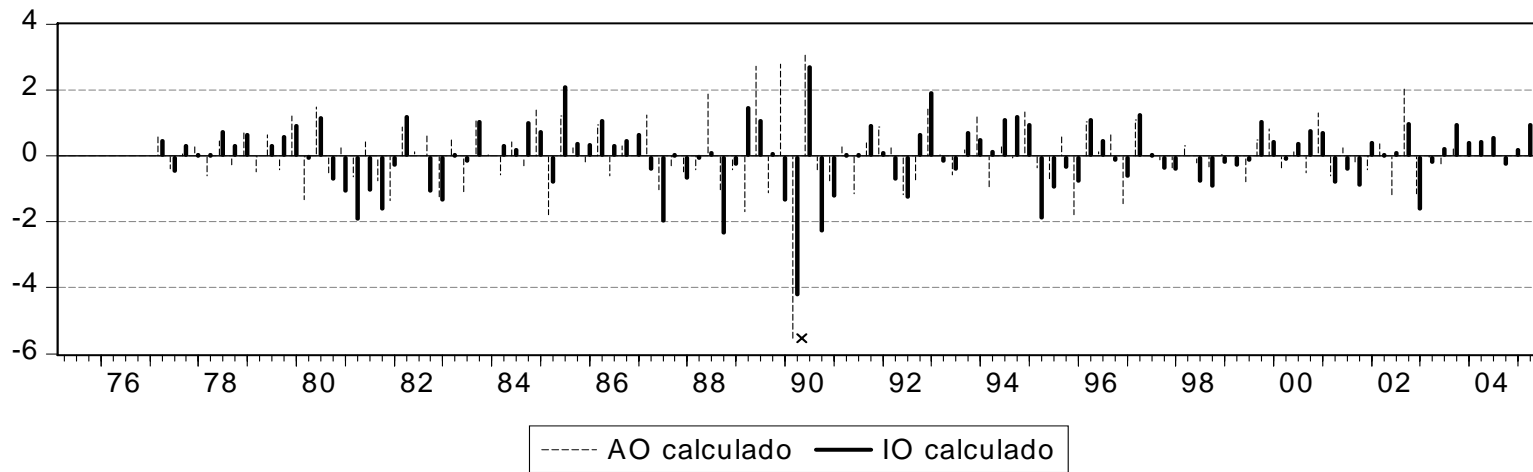


Figura 4. Resultado do segundo teste de detecção de *outliers*. Nota: Os pontos representados por X são os AO calculados que possuem valor superior ao ponto crítico $C = 3,5$ e os pontos representados por + são os IO's calculados que apresentam valor superior a $C = 3,5$.

Ao todo são quatro os valores do parâmetro d para que haja rejeição da hipótese nula de linearidade, a pelo menos 5% de significância ($d = 1, 5, 9$ e 10). Dentre esses o possui o menor p -valor é $d = 1$. Este fato trás evidência suficiente a favor do modelo STAR, em detrimento ao modelo linear.

A segunda etapa do teste consiste na identificação do tipo de função de transição do modelo STAR. E para isso são executados novos teste de acordo com as hipóteses descritas em 2.3, sendo que os p -valores das estatísticas F e χ^2 também são apresentados na tabela 1.

Rejeita-se H_{04} , a pelo menos 5% de significância, portanto, o modelo possui uma função de transição logística. Além do mais, H_{03} não é rejeitada, trazendo-se mais evidências a favor de que a série do índice de produção industrial deva ser estimada de acordo com o modelo LSTAR¹¹, com o parâmetro d igual a 1. Portanto, a função de transição do modelo a ser estimado, é igual a $F(y_{t-1}) = (1 + \exp\{-\gamma_L(y_{t-1} - c_L)\})^{-1}$.

O melhor modelo linear auto-regressivo AR(5) para o índice de produção, além da constante, possui um total de 5 *lags* e mais três *dummies* que captam os efeitos dos outliers. No entanto, apresenta evidência de que os resíduos são serialmente correlacionados no *lag* 16, de acordo com a estatística Ljung-Box¹². Além do que, o teste ARCH, para 8 *lags*, evidencia a presença de *heterocedasticidade* condicional, há pelo menos 10% de significância, em virtude dos choques, ao longo da série, que o modelo auto-regressivo linear não é capaz de captar.

O LSTAR(5)¹³, por sua vez, não trás evidências de resíduos serialmente correlacionados e de *heterocedasticidade* condicional, indicando uma melhor adequação do modelo não linear à série de produção industrial, vis-à-vis o modelo linear. Os critérios de informação também ressaltam esse aspecto, o AIC e SBC do LSTAR possuem valores inferiores ao modelo auto-regressivo linear. O coeficiente de γ_L na função de transição logística ($\hat{\gamma}_L = 36,7399$) não possui um valor alto e se apresentou estatisticamente insignificante¹⁴.

Outro aspecto que evidencia os benefícios do modelo LSTAR(5) em detrimento do AR(5) é a observação de seus respectivos resíduos, apresentados na figura 5. O modelo não linear consegue melhor captar os períodos da série caracterizados por fortes quedas e brusca elevação da produção industrial, ocasionados por diversos choques na economia. Merece destaque para esse fato a crise de 1982, Plano Collor I e II no começo da década de 90, e rápido crescimento do produto após a instauração do Plano Real em 1994¹⁵. Para uma análise econômica do modelo são necessários outros tipos de investigação¹⁶.

A tabela 3 apresenta as raízes característica¹⁷ do modelo LSTAR, quando a função de transição logística assume os valores $F = 0$ ou $F = 1$. No primeiro regime existem 4 raízes características complexas, sendo que o módulo de duas delas é igual a 1,07. No segundo regime existem 5 raízes características, sendo 4 complexas e uma real, sendo que não há módulo superior a 1. Esses resultados indicam que o primeiro regime é explosivo e o segundo regime estacionário, ou seja, quando a produção industrial se move de uma fase de recessão para uma de expansão a trajetória é rápida e explosiva, enquanto que a direção oposta, de expansão para recessão, possui uma trajetória estacionária e não tão agressiva.

Pelo fato de $\hat{\gamma}_L = 36,7399$ não ser um valor muito alto, a função de transição entre os dois regimes não é brusca. Para verificar esse fato, a figura 6 mostra o formato da função de transição F , sendo que cada ponto indica uma observação da série. A função de transição F assume valores próximos ou iguais a 1 para grande parte das observações, o que significa, uma predominância da série bem próxima ao regime 2 de expansão.

¹¹ O LSTAR é estimado pelo método de *non-linear least squares* utilizando-se o software econométrico RATS 5.0. Seu processo de estimação tem como base a estrutura de lags do modelo linear auto-regressivo, descrito na tabela 2, da última etapa do teste de detecção de outliers.

¹² A evidência de correlação serial dos resíduos, por meio do teste Ljung-Box para 36 lags, é restrito somente ao lag 16 e 17 do modelo AR(5), a 5% de significância.
¹³ No processo de estimação, para a identificação do modelo LSTAR(5), retirou-se os coeficientes que não se apresentaram significativos, como o caso da *dummy* para o segundo trimestre de 1991, e os lags 2 e 5 da parte auto-regressiva linear. Na parte auto-regressiva não linear, o lag 3 não acrescentava melhorias aos critérios de informação, além de se apresentar estatisticamente pouco significante. Foram também adicionadas defasagens superiores a 5 na parte auto-regressiva, com vistas a trazer novas melhorias ao modelo LSTAR, no entanto, nenhuma se mostrou satisfatória.

¹⁴ Para Dijk, Franses e Terasvirta (2000) esse fato não pode ser interpretado como evidência de uma possível “fraca não linearidade” pois a estatística t não possui a distribuição t de costume sob $H_0: \gamma_L = 0$ e nessa situação, a causa do alto desvio padrão é puramente numérico.

¹⁵ O fato de o modelo LSTAR levar em consideração a existência de uma fase de transição entre dois regimes possíveis possibilita captar essas mudanças mais bruscas que ocorrem ao longo da série, trazendo benefícios à estimação, principalmente no que se refere à presença de heterocedasticidade condicional nos resíduos.

¹⁶ Os resultados apresentados na tabela 2, por si só não nos levam a conclusões diretas e objetivas, com exceção dos parâmetros $\hat{\gamma}_L = 36,7399$ e $\hat{c}_L = -0,07603$, passíveis de interpretação. O *threshold* \hat{c}_L marca o ponto entre o regime 1 (13 trimestres) e o regime 2 (105 trimestres) da produção industrial, enquanto que $\hat{\gamma}_L$ indica o grau de suavidade da transição entre os dois regimes.

¹⁷ As raízes características foram calculadas por meio do software Matlab 7.0.

Tabela 2: Modelo Auto-regressivo Linear e LSTAR para a série do Índice Geral de Produção Industrial

y_t	Modelo Linear	p-valor	Modelo LSTAR	p-valor
constante	0,0085	0,0453	0,0068	0,1658
D1	0,1563	0,0005	-	-
D2	-0,1663	0,0003	-0,1904	0,0000
D3	-0,1919	0,0000	-0,1767	0,0000
y_{t-1}	0,9428	0,0000	0,4867	0,0000
y_{t-2}	-0,3079	0,0012	-	-
y_{t-3}	0,2292	0,0097	0,2403	0,0030
y_{t-4}	-0,4506	0,0000	-1,1001	0,0000
y_{t-5}	0,2675	0,0773	-	-
y_{t-1}	-	-	0,5887	0,0012
y_{t-2}	-	-	-0,4993	0,0000
y_{t-3}	-	-	-	-
y_{t-4}	-	-	0,7361	0,0018
y_{t-5}	-	-	0,3361	0,0000
γ_L	-	-	36,7399	0,1275
c_L	-	-	-0,07603	0,0002
R^2	0,7095	-	0,7582	-
AIC	-188,632	-	-203,370	-
SBC	-164,086	-	-170,641	-
	Estadística	p-valor	Estadística	p-valor
Q(4)	6,499	0,165	2,572	0,632
Q(8)	9,483	0,303	7,114	0,524
Q(16)	27,650	0,035	19,722	0,233
Q(32)	42,169	0,108	34,049	0,369
ARCH(4)	0,959	0,433	0,659	0,621
ARCH(8)	1,911	0,066	0,334	0,950

Notas: AIC: critério de informação de Akaike, SBC: critério de informação de Schwarz, Q(p): estatística Ljung-Box, ARCH(p): teste para heterocedasticidade condicional autorregressiva nos resíduos.
D1- Dummy para 1991:II, D2 – Dummy para 1991:III, D3 – Dummy para 1990:II

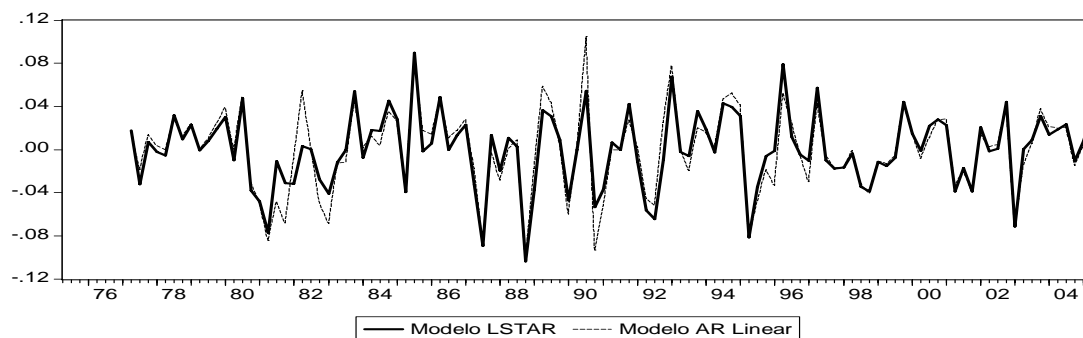


Figura 5. Resíduos do modelo LSTAR(5) e AR(5) da quarta diferença sazonal do índice geral de produção industrial, no período de 1977:II a 2005:II.

Tabela 3: Raízes Características do Modelo LSTAR para o Índice de Produção Industrial

F = 0		F = 1	
Raiz	Módulo	Raiz	Módulo
$0,86 + 0,64i$	1,07	0,86	0,86
$0,86 - 0,64i$	1,07	$0,54 + 0,65i$	0,85
$-0,61 + 0,76i$	0,98	$0,54 - 0,65i$	0,85
$-0,61 - 0,76i$	0,98	$-0,44 + 0,60i$	0,74
-	-	$-0,44 - 0,60i$	0,74

A figura 7 apresenta os valores de F em função do tempo, que possibilita a observação dos momentos de brusca queda da produção industrial. Existem três momentos de forte recessão da produção industrial: em 1982, em virtude da crise da dívida externa brasileira; 1990 e 1991 devido ao plano de estabilização Collor I e II e efeitos da abertura comercial. Os momentos de forte expansão, de acordo com a figura 7, são persistentes e estão relacionados aos investimentos do II PND na segunda metade da década de 70. A recuperação mundial e maturação de grande parte dos investimentos feitos pelo II PND, além do boom de consumo originado pelo Plano Cruzado, permitiram uma fase de expansão entre 1984 a 1987, que logo após foram prejudicados pela turbulência inflacionária do final da década de 80. As mesmas circunstâncias são observadas entre 1993 e 1995, influenciado principalmente pelo sucesso do Plano Real. A partir de 1997, as sucessivas crises dos países emergentes e o câmbio fixo, fizeram com que a produção tivesse períodos de alguma queda.

A figura 8 apresenta a trajetória obtida por meio de uma extrapolação determinística do “skeleton” da série. Realizou-se uma simulação do modelo LSTAR, com a ausência de distúrbios aleatórios, sendo que os valores iniciais são referentes ao período 1976:1 a 1977:1. De acordo com o modelo, o crescimento da produção industrial converge para um único ponto limite, implicando na existência de somente um equilíbrio dinâmico estável na série. O ponto de equilíbrio é igual a $y_{\infty} = 0,029$, o que significa que o sistema tende a se fixar, no longo prazo, no regime 1 de expansão.

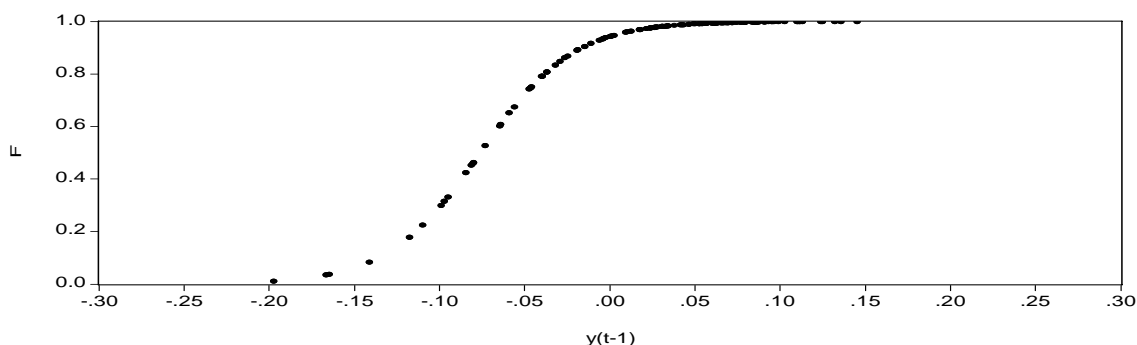


Figura 6. Função de Transição Logística confrontada com o logarítmico da série na quarta diferença sazonal do índice de produção industrial, em t - 1.

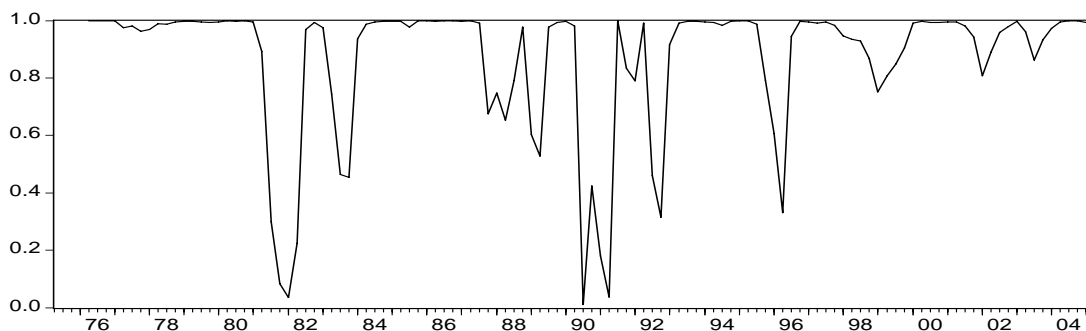


Figura 7. Função de Transição Logística ao longo do tempo.

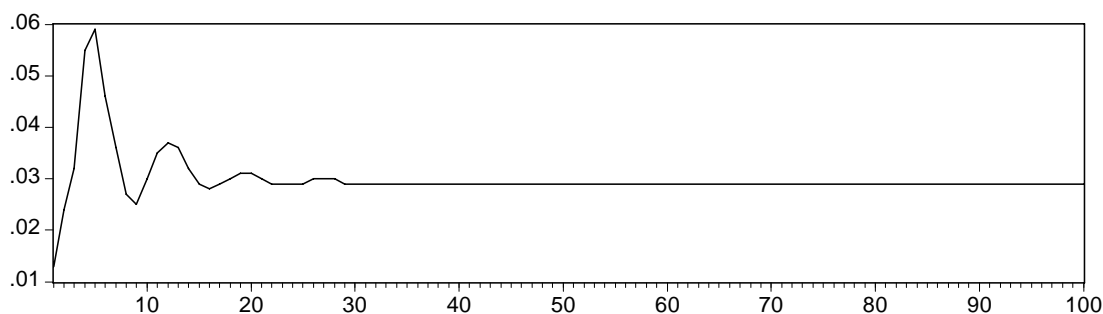


Figura 8. Extrapolação Determinística do Índice Geral de Produção Industrial (n = 100).

3.3 Resultados para a série do Índice Produção de Bens de Capital

O índice de bens de capital é desenvolvido a partir da quantidade produzida de máquinas e equipamento em geral. A análise desse setor industrial é importante, pelo fato de refletir os investimentos de longo prazo incorridos pela indústria.

Ao longo de toda a série é possível se verificar momentos bem definidos de fortes quedas na produção de bens de capital, assim como momentos de abrupta expansão intrinsecamente ligados aos fatos econômicos verificados no período. Dentre eles se destacam: crise da dívida (1982), Plano Cruzado (1986), Plano Collor I (1990), Plano Real (1994) e efeitos da desvalorização cambial a partir de 1999. Adventos dessa natureza, como os planos de estabilizações podem levar a ocorrência de *additive outliers* na série.

O primeiro teste para se detectar *outliers* revelou a presença de apenas um AO no segundo trimestre de 1991, tal que $\lambda_{1991:II} = 3,602$, haja vista os resultados apresentados na figura 10. Realizando-se o segundo teste, após se adicionar uma *dummy* para 1991:II, não foram encontradas novas evidências de AO's¹⁸.

Eliminados os efeitos adversos dos AO's, realiza-se o teste de linearidade, de acordo com a regressão auxiliar descrita em 2.1. Os resultados dos *p-valores* desse teste, tal que $1 \leq d \leq 12$, assim como os *p-valores* do teste para se diagnosticar o tipo de função de transição adequada à série estão descritos na tabela 4.

O valor do parâmetro d da função de transição que apresentou o menor *p-valor* para se refutar a hipótese de linearidade, a pelo menos 10% de significância, foi igual a 3. Enquanto que, a não rejeição de H_{04} e a rejeição de

H_{03} trás evidências a favor de uma função de transição exponencial, ou seja, $F(y_{t-3}) = (1 - \exp\{-\gamma_E(y_{t-3} - c_E)^2\})$, diferente daquela verificada para o índice geral de produção industrial.

A tabela 5 descreve os resultados da estimação do modelo linear auto-regressivo AR(8) e do modelo ESTAR(17)¹⁹. É possível verificar que em ambos os modelos os resíduos não são serialmente correlacionados e há uma ausência de *heterocedasticidade* condicional. Os critérios de informação AIC e SBC são menores para o modelo ESTAR(17), evidenciando o melhor ajustamento do modelo não linear à série. O coeficiente de γ_E na função de transição exponencial é igual a 87,7645 e o *threshold* c_E igual a 0,0339²⁰.

Também são apresentados os resíduos do modelo AR(8) e ESTAR(17) na figura 11. Verifica-se que o modelo não linear capta melhor os choques e as fortes mudanças ocorridas na produção industrial de bens de capital no período em destaque²¹.

¹⁸ A tabela 2 do Anexo apresenta os modelos auto-regressivos estimados, base para execução dos dois testes descritos acima.

¹⁹ O *lag* 5 da parte linear foi retirado no modelo, pois se mostrou estatisticamente insignificante, enquanto que na parte não linear a presença de uma defasagem muito elevada, assim como o gap entre o lag 5 e 17, pode ocorrer pelo fato da série não ser ajustada sazonalmente.

²⁰ O valor de $\hat{c}_E = 0,0339$ indica que existem 57 trimestres para o primeiro regime e 61 trimestres para o segundo regime

²¹ Deve-se ressaltar que o ESTAR(17) não captou a abrupta queda ocorrida no segundo trimestre de 1990, assim como, o modelo AR(8), pois esse evento se caracteriza na série como um choque exógeno (ver Anderson e Terasvirta 1992, pp. S128). E isso não implica em uma possível ineficácia do teste de detecção de outlier, por não ter evidenciado um AO para 1990:II. Conforme os resultados do teste apresentados na figura 10, o segundo trimestre de 1990 é caracterizado como um IO, ou seja, um choque exógeno na economia que teve efeitos ao longo de períodos subsequentes ao choque. O modelo LSTAR(5) para o índice geral de produção industrial captou o choque para esse período, mas naquele caso, este foi diagnosticado como um AO. E tal fato pode ser uma consequência da composição do índice geral, baseado em outros setores industriais. Os efeitos adversos do Plano Collor I sobre os bens de capital, estão intimamente relacionados a queda dos investimentos do setor industrial, que se propagou, ao longo do tempo, com maior persistência quando comparados aos outros setores da indústria.

Tabela 4: Teste de Linearidade e de Escolha da Função de Transição do Modelo STAR para a série do Índice de Produção Industrial de Bens de Capital

d	p-valor ¹	p-valor ²
1	0,9984	0,9987
2	0,4750	0,4665
3	0,0950	0,0742
4	0,2606	0,2399
5	0,4399	0,4292
6	0,1137	0,0919
7	0,1675	0,1446
8	0,4364	0,4254
9	0,4421	0,4313
10	0,9843	0,9864
11	0,8228	0,8300
12	0,5455	0,5412

Hipóteses Nulas para Identificação da Função de Transição	p-valor ¹	p-valor ²
H_{04}	0,2369	0,2277
H_{03}	0,0395	0,0327
H_{02}	0,3079	0,3000

1 – Estatística F
2 – Estatística Chi-Quadrado

Tabela 5: Modelo Auto-regressivo Linear e ESTAR para a série do Índice de Produção Industrial de Bens de Capital

y_t	Modelo Linear	p-valor	Modelo ESTAR	p-valor
constante	0,0006	0,9303	-0,0029	0,7201
D1	0,2218	0,0130	0,2220	0,0127
y_{t-1}	0,8754	0,0000	0,8497	0,0000
y_{t-4}	-0,4929	0,0000	-0,5564	0,0000
y_{t-5}	0,3855	0,0000	-	-
y_{t-8}	-0,1844	0,0023	-0,2013	0,0006
y_{t-5}	-	-	0,6154	0,0000
y_{t-17}	-	-	-0,2615	0,0147
γ_E	-	-	87,7645	0,0325
c_E	-	-	0,0339	0,0254
R^2	0,7067	-	0,7505	-
AIC	-27,955	-	-36,494	-
SBC	-11,752	-	-12,958	-

	Estatística	p-valor	Estatística	p-valor
Q(4)	2,858	0,582	7,452	0,114
Q(8)	11,933	0,154	9,923	0,270
Q(16)	14,476	0,563	11,671	0,766
Q(32)	34,420	0,353	25,937	0,766
ARCH(4)	0,748	0,561	0,959	0,433
ARCH(8)	0,638	0,743	0,646	0,736

AIC: critério de informação de Akaike, SBC: critério de informação de Schwarz, Q(p): estatística Ljung-Box, ARCH(p): teste para heterocedasticidade condicional auto-regressiva nos resíduos.
D1- Dummy para 1991:II.

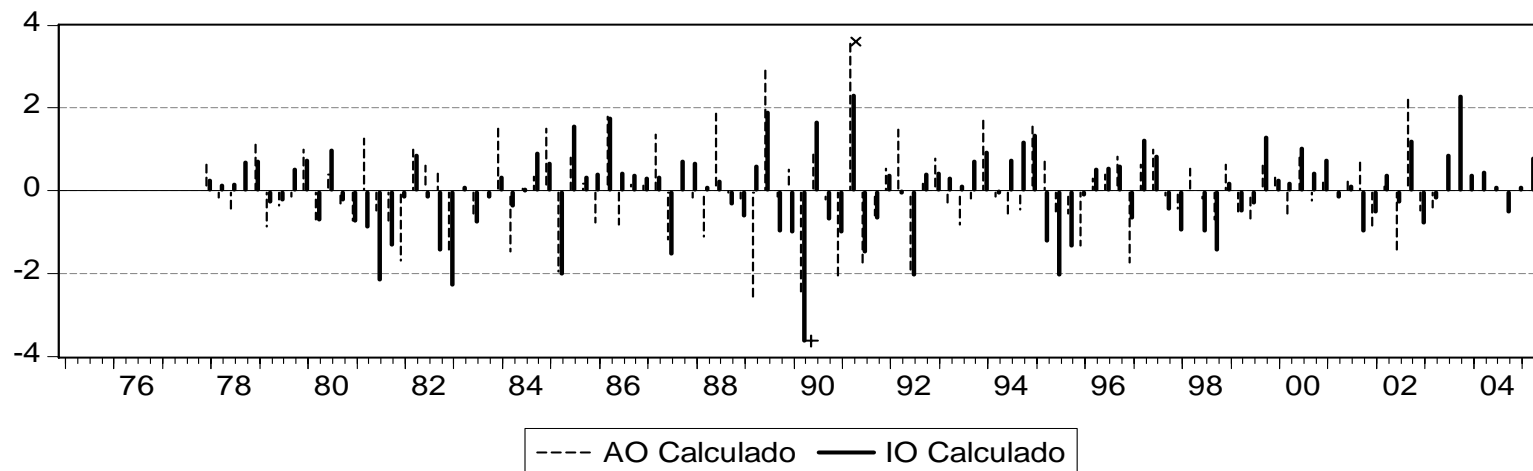


Figura 10. Resultado do primeiro teste de detecção de *outliers*. Nota: Os pontos representados por X são os AO's calculados que possuem valor superior ao ponto crítico $C = 3,5$ e os pontos representados por + são os IO's calculados que apresentam valor superior a $C = 3,5$.

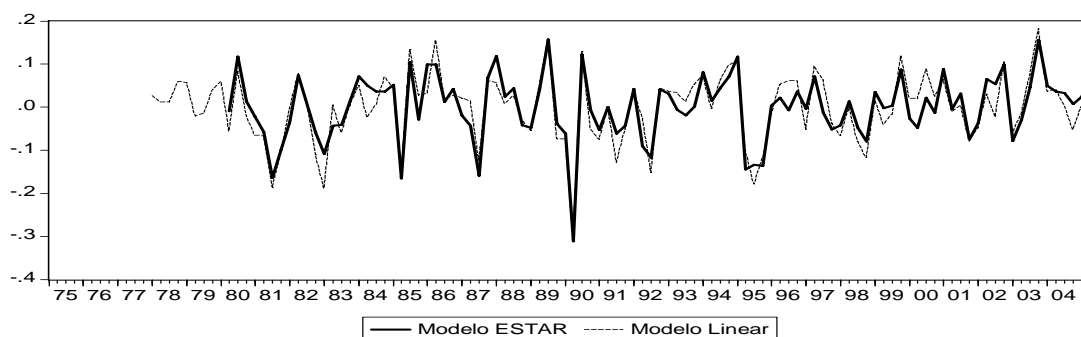


Figura 11. Resíduos do modelo LSTAR(5) e AR(5) da quarta diferença sazonal do índice geral de produção industrial, no período de 1977:II a 2005:II.

O comportamento da produção de bens de capital é explosiva para os regimes em que F assume valores 0 ou 1, e estacionária, quando $F = 0,5$. Os resultados dos módulos das raízes características são apresentados na tabela 6. Isso indica que a série ao passar de um estado de recessão para um estado de expansão, assim como, a trajetória inversa, se processa por meio de um comportamento agressivo. Isso diferencia a dinâmica da produção de bens de capital em relação ao índice geral de produção industrial, quando $F = 1$. Interessante observar que a um regime intermediário, em que $F = 0,5$, a dinâmica da produção industrial é estacionária

Tabela 6: Raízes Características do Modelo ESTAR para o Índice de Produção Industrial de Bens de Capital

F = 0		F = 0,5		F = 1	
Raiz	Módulo	Raiz	Módulo	Raiz	Módulo
$0,92 + 0,47i$	1,04	$0,91 + 0,22i$	0,93	$0,99 + 0,17i$	1,00
$0,92 - 0,47i$	1,04	$0,91 - 0,22i$	0,93	$0,99 - 0,17i$	1,00
$0,46 + 0,58i$	0,74	$0,86 + 0,45i$	0,97	$0,83 + 0,45i$	0,95
$0,46 - 0,58i$	0,74	$0,86 - 0,45i$	0,97	$0,83 - 0,45i$	0,95
$-0,33 + 0,72i$	0,79	$0,61 + 0,71i$	0,94	$0,62 + 0,78i$	1,00
$-0,33 - 0,72i$	0,79	$0,61 - 0,71i$	0,94	$0,62 - 0,78i$	1,00
$-0,63 + 0,38i$	0,73	$0,33 + 0,79i$	0,86	$0,35 + 0,83i$	0,90
$-0,63 - 0,38i$	0,73	$0,33 - 0,79i$	0,86	$0,35 - 0,83i$	0,90
		$-0,06 + 0,82i$	0,83	$-0,05 + 0,86i$	0,86
		$-0,06 - 0,82i$	0,83	$-0,05 - 0,86i$	0,86
		$-0,40 + 0,79i$	0,88	$-0,41 + 0,80i$	0,90
		$-0,40 - 0,79i$	0,88	$-0,41 - 0,80i$	0,90
		$-0,65 + 0,61i$	0,89	$-0,69 + 0,65i$	0,95
		$-0,65 - 0,61i$	0,89	$-0,69 - 0,65i$	0,95
		-0,80	0,80	-0,84	0,84
		$-0,77 + 0,37i$	0,86	$-0,80 + 0,38i$	0,89
		$-0,77 - 0,37i$	0,86	$-0,80 - 0,38i$	0,89

A figura 12 apresenta o formato da função de transição exponencial. As observações em toda série, variam sistematicamente entre 0 e 1, sem que haja predominância nos valores extremos de F . Esse aspecto denuncia o comportamento intrínseco não linear da série.

Com relação aos valores assumidos pela função de transição exponencial, ao longo de todo período, conforme ilustrado na figura 13, não são muitos os momentos de forte expansão e persistência da produção. O declínio de F para valores próximos a zero são bastante bruscos, como se verifica no final da década de 80 no fracasso dos planos de estabilização pós-cruzado, Plano Collor 1 e 2 e a crise externa no final da década de 90.

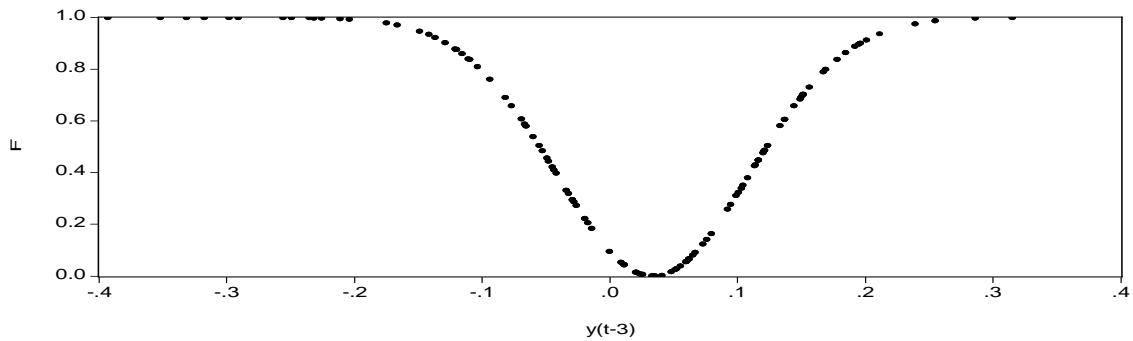


Figura 12. Função de Transição Exponencial confrontada com o logarítmico da série na quarta diferença sazonal do índice de produção industrial, em $t - 3$.

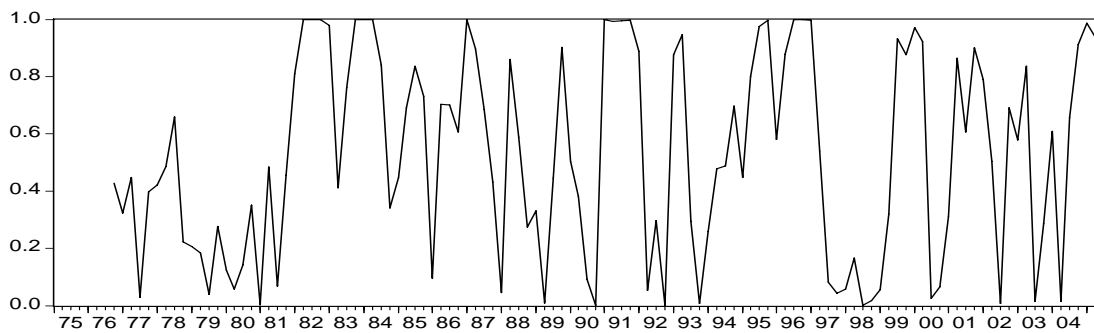


Figura 13. Função de Transição Exponencial ao longo do tempo.

Por fim, na figura 14, é apresentada a extrapolação determinística do “*skeleton*” do modelo não linear da série de produção de bens de capital. A simulação do ESTAR foi executada, sem a presença de quaisquer distúrbios aleatórios, tal que os valores iniciais são dados pelas 17 primeiras observações da série na quarta diferença sazonal e com transformação logarítmica. A simulação de 100 observações gerou um comportamento cíclico padrão, indicando a existência de um ciclo limite. Em função disso, o sistema exibe múltiplos equilíbrios em sua dinâmica de longo prazo. O ciclo varia entre os valores $-0,09$ e $0,07$ com uma duração de 14 trimestres, além do que não apresenta um caráter caótico, significando que mudanças marginais em algum dos valores iniciais da série não alteram o comportamento dos valores simulados, mantendo-se o mesmo padrão ao longo do tempo. No entanto, mudanças de valores iniciais, como um período de 17 trimestres a partir da década de 80, podem incorrer em mudanças na amplitude do ciclo. A presença de um ciclo limite, no modelo ESTAR, indica ainda a existência de uma dinâmica endógena, independente de quaisquer tipos de choques aleatórios. E, portanto, o comportamento da série, mesmo na ausência desses choques aleatórios, é capaz de flutuar.

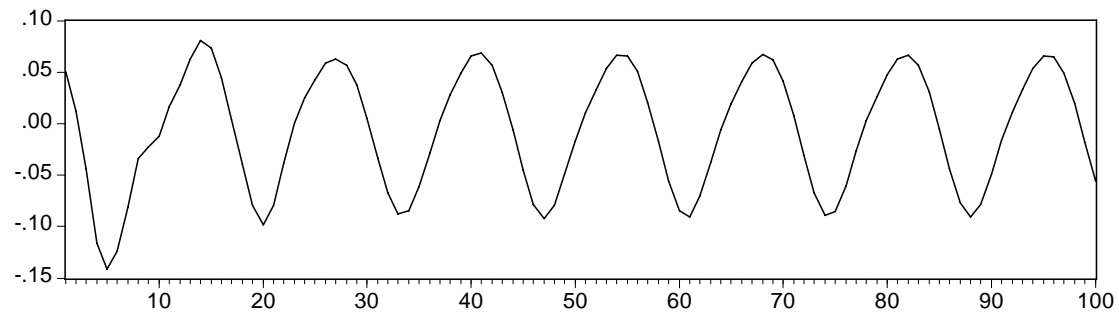


Figura 14. Extrapolação Determinística do Índice de Bens de Capital ($n = 100$).

4 CONCLUSÕES

O desenvolvimento de modelos não lineares vem se mostrando oportuno e adequado na análise dos ciclos de negócios. Os resultados encontrados neste trabalho indicam que o modelo STAR se mostrou bastante satisfatório ao incorporar os efeitos de fortes mudanças no setor industrial do Brasil. E isso está fortemente ligado às decisões de política econômica, alterações do comportamento das empresas ao longo do período, ou mesmo, da ocorrência de diversos tipos de choques macroeconômicos.

As duas séries estudadas trouxeram evidências de comportamento assimétrico de mudança de fases, diferenciando-se apenas no que se refere ao tipo de função de transição. A série do índice geral de produção industrial apresenta uma função de transição logística, enquanto que o índice de bens de capital possui função de transição exponencial. Quanto a detecção de *outliers*, o período de maior incidência de AO's ocorreu no começo da década de 90 devido aos Planos Collor I e II e os efeitos da liberalização comercial sobre a indústria.

Como o modelo STAR possibilitou captar os choques assimétricos da série, por meio de uma estrutura de mudança de regime, os resultados do cálculo das raízes características, tanto para o regime de expansão da produção ($F = 1$), quanto para o regime de recessão ($F = 0$) são condizentes com as explicações dos últimos 30 anos da economia brasileira.

O fato do índice geral de produção industrial ser explosivo na dinâmica transitiva entre o regime de recessão para o de expansão indica que medidas de política monetária e fiscal expansionista ou mesmo outros tipos de choques sobre a economia, podem explicar a trajetória de rápida expansão da produção. E uma razão para essa dinâmica ser possível, reside no fato da indústria brasileira se encontrar abaixo de sua capacidade produtiva. Por sua vez, o sentido inverso, em que há passagem do regime de expansão para o de contração, é estacionário. E tal aspecto pode ser um indicio de que o setor industrial como um todo, mesmo quando há crescimento negativo do produto, consegue manter, sem que haja uma forte queda, o nível de produção. Os bens de capital mostraram um comportamento explosivo na trajetória de passagem do regime de expansão para o de contração. Como esse setor reflete os investimentos incorridos pela indústria, existe uma forte queda das inversões, no momento em que se processa essa mudança. Em função disso, os investimentos em capacidade instalada são bastante prejudicados. Portanto, políticas fiscais ou monetárias contracionistas ou mudanças institucionais podem ser fatores explicativos da dinâmica de queda explosiva na produção de bens de capital.

Comparando os resultados da trajetória entre os dois regimes, do caso brasileiro com relação aos Estados Unidos, Europa e Alemanha, em Anderson e Terasvirta (1992), verifica-se que são idênticas, podendo ser um indicio de que a produção industrial brasileira, assim como as dos principais países mundiais possuem uma trajetória de forte e rápida ascensão da produção, assim que a economia entra em fase de recuperação. Portanto, no regime de recessão as empresas não trabalham em pleno uso da capacidade instalada.

A estrutura dos modelos STAR possibilitou, por meio dos valores da função de transição F , indicar os períodos, ao longo da série, que mais se aproximaram do regime de recessão ou expansão. E finalmente, foi possível se verificar quais as características da trajetória do sistema no longo prazo, por meio da simulação do “*skeleton*”. O índice geral de produção apresentou um ponto limite que se estabelece acima do *threshold*, e o índice de bens de capital apresentou um ciclo limite de 14 trimestres, ou 3,5 anos, indicando a existência de múltiplos equilíbrios na trajetória de longo prazo.

5 BIBLIOGRAFIA

Akaike, H. (1974), “A New Look at the Statistical Model Identification”, IEEE Transactions in Automatic Control, AC-19, 716 - 723.

Anderson H. M., Terasvirta, T., (1992), “Characterizing Nonlinearities in Business Cycles Using Smooth Transition Autorregressive Models”, Journal of Applied Econometrics, 7, 119 - 136.

Arango, L. E., Melo L. F., (2001) “Expansions and Contractions in Brazil, Colombia, and Mexico: a view through non-linear models”, Borrador de Economía, 186.

Ashley, R. A., Patterson, D. M. (1989), “Linear versus Nonlinear Macroeconomies: A Statistical Test”, International Economic Review, 30, 685-704.

Balke, N. S., Fomby, T. B. (1994), “Large Shocks, Small Shocks, and Economic Fluctuations: Outliers in Macroeconomic Time Series”, Journal of Applied Econometrics, 9, 181 - 200.

Bodkin, R. G., Klein, L. R. (1967), “Nonlinear Estimation of Aggregate Production Functions”, The Review of Economic and Statistical, 49, 28-44.

- Box, G. E. P., Tiao, G. C. (1975), "Intervention Analysis with Application to Economic and Environmental Problems", *Journal of the American Statistical Association*, 70, 70 – 79.
- Chauvet, M. (2002), "The Brazilian Business and Growth Cycles", *RBE*, 56, 75 - 106.
- Day, R. H. (1992), "Complex Economic Dynamics: Obvious in History, Generic in Theory, Elusive in Data", *Journal of Applied Econometric*, 7, Supplement: Special Issue on Nonlinear Dynamics and Economics, S9-S23.
- Diebold, F. X., Rudebusch, G. D., (1996), "Measuring Business Cycles: A Modern Perspective", *The Review of Economic and Statistics*, 78, 67 - 77.
- Dijk, D. V., Frances, P. H., (2000), *Non-linear time series models in empirical finance*, Cambridge, University Press.
- Dijk, D. V., Frances, P. H., Lucas A. (1999), "Testing for Smooth Transition Nonlinearity in the Presence of Outlier", *Journal of Business & Economic Statistics*, 17, 271 – 234.
- Dijk, D. V., Frances, P. H. e Terasvirta, T. (2000), "Smooth Transition Autoregressive Models – A Survey of Recent Developments", *Econometric Institute Researcher Report*, EI2000-23/A.
- Dijk, D. V., Strikholm, B., Terasvirta T. (2003), "The Effects of Institutional and Technological Change and Business Cycle Fluctuation on Seasonal Patterns in Quarterly Industrial Production Series", *Econometrics Journal*, 6, 79-98.
- Dijk, D. V., Dijk, H. K. V., Frances, P. H. (2005), "On the Dynamic of Business Cycles Analysis: Editor's Introduction", *Journal of Applied Econometric*, 20, 147 – 150.
- Eitrheim, O., Terasvirta T., (1996), "Testing the Adequacy of Smooth Transition Autoregressive Models", *Journal of Econometrics*, 74, 59-75.
- Escribano A., (2004), "Nonlinear Error Correction: The case of Money Demand in The United Kingdom 1878-2000", *Macroeconomics Dynamic*, 8, 76 - 116.
- Fonseca, J. S., Martins, G. A., Toledo, G. L., (1991), *Estatística Aplicada*, Editora Atlas, São Paulo, 2ª. Edição.
- Galvão, A. B. C. (2002), "Can non-linear time series models generate US business cycle asymmetric shape?", *Economics Letters*, 77, 187 - 194.
- Galvão, A. B. C. (2003), "Multivariate Threshold Models: TVARs and TVECMs", *Brazilian Review of Econometrics*, 23, Vol. 1.
- Gandolfo, G. (1997), *Economic Dynamics*, Springer, Study Edition.
- Goodwin, R. M. (1951), "The Nonlinear Accelerator and the Persistence of Business Cycles", *Econometrica*, 19, 1-17.
- Haggan, V., Ozaki, T. (1981), "Modeling Nonlinear Random Vibrations Using an Amplitude-Dependent Autoregressive Time Series Model", *Biometrika*, 68, 189-196.
- Hakes, D. R., Shen, C. H. (1995), "Monetary Policy as Decision-Making Hierarchy: The Case of Taiwan", *Journal of Macroeconomics*, Spring, 17, 357 - 368.
- Hamilton, J. D. (2005), "What's Real About the Business Cycles", *Federal Reserve Bank of St. Louis Review*, 87, 435-452.
- Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, *Série Relatórios Metodológicos, Indicadores Conjunturais da Indústria – Produção*, Vol. 31, Rio de Janeiro, 2004.
- Kaldor, N. (1940), "A Model of Trade Cycle", *The Economic Journal*, 50, 78-92.
- Keynes, J. M. (1988), *A Teoria Geral do Emprego, do Juro e da Moeda*, Série Os Economistas, Editora Nova Cultural.
- Khadaroo A. J. (2005), "A threshold in inflation dynamics: evidence from emerging countries", *Applied Economics*, 37, 719-723.
- Kiani, K. M. (2005), "Detecting Business Cycles Asymmetries Using Artificial Neural Networks and Time Series Models", *Computational Economics*, 26, 65-89.
- Kontolemis, Z. G. (1997), "Does Growth Vary over the Business Cycle? Some Evidence from G7 Countries", *Economica*, 64, 441-460.
- Naish, H. F. (1993), "Real Business Cycles in a Keynesian Macro Model", *Oxford Economic Paper*, New Series, 45, 618 – 638.
- Neftci, S. N. (1984), "Are Economic Time Series Asymmetric over the Business Cycle", *The Journal of Political Economy*, 92, 307-328.
- Öcal, N., Osborn, D. R., (2000), "Business Cycle Non-Linearities in UK Consumption and Production", *Journal of Applied Econometrics*, 15, 27-43.
- Peel, D. A., Speight, A. E. H. (1996), "Is the US business cycle asymmetric? Some further evidence", *Applied Economics*, 28, 405-415.
- Peel, D. A., Speight, A. E. H. (1998), "The nonlinear time series properties of unemployment rates: some further evidence", *Applied Economics*, 30, 287-294.
- Pesaran, M. H., Potter S. M., (1992), "Nonlinear Dynamics and Econometrics: An Introduction", *Journal of Applied Econometric*, 7, Supplement: Special Issue on Nonlinear Dynamics and Economics, S1-S7.
- Potter, S. M., (1995), "A Nonlinear Approach to US GNP", *Journal of Applied Econometrics*, 10, 109 - 125.

- Romer D. (1996), *Advanced Macroeconomics*, McGraw-Hill advanced series in economics.
- Saklin, J., Terasvirta, T. (1999), "Another Look at Swedish Business Cycles, 1861-1988", *Journal of Applied Econometrics*, 14, 359-378.
- Schwarz, G. (1978), "Estimating the Dimension of a Model", *The Annals of Statistics*, 4, 461 - 464.
- Shaw, E. S. (1947), "Burns and Mitchell on Business Cycle", *The Journal of Political Economy*, 55, 281-298.
- Terasvirta, T. (1994), "Specification, Estimation, and Evaluation of Smooth Transition Autoregressive Models", *Journal of the American Statistical Association*, 89, 208 - 218.
- Tsay, R. S. (1986), "Time Series Model Specification in the Presence of Outliers", *Journal of American Statistical Association*, 81, 132-141.
- Tsay, R. S. (1988), "Outliers, Level Shifts, and Variance Changes in Time Series", *Journal of Forecasting*, 7, 1-20.
- Tsay, R. S., (1989), "Testing and Modeling Threshold Autoregressive Processes", *Journal of the American Statistical Association*, 84, 231 – 240.
- Tsay, R. S., Tiao, G. C., (1994), "Some Advances in Non-Linear and Adaptive Modeling in Time Series", *Journal of Forecasting*, 13, 109-131.

6 ANEXO

Tabela 1: Estimativas dos modelos auto-regressivos realizadas no Teste de Detecção de *Outlier* para o Índice Geral de Produção Industrial

y_t	Modelo I	p-valor	Modelo II	p-valor	Modelo III	p-valor	Modelo IV	p-valor
constante	0,0063	0,1885	0,0072	0,1177	0,0063	0,1675	0,0085	0,0454
D1	-	-	-0,0648	0,1789	-	-	-	-
D2	-	-	0,1494	0,0025	0,1490	0,0027	0,1563	0,0006
D3	-	-	-0,1639	0,0013	-0,1657	0,0012	-0,1663	0,0004
D4	-	-	-	-	-	-	-0,1919	0,0000
y_{t-1}	0,8576	0,0000	0,9613	0,0000	0,9802	0,0000	0,9428	0,0000
y_{t-2}	-0,2561	0,0137	-0,3302	0,0017	-0,3554	0,0007	-0,3079	0,0013
y_{t-3}	0,2803	0,0068	0,1830	0,0792	0,2373	0,0146	0,2292	0,0098
y_{t-4}	-0,6380	0,0000	-0,4638	0,0000	-0,4943	0,0000	-0,4506	0,0000
y_{t-5}	0,4487	0,0000	0,3365	0,0001	0,3365	0,0001	0,2675	0,0008
R^2	0,5806	-	0,6527	-	0,6466	-	0,7095	-
AIC	-3,2446	-	-3,3802	-	-3,3804	-	-3,5588	-
SBC	-3,0998	-	-3,1629	-	-3,1873	-	-3,3416	-

Notas: AIC: critério de informação de Akaike, SBC: critério de informação de Schwarz, D1-Dummy para 1991:I, D2 – Dummy para 1991:II, D3 – Dummy para 1991:III, D4 – Dummy para 1990:II

Tabela 2: Estimativas dos modelos auto-regressivos realizadas no Teste de Detecção de *Outlier* para o Índice de Bens de Capital

y_t	Modelo I	p-valor	Modelo II	p-valor
constante	0,002867	0,7208	0,000688	0,9303
D1	-	-	0,221812	0,0130
y_{t-1}	0,870312	0,0000	0,875403	0,0000
y_{t-4}	-0,570406	0,0000	-0,492977	0,0000
y_{t-5}	0,451617	0,0000	0,385521	0,0001
y_{t-8}	-0,207822	0,0008	-0,184487	0,0023
R^2	0,688707	-	0,706702	-
AIC	-2,075384	-	-2,116747	-
SBC	-1,952635	-	-1,969448	-

Notas: AIC: critério de informação de Akaike, SBC: critério de informação de Schwarz, D1- Dummy para 1991:II