

UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ – UFC
CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA – CAEN

ENSAIOS ECONOMETRÍCOS SOBRE A DINÂMICA DO PIB
AGRÍCOLA

José Nilo de Oliveira Júnior

FORTALEZA – CE
2007

Universidade Federal do Ceará – UFC
Curso de Pós-Graduação em Economia – CAEN

JOSÉ NILO DE OLIVEIRA JÚNIOR

ENSAIOS ECONOMÉTRICOS SOBRE A DINÂMICA O PIB
AGRÍCOLA

Tese aprovada como requisito parcial para
obtenção do grau de Doutor no Programa
de Pós-Graduação em Economia - CAEN
da Universidade Federal do Ceará.

Orientador: PhD Luiz Ivan de Melo
Castelar

FORTALEZA – CE
2007

ENSAIOS ECONOMÉTRICOS SOBRE A DINÂMICA O PIB AGRÍCOLA

Tese aprovada como requisito parcial para obtenção o grau de Doutor no Programa de Pós Graduação em Economia – CAEN, Universidade Federal do Ceará.

Data de Aprovação: 16 de março de 2007.

Banca Examinadora:

Prof. PhD. Luiz Ivan de melo Castelar – Orientador

Prof. PhD. Fabrício Carneiro Linhares

Prof. PhD. Ricardo Brito Soares

Prof. Dr. Marclo Lettieri Sigueira

Prof. Dr. Roberto Tatiwa

Obrigada Meu Deus

AGRADECIMENTOS

Torna-se tarefa difícil agradecer a todos que de uma maneira ou de outra contribuíram para que esse trabalho fosse possível de ser elaborado. Por isso mesmo, certamente, devo cometer injustiça ao esquecer de algum nome. Todavia, gostaria em primeiro lugar de agradecer a minha esposa Ingrid e a minha família: minha mãe D. Rosa, meu pai José Nilo (in memoriun) e meus irmãos; Danilo, Daniel e Daniele.

Ao corpo docente do CAEN, com quem convivi durante todos esses anos de sacrifício, mas de muito aprendizado e por quem tenho grande respeito e admiração. Não posso deixar de citar alguns nomes em especial, Roberto Tatiwa, José Raimundo, Paulo Neto, Ronaldo Arraes, Emerson Marinho, Pichai, Flávio Ataliba, Edinaldo Tebaldi e Ivan Castelar, meu orientador, que muito contribuíram com minha formação pessoal e profissional. Ao professor Ivan Castelar dispensaria um obrigado muito particular, antes de tudo pela paciência e confiança em mim depositadas ao longo do curso e mesmo antes quando no período de bolsista de iniciação científica, mas também pelo convívio respeitoso, amigo e produtivo, Somam-se a eles os nomes dos funcionários Bibi, Carmem e Jô.

Agradeço também ao corpo discente do CAEN, muitos dos quais posso chamá-los de amigos. Agradeço-lhes por todos os momentos de alegrias e de dificuldades. Alguns deles são realmente marcantes: Débora Gaspar, Nicolino Trompieri, Dílson Sena, Daniel Lavor, Murilo e Carlos Manso.

SUMÁRIO

LISTA DE GRÁFICOS.....	
LISTA DE FIGURAS.....	
LISTA DE TABELAS.....	
RESUMO.....	
ABSTRACT.....	
ARTIGOS	
1. SETOR AGRÍCOLA BRASILEIRO: UMA ANÁLISE DE CONVERGÊNCIA MICRORREGIONAL.....	1
1.1 Introdução.....	1
1.2 Revisão da Literatura.....	3
1.3 Metodologia.....	6
1.3.1 Análise Teórica do Modelo de Crescimento.....	6
1.3.2 Modelo Threshold e Intervalo de Confiança.....	8
1.3.3 Análise Empírica.....	10
1.4 Resultados Empíricos.....	12
1.4.1 Análise Descritiva.....	12
1.4.2 Estimacão do Efeito Threshold.....	16
1.4.3 Análise dos Nós Terminais.....	19
1.5 Conclusão.....	23
1.6 Referências Bibliográficas.....	24
1.7 Apêndice 1.I – Lista das Microrregiões Brasileiras.....	28
2. SETOR AGRÍCOLA BRASILEIRO: UMA APLICAÇÃO DO MODELO DE TENDÊNCIAS E CICLOS COMUNS NO PERÍODO DE 1990 A 2005.....	40
2.1 Introdução.....	40
2.2 Revisão da Literatura.....	43
2.3 Metodologia	46
2.3.1 Modelo de Tendências Comuns.....	46
2.4 Análise das Séries de Tempo do Modelo.....	50

2.4.1 Teste de Dickey-Fuller Aumentado para a Ocorrência de Raiz Unitária.....	51
2.4.2 Análise de Cointegração Multivariada.....	52
2.4.3 Teste de Ciclos Comuns.....	54
2.5. Resultados Empíricos	55
25.1 Tendência Comum e Ciclos.....	55
2.5.2 Funções Impulso – Resposta.....	57
2.5.3 Decomposição das Variâncias dos Erros de Previsão das Séries de Tempo do Modelo.....	60
2.6. Conclusão.....	62
2.7. Referências Bibliográficas.....	62
2.8 APÊNDICE 2.I: Relacionamento entre o Modelo Estrutural e o Modelo na Forma Reduzida.....	65
2.9 APÊNDICE 2.II: Extração dos Ciclos Comuns.....	68
3. PREVISÃO DA TAXA DE CRESCIMENTO DO PRODUTO AGRÍCOLA BRASILEIRO: UMA APLICAÇÃO DE MODELOS DE ÍNDICE DE DIFUSÃO LINEAR E NÃO LINEAR.....	69
3.1. Introdução.....	69
3.2. Revisão da Literatura.....	72
3.3. Metodologia.....	73
3.3.1 Modelo de Índice de Difusão.....	74
3.3.2 Modelo de Índice de Difusão com Efeito Threshold.....	76
3.3.3 Estimação, Teste e Previsão.....	77
3.3.3.1 Estimação do Modelo de Índice de Difusão	77
3.3.3.2 Estimação do Modelo de Índice de Difusão com Efeito Threshold.....	78
3.3.3.3 Previsão	79
3.4 Resultados Empíricos.....	80
3.4.1 Resultados do Modelo de Índice de Difusão.....	80
3.4.2 Resultados do Modelo de Índice de Difusão com Efeito Threshold.....	82
3.5 Conclusão.....	84

3.6 Referências Bibliográficas.....	85
3.7 Apêndice 3.I – Descrição das Variáveis.....	88
3.8 Apêndice 3.II – Resultados do Modelo de Índice de Difusão.....	90

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1.1 – Dispersão do Valor da Produção Agrícola da Microrregiões do Brasil em 1970.....	13
Gráfico 1.2 – Densidade do Valor Produção Agrícola e da Educação do Brasil em 1970.....	13
Gráfico 1.3 – Dispersão do Valor da Produção Agrícola da Microrregiões das Regiões Sul, Sudeste e Centro-Oeste em 1970.....	14
Gráfico 1.4 – Densidade do Valor Produção Agrícola e da Educação da Microrregiões das Regiões Sul, Sudeste e Centro-Oeste em 1970..	15
Gráfico 1.5 – Dispersão do Valor da Produção Agrícola das Microrregiões das Regiões Norte e Nordeste em 1970.....	15
Gráfico 1.6 – Densidade do Valor Produção Agrícola e da Educação da Microrregiões das Regiões Norte e Nordeste em 1970.....	16

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 – Diagrama de Decisão do Efeito Threshold.....	18
---	----

1. Setor Agrícola Brasileiro: Uma Análise de Convergência Microrregional

1.1 Introdução

O setor agrícola brasileiro atravessou diversas mudanças nas últimas décadas, tanto na composição dos gastos do governo voltados ao setor, quanto no aspecto tecnológico. Isto, por sua vez, modificou o seu padrão de produtividade, principalmente após o início da década de 1990, o que vem lhe proporcionando uma maior atenção desde então.

Outro fator relevante é o que diz respeito à escolaridade da mão-de-obra ocupada no setor. Dados dos Censos Agropecuários¹ de 1970 até 1995/96 mostram uma evolução dos anos de estudo dos trabalhadores. Vale ressaltar que em 1970 um trabalhador rural possuía, em média, entre 0 e 1 ano de estudo, já em 1995/96 este número passou a figurar entre 3 e 4 anos. Isto comprova, apesar de ainda muito baixo, que o capital humano² do setor vem evoluindo ao longo dos anos.

Na literatura sobre desenvolvimento econômico, o capital humano tem sido considerado um fator crucial na explicação do processo de crescimento econômico dos países. No entanto, é necessário que, aliado à força de trabalho qualificada, haja também estoque de capital físico e poupança interna para alavancar e sustentar o processo de crescimento econômico.

Na literatura especializada, o grande desafio, nas últimas décadas tem sido o de incorporar e mensurar o capital humano no processo de crescimento econômico. Nos modelos de abordagem tradicional Mankiw *et. al.* (1992), adicionaram o capital humano na função de produção aumentada.

Os modelos de crescimento endógeno apresentam rendimentos crescentes de escala, em razão do capital humano ser um insumo com características especiais na função de produção. Dentre os estudos nesta linha destacam-se os de Romer (1990,1994) e Lucas (1988).

¹ Ver www.ibge.gov.br.

² Entende-se por capital humano o estoque de conhecimento acumulado, que permite aumentar a produtividade do trabalho.

Já entre os estudos que consideram as diferenças regionais como ponto central no comportamento do crescimento econômico, destacam-se o de Durlauf e Johnson (1995), Galor (1996), e Rappaport (1999). Estes argumentam que, se existe heterogeneidade entre as regiões, o sistema dinâmico de crescimento econômico poderia ser caracterizado por múltiplos estados estacionários, gerando grupos de convergência, onde a renda *per capita* convergiria ao redor de um pequeno número de estados estacionários comuns, dependendo das condições iniciais de cada região específica.

O estudo desenvolvido por Durlauf e Johnson (1995), emprega um regime de identificação implementado por Breiman *et. al.* (1984), conhecido por “Análise de Árvore de Regressões”, onde são identificados subgrupos de países com características comuns. Usando o produto *per capita* e a taxa de alfabetização como condições iniciais para os grupos de países, eles encontraram evidências da existência de múltiplos regimes de crescimento. Adotando a distribuição desenvolvida por Quah (1996), estes autores encontraram ainda evidências de clubes de convergência entre esses países; ou seja, encontraram uma distribuição bi-modal, polarizada em dois extremos de países ricos e países pobres.

Neste mesmo contexto, Desdoigts (1999), investiga a origem da heterogeneidade entre os países utilizando o método de regressão de projeção de busca. Os resultados mostram que os clubes emergem da homogeneidade que existe entre as estruturas econômicas dos países. Já Durlauf *et. al.* (2001) generalizam o modelo de crescimento de Solow no intuito de analisar o nível de heterogeneidade entre os países. Neste sentido, os resultados indicam que existe um considerável nível de heterogeneidade entre eles devido às dotações iniciais de cada um.

Num contexto regional, Johnson e Takeyama (2002), utilizando três diferentes hipóteses de convergência – absoluta, condicional e clube de convergência – descrevem o processo de desenvolvimento econômico dos Estados Unidos desde 1950, onde identificam a existência de clubes de convergência entre os estados.

Deste modo, este artigo tem como foco principal analisar o setor agrícola brasileiro a nível microrregional, tendo como objetivo investigar se existem evidências de regimes múltiplos entre as microrregiões; ou se existe evidência de convergência para regimes-múltiplos; ou ainda, se existe associação espacial entre esses regimes.

Para tanto, será utilizado o modelo threshold autoregressivo proposto por Hansen (2000) e os dados censitários agrícolas do IBGE (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística). Este modelo possui vantagens sobre outras técnicas como, por exemplo, o modelo de árvore de regressões de Durlauf e Johnson (1995), por permitir a utilização de testes estatísticos.

Além desta, o artigo se divide em mais quatro seções. A próxima seção, trata da revisão de literatura. A seção 3 apresenta a metodologia empregada no trabalho; a seção 4 traz os resultados empíricos e, por fim, a seção 5 trata das conclusões do trabalho.

1.2. Revisão da Literatura

Desde o trabalho de Baumol (1986), que concluiu pela existência de convergência entre países industrializados, o estudo da convergência entre países tem sido um tema de pesquisa controvertido. De Long (1988) contesta as conclusões de Baumol apontando, entre outros defeitos, o viés de seleção dos países analisados.

Em um clássico sobre convergência, Barro e Sala-i-Martin (1992) detectam convergência absoluta entre os estados americanos no período de 1840 a 1988; no entanto, a nível mundial somente foi detectada convergência condicional no período de 1960 a 1985. Sala-i-Martin (1996) obtêm os mesmos resultados para os países no período de 1960 a 1990, porém encontram convergência absoluta no grupo de países da OECD, β -convergência absoluta e condicional, bem como σ -convergência, para as regiões dentro dos EUA, Japão, Alemanha, Reino Unido, França, Itália e Espanha.

Já com relação à classe de modelos de crescimento endógeno, destacam-se os trabalhos de Lucas (1988) e Romer (1986). O primeiro inclui na função de produção neoclássica o insumo capital humano, concebido como o estoque de conhecimento acumulado da população. Romer, por sua vez, abandonou a hipótese de concorrência perfeita e retornos decrescentes dos fatores e postulou a existência de externalidades advindas do aprendizado adquirido no processo produtivo.

Após estes dois trabalhos, proliferou a literatura que associava o crescimento econômico ao nível educacional da sociedade. Destaca-se entre estes, por exemplo, os trabalhos de Baumol *et. al.* (1989), os quais concluem que países com níveis educacionais

semelhantes convergem mais rapidamente. Mankiw, *et. al.* (1992) verificaram que o nível de poupança, o crescimento populacional e o nível de educação explicam a maior parte da variação do crescimento econômico. Vale ressaltar que existe uma abundância de evidências empíricas que demonstram uma correlação positiva entre o nível de escolaridade e a taxa de crescimento, porém a relação causal é questionada. Um exemplo desta corrente é Bills e Klenow (2000), que apontam que o crescimento econômico é mais relevante para o nível educacional que o contrário.

Com relação à literatura mais recente do crescimento econômico, esta vem apontando a qualidade das instituições de um país como o principal responsável pelo crescimento. Várias são as tentativas de mensurar o nível de democracia, o respeito ao direito de propriedade, a agilidade do poder judiciário, a eficiência do sistema financeiro, dentre outras variáveis institucionais. Por exemplo, Hall e Jones (1999), Acemoglu *et. al.* (2001), Rodrick *et. al.* (2002) e Jonhson e Robinson (2004), encontraram evidências empíricas que corroboram a hipótese da qualidade institucional ser a mais relevante causa do crescimento econômico.

Já com relação ao Brasil, vários são os trabalhos na área de convergência. Andrade (1997), analisando o período de 1970 a 1995, revela a importância do capital humano para o crescimento econômico regional e estima que um ano adicional de estudo implica em 0,32% de variação positiva do PIB. Zini Jr (1998) conclui, utilizando a série de Azzoni (1997), pela existência de fraca convergência absoluta e convergência condicional.

Azzoni *et. al.* (2000) e Azzoni e Barossi (2003), utilizando, dados em painel e séries temporais, concluem que existe uma fraca convergência do PIB *per capita* dos estados. Segundo Azzoni e Barossi (2003), cinco estados encontram-se em processo de convergência e três de fraca convergência, enquanto Amapá, Pará, Piauí, Santa Catarina e São Paulo não estão convergindo.

Almeida *et. al.* (1997) detecta fraca convergência da produtividade do trabalho na indústria de transformação brasileira. Arraes (1997) encontra β e σ convergência do PIB *per capita* dos estados nordestinos no período de 1970 e 1995. As estimativas do autor

evidenciam uma velocidade de convergência superior a três por cento e meia-vida³ de 19 anos.

Vergolino e Monteiro Neto (1996) verificam a hipótese de convergência para as microrregiões nordestinas, no período de 1970 a 1993. O autor identifica poucas evidências de convergência absoluta e aponta as capitais estaduais como agentes inibidores do processo. Rocha e Vergolino (2001) estendem o período analisado a 1998, onde verificam a ocorrência de convergência absoluta na década de 1970, mas não encontram evidências para a década seguinte. Os autores apontam convergência condicional ao introduzirem capital humano, localização geográfica e condições de vida da população como variáveis estruturais.

Porto Jr. e Ribeiro (2000), além da metodologia usual de Barro, utilizaram matrizes de transição de Markov e estimação de funções densidades de probabilidade para analisarem o processo de convergência entre os municípios da Região Sul, no período de 1970 a 1991. Os autores constatarem a formação de dois clubes de convergência entre os municípios. Porto Jr. e Souza (2002) utilizando matrizes de transição de Markov e testes de Drennam e Lobo verificaram a inexistência de convergência entre os municípios da Região Nordeste no período de 1970 a 1991. Constataram ainda, a polarização na distribuição da renda *per capita* dos estados.

Barreto e Gondim (2004) investigaram a convergência entre estados, mesorregiões, microrregiões e municípios usando estimções de densidade de probabilidade e de núcleo estocástico. Considerando as unidades federativas, no período de 1950 a 2000, os autores verificam instabilidade no processo de convergência. A distribuição de renda *per capita* evolui ao longo do tempo para uma formação bimodal em todos os níveis geográficos. Os autores encontram evidências robustas de convergência condicional quando a distribuição de renda *per capita* é condicionada ao nível de escolaridade e à localização geográfica.

Marino (2004) analisa a hipótese de convergência entre as rendas *per capita* dos estados e dos municípios brasileiros, no período de 1970 a 2000. Por meio de regressões *cross-section*, análise temporal da dispersão, estimação não-paramétrica de distribuições de probabilidade e matrizes de transição de Markov, rejeitou a hipótese de convergência

³ O termo “meia-vida”, na literatura de crescimento econômico, significa o tempo necessário para reduzir à metade as diferenças entre os produtos *per capita*.

absoluta entre os estados. No entanto, constatou a polarização da renda *per capita* em dois clubes de convergência. O primeiro é formado pelos estados da Região Norte e Nordeste, e o segundo é formado pelas unidades subnacionais das regiões Sudeste, Sul e Centro-Oeste. Vale ressaltar que o capital humano, mensurado por meio do nível educacional e o grau de urbanização do município parecem ser as variáveis condicionantes de maior relevância para o processo de convergência.

Pode-se constatar nos diversos trabalhos sobre a hipótese de convergência para o Brasil, bem como nos diversos períodos de análise, que existem algumas conclusões coincidentes. Observa-se, entre os estados brasileiros, que o processo de convergência é inexistente ou instável e fraco. Em relação aos municípios, não obstante o pequeno número de trabalhos, a literatura aponta para a divergência e a polarização. Percebe-se, assim, que ao contrário dos países desenvolvidos, as desigualdades regionais brasileiras são extremamente persistentes.

1.3 Metodologia

1.3.1 Análise Teórica do Modelo de Crescimento

Para derivar as implicações entre as microrregiões brasileiras, a metodologia empregada aqui se baseia em Durlauf e Johnson (1995), que segue o modelo de crescimento de Solow aumentado. O modelo em questão considera que o valor da produção da microrregião i , em t ($Y_{i,t}$), é determinado por uma função de produção do tipo Cobb-Douglas, apresentando como argumentos a tecnologia, (A_t); o trabalho, ($L_{i,t}$); o capital físico ($K_{i,t}$) e o capital humano ($H_{i,t}$), como mostra a equação abaixo:

$$Y_{i,t} = \phi K_{i,t}^{\alpha} H_{i,t}^{\gamma} (A_t L_{i,t})^{1-\alpha-\gamma} \quad (1.1)$$

Assume-se que todas as variáveis estão no tempo contínuo. A tecnologia e a força de trabalho crescem a uma taxa constante, dadas por g e n_t , respectivamente. Cada microrregião multiplica seu estoque de capital físico e humano pela taxa de poupança, representadas por s_i^k e s_i^h , enquanto ambos os estoques depreciam-se a mesma taxa δ .

Isto induz a equação de acumulação do capital da forma $dK_{i,t}/dt = s_i^k Y_{i,t} - \delta K_{i,t}$ e $dH_{i,t}/dt = s_i^h Y_{i,t} - \delta H_{i,t}$. Como resultado, sobre qualquer intervalo de T a $T + \tau$ o produto por trabalhador segue a seguinte lei:

$$\begin{aligned} \ln(Y/L)_{i,T+\tau} - \ln(Y/L)_{i,T} = & g\tau + (1 - e^{-\lambda_i}) \left(\Theta + \frac{\alpha}{1 - \alpha - \gamma} \ln(s_i^k) + \frac{\gamma}{1 - \alpha - \gamma} \ln(s_i^h) \right) \\ & - \frac{\alpha + \gamma}{1 - \alpha - \gamma} \ln(n_i + g + \delta) - \ln(Y/L)_{i,T} \end{aligned} \quad (1.2)$$

onde $\Theta = 1/(1 - \alpha - \gamma) \ln \phi - \ln A_T - gT$ e $\lambda_i = (1 - \alpha - \gamma)(n_i + g + \delta)$ é a taxa de convergência em direção ao estado estacionário.

Na literatura contemporânea específica é comum observar novos modelos que são baseados na idéia de que pode ocorrer a existência de funções de produção que não sejam côncavas, permitindo diferentes equilíbrios de estado estacionário para diferentes condições iniciais. Um destes modelos é o de Azariadis-Drazen, que introduz um efeito limiar (*threshold*) no processo de acumulação de capital físico ou humano, de forma que

$$Y_{i,t} = \phi K_{i,t}^{\alpha_j} H_{i,t}^{\gamma_j} (A_t L_{i,t})^{1 - \alpha_j - \gamma_j} \quad (1.3)$$

onde

$$\alpha_j = \begin{cases} \alpha_1 & \text{se } K_{i,t} < \tilde{K}_t, \\ \alpha_2 & \text{caso contrário} \end{cases} \quad \text{e} \quad \gamma_j = \begin{cases} \gamma_1 & \text{se } H_{i,t} < \tilde{H}_t, \\ \gamma_2 & \text{caso contrário} \end{cases}$$

Este tipo de não-convexidade⁴, para alguns valores limiares de \tilde{H}_t e \tilde{K}_t , gera múltiplos estados estacionários com a seguinte lei de formação,

$$\begin{aligned} \ln(Y/L)_{i,T+\tau} - \ln(Y/L)_{i,T} = & gr + (1 - e^{-\lambda_i}) \left(\Theta_j + \frac{\alpha_j}{1 - \alpha_j - \gamma_j} \ln(s_i^k) + \right. \\ & \left. \frac{\gamma_j}{1 - \alpha_j - \gamma_j} \ln(s_i^h) - \frac{\alpha_j + \gamma_j}{1 - \alpha_j - \gamma_j} \ln(n_i + g + \delta) - \ln(Y/L)_{i,T} \right) \end{aligned} \quad (1.4)$$

⁴ A não-convexidade da função de produção estar intimamente ligada a heterogeneidade observada entre as microrregiões, o que leva a possibilidade de existência de múltiplos estados estacionários.

onde $\lambda_{i,j} = (1 - \alpha_j - \gamma_j)(n_i + g + \delta)$ e $\Theta_j = 1/(1 - \alpha_j - \gamma_j) \ln \phi - \ln A_T - gT$.

Assim, as microrregiões irão seguir umas das quatro leis de formação distintas do Modelo de Solow, de acordo com o relacionamento entre $(K_{i,t}, H_{i,t})$ e (\tilde{K}, \tilde{H}) .

É importante notar que o modelo ilustrado acima encoraja a estratégia empírica adotada neste trabalho que tem como principal objetivo analisar o comportamento dos subgrupos de microrregiões, identificados por dotações iniciais do valor da produção *per capita* e seguindo diferentes tipos de regressões de crescimento de Solow.

1.3.2 Modelo Threshold e Intervalo de Confiança

A abordagem descrita abaixo é baseada em Hansen (2000) que desenvolveu um modelo que permite a divisão da amostra baseado em uma função indicadora, a qual utiliza variáveis observáveis definidas previamente pelo pesquisador, como determinantes na divisão da amostra em subgrupos. As equações a seguir descrevem o modelo e as técnicas de inferência estatística necessárias para a análise empírica proposta neste trabalho.

O modelo de regressão com efeito *threshold*, pode ser expresso como:

$$y_i = \theta'_1 x_i + e_i, \quad q_i \leq \gamma \quad (1.5)$$

$$y_i = \theta'_2 x_i + e_i, \quad q_i > \gamma \quad (1.6)$$

onde q_i é a variável *threshold*, a qual é usada para dividir a amostra em dois grupos que podem ser chamados de classes ou regimes. A variável aleatória e_i é o erro de regressão.

Para escrever o modelo em uma única equação, define-se a variável *dummy* $d_i(\gamma) = I\{q_i \leq \gamma\}$, onde $I\{\cdot\}$ é uma função indicadora, e faz-se $x_i(\gamma) = x_i d_i(\gamma)$, tal que:

$$y_i = \theta'_2 x_i + \delta'_n x_i(\gamma) + e_i \quad (1.7)$$

onde $\delta'_n = \theta'_2 - \theta'_1$.

A equação (1.7) pode ser representada na forma matricial. Isto é, Y e e são vetores ($n \times 1$); X e X_γ matrizes com dimensão ($n \times m$); então, a equação (1.7) pode ser escrita como,

$$Y = X\theta + X_\gamma\delta_n + e \quad (1.8)$$

Os parâmetros da equação acima $(\theta, \delta_n, \gamma)$ podem ser estimados por mínimos quadrados. Definindo $S_n(\theta, \delta, \gamma) = (Y - X\theta - X_\gamma\delta)'(Y - X\theta - X_\gamma\delta)$, como a função da soma dos erros ao quadrado, por definição os estimadores de mínimos quadrados $\hat{\theta}, \hat{\delta}, \hat{\gamma}$, minimizam a soma acima. Neste processo, assume-se que γ é restrito a um conjunto limitado $[\underline{\gamma}, \bar{\gamma}] = \Gamma$.

Condicionando os parâmetros da equação (1.8) em relação aos valores de γ , obtém-se os estimadores de mínimos quadrados condicionados, $\hat{\theta}(\gamma)$ e $\hat{\delta}_n(\gamma)$, através da regressão de Y em $X_\gamma^* = [XX_\gamma]$. Assim, $S_n(\theta, \delta, \gamma)$ pode ser escrita na forma concentrada:

$$S_n(\gamma) = S_n(\hat{\theta}(\gamma), \hat{\delta}(\gamma), \gamma) = Y'Y - Y'X_\gamma^*(X_\gamma^*X_\gamma^*)^{-1}X_\gamma^*Y \quad (1.9)$$

Para encontrar o valor de $\hat{\gamma}$ que minimiza a equação (1.9) deve-se realizar uma varredura sobre os valores de γ ; i.e. sobre Γ , tal que

$$\hat{\gamma} = \arg \min_{\gamma \in \Gamma_n} S_n(\gamma)$$

onde $\Gamma_n = [\underline{\gamma}, \bar{\gamma}] \cap \{q_1, \Lambda, q_n\}$, e $\{q_1, \Lambda, q_n\}$ é a amostra de variáveis candidatas à variável *threshold*. Após a determinação de $\hat{\gamma}$, as estimativas de MQO de θ e γ , são dadas por $\hat{\theta} = \hat{\theta}'(\hat{\gamma})$ e $\hat{\delta} = \hat{\delta}'(\hat{\gamma})$.

Em geral, a estimação do intervalo de confiança no modelo *threshold* é encontrada através da inversão da estatística de Wald ou da estatística t . No entanto, como no modelo em questão o parâmetro γ não é identificado, a estatística de Wald tem suas propriedades

de pequenas amostras prejudicadas⁵. A estratégia utilizada por Hansen é baseada na estatística de verossimilhança $LR_n(\gamma)$.

Para elaborar regiões de confiança baseado em $LR_n(\gamma)$, define-se C como o nível de intervalo de confiança assintótico ($C = 0,95$), $c = c_{\xi}(C)$ como o valor crítico do intervalo $\hat{\Gamma} = \{\gamma : LR_n(\gamma) \leq c\}$. Um método gráfico para encontrar a região de $\hat{\Gamma}$, sob a hipótese de homocedasticidade, é grafar a taxa de verossimilhança $LR_n(\gamma)$ contra γ e traçar uma linha horizontal em c . Equivalentemente, pode-se grafar a soma dos resíduos dos erros quadrados, $S_n(\gamma)$, contra γ e traçar uma reta em $S_n(\hat{\gamma}) + \hat{\sigma}^2 c$.

Observe-se que se a hipótese de homocedasticidade é rejeitada, a estatística de verossimilhança pode ser redefinida como:

$$LR_n^*(\gamma) = \frac{LR_n(\gamma)}{\hat{\eta}^2} = \frac{S_n(\gamma) - S_n(\hat{\gamma})}{\hat{\sigma}^2 \hat{\eta}^2} \quad (1.10)$$

1.3.3 Análise Empírica

Após o modelo *threshold* identificar a existência de múltiplos regimes, foram estimadas regressões por MQO em cada grupo com características socioeconômicas diferentes⁶.

O modelo econométrico é obtido utilizando o mesmo valor de λ_i para todas as microrregiões, resultando na seguinte equação para o produto por trabalhador:

$$\ln(Y/L)_{i,T+r} - \ln(Y/L)_{i,T} = \beta_0 + \beta_1 \ln(Y/L)_{i,T} + \beta_2 \ln((Investimento/Y)_i) + \beta_3 \ln(escolaridade)_i - \beta_4 \ln(n_i + g + \delta) + \varepsilon_i \quad (1.11)$$

⁵ Mais informações ver Dufour (1997).

⁶ Foram empregadas estimações com correções para heterocedasticidade. Mais informações ver Durlauf e Johnson (1995).

Onde $\varepsilon \sim N(0, \Omega_\varepsilon)$ é o erro da regressão. As variáveis $(Investimento/Y)_i$ e $(escolaridade)_i$ são usadas como *proxies* para o capital físico (s_i^k) e o capital humano (s_i^h) , respectivamente, e ainda assume-se, segundo Mankiw *et. al.* (1992), que $g = 0,02$ e $\delta = 0,03$.

A evidência de convergência é associada com o sinal negativo para β_1 . Ou seja, a convergência ocorre quando economias com produto *per capita* baixo crescem mais rápido que economias com produto *per capita* alto. Vale salientar que a taxa de convergência em estado estacionário é dada por $\lambda_i = \ln(1 + \beta_1)/\tau$.

Os dados utilizados são *cross-sections* para 538 micro-regiões⁷ de acordo com a definição do IBGE nos anos de 1970 e 1996 e foram coletados junto ao IPEADATA⁸. As variáveis utilizadas são descritas abaixo.

- i. $(Y/L)_{i,t}$ = Valor da produção agrícola⁹ total *per capita* para a microrregião i , no ano de 1970;
- ii. $(Investimento/Y)_i$ = A participação do investimento realizado no valor da produção durante todo o ano de 1996, usada como *proxy* para o capital físico;
- iii. $(escolaridade)_i$ = Número médio de anos de estudo da população rural com idade de 25 anos ou mais na microrregião i no ano de 2000¹⁰;
- iv. $(n)_i$ = Taxa de crescimento da população rural da microrregião i no ano de 1996.

⁷ Vale salientar que o número exato de microrregiões hoje é de 558, no entanto como o ano tomado como base no trabalho é 1970, 20 microrregiões tiveram que ser excluídas da amostra por não existirem em 1970.

⁸ Ver www.ipea.gov.br.

⁹ O valor da produção agrícola tanto em 1970 como em 1995, estão em R\$ de 2000 na unidade de mil reais.

¹⁰ Foi utilizado como *proxy* para a média de anos de estudo em 1996 a média de anos de estudo em 2000 no meio rural.

1.4. Resultados Empíricos

1.4.1 Análise Descritiva

A intenção da análise descritiva realizada abaixo é a de verificar se existem indícios preliminares de grupos de microrregiões com características socioeconômicas diferentes.

Para tanto, foi utilizado primeiramente uma análise de dispersão das microrregiões levando-se em conta a taxa de crescimento do valor da produção *per capita* entre 1970-1996 e o logaritmo do valor da produção em 1970. A intenção é verificar a inclinação da nuvem de dispersão, uma vez que se esta inclinação for negativa haverá indícios de convergência entre as mesmas.

Outro método utilizado foi a análise da densidade tanto do logaritmo do valor da produção em 1970 como dos anos médios de estudo em 1996. A estimação de densidades consiste em considerar cada observação de uma amostra de tamanho n como o ponto central de um intervalo de tamanho h^{11} , então a função densidade será estimada por,

$$\hat{f}_h(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n P(x_i)$$

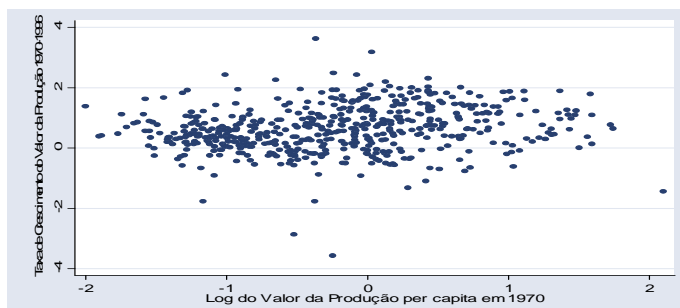
onde $P(x_i)$ é uma função de ponderação.

Um exemplo de aplicação de análise de densidades é o estudo de Jones (1997), que analisando a evolução da densidade da renda *per capita* dos países, nota que esta distribuição passou de unimodal para bi-modal, no período entre 1960 e 1988. O que suportaria a hipótese de que enquanto alguns países tendem a convergir em direção aos mais ricos, outro grupo de países parece ficar cada vez mais longe de tal objetivo.

Deste modo, observando o Gráfico 1.1 abaixo, onde estão dispostos os dados para todas as microrregiões, conclui-se que existe uma grande concentração do logaritmo do valor da produção *per capita* em torno de zero e que não há nenhum indicativo da existência do processo de convergência entre essas microrregiões.

¹¹ A escolha ótima do parâmetro h depende da verdadeira densidade, bem como do tamanho da amostra. Uma regra de bolso comumente usada com o núcleo normal é $h = \sigma(1,06)n^{-1/3}$, Silverman (1986).

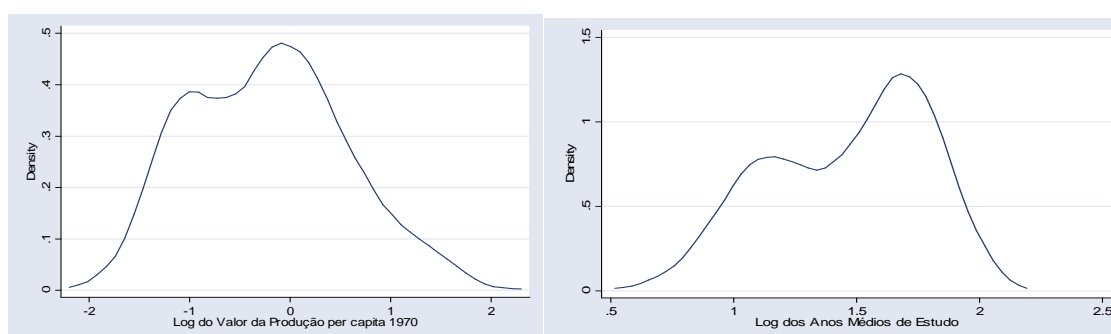
GRÁFICO 1.1: Dispersão do Valor da Produção Agrícola das Microrregiões do Brasil em 1970



Fonte: Resultado da Pesquisa.

No entanto, observando o Gráfico 1.2, quando se considera a densidade do logaritmo do valor da produção e da educação em 1970, observa-se que ambas as distribuições são bi-modais indicando claramente a existência de dois grandes grupos de microrregiões com características socioeconômicas diferentes. Há claramente um grupo de microrregiões pobres e um grupo de microrregiões mais ricas, onde no grupo de microrregiões mais ricas, o número médio de anos de estudo é maior.

GRÁFICO 1.2: Densidade¹² do Valor da Produção Agrícola e da Educação do Brasil em 1970



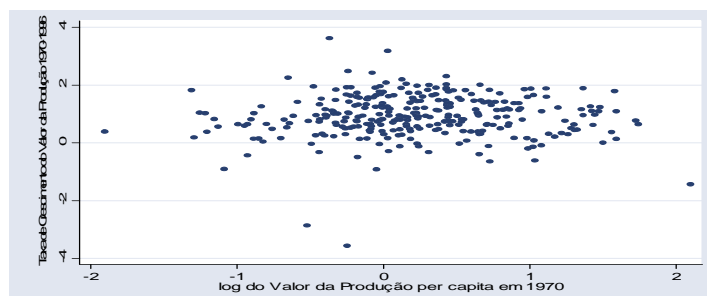
Fonte: Resultado da Pesquisa

¹² Foi considerado a Função de Epanechnikov para estimar a densidade.

Como a análise da amostra de todas as microrregiões mostrou, a priori, que existem dois grandes grupos de microrregiões, separou-se a amostra entre as regiões com características semelhantes com a intenção de verificar a existência de outros grupos dentro dessas regiões. Desta forma, é feita a divisão da amostra em dois grandes grupos, i) Sudeste, Centro-Oeste e Sul, e, ii) Norte e Nordeste.

i) Sudeste, Centro-Oeste e Sul

GRÁFICO 1.3: Dispersão do Valor da Produção Agrícola das Microrregiões das Regiões Sul, Sudeste e Centro-Oeste em 1970



Fonte: Resultado da Pesquisa

No gráfico acima estão dispostos os dados do valor da produção de todas as microrregiões que compõem estas três regiões, de onde se pode concluir que não há nenhum padrão de convergência. Já quando se observa o gráfico da densidade do valor da produção *per capita* e da educação observa-se uma distribuição unimodal, com uma grande concentração em torno do ponto médio, e que este grupo de microrregiões é o grupo de microrregiões mais rico que foi observado quando se considera a amostra total.

GRÁFICO 1.4: Densidade¹² do Valor da Produção Agrícola e da Educação das Microrregiões das regiões Sul, Sudeste e Centro-Oeste em 1970

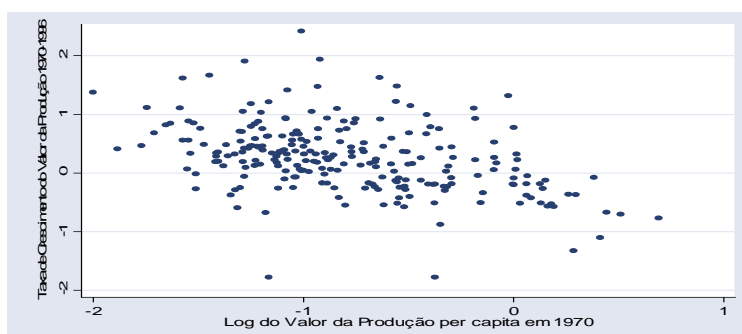


Fonte: Resultado da Pesquisa

ii) Norte e Nordeste

No que tange às regiões Norte e Nordeste pode-se observar uma ligeira inclinação negativa, indicando um possível padrão de convergência quando se considera todas as microrregiões em questão. Com relação ao gráfico da densidade do logaritmo do valor da produção em 1970 observa-se uma distribuição unimodal com uma dispersão acentuada em torno do ponto médio.

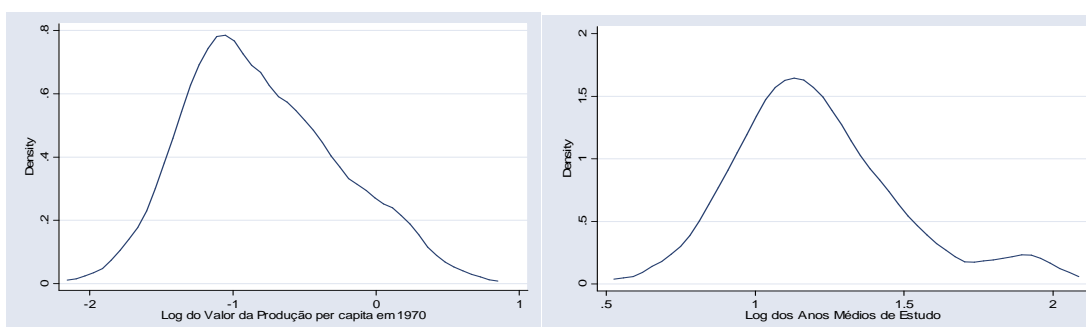
GRÁFICO 1.5: Dispersão do Valor da Produção Agrícola das Microrregiões das Regiões Norte e Nordeste em 1970



Fonte: Resultado da Pesquisa

Já com relação à densidade da educação observa-se uma distribuição bi-modal, com a formação de dois grupos; um com um grande número de microrregiões com uma baixa média de anos de estudo, e outro com um pequeno número de microrregiões com uma média de anos de estudo um pouco maior, em torno de 1,8 anos.

GRÁFICO 1.6: Densidade¹² do Valor da Produção Agrícola e da Educação das Microrregiões das regiões Norte e Nordeste em 1970



Fonte: Resultado da Pesquisa

Deste modo, pode-se concluir que, há fortes indícios de formação de grupos microrregionais com características diferentes, indicando a possível existência de clubes de convergência.

1.4.2 Estimação do Efeito Threshold

A variável valor da produção-1970 foi considerada como candidata a variável *threshold* do modelo. Evidências para o efeito *threshold* são obtidas usando o teste de Multiplicador de Lagrange com correção para heterocedasticidade, como descrito anteriormente. O procedimento consiste em verificar se existe evidência para o efeito *threshold*, considerando a hipótese nula de inexistência e computando os *p-valores* via *bootstrap*.

O teste para efeito *threshold* foi aplicado de forma interativa até não haver mais evidências estatísticas da necessidade de novas subdivisões amostrais. A Tabela 1.I abaixo sumariza os resultados encontrados para a divisão da amostra entre os nós de decisão. Esta contém a identificação de cada nó, os valores da estatística LM, o valor *threshold* e o intervalo de confiança. Os resultados revelam a existência de quatro nós de decisão. Um inicial, dois na primeira interação e um na segunda interação, correspondendo respectivamente ao nó do valor da produção e aos nós 1.1; 1.2 e 2.2.

TABELA 1.I: Decisão de Divisão da Amostra

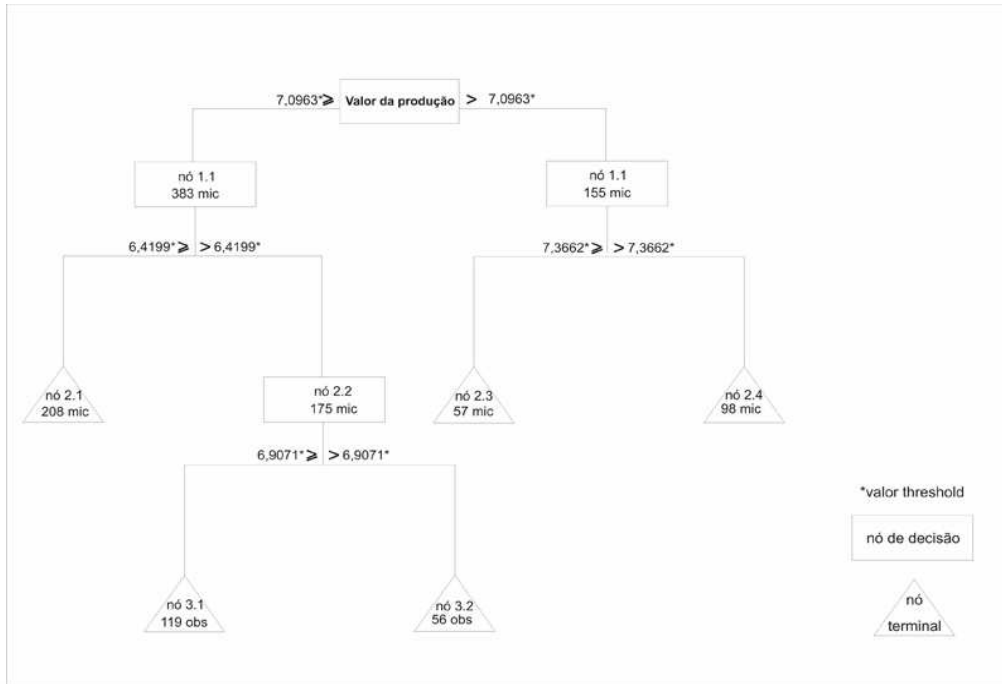
Nó de Decisão	Teste LM	Decisão de Divisão	
	VProd91	Valor <i>threshold</i>	Intervalo de Confiança
Vprod	33.17	6.90	[6.90, 7.19]
1.1	22.39	5.74	[5.74, 6.67]
1.2	16.69	7.41	[7.26, 8.27]
2.2	15.25	6.90	[6.90 - 6.94]

Nível de significância utilizado foi de 95% e H0: não há divisão da amostra.

Fonte: Resultado da Pesquisa

Um diagrama de árvore de decisão foi elaborado contendo os nós de decisão e os nós terminais. Nele os quadrados representam os nós de decisão e os triângulos representam os nós terminais. As informações em cada quadrado representam a identificação do nó e o número de microrregiões contidas nele. Já o valor *threshold* é disposto nos braços que saem de cada nó. Similarmente, a informação dentro do nó terminal representa sua identificação e o número de microrregiões. Ressalta-se que o lado esquerdo de cada nó de decisão contém as observações no qual a variável é menor ou igual ao valor *threshold*.

FIGURA 1.1: Diagrama de Decisão do Efeito Threshold



Fonte: Resultado da Pesquisa

De acordo com a Figura 1.1, pode-se observar a existência de quatro nós de decisão, bem como cinco nós terminais. Isto implica na existência de cinco grupos com características socioeconômicas distintas.

O clube 2.1, corresponde ao clube mais pobre, abrangendo as 208 microrregiões com valor da produção *per capita* inferior a R\$ 613,95¹³. O nó 3.1 corresponde ao clube de convergência com 119 microrregiões que possuem o valor da produção *per capita* entre R\$ 613,95 e 999,35¹³. O nó 3.2 corresponde ao clube de convergência com 56 microrregiões que possuem o valor da produção *per capita* entre R\$ 999,35 e 1207,50¹³. O nó 2.3 corresponde ao clube de convergência com 57 microrregiões que possuem o valor da produção *per capita* entre R\$ 1207,50 e 1581,60¹³. Já o nó terminal 2.4 corresponde ao

clube de convergência mais rico, compreendendo as 98 microrregiões que possuem o valor da produção *per capita* superior a R\$ 1581,60¹³.

1.4.3 Análise dos Nós Terminais

A Tabela 1.II abaixo apresenta os resultados de MQO para cada um dos cinco nós terminais e para a amostra total; ou seja, para todo o Brasil.

Observe-se que quando se considera a amostra total, o coeficiente do logaritmo do Valor da Produção *per capita* das microrregiões apresenta-se insignificante indicando, desta forma, que não se pode inferir nada sobre a existência do processo de convergência ou divergência entre estas microrregiões. Uma possível explicação para este fato pode ser o alto grau de heterogeneidade existente entre as mesmas. Outro ponto importante é que tanto o capital físico como o capital humano mostraram-se significantes.

Marino (2004) encontrou em seu estudo para estados e municípios brasileiros, considerando a economia como um todo em uma análise de *cross-section*, indícios da existência de clubes de convergência, mas rejeitou a hipótese de convergência absoluta. Já Barreto e Gondim (2004) em estudo para estados, mesorregiões e microrregiões através da análise de estimações de densidade de probabilidade e núcleo estocástico no período de 1950 a 2000, também para o total da economia, encontraram instabilidade no processo de convergência, verificando fortes indícios de convergência condicional em detrimento da convergência absoluta.

Ao analisar os nós terminais observa-se a formação de cinco clubes de convergência bem distintos. O grupo 2.4 é o grupo de microrregiões com maior valor da produção *per capita*; o grupo 2.1 é o grupo com menor valor da produção *per capita*; já os grupos 3.1; 3.2 e 2.3 são os clubes com renda intermediária.

Observando os resultados para o clube com maior valor da produção *per capita* (2.4), pode-se constatar a existência do processo de convergência dentro deste grupo. No entanto, o capital físico e o capital humano não se mostraram importantes na explicação do processo de crescimento.

¹³ Esse valor é derivado da aplicação do antilog no valor *threshold* correspondente na figura 1.

TABELA 1.II: Análise de Regressão

	Brasil	2.1	3.1	3.2	2.3	2.4
Microrregiões	538	208	119	56	57	98
Constante	-0.8835 (0.5237)	0.0486 (1.7627)	-5.4415** (3.2266)	-2.5444 (10.5234)	-43.7875* (5.9893)	-16.4711* (5.6332)
ln(V.Prod.)₁₉₇₀	0.0498 (0.0644)	-0.3847* (0.1284)	0.9347* (0.5175)	-0.5315 (1.4165)	0.4643 (0.6739)	-0.4277* (0.2133)
ln(Investimento/Y)	0.1714* (0.0457)	0.2142* (0.0755)	0.2685* (0.0577)	0.2148** (0.1311)	0.6427* (0.1241)	-0.0237 (0.1530)
ln(escolaridade)	0.4722* (0.1693)	0.1807 (0.2051)	0.0730 (0.4244)	1.0681* (0.2701)	0.7641* (0.3115)	0.4935 (0.6561)
ln(n_i+g+δ)	-0.9021* (0.5007)	-2.6632* (1.5787)	-0.3917 (0.3366)	-6.2535* (1.7984)	-44.6440* (3.7984)	-21.3519* (6.3779)
R² ajustado	0.10	0.08	0.11	0.30	0.22	0.26
Resíduo de Variância	0.47	0.33	0.69	0.51	0.69	0.36

Obs: * significantes a 5%;

** significantes a 10%;

Valores entre parênteses são os desvios-padrões.

Fonte: Resultado da Pesquisa

Com relação ao clube com menor valor da produção *per capita* (2.1), observa-se que o processo de convergência se manifesta e que o capital físico mostra-se importante na explicação do crescimento dessas microrregiões, o mesmo não ocorrendo com o capital humano. Dada as condições socioeconômicas deste clube, era de se esperar que tanto o capital físico como o capital humano fossem importantes para explicar o processo de crescimento, entretanto, o capital físico pode ter sua importância elevada no período inicial dado o estado de pobreza das mesmas.

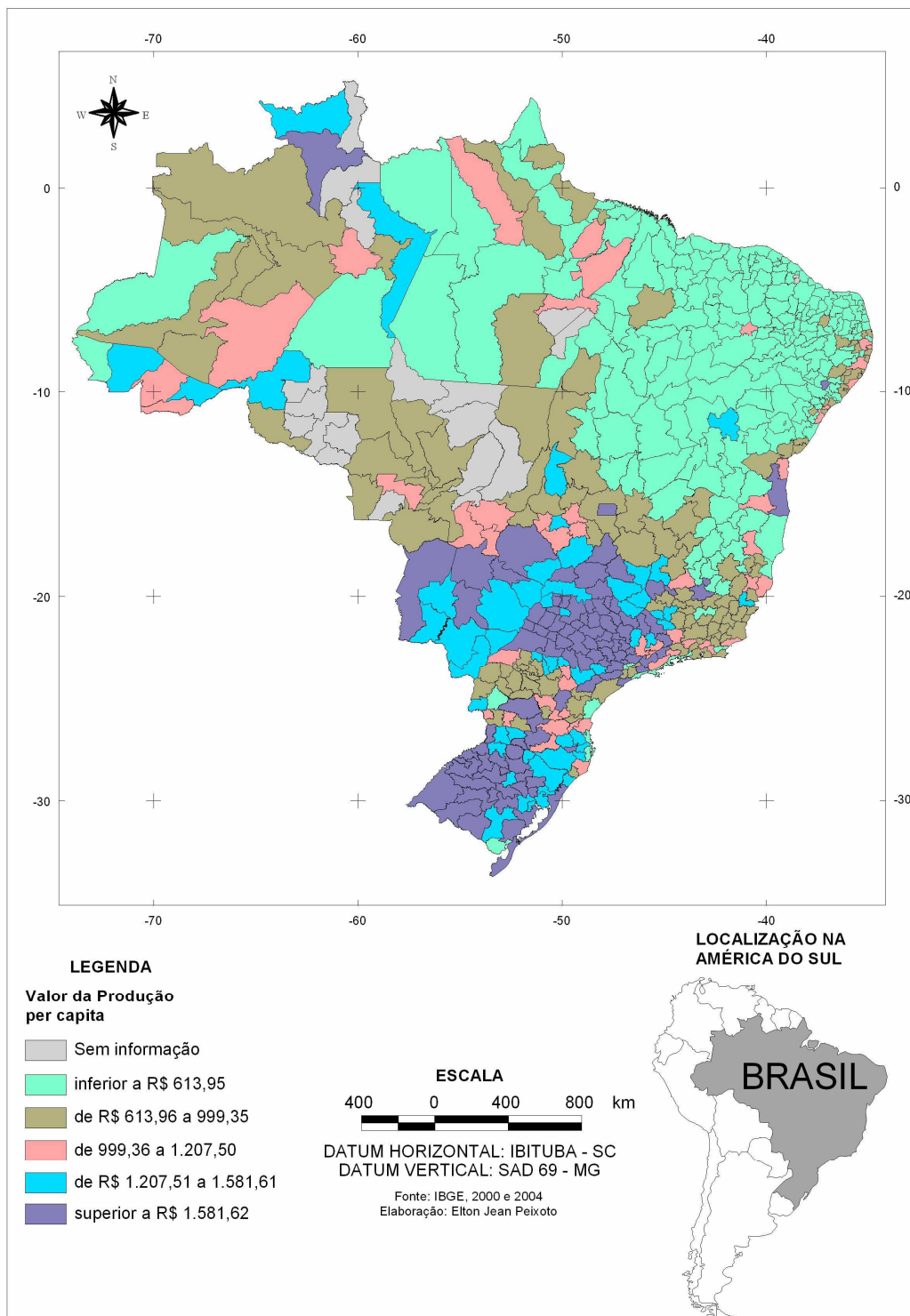
O clube de convergência com valor a produção *per capita* entre R\$ 613,95 e 999,35 (3.1); apresenta seus resultados semelhantes ao clube de convergência mais pobre. No entanto, manifesta um processo de divergência, sendo o capital físico importante para explicar o processo de crescimento e o mesmo não ocorrendo com o capital humano. O processo de divergência verificado neste clube indica que as microrregiões podem estar migrando em duas direções; parte para o clube com microrregiões mais pobres e parte para o clube de microrregiões com valor da produção *per capita* entre R\$ 999,35 e 1207,50 (3.1).

Já com relação aos clubes com valor da produção *per capita* dentro dos intervalos R\$ 999,35 - 1207,50 (3.2) e R\$ 1207,50 - 1581,60 (2.3) os resultados foram bem próximos,

não exibindo processos de convergência nem de divergência. O capital físico é importante para explicar o processo de crescimento dos dois clubes. No entanto, o capital humano é importante apenas para o processo de crescimento do clube com valor da produção mais elevado (2.3).

Analisando o Gráfico 1.7 abaixo, que trata da dispersão espacial dos clubes de convergência, verifica-se que as microrregiões pertencentes ao clube mais pobre pertencem principalmente a região Nordeste e parte da região Norte. As microrregiões pertencentes ao clube mais rico encontram-se principalmente nas regiões Sul e Sudeste do país. Já as microrregiões pertencentes aos três clubes intermediários, estão dispostas em todas as regiões brasileiras, concentrando-se nas regiões Sudeste e Centro-Oeste.

Gráfico 1.7 – Dispersão Espacial das Microrregiões de acordo com a Classificação dos Clubes de Convergência



Fonte: Resultado da Pesquisa

Um fato curioso, considerando todas as regressões, é que a *proxy* utilizada para capital humano mostrou-se significativa apenas para dois dos cinco clubes de convergência. Já a *proxy* para capital físico mostrou-se significativa em quatro dos cinco clubes.

Em termos gerais, esperava-se que a acumulação de capital humano (educação) fosse importante na explicação do processo de crescimento das microrregiões. No entanto, segundo Krueger and Lindahl (2001), os resultados contraditórios advêm da especificação da relação entre crescimento econômico e nível de educação.

Mankiw, Romer e Weil (1992), testaram os efeitos do capital humano no crescimento econômico dos países, utilizando a quantidade de alunos matriculados no secundário como uma medida de investimento efetivo em educação. O resultado foi de que o capital humano era o agente principal da causa dos aumentos de produtividade nas economias. No entanto, este resultado foi contestado por Benhabib e Spiegel (1994). Utilizando uma nova medida de capital humano, construída a partir dos diferentes níveis de escolaridade dos países, os autores não encontraram relação entre capital humano e crescimento econômico. Klenow e Rodriguez-Clare (1997) também encontraram um papel muito modesto para o capital humano na explicação das taxas de crescimento dos países. Esta contestação aparece também em artigo mais recente de Wolf (2000). O autor confirmou resultado similar para a educação secundária e terciária, inclusive em algumas especificações estas variáveis aparecem com sinal negativo. A única relação modesta encontrada foi o da educação primária na explicação do crescimento da produtividade.

5. Conclusão

Este trabalho teve como objetivo investigar a existência do processo de convergência entre as microrregiões brasileiras, levando em consideração a possibilidade de existência de grupos de microrregiões com características diferentes. Para tanto foi utilizado o modelo threshold apresentado por Hansen (2000) bem como dados censitários coletados junto ao IPEADATA.

Os resultados mostraram que a hipótese de existência de grupos de microrregiões com características socioeconômicas diferentes foi comprovada, indicando a existência de cinco clubes de convergência. Já dentro dos clubes de convergência, os resultados de MQO

mostraram que a hipótese de convergência se verifica dentro dos clubes extremos (o mais rico e o mais pobre) mas não é verificado dentro dos clubes intermediários.

Os resultados também mostraram que o capital físico parece influenciar o processo de crescimento das microrregiões, o que já não acontece com o capital humano, que só é significativo no clube das microrregiões com valor da produção *per capita* dentro dos intervalos R\$ 999,35 - 1207,50 (3.2) e R\$ 1207,50 - 1581,60 (2.3). Os resultados aqui encontrados para o capital humano corroboram os resultados de Freitas e Bacha (2004), quando estes consideram o efeito limiar para o capital humano. Vale destacar que o processo de acumulação de riqueza deve ser acompanhado tanto de mão-de-obra qualificada quanto de capital físico e poupança interna para alavancar e sustentar o processo de crescimento econômico.

Trabalhos posteriores poderão estender a análise de convergência no setor agrícola para um outro conjunto de variáveis. A inclusão de alguma variável que medisse o grau de treinamento do pessoal ocupado no campo como, por exemplo, técnicas de manejo específicas da produção talvez rendesse um resultado mais relevante para esta variável.

6. Referências Bibliográficas

ACEMOGLU, D; JOHNSON, S. e ROBINSON, J. *The Colonial Origins of Comparative Development: na Empirical Investigation*. American Economic Review, v91, n5, pp.1369-1401, 2001.

ALMEIDA, M. B.; CASTELAR, I.; CARVALHO JÚNIOR, J. R. A. e FRANÇA, J. M. S., *Padrões de β -convergência e σ -convergência: Uma Análise da Indústria Brasileira*. Revista Econômica do Nordeste, Fortaleza, v28, pp. 275-288, 1997.

ANDRADE, M. V., *Educação e Crescimento Econômico no Brasil: Evidências Empíricas para os Estados Brasileiros – 1970/1995*. In XXV Encontro Nacional de Economia, Anais da Anpec, v3, pp. 1528-1548, dez, 1997.

- ARRAES, R. de A. *Hipótese de Convergência da Renda per capita e da Produtividade Setorial para o Nordeste*. Fortaleza, CAEN/UFC, Texto para Discussão, 1997.
- AZZONI, C. R., *Concentração Regional e Dispersão das Rendas per capita Estaduais: Análise a partir de Séries Históricas Estaduais de PIB, 1939-1995*. Estudos Econômicos, v27, n3, 1997.
- AZZONI, C. R. e BAROSSO FILHO, M., *A Time Series Analysis of Regional Income Convergence In Brazil*. Disponível na Internet no endereço <http://www.nemesis.org.br/azzoni6.htm>, 2003.
- AZZONI, C. R.; MENEZES, F. N.; MENEZES, T. e SILVEIRA NETO, R. *Geography and Regional Income Inequality in Brazil*. Inter American Development Bank, Working Paper, 2000.
- BARRETO, F. A. F. D. e GONDIM, J. L., *Convergência no Brasil: Uma Aplicação do Modelo de Núcleo Estocástico*, Fortaleza, CAEN/UFC, Mimeo, 2004.
- BARRO, R; SALA-i-MARTIN, X. *Convergence*. Journal of Political Economy, vol. 100, nº 2, 1992.
- BAUMOL, W.J. *Productivity Growth, Convergence and Welfare*, American Economic Review, December, 76, pp.1072-7085, 1986.
- BAUMOL, W.J., BLACKMAN, S.A.B. e WOLFF, E.N., *Productivity and American Leadership: The Long View*. Cambridge, MA. MIT Press, 1989.
- BENHABIB, J. E SPIEGEL, M. *The Role of Human Capital in Economic Development: Evidence from Aggregate Cross-Country Data*. Journal of Monetary Economics, 34 (2):143-174, 1994.
- BILLS, M. KLENOW, P.J., *Does Schooling Cause Growth?* The American Economic Review, vol.90, n5, 2000.
- BREIMAN, L., FRIEDMAN, J. L., OLSHEN, R.A. e STONE, C.J., *Classification and Regression Trees*, Wadsworth, Belmont, CA, 1984.

- DE LONG, B. *Productivity Growth, Convergence and Welfare: Comment*, American Economic Review, December, 78, pp.1138-1154, 1988.
- DESDOIGTS, A., *Patterns of Economic Development and the Formation Clubs*, Journal of Economic Growth, vol.4, n3, pp. 305-30, 1999.
- DUALAUF, S. N., KOURTELLOS, A. e MINKIN, A., *The Local Solow Growth Model*, European Economic Review, vol. 45, n4-6, pp. 928-940, 2001.
- DURLAUF, S. N. e JOHNSON, P., *Multiple Regimes and Cross-Country Growth Behaviour*, Journal of Applied Econometrics, vol. 10, n4, pp. 365-384, 1995.
- FREITAS, C. A. e BACHA, C. J. C. *Contribuição do Capital Humano para o Crescimento da Agropecuária Brasileira – Período de 1970 a 1996*. Revista Brasileira de Economia, 58 (4), pp. 533-557, out/dez, 2004
- GALOR, O., *Convergence? Inferences from Theoretical Models*, Economic Journal, vol. 106, n437, pp. 1056-1069, 1996.
- GONDM, J. L.B. *O Uso do Núcleo Estocástico para Identificação de Clubes de Convergência entre Estados e Municípios Brasileiros*. Dissertação de Mestrado Apresentada ao Programa de Pós-Graduação – CAEN/UFC, Fortaleza, 93p, 2004.
- HALL, R. E. e JONES, C.I. *Why do Some Countries Produce so much more Output per Worker than Others?* Quarterly Journal of Economics, v.114, n1, pp. 83-116, 1999.
- HANSEN, B. E., *Sample Splitting and Threshold Estimation*, Econometrica, vol. 68, n3, pp.575-603, 2000.
- HANUSHEK, E. A. e KIMKO, D. D. *Schooling, Labor-Force Quality, and Growth of Nations*. American Economic Review, 90(5):1184-208, 2000.
- JOHNSON, P.A. e TAKEYAMA, L., *Absolute, conditional or Club Convergence in the U.S. States?*, Vassar College, Department of Economics, Mimeo, 2002.

- JONES, C.I., *On the Evolution of World Income Distribution*. Journal of Economic Perspectives, vol. 11, n3, pp.19-36, 1997.
- KLENOW, P. J. E RODRIGUEZ-CLARE, A. NBER Macroeconomics Annual. Cambridge: MIT Press, 1997.
- KRUEGER, A. B.; LINDAHL, M. *Education for Growth: Why and for Whom?* Journal of Economic Literature, 39(4):1101-1136, 2001.
- LAU, L. J.; JAMISON, D. T.; LIU, S. e RIVKIN, S. *Education and Economic Growth: Some Cross-Sectional Evidence from Brazil* Journal of Development Economics, 41, pp. 45-70, 1993.
- LUCAS, R. *On the Mechanics of Economic Development*, Journal of Monetary Economics, 22, pp.3-42, 1988.
- MANKIW, N. G., D., ROMER, e D. WEIL, *A Contribution to the Empirics of Economic Growth*, Quarterly Journal of Economics, vol. 107, n2, pp. 407-437, 1992.
- MARINO, C. E. S. *A Desigualdade Regional no Brasil: Uma Análise da Hipótese de Convergência*. Dissertação de Mestrado Apresentada ao Programa de Pós-Graduação – CAEN/UFC, Fortaleza, 93p, 2004.
- PORTO, JR. S. e RIBEIRO, E. *Dinâmica de Crescimento Regional – Uma Análise Empírica da Região Sul*. Revista Econômica do Nordeste, v31, pp454-482, nov, n. especial, 2000.
- PORTO , JR, S. e SOUZA, N. J. *Crescimento Regional e Novos Testes de Convergência para os Municípios da Região Nordeste do Brasil*. Programa de Pós-Graduação em Economia –UFRGS, Texto para Discussão, n11, 2002.
- PRITCHETT, L. *Divergence, Big Time*. Journal of Economic Perspectives, vol.11, n3, pp.3-17, 1997.
- QUAH, D. *Twin Peaks: Growth and Convergence in Models of Distributions Dynamics*, Economic Journal, vol. 106, n437, pp.1045-1055, 1996.

- _____, *Empirics for Growth and Distribution: Stratification, Polarization and Convergence Clubs*. Journal of Economic Growth, 2(1):27-59, march, 1997.
- REPPAPROT, J., *Local Growth Empirics*, Center for International Development at Harvard University – CID Working Paper n 23, 1999.
- ROCHA, F. e VERGOLINO, J. *Convergência Condicional e Desigualdade de Renda nas Microrregiões do Nordeste Brasileiro: 1970-1998*. Mimeogr., 2001.
- RODRIK, D.; SUBRAMANIAN, A. e TREBBI, F. *Institutions Rule: The Primacy of Institutions Over Geography and Integration in Economic Development*. NBER Working Paper n9305. National Bureau of Economic Research, out, 2002.
- ROMER, P. *Increasing Returns and Long Run Growth*. Journal of Political Economy, October, 1986.
- SALA-i-MARTIN, X. *15 Years of New Growth Economics: What Have We Learnt?*, University Pompeu Fabra, Working Paper, n620, 2001.
- SILVERMAN, B. *Density Estimation for Statistics and Data Analysis*, Chapman & Hall/CRC, 1986.
- WOLF, E. N. *Human Capital Investment and Economic Growth: Exploring Cross Country Evidence*. Structural Change and Economic Dynamics, 11(4):433-472, 2000
- VERGOLINO, J. R. O. e MONTEIRO NETO, A. *A Hipótese de Convergência da Renda: Um Teste para o Nordeste do Brasil como Dados Microrregionais, 1970-1993*. Revista Econômica do Nordeste, Fortaleza, v27, n4, pp.701-724, 1996.
- ZINI JR., A., *Regional Income Convergence in Brazil and its Socioeconomic Determinants*. Economia Aplicada, v2, 1998.

1.7 APÊNDICE 1.I: Lista das Microrregiões Brasileiras: Setor Agrícola

AC	Brasília
AC	Cruzeiro do Sul
AC	Rio Branco

AC Sena Madureira
AC Tarauacá
AL Alagoana do Sertão do São Francisco
AL Arapiraca
AL Batalha
AL Litoral Norte Alagoano
AL Maceió
AL Mata Alagoana
AL Palmeira dos Índios
AL Penedo
AL Santana do Ipanema
AL São Miguel dos Campos
AL Serrana do Sertão Alagoano
AL Serrana dos Quilombos
AL Traipu
AM Alto Solimões
AM Boca do Acre
AM Coari
AM Itacoatiara
AM Japurá
AM Juruá
AM Madeira
AM Manaus
AM Parintins
AM Purus
AM Rio Negro
AM Rio Preto da Eva
AM Tefé
AP Amapá
AP Macapá
AP Mazagão
AP Oiapoque
BA Alagoinhas
BA Barra
BA Barreiras
BA Bom Jesus da Lapa
BA Boquira
BA Brumado
BA Catu
BA Cotegipe
BA Entre Rios
BA Euclides da Cunha
BA Feira de Santana
BA Guanambi
BA Ilhéus-Itabuna
BA Irecê
BA Itaberaba
BA Itapetinga
BA Jacobina
BA Jequié
BA Jeremoabo

BA Juazeiro
BA Livramento do Brumado
BA Paulo Afonso
BA Porto Seguro
BA Ribeira do Pombal
BA Salvador
BA Santa Maria da Vitória
BA Santo Antônio de Jesus
BA Seabra
BA Senhor do Bonfim
BA Serrinha
BA Valença
BA Vitória da Conquista
CE Baixo Curu
CE Baixo Jaguaribe
CE Barro
CE Baturité
CE Brejo Santo
CE Canindé
CE Cariri
CE Caririçu
CE Cascavel
CE Chapada do Araripe
CE Chorozinho
CE Coreaú
CE Fortaleza
CE Ibiapaba
CE Iguatu
CE Ipu
CE Itapipoca
CE Lavras da Mangabeira
CE Litoral de Aracati
CE Litoral de Camocim e Acaraú
CE Médio Curu
CE Médio Jaguaribe
CE Meruoca
CE Pacajus
CE Santa Quitéria
CE Serra do Pereiro
CE Sertão de Cratéus
CE Sertão de Inhamuns
CE Sertão de Quixeramobim
CE Sertão de Senador Pompeu
CE Sobral
CE Uruburetama
CE Várzea Alegre
DF Brasília
ES Afonso Cláudio
ES Alegre
ES Barra de São Francisco
ES Cachoeiro de Itapemirim

ES Colatina
ES Guarapari
ES Itapemirim
ES Linhares
ES Montanha
ES Nova Venécia
ES Santa Teresa
ES São Mateus
ES Vitória
GO Anápolis
GO Anicuns
GO Aragarças
GO Catalão
GO Ceres
GO Chapada dos Veadeiros
GO Entorno de Brasília
GO Goiânia
GO Iporá
GO Meia Ponte
GO Pires do Rio
GO Porangatu
GO Quirinópolis
GO Rio Vermelho
GO São Miguel do Araguaia
GO Sudoeste de Goiás
GO Vale do Rio dos Bois
GO Vão do Paranã
MA Aglomeração Urbana de São Luís
MA Alto Mearim e Grajaú
MA Baixada Maranhense
MA Baixo Parnaíba Maranhense
MA Caxias
MA Chapadas das Mangabeiras
MA Chapadas do Alto Itapecuru
MA Chapadinha
MA Codó
MA Coelho Neto
MA Gerais de Balsas
MA Gurupi
MA Imperatriz
MA Itapecuru Mirim
MA Lençóis Maranhenses
MA Litoral Ocidental Maranhense
MA Médio Mearim
MA Pindaré
MA Porto Franco
MA Presidente Dutra
MA Rosário
MG Aimorés
MG Alfenas
MG Almenara

MG Andrelândia
MG Araçuaí
MG Araxá
MG Barbacena
MG Belo Horizonte
MG Bocaiúva
MG Bom Despacho
MG Campo Belo
MG Capelinha
MG Caratinga
MG Cataguases
MG Conceição do Mato Dentro
MG Conselheiro Lafaiete
MG Curvelo
MG Diamantina
MG Divinópolis
MG Formiga
MG Frutal
MG Governador Valadares
MG Grão Mogol
MG Guanhães
MG Ipatinga
MG Itabira
MG Itaguara
MG Itajubá
MG Ituiutaba
MG Janaúba
MG Januária
MG Juiz de Fora
MG Lavras
MG Manhuaçu
MG Mantena
MG Montes Claros
MG Muriaé
MG Nanuque
MG Oliveira
MG Ouro Preto
MG Pará de Minas
MG Paracatu
MG Passos
MG Patos de Minas
MG Patrocínio
MG Peçanha
MG Pedra Azul
MG Piçuí
MG Pirapora
MG Poços de Caldas
MG Ponte Nova
MG Pouso Alegre
MG Salinas
MG Santa Rita do Sapucaí

MG São João Del Rei
MG São Lourenço
MG São Sebastião do Paraíso
MG Sete Lagoas
MG Teófilo Otoni
MG Três Marias
MG Ubá
MG Uberaba
MG Uberlândia
MG Unai
MG Varginha
MG Viçosa
MS Alto Taquari
MS Aquidauana
MS Baixo Pantanal
MS Bodoquena
MS Campo Grande
MS Cassilândia
MS Dourados
MS Iguatemi
MS Nova Andradina
MS Paranaíba
MS Três Lagoas
MT Alta Floresta
MT Alto Araguaia
MT Alto Guaporé
MT Alto Pantanal
MT Alto Paraguai
MT Alto Teles Pires
MT Arinos
MT Aripuanã
MT Canarana
MT Colíder
MT Cuiabá
MT Jauru
MT Médio Araguaia
MT Norte Araguaia
MT Paranatinga
MT Parecis
MT Primavera do Leste
MT Rondonópolis
MT Rosário Oeste
MT Sinop
MT Tangará da Serra
MT Tesouro
PA Almeirim
PA Altamira
PA Arari
PA Belém
PA Bragantina
PA Cametá

PA Castanhal
PA Conceição do Araguaia
PA Furos de Breves
PA Guamá
PA Itaituba
PA Marabá
PA Óbidos
PA Paragominas
PA Parauapebas
PA Portel
PA Redenção
PA Salgado
PA Santarém
PA São Félix do Xingu
PA Tomé-Açu
PA Tucuruí
PB Brejo Paraibano
PB Cajazeiras
PB Campina Grande
PB Cariri Ocidental
PB Cariri Oriental
PB Catolé do Rocha
PB Curimataú Ocidental
PB Curimataú Oriental
PB Esperança
PB Guarabira
PB Itabaiana
PB Itaporanga
PB João Pessoa
PB Litoral Norte
PB Litoral Sul
PB Patos
PB Piancó
PB Sapé
PB Seridó Ocidental Paraibano
PB Seridó Oriental Paraibano
PB Serra do Teixeira
PB Sousa
PB Umbuzeiro
PE Alto Capibaribe
PE Araripina
PE Brejo Pernambucano
PE Fernando de Noronha
PE Garanhuns
PE Itamaracá
PE Itaparica
PE Mata Meridional Pernambucana
PE Mata Setentrional Pernambucana
PE Médio Capibaribe
PE Pajeú
PE Petrolina

PE Recife
PE Salgueiro
PE Sertão do Moxotó
PE Suape
PE Vale do Ipanema
PE Vale do Ipojuca
PE Vitória de Santo Antão
PI Alto Médio Canindé
PI Alto Médio Gurguéia
PI Alto Parnaíba Piauiense
PI Baixo Parnaíba Piauiense
PI Bertolândia
PI Campo Maior
PI Chapadas do Extremo Sul Piauiense
PI Floriano
PI Litoral Piauiense
PI Médio Parnaíba Piauiense
PI Picos
PI Pio IX
PI São Raimundo Nonato
PI Teresina
PI Valença do Piauí
PR Apucarana
PR Assaí
PR Astorga
PR Campo Mourão
PR Capanema
PR Cascavel
PR Cerro Azul
PR Cianorte
PR Cornélio Procópio
PR Curitiba
PR Faxinal
PR Florai
PR Foz do Iguaçu
PR Francisco Beltrão
PR Goioerê
PR Guarapuava
PR Ibatí
PR Irati
PR Ivaiporã
PR Jacarezinho
PR Jaguariaíva
PR Lapa
PR Londrina
PR Maringá
PR Palmas
PR Paranaguá
PR Paranavaí
PR Pato Branco
PR Pitanga

PR Ponta Grossa
PR Porecatú
PR Prudentópolis
PR Rio Negro
PR São Mateus do Sul
PR Telêmaco Borba
PR Toledo
PR Umuarama
PR União da Vitória
PR Wescelau Braz
RJ Bacia de São João
RJ Baía da Ilha Grande
RJ Barra do Piraí
RJ Campos dos Goytacazes
RJ Cantagalo-Cordeiro
RJ Itaguaí
RJ Itaperuna
RJ Lagos
RJ Macacu-Caceribu
RJ Macaé
RJ Nova Friburgo
RJ Rio de Janeiro
RJ Santa Maria Madalena
RJ Santo Antônio de Pádua
RJ Serrana
RJ Três Rios
RJ Vale do Paraíba Fluminense
RJ Vassouras
RN Agreste Potiguar
RN Angicos
RN Baixa Verde
RN Borborema Potiguar
RN Chapada do Apodi
RN Litoral Nordeste
RN Litoral Sul
RN Macaíba
RN Macau
RN Médio Oeste
RN Mossoró
RN Natal
RN Pau dos Ferros
RN Seridó Ocidental
RN Seridó Oriental
RN Serra de Santana
RN Serra de São Miguel
RN Umarizal
RN Vale do Açu
RO Alvorada D'Oeste
RO Ariquemes
RO Cacoal
RO Colorado do Oeste

RO Guajará-Mirim
RO Ji-Paraná
RO Porto Velho
RO Vilhena
RR Boa Vista
RR Caracará
RR Nordeste de Roraima
RR Sudeste de Roraima
RS Cachoeira do Sul
RS Camaquã
RS Campanha Central
RS Campanha Meridional
RS Campanha Ocidental
RS Carazinho
RS Caxias do Sul
RS Cerro Largo
RS Cruz Alta
RS Erechim
RS Frederico Westphalen
RS Gramado-Canela
RS Guaporé
RS Ijuí
RS Jaguarão
RS Lajeado-Estrela
RS Litoral Lagunar
RS Montenegro
RS Não-Me-Toque
RS Osório
RS Passo Fundo
RS Pelotas
RS Porto Alegre
RS Restinga Seca
RS Sananduva
RS Santa Cruz do Sul
RS Santa Maria
RS Santa Rosa
RS Santiago
RS Santo Ângelo
RS São Jerônimo
RS Serras de Sudeste
RS Soledade
RS Três Passos
RS Vacaria
SC Araranguá
SC Blumenau
SC Campos de Lages
SC Canoinhas
SC Chapecó
SC Concórdia
SC Criciúma
SC Curitiba

SC Florianópolis
SC Itajaí
SC Ituporanga
SC Joaçaba
SC Joinville
SC Rio do Sul
SC São Bento do Sul
SC São Miguel d'Oeste
SC Tabuleiro
SC Tijucas
SC Tubarão
SC Xanxerê
SE Agreste de Itabaiana
SE Agreste de Lagarto
SE Aracaju
SE Baixo Cotinguiba
SE Boquim
SE Carira
SE Cotinguiba
SE Estância
SE Japaratuba
SE Nossa Senhora das Dores
SE Propriá
SE Sergipana do Sertão do São Francisco
SE Tobias Barreto
SP Adamantina
SP Amparo
SP Andradina
SP Araçatuba
SP Araraquara
SP Assis
SP Auriflama
SP Avaré
SP Bananal
SP Barretos
SP Batatais
SP Bauru
SP Birigui
SP Botucatu
SP Bragança Paulista
SP Campinas
SP Campos do Jordão
SP Capão Bonito
SP Caraguatatuba
SP Catanduva
SP Dracena
SP Fernandópolis
SP Franca
SP Franco da Rocha
SP Guaratinguetá
SP Guarulhos

SP Itanhaém
SP Itapeçerica da Serra
SP Itapetininga
SP Itapeva
SP Ituverava
SP Jaboticabal
SP Jales
SP Jaú
SP Jundiá
SP Limeira
SP Lins
SP Marília
SP Moji das Cruzes
SP Moji-Mirim
SP Nhandeara
SP Novo Horizonte
SP Osasco
SP Ourinhos
SP Paraibuna/Paraitinga
SP Piedade
SP Piracicaba
SP Pirassununga
SP Presidente Prudente
SP Registro
SP Ribeirão Preto
SP Rio Claro
SP Santos
SP São Carlos
SP São João da Boa Vista
SP São Joaquim da Barra
SP São José do Rio Preto
SP São José dos Campos
SP São Paulo
SP Sorocaba
SP Tatuí
SP Tupã
SP Votuporanga
TO Araguaína
TO Bico do Papagaio
TO Dianópolis
TO Gurupi
TO Jalapão
TO Miracema do Tocantins
TO Porto Nacional
TO Rio Formoso

2. Setor Agrícola Brasileiro: Uma Aplicação do Modelo de Tendências e Ciclos Comuns no período de 1990 a 2005

2.1 Introdução

A partir da década de 90 iniciou-se o processo de efetiva estabilização da economia brasileira com a implementação do Plano Real. O referido plano, contudo, não foi capaz de induzir a expansão econômica, revertendo, dessa forma, a tendência de baixo crescimento manifestada com persistência a partir do final da década de 80. Com um cenário macroeconômico desfavorável, a renda agrícola brasileira teve um desempenho muito fraco durante este período. Além disso, observou-se, a partir de 1994, um elevado crescimento da dívida dos produtores rurais o que se deveu, em grande parte, ao freqüente descompasso entre correção de preços mínimos e correção da dívida. Outro entrave macroeconômico foram as altas taxas de juros, incompatíveis com aquelas praticadas nos mercados financeiros internacionais, o que acabou por inibir os investimentos diretos na economia, aumentando os custos dos empréstimos, reduzindo a capacidade de pagamento dos agricultores e o volume de recursos oriundos do setor privado para a agricultura (Gasques e Spolador, 2003). Portanto, tornou-se mais difícil para a agricultura brasileira obter financiamento formal.

Nos períodos de adoção de políticas de estabilização da economia, como foi praticamente toda a década de 80 e início dos anos 90, ocorreram cortes nos gastos com a agricultura, principalmente nas políticas de médio e longo prazo. Isso mostra porque a conta Abastecimento no Balanço Geral da União, durante toda a década de 80, era a que concentrava a maior soma de recursos dentro da função Agricultura, chegando a representar, em 1987, 75,4% dos dispêndios totais, e passou para menos de 30% durante a década seguinte. Nessa conta estão incluídas as políticas de estabilização de preços e renda do setor agrícola e de produtos que o governo, por meio de fixação de preços mínimos compensadores, procurava estimular a produção (Villa Verde e Gasques, 1990). Com essas medidas, buscava-se, além da estabilização de preços, a geração de maior volume de divisas, o que era favorecido pelas desvalorizações cambiais e por medidas inibidoras do

consumo interno, como a contenção dos salários e políticas monetária e fiscal restritivas. Isto fazia com que o ajuste da oferta agrícola se desse via exportação.

Com a implementação do Plano Real em julho de 1994, a economia brasileira, além da estabilidade monetária, passou a conviver com déficits constantes do balanço de pagamentos em conta corrente, em consequência da sobrevalorização da taxa de câmbio. Em razão da fragilidade das contas do setor externo e de crises dos mercados internacionais (México em 1994, Rússia em 1997 e Argentina em 2001), houve uma pressão muito grande sobre a taxa de juros interna, pois até meados de janeiro de 1999 o governo insistia na manutenção do regime de câmbio fixo.

A partir de janeiro de 1999, adotou-se o sistema de taxa de câmbio flutuante com interferências pontuais do Banco Central. Essa alteração do regime cambial implicou numa desvalorização real da taxa de câmbio de 15,66% entre 1998 e 1999. No período de janeiro de 2000 a agosto de 2002 a taxa de câmbio efetiva real sofreu uma desvalorização de 14,36% (Ipeadata). Esse comportamento da política cambial teve impactos sobre a agricultura no que se refere aos seus indicadores de desempenho, como produção de grãos, vendas externas e relação de trocas.

A deterioração da situação externa levou o País a substituir a âncora cambial pelo sistema de metas de inflação. Isto trouxe como consequência o início de um período com frequentes intervenções do Banco Central, e uma política monetária restritiva que resultava na elevação das taxas de juros sempre que ocorressem surtos inflacionários. Além disso, passou-se a reconhecer a necessidade de consolidação de instrumentos de política fiscal, dada a insustentabilidade da política de taxas de juros elevadas por longos períodos de tempo, principalmente devido às suas implicações sobre o endividamento público.

Dado a descrição do cenário descrito acima, cresce a importância de se utilizar modelos que sejam capazes de analisar os efeitos dos choques estruturais na explicação das flutuações em variáveis econômicas em um determinado período de tempo. Na literatura especializada, vários são os modelos com este propósito destacando-se os modelos vetoriais auto-regressivos estruturais (SVAR). O impacto de medidas de política econômica, mudanças de preferências e inovações tecnológicas são alguns exemplos destes choques. Quando se analisam flutuações em variáveis macroeconômicas, a metodologia utilizada é a dos modelos de ciclos de negócios, a qual consiste na investigação das flutuações de curto

prazo em torno das suas tendências de longo prazo.¹⁴ A adoção do modelo de Tendências e Ciclos Comuns pode indicar como as restrições de cointegração e co-caracterização são usadas para estimar um sistema VAR, sujeito a mudanças permanentes e transitórias na trajetória das variáveis endógenas. E ainda, como é possível investigar as respostas do sistema a choques permanentes ou a inovações nas tendências.

A importância de caracterizar corretamente as propriedades das séries macroeconômicas, além do interesse meramente estatístico - como o de obter estimativas mais eficientes dos parâmetros do modelo sob um conjunto de restrições - remete a considerações de ordem prática, tal como a eficácia de políticas anticíclicas vis-à-vis políticas de crescimento. Ou, ainda, possibilita identificar e distinguir a importância relativa dos impactos das políticas econômicas relacionadas com o manejo da demanda agregada em relação aos choques de oferta. De acordo com a teoria dos ciclos de negócios, os impactos da demanda agregada possuem efeitos transitórios sobre as variáveis reais, enquanto que os choques de oferta estão associados, geralmente, a inovações tecnológicas, resultando em efeitos permanentes.

Motivado por estas questões, o objetivo do presente trabalho, portanto, compreende a aplicação do modelo de Tendências e Ciclos Comuns para analisar o comportamento do produto agrícola, da taxa de câmbio real e do saldo da balança comercial agrícola brasileira, no período a partir da do primeiro trimestre de 1990 até o primeiro trimestre de 2005. Estes objetivos consistem ainda na identificação e estimação das respostas de longo prazo das mencionadas variáveis a choques permanentes e, ainda, a caracterização da forma de reação das variáveis endógenas a choques permanentes e transitórios, investigando a importância relativa destes choques em suas trajetórias.

Além desta seção, o trabalho é constituído de mais cinco seções. A seção 2.2 traz a revisão de literatura e a seção 2.3 trata da metodologia. Já as seções 2.4 e 2.5 tratam, respectivamente, da análise das séries de tempo e dos resultados encontrados. A seção 2.6 traz as conclusões; e, por fim, a seção 2.7 traz as referências bibliográficas.

¹⁴ Muitas séries de tempo macroeconômicas caracterizam-se por apresentar tendências estocásticas (Beveridge e Nelson, 1981, e Nelson e Plosser, 1982).

2.2. Revisão da Literatura

Técnicas de cointegração são comumente aplicadas na literatura econômica para extrair r relacionamentos de longo prazo entre um conjunto de n séries de tempo não-estacionárias. Colocando de outra forma, isto significa que também existem $n - r$ tendências comuns, logo somente $n - r$ choques permanentes comuns na economia. Na prática, após serem escolhidas as séries de tempo, alguns passos devem ser seguidos; são eles: i) selcionar o tamanho dos lags, p de um VAR de ordem infinito na geração de um processo multivariado y_t ; ii) encontrar os termos determinísticos; iii) derterminar o *ranking* completo de cointegração e restringir o espaço. Após estes passos, deve-se reescrever o VAR na forma do VEC, com o propósito de analisar a causalidade entre o curto e longo prazos ou para previsão ou para análise de impulso resposta (Stock e Watson, 1988).

Desta forma, modelos de cointegração podem ser representados formalmente em termos de um número reduzido de tendências estocásticas comuns, mais um componente transitório ou estacionário. Para modelos univariados, Beveridge e Nelson (1981) mostraram que qualquer processo ARIMA integrado tem exatamente uma representação de uma tendência mais um componente transitório, onde a tendência é um passeio aleatório e o componente transitório é estacionário em covariância.

Além da cointegração, um grande número de artigos vem se concentrado em modelar a característica de correlação serial comum entre as séries de tempo. E ainda, igualmente ao processo de cointegração que é associado ao longo prazo, dinâmicas comuns são sinais de co-movimentos de curto prazo. A presença de mecanismos comuns de propagação, normalmente chamados de ciclos comuns, identificam os choques transitórios comuns que podem ser chamados de co-movimentos em ciclos de negócios Uma das vantagens de se considerar estas restrições de curto prazo nos modelos, é que as mesmas permitem uma grande redução no número de parâmetros a serem estimados (Hecq, 2005).

Várias são as aplicações deste de tipo modelo com destaque na literatura, como por exemplo, Kumah e Ibraim (1996) que investigaram os efeitos das tendências nominal e real sobre a taxa de juros diferencial (entre os Estados Unidos e os quatro países: Alemanha, Japão, Suécia e o Reino Unido), taxas de câmbio (definida como unidade monetária doméstica dividida pelo dólar americano), e o saldo da balança comercial, usando também

dados de séries de tempo sobre o produto, déficit orçamentário e oferta monetária para esses países. Os resultados mostraram que as tendências tecnológicas doméstica (ou choques de oferta) têm efeitos mais significativos sobre a taxa de câmbio e o saldo da balança comercial somente transitoriamente (isto quer dizer que seus efeitos são mantidos principalmente no curto e médio prazos), e que os efeitos dos déficits orçamentários e da oferta monetária sobre a taxa de câmbio e o saldo da balança comercial são consistentes com a teoria monetária¹⁵.

Já em Hjelm (2001) é feita uma análise entre a produtividade total dos fatores (TFP) e a taxa de câmbio real¹⁶ para a Suécia e o Japão, usando o modelo de Tendências Comuns. O trabalho identifica a existência de uma relação cointegrante revelando assim a existência de duas tendências comuns¹⁷, o que implica em dois choques permanentes e um choque temporário. Os dois choques permanentes foram identificados como sendo choques de produtividade do Japão e Suécia, respectivamente, e é mostrado que o choque transitório pode ser interpretado como sendo de origem monetária. O resultado da estimação do modelo de Tendências Comuns afirma que os movimentos na taxa de câmbio real se devem bem mais aos choques de produtividade do que aos choques transitórios.

Jacobson, Jansson, Vredin e Warne (1999) buscam analisar questões centrais de política monetária aplicada à Suécia. Dentre as principais questões analisadas, estão os efeitos das inovações na taxa de juros e outros choques, os relacionamentos de curto e longo prazo entre preços e taxas de câmbio nominal e real, e o relacionamento entre inflação e o hiato do produto. Para a análise de tais questões, eles utilizaram o modelo de Tendências Comuns aplicado às variáveis: produto doméstico e externo, índice de preços doméstico e externo, taxa de juros doméstica e externa, e taxa de câmbio nominal¹⁸. O vetor de séries de tempo composto pelas sete variáveis apresentou a existência de três relações cointegrantes, sendo o modelo assim direcionado por quatro tendências comuns, sendo duas

¹⁵ Segundo a condição Marshall-Lerner, o déficit orçamentário tem um efeito positivo sobre a taxa de câmbio e um efeito negativo sobre o saldo da balança comercial e a política monetária tem um efeito contrário sobre estas variáveis.

¹⁶ A taxa de câmbio real é expressa em logaritmo natural sendo uma função do logaritmo da taxa de câmbio nominal (q), do nível geral de preços doméstico (p) e externo (p^*), na forma: $q = e + p^* - p$.

¹⁷ Vale salientar que o número de variáveis n , menos o número de relações cointegrantes r é igual ao número de tendências comuns k .

¹⁸ O produto externo é definido como sendo o produto doméstico da Alemanha. A taxa de juros externa é calculada em função da taxa de investimento da Alemanha, e o índice de preço externo é calculado a partir dos vinte maiores parceiros comerciais da Suécia.

tendências reais (doméstica e externa) e duas tendências nominais (doméstica e externa). Dentre alguns dos resultados concernentes à taxa de câmbio nominal, está o de que as tendências nominais (doméstica e externa) têm efeitos mais significantes sobre a taxa de câmbio do que as tendências reais (doméstica e externa) tendo a tendência nominal externa o efeito mais significativo.

Alexius (1999) aplica o modelo de Tendências Comuns para quatro países nórdicos (Dinamarca, Finlândia, Noruega e Suécia) com o objetivo de investigar os movimentos das taxas de câmbio desses países. O modelo é aplicado sobre um vetor com as respectivas variáveis para cada país: taxa de câmbio real (q), produto real doméstico (y) e externo (y^*), e o nível de preços doméstico (p) e externo (p^*)¹⁹. E também sobre um vetor de três variáveis contendo: a taxa de câmbio real (q) e o produto e o nível de preços em termos relativos, isto é $y - y^*$ e $p - p^*$ respectivamente. A análise da decomposição da variância do erro de previsão de longo prazo dos modelos estimados afirma que os choques de oferta são dominantes para todos os países. Esse resultado sugere que o aumento da produtividade (choque permanente) é o determinante mais importante dos movimentos de longo prazo das taxas de câmbio reais, contrariando assim o resultado típico de outros modelos que acusam a política monetária (tendência nominal) como sendo o fator mais importante dos movimentos de longo prazo da taxa de câmbio real.

Em Mellander, Vredin e Warne (1992) o modelo de Tendências Comuns é aplicado sobre as variáveis termos de troca (índice de preços de exportação sobre o índice de preços de importação), produto per capita real, consumo agregado *per capita* real e investimento doméstico *per capita* real, para a Suécia. Nesse trabalho, assim como em KPSW (1987,1991), os vetores cointegrantes são derivados de um modelo de crescimento neoclássico aplicado a uma pequena economia aberta utilizando as variáveis em questão. Da aplicação do modelo de crescimento foi constatada a presença de dois vetores cointegrantes, implicando a existência de uma tendência externa e uma tendência doméstica. Como resultado da estimação do modelo de Tendências Comuns, foi verificado que as tendências externa e doméstica possuem efeitos de longo prazo significativamente

¹⁹ Uma variável externa referente a um dos quatro países, é composta pela mesma variável dos outros três países.

positivos sobre todas variáveis, sendo o choque real permanente (choque oferta) o principal causador das flutuações do produto, ainda que no curto prazo.

2.3. Metodologia

2.3.1 Modelo de Tendências Comuns

Modelos de séries de tempo lineares são geralmente especificados em termos de variáveis que podem ser observadas, de um erro serialmente não correlacionado e uma tendência puramente determinística podendo, desse modo, ser estimados com técnicas padrões. O modelo de Tendências Comuns, no entanto, consiste de um vetor de tendências e um vetor de variáveis estacionárias, onde nenhum componente pode ser observado isoladamente. De acordo com Beveridge e Nelson (1981), pode-se tomar $\{x_t\}$ como sendo um vetor de séries de tempo, decomposto da seguinte forma

$$x_t = x_t^p + x_t^s \quad (2.1)$$

onde, x_t^p representa um vetor de tendências, componente permanente de x_t , enquanto x_t^s , componente transitório, é um resíduo estacionário.

King, Plosser, Stock e Watson (1987;1991) e Stock e Watson (1988) mostraram que há uma dualidade entre os conceitos de cointegração e tendências comuns. Em particular, as restrições cointegrantes determinam o número de tendências independentes e a forma de relacionamento de um vetor de variáveis observadas com todas as tendências independentes. Isto é, se α é um vetor cointegrante, então $\alpha'x_t^p = 0$, para que $\alpha'x_t = \alpha'x_t^s$ seja estacionária. Estas restrições, portanto, nem especificam nem sugerem que uma certa tendência esteja relacionada a, por exemplo, choques tecnológicos ou de política econômica. Para que se possam fazer tais interpretações, torna-se necessário considerar hipóteses adicionais de identificação do modelo.

Para definir o modelo de Tendências Comuns, seja $\{x_t\}$ um vetor n -dimensional de séries de tempo o qual é direcionado por $k \leq n$ tendências estocásticas comuns. Especificamente, o modelo na forma estrutural é descrito por

$$x_t = x_0 + \Upsilon \tau_t + \phi(L)v_t, \quad (2.2)$$

onde L denota o operador de defasagem. A seqüência n -dimensional $\{v_t\}$ é considerada como um ruído branco com $E[v_t] = 0$ e $E[v_t v_t'] = I_n$, sendo esta uma matriz identidade de ordem $n \times n$. Além do mais, o polinômio matricial de ordem $n \times n$, $\phi(\lambda) = \sum_{j=1}^{\infty} \phi_j \lambda^j$ é finito para toda raiz característica λ sobre e dentro do círculo unitário e, sem perda de generalidade, assume-se que x_0 é estacionário.

As tendências de x_t são descritas por $\Upsilon \tau_t$, onde a matriz de coeficientes Υ é de dimensão $n \times k$ com posto k . Se as tendências são linearmente determinísticas então $\tau_t = \mu t$; isto é, $\tau_t - \tau_{t-1} = \mu$, onde μ é um vetor k -dimensional de constantes. A idéia de tendências linearmente estocásticas, por outro lado, pode ser operacionalizada modelando τ_t como um vetor de passeios aleatórios com intercepto; isto é,

$$\tau_t = \mu + \tau_{t-1} + \varphi_t. \quad (2.3)$$

Portanto, τ_t é um vetor k -dimensional de passeios aleatórios com intercepto μ e inovação φ_t . Assume-se que a seqüência de distúrbios da tendência $\{\varphi_t\}$ é um ruído branco com $E[\varphi_t] = 0$ e $E[\varphi_t \varphi_t'] = I_k$. Resolvendo (2.2) com respeito a (2.3) obtém-se

$$x_t = x_0 + \Upsilon[\tau_0 + \mu t + \sum_{j=1}^t \varphi_j] + \phi(L)v_t. \quad (2.4)$$

Em relação a decomposição em (2.1), encontra-se que o modelo de Tendências Comuns em (2.4) especifica que,

$$x_t^s = x_0 + \phi(L)v_t \text{ e } x_t^p = \Upsilon[\tau_0 + \mu t + \sum_{j=1}^t \varphi_j]. \quad (2.5)$$

Além do mais, quando o número de tendências comuns, k , for menor que o número de variáveis, n , haverá exatamente $r = n - k$ vetores linearmente independentes que

são ortogonais às colunas da matriz de coeficientes Υ . Em outras palavras, existe uma matriz α de ordem $n \times r$, tal que $\alpha' \Upsilon = 0$.

O modelo de Tendências Comuns em (2.4), tem algumas propriedades importantes. Primeiro, as tendências incluem um elemento estocástico que é consistente com a noção de que alguns choques, φ_t , tem efeitos permanentes sobre as variáveis do vetor $\{x_t\}$ do modelo. Segundo, o número de tendências deve ser inferior ao das variáveis do modelo, para que haja formas de relacionamentos entre estas últimas. Além do mais, se φ_t e v_t são correlacionados, é possível que os distúrbios da tendência influenciem não somente o crescimento, mas, também, as flutuações em torno das tendências. De fato, a abordagem adotada aqui implica que os primeiros k elementos de v_t são dados por φ_t e os r elementos restantes são compostos pelo vetor r -dimensional $\{\psi_t\}$, onde ψ_t é o choque temporário; isto é, ψ_t é assumido como tendo apenas efeitos temporários sobre o vetor $\{x_t\}$. Então tem-se que $v_t' = [\varphi_t \quad \psi_t]$.

Os choques permanente (φ_t) e transitório (ψ_t) são identificados baseados em Mellander *et. al.* (1997), respectivamente, pelos relacionamentos descritos abaixo.

$$\varphi_t = (\gamma'_{\perp} \Sigma \gamma_{\perp})^{-1/2} \gamma'_{\perp} \varepsilon_t \quad (2.6)$$

e

$$\psi_t = \left(\sqrt{\gamma' \Sigma^{-1} \gamma} \right) \gamma' \Sigma^{-1} \varepsilon_t \quad (2.7)$$

onde γ é um vetor $n \times r$ conhecido como matriz dos parâmetros de ajustamentos de curto prazo, Σ é a matriz de variâncias e covariâncias e ε_t são os resíduos, todos estes obtidos no modelo de correção de erros (VCE). Somente duas restrições são necessárias para identificar estes choques. São elas, as relações cointegrantes entre as variáveis, determinadas pelo procedimento de Johansen e representadas pela matriz α de ordem $n \times r$, e a restrição de que os choques são ortogonais.

Além da existência de tendências comuns entre as variáveis de (2.1) podem existir, concomitantemente, ciclos comuns entre elas. Estas duas comunalidades podem ser melhor

entendidas considerando-se a decomposição de Wold descrita no Apêndice 2.I e resumida abaixo:

$$\Delta x_t = C(L)\varepsilon_t. \quad (2.8)$$

A qual pode ser reescrita como

$$\Delta x_t = C(1)\varepsilon_t + \Delta C^*(L)\varepsilon_t. \quad (2.9)$$

Integrando ambos os lados, tem-se:

$$x_t = C(1)\sum_{s=0}^{\infty} \varepsilon_{t-s} + C^*(L)\varepsilon_t. \quad (2.10)$$

A qual representa a decomposição multivariada de Beveridge e Nelson, onde o primeiro termo da direita é a tendência e o segundo elemento é o ciclo.

As variáveis em x_t possuem tendências comuns, ou cointegram, se existem r vetores linearmente independentes, com $r < n$, arranjados em uma matriz α' , de ordem $r \times n$, de modo que

$$\alpha' C(1) = 0. \quad (2.11)$$

Por outro lado as variáveis em x_t possuem ciclos comuns se existem s vetores linearmente independentes, com $s \leq n - r$, arranjados em uma matriz $\tilde{\alpha}'$, de ordem $s \times n$, tal que:

$$\tilde{\alpha}' C^*(L) = 0. \quad (2.12)$$

Tanto a existência de ciclos como de tendências comuns traduzem-se em restrições sobre os parâmetros do VAR, tornando a estimação mais eficiente (Issler e Vahid, 2001).

Testes de cointegração tornaram-se matéria corrente na literatura de séries temporais e não há a necessidade de explicá-los. Discute-se, no entanto, a intuição de um teste para a existência de ciclos comuns, o qual é ainda pouco usado em trabalhos dessa natureza.

Um teste para a existência de ciclos comuns é equivalente a encontrar uma combinação linear das variáveis em Δx_t que não possua correlação com seu passado. Como

Δx_t é representado por um mecanismo de correção de erros o seu passado, obviamente, é formado por seus valores defasados e pela correção de erros propriamente dita (Vahid e Engle, 1993). Então, determinada a ordem das defasagens mencionadas acima, o teste consiste em verificar se as correlações canônicas entre Δx_t e seu passado são nulas.

2.4. Análise das Séries de Tempo do Modelo

Nesta seção, indica-se quais as técnicas que serão utilizadas para analisar as propriedades estocásticas univariada e multivariada dos dados. Como o modelo de Tendências Comuns é sensível à presença de tendências determinísticas, torna-se indispensável o exame da não-estacionaridade das variáveis bem como a verificação da presença de relações cointegrantes entre elas. Na análise univariada, utiliza-se o teste de raiz unitária para detectar a ocorrência de estacionaridade em cada série de tempo. Quanto à análise multivariada, adota-se o procedimento de Johansen para determinar quantas relações cointegrantes há entre as variáveis do modelo.

O modelo consiste de três variáveis; ou seja, o produto interno bruto agrícola (PIB)²⁰, a taxa de câmbio real (TC)²¹, e o saldo da balança comercial agrícola (SBA)²⁰. Portanto, o vetor x'_t toma a forma $[PIB \quad TC \quad SBA]$.

Os dados são trimestrais e deflacionados pelo Índice Geral de Preços–Disponibilidade Interna (IGP-DI) com base no primeiro trimestre de 2005, tendo a variável saldo da balança comercial agrícola (SBA) sofrido ajuste sazonal²². O período analisado vai de 1990 até o primeiro trimestre de 2005, abrangendo uma amostra de 60 observações para cada variável, tendo como fonte de referência o IPEADATA²³. Os gráficos das variáveis em nível são apresentados acima.

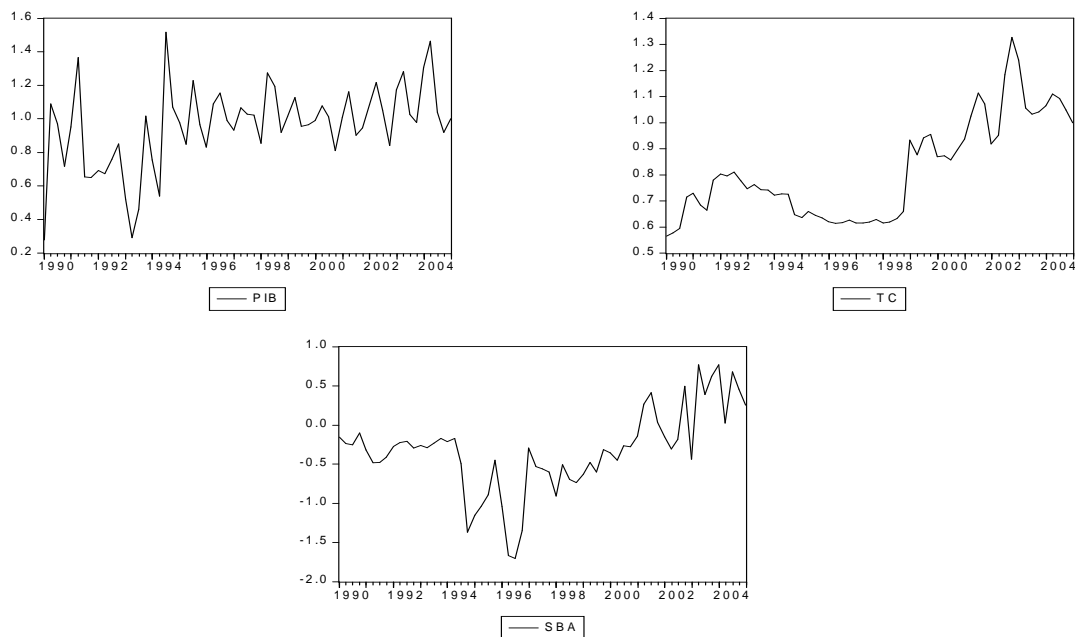
²⁰ Os valores estão em bilhões de reais.

²¹ Refere-se à taxa de câmbio efetiva real – INPC – exportações (média 2000 = 100).

²² O processo utilizado para o ajuste sazonal foi o X-12, que corresponde a um processo de média móvel com fatores sazonais variantes no tempo.

²³ Ver www.ipeadata.com.br.

GRÁFICO 2.1: Séries de Tempo Analisadas



Fonte: Ipadata

2.4.1 Teste de Dickey-Fuller Aumentado para a Ocorrência de Raiz Unitária

Os resultados do teste Dickey-Fuller Aumentado (ADF) estão apresentados na Tabela 2.I. Estes indicam que não se rejeita a presença de uma raiz unitária para nenhuma das variáveis consideradas, ou, em outras palavras, as variáveis do modelo não são estacionárias.

O teste para variável produto agrícola (PIB) indica a rejeição da hipótese nula, o que corresponde à presença de uma raiz unitária na série, incluindo no teste a presença de um intercepto, o mesmo ocorrendo para a variável saldo da balança comercial agrícola (SBA).

Já para a variável taxa de câmbio (TC) a presença de quebra²⁴ estrutural pode influenciar o teste de raiz unitária a concluir erroneamente pela presença de uma raiz. Por isso usa-se aqui o teste apresentado por Saikkonen e Lütkepohl (2002), o qual leva em

²⁴ A quebra estrutural na taxa de câmbio corresponde à mudança de regime cambial implementado no Brasil no primeiro trimestre de 1999.

consideração a presença de quebra estrutural na série. Pode-se observar que a série apresenta a presença de raiz unitária.

TABELA 2.I – Teste de Raiz Unitária Dickey-Fuller Aumentado (ADF)

Variáveis	2ª Diferença	1ª Diferença	Nível
	$t_{(\mu)}$	$t_{(\mu)}$	$t_{(\mu)}$
PIB	-8,5878	-8,4201	-1,8556
TC	-4,3800	-4,2616	-1,5673
SBA	-8,0102	-7,5057	-0,3938
Valores Críticos a 5% de Significância			
PIB	-2,9135	-2,9135	-2,9135
TC	-3,03	-3,03	-3,03
SBA	-2,9135	-2,9145	-2,9145

Obs: A estatística $t_{(\mu)}$ refere-se ao modelo com termo constante.

Os valores críticos para as variáveis PIB e SBA foram obtidos em McKinnon (1996).

Os valores críticos para a variável TC foi obtido em Lanne et.al.(2002).

Fonte: Resultado da Pesquisa

Dado que todas as variáveis do modelo exibiram raízes unitárias em nível, passa-se, então, à definição da ordem de integração de cada variável. Para isso, aplica-se o teste ADF na série em primeira diferença. Neste caso, se a hipótese nula for rejeitada, então a variável é integrada de ordem um, $x_t \sim I(1)$. Caso contrário diferencia-se novamente e aplica-se o teste até que a hipótese nula seja rejeitada. O resultado do teste, apresentado na Tabela I, mostra que as três variáveis descritas são $I(1)$.

2.4.2 Análise de Cointegração Multivariada

Diferentemente do teste de Johansen tradicional que apresenta valores críticos que levam em consideração apenas os termos determinísticos intercepto e tendência, o teste de cointegração apresentado aqui, baseia-se em Johansen (2000) que apresenta valores críticos que levam em consideração também a presença de variáveis dummies, as quais captam a presença de quebras estruturais. Portanto, aplica-se este teste devido à presença da quebra estrutural na taxa de câmbio no primeiro trimestre de 1999.

Na operacionalização do teste, adotou-se um intercepto, onde o resultado é mostrado na Tabela 2.II. A estatística do traço indica a existência de dois vetores cointegrantes a um nível de significância de 5%. Admitindo-se, pois, a existência de duas

relações cointegrantes no sistema, pode-se concluir que há uma tendência estocástica comum, dado que o número de tendências é dado pela diferença entre o número de variáveis e o número de relações cointegrantes do modelo.

TABELA 2.II - Teste de Johansen para Cointegração com Quebra Estrutural

Amostra 1990:01 – 2005:01	Estatística do Traço				
	LR	Valores Críticos			p-value
		90%	95%	99%	
$r = 0$	73.31	41.28	44.37	50.57	0.0000
$r \leq 1$	27.02	24.30	26.76	31.79	0.0463
$r \leq 2$	5.72	11.21	13.03	16.91	0.5508

Obs: O teste inclui uma *dummy* referente à quebra estrutural da taxa de câmbio na data de 1999.01. O teste foi realizado com uma defasagem de acordo com critério de Hannan-Quin e considerando a presença de um intercepto e uma tendência.

Os valores críticos são obtidos de acordo com Johansen *et. al.* (2000).

Fonte: Resultado da Pesquisa

A ocorrência de cointegração assegura a presença de um elo linear entre as tendências estocásticas das variáveis e, por conseguinte, que as mesmas movem-se estocasticamente juntas, ao longo do tempo, na direção de um equilíbrio de longo prazo. Deve ficar claro, porém, que estamos nos referindo à definição econométrica de equilíbrio de longo prazo, que pode ou não contemplar um vínculo com as forças de mercado ou com as regras de comportamento dos indivíduos e firmas, ficando a interpretação econômica do fenômeno a depender da situação envolvida.

O procedimento de Johansen permite ainda a identificação dos vetores cointegrantes para os quais se adota uma normalização²⁵ arbitrária de forma a permitir suas identificações. Considerou-se aqui uma normalização tal que as primeiras ‘r’ séries no vetor x_t são normalizadas por uma matriz identidade. Então, de acordo com os resultados do teste, a matriz de vetores cointegrantes ($\alpha_{n \times r}$) apresenta-se da seguinte forma:

$$\alpha = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ -0,132563 & -0,391578 \end{bmatrix}$$

²⁵ O modelo de Tendências e Ciclos Comuns não é sensível a normalização na matriz de vetores cointegrante.

2.4.3 Teste de Ciclos Comuns

O teste da existência de ciclos comuns consiste em verificar as seguintes hipóteses:

$$H_0 : s \text{ ciclos comuns}$$

$$H_1 : s + g \text{ ciclos comuns}$$

onde a estatística usada para o teste é: $-T \sum_{i=1}^s \log(1 - \lambda_i)$ ou $-(T - p - 1) \sum_{i=1}^s \log(1 - \lambda_i^2)$ ou

$$\text{ainda } -T \sum_{i=s+1}^{s+g} \log(1 - \lambda_i)$$

Para obter uma das estatísticas acima é necessário cumprir as seguintes etapas:

1. Calcula-se as correlações canônicas, λ_i , e estas são ordenadas.
2. Calcula-se uma das estatísticas acima para $s > 0$ somando todas as correlações canônicas e comparando com o valor crítico e caso aceite-se H_0 o espaço de co-caracterização é pleno, logo não existem ciclos comuns. Em caso de rejeição de H_0 segue-se para o passo (3).
3. Soma-se as $n - 1$ correlações canônicas e compara-se com o valor crítico. Caso aceita-se H_0 existem $n - 1$ ciclos comuns. Em caso de rejeição segue-se para o passo (4).
4. Soma-se as $n - 2$ correlações canônicas, e assim por diante.

A soma do número de tendências estocásticas com o número de ciclos comuns não pode exceder, obviamente, o número de variáveis do modelo; ou, posto de outra forma, $k + s \leq n$. Como foi encontrado pelo teste de Johansen que $r = 2$ (relações cointegrantes), só podem existir no máximo, dois ciclos comuns. Então, usou-se o algoritmo desenvolvido por Warne (2004), o qual seleciona automaticamente o número máximo possível de ciclos comuns. O resultado do teste é apresentado na tabela abaixo.

TABELA 2.III–Teste de Ciclos Comuns

Nº de Ciclos Comuns	Estatística LR	Graus de Liberdade	P-Valor
2	7.7399	3	0.0517

Fonte: Resultado da Pesquisa

Dito de outra maneira, o teste de ciclos comuns consiste em verificar a presença de características comuns de curto prazo (co-movimentos) entre o produto agrícola brasileiro, a taxa de câmbio efetiva e o saldo da balança comercial agrícola. Desta forma, a um nível próximo de 5% de significância, o teste comprova a existência de dois ciclos comuns entre as variáveis. O procedimento utilizado para extração dos ciclos comuns é baseado em Issler e Vahid (2001) (ver Apêndice 2.II).

2.5. Resultados Empíricos

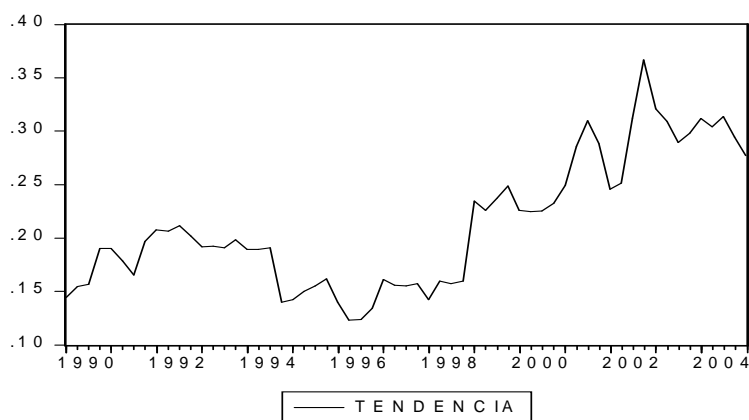
2.5.1 Tendência Comum e Ciclos

De acordo com a identificação dos choques permanentes e transitórios, descrita na seção anterior, os k primeiros elementos do vetor n -dimensional v_t são compostos pelos choques permanentes (φ_t), e os r elementos restantes são compostos pelos choques transitórios (ψ_t)²⁶. Dessa forma, identifica-se a presença de um choque permanente (uma tendência estocástica comum ($k = 1$)) e de dois choques transitórios (dois ciclos comuns ($r = 2$)). Vale salientar que o modelo foi estimado com uma *dummy* para quebra estrutural.

A tendência estocástica comum encontrada no vetor de variáveis (x_t) é identificada com uma tendência real doméstica (τ_{Rt}). A tendência real pode ser caracterizada como um choque de oferta doméstica permanente, podendo constituir-se tanto de um choque tecnológico como de um choque de produtividade (Kumah e Ibrahim, 1996).

²⁶ Deve-se observar que $k = n - r$, onde k é o número de tendências comuns, n é o número de variáveis no modelo e r é o número de relações cointegrantes entre as variáveis.

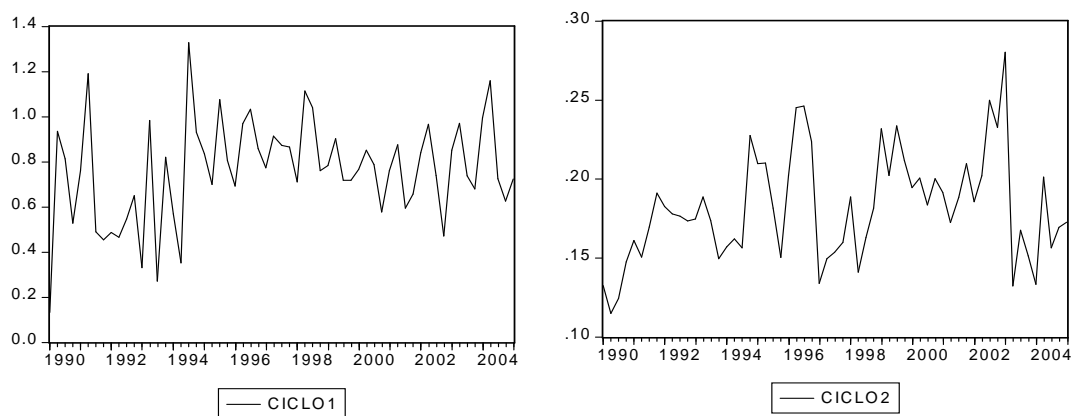
GRÁFICO 2.2: Tendência Comum



Fonte: Resultado da Pesquisa.

No que se refere aos dois choques transitórios, estes podem ser identificados como decorrentes de alterações na demanda agregada, que por sua vez alteram o comportamento cíclico das variáveis macroeconômicas, mas não suas trajetórias de longo prazo (Jacobson *et al.*, 1999).

GRÁFICO 2.3: Ciclos Comuns



Fonte: Resultado da Pesquisa

Deve-se, observar, no entanto, que nem todo choque de oferta tem efeito permanente, assim como nem todo choque de demanda tem efeito temporário. Um exemplo clássico é o da quebra de safra agrícola o qual pode ser interpretado como um choque de

oferta, implicando apenas em efeitos temporários. Por outro lado, alterações na política fiscal podem afetar a taxa de poupança da economia e, conseqüentemente, o estoque de capital e a produção no longo prazo (Caiado *et al.*, 1993).

A tendência comum para sua exata identificação, requer em certas circunstâncias, restrições sobre a matriz dos coeficientes (Y). As condições $\alpha'Y = 0$ e $YY' = C(I) \Sigma C(I)'$ (ver Apêndice I) fornecem respectivamente $rk = 2$ e $k(k + 1)/2 = 1$ restrições usadas para determinar os $nk = 3$ parâmetros da matriz Y . Contudo, como o número de restrições é igual ao número de parâmetros a ser estimado, não há necessidade de impor qualquer restrição adicional sobre Y , já que esta matriz tem identificação exata.

Desta forma, os coeficientes estimados do modelo de Tendências e Ciclos Comuns, apresentam-se da seguinte forma²⁷:

$$\begin{bmatrix} PIB \\ TC \\ SBA \end{bmatrix} = x_0 + \begin{bmatrix} 0,2077 \\ (0,0036) \\ 0,0613 \\ (0,0109) \\ 0,1566 \\ (0,0279) \end{bmatrix} \tau_{Rt} + C^*(L)\epsilon_t \quad (13)$$

Observa-se que os coeficientes estimados da matriz Y medem os efeitos de longo prazo da respectiva tendência estocástica (τ_{Rt}) sobre os elementos correspondentes do vetor x_t . De acordo com os valores estimados da matriz Y , referentes ao período, verifica-se que a tendência real doméstica tem um efeito de longo prazo positivo sobre todas as variáveis do modelo.

2.5.2 Funções Impulso – Resposta

As funções impulso-resposta são instrumentos ilustrativos de como as variáveis do modelo de Tendências Comuns reagem ao longo do tempo a uma mudança nos choques permanente e transitório. Os Gráficos 2.4, 2.5 e 2.6 mostram as respostas das variáveis em

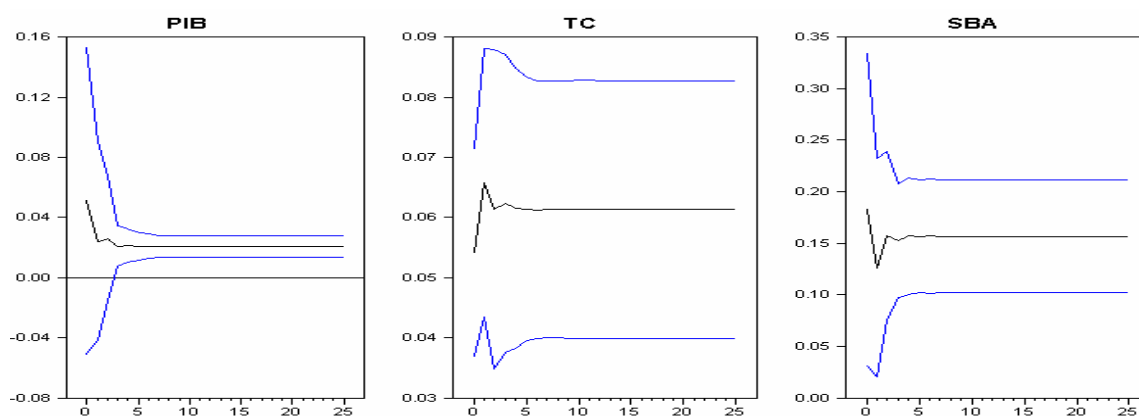
²⁷ Os erros padrões dos coeficientes estimados, mostrados entre parênteses na equação (9), são baseados no Teorema de Warne (1993).

nível durante 24 trimestres, com intervalos de 95% de confiança²⁸, a um impulso de uma unidade de desvio padrão no choque permanente (φ_t), Gráfico 2.4, e nos dois choques transitórios, (ψ_t), Gráficos 2.5 e 2.6.

De acordo com o Gráfico 1.4, verifica-se que um impulso no choque permanente tem um efeito inicial redutor sobre o produto agrícola, que atinge o ápice no quarto trimestre e depois se mantém nos trimestres posteriores. Este resultado é confirmado pela decomposição da variância do erro de estimação, Tabela 2.IV, a qual mostra que as flutuações no produto agrícola são exclusivamente explicadas pelos choques transitórios. Este fato pode estar ligado à condução da política econômica e, portanto, a choques de demanda agregada.

Em relação à taxa de câmbio real, verifica-se que o efeito do choque permanente é expansivo, que atinge seu ápice no terceiro trimestre e depois se mantém nos trimestres posteriores. Já o saldo da balança comercial exibe efeito redutor, que atinge seu ápice no segundo trimestre e depois se mantém. O impacto inicial verificado sobre o saldo da balança comercial traduz-se em uma queda a qual, posteriormente, é revertida em uma tendência de crescimento. Esse resultado é consistente com as condições de Marshall-Lerner e com a curva J (Shirvani e Wilbratte, 1997).

GRÁFICO 2.4: Funções Impulso-Resposta em Nível de um Choque de uma Unidade de Desvio Padrão nas Inovações Permanentes.

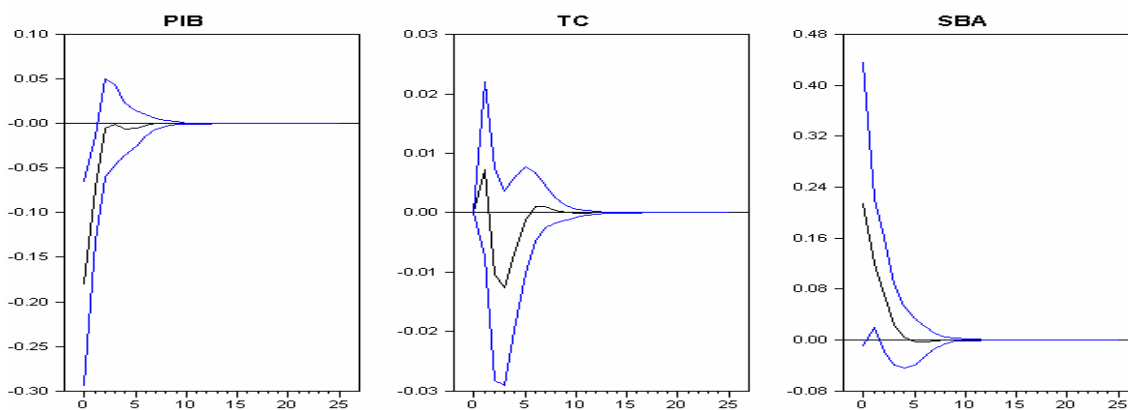


Obs: Intervalo de Confiança de 95%.
Fonte: Resultado da Pesquisa

²⁸ Os intervalos de confiança são calculados a partir dos erros padrões das funções impulso-resposta (ver Apêndice em Mellander *et al.*, 1992 ou o Teorema 3 em Warne, 1993).

De acordo com as respostas das variáveis do modelo a um impulso nos choques transitórios, Gráficos 2.5 e 2.6, verifica-se que o produto agrícola não responde ao choque transitório 1 e responde de forma expansiva, que atinge o ápice no quarto trimestre, ao choque transitório 2. Quanto à taxa de câmbio, ela responde de forma oscilante ao choque transitório 1, passando de expansiva para redutor e novamente expansivo, atingindo seu ápice por volta do oitavo trimestre. Já com relação ao choque transitório 2, esta apresenta uma resposta redutora, que atinge o ápice no quarto trimestre e se dilui por volta do sétimo semestre. Com relação ao saldo da balança comercial agrícola constata-se que os dois choques transitórios atuam de forma contrária; isto é, esta apresenta uma resposta redutora ao choque transitório 1 e uma resposta expansiva ao choque transitório 2, onde ambas atingem seus ápices por volta do quarto trimestre e ambas são diluídas por volta do quinto trimestre.

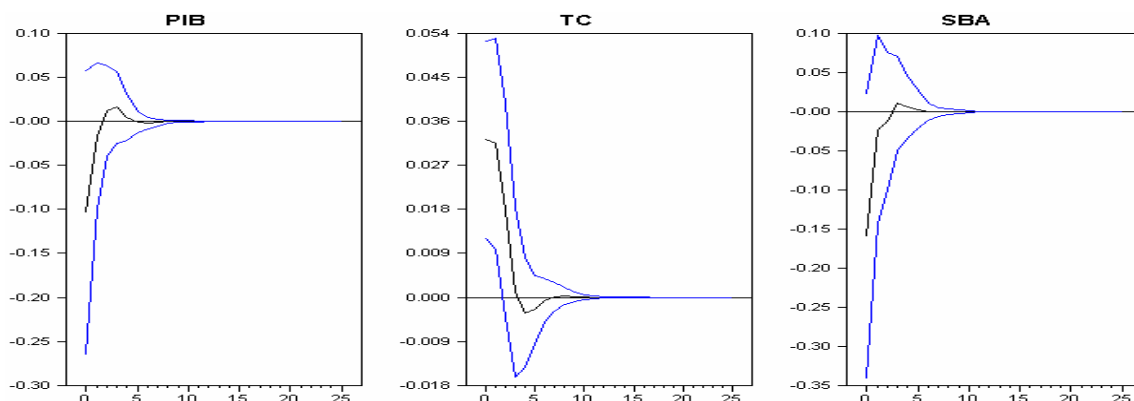
GRÁFICO 2.5: Funções Impulso-Resposta em Nível de um Choque de uma Unidade de Desvio Padrão na Inovação Transitória 1.



Obs: Intervalo de Confiança de 95%.

Fonte: Resultado da Pesquisa

GRÁFICO 2.6: Funções Impulso-Resposta em Nível de um Choque de uma Unidade de Desvio Padrão na Inovação Transitória 2



Obs: Intervalo de Confiança de 95%.
 Fonte: Resultado da Pesquisa

2.5.3 Decomposição das Variâncias dos Erros de Previsão das Séries de Tempo do Modelo

A decomposição da variância do erro de previsão fornece informações a respeito da importância relativa dos choques permanente e transitório nas flutuações das variáveis do modelo de Tendências e Ciclos Comuns. A Tabela 2.IV mostra a importância relativa do choque permanente e dos dois choques transitórios, pelo período de sessenta trimestres, nas flutuações do PIB agrícola, da taxa de câmbio real e do saldo da balança comercial agrícola, respectivamente. Deve-se observar que a soma dos três choques, em cada trimestre analisado, totaliza uma unidade.

Examinando a Tabela 2.IV, observa-se que as flutuações no produto agrícola são dominadas pelos dois choques transitórios, tendo o choque permanente uma importância relativa de apenas 36% mesmo no longo prazo. Resultados semelhantes foram encontrados por Trompieri (2002) o qual aplicou o modelo de tendências e ciclos comuns para o PIB agregado do Brasil, taxa de câmbio real e o saldo da balança comercial.

Pode-se concluir, portanto, que os choques de oferta domésticos são pouco expressivos. Predomina sobre o comportamento do produto forte influência dos choques de demanda agregada, notadamente quando se passa a adotar o instrumento de metas de

inflação, caracterizado pelo estabelecimento de taxa de juros real elevada como forma de manter os preços internos estáveis.

TABELA 2.IV: Decomposição da Variância do Erro de Previsão (EM NÍVEL).

Período	Descrição das Variáveis								
	Choque Permanente			Choque Transitório 1			Choque Transitório 2		
	PIB	TC	SBA	PIB	TC	SBA	PIB	TC	SBA
1	0,058 (0,115)	0,738 (0,170)	0,320 (0,254)	0,709 (0,453)	0 (0,010)	0,439 (0,467)	0,234 (0,366)	0,262 (0,170)	0,241 (0,279)
10	0,124 (0,229)	0,932 (0,030)	0,727 (0,176)	0,673 (0,230)	0,009 (0,010)	0,196 (0,086)	0,203 (0,361)	0,059 (0,023)	0,077 (0,113)
20	0,187 (0,488)	0,965 (0,016)	0,842 (0,137)	0,625 (0,261)	0,005 (0,005)	0,113 (0,072)	0,188 (0,388)	0,030 (0,013)	0,045 (0,074)
30	0,241 (0,679)	0,976 (0,011)	0,889 (0,107)	0,583 (0,375)	0,003 (0,004)	0,080 (0,058)	0,176 (0,407)	0,021 (0,009)	0,031 (0,055)
40	0,289 (0,821)	0,982 (0,009)	0,914 (0,086)	0,547 (0,478)	0,002 (0,003)	0,061 (0,048)	0,165 (0,419)	0,015 (0,007)	0,024 (0,044)
50	0,331 (0,925)	0,986 (0,007)	0,930 (0,073)	0,515 (0,560)	0,002 (0,002)	0,050 (0,040)	0,155 (0,427)	0,012 (0,006)	0,020 (0,036)
60	0,368 (1,002)	0,988 (0,006)	0,941 (0,062)	0,486 (0,623)	0,002 (0,002)	0,042 (0,035)	0,146 (0,430)	0,010 (0,005)	0,017 (0,031)

Observação: Os valores entre parênteses correspondem aos desvios-padrão.

Fonte: Resultado da Pesquisa.

Com relação à taxa de câmbio, constata-se que o choque permanente predomina e seus efeitos se mantêm num horizonte de tempo mais longo. Esse fato, contudo, não permite a afirmação de que as flutuações na taxa de câmbio real, no período analisado, sejam explicadas por choques de produtividade mas sim a mudanças tecnológicas, uma vez que estas oferecem recursos no longo prazo.

Com respeito ao saldo da balança comercial agrícola, verifica-se que o efeito dos choques transitórios predomina nos primeiros oito trimestres e vão se dissipando ao longo do tempo. A partir aproximadamente do décimo trimestre, a importância relativa do choque permanente passa a prevalecer sobre os choques transitórios na explicação das flutuações do SBA. Esse resultado constitui um reflexo do comportamento da tendência de longo prazo.

2.6. Conclusão

O objetivo deste trabalho foi o de usar o modelo de Tendência e Ciclos Comuns para analisar o comportamento do produto agrícola, da taxa de câmbio real e do saldo da balança comercial agrícola do Brasil, no período de 1990 a 2005. Buscou-se ainda estimar as respostas de longo prazo das variáveis do modelo aos choques permanentes e transitórios caracterizando, através da decomposição da variância do erro de previsão, a importância relativa de ambos os choques na conformação de suas trajetórias. Para tanto, foram utilizadas séries trimestrais (Ipeadata) tendo como base o primeiro trimestre de 2005.

O modelo de Tendência e Ciclos Comuns mostrou que as variáveis em análise apresentaram uma tendência estocástica que corresponde ao choque permanente, bem como dois ciclos comuns que correspondem aos choques transitórios. Já as funções impulso-resposta e as decomposições das variâncias mostraram que o produto foi mais influenciado pelos choques transitórios, tanto no curto como no longo prazo, tendo o choque permanente um impacto de apenas 36% no longo prazo, o que, de certa forma, não explicaria mudanças devidas a ganhos de produtividade decorrentes de variações tecnológicas.

2.7. Referências Bibliográficas

- ABDALLAH, M.B.; RAJHI..T. *Stochastic trends and balance crises*. Working Paper N° 2000:68, University of Paris 1, France, 2000.
- AGÉNOR, Pierre-Richard; HOFFMAISTER, A . W.; MEDEIROS, C. *Cyclical fluctuations in Brazil's real exchange rate: the role of domestic and external factors (1988-95)*. Revista Brasileira de Economia, v. 56, n. 1, p. 47-73, Jan./Mar. 2002.
- ALEXIUS, A. *Supply shocks and Real Exchange Rates*", Working Paper N° 117, Sveriges Risksbank (Central Bank of Sweden) (2000).
- BEVERIDGE, S.; NELSON, C. R. *A new approach to decomposition of economic time series into permanent and transitory components with particular attention to measurement of the business cycle*. Journal of Monetary Economics, v. 7, p. 655-673, 1981.

- BLANCHARD, O. J.; QUAH, D. *The dynamic effects of aggregate demand and supply disturbances*. American Economic Review, v.79, p.655-673, 1989.
- BRANDÃO, A. S. P; RESENDE, G. C. e MARQUES, R. W. C., *Crescimento Agrícola no Brasil no Período de 1999-2004: Explosão da Soja e da Pecuária Bovina e seu Impacto sobre o Meio Ambiente*. Texto para Discussão do IPEA. Rio de Janeiro, 34p, 2005.
- CAIADO, E. R. L.; MIGON, H. S.; LOPES, H. F. *Efeitos dinâmicos dos choques de oferta e demanda agregadas sobre o nível de atividade do Brasil*. Revista Brasileira de Economia, v. 47, n. 2, p. 177-204, 1993.
- CAMPBELL, J. Y; SHILLER, R. J. *Interpreting cointegrated models*. Journal of Economic Dynamics and Control, v. 12, p. 505-522, 1988.
- CRIBARI-NETO, F. *The cyclical component in brazilian GDP*. Revista de Econometria, n.1, p.1-22, 1993.
- DICKEY, D. A.; FULLER, W. A. *Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root*. Journal of the Statistical Association, v. 74, p. 1057-1072, 1979.
- ENDERS, W. *Applied econometric time series*. New York, John Wiley & Sons, Inc, 1995.
- ENGLE, R.F.; ISSLER, J.V. *Common trends and common cycles in latin america*. Revista Brasileira de Economia, v. 47, n. 2, p. 149-76, 1993.
- GASQUES, J. G. e SPOLADOR, H.F.S. *Taxas de Juros e Política de Apoio Interno a Agricultura*. Texto para Discussão nº 952, IPEA, pp. 1-31, 2003.
- GASQUES, J. G.; VILLA VERDE, C. M. *Gastos Públicos na Agricultura, Evolução e Mudanças*. Texto para Discussão nº 948, IPEA, abril, pp. 1-31, 2003.
- FURTOSO, M. C. ; GUILHOTO, J. J. M. *Estimativa e Mensuração do Produto Interno Bruto do Agronegócio da Economia Brasileira, 1994 a 2000*. Revista de Economia e Sociologia Rural, n.4, v.41, pp. 803-828, nov.-dez. de 2003.
- HAMILTON, J. D. *Time series analysis*. Princeton, Princeton University Press, Inc, 1994.
- HJELM, G. *Total Factor Productivity and the Real Exchange Rate in a Small Open Economy: The Relative Importance of Permanent and Transitory Shocks*, Working Paper Nº 2001:23, Lund University, Sweden (2001).
- HODRICK, R. J.; PRESCOTT, E. C. *Postwar US business cycles: an empirical investigation*. Journal of Money, Credit and Banking, v. 29, n. 1, p. 1-16, 1997.

- ISSLER, J. V.; VAHID, F. *Common cycles and the importance of transitory shocks to macroeconomic aggregates*. *Journal of Monetary Economics*, v.47, p.449-475, 2001.
- JACOBSON, T., JANSSON P., VREDIN A., e WARNE A. *A VAR Model for Monetary Policy Analysis in Small Open Economy*, Working Paper N° 77, Sveriges Risksbank (Central Bank of Sweden), 1999.
- JOHANSEN, S. *Statistical analysis of cointegration vectors*. *Journal of Economic Dynamics and Control*, v. 12, p. 231-254, 1988.
- _____. *Estimation and hypothesis testing of cointegration vectors in gaussian vector autoregressive models*. *Econometrica*, v. 59, p. 1.551-1.580, 1991.
- JOHANSEN, S., MOSCONI, R. and NIELSEN, B. *Cointegration analysis in the presence of structural breaks in the deterministic trend*. *Econometrics Journal* 3: 216-249, 2000.
- KING, R. G.; PLOSSER, C. I.; STOCK, J. H.; WATSON, M. W. *Stochastic trends and economic fluctuations*. *American Economic Review*, v. 81, p. 819-840, 1987.
- KUMAH, F. Y.; IBRAHIM, S. B. *Stochastic trends and fluctuations in the interest rate, exchange rate and current account balance: an empirical investigation*. *Economic Modelling*, v. 13, p. 383-406, 1996.
- LANNE, M., LÜTKEPOHL, H. and SAIKKONEN, P. *Comparison of unit root tests for time series with level shifts*. *Journal of Time Series Analysis*, 2002.
- MELLO, L.R.J.; CARNEIRO, F.G. *The long-run behavior of exchange rates in Brazil, Chile and Argentina: a cointegration analysis*. *International Review of Economics and Finance*, v. 6, n. 1, p. 37-48, 1997.
- MELLANDER, E., VRENDIN, A. and WARNE, A. *Stochastic Trends and Economic Fluctuations in a Small Open Economy* *Journal of Applied Econometrics*, 7:369-394, 1992.
- NELSON, C. R.; PLOSSER, C. I. *Trends and random walks in economic time series: some evidence and implications*. *Journal of Monetary Economics*, v. 10, p. 139-162, 1982.
- NEWBOLD, P. *Precise and efficient computation of the Beveridge-Nelson decomposition of economic time series*. *Journal of Monetary Economics*, v. 26, p. 453-457, 1990.
- SAIKKONEN, P. and LÜTKEPOHL, H. *Testing for a unit root in a time series with a level shift at unknown time*. *Econometric Theory* 18: 313-348, 2002.

- SAMUELSON, P. *Theoretical notes on trade problems*. Review of Economic and Statistics, v. 46, p. 145-154, 1964.
- SHIRVANI, H.; WILBRATTE B. *The relationship between the real exchange rate and the trade balance: an empirical reassessment*. International Economic Journal, v.11, n.1, p.39-50, 1997.
- STOCK, J. H.; WATSON, M. W. *Testing for common trends*. Journal of the American Statistical Association, v. 83, p. 1097-1107, 1988.
- TROMPIERI, N. *Modelo de tendências comuns aplicado ao produto, à taxa de câmbio e ao saldo da balança comercial: o caso do Brasil*. Tese de Mestrado, CAEN – UFC, 2002.
- VAHID, F.; ENGLE, R. F. *Common trends and common cycles*. Journal of Applied Econometrics, V.8, p.341–360, 1993.
- WARNE, A. *A common trends model: identification estimation and inference*. Seminar Paper N°555, IIES, University of Stockholm, Sweden, 1993.
- _____. *Estimation and Testing for Common Cycles*. Working Paper. 8p, dec, 2004.

2.8 APÊNDICE 2.I: Relacionamento entre o Modelo Estrutural e o Modelo na Forma Reduzida

Para estimar o modelo de Tendências Comuns (Warne, 1993), assume-se que o vetor de variáveis $\{x_t\}$ é gerado por um VAR irrestrito de ordem p , descrito como

$$A(L)x_t = \rho + \rho^* D_t + \varepsilon_t. \quad (I.1)$$

O termo $\{\varepsilon_t\}$ é uma seqüência n -dimensional de distúrbios com $E[\varepsilon_t] = 0$ e $E[\varepsilon_t \varepsilon_t'] = \Sigma$, uma matriz positiva definida. O polinômio matricial de ordem $n \times n$, $A(\lambda) = I_n - \sum_{j=1}^p A_j \lambda^j$, satisfaz $\det[A(\lambda)] = 0$ se, e somente se, as raízes características de $A(L)$ estiverem fora ou sobre o círculo unitário, de maneira que processos explosivos são desconsiderados. A única forma de não- estacionaridade, portanto, é devida à existência de raízes unitárias.

Assumindo que (I.1) é cointegrado com $d = 1$ e $b = 1$; isto é, $x_t \sim CI(1,1)$, com posto cointegrante igual a r então, pelo Teorema da Representação de Granger (TRG)²⁹,

(i) posto $[A(1)] = r$.

(ii) $A(1) = \alpha\beta'$.

As matrizes α e β são de dimensões $n \times r$ e as colunas de β são chamadas de vetores de cointegração. Sob a hipótese de cointegração segue-se pelo TRG que pode-se reescrever um modelo VAR como um modelo de correção de erros (VCE):

$$A^*(L) \Delta x_t = \rho + \rho^* D_t - \gamma z_{t-1} + \varepsilon_t \quad (I.2)$$

onde $\Delta = 1 - L$ é o operador de primeira diferença e o polinômio matricial $A^*(\lambda) = I_n - \sum_{i=1}^{p-1} A_i^* \lambda^i$ é relacionado a $A(\lambda)$ por $A_i^* = -\sum_{j=i+1}^p A_j$ para $i = 1, \dots, p-1$. O termo αz_{t-1} ($= \alpha\beta' x_{t-1}$), representa a correção da mudança em x_t devido ao desvio do equilíbrio dos períodos passados, e a matriz α é composta pelos coeficientes de ajustamento dessa correção. Desde que Δx_t é estacionário existe uma decomposição de Wold da forma

$$\Delta x_t = \delta + C(L)\varepsilon_t, \quad (I.3)$$

onde $C(\lambda) = I_n + \sum_{j=1}^{\infty} C_j \lambda^j$, se $C(1) \neq 0$ segue-se que $\{x_t\}$ é não estacionário. Se $\{x_t\}$ é cointegrado de ordem (1,1), então $C(1)$ tem posto $n - r$ e $\beta' C(1) = 0$ (Engle e Granger, 1987).

Pode-se decompor $C(\lambda)$ como:

$$C(\lambda) = C(1) + (1 - \lambda)C^*(\lambda), \quad (I.4)$$

onde $C^*(\lambda) = \sum_{i=0}^{\infty} C_i^* \lambda^i$ é absolutamente somável³⁰ e $C_i^* = -\sum_{j=i+1}^{\infty} C_j$ para $i \geq 0$ (Stock, 1987). Substituindo recursivamente para x_{t-1}, \dots, x_1 e fazendo $\varepsilon_0 = 0$, a equação (I.4) em (I.3), obtém-se:

$$x_t = x_0 + C(1)\xi_t + C^*(L)[\varepsilon_t + \rho^* D_t], \quad (I.5)$$

²⁹ Para a definição formal e a prova do Teorema da Representação de Granger veja Engle e Granger (1987).

³⁰ Uma seqüência de números $\{\phi_j\}_{j=0}^{\infty}$ satisfazendo $\sum_{j=0}^{\infty} |\phi_j| < \infty$, é dita ser absolutamente somável.

onde $\xi_t = \rho + \rho^* D_t + \xi_{t-1} + \varepsilon_t$ e $\delta = C(1)\rho$.

O modelo de Tendências Comuns na sua forma reduzida (equação (I.5)) representa uma versão multivariada da representação tendência-ciclo de Beveridge e Nelson (Beveridge e Nelson, 1981). As séries de tempo do vetor x_t são representadas como um vetor de tendências (x_t^p) mais um vetor de resíduos estacionários (x_t^s), o que em termos da equação (1) resulta em

$$x_t^s = x_0 + C^*(L)[\varepsilon_t + \rho^* D_t], \quad (I.6)$$

$$x_t^p = C(1)[\xi_0 + \rho t + \sum_{j=1}^t \varepsilon_j].$$

Do relacionamento do modelo na forma estrutural com a forma reduzida encontra-se que a igualdade dos componentes de tendências da equação (5), no texto, com a equação (I.6) implica em

$$\Upsilon \varphi_t = C(1)\varepsilon_t, \quad \Upsilon \Upsilon' = C(1)\Sigma C(1)', \quad \Upsilon \mu = C(1)\rho. \quad (I.7)$$

O VAR Restrito e a Identificação dos Choques Estruturais

Para estimar a matriz de coeficientes Υ , do modelo de Tendências Comuns em (2), fica clara a necessidade de informações sobre os parâmetros de $C(1)$ e Σ . Enquanto Σ pode ser estimada diretamente de (I.1) ou (I.2), para obter uma estimativa de $C(1)$ deve-se inverter a representação VCE (Stock e Watson, 1988), ou inverter o modelo VAR restrito (RVAR) (Campbell e Shiller (1988) e Warne (1993)). Segue-se aqui o processo de inversão do modelo RVAR para n variáveis. Ou seja,

$$B(L)y_t = \theta + \theta^* D_t + \eta_t, \quad (I.8)$$

onde $y_t = D_{\perp}(L)Mx_t$ ³¹ e $B(L) = M[A^*(L)M^{-1}D(L) + \gamma^*L]$ ³². Das estimativas do sistema RVAR em (I.8), encontram-se as seguintes relações

³¹ $D_{\perp}(L) = \begin{bmatrix} (1-L)I_k & 0 \\ 0 & I_r \end{bmatrix}$, $M = \begin{bmatrix} S'_k & \alpha \end{bmatrix}$ e $S'_k = \begin{bmatrix} I_k & 0 \end{bmatrix}$. Onde k é o número de tendência comuns existentes nas n variáveis do sistema e r é o número de relações cointegrantes.

$$C(1) = M^{-1}D(1)B(1)^{-1}M \quad (I.9)$$

$$\Sigma = M^{-1}E[\eta_t \eta_t'](M')^{-1}$$

Para identificar os choques permanentes, φ_t , e transitórios, ψ_t , contidos no vetor de inovações estruturais, ν_t , utiliza-se uma matriz Γ para identificar os choques do modelo na forma estrutural em função das inovações do modelo na forma reduzida; isto é,

$$\nu_t = \begin{bmatrix} \varphi_t \\ \psi_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Gamma_k \\ \Gamma_r \end{bmatrix} \varepsilon_t = \Gamma \varepsilon_t \quad (I.10)$$

onde Γ_k e Γ_r identificam os choques permanente e transitório, respectivamente. Da expressão $\Upsilon \varphi_t = C(1)\varepsilon_t$ em (I.7), identifica-se o choque permanente como

$$\varphi_t = (\Upsilon' \Upsilon)^{-1} \Upsilon' C(1) \varepsilon_t = \Gamma_k \varepsilon_t. \quad (I.11)$$

De acordo com Hjelm (2001), pode-se reescrever o choque permanente em (I.11) como

$$\varphi_t = (\gamma'_\perp \Sigma \gamma_\perp)^{-1/2} \gamma'_\perp \varepsilon_t. \quad (I.12)$$

Além da restrição de cointegração, assume-se que os choques são não correlacionados. Usando (I.12) tem-se que $E[\varphi_t \psi_t'] = (\gamma'_\perp \Sigma \gamma_\perp)^{-1/2} \gamma'_\perp \Sigma \Gamma_r' = 0$, onde $\Gamma_r = \gamma' \Sigma^{-1}$. Utilizando esta definição para Γ_r , verifica-se que a variância do choque transitório é dada por $E[\Gamma_r \varepsilon_t \varepsilon_t' \Gamma_r'] = \gamma' \Sigma^{-1} \gamma$, a qual é diferente da unidade. Para permitir a unicidade da variância multiplica-se Γ_r por $\sqrt{\gamma' \Sigma^{-1} \gamma}$, de modo que o choque transitório será dado por

$$\psi_t = \left(\sqrt{\gamma' \Sigma^{-1} \gamma} \right) \gamma' \Sigma^{-1} \varepsilon_t. \quad (I.13)$$

2.9 APÊNDICE 2.II: Extração dos Ciclos Comuns

A metodologia utilizada para extrair os ciclos comuns será baseada em Vahid e Engle (1993). Considere a equação (10) abaixo:

³² $B(0) = I_n$ $D(L) = \begin{bmatrix} I_k & 0 \\ 0 & (1-L)Ir \end{bmatrix}$, e $\gamma^* = [0 \quad \gamma]$ uma matriz de ordem $n \times n$.

$$\begin{aligned}
y_t &= C(1) \sum_{s=0}^{\infty} \varepsilon_{t-s} + C^*(L) \varepsilon_t \\
&= T_t + C_t
\end{aligned}
\tag{II.1}$$

Considere agora o caso especial de $n = r + s$, e tomando as co-características e as combinações cointegrantes obtêm-se:

$$\begin{bmatrix} \tilde{\alpha}' \\ \alpha' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{\alpha}' T_t \\ \alpha' C_t \end{bmatrix}
\tag{II.2}$$

A matriz $\begin{bmatrix} \tilde{\alpha}' \\ \alpha' \end{bmatrix} n \times n$ possui rank completo e é insensível. Particionando as colunas da inversa da matriz A, $A^{-1} = [\tilde{\alpha}^- \quad \alpha^-]$, e pré-multiplicando as co-características e as combinações cointegrantes por A^{-1} , obtêm-se a decomposição da tendência e dos ciclos comuns:

$$y_t = A^{-1} A y_t = \tilde{\alpha}^- (\tilde{\alpha}^- y_t) + \alpha^- (\alpha' y_t)
\tag{II.3}$$

Isto implica que $T_t = \tilde{\alpha}^- \tilde{\alpha}' y_t$ e $C_t = \alpha^- \alpha' y_t$, ou seja; a tendência e os ciclos são combinações lineares simples de y_t .

Observe que o primeiro termo em (II.3) depende apenas das combinações co-características, enquanto o segundo é função das combinações cointegrantes. Isto significa que o primeiro termo gera a tendência e o segundo os ciclos.

3. Previsão da Taxa de Crescimento do Produto Agrícola Brasileiro: Uma Aplicação de Modelos de Índice de Difusão Linear e Não Linear

3.1. Introdução

O setor agrícola, no início da década de 1990, foi marcado por uma mudança do comportamento do poder central no que diz respeito aos programas que atendiam ao setor. O Programa de Abastecimento, por exemplo, que na década de 1980 representava 70% das aplicações federais no setor, já na década seguinte não chegou a 30%. A maior causa da redução de recursos para a agricultura foi a política de estabilização adotada a partir de março de 1990, onde o controle monetário e fiscal foram os pontos centrais. Esta mudança

na política econômica alterou substancialmente a forma de financiamento da agricultura pelo setor público (Gasques e Villa Verde, 1991). Os dados mostram que no início da década de 1990 ocorreu um esvaziamento das políticas de curto prazo, as quais concentraram, na década anterior, quase todo o esforço de política agrícola. Para algumas políticas como a do trigo, açúcar e álcool, a retirada do governo teve pontos positivos face à economia que isto representou e às distorções que estas provocaram ao longo dos anos. Porém, para outras políticas como Crédito Rural, Preços Mínimos e Estoques Reguladores, a retirada trouxe problemas que se refletiram diretamente no volume de produção, nos investimentos no setor e principalmente na estabilização de preços e na renda.

A partir de 1994, com a implementação do Plano Real e com as mudanças que o acompanharam, principalmente no câmbio, o setor agrícola passou a experimentar um momento mais favorável. No entanto, uma queda dos preços internacionais anulou parcialmente o estímulo derivado da mudança cambial de 1999; mas, em compensação, uma fase de alta desses preços internacionais a partir de 2002 reforçou o estímulo cambial, resultando em grande dinamismo para a agricultura brasileira, principalmente nos últimos três anos agrícolas. Verificou-se também que a volatilidade dos preços internacionais deu lugar, a partir do segundo semestre de 2004, a uma fase de baixos preços agrícolas no mercado internacional, a qual poderá atingir adversamente o comportamento do setor nos próximos anos.

Constata-se, também, que a expansão agrícola recente caracterizou-se por um aumento de nada menos do que 22,8% da área plantada com grãos, ao longo de apenas três anos agrícolas (2001/2002, 2002/2003 e 2003/2004). Esta expansão recente difere radicalmente do padrão que prevaleceu durante toda a década de 1990, no qual a área agrícola total com lavouras permaneceu constante e todo o aumento da produção agrícola vegetal adveio de aumentos da produtividade da terra. Essa expansão recente de área se deu sobretudo na soja, a qual cresceu, somente nesses três anos agrícolas, 39,8% nas regiões Sul e Sudeste, e nada menos do que 66,1% na região Centro-Oeste. Essa mudança positiva no setor fez com que o produto agrícola voltasse a crescer principalmente através de ganhos de produtividade provenientes de melhoramentos tecnológicos (Brandão *et. al.*, 2005).

Dadas todas estas transformações que o setor agrícola enfrentou durante a década de 1990 e início da década de 2000, sobretudo no que diz respeito à magnitude do produto

agrícola, a elaboração de um modelo econométrico para se prever a taxa de crescimento do PIB agrícola brasileiro, deve conter variáveis que permitam este modelo capturar os efeitos do setor externo, das condições de oferta e de demanda dos bens e serviços agrícolas, bem como do lado nominal da economia brasileira.

Entretanto, a literatura especializada vem chamando a atenção para a importância da parcimônia no processo de previsão; ou seja, quanto maior o número de coeficientes no modelo maior a incerteza sobre os parâmetros estimados e isso pode trazer graves consequências para a eficiência da previsão. Desta forma, vários modelos têm sido propostos para evitar este problema.

Os modelos fatoriais para séries de tempo têm sido uma destas opções. Uma delas é o modelo de Índice de Difusão proposto por Stock e Watson (1998) que tem como idéia central que toda a informação incluída em um grande número de variáveis pode ser capturada por um pequeno número de fatores comuns entre elas.

Além do problema da parcimônia, os modelos de previsão enfrentam outros problemas, onde um dos principais é a perda de eficiência preditiva dos modelos econométricos quando há quebras estruturais na variável a ser prevista (Clements e Hendy, 1999). Como alternativa aos modelos lineares, nesta situação, há várias especificações não lineares que se propõem a captar estas mudanças.

Uma delas é o modelo do tipo *threshold* proposto inicialmente por Tong (1978) e aprimorado por Hansen (2000), no qual é um modelo não linear que permite um conjunto de valores diferentes para os seus parâmetros, de acordo com possíveis alterações nos regimes econômicos. Já o modelo de Índice de Difusão com Efeito Threshold proposto por Ferreira (2005,2006), além de trazer a idéia do modelo de Índice de Difusão citado acima, incorpora a possível existência de mais de um regime econômico, como proposto pelo modelo *threshold*. Assim, como o PIB é uma variável sujeita a ciclos de negócios (expansão e recessão), estes tipos de modelos podem gerar melhores previsões que o modelo de fatores lineares. No entanto, em termos de resultados empíricos nada garante, a priori, a superioridade das previsões do modelo não linear sobre o linear.

Deste modo, foram utilizados dados trimestrais do PIB³³ agrícola brasileiro mais um conjunto de 83 variáveis³⁴ macroeconômicas, representando o setor externo bem como o lado real e nominal da economia brasileira, além de 10 variáveis climáticas³⁵. O período que engloba as variáveis inicia-se no primeiro trimestre de 1990 e termina no primeiro trimestre de 2005. Reservou-se uma parte da amostra (primeiro trimestre de 2004 até o primeiro trimestre de 2005) para realizar previsões ex-post, as quais permitem a comparação das previsões com os valores realizados. Este trabalho consistirá, portanto, em comparar as previsões dos modelos linear de Índices de Difusão (DI) com o modelo não linear de Índice de Difusão com Efeito Threshold (TARDI) bem como compará-las as previsões do modelo Linear Autoregressivo (AR), que é considerado na literatura como modelo padrão para estimativas de previsão.

Além desta seção, este trabalho se compõe de mais quatro seções. A seção 3.2 trata da revisão da literatura. A seção 3.3 descreve a metodologia utilizada e a seção 3.4 detalha os resultados encontrados. Finalmente, a seção 3.5 resume as conclusões.

3.2. Revisão da Literatura

Na literatura sobre previsões, não há resultados consensuais sobre a comparação da eficiência preditiva entre os modelos não lineares e os modelos lineares. A revisão bibliográfica sobre este assunto indica que resultados a favor dos modelos não lineares devem ser melhor analisados. Como ilustração, os principais estudos nesta área e seus resultados são discutidos a seguir.

As aplicações empíricas encontradas em Clements e Krolzig (1998) e Clements e Smith (1999), evidenciam que os modelos lineares são eficientes em suas previsões. Por outro lado, Clements e Frances (1999) encontraram uma fraca evidência para o PIB dos Estados Unidos de que o modelo TAR fornece uma melhor previsão comparada ao modelo AR.

³³ Os valores estão na unidade de mil reais e foram deflacionados pelo IGP-DI com base no primeiro trimestre de 2005.

³⁴ Ver apêndice do trabalho.

³⁵ As variáveis climáticas correspondem as médias pluviométricas dos estados de maior representação territorial de cada região brasileira.

Dijk e Silverstovs (2003), utilizando modelos lineares e não lineares para prever a taxa de crescimento da produção industrial para o grupo de países do G7, corroboram a idéia de que o modelo não linear apresenta resultados melhores do que o modelo linear em termos de descrever as incertezas contidas nas séries de tempo.

Já Boero e Marrocu (2002) concluíram que as previsões para a taxa de câmbio nominal dos Estados Unidos do modelo Smooth-TAR (STAR) não foram melhores do que as previsões do modelo AR. Neste mesmo sentido, Diebold e Nason (1990) enumeraram várias razões que justificam a melhor performance obtida pelos modelos lineares em comparação aos não lineares. Uma razão é que a aparente não linearidade detectada pelos testes para linearidade é devida a *outliers* ou a quebras estruturais, o que diminui a performance da previsão.

Para o Brasil, Chauvet (2001) e Chauvet, Lima e Vasquez (2002) mostraram que os modelos não lineares fornecem melhores resultados para previsão das taxas de crescimento do produto brasileiro do que os modelos lineares.

No que se refere ao uso de modelos de índices de difusão para gerar previsões, os resultados têm se mostrados favoráveis à sua utilização. Stock e Watson (1998) empregaram este tipo de modelo para prever a taxa de crescimento do PIB e a inflação dos EUA. A performance preditiva dos modelos de índices de difusão foram superiores as obtidas pelos modelos AR, VAR e de Rede Neurais.

Ferreira, Bierens e Castelar (2006), ao realizar previsões para a taxa de crescimento do PIB brasileiro utilizando o modelo de índice de difusão lineares e não lineares, encontraram que as previsões feitas por estes modelos foram superiores às previsões geradas por um modelo do tipo AR.

3.3 Metodologia

A metodologia que será descrita nas subseções seguintes, tratará de detalhar os modelos lineares e não lineares que foram utilizados para fazer as previsões, um passo a frente, da taxa de crescimento do produto agrícola.

3.3.1 Modelo de Índice de Difusão

Seguindo Stock e Watson (1998), os modelos de fatores, ou de Índice de Difusão, são modelos com variáveis latentes. Isto significa que algumas variáveis são não observáveis. Se f representa r destas variáveis e x é um vetor de k variáveis observadas, com $r < k$, a análise do modelo de fatores comuns expressa a matriz de dados $X_{(T \times K)}$ como uma combinação linear de vetores linearmente desconhecidos, usualmente chamados de fatores comuns, mais um fator específico. Para $i = 1, \dots, k$, pode-se representá-lo da seguinte forma,

$$\begin{bmatrix} x_{1i} \\ \mathbf{M} \\ x_{Ti} \end{bmatrix} = \lambda_{i1} \begin{bmatrix} f_{11} \\ \mathbf{M} \\ f_{T1} \end{bmatrix} + \Lambda + \lambda_{ir} \begin{bmatrix} f_{1r} \\ \mathbf{M} \\ f_{Tr} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1 \\ \mathbf{M} \\ e_T \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

Onde, cada f acima é o escore do fator; cada vetor coluna com estes escores é um fator comum; cada λ é o peso do fator, e cada e representa o fator específico mencionado anteriormente. A definição usual de fatores comuns é que eles são funções lineares de variáveis conhecidas, contribuindo para a variância comum de todas as variáveis. Por outro lado, o fator específico contribui somente para a variância da variável que está sendo explicada.

Um outro modo de expressar o sistema (1), para um dado período de tempo $T = t$, é:

$$x_{1t} = \lambda_{11}f_1 + \Lambda + \lambda_{1r}f_r + e_{1t}$$

M

$$x_{kt} = \lambda_{k1}f_1 + \Lambda + \lambda_{kr}f_r + e_{kt}$$

ou simplesmente,

$$x_t = \Lambda F_t + e_t \quad (3.2)$$

Onde, $x_t = [x_{1t}, \dots, x_{kt}]'$ é um vetor ($k \times 1$), Λ é uma matriz ($k \times r$) de pesos dos fatores, $F_t = [f_1, \dots, f_r]'$ é um vetor ($r \times 1$), $e_t = [e_{1t}, \dots, e_{kt}]'$ é um vetor ($k \times 1$) de erros, e $r < k$. Assumindo que estas partes comuns são não correlacionadas com a parte específica; e que estas partes não são correlacionadas no tempo, e $F'F = FF' = I_r$, pode-se mostrar³⁶ que $p \lim(1/n)XX' = \Sigma = \Lambda\Lambda' + \Psi$, e logo $\text{var}(x_t) = \sum_{j=1}^r \lambda_{ij}^2 + \phi_i$.

Pode-se afirmar, então, que não somente todas as k variáveis na matriz X são representadas por uma combinação linear de r fatores comuns mais o fator específico, produzindo um subconjunto de variáveis, como também que esses r fatores comuns e seus pesos são suficientes para explicar a estrutura de variância comum de todas as k variáveis.

Considerando y_{t+1} como a previsão um passo à frente da taxa de crescimento do PIB agrícola brasileiro, os modelos usados neste trabalho são da forma:

$$y_{t+1} = c + \alpha(L)y_t + \beta(L)x_t + \varepsilon_{t+1} \quad (3.3)$$

para $t = 1, \dots, T$ e $\alpha(L)$ e $\beta(L)$ são polinômios no operador de defasagens de dimensões q_1 e q_2 , respectivamente. Observe-se que existem $(q_1 + q_2) \times k$ parâmetros em (3.3). Quando k é muito grande a estimação desses parâmetros pode ser muito imprecisa.

Assumindo que $E(\varepsilon_{t+1} / F_t, y_t, x_t, F_{t-1}, y_{t-1}, x_{t-1}, \Lambda) = 0$ e também que (y_{t+1}, x_t) possuem uma representação de fator dinâmico, com $\bar{r} (\bar{r} < k)$ fatores dinâmicos, Stock e Watson (2002) refinaram a equação (3.3)³⁷, da seguinte forma:

$$y_{t+1} = c + \alpha(L)y_t + \beta(L)f_t + \varepsilon_{t+1} \quad (3.4)$$

$$x_t = \lambda(L)f_t + e_t \quad (3.5)$$

Onde $\lambda(L) = I + B_1(L) + \Lambda + B_p(L^p)$, B_i é uma matriz ($k \times \bar{r}$) e f_t é um vetor de fatores ($\bar{r} \times 1$). Então, o modelo de fator pode absorver um grande número de observações contidas nas k variáveis em um pequeno número de fatores r . Modelando todas as

³⁶ Assumindo o bom comportamento dos dados, para poder aplicar a lei fraca dos grandes números de Khinchine.

defasagens polinomiais, Stock e Watson (1998) desenvolveram uma representação estática da equação (5):

$$y_{t+1} = c + \alpha' y_t + \beta' F_t + \varepsilon_{t+1} \quad (3.6)$$

$$x_t = \Lambda F_t + e_t \quad (3.7)$$

Onde $\alpha = (\alpha_0, \Lambda, \alpha_q)'$, $\beta = (\beta_0, \Lambda, \beta_q)'$, $\Lambda_i = (\lambda_{i0}, \Lambda, \lambda_{iq})$ e $F_t = (f_t', \Lambda, f_{t-q}')$ é um vetor ($r \times 1$) com $r \leq (q+1)\bar{r}$. Esta é a representação estática de um modelo fatorial dinâmico. A vantagem central da última representação é permitir que a estimação dos fatores possa ser realizada por componentes principais, que possui algumas vantagens sobre o modelo de fator dinâmico obtido através da estimação por Máxima Verossimilhança (MLE).

A análise de componentes principais é uma técnica estatística de análise multivariada que transforma linearmente um grupo de variáveis num conjunto substancialmente menor, de variáveis não correlacionadas, responsável pela maior parte das informações originais (Stock Watson, 1998). Desta forma, a análise por componentes principais torna as previsões menos imprecisas pois a estimação é em função de um número reduzido de parâmetros, ao contrário da técnica de máxima verossimilhança que tem sua imprecisão preditiva elevada em função do grande número de parâmetros do modelo.

3.3.2 Modelo de Índice de Difusão com Efeito Threshold (TARDI)

Os modelos que utilizam o efeito *threshold* têm sido usados em estudos empíricos macroeconômicos na tentativa de capturar fases de expansões e recessões nos ciclos de negócio ou em qualquer outra situação que requeira uma divisão induzida da amostra para regimes diferentes. O modelo TARDI foi proposto por Ferreira (2005, 2006) que uniu o modelo Índice de Difusão, descrito na seção anterior, com o modelo Threshold proposto por Hansen (1996a, 1996b, 1997 e 2000).

³⁷ Esta próxima suposição implica que $E(y_{t+1} \mid \beta_t, y_t, X_t, \beta_{t-1}, y_{t-1}, X_{t-1}, \Lambda)$ depende somente de F_t .

A idéia central do modelo é utilizar as propriedades do modelo linear de fatores (DI), decorrentes da utilização da técnica de componentes principais, com a característica não linear do modelo *threshold* que captura a presença de diferentes regimes pertencentes à série de tempo.

Desta forma, o modelo de índice de difusão com efeito *threshold* pode ser expresso da seguinte forma:

$$y_{t+1} = (c_1 + \alpha^1 y_t + \beta^1 F_t)I(g_{t-1} \leq \gamma) + (c_2 + \alpha^2 y_t + \beta^2 F_t)I(g_{t-1} > \gamma) + \varepsilon_{t+1} \quad (3.8)$$

$$x_t = \Lambda F_t + e_t \quad (3.9)$$

Onde $\alpha^j = (\alpha_1^j, \Lambda, \alpha_q^j)'$, $\beta^j = (\beta_1^j, \Lambda, \beta_q^j)'$ para $j = 1, 2, \dots, g_{t-1}$ são conhecidos como funções de dados e $I(\cdot)$ é função indicador. Fazendo $z_t = (1 \ y_t \ F_t)'$, $\pi^j = (c_j \ \alpha^j \ \beta^j)$, $z_t(\lambda) = (z_t I(g_{t-1} \leq \gamma) z_t I(g_{t-1} > \gamma))'$ e $\theta = (\pi^1 \ \pi^2)' g_{t-1}$; então, a equação (8) pode ser escrita da seguinte forma:

$$y_{t+1} = z_t(\gamma)' \theta + \varepsilon_{t+1} \quad (3.10)$$

3.3.3 Estimação, Teste e Previsão

3.3.3.1 Estimação do Modelo de Índice de Difusão (DI)

O procedimento de estimação³⁸ para o modelo de índice de difusão autoregressivo, baseado nas equações (3.6) e (3.7) é composto de dois passos. Primeiro estima-se os valores na equação (3.7), a partir dos dados observados de x_t , através da técnica de componentes principais. Como esta técnica é muito sensível a variabilidade dos dados, foram usados valores padronizados de x_t . Desta forma³⁹, as estimativas dos fatores \hat{F}_t são

³⁸ Foi utilizado o programa Gauss para estimar o modelo DI e fazer as previsões bem como o modelo TARDI.

³⁹ Para maiores detalhes sobre o processo de estimação do modelo de índice de difusão por componentes principais ver Stock e Watson (1998).

os autovetores associados com os n maiores autovalores da matriz padronizada $k^{-1} \sum_{i=1}^k \underline{x}_i \underline{x}_i'$,

onde $\underline{x}_i = (x_{i1}, \dots, x_{iT})$ é um vetor $(T \times 1)$.

Como estes fatores são estimados através de componentes principais, isto significa que o primeiro fator é o autovetor associado com o mais alto autovalor, e ele pode ser entendido como uma combinação linear de dados observados que explicam a maior parte da variância dos dados. Seguindo esta lógica, o segundo fator é o autovetor associado com o segundo maior autovalor e, portanto, explica a parte da variância que não é explicada pelo primeiro fator, e assim por diante. Além disso, uma outra característica importante da solução por componentes principais é a rotação que garante que cada um desses fatores será linearmente independente dos outros; evitando, assim, qualquer grau de colinearidade que possa existir entre os regressores.

No segundo passo, y_{t+1} é regredido sobre uma constante, \hat{F}_t e y_t para obter $\hat{c}, \hat{\alpha}$ e $\hat{\beta}$ na equação (3.6). Estes dois passos para o desenvolvimento do método de estimação foram adotados em Stock e Watson (1998, 2002)⁴⁰.

3.3.3.2 Estimação do Modelo de Índice de Difusão com Efeito Threshold (TARDI)

A estimação do modelo TARDI será baseada em Hansen (1997). Nela serão utilizadas dois tipos de funções em relação à g_{t-1} . Uma tradicional aproximação de pequenas diferenças $(Ln(PIB_{t-1}/PIB_{t-2}))_{t-d}$, e outra aproximação para grande diferenças $Ln(PIB_{t-1}/PIB_{t-d})$, onde d é um escalar positivo chamado de prolongador de defasagens. Desde que, neste caso, a equação de regressão é não linear e descontínua, a estimação dos parâmetros θ e γ será obtida através de mínimos quadrados condicional sequencial. Seja $\gamma = g_{t-1}$ e $\Gamma = [\underline{\gamma}, \bar{\gamma}]$, onde o estimador de MQ de γ pode ser encontrado pela investigação dos valores de Γ que minimizam os resíduos da regressão de y_t em $z_t(\gamma)$. Ou seja:

⁴⁰ Stock e Watson (1998) mostraram que os fatores estimados são uniformemente consistentes, e que esses estimadores são consistentes mesmo quando existe variação no tempo em Λ . E ainda, mostraram também que se r é desconhecido e se $m \geq r$, pode-se alcançar um Erro de Previsão eficiente.

$$\hat{\gamma} = \arg \min_{\gamma \in \Gamma} \frac{1}{n} \left(y_t - z_t(\gamma)' \hat{\theta}(\gamma) \right)' \left(y_t - z_t(\gamma)' \hat{\theta}(\gamma) \right) \quad (3.11)$$

onde,

$$\hat{\theta}(\gamma) = \left(\sum_{t=1}^n z_t(\gamma) z_t(\gamma)' \right)^{-1} \left(\sum_{t=1}^n z_t(\gamma) y_t \right) \quad (3.12)$$

Após obter $\hat{\gamma}$, o estimador de Mínimos Quadrados de θ , este é computado como $\hat{\theta} = \hat{\theta}(\hat{\gamma})$.

Para saber se o modelo linear captura todas as seqüências não lineares das séries de tempo, pode-se utilizar o teste descrito em Ferreira, Bierens e Castelar (2006) para testar a hipótese nula $H_0 : \pi^1 = \pi^2$ (regimes econômicos idênticos) utilizando como hipótese alternativa $H_1 : \pi^1 \neq \pi^2$ (regimes econômicos diferentes).

3.3.3.3 Previsão

O processo de previsão utilizado foi da forma recursiva. Desta forma, a equação geral usada para o modelo DI, para fazer previsão um passo à frente, é dada por:

$$\hat{y}_{T+1/T} = \hat{c}_h + \sum_{i=1}^{q_1} \hat{\alpha}_i y_{T-i+1} + \sum_{j=1}^{q_2} \hat{\beta}_j \hat{F}_{T-j+1} \quad (3.17)$$

Onde, $y_{t+1} = \ln\left(\frac{y_{t+1}}{y_t}\right)$ e $y_t = \ln\left(\frac{y_t}{y_{t-1}}\right)$. Como em Stock e Watson (2002), o modelo DI utiliza somente fatores correntes no processo de previsão. O modelo DI-AR é o modelo DI mais as defasagens da variável dependente; o modelo DI-LAG refere-se ao modelo DI mais fatores defasados, e o modelo DI-AR-LAG apresenta defasagens da variável dependente, bem como dos fatores. O número de defasagens, nos modelos que as utilizaram, foi escolhido através do Critério de Informação Bayesiano (BIC).

Já nos modelos DI-BIC, DIAR-BIC, DILAG-BIC e DIARLAG-BIC, tanto o número de variáveis defasadas, como o número de fatores a ser utilizado em cada um destes modelos foi definido pelo BIC.

O modelo autoregressivo (AR), foi utilizado como *benchmark* para comparar com a performance do modelo DI, e este foi estimado fazendo $\hat{\beta} = 0$ na equação (3.17), seguindo o número de defasagens escolhido pelo BIC.

Já para o modelo TARDI a previsão de um passo à frente segue a seguinte equação:

$$\hat{y}_{T+1/T} = \left(\hat{c}_1 + \sum_{i=1}^{q_1} \hat{\alpha}^1 y_{T-i+1} + \sum_{j=1}^{q_2} \hat{\beta}^1 \hat{F}_{T-j+1} \right) I(g_{t-1} \leq \hat{y}) + \left(\hat{c}_1 + \sum_{i=1}^{q_1} \hat{\alpha}^2 y_{T-i+1} + \sum_{j=1}^{q_2} \hat{\beta}^2 \hat{F}_{T-j+1} \right) I(g_{t-1} > \hat{y}) + \varepsilon_{t+1} \quad (3.18)$$

As variáveis adotadas na função g_{t-1} foram curtas e longas diferenças do logaritmo do PIB.

3.4. Resultados Empíricos

3.4.1 Resultados do Modelo de Índice de Difusão (DI)

Os modelos DI foram estimados com até cinco fatores. A medida de eficiência preditiva dos modelos usados neste estudo é a proporção⁴¹ do erro quadrático médio de previsão (MSFE) com relação ao modelo AR.

A Tabela 3.I, apresenta a comparação dos erros quadráticos médios de previsão dos diversos modelos em relação ao erro quadrático médio de previsão do modelo AR(2). Os demais modelos⁴² DI, com números diferentes de fatores, apresentaram no máximo uma eficiência preditiva igual ao do modelo AR(2).

⁴¹ Esta medida é utilizada como padrão neste tipo de literatura, ver por exemplo: Stock e Watson (1998).

⁴² As estimações dos modelos DI estão apresentadas no Apêndice II do trabalho.

TABELA 3.I – Resultados dos Modelos DI

	Modelos sem Defasagens
Número de Fatores	DI = DI-AR = DI-LAG = DI-AR-LAG
r = 1	2,05 ⁴³
r = 2	1,80
r = 3	1,24
r = 4	0,85
r = 5	1,45
Modelos sem Defasagens e sem Fatores	
DI-BIC = DIAR-BIC = DILAG-BIC = DIARLAG-BIC	
2,30	

Fonte: Resultado da Pesquisa.

Como foi explicado anteriormente, o número de defasagens utilizados neste trabalho foi definido pelo BIC. Segundo este critério, não se deve utilizar defasagens nos modelos DI e AR. Isto significa que os resultados dos modelos DI – AR, DI – LAG e o modelo DI – AR – Lag são os mesmos, uma vez que nenhuma defasagem foi utilizada. Este mesmo critério determinou também que nenhuma defasagem e nenhum fator devesse ser empregado nos modelos DI-BIC, DIAR-BIC, DILAG-BIC e DIARLAG-BIC. Portanto, estes modelos também apresentaram o mesmo resultado para o erro quadrático médio de previsão que foi de 0,046 (Ver Tabela 3.I).

Apesar do critério BIC ter indicado que nenhuma defasagem deveria ser utilizada no modelo autoregressivo, as funções de autocorrelação e autocorrelação parcial apontam para a possibilidade de se usar modelos AR(2), MA(2) ou ARMA(2,2). Em termos de performance preditiva, o modelo selecionado foi o AR(2) o qual apresentou um erro quadrático médio de previsão de 0,02. No que se refere à eficiência preditiva dos modelos DI, o melhor modelo foi aquele sem defasagens e com quatro fatores⁴⁴, o qual apresenta um

⁴³ Estes valores correspondem à proporção do Erro Quadrático Médio de Previsão (MSFE) do modelo em questão com relação ao modelo AR, que é dada da seguinte forma: $[MSFE_{DI} / MSFE_{AR}]$

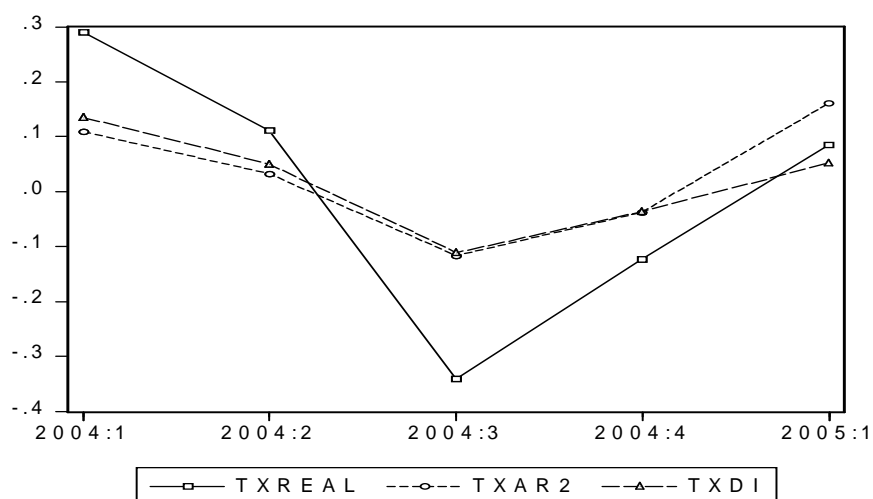
⁴⁴ A escolha do melhor modelo foi feita em termos de eficiência preditiva.

erro quadrático médio de previsão de 0,017. Portanto, este modelo, denominado de DI(4), melhorou as previsões do modelo AR(2) em 15%⁴⁵.

Estes resultados, de maneira geral, corroboram, os resultados encontrados por Ferreira, Bierens e Castelar (2006) para a taxa de crescimento do PIB brasileiro, no sentido de que o modelo DI prevê melhor se comparado ao modelo AR. No referido trabalho, o modelo DI com três fatores obteve uma previsão cerca de 36% melhor do que o AR(1).

O Gráfico 3.1 apresenta os valores reais e os valores das previsões da taxa de crescimento do PIB agrícola dos modelos DI e AR(2). Pode-se verificar que ambos os modelos prevêem de forma satisfatória a direção da variável em análise.

GRÁFICO 3.1: Valores Atuais e Previsões dos Modelos AR(2) e DI



Fonte: Resultado da Pesquisa.

3.4.2. Resultados do Modelo de Índice de Difusão com Efeito Threshold (TARDI)

Ante de realizar a previsão do modelo TARDI, foi realizado um teste com a intenção de comprovar a presença de regimes diferentes na variável na taxa crescimento do produto agrícola. Como apresentado anteriormente, as curtas e longas diferenças do PIB

⁴⁵ Este valor é encontrado fazendo o seguinte procedimento: $[1 - MSFE_{DI(4)}] \times 100$.

agrícola foram testadas como variáveis candidatas a efeito *threshold*⁴⁶. Assim, foi utilizado um conjunto de defasagens com d variando de 1 a 4.

A Tabela 3.II apresenta os resultados do teste para o efeito *threshold*. Os p -valores sugerem que existe um efeito *threshold* significativa a um nível de 5%, quando é considerada as diferenças curtas de $(\ln(pib_{t-1} / pib_{t-2}))_{t-2}$ e $(\ln(pib_{t-1} / pib_{t-2}))_{t-4}$, bem como quando se considera as longas diferenças de $\ln(pib_{t-1} / pib_{t-3})$ e $\ln(pib_{t-1} / pib_{t-4})$.

TABELA 3.II – Teste para Efeito Threshold (1992:1 a 2005:1)

g_{t-1}	$\hat{\gamma}$	p -valor
$(\ln(pib_{t-1} / pib_{t-2}))_{t-1}$	-0.2962	0.7410
$(\ln(pib_{t-1} / pib_{t-2}))_{t-2}$	0.0655	0.0090
$(\ln(pib_{t-1} / pib_{t-2}))_{t-3}$	0.1149	0.8170
$(\ln(pib_{t-1} / pib_{t-2}))_{t-4}$	0.0655	0.0080
$\ln(pib_{t-1} / pib_{t-2})$	-0.2962	0.7430
$\ln(pib_{t-1} / pib_{t-3})$	0.0956	0.0030
$\ln(pib_{t-1} / pib_{t-4})$	0.1754	0.0000

Fonte: Resultado da Pesquisa.

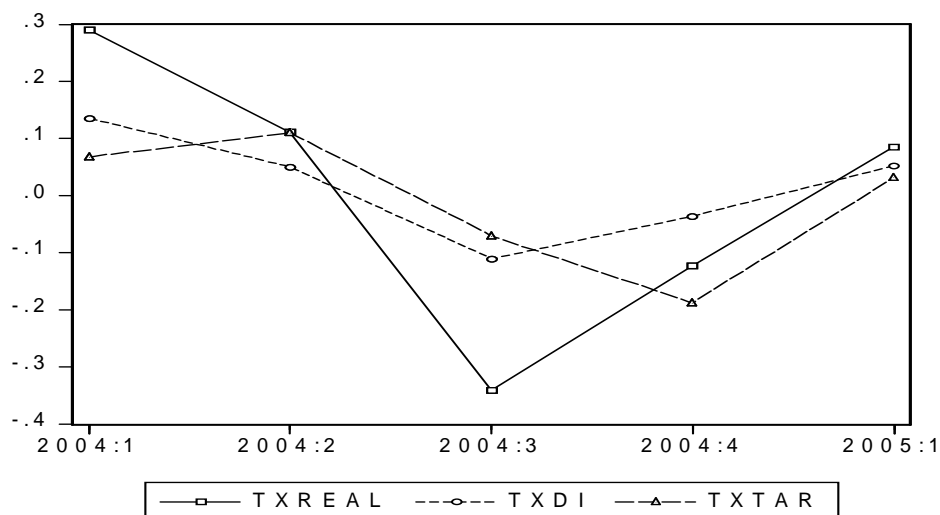
No entanto, será considerado, daqui para diante, apenas o modelo TARDI que utiliza a diferença curta de $(\ln(pib_{t-1} / pib_{t-2}))_{t-2}$, pois esta foi a que apresentou os melhores resultados na previsão.

Vale salientar que o teste de não-linearidade remanescente mostrou que não se pode rejeitar a hipótese de linearidade. Desta forma, os dois regimes do modelo TARDI são suficientes para capturar a parte não-linear das séries de tempo em questão.

No que se refere à eficiência preditiva, o erro quadrático médio de previsão do modelo TARDI foi de 0,025, resultado similar ao obtido no modelo AR(2). O Gráfico 3.2 apresenta os valores reais e previstos pelos modelos DI(4) e TARDI.

⁴⁶ As variáveis utilizadas no teste para o efeito *threshold* estão na forma estacionária.

GRÁFICO 3.2: Valores Atuais e Previsões dos Modelos DI e TARDI



Fonte: Resultado da Pesquisa.

5. Conclusões

O objetivo central deste trabalho foi comparar as previsões dos modelos linear de Índices de Difusão (DI) com o modelo não linear Índice de Difusão com Efeito Threshold (TARDI) bem como compará-las as previsões do modelo Linear Autoregressivo (AR), que é considerado na literatura como modelo padrão para estimativas de previsão.

Para tanto, foram utilizados dados trimestrais do PIB agrícola brasileiro mais um conjunto de 83 variáveis macroeconômicas, representando o setor externo bem como o lado real e nominal da economia brasileira, além de 10 variáveis climáticas⁴⁷. O período que engloba as variáveis inicia-se no primeiro trimestre de 1990 e termina no primeiro trimestre de 2005. Reservou-se uma parte da amostra (primeiro trimestre de 2004 até o primeiro trimestre de 2005) para realizar previsões ex-post, as quais permitem a comparação das previsões com os valores realizados.

Os resultados encontrados para o modelo linear de índice de difusão com quatro fatores DI(4), apresentou o melhor resultado dentre todos os modelos lineares, em termos de eficiência preditiva, inclusive quando comparado ao modelo AR(2) que serviu como

⁴⁷ As variáveis climáticas correspondem as médias pluviométricas dos estados de maior representação territorial de cada região brasileira.

benchmark. O DI(4) prevê cerca de 15% melhor do que o AR(2). Este resultado corrobora os resultados encontrados por Stock e Watson (1994) e por Ferreira, Bierens e Castelar (2006).

Com relação ao modelo TARDI, este não apresentou uma melhor eficiência do que os modelos lineares, gerando um erro quadrático médio de previsão de 0,025. Este resultado foi semelhante ao encontrado pelo modelo AR(2), o que indica que este tipo de modelo pode não ser o mais adequado para capturar as possíveis mudanças de regime econômico (recessão e expansão) do PIB agrícola brasileiro. Uma possível extensão deste trabalho é a utilização de outros modelos não lineares, como por exemplo um modelo DI com mudança de regime de Markov, com o objetivo de melhorar a eficiência preditiva dos modelos lineares, bem como do modelo TARDI.

3.6. Referências Bibliográficas

- BLINDER, A. *Credit Rationing and Effective Supply Failures*. *Economic Journal*. 97, 327-52, 1987.
- CHAUVET, M. *An Econometric Characterization of Business Cycles Dynamics with Factor Structure and Regime Switching*. *International Economic Review*. 39(4), 1998.
- _____. *A Monthly Indicator of Brazilian GDP*. *Brazilian Economic Journal*. (Revista Brasileira de Economia) 21, 2001.
- _____. *The Brazilian Business and Growth Cycles*. *Brazilian Economic Journal* (Revista Brasileira de Economia) 56(1), 2002.
- CHAUVET, M., LIMA E.C.R. e VASQUEZ, B. *Forecasting Brazilian Output in the Presence of Breaks: A Comparison of Linear and Nonlinear Models*. Working Paper 2002-28 Series of The Federal Reserve Bank of Atlanta, 2002.
- CLEMENTS, M.P., DIJK, V.D., FRANCES, P.H. e SMITH, J. *On Setar Non-Linearity and Forecasting*. *Journal of Forecasting* 22, 359-75, 2003.
- CLEMENTS, M.P. e HENDRY, D.F. *Forecasting Economic Time Series*. United Kingdom: Cambridge University Press, 1998.
- _____. *Forecasting Non-Stationary Economic Time Series*. MIT Press, 2001.

- CLEMENTS, M.P. e KROLSIG, H.M. *A Comparison of the Forecast Performance of Markov-switching and Threshold Autoregressive Models of US GNP*. *Econometrics Journal* 1, 47-75, 1988.
- CLEMENTS, M.P e SMITH, J. *A Monte Carlo Study of the Forecasting Performance of Empirical SETAR Models*. *Journal of Applied Econometrics* 14, 123-41, 1999.
- _____. *The performance of in this alternative forecasting methods for SETAR models*. *International Journal of Forecasting*, 13, 463-475, 1999.
- CONNOR, G. e KORAJCZYK, R. *A Test for the Number of Factors in an Approximate Factor Model*. *Journal of Finance*, 48,4, 1993.
- DE GOOIJER, J.G e KUMAR, K. *Some Recent Developments in Non-Linear Time Series Modelling, Testing and Forecasting*. *International Journal of Forecasting* 8, 135-156, 1992.
- DIEBOLD, F.X. e LOPEZ, J.A. *Forecast Evaluation and Combination*. Technical working paper 192, National Bureau of Economic Research, 1994.
- DIEBOLD, F. X. e NASON, J. A. *Nonparametric Exchange Rate Prediction*. *Journal of International Economics*, 28, 315- 332, 1990.
- DIJK, V.D. e SILIVERSTOV, B. *Forecasting Industrial Production with Linear, Nonlinear, and Structural Change Models*. *Econometric Institute Report*.16, 2003.
- ENGLE, R.F. e WATSON, M.W. *A One-Factor Multivariate Time Series Model of Metropolitan Wage Rates*. *Journal of the American Statistical Association*, 76, 376, 774-781, 1981.
- _____. *Lets Get Real: A Dynamic Factor Analytical Approach to Disaggregated Business Cycle*. *Review of Economic Studies*, 65, 453-474, 1998.
- FERREIRA, R.T. *Forecasting Quarterly Brazilian GDP Growth rate With Linear and Nonlinear Diffusion Index Models*. Tese de Doutorado Apresenta ao Curso de Pós-Graduação em Economia - CAEN da Universidade Federal do Ceará. 83p, 2005.
- FERREIRA, R.T., BIERENS, H. e CASTELAR, I., *Forecasting Quarterly Brazilian GDP Growth rate With Linear and Nonlinear Diffusion Index Models*. *Revista Economica. SELECT*. No Prelo, (2006).
- GEWEKE, J. In: AIGNER D.J. e GOLDBERGER A.S. *Latent Variables in Socio-Economic Models*. Amsterdam: North-holland, 1977.

- GEWEKE, J, e SIGLETON, K.J. *Maximun Likelihood Confirmatory factor Analysis of Economic Time Series*. International Economic Review, 22, 1, 37-54, 1981.
- GEWEKE, J. e G. ZHOU. *Measuring the Price Error of the Arbitrage Pricing Theory*. Review of Financial Studies, 9, 557-587, 1996.
- HANSEN,B.E. *Inference When a Nuisance Parameter Is Not Identified Under the Null Hypothesis*. Econometrica, 57(2), 357-84, 1989.
- _____. *Inference in TAR Models*. Studies in Nonlinear Dynamics and Econometrics, 2(1), 1997.
- _____. *Sample Splitting and Threshold Estimation*. Econometrica, 68(3), 575-603, 2000.
- MOREIRA, A.R.B. e AMENDOLA, E. *Comparação de Modelos de Previsão para o PIB e o Produto da Indústria*. IPEA – Textos para Discussão 613, 1998.
- MOREIRA, A.R.B., FIORENCIO, A. e LOPES, H.F. *Um Modelo de Previsão do PIB, Inflação e Meios de Pagamento*. IPEA – Textos para Discussão 446, 1996.
- NOBUHIKO TERUI , HERMAN K. VAN DIJK *Combined Forecasts from Linear and Nonlinear Time Series Models a , b*, International Journal of Forecasting 18, 421–438, 2002.
- QUAH, D. AND SARGENT, T.J. In: STOCK, J.H. e ND WATSON, M.W. *Business Cycles, Indicators and Forecasting*. Chicago: University of Chicago Press, 285-306, 1983.
- SARANTIS, N. *Modelling Non-Linearities in Real Effective Exchange Rates*. Journal of International Money and Finance, 18, 27–45, 1999.
- SARGENT, T.J. AND SIMS, C.A. In: SIMS, C. et al. *New Methods in Business Cycle Research*. Minneapolis: Federal Reserve Bank of Mineapolis, 1977.
- STOCK, J.H. e WATSON, M.W. *New Indexes of Coincident and Leading Economic Indicators*. NBER Macroeconomics Annual, 351-393, 1989.
- _____. In: LAHIRI AND MOORE, G.H. *Leading Economic Indicators: New Approaches and Forecasting Records*. New York: Cambridge university Press, 63-85, 1991.
- _____. *Evidence on Structural Instability in Macroeconomics Time Series*. Technical working paper 164, National Bureau of Economic research, 1994.

_____. *Diffusion Indexes*. Technical working paper 6702, National Bureau of Economic Research, 1998.

_____. *Macroeconomic Forecasting Using Diffusion Indexes*. *Journal of Business & Economic Statistics*, 20, 2, 147-162, 2002.

VAN DIJK, D. J. C., e FRANSES, P. H.. *Non-linear Error Correction Models for Interest Rates in The Netherlands*. In W. Bar-nett, 2000.

3.7 APÊNDICE 3.I: Descrição das Variáveis

Taxa de Crescimento do PIB Agrícola	
Taxa de Câmbio	I(1) Intercepto
Saldo Balança Comercial Agrícola	I(1) Intercepto e Dessazonalizado
Saldo Balança Comercial	I(1) Intercepto
Investimentos Diretos Estrangeiros no País	I(0) Tendência e Intercepto
Investimentos Diretos Brasileiros no Exterior	I(0) Intercepto
Saldo Transações Correntes	I(1) Intercepto
Outros Investimentos	I(0) Intercepto
Reservas Internacionais	I(1) Intercepto
Taxa de Juros LIBOR	I(2) Intercepto
Taxa de Juros SELIC	I(1) Intercepto
Exportações Brasileiras	I(2) Intercepto
Exportações Mundiais	I(1) Intercepto
Exportações Países Industrializados	I(1) Intercepto
Exportações Bens de Consumo Duráveis	I(1) Intercepto
Exportações Bens de Consumo Não-Duráveis	I(2) Intercepto
Exportações Bens Intermediários	I(1) Tendência e Intercepto
Exportações Combustíveis	I(0) Intercepto
Exportações Bens de Capital	I(1) Tendência e Intercepto
Exportações para Alemanha	I(1) Intercepto
Exportações para Argentina	I(1) Intercepto
Exportações para Bélgica	I(0) Tendência e Intercepto
Exportações para Canadá	I(2) Intercepto
Exportações para Espanha	I(2) Intercepto
Exportações para EUA	I(1) Tendência e Intercepto
Exportações para França	I(1) Intercepto
Exportações para Holanda	I(1) Tendência e Intercepto
Exportações para Itália	I(1) Intercepto
Exportações para Japão	I(1) Intercepto
Exportações para Paraguai	I(1) Intercepto
Exportações Produtos Básicos	I(2) Intercepto
Exportações para Reino Unido	I(1) Intercepto
Exportações para Uruguai	I(1) Intercepto
Exportações Produtos Industrializados	I(2) Intercepto

Exportações Produtos Manufaturados	I(2) Intercepto
Exportações Beneficiamento Produtos Vegetais	I(1) Tendência Intercepto
Exportações Abate de Animais	I(1) Intercepto
Exportações Borracha	I(1) Intercepto
Exportações Açúcar	I(1) Intercepto
Exportações Produtos Semi-Manufaturados	I(1) Intercepto
Exportações Laticínios	I(2) Intercepto
Exportações Celulose	I(1) Intercepto
Exportações Madeira e Mobiliário	I(2) Intercepto
Exportações Extrativa Mineral	I(2) Intercepto
Importações Brasileiras	I(0) Tendência Intercepto
Importações Mundiais	I(1) Intercepto
Importações Países Industrializados	I(1) Intercepto
Importações Bens Intermediários	I(0) Tendência Intercepto
Importações Bens de Capital	I(0) Tendência Intercepto
Importações Bens de Consumo	I(1) Intercepto
Importações Bens de Consumo Não-Duráveis	I(1) Intercepto
Importações Combustíveis	I(0) Tendência Intercepto
Importações Petróleo	I(1) Intercepto
Importações Matérias Primas e Produtos Intermediários	I(0) Tendência Intercepto
Importações Combustíveis e Lubrificantes	I(2) Intercepto
Importações Abate de Animais	I(0) Intercepto
Importações Beneficiamento de Produtos Vegetais	I(0) Tendência Intercepto
Importações Extrativa Mineral	I(1) Intercepto
Importações Industria Diversa	I(0) Tendência Intercepto
Importações Laticínios	I(0) Intercepto
Importações Máquinas e Tratores	I(0) Tendência Intercepto
Importações Outros Produtos Industrializados	I(1) Intercepto
Consumo Derivados do Petróleo	I(1) Intercepto
Consumo Gasolina	I(2) Intercepto
Consumo Óleo Combustível	I(1) Intercepto
Consumo Energia Elétrica	I(2) Intercepto
Consumo Gás GLP	I(2) Intercepto
PIB Alemanha	I(2) Intercepto
PIB Canadá	I(2) Intercepto
PIB Chile	I(2) Intercepto
PIB Coréia do Sul	I(2) Intercepto
PIB Espanha	I(1) Intercepto
PIB EUA	I(2) Intercepto
PIB França	I(0) Intercepto
PIB Holanda	I(2) Intercepto
PIB Itália	I(1) Intercepto
PIB Japão	I(2) Intercepto
PIB Reino Unido	I(2) Intercepto
Preço Médio Recebido pelo Produtor de Arroz	I(1) Intercepto e Tendência
Preço Médio Recebido pelo Produtor de Banana	I(2) Intercepto
Preço Médio Recebido pelo Produtor Boi Gordo	I(2) Intercepto e Tendência

Preço Médio Recebido pelo Produtor de Feijão	I(2) Intercepto
Médias Pluviométricas do Estado do Ceará	
Médias Pluviométricas do Estado da Bahia	
Médias Pluviométricas do Estado do Amazonas	
Médias Pluviométricas do Estado do Pará	
Médias Pluviométricas do Estado de São Paulo	
Médias Pluviométricas do Estado de Minas Gerais	
Médias Pluviométricas do Estado de Goiás	
Médias Pluviométricas do Estado de Mato Grosso	
Médias Pluviométricas do Estado do Rio Grande do Sul	
Médias Pluviométricas do Estado de Paraná	

3.8 APÊNDICE 3.II: Resultados do Modelo DI

Previsão 2004:1 até 2005:1

Taxa de Crescimento do Produto Agrícola(Real)	Previsão do Modelo AR(2)
0.28957	0.00333
0.11159	0.00526
-0.34094	-0.00081
-0.12354	-0.00293
0.08460	-0.00144
	MSE: 0.04617

Previsão do Modelo DI e DI-AR

1 Fator	2 Fatores	3 Fatores	4 Fatores	5 Fatores
0.03421	0.03341	0.10730	0.13473	0.18133
0.05144	0.05297	0.04405	0.04900	0.09564
0.00459	-0.03002	-0.07419	-0.11174	0.00342
-0.01272	-0.03714	-0.00368	-0.03711	0.00909
-0.00135	-0.01813	0.05198	0.05197	0.10087
MSE: 0.04158	MSE: 0.03675	MSE: 0.02487	MSE: 0.01779	MSE: 0.02968
mse ratio 0.90039	mse ratio 0.79585	mse ratio 0.53869	mse ratio 0.38531	mse ratio 0.64282

Previsão do Modelo DI-Lag e DI-AR-Lag

0.03421	0.03341	0.10730
0.05144	0.05297	0.04405
0.00459	-0.03002	-0.07419
-0.01272	-0.03714	-0.00368

-0.00135	-0.01813	0.05198
MSE: 0.04158	MSE: 0.03675	MSE: 0.02487
mse ratio 0.90039	mse ratio 0.79585	mse ratio 0.53869

Previsão do Modelo DI-BIC, DI-AR-BIC, DI-Lag-BIC, DI-AR-Lag-BIC

0.00333
0.00526
-0.00081
-0.00293
-0.00144
MSE: 0.04617 mse ratio 1.00000