

Franco Augusto Paschoal Dworachek Viscardi

**ANÁLISE DAS RELAÇÕES DE CAUSALIDADE LINEARES E
DA DINÂMICA NÃO LINEAR ENTRE AS TAXAS DE CÂMBIO
DOS PAÍSES DO BRICS**

Florianópolis

Junho 2014

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
CENTRO SÓCIO-ECONÔMICO
DEPARTAMENTO DE ECONOMIA E RELAÇÕES
INTERNACIONAIS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA

**ANÁLISE DAS RELAÇÕES DE CAUSALIDADE LINEARES E
DA DINÂMICA NÃO LINEAR ENTRE AS TAXAS DE CÂMBIO
DOS PAÍSES DO BRICS**

Dissertação submetida à
Comissão Avaliadora do
Programa de Pós-Graduação em
Economia como requisito
parcial para a obtenção do título
de Mestre em Economia.

Mestrando: Franco Augusto Paschoal Dworachek Viscardi

Orientador: Prof. Dr. Milton Biage

Florianópolis

Junho 2014

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,
através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Universitária da UFSC.

Viscardi, Franco Augusto Paschoal Dworachek
Análise das relações de causalidade lineares e da
dinâmica não linear entre as taxas de câmbio dos países do
BRICS / Franco Augusto Paschoal Dworachek Viscardi ;
orientador, Milton Biage - Florianópolis, SC, 2014.
221 p.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa
Catarina, Centro Sócio-Econômico. Programa de Pós-Graduação em
Economia.

Inclui referências

1. Economia. 2. Taxas de câmbio. 3. BRICS. 4. Não
linearidade. I. Biage, Milton. II. Universidade Federal de
Santa Catarina. Programa de Pós-Graduação em Economia. III.
Título.

Franco Augusto Paschoal Dworachek Viscardi

**ANÁLISE DAS RELAÇÕES DE CAUSALIDADE LINEARES E
DA DINÂMICA NÃO LINEAR ENTRE AS TAXAS DE CÂMBIO
DOS PAÍSES DO BRICS**

Esta dissertação foi julgada adequada para a obtenção do Título de “Mestre em Economia”, e aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós-Graduação em Economia da Universidade Federal de Santa Catarina.

Florianópolis, 09 de Junho de 2014.

Prof. Dr. Roberto Meurer
Coordenador do Curso

Banca Examinadora:

Orientador – Prof. Dr. Milton Biage
Universidade Federal de Santa Catarina

Prof. Dr. Cleomar Gomes da Silva
Universidade Federal de Uberlândia

Prof. Dr. Newton Carneiro Affonso da Costa Junior
Universidade Federal de Santa Catarina

Prof. Dr. Roberto Meurer
Universidade Federal de Santa Catarina

*Dedico este trabalho à
memória de meus pais,
Paschoal e Clara.*

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus, pela finalização desta etapa de minha vida.

À minha esposa Adriana e meu filho Júlio, muitíssimo obrigado pela compreensão, afeto e paciência. Amo vocês incondicionalmente.

Agradeço também à minha irmã, Rita, pelo apoio constante, a despeito da distância de vários quilômetros que nos separa.

Ao meu orientador Milton Biage, meu muito obrigado pela confiança, paciência, auxílio e ensinamentos. Agradeço também ao Professor Roberto Meurer, à Evelise Elpo, aos antigos colegas de trabalho na Casan e aos colegas de mestrado, em especial aos amigos Eron, Thomas, Guilherme e Adilson.

Por fim, agradeço a todos que de alguma forma auxiliaram na conclusão deste trabalho.

RESUMO

Com o objetivo de avaliar possíveis causalidades lineares e dinâmicas não lineares entre as taxas de câmbio dos países do BRICS, foram utilizadas as metodologias VAR/VECM, da bicoerência de Hinich (1982), e dos dados sub-rogados, que por sua vez operacionalizam a utilização das estatísticas discriminantes. A modelagem VEC permitiu realizar inferências acerca do comportamento dinâmico das variáveis, mediante os coeficientes de curto prazo do modelo VAR e os valores dos ajustamentos de longo prazo, referentes aos coeficientes da equação de cointegração. Verificou-se que as variáveis TCBRASIL, TCAFS e TCRUSSIA comportam-se como variáveis exógenas fracas, no longo prazo. Em seguida, procedeu-se à análise das funções impulso-resposta ortogonalizadas (FIROs). Foi encontrado que a variável TCCHINA é a que causa os menores impactos sobre as demais, mas produz variações positivas nas demais variáveis que se desenvolvem em tendências estocásticas no longo prazo, ao passo que as variáveis TCBRASIL, TCINDIA e TCAFS são as que mais apresentam impactos significantes entre si, também desenvolvendo tendências estocásticas no longo prazo. Após a filtragem das séries usando o modelo VEC, os resíduos de cada equação do modelo foram analisados, com a finalidade de obter explicações para outros possíveis efeitos não observáveis que interagem entre si nas taxas de câmbio dos países do BRICS. Os efeitos de não linearidade foram examinados através do método de dados sub-rogados, gerados pelo algoritmo zero e o algoritmo IAAFT, combinados com diferentes estatísticas discriminantes – Dimensão de Correlação (D), Dimensão de Entropia (K), Nível de Ruído (S) e Complexidade (CPM). Após a análise global de resultados, verificou-se que as estatísticas K, D e S não demonstraram ter maior poder explicativo em relação ao objeto de estudo, em comparação ao teste de bicoerência e à estatística CPM. O discriminante CPM apresentou a maior capacidade na detecção de não linearidades, especialmente em situações nas quais predominam os fatores relacionados aos fundamentos macroeconômicos e/ou à interação dos agentes participantes do mercado mundial de câmbio. O teste de bicoerência manifestou um melhor ajuste na detecção de não linearidades relacionadas aos momentos de crise e às mudanças de regimes cambiais pelas quais os países do BRICS estiveram submetidos.

Palavras - chave: taxas de câmbio, BRICS, não linearidade, dados sub-rogados, bicoerência.

ABSTRACT

In order to assess possible linear causalities and nonlinear dynamics between the exchange rates of the BRICS countries, the methodologies VAR/VECM, the bicoherence of Hinich (1982) and the surrogate data, which in turn operationalize the use of discriminant statistics, were used. The VEC modeling allowed for inferences about the dynamic behavior of the variables by the coefficients of short-term VAR model and the values of long-term adjustments, related to the coefficients of the cointegrating equation. It was found that the TCBRASIL, TCAFS and TCRUSSIA variables behave as weak exogenous variables in the long run. Then, the orthogonalized impulse-response functions (OIRFs) were analysed. The TCCHINA variable is the one that causes the least impact on the others, but produces positive changes in other variables that develop in the long term stochastic trends, while TCBRASIL, TCINDIA and TCAFS variables are the ones that present impacts significance between the groups, also developing stochastic trends in the long run. After filtering the series using the VEC model, the residuals of each model equation were analyzed in order to obtain other possible explanations for unobservable effects that interact in the exchange rates of the BRICS countries. The effects of nonlinearity were examined by the method of surrogate data generated by the zero and IAAFT algorithms, combined with different discriminant statistics - Correlation Dimension (D), Entropy Dimension (K), Noise Level (S) and Complexity (CPM). After a global analysis of the results, it was found that the statistics K, D, and S have not demonstrated greater explanatory power in relation to the object of study, compared to bicoherence testing and CPM statistic. The CPM had the highest discriminant ability in detecting nonlinearities, especially in situations where the factors related to macroeconomic fundamentals and/or the interaction of agents participating in the world exchange market predominate. The test of bicoherence showed a better fit in detecting nonlinearities related to moments of crisis and changes in exchange rate regimes in which the BRICS countries were submitted.

Keywords: exchange rates, BRICS, nonlinearity, surrogate data, bicoherence.

LISTA DE FIGURAS

| | |
|--|-----|
| Figura 1.1 – Taxas de Câmbio Normalizadas – BRICS..... | 31 |
| Figura 2.1 - Percentual Acumulado da Variação das Reservas Internacionais – BRICS..... | 49 |
| Figura 2.2 – Volatilidade da Taxa de Câmbio Durante a Crise Asiática, anualizada (%)..... | 55 |
| Figura 2.3 – Volatilidade da Taxa de Câmbio Durante a Crise Argentina, anualizada (%)..... | 55 |
| Figura 2.4 – Volatilidade da Taxa de Câmbio Durante a Crise do <i>subprime</i> , anualizada (%)..... | 56 |
| Figura 2.5 - Evolução das Volatilidades Mensais das Taxas de Câmbio das Economias do BRICS..... | 59 |
| Figura 4.1 – Desvio da Taxa de Câmbio do Centro da Banda – Krugman (1991)..... | 92 |
| Figura 4.2 – Fluxograma para Teste de Hipótese Nula (H_0), pelo Método de Dados Sub-Rogados..... | 116 |
| Figura 4.3 – Histograma e Gráfico Quantil-Quantil - Complexidade (CPM) e Dados Originais - Bloco 01 China (256 dados)..... | 118 |
| Figura 4.4 – Histograma e Gráfico Quantil-Quantil – Complexidade (CPM) e Dados Originais - Bloco 21 Índia (256 dados)..... | 119 |
| Figura 4.5 – Histograma e Gráfico Quantil-Quantil – Dimensão de Correlação (D) e Dados Originais - Bloco 01 China (128 dados)... | 120 |
| Figura 4.6 – Histograma e Gráfico Quantil-Quantil – Nível de Ruído (S) e Dados Originais - Bloco 01 China (128 dados)..... | 121 |

| | |
|--|-----|
| Figura 5.1 – Funções Impulso-Resposta Ortogonalizadas (FIROs) de TCCHINA..... | 130 |
| Figura 5.2 – Funções Impulso-Resposta Ortogonalizadas (FIROs) de TCINDIA..... | 132 |
| Figura 5.3 – Funções Impulso-Resposta Ortogonalizadas (FIROs) de TCBRASIL..... | 134 |
| Figura 5.4 – Funções Impulso-Resposta Ortogonalizadas (FIROs) de TCAFS..... | 136 |
| Figura 5.5 – Funções Impulso-Resposta Ortogonalizadas (FIROs) de TCRUSSIA..... | 138 |
| Figura 5.6 – Análise dos Resíduos de TCCHINA pelo Método da Bicoerência..... | 145 |
| Figura 5.7 – Blocos Não Lineares pelo Método da Bicoerência: Resíduos, QQ Plots e Box Plots de TCCHINA Blocos 01, 02, 03 e 04..... | 147 |
| Figura 5.8 – Blocos Não Lineares pelo Método da Bicoerência: Resíduos, QQ Plots e Box Plots de TCCHINA Blocos 05, 06, 10 e 11..... | 148 |
| Figura 5.9 – Blocos Não Lineares pelo método da Bicoerência: Resíduo, QQ Plot e Box Plot de TCCHINA Bloco 16..... | 149 |
| Figura 5.10 – Análise dos Resíduos de TCCHINA pelo Método das Estatísticas Discriminantes – Algoritmo zero..... | 150 |
| Figura 5.11 – Análise dos Resíduos de TCCHINA pelo Método das Estatísticas Discriminantes Algoritmo IAAFT..... | 151 |
| Figura 5.12 – Blocos Não Lineares pelo método da Complexidade: Resíduo, QQ Plot e Box Plot de TCBRASIL Bloco 21..... | 157 |

| | |
|---|-----|
| Figura 5.13 – Blocos Não Lineares pelo método da Complexidade: Resíduo, QQ Plot e Box Plot de TCAFS Bloco 13 | 157 |
| Figura D.1 – Blocos Não Lineares pelo Método da Bicoerência: Resíduos, QQ Plots e Box Plots de TCCHINA Blocos 01, 02, 03 e 04..... | 201 |
| Figura D.2 – Blocos Não Lineares pelo Método da Bicoerência: Resíduos, QQ Plots e Box Plots de TCCHINA Blocos 05, 06, 10 e 11..... | 202 |
| Figura D.3 – Blocos Não Lineares pelo método da Bicoerência: Resíduo, QQ Plot e Box Plot de TCCHINA Bloco 16..... | 203 |
| Figura D.4 – Blocos Não Lineares pelo método da Bicoerência: Resíduos, QQ Plots e Box Plots de TCINDIA Blocos 01, 03, 05 e 09..... | 204 |
| Figura D.5 – Blocos Não Lineares pelo método da Bicoerência: Resíduo, QQ Plot e Box Plot de TCINDIA Bloco 10..... | 205 |
| Figura D.6 – Blocos Não Lineares pelo método da Bicoerência: Resíduos, QQ Plots e Box Plots de TCBRASIL Blocos 03, 06, 07 e 17..... | 206 |
| Figura D.7 – Blocos Não Lineares pelo método da Bicoerência: Resíduo, QQ Plot e Box Plot de TCBRASIL Bloco 20..... | 207 |
| Figura D.8 – Blocos Não Lineares pelo método da Bicoerência: Resíduos, QQ Plots e Box Plots de TCAFS Blocos 01, 04, 05 e 10..... | 208 |
| Figura D.9 – Blocos Não Lineares pelo método da Bicoerência: Resíduos, QQ Plots e Box Plots de TCAFS Blocos 20 e 24..... | 209 |
| Figura D.10 – Blocos Não Lineares pelo método da Bicoerência: Resíduos, QQ Plots e Box Plots de TCRUSSIA Blocos 02 e 03..... | 209 |

| | |
|--|-----|
| Figura D.11 – Blocos Não Lineares pelo método da Bicoerência: Resíduos, QQ Plots e Box Plots de TCRUSSIA Blocos 05, 06, 07 e 26..... | 210 |
| Figura D.12 – Blocos Não Lineares pelo método da Complexidade: Resíduos, QQ Plots e Box Plots da Equação de Cointegração – Blocos 01, 02, 03 e 04..... | 211 |
| Figura D.13 – Blocos Não Lineares pelo método da Complexidade: Resíduos, QQ Plots e Box Plots da Equação de Cointegração – Blocos 05, 06, 07 e 08..... | 212 |
| Figura D.14 – Blocos Não Lineares pelo método da Complexidade: Resíduos, QQ Plots e Box Plots da Equação de Cointegração – Blocos 09, 10, 11 e 12..... | 213 |
| Figura D.15 – Blocos Não Lineares pelo método da Complexidade: Resíduos, QQ Plots e Box Plots da Equação de Cointegração – Blocos 13, 14, 15 e 16..... | 214 |
| Figura D.16 – Blocos Não Lineares pelo método da Complexidade: Resíduos, QQ Plots e Box Plots da Equação de Cointegração – Blocos 17, 18, 19 e 20..... | 215 |
| Figura D.17 – Blocos Não Lineares pelo método da Complexidade: Resíduos, QQ Plots e Box Plots da Equação de Cointegração – Blocos 21, 22, 23 e 24..... | 216 |
| Figura D.18 – Blocos Não Lineares pelo método da Complexidade: Resíduos, QQ Plots e Box Plots da Equação de Cointegração – Blocos 25 e 26..... | 217 |

LISTA DE TABELAS

| | |
|---|-----|
| Tabela 2.1 – Volatilidade Cambial – BRICS..... | 60 |
| Tabela 5.1 – Resultados dos Testes de Detecção de Não Linearidade: Método da Bicoerência e Cálculo da Complexidade (Níveis de Significância de 5% e 10%)..... | 153 |
| Tabela A.1: Análise do Número de Defasagens..... | 175 |
| Tabela A.2: Testes para Cointegração..... | 176 |
| Tabela A.3: Testes de Ruído Branco e Normalidade e Estatísticas Descritivas dos Resíduos da Equação de Cointegração..... | 177 |
| Tabela A.4: Condição de Estabilidade – Autovalores..... | 178 |
| Tabela B.1: Equação de Cointegração..... | 179 |
| Tabela B.2: Resultados do Modelo Vetor Autorregressivo (VAR) | 180 |
| Tabela B.3: Parâmetros de Impacto $\Pi = \alpha\beta'$ | 184 |
| Tabela E.1 – Volatilidade Cambial – BRICS – Período Total, Períodos Parciais e Períodos Anuais (1995 a 1998)..... | 219 |
| Tabela E.2 – Volatilidade Cambial – BRICS – Períodos Anuais (1999 a 2006)..... | 220 |
| Tabela E.3 – Volatilidade Cambial – BRICS – Períodos Anuais (2007 a 2013)..... | 221 |

LISTA DE GRÁFICOS

| | |
|---|-----|
| Gráficos C.1 – Resíduos de TCCHINA..... | 185 |
| Gráfico C.1.1 – Método da Bicoerência..... | 185 |
| Gráfico C.1.2 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes – Algoritmo IAAFT..... | 185 |
| Gráfico C.1.3 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes – Algoritmo zero..... | 186 |
| Gráfico C.1.4 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes D e K – Algoritmos zero e IAAFT..... | 186 |
| Gráfico C.1.5 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes S e CPM – Algoritmos zero e IAAFT..... | 187 |
| Gráficos C.2 – Resíduos de TCINDIA..... | 187 |
| Gráfico C.2.1 – Método da Bicoerência..... | 187 |
| Gráfico C.2.2 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes – Algoritmo IAAFT..... | 188 |
| Gráfico C.2.3 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes – Algoritmo zero..... | 188 |
| Gráfico C.2.4 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes D e K – Algoritmos zero e IAAFT..... | 189 |
| Gráfico C.2.5 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes S e CPM – Algoritmos zero e IAAFT..... | 189 |
| Gráficos C.3 – Resíduos de TCBRASIL..... | 190 |
| Gráfico C.3.1 – Método da Bicoerência..... | 190 |
| Gráfico C.3.2 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes – Algoritmo IAAFT..... | 190 |

| | |
|---|-----|
| Gráfico C.3.3 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes – Algoritmo zero..... | 191 |
| Gráfico C.3.4 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes D e K – Algoritmos zero e IAAFT..... | 191 |
| Gráfico C.3.5 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes S e CPM – Algoritmos zero e IAAFT..... | 192 |
| Gráficos C.4 – Resíduos de TCAFS..... | 192 |
| Gráfico C.4.1 – Método da Bicoerência..... | 192 |
| Gráfico C.4.2 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes – Algoritmo IAAFT..... | 193 |
| Gráfico C.4.3 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes – Algoritmo zero..... | 193 |
| Gráfico C.4.4 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes D e K – Algoritmos zero e IAAFT..... | 194 |
| Gráfico C.4.5 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes S e CPM – Algoritmos zero e IAAFT..... | 194 |
| Gráficos C.5 – Resíduos de TCRUSSIA..... | 195 |
| Gráfico C.5.1 – Método da Bicoerência..... | 195 |
| Gráfico C.5.2 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes – Algoritmo IAAFT..... | 195 |
| Gráfico C.5.3 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes – Algoritmo zero..... | 196 |
| Gráfico C.5.4 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes D e K – Algoritmos zero e IAAFT..... | 196 |
| Gráfico C.5.5 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes S e CPM – Algoritmos zero e IAAFT..... | 197 |
| Gráficos C.6 – Resíduos da Equação de Cointegração..... | 197 |

| | |
|---|-----|
| Gráfico C.6.1 – Método da Bicoerência..... | 197 |
| Gráfico C.6.2 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes – Algoritmo IAAFT..... | 198 |
| Gráfico C.6.3 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes – Algoritmo zero..... | 198 |
| Gráfico C.6.4 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes D e K – Algoritmos zero e IAAFT..... | 199 |
| Gráfico C.6.5 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes S e CPM – Algoritmos zero e IAAFT..... | 199 |

SUMÁRIO

| | |
|--|-----------|
| 1 INTRODUÇÃO | 29 |
| 2 CONTEXTUALIZAÇÃO DOS BRICS SOB A ÓTICA DESENVOLVIDA NA PESQUISA | 33 |
| 2.1 HISTÓRICO DOS REGIMES E POLÍTICAS CAMBIAIS DOS PAÍSES DO BRICS | 34 |
| 2.1.1 Brasil | 34 |
| 2.1.2 Rússia | 36 |
| 2.1.3 Índia..... | 37 |
| 2.1.4 China | 39 |
| 2.1.5 África do Sul | 42 |
| 2.2 INSERÇÃO DOS BRICS NO CENÁRIO ECONÔMICO EXTERNO | 44 |
| 2.2.1 Reservas Internacionais, Crises Econômicas e Volatilidade Cambial | 47 |
| 2.3 NÍVEL DE VOLATILIDADE CAMBIAL..... | 52 |
| 2.4 SÍNTESE DA CONTEXTUALIZAÇÃO DOS BRICS: HIPÓTESES A SEREM TESTADAS | 60 |
| 3 REVISÃO DA LITERATURA – O ESTUDO DO COMPORTAMENTO DAS TAXAS DE CÂMBIO NOMINAIS | 65 |
| 3.1 A VOLATILIDADE DAS TAXAS DE CÂMBIO NOMINAIS..... | 65 |
| 3.2 A RELAÇÃO ENTRE AS TAXAS DE CÂMBIO E OS FUNDAMENTOS MACROECONÔMICOS – A ANÁLISE DE BEKIROS (2014)..... | 66 |
| 3.3 A RELAÇÃO ENTRE AS TAXAS DE CÂMBIO E OS FUNDAMENTOS MACROECONÔMICOS – NÃO LINEARIDADES E CAOS DETERMINÍSTICO | 75 |
| 3.4 ANÁLISE DE NÃO LINEARIDADE PELO MÉTODO DE DADOS SUB-ROGADOS..... | 78 |

| | | |
|--------------|---|------------|
| 3.5 | ALGORITMOS PARA A GERAÇÃO DE DADOS SUB-ROGADOS | 82 |
| 3.6 | ESTATÍSTICAS DISCRIMINANTES..... | 83 |
| 3.7 | PRIMEIRA HIPÓTESE A SER EXPLORADA NO ESTUDO | 85 |
| 4 | METODOLOGIA | 87 |
| 4.1 | ABORDAGEM TEÓRICA..... | 87 |
| 4.1.1 | Teoria Subjacente à Determinação das Variáveis Cambiais Incluídas no Modelo..... | 87 |
| 4.1.2 | Teoria sobre os Efeitos de Não Linearidades nas Taxas de Câmbio..... | 90 |
| 4.2 | ABORDAGEM VECM..... | 94 |
| 4.2.1 | Fontes e Abrangência Temporal dos Dados | 94 |
| 4.2.2 | Metodologia VECM..... | 94 |
| 4.2.3 | Robustez das Estimativas | 98 |
| 4.3 | ABORDAGEM PARA INVESTIGAÇÃO DE NÃO LINEARIDADES | 101 |
| 4.3.1 | O Teste de Bicoerência de Hinich..... | 102 |
| 4.3.2 | As Estatísticas Discriminantes para Testes de Não Linearidade | 107 |
| 4.3.3 | A Metodologia dos Dados Sub-Rogados | 112 |
| 5 | RESULTADOS EMPÍRICOS..... | 123 |
| 5.1 | ANÁLISE DOS RESULTADOS DA MODELAGEM VEC | 125 |
| 5.1.1 | Análise do Comportamento da Equação TCCHINA | 127 |
| 5.1.2 | Análise do Comportamento da Equação TCINDIA | 130 |

| | | |
|--------------|---|------------|
| 5.1.3 | Análise do Comportamento da Equação TCBRASIL | 133 |
| 5.1.4 | Análise do Comportamento da Equação TCAFS.. | 135 |
| 5.1.5 | Análise do Comportamento da Equação TCRUSSIA | 136 |
| 5.1.6 | Síntese da Análise VEC..... | 138 |
| 5.2 | ANÁLISE DA DINÂMICA NÃO LINEAR ENTRE AS TAXAS DE CÂMBIO NOMINAIS DO BLOCO BRICS..... | 140 |
| 5.2.1 | Definição do Comprimento dos Blocos de Dados para a Análise de Não Linearidade | 142 |
| 5.2.2 | Análise dos Resultados do Teste de Bicoerência.... | 144 |
| 5.2.3 | Análise dos Resultados dos Testes das Estatísticas Discriminantes | 149 |
| 5.2.4 | Expansão da Análise para a Totalidade dos Dados..... | 151 |
| 5.2.5 | Interpretação dos Resultados dos Testes de Bicoerência e da Complexidade | 154 |
| 6 | CONCLUSÃO..... | 159 |
| | REFERÊNCIAS | 165 |
| | APÊNDICE A – ESPECIFICAÇÃO DO MODELO VEC..... | 175 |
| | APÊNDICE B – ANÁLISE DOS COEFICIENTES DE CURTO PRAZO E LONGO PRAZO | 179 |
| | APÊNDICE C – RESULTADOS DOS CÁLCULOS DA BICOERÊNCIA E DAS ESTATÍSTICAS DISCRIMINANTES PELO MÉTODO DE DADOS SUB-ROGADOS | 185 |
| | APÊNDICE D – BLOCOS DE NÃO LINEARIDADE SOB OS TESTES DE BICOERÊNCIA E COMPLEXIDADE..... | 201 |
| | APÊNDICE E – PERCENTUAIS DE VARIABILIDADE DAS TAXAS NOMINAIS DE CÂMBIO DOS PAÍSES DO BRICS..... | 219 |

1 INTRODUÇÃO

O termo BRICS é usado para fazer referência ao bloco formado pelos países Brasil, Rússia, Índia, China e África do Sul, que apresentaram, ainda que em patamares diversos, uma pujante dinâmica de crescimento no passado recente e que detêm em comum grande potencial de expansão de suas economias. Essa denominação - que é similar à palavra “brick”, ou tijolo, na língua inglesa – apareceu pela primeira vez em 2001 no artigo de Terence James “Jim” O’Neill, intitulado “The World Needs Better Economic BRICs”, escrito para o banco de investimento Goldman Sachs. Em 2006, o conceito deu origem a um agrupamento propriamente dito, incorporado à política externa de Brasil, Rússia, Índia e China. Em 2011, a África do Sul passou a fazer parte do agrupamento, que adotou a sigla BRICS. A inclusão foi criticada por Jim O’Neill, para quem a África do Sul não tem a mesma dinâmica e potencial dos parceiros.

Apesar da diferença das políticas de estabilidade macroeconômica entre os países que compõem o chamado BRICS (especificamente, o regime de política macroeconômica e a gestão da mesma), esses países, dados os efeitos da globalização¹, estão submetidos aos possíveis efeitos das crises econômicas internacionais. Em meio a esse processo que afeta o desempenho das economias mundiais, a variável taxa de câmbio comporta-se como uma estrutura sujeita a absorver os efeitos das volatilidades impostas aos sistemas econômicos, inerentes ao processo de globalização.

É importante ressaltar, outrossim, que os países desse bloco apresentam um conjunto de características econômicas similares, com taxas de crescimento – de uma maneira geral – expressivas nos últimos anos; além disso, representam mercados comerciais de grande interesse para as economias mundiais, principalmente por serem países populosos. Em função dessas características – que foram os principais determinantes para a própria criação do bloco – supõe-se que esses países apresentem fundamentos macroeconômicos similares e, portanto,

¹ O termo *globalização* tem sido usado para representar vários fenômenos, como o crescimento do comércio e dos negócios transnacionais, a interdependência entre os fluxos de capitais, as parcerias (*joint-ventures*) internacionais e a integração dos mercados financeiros.

espera-se que possam existir componentes de cointegração entre suas taxas de câmbio.

Como mencionado, espera-se que essas economias estejam sendo submetidas aos impactos de crises econômicas internacionais e domésticas que exigem intervenções em suas políticas cambiais, com a finalidade de manter a taxa de câmbio dentro da banda desejada², de modo que suas atividades econômicas se mantenham dentro dos padrões esperados. Dessa busca – nem sempre frutífera – pela manutenção da taxa de câmbio dentro de uma banda de variação, depreende-se que seja possível a ocorrência de variáveis não observadas pelo modelo adotado que possam traduzir a impossibilidade da manutenção dessa banda. As intervenções na taxa de câmbio, muitas vezes, introduzem efeitos de componentes não lineares na evolução da série temporal da taxa cambial. Portanto, na modelagem do comportamento das taxas de câmbio torna-se necessário identificar a presença de não linearidades (e os períodos em que estas se manifestam) nas séries de câmbio de cada país do bloco, assim como nos resíduos do modelo de correção de erros (VECM), o qual será aplicado no presente trabalho.

A presença de não linearidade nos resíduos do VECM caracteriza a necessidade de estabelecer um modelo para os resíduos que represente os impactos das crises econômicas sobre as taxas de câmbio das economias, bem como sobre o desempenho das respectivas economias em nível internacional. Portanto, imagina-se que seja necessário modelar os resíduos do VECM por meio de técnicas que possibilitem captar os impactos não lineares presentes nos mesmos.

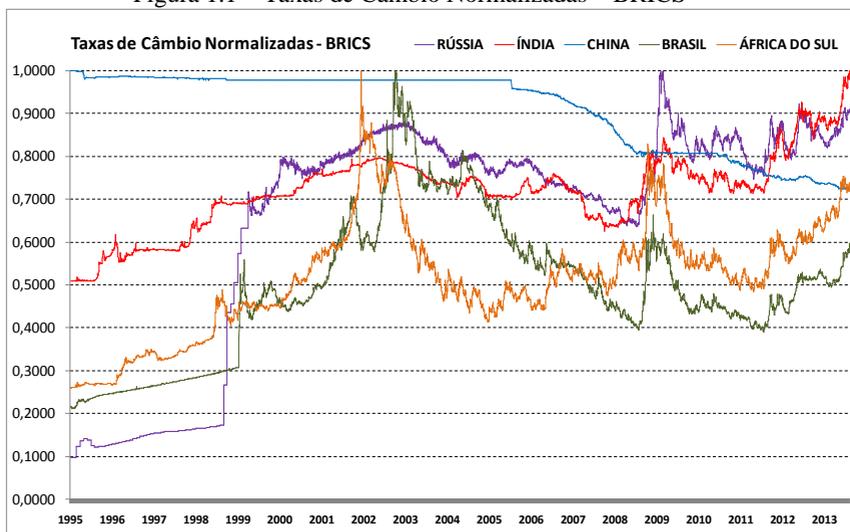
A identificação de não linearidades nas séries temporais é dificultada, e às vezes inconsistente, quando os efeitos não lineares encontram-se misturados com parcelas significativas de ruído branco. Portanto, considerando essas dificuldades, foram utilizadas várias técnicas clássicas da análise de caos, a fim de identificar a presença de não linearidades nas séries temporais residuais das equações do modelo VAR e na componente de correção de erros estimada na equação de cointegração do VECM.

Desse modo, para que seja possível realizar uma análise robusta e consistente das taxas de câmbio nominais em questão, é necessário que o número de observações a serem investigadas seja suficientemente grande. Para isso, foram coletadas as cotações diárias das taxas de câmbio nominais de cada país do BRICS, no período compreendido

² Os regimes cambiais de cada país do bloco serão explicitados mais adiante, no capítulo 2 deste trabalho.

entre as datas de 02/01/1995 a 16/08/2013, num total de 6.795 observações. A evolução – normalizada – das cotações diárias das taxas de câmbio nominais dos países do BRICS está representada na Figura 1.1. Da análise visual dessas figuras depreende-se que há similaridades na evolução das cotações cambiais dos países do bloco.

Figura 1.1 – Taxas de Câmbio Normalizadas – BRICS



Fonte: Elaboração própria

Posto isso, o presente trabalho encontra-se dividido em seis capítulos, dos quais o primeiro é a presente introdução. No capítulo 2 será inserido o ambiente de trabalho da presente pesquisa, ou seja, serão explicitadas as características econômicas de cada país do bloco BRICS, dentro do período em estudo (1995-2013), com ênfase às políticas cambiais desses países. No capítulo 3, mediante a revisão da literatura, será apresentada a atual conjuntura no que diz respeito às abordagens econométricas referentes ao estudo do comportamento das taxas de câmbio, e das técnicas de análise não linear de séries temporais. No capítulo 4, as técnicas econométricas (modelagem VAR/VEC) e da análise de não linearidades (teste de bicoerência de Hinich, estatísticas discriminantes e o método de dados sub-rogados) serão expostas, como um mecanismo que possibilite, no capítulo 5, a explanação dos resultados empíricos encontrados por este trabalho. Finalmente, as

conclusões desta pesquisa serão expostas no capítulo 6. Como apoio à análise empreendida, serão disponibilizados os apêndices I a V, com os resultados dos testes econométricos e dos testes de não linearidade.

2 CONTEXTUALIZAÇÃO DOS BRICS SOB A ÓTICA DESENVOLVIDA NA PESQUISA

Neste capítulo será dada ênfase à inserção do bloco BRICS (Brasil, Rússia, China, Índia e África do Sul), no ambiente de estudo deste trabalho. Portanto, neste capítulo analisar-se-á os elementos que interagem na evolução das taxas cambiais dos países do BRICS, como, por exemplo, regimes cambiais, grau de vulnerabilidade das moedas desses países – especialmente nos momentos de crises –, e os efeitos das reservas internacionais no controle da estabilidade das moedas.

A principal hipótese estabelecida nesse trabalho é a de que os desempenhos econômicos dos países do BRICS resultam, ao menos parcialmente, da condução da política macroeconômica adotada em cada país, onde a política cambial e o grau de vulnerabilidade externa têm um papel essencial. Com isso, espera-se que países em desenvolvimento, caracterizados por algumas especificidades similares (tais como moedas não conversíveis, alta volatilidade no fluxo de capitais, bem como déficits em conta corrente) podem apresentar correlações em suas taxas cambiais. Portanto, as hipóteses a serem perseguidas neste trabalho serão a correlação entre as taxas cambiais dos países do BRICS e a presença de não linearidades nas taxas de câmbio das economias do bloco.

Portanto, esses elementos expostos serão analisados tomando como base as inserções dos países do BRICS no cenário econômico internacional, os efeitos das principais crises que o bloco esteve submetido durante o período de análise (fatores geradores de volatilidade cambial), e o efeito estabilizador das reservas internacionais sobre as taxas cambiais. Para tanto, tendo em consideração que os regimes cambiais constituem mecanismos que determinam o grau de interação das economias no mercado internacional, bem como o grau de vulnerabilidade aos ataques especulativos (Fischer, 2001), e considerando que durante o período de análise algumas economias do bloco estiveram submetidas a mais de um tipo de regime cambial, analisar-se-ão também nesse capítulo os regimes cambiais em que cada economia do bloco esteve exposta no período de 1995-2013.

Inicia-se na Subseção 2.1 a análise sobre o histórico dos regimes e políticas cambiais dos países do BRICS. Em seguida, analisa-se na Subseção 2.2 a inserção dos BRICS no cenário econômico externo, tomando como argumentos os impactos do nível de volatilidade cambial sobre esse processo, os efeitos das reservas internacionais (um indicador

de vulnerabilidade conjuntural externa da moeda doméstica), e a relação entre exportações e taxa de câmbio, fator associado a estabilidade da economia, no que se refere a sua competitividade no mercado global. Na Subseção 2.3 são analisados os níveis de volatilidade das taxas de câmbio dos países do BRICS, e os efeitos das crises econômicas sobre a volatilidade das moedas. Finalmente, na Subseção 2.4 estabelece-se a hipótese a ser investigada neste trabalho.

2.1 HISTÓRICO DOS REGIMES E POLÍTICAS CAMBIAIS DOS PAÍSES DO BRICS

Nesta subseção, serão explicitados: o histórico – dentro do período de análise deste trabalho – dos regimes cambiais adotados pelos países do bloco BRICS e a condução da política econômica adotada por país do bloco, no mesmo período. As informações têm como fonte principal os trabalhos de Ferrari Filho e Paula (2005) e Paula e Barcelos (2011), e como fontes acessórias as referências que constam do corpo do texto.

2.1.1 Brasil

No período entre julho de 1994 a janeiro de 1999, o regime cambial brasileiro é caracterizado pelo uso de uma âncora nominal (uma taxa de câmbio que variava dentro de uma banda previamente definida³) para fins de estabilização, e a adoção de uma política monetária que resultou em uma grande sobrevalorização cambial e o consequente déficit comercial financiado por entrada de capitais. Esse período é também caracterizado pelo contágio de crises externas (crise mexicana, crise asiática e crise russa). Sob o contexto de uma taxa de câmbio semifixa, o Banco Central do Brasil (BCB) reagia ao movimento de saída de capitais, elevando fortemente a taxa de juros e ao mesmo tempo oferecendo aos agentes “*hedge*” contra a desvalorização da taxa de câmbio via emissão de títulos públicos indexados ao câmbio.

Após a crise cambial de janeiro de 1999, resultado entre outros fatores da elevada vulnerabilidade externa do país (déficit em conta corrente de 4% do PIB em 1998), o Brasil adotou um novo modelo de política econômica, baseado nas seguintes características: regime de

³ A despeito da existência de uma banda cambial, o câmbio era “fixado” através de uma mini-banda informal que resultava em desvalorizações mensais nominais da ordem de 0,6% a 0,7% ao mês.

câmbio flutuante, sistema de metas de inflação e a geração de superávits primários⁴, que resultaram em taxas de juros menores que no período anterior (1995-1998), mas ainda altas, além de uma grande volatilidade na taxa de câmbio. A operação do sistema de metas de inflação, somado ao regime de câmbio flutuante operando sob a condição de grande abertura da conta de capital, resultou em uma grande instabilidade da taxa de câmbio nominal.

Na operacionalização do regime de câmbio flutuante, não houve, por parte do BCB, qualquer compromisso de intervir na taxa de câmbio. Portanto, analisando a determinação da taxa de câmbio no Brasil observa-se que em *anos de normalidade* as reduzidas variações da taxa de câmbio são explicadas basicamente por variáveis reais (saldo comercial e investimento direto estrangeiro), enquanto que em *período de forte pressão cambial* ou crise cambial o movimento dos empréstimos e financiamento externos e os investimentos em carteira explicam grande parte da alta volatilidade cambial. Desse modo, observa-se uma elevada volatilidade da taxa de câmbio nominal no Brasil, a qual aumenta em períodos de forte pressão cambial.

O BCB intervém ocasionalmente no mercado cambial em períodos de grande volatilidade do fluxo de capital. Disso vem que o regime cambial brasileiro não é um regime de livre flutuação, mas de fato tem sido um dos regimes cambiais, entre os países emergentes, que mais se aproxima de ser totalmente flutuante (Souza e Hoff, 2006). A partir do fim de 2002 a taxa de câmbio nominal apresentou uma forte tendência à sobrevalorização devido aos fluxos de divisas que resultaram do aumento dos superávits comerciais e da entrada de capitais externos.

Após a mudança de regime cambial, foram adotadas normas que resultaram em aumento da liberalização financeira e maior flexibilidade do mercado cambial, como, por exemplo, a redução e posterior eliminação da necessidade de maturidade mínima para empréstimos externos, bem como do imposto sobre entrada de capitais; a supressão das restrições para investimentos no mercado de ações para os investidores estrangeiros, e a simplificação dos procedimentos relacionados à remessa de capital para outros países⁵. Em 2005, o

⁴ O superávit primário foi de 0% do PIB em 1998, de quase 5% em 2005 e de 1,9% em 2013.

⁵ Em março de 2005 o BCB autorizou indivíduos e empresas a realizarem transferências de recursos para o exterior pelas suas próprias contas correntes (Paula, 2011, cap. 4).

governo brasileiro concedeu ampla liberdade para compra e venda de moeda estrangeira no mercado de câmbio sem necessidade de autorização específica do BCB, respeitando-se o pressuposto de legalidade, e, em 2006, concedeu maior flexibilidade nas operações de cobertura cambial para exportação, ao permitir que até 30% das receitas com exportações pudessem ser mantidas no exterior, sendo posteriormente estendido a 100%⁶.

2.1.2 Rússia

A economia russa experimentou, após 1990, um rápido e malsucedido processo de transição para uma economia de mercado, que incluiu privatizações de empresas estatais sem regras claras, brusca liberalização de preços e um acelerado processo de liberalização financeira e comercial.

O regime cambial russo, entre 1992 e 2003, caracterizou-se por certa flexibilidade. Houve uma expressiva desvalorização nominal na taxa de câmbio no período da crise russa e no período imediatamente subsequente (1998-1999), quando a taxa de câmbio nominal média passou de 5,8 para 24,6 (rublo/dólar), sendo que, a partir de então, o câmbio nominal tem tido um comportamento relativamente estável. A prioridade da política econômica era diminuir os elevados níveis de inflação e, assim, o governo decidiu estabelecer a taxa de câmbio como âncora nominal da política monetária, com desvalorizações inferiores ao nível de inflação, o que resultou na apreciação da taxa de câmbio real, o qual se encontrava, em 2004, no mesmo nível de antes da crise de 1998.

Segundo Owen e Robinson (2003), as origens da crise russa de 1998 estão relacionadas a alguns desequilíbrios econômicos: um grande déficit orçamentário (7,4% do PIB em 1996 e 6,4% em 1997), com grande endividamento de curto prazo; falta de reformas estruturais no setor bancário, nos monopólios naturais e no setor agrícola; efeitos da crise asiática, que contribuiu para uma queda no preço das *commodities* e iniciou uma acentuada deterioração dos termos de troca russos — resultando em um súbito declínio no superávit comercial de US\$ 21,6

⁶ No que se refere aos efeitos da liberalização financeira no Brasil, Goldfajn e Minella (2005) afirmam que esta deveria ser acompanhada por reformas e o fortalecimento das instituições. Além disso, evidências empíricas de alguns estudos (Van der Laan, 2007 e Paula, 2011) concluem que a liberalização financeira no Brasil resultou em alta volatilidade da taxa de câmbio e baixo crescimento do PIB.

bilhões em 1996 para US\$ 14,9 bilhões em 1997. O contágio da crise asiática resultou em um substancial aumento no custo de captação e reduziu o volume de capital estrangeiro. As autoridades russas conseguiram um acordo financeiro com o FMI, Banco Mundial e Japão, e anunciaram medidas de emergência no final de 1998, incluindo um ajuste na banda cambial e a intensificação dos controles de capitais, como tentativa de amenizar as pressões sobre as reservas internacionais. A reação negativa do mercado, que refletia a ainda frágil situação fiscal, forçou rapidamente a cotação do rublo ao limite da nova banda, o que levou ao abandono do regime cambial, o qual passou a ser um regime cambial de flutuação administrada, com conversibilidade parcial na conta de capital. A principal meta do Banco Central da Rússia (BCR) tem sido acumular reservas internacionais e evitar bruscas apreciações da taxa de câmbio real, mantendo relativamente estável a taxa de câmbio efetiva nominal.

A recuperação econômica pós-crise de 1998 foi sustentada, uma vez que a evolução da taxa de câmbio real forneceu um forte incentivo à competitividade do setor de bens comercializáveis, que se traduziu em crescimento na produção de diversos setores da economia. Até 2004, o setor de petróleo e alguns setores industriais alavancaram o crescimento, sendo que a expansão subsequente foi determinada fortemente pelo crescimento de bens não comercializáveis e de serviços (World Bank, 2008).

As reservas cambiais foram, até 1999, relativamente baixas para atender as necessidades de importação da economia russa, representando, em média, aproximadamente 20% das importações anuais. A partir de 2000, essa relação passou a valores próximos de 77%. A expressiva melhora das reservas cambiais, que passaram de US\$ 8,5 bilhões em 1999 para quase US\$ 600 bilhões em 2013, é decorrente principalmente dos superávits em conta corrente e da reversão nos fluxos de capitais, cujo saldo até 2002 ainda era negativo. A melhoria nos indicadores de vulnerabilidade externa da Rússia decorre principalmente do desempenho da balança comercial e do crescimento das reservas cambiais. Desse modo, após os fortes efeitos negativos da crise de 1998, a economia russa tem passado por um processo de recuperação econômica.

2.1.3 Índia

A Índia é uma economia em expansão, com uma moeda que tem recebido crescente interesse nos últimos anos, evoluindo de uma

economia fechada para uma economia com maior integração com o mundo, tanto em sua conta corrente como em sua conta de capital. Essa abertura trouxe um estresse considerável sobre o regime de taxa de câmbio indexada, predominante antes de 1991.

A Índia realizou uma série de reformas estruturais em seu mercado de câmbio desde 1990. A sua política cambial tem evoluído ao longo do tempo, de acordo com a abertura gradual da economia, como parte da estratégia mais ampla de reformas macroeconômicas. Uma das reformas importantes foi o ajuste de depreciação em duas etapas da Rúpia, em julho de 1991, a fim de aumentar a confiança dos investidores e a competitividade nacional. Essas desvalorizações tiveram como objetivo estabilizar o mercado de câmbio. Foram passos decisivos para acabar com regime de taxa de câmbio indexada, e estabelecer o regime flexível de taxa de câmbio, um *regime de câmbio flutuante administrado* (Mirchandani, 2013). Essas mudanças começaram com a transição de uma flutuação administrada, relacionada a uma cesta de moedas, para um sistema cambial dual em março de 1992, culminando com a adoção de um sistema de câmbio unificado e flexível em março de 1993.

Desde a adoção do regime de câmbio flutuante, a taxa de câmbio (rúpia/dólar) tem exibido períodos de estabilidade quebrados por movimentos discretos e por vezes agudos, como ocorrido durante os efeitos da crise asiática de 1997/1988. Comparativamente a outros países que adotam taxas de câmbio flutuante, a volatilidade da taxa rúpia/dólar tem sido relativamente menor (IMF, 2001). A taxa de câmbio na Índia tem sido utilizada, junto com outros instrumentos extracambiais, para absorver choques externos. Como tendência geral, o câmbio tem sido desvalorizado nominalmente (nos anos de 2003, 2006/2007 e 2009 houve movimentos de apreciação).

A estabilidade da taxa de câmbio indiana se dá por meio de injeções e absorções de liquidez, ajustando a taxa de empréstimo interbancário em níveis pré-estabelecidos (Ghosh e Bhattacharya, 2009). O objetivo declarado da política cambial indiana é reduzir a volatilidade, ajustando-se aos fundamentos do mercado, contudo, sem meta fixa para a taxa, permitindo que as condições de oferta e de demanda subjacentes determinem os movimentos da taxa de câmbio ao longo de um período, de uma forma ordenada (*Reserve Bank of India – RBI, 2001*)⁷.

⁷ Segundo Mohan (2006): "A política de taxa de câmbio nos últimos anos tem sido guiada pelos princípios gerais da monitorização cuidadosa e gestão das taxas de câmbio, com flexibilidade, sem um alvo fixo ou uma meta pré-

O RBI tem sido um ativo participante do mercado cambial, procurando evitar que transações de grande magnitude nesse mercado possam resultar em uma excessiva volatilidade da taxa de câmbio. Para tanto, o RBI utiliza um amplo conjunto de instrumentos para influenciar as condições do mercado cambial, as quais incluem a utilização de transações futuras e de *swap* de câmbio, e mesmo medidas administrativas. Os controles de capitais na Índia também têm sido dinâmicos, ou seja, o governo tende a apertar o controle sobre a saída de capitais nos momentos de maior especulação cambial para afrouxá-los em seguida (Epstein *et al.*, 2003).

As reservas internacionais da Índia atingiram o volume de US\$ 196,22 bilhões no ano de 2013⁸, consequência da melhora no saldo em conta corrente e, sobretudo, do crescimento nos fluxos de entrada de capitais. Esse crescimento resultou fundamentalmente do comportamento de entrada nos fluxos de capitais de *portfolio*, das remessas de indianos não residentes para Índia e do investimento direto estrangeiro. Este último, embora venha aumentando desde os anos 1990, permanece baixo, se comparado a outros países emergentes de porte médio/grande⁹ (IMF, 2005b).

2.1.4 China

Como um dos maiores países exportadores do mundo, a China tem experimentado uma grande quantidade de excedentes comerciais durante as últimas décadas. No entanto, uma crítica crescente tem sido focada na manipulação da taxa de câmbio do Yuan (renminbi) Chinês – RMB, por parte do governo chinês. Nesse processo, a China introduziu uma política de intervenção nos mercados de câmbio para limitar ou

anunciada ou uma banda, permitindo que as condições de oferta e demanda subjacentes determinem os movimentos da taxa de câmbio ao longo de um período de uma forma ordenada. A política cambial é guiada pela necessidade de reduzir o excesso de volatilidade, evitar o surgimento de atividades especulativas desestabilizadoras, ajudar a manter o nível adequado de reservas e desenvolver um mercado de câmbio robusto."

⁸ “Relatório de comércio exterior da Índia”, elaborado em abril de 2014 pela Divisão de Inteligência Comercial – DIC, do Departamento de Promoção Comercial e Investimentos – DPR, vinculado ao Ministério das Relações Exteriores - MRE.

⁹ Segundo dados do IMF (2005b, p. 20), a relação investimento direto estrangeiro/PIB em 2002 era de 3,7% na China e 3,1% no Brasil, ao passo que era de apenas 0,6% no caso da Índia.

impedir a valorização de sua moeda em relação ao dólar dos EUA e outras moedas.

A política de intervenção nos mercados de câmbio da China tem sido um motivo de preocupação para muitas economias ao longo da última década, sendo vista como um mecanismo de distorção usado para obter uma vantagem competitiva comercial para os produtores e exportadores chineses, considerada injusta por muitas economias mundiais. Nesse processo da política cambial da China, a intenção seria tornar suas exportações significativamente mais baratas, e as importações mais caras do que ocorreria se o RMB fosse uma moeda negociada livremente. Argumenta-se que o RMB é significativamente desvalorizado em relação ao dólar, o que tem sido um dos principais fatores que contribuem para os grandes déficits comerciais anuais entre algumas economias mundiais e a China.

Conforme Morrison e Labonte (2013) e Wang *et al.* (2012), a China começou o processo de depreciação de sua moeda mediante a desvalorização do RMB em relação ao dólar, passando de 1,68 RMB/USD para 8,7 RMB/USD em 1994. A partir de então, oscilou dentro de uma pequena banda cambial até a sua reforma em julho de 2005. Mesmo com a taxa nominal do RMB efetivamente indexada ao dólar dos EUA, a 8,28 RMB/dólar, de 1994 a julho de 2005, a taxa de câmbio real continuou a diminuir nesse período, dando uma vantagem competitiva para a China no comércio mundial (Bahmani-Oskooee e Wang, 2008). Em 2005, sob pressão de seus principais parceiros comerciais, ela mudou o seu sistema cambial para um *sistema de câmbio flutuante administrado com uma banda restrita*¹⁰, permitindo a apreciação gradual do RMB ao longo dos últimos anos, exceto pelo período iniciado em julho de 2008, quando a China suspendeu a valorização do RMB por causa dos efeitos da crise econômica mundial sobre os exportadores chineses. Em junho de 2010, foi retomada a valorização do RMB. De julho de 2005 até junho de 2013, o RMB

¹⁰ Em julho de 2005, as autoridades monetárias chinesas resolveram, em função de pressões da OMC e dos EUA, mudar a vinculação do *Yuan* ao dólar norte-americano para uma cesta de moedas (composta principalmente pelas seguintes moedas: Dólar norte-americano, Euro e Won (Coreia do Sul), e em menor escala, Libra, Bath (Tailândia), Rublo, Dólar australiano, Dólar canadense e Dólar de Singapura, que são as moedas cujas oscilações mais deveriam impactar o câmbio da China). Acessoriamente, foi adotado um regime de pequenas bandas cambiais móveis, que na prática tem resultado em poucas alterações no funcionamento da política cambial.

apreciou em 34% em uma base nominal em relação ao dólar e em 42% em uma base (ajustada pela inflação) real.

A rápida ascensão da economia chinesa por meio do comércio mundial, com um aumento extraordinário no superávit comercial, tem causado crescentes disputas comerciais com os seus principais parceiros comerciais, especialmente os EUA. O desempenho da economia chinesa tem sido muito forte: a média do crescimento real do PIB foi de 10% em 1990-2007, que é praticamente a mesma média do período 1980-1989 (9,8%), o que significa que por mais de 25 anos o país vem crescendo a uma média de 10% ao ano. A principal força geradora dessa expansão econômica tem sido o investimento, cuja taxa cresceu de 25% do PIB em 1990 para 30% após 1992 e, desde 2004, está acima de 40%. Esse desempenho econômico se deve em parte ao rápido crescimento do setor exportador¹¹, que permitiu uma notável expansão da China no mercado internacional: a participação do país no comércio mundial cresceu de 0,8% para 10% entre 1988 e 2013.

A administração da taxa de câmbio na China tem sido possível pelo crescente e enorme volume de reservas internacionais e pela existência de controles na entrada e saída na conta de capitais, sobretudo através de proibições e limites quantitativos. No final de 1996 existiam vários controles sobre os mercados monetários e de capital na China, sendo vedadas as operações aos não residentes, os quais podiam comprar apenas algumas modalidades de ações das empresas, enquanto que residentes podiam operar nesses mercados apenas com a aprovação prévia do Banco Popular da China e da Administração Estatal das Operações Cambiais (Gao, 2000).

Esses controles sobre as transações em moeda estrangeira foram gradualmente relaxados e as transações cambiais relativas à conta corrente foram permitidas a partir de 1997¹². A liberalização gradual do sistema cambial na China tem ajudado a garantir uma oferta consistente de recursos externos, a manter a taxa de câmbio estável e a isolar o mercado financeiro doméstico de fortes flutuações do mercado financeiro internacional. Da mesma forma que na Índia, os controles de capitais na China também têm sido dinâmicos, ou seja, o governo tende

¹¹ Em Vieira (2006), que avalia o crescimento da China no período de 1970 a 2003, há a conclusão de que a taxa de câmbio e o desempenho das exportações são as variáveis mais importantes na explicação do crescimento da economia chinesa.

¹² Em dezembro de 1996, a China realizou a conversibilidade plena de sua moeda (*Yuan*) nas transações correntes do balanço de pagamentos.

a apertar o controle sobre a saída de capitais nos momentos de maior especulação cambial para afrouxá-los em seguida (Epstein *et al.*, 2003).

O acentuado processo de acúmulo de reservas na China — que alcançaram US\$ 3,82 trilhões em 2013¹³ — teve início no começo dos anos 1990, com um crescimento particularmente maior a partir do ano 2000, resultado de uma política deliberada de acumulação de divisas em contexto de aumento significativo do superávit comercial (de US\$ 34 bilhões em 2001 para US\$ 259,7 bilhões em 2013) e de elevação da entrada de capitais externos. Reservas cambiais elevadas têm garantido o atendimento da demanda por liquidez em moedas estrangeiras, assegurando, assim, a estabilidade da taxa de câmbio, o controle da inflação e taxas de juros moderadas para a expansão do crédito doméstico.

2.1.5 África do Sul

A gestão da taxa de câmbio sul africana foi caracterizada, de forma específica, por inúmeras mudanças de regime. Até fevereiro de 1995 predominou o regime cambial dual: flutuação controlada para as atividades comerciais e flutuação livre para ativos financeiros. No período compreendido entre março de 1995 a janeiro de 2000, foi adotada a taxa de câmbio única, com administração da flutuação do Rand. A partir de fevereiro de 2000, até o presente momento, predomina o regime de taxa de câmbio única para o Rand, com flutuação livre e a adoção do sistema de metas de inflação. Conforme Mtonga (2011), a África do Sul dedicou, até os anos 2000, significativa atenção para a adoção de medidas de estabilização no mercado de câmbio doméstico, como uma estratégia de enfrentamento às crises econômicas com as quais o país se deparou. Isto foi feito através de uma miríade de mudanças no regime cambial. Regulamentos rigorosos de controle de câmbio e intervenções regulares de mercado por parte do *South Africa Reserve Bank* (SARB) acompanharam as mudanças no regime cambial. No entanto, a maior parte dessas medidas não teve sucesso na estabilização do mercado de câmbio e as instabilidades cambiais permaneceram.

A reversão do regime de taxa de câmbio, em março de 1995¹⁴, eliminando o Rand “financeiro” no sistema cambial dual, ocorreu após a

¹³ Disponível em: People’s Bank of China < www.pbc.gov.cn >.

¹⁴ As autoridades da África do Sul introduziram, em 1979, um sistema de taxa de câmbio dual. O regime de taxa de câmbio dupla era composto por uma taxa

reconciliação política bem sucedida em 1994, que conduziu a transição da política do *apartheid* para a democracia. A mudança de regime cambial constituiu um processo muito mais amplo de liberalização gradual dos mercados financeiros, para reinserir o país na economia global. Porém, as intervenções oficiais para estabilizar o Rand continuaram. Particularmente entre 1996 e 1998, o SARB lutou muito para evitar desvalorizações rápidas do Rand, diante de uma crescente posição aberta sobre o mercado de divisas (Mboweni, 2004). A agenda de liberalização financeira também incluiu um processo gradual de desmantelamento de regulamentos de controle cambial. O controle do câmbio sobre as transações de não residentes foi abolida imediatamente, ao eliminar o Rand “financeiro”. Entre as principais mudanças estava a permissão para que investidores institucionais residentes (fundos de pensão, seguradoras, fundos de investimento, bem como outros investidores institucionais) pudessem investir no exterior (Farrell e Todani, 2004). Mais tarde, em fevereiro de 2001, a aquisição pura e simples foi permitida aos investimentos estrangeiros. Da mesma forma, a partir de 1997 foram permitidas às empresas domésticas a aquisição de investimentos diretos no exterior e a realização de financiamentos estrangeiros em seus balanços domésticos.

Com a introdução do sistema de metas de inflação em fevereiro de 2000, a taxa de juros passou a ser o instrumento de política que canaliza o processamento de informação do mercado. Nesse regime cambial, a taxa de juros se constituiu na âncora das expectativas do mercado em relação aos preços da taxa de câmbio, com base nos fundamentos econômicos. No entanto, a instabilidade da taxa de câmbio continuou, sendo revertida somente em 2002, apenas por um curto período, e retornando em 2006. Acessoriamente a esse movimento, as flutuações de curto prazo nas taxas de câmbio foram cada vez mais voláteis e aparentemente imprevisíveis. Esses aspectos conduziram a intervenções na taxa de câmbio, em períodos de grande volatilidade. Por

cambial para o Rand comercial e outra para o Rand “financeiro”. O Rand comercial era equivalente à taxa cambial principal e era aplicado a todas as transações pelos residentes. Foi designada uma taxa flutuante, mas sujeita a uma política de intervenção do SARB. Por outro lado, o Rand “financeiro” era uma taxa secundária aplicada apenas às operações de capital de não residentes. A ideia era que, dessa forma, seria isolada da economia a volatilidade em operações de capital de não residentes, dado o ambiente político tumultuado e as sanções econômicas (Mboweni, 2002).

isso, na maior parte do período durante o qual foi adotado o sistema de metas de inflação, o regime de taxa de câmbio tem sido bastante sensível a quaisquer inovações nos fundamentos macroeconômicos.

Por fim, a África do Sul é uma forte exportadora de *commodities*. Em decorrência, sua estrutura de preços tem mostrado ser bastante sensível à variação da taxa de câmbio bem como a outros choques de oferta, como os preços internacionais das matérias-primas que figuram em sua balança comercial. Assim, a taxa de câmbio é extremamente sensível aos fluxos de capitais externos que equilibram ou proporcionam um pequeno superávit no balanço de pagamentos.

2.2 INSERÇÃO DOS BRICS NO CENÁRIO ECONÔMICO EXTERNO

Em todas as economias emergentes no mundo, a taxa de câmbio real é um dos indicadores econômicos essenciais da sua competitividade internacional. A questão da medida em que a volatilidade da taxa de câmbio real afeta a competitividade das exportações de uma economia tem constantemente dominado o foco da maioria das discussões mundiais de política financeira. De acordo com Todani e Munyama (2005), a volatilidade da taxa de câmbio real é uma medida que captura a incerteza dos exportadores, como resultado de flutuações imprevisíveis das taxas de câmbio.

Após o colapso do sistema de Bretton Woods, diversas economias mundiais alteraram suas políticas cambiais dos regimes de taxa de câmbio fixa para regimes flexíveis, com o objetivo de permitir o desenvolvimento de ajustes nas tendências das taxas de câmbio com base em fundamentos macroeconômicos (Mukhtar e Malik, 2010). Isso não foi diferente para os países do BRICS, conforme se constata na análise na Subseção 2.1. Portanto, considerando que a competitividade das exportações continua a ser uma questão de grande preocupação entre os inúmeros agentes, pois constitui o principal fator de inserção da economia no cenário econômico externo, então, um consistente monitoramento da volatilidade da taxa de câmbio real constitui um fator essencial para o desempenho da economia. Intuitivamente, a maior volatilidade da taxa de câmbio real de uma economia traz incertezas aos agentes no que se refere à rentabilidade dos setores exportadores do país. Assim, pode-se enfatizar que existem evidências de que a volatilidade da taxa de câmbio real afeta negativamente a competitividade das exportações, solapando as possibilidades de inserção externa dessa economia e afetando o seu crescimento

econômico, com impacto significativo sobre a taxa de crescimento da produtividade, no longo prazo. Por fim, também vale a pena mencionar que a volatilidade da taxa de câmbio afeta negativamente o comércio e os preços das *commodities*, pois países exportadores de *commodities* podem ser afetados pelas apreciações de suas moedas.

De acordo com Munhoz, Pereira e de Deus (2011), a China tem uma inserção externa bem diferenciada em relação aos demais países do bloco BRICS. Ao contrário do Brasil, Rússia, Índia e África do Sul, a posição internacional de investimentos¹⁵ chinesa é extremamente favorável àquele país. Esse indicador, no caso chinês, é dominado pelos ativos externos possuídos pelos residentes da economia chinesa. Além disso, essa economia apresenta enorme estoque de reservas internacionais em moeda estrangeira, sendo esse o principal componente da posição internacional de investimentos. Os passivos estrangeiros até representam grandes montantes, mas eles são compostos principalmente pelo investimento direto estrangeiro, que na China é direcionado para setores intensivos em tecnologia e é um capital predominantemente de longo prazo. Por sua vez, a Rússia é um caso à parte entre os países dos BRICS, no que se refere à inserção externa, pois não apresenta o desempenho chinês medido pela posição internacional de investimentos, mas também não apresenta um estoque problemático de ativos e passivos externos, como para os outros três países do grupo.

Segundo Peres e Araújo (2011), as exportações brasileiras têm um peso menor em termos de PIB, comparativamente com os outros países do BRICS. Na China, os bens exportados vêm representando em média 35% do produto da economia nos últimos anos. Na Rússia, a contribuição é de 32% em média, na Índia 20% e, no Brasil, não têm passado dos 14% ao ano (Banco Mundial, 2011). Excluindo-se o ano de 2009, que representou uma queda de dinamismo da economia mundial, nota-se que a representatividade das exportações tanto da China como da Índia segue uma trajetória de crescimento aliada a uma taxa real de câmbio relativamente estável e depreciada em relação ao dólar. Ressalta-se que a despeito do câmbio da China ter experimentado um período de moderada valorização nos últimos anos, a participação das exportações permaneceu crescendo, o que evidencia a competitividade

¹⁵ Segundo os autores, a posição internacional de investimentos apresenta os ativos e os passivos externos do país (“Manual de Balanço de Pagamentos” do Fundo Monetário Internacional – FMI). Seu saldo representa uma espécie de passivo externo líquido da economia e tem estreita relação com os fluxos da conta financeira do Balanço de Pagamentos.

do setor exportador chinês no mercado global. O caso da Rússia é similar. Embora haja uma tendência de apreciação da moeda russa, as exportações em proporção do PIB têm se mantido em torno dos 30%, sustentadas, em grande medida, pelos preços internacionais dos componentes do principal grupo da sua pauta de exportações, o grupo combustíveis, dos quais consta o petróleo.

No Brasil a participação das exportações parece seguir uma trajetória irregular, diretamente relacionada com a volatilidade cambial. Na última década e até recentemente, foi bastante evidente a trajetória de apreciação cambial, aliada à perda de representatividade das exportações no produto interno.

De uma forma geral, países exportadores de *commodities* enfrentam grandes flutuações em seus comércios internacionais, fator este que torna a taxa de câmbio real da economia volátil. O aumento da volatilidade da taxa de câmbio real fere a economia através de suas consequências adversas sobre o consumo dos agentes privados e decisões de investimento. Esses aspectos afetam o comportamento das exportações de economias como as do Brasil, Rússia e África do Sul e, conseqüentemente, traz efeitos positivos ou negativos nas contas correntes desses países e na inserção externa dessas economias. Em especial, a África do Sul, sendo o segundo maior produtor e exportador de ouro, não é exceção a essa exposição à volatilidade da taxa de câmbio real. Desde a liberalização de sua conta de capital, em março de 1995, o Rand sul africano passou a experimentar episódios mais frequentes de volatilidade nominal e real de sua taxa de câmbio do que anteriormente (MacDonald e Ricci, 2004). Ambos, o preço do ouro e a taxa de câmbio sul africana se caracterizam como altamente voláteis, sendo que um ou outro afetam o movimento de volatilidade de ambos, portanto, apresentando duplo canal de volatilidade. O ouro, funcionando como uma *commodity* financeira – e considerando-se o período pós-liberalização da conta de capital na África do Sul – permite que as aplicações financeiras possam migrar facilmente de um ativo financeiro para outro. Com efeito, dado o elevado nível de volatilidade nos preços das *commodities* (no caso da África do Sul, o ouro), a composição do fluxo de capitais pode iniciar um movimento em direção à carteira de investimentos em momentos de grande volatilidade do ouro. Com isso, a taxa de câmbio sul africana apresenta-se quase sempre volátil (Fedderke, 2010). Portanto, diante dessa relação de volatilidade entre o preço do ouro e a taxa de câmbio, o primeiro tem um papel fundamental para explicar a excessiva volatilidade da taxa de câmbio naquele país.

2.2.1 Reservas Internacionais, Crises Econômicas e Volatilidade Cambial

Com a inserção internacional das economias do BRICS, as suas reservas internacionais passam a ter papel importante na dinâmica dessas economias, diante de um quadro sistêmico marcado pela crescente globalização, liberalização de capitais e integração financeira. As reservas internacionais de um país são uma boa ferramenta analítica para observar diversos fenômenos econômicos, dentre eles, a vulnerabilidade a uma crise cambial. Baixos níveis de reservas internacionais podem despertar incertezas nos agentes residentes e não residentes, relacionadas à conversibilidade de seus investimentos no país em termos de divisas internacionais; também levantam dúvidas quanto à possibilidade de inadimplência dos compromissos externos do país em questão. Logo, essa incerteza pode levar à desconfiança dos investidores em relação ao mercado nacional, acarretando, em última instância, na fuga de capitais desse país.

A ocorrência de crises sistêmicas, a globalização dos negócios e a integração dos países periféricos com o resto do mundo, induzem a estudar a liquidez e a capacidade de pagamento das nações. As reservas internacionais desempenham um papel preponderante, pois constituem reservas providenciais contra os choques no Balanço de Pagamentos, e representam um ativo líquido internacional para a realização de ajustes internos em caso de choques externos. Os Bancos Centrais administram esses ativos, buscando manter um nível de reservas que funcione como um amortecedor em situações de urgência de liquidez. (Angarita, 2006).

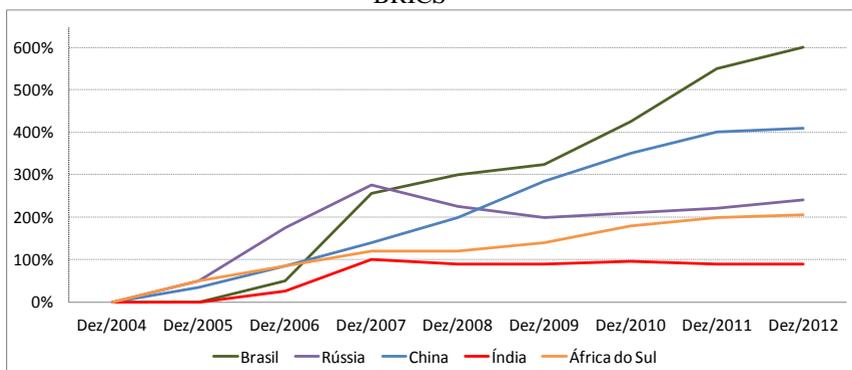
A inserção internacional dos países do BRICS possibilitou, a praticamente todos os seus membros, a melhora (em momentos de estabilidades de suas moedas) do desempenho de suas contas correntes, da conta capital e/ou conta financeira (e, conseqüentemente, levou ao aumento de suas reservas internacionais). Quando o balanço de pagamentos obtém um superávit, resultado de saldo positivo na balança comercial e/ou na conta capital e financeira, o país está acumulando reservas, trocando moeda nacional por dólares obtidos pelo setor exportador, ou pelo setor financeiro. Por outro lado, quando o balanço de pagamentos encontra-se deficitário (o fluxo de saída de divisas é maior que a entrada), o Banco Central utiliza das reservas que possui para cobrir esse déficit. A manutenção de um volume de reservas elevado é, na maioria dos casos, um indicador positivo em termos de

vulnerabilidade externa conjuntural¹⁶, sinalizando que o país é capaz de suportar turbulências econômicas (choques externos), o que melhora a avaliação do país perante o mundo. Portanto, numa situação de um ataque especulativo contra a moeda, o país pode utilizar suas reservas internacionais para equilibrar esses movimentos, evitando alterações abruptas da taxa de câmbio.

O acúmulo de reservas internacionais nos países do BRICS acelerou fortemente, a partir dos anos 2000, conforme se observa na Figura 2.1. No entanto, no caso brasileiro, as reservas oscilaram de forma significativa, tendo em vista que o país, em alguns momentos, precisou lançar mão de divisas em meio às crises sistêmicas ocorridas na década de 1990, a crise da Argentina no ano de 2002 e a crise do *subprime* de 2007/2009, e mais recentemente, na crise instalada na União Europeia a partir de 2011. O mesmo ocorreu durante turbulências ocorridas nos mercados, relacionadas aos acontecimentos econômicos e/ou políticos, entre eles, o processo eleitoral brasileiro no início dos anos 2000. No entanto, a partir de 2004, o país iniciou um processo de acumulação exponencial de reservas que seguiu, praticamente, sem percalços até a crise de 2008, quando se utilizou de suas reservas para evitar uma brusca desvalorização do Real ante o Dólar. Ainda em 2008, o montante das reservas internacionais ultrapassou o estoque da dívida externa, resultando em um valor negativo para a dívida externa líquida, o que refletiu na mudança de posição do país diante do FMI, passando de devedor para credor (Peres e Araújo, 2011).

¹⁶ Conforme discutido por Gonçalves *et al.* (2008), vulnerabilidade externa conjuntural reflete a capacidade de resistência no curto prazo em função das opções de política e dos custos do ajuste externo. A vulnerabilidade externa estrutural, por sua vez, reflete a capacidade de resistência no longo prazo; portanto, ela expressa características estruturais da economia como: estrutura produtiva, padrão de comércio exterior, eficiência sistêmica, dinamismo tecnológico, robustez financeira e institucional, comparadas ao resto do mundo.

Figura 2.1 – Percentual Acumulado da Variação das Reservas Internacionais – BRICS



Fonte: Banco Central do Brasil (2013)

As fragilidades externas das economias do BRICS (especialmente a brasileira e a sul africana) são devidas aos impactos de volatilidades causadas pelas crises financeiras internacionais, afetando a inserção internacional e a acumulação de reservas. Com as crises, essas economias sofreram grandes impactos de fugas de capitais de seus mercados financeiros, com forte reflexo sobre as volatilidades de suas moedas. Essas volatilidades têm causado apreciações das moedas domésticas dessas economias, impactando negativamente sobre as suas balanças comerciais, com consequentes impactos sobre as respectivas reservas internacionais.

Na China (e na Rússia até a última crise), a acumulação de reservas se deu em um ritmo acelerado. O acúmulo de divisas na China e na Rússia depende essencialmente de superávits no balanço de pagamentos, que por sua vez, são originários de superávits em transações correntes, impulsionados pelos elevados saldos comerciais desses países.

A China, a Índia e a Rússia administram os seus regimes cambiais com conversibilidade restrita da conta capital e financeira, e têm sido exemplos bem sucedidos de gerenciamento da política macroeconômica, visando criar um ambiente de estabilidade que seja favorável ao crescimento do país, no qual a estabilidade da taxa de câmbio cumpre um papel fundamental. Já o Brasil tem buscado, principalmente, um ambiente de baixa inflação e estabilidade, mas não um ambiente de crescimento, devido à valorizada taxa de câmbio e à

elevada taxa de juros. Dessa forma, o menor dinamismo econômico observado no Brasil e na África do Sul entre os BRICS pode estar relacionado ao fato desses países terem buscado um direcionamento diferente para as suas políticas macroeconômicas e monetárias.

Kohler (2010) enfatiza que os movimentos de volatilidade da taxa de câmbio durante a crise financeira global de 2007/2009 foram incomuns. Ao contrário dos dois episódios anteriores – a crise asiática de 1997/1998 e a russa em 1998 –, nessa crise muitos países que não estavam no centro dela viram suas moedas desvalorizarem drasticamente. Dois fatores são suscetíveis de terem contribuído para esse comportamento. Primeiro, durante a crise do *subprime*, os efeitos de “refúgio” de fluxos de capitais foram contra o padrão típico dos fluxos relacionados com crises; ao invés de fugir do país no epicentro da crise, eles se mudaram para ele. Em segundo lugar, os diferenciais de taxas de juros explicam mais as variações cambiais relacionadas com a crise em 2007/2009 do que no passado. Isso provavelmente reflete mudanças estruturais nos fatores determinantes da dinâmica da taxa de câmbio, como o aumento do papel da atividade de *carry trade*, na qual os investidores tomam empréstimos em mercados com juros baixos, e depois aplicam esses recursos em países de juros altos.

De uma forma geral, as crises financeiras são frequentemente associadas com movimentos significativos nas taxas de câmbio, que refletem o aumento na percepção do risco de investir em determinadas moedas. A crise financeira mundial de 2007/2009 não foi exceção. Kohler (2010) faz a comparação entre as três recentes crises financeiras que foram acompanhadas por movimentos substanciais nas taxas de câmbio: a crise financeira asiática de 1997/1998, a crise russa de 1998 e a crise do *subprime* de 2007/2009. As duas primeiras crises diferem da mais recente em uma série de fatores, entre eles, o local de origem, se foram acompanhadas por volatilidades cambiais e a escala de contágio. As primeiras duas crises foram centradas em economias de mercados emergentes, enquanto que na crise do *subprime*, o epicentro da crise foi o sistema bancário dos EUA. Tanto a crise asiática como a crise russa envolveram ataques especulativos que forçaram uma série de países a abandonarem o regime de taxa de câmbio fixa¹⁷. Em 2007, no entanto, muitos outros países tinham adotado o regime cambial flutuante ou de taxas de câmbio administradas, limitando a necessidade reprimida por

¹⁷ Para mais detalhes sobre a crise asiática, ver, por exemplo, Radelet *et al.* (1998); sobre a crise russa e o contágio para outros países, ver, por exemplo, Baig e Goldfajn (2000).

ajustes bruscos e consideráveis devido a moedas desalinhas. Embora o contágio tenha sido importante em todos os três episódios, na crise asiática, ele foi largamente confinado à região. Na crise russa o contágio concentrou-se em economias de mercados emergentes em situação semelhante, como o Brasil. A última crise, ao contrário, foi verdadeiramente global.

Duas características da mais recente crise são importantes. Primeiro, de modo não surpreendente, – dada a natureza global da crise – em 2008 muitas moedas desvalorizaram fortemente em relação ao dólar dos EUA, embora as magnitudes tenham sido diferentes. Isto contrasta com os dois episódios anteriores: desvalorizações acentuadas durante a crise asiática, em 1997, eram confinadas a moedas na região e, na crise russa, as moedas do Brasil, Rússia e África do Sul declinaram fortemente. A segunda – mais surpreendente – característica da crise mais recente é a inversão relativamente rápida e forte das depreciações. Quando havia alguma reversão também durante as duas crises anteriores, esta era, contudo, muito menos acentuada. No caso das moedas afetadas durante a crise asiática, a reversão foi distribuída por vários anos, em vez de seis meses, como no episódio mais recente.

O papel desempenhado por regimes de taxa de câmbio pré-crise, sem dúvida, ajuda a explicar a reversão limitada nos episódios anteriores. Se os níveis de taxa de câmbio não estavam alinhados com os fundamentos durante regimes de taxa de câmbio fixa, não seria de se esperar taxas de câmbio retornando aos níveis pré-crise uma vez que as bandas foram abandonadas.

Ainda, Kohler (2010) ao explicar a evolução da taxa de câmbio, foca em dois fatores que são comuns entre as crises. Em primeiro lugar, o movimento das taxas de câmbio pode ser relacionado com a ascensão e a queda da incerteza e da aversão ao risco; fluxos para (e de) moedas “seguras” podem, portanto, explicar alguns dos movimentos. Em segundo lugar, mudanças nas taxas de câmbio podem ser relacionadas com os diferenciais de taxas de juros. Um canal de destaque é o impacto das estratégias de *carry trade* nas taxas de câmbio, tanto durante a crise, como quando os investidores buscam ativos de maior retorno quando as condições se normalizam.

Durante a crise financeira global de 2007/2009, as moedas de um grande número de países que não estiveram no centro da crise depreciaram contra o dólar dos EUA. Além disso, para uma série de moedas, essas depreciações foram revertidas dentro de um ano ou mais após a crise. Durante as crises financeiras, o capital normalmente foge do país crise e se move para moedas “seguras”, por exemplo, o dólar dos

EUA. Durante a crise mais recente, no entanto, efeitos de “refúgio” levaram a fluxos de capital para alguns dos países mais afetados pela crise. Portanto, pode não ser de estranhar que esses fluxos revertam assim que a aversão ao risco diminua, com uma inversão correspondente aos movimentos da taxa de câmbio.

2.3 NÍVEL DE VOLATILIDADE CAMBIAL

Pode-se observar que as moedas dos países do BRICS, de forma similar a quase todos os outros países em desenvolvimento, têm se apresentado bastante voláteis nos períodos de crises econômicas ou financeiras internacionais, exceto a moeda da China, com variações muito menores, se comparadas com os demais países do bloco. Em particular, o Brasil e a África do Sul têm apresentado nos últimos anos grande volatilidade nas suas taxas de câmbio, o que mostra que as moedas desses países têm sofrido impactos diretos das fortes entradas de capital estrangeiro, seguidas de bruscas saídas dos mesmos nos momentos de crise. Diante desses fatos, as crises econômicas e financeiras globais revelam que os acúmulos de volumes expressivos de reservas cambiais por esses países não são suficientes para torná-los imunes aos riscos sistêmicos inexoráveis da globalização financeira e da integração dos mercados financeiros.

Portanto, pretende-se nessa Subseção caracterizar alguns aspectos que revelam os níveis de volatilidades das moedas dos países do BRICS, e com isso levantar alguns aspectos que relacionam a volatilidade das moedas dos países do bloco com o desempenho de suas políticas cambiais, em função dos regimes cambiais predominantes no período de análise deste estudo.

No trabalho de Coudert, Couharde e Mignon, (2010), que aborda, principalmente, a crise asiática, a crise argentina e a crise do *subprime*, ficam evidenciados os efeitos relativos à volatilidade do câmbio para diversos países, entre os quais estão incluídos todos os integrantes do bloco BRICS, como pode ser constatado nos gráficos adaptados do trabalho dos autores mencionados, conforme Figuras de 2.2 a 2.4¹⁸. Esses gráficos comparam os níveis de volatilidade em dois períodos, mostrando, respectivamente, os níveis de um período que antecede a

¹⁸ As volatilidades cambiais apresentadas nas Figuras 2.2 a 2.4, esquematizadas no trabalho de Coudert, Couharde e Mignon, (2010), foram obtidas por meio do coeficiente de volatilidade, estimado pela divisão do desvio-padrão da taxa de câmbio do respectivo país, pela sua média, no período especificado.

crise e aqueles do período da crise, com a finalidade de caracterizar os impactos destas sobre a volatilidade cambial dos países em desenvolvimento.

Especificamente, pode-se observar nas Figuras 2.2 a 2.4 os seguintes aspectos sobre volatilidades cambiais das economias em desenvolvimento:

(i) Observa-se na Figura 2.2 que durante a crise asiática¹⁹, ao comparar as volatilidades das taxas cambiais no período da crise relativo ao período anterior, que os seus efeitos de volatilidade cambial concentraram-se com maior intensidade nos países asiáticos e África do Sul, e com menor intensidade nos países da América Latina. Especificamente, as taxas cambiais do Brasil e China mostraram níveis de volatilidade praticamente desprezíveis em relação às volatilidades sofridas pelas taxas cambiais das economias emergentes asiáticas. A volatilidade da taxa cambial da Rússia, por sua vez, diminuiu durante a crise;

(ii) Verifica-se na Figura 2.3, referente à crise argentina²⁰, ao comparar as volatilidades das taxas cambiais no período dessa crise

¹⁹ A crise financeira asiática atingiu grande parte da Ásia, tendo começado no verão do hemisfério norte de 1997, gerando o temor de uma crise em escala mundial e contágio financeiro. Essa crise é comumente conhecida como crise monetária do sudeste asiático. Duas características comuns às experiências nacionais da crise financeira das economias emergentes asiáticas (Tailândia, Malásia, Indonésia, Filipinas e Coreia do Sul) foram: a acentuada desvalorização de suas moedas em relação ao dólar, e a queda substancial nos preços de ativos em seus mercados acionários. Ambas causaram fortes saídas de capital, com a correspondente redução das reservas externas daqueles países. A retração nos fluxos correspondeu, principalmente, a desinvestimentos em carteira e a fechamentos de créditos bancários externos. A crise cambial e a saída de capital se desdobraram em arrochos de crédito nas cinco economias. Por outro lado, todas elas transitaram do déficit para o superávit em conta corrente em seus balanços de pagamentos, em 1998.

²⁰ Crise econômica que se iniciou na década de 1990 e atingiu o seu ápice no início da década de 2000, afetando a situação financeira argentina. Macroeconomicamente falando, o período crítico começou com a queda do PIB real em 1999 e terminou em 2002 com o retorno do crescimento do PIB. Em 1º de dezembro de 2001 ocorreu o ápice da crise. O desemprego superava os 15% e subia implacavelmente; a desconfiança de parte do mercado financeiro internacional cresceu, diante de uma grande dívida externa. Além disso, houve uma desvalorização do peso, o qual deixou de ter paridade com o dólar americano e caiu para 1/4 do seu valor. Ocorreu também uma crise

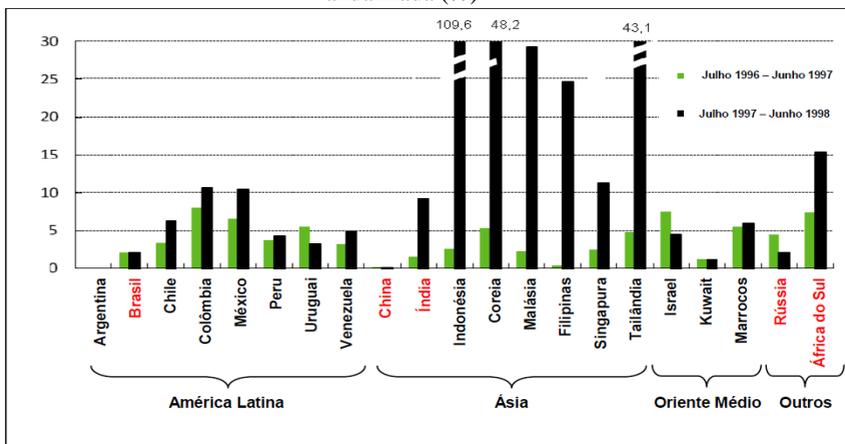
relativamente ao período anterior, que os efeitos de volatilidade cambial concentraram-se com maior intensidade nos países da América Latina. O Brasil, especificamente, sofreu um grande impacto de volatilidade com a crise argentina, um dos seus principais parceiros comerciais. Os demais países dos outros continentes praticamente não sofreram os efeitos dessa crise. Muitos deles até diminuíram os níveis de volatilidade durante a mesma;

(iii) Depreende-se, da Figura 2.4, que durante a crise do *subprime*²¹ os efeitos de volatilidade cambial manifestaram-se de forma significativa em todas as economias em desenvolvimento, entre os quais se encontram os países do BRICS. As taxas cambiais do Brasil e da Rússia foram as que sofreram as maiores volatilidades dentre os países do bloco.

bancária, a qual afetou brutalmente os poupadores e os depositantes (Calvo e Talvi, 2005).

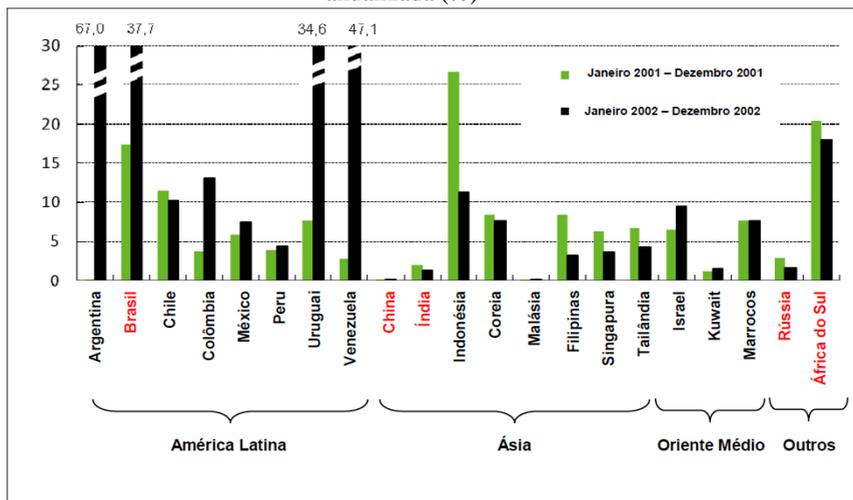
²¹ A crise do *subprime* foi uma crise financeira, iniciada em 2007, a partir da quebra de instituições de crédito dos Estados Unidos. Essas instituições concediam empréstimos hipotecários de alto risco (*subprime loan* ou *subprime mortgage*), o que acabou por levar vários bancos para uma situação de insolvência, repercutindo fortemente sobre as bolsas de valores de todo o mundo. A crise foi revelada ao público em fevereiro de 2007, como uma crise financeira grave (para muitos economistas, a mais grave desde 1929), com possibilidades de se transformar em crise sistêmica, entendida como uma interrupção da cadeia de pagamentos da economia global, que tenderia a atingir generalizadamente todos os setores econômicos (Bresser-Pereira, 2009).

Figura 2.2 – Volatilidade da Taxa de Câmbio Durante a Crise Asiática, anualizada (%)



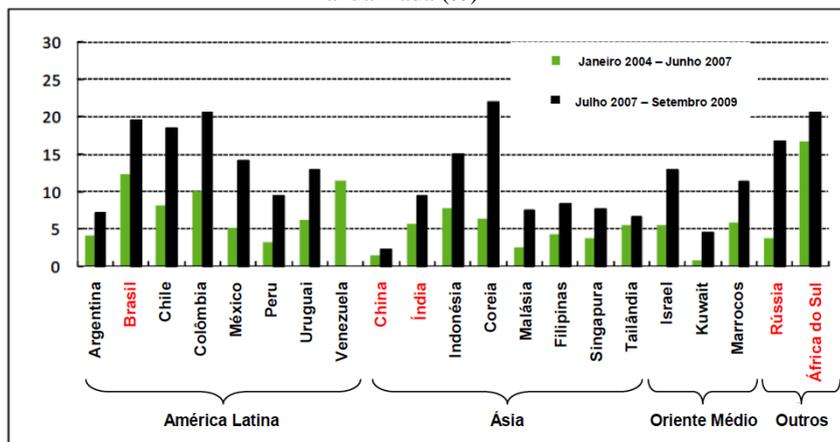
Fonte: adaptado de Coudert, Couharde e Mignon, (2010)

Figura 2.3 – Volatilidade da Taxa de Câmbio Durante a Crise Argentina, anualizada (%)



Fonte: adaptado de Coudert, Couharde e Mignon, (2010)

Figura 2.4 – Volatilidade da Taxa de Câmbio Durante a Crise do *subprime*, anualizada (%)



Fonte: adaptado de Coudert, Couharde e Mignon, (2010)

Os resultados sobre os níveis de volatilidades mostrados nas Figuras 2.2 e 2.3 baseiam-se em estimativas com séries de dados anuais. Na Figura 2.4 os períodos são superiores a um ano. Portanto, elaborou-se a Figura 2.5 que ilustra o comportamento das evoluções de volatilidades mensais das taxas de câmbio dos países do BRICS (estimadas, como no caso das Figuras 2.2 a 2.4, pelo coeficiente de volatilidade). Esses resultados permitem identificar mais detalhadamente os níveis mensais de volatilidade das taxas de câmbio para o período 1995-2013 e a evolução desse processo de volatilidade no mesmo período.

Observa-se, na Figura 2.5, que os países que apresentaram as maiores volatilidades de suas taxas de câmbio ao longo de todo período de análise são Brasil e África do Sul (no caso do Brasil, essa volatilidade manifestou-se, de forma mais intensa, a partir de janeiro de 1999, quando da adoção do regime flutuante de taxas de câmbio e da maxidesvalorização cambial²²). Observa-se também que as taxas

²² Embora a crise cambial brasileira possa ter ocorrido em função da deterioração dos fundamentos macroeconômicos, evidenciando a fragilidade do regime cambial do período, houve a colaboração de eventos externos para a sua ocorrência, como as crises mexicana, asiática e russa. Esta última, irrompida no final de 1998, com a moratória das obrigações públicas e privadas desse país,

cambiais desses dois países mostraram-se sensíveis a todas as crises internacionais econômicas que se destacaram ao longo do período em estudo: as crises já enfatizadas anteriormente (a crise asiática, argentina e do *subprime*) e as crises mexicana²³, russa²⁴, e da União Europeia²⁵.

acabou por gerar uma crise de confiança acerca da credibilidade dos países em desenvolvimento, conduzindo a uma fuga maciça de capitais da economia brasileira. Como consequência, ocorreu a maxidesvalorização cambial, na qual o Dólar americano saltou de R\$ 1,20 em janeiro de 1999 para R\$ 2,20 em março de 1999.

²³ A crise econômica do México em dezembro de 1994 teve repercussões mundiais. Foi provocada pela falta de reservas internacionais, causando a desvalorização do peso. Tratou-se de uma crise da balança de pagamentos associada à especulação financeira e fuga de capitais, resultantes de uma crise política interna do México. De 1988 a 1994, o governo mexicano adotou um regime cambial do tipo *crawling peg* (sistema de desvalorização progressiva e controlada de uma moeda), uma faixa restrita dentro da qual o peso ficava atrelado ao dólar e podia sofrer ligeiras flutuações diárias. Como a inflação mexicana aumentou muito acima da dos EUA, o impacto desse regime foi uma valorização gradual, porém cumulativa da moeda. Com a supervalorização do peso, as importações ficaram mais baratas e o déficit em conta corrente aumentou drasticamente. Como resultado, todo o parque industrial mexicano foi arrasado pela produção importada, melhor e mais barata. O valor do peso depreciou e passou a valer a metade de seu valor nominal, mergulhando o México numa crise profunda. Como consequência, as cotações dos títulos dos países emergentes caíram de forma generalizada (Batista Jr., 1996).

²⁴ A crise russa de 1998, também conhecida como a moratória russa de 1998, foi uma crise que resultou em uma desvalorização do Rublo e na interrupção dos pagamentos externos até sua renegociação. A Rússia passou por uma profunda crise econômica nos anos 1990, com altas taxas de endividamento, desemprego e inflação e baixos índices de crescimento econômico (PIB). Em 1997, a crise financeira asiática piorou sensivelmente a situação da Rússia, basicamente devido à redução da oferta de crédito internacional e à queda no preço das *commodities* (agrícolas, minerais e energéticas) exportadas pela Rússia. A escassez de crédito provocou os efeitos mais imediatos. Sem conseguir novos empréstimos para pagar as dívidas com vencimento de curtíssimo prazo, nem as de curto prazo, a Rússia decretou uma moratória da sua dívida externa e simultaneamente desvalorizou sua moeda, o Rublo (Aldrighi e Cardoso, 2009).

²⁵ No ano de 2011 iniciou-se a crise da União Europeia (UE) que persiste até o momento, causada pela dificuldade de alguns países do grupo em pagar as suas dívidas, devido à falta de coordenação política da UE para resolver as questões de endividamento público das nações do bloco. Cinco dos países da região – Grécia, Portugal, Irlanda, Itália e Espanha – não vêm conseguindo gerar

Também se observa na Figura 2.5 que as taxas cambiais da Índia e da Rússia se caracterizam por volatilidades importantes, especialmente, nas crises asiática, russa, do *subprime* e europeia; contudo, bem menos significativas que as ocorridas no Brasil e na África do Sul. De uma forma similar ao Brasil, a taxa cambial da Rússia sofreu uma forte maxidesvalorização no final de 1998, conforme se se observa no gráfico correspondente na Figura 2.5. Especificamente, observa-se nessa figura que a moeda chinesa manifestou uma evolução no período de análise (de 1995 a 2013), com baixa volatilidade, apresentando níveis mais significativos entre julho de 2005 a Março de 2009, desde a mudança de seu sistema cambial até a crise do *subprime*. A moeda chinesa voltou a aumentar a sua volatilidade a partir de junho de 2010, nos prenúncios da crise da União Europeia.

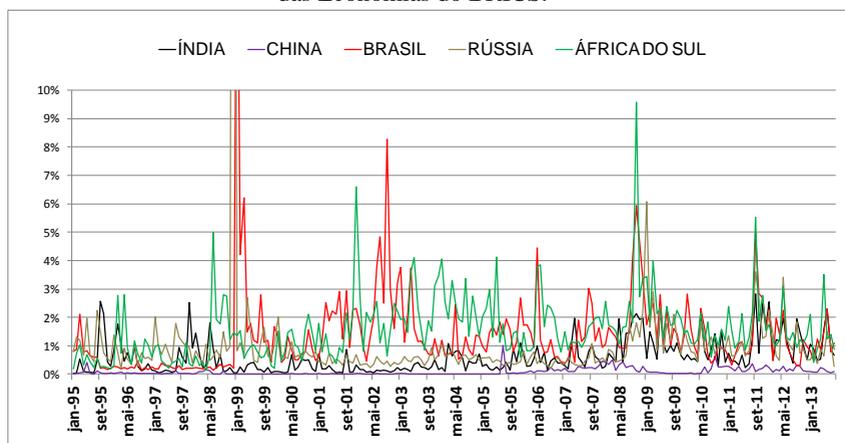
Adicionalmente, com a finalidade de aprofundar a análise sobre a volatilidade cambial dos países do BRICS, preparou-se a Tabela 2.1, a qual apresenta as volatilidades de suas taxas de câmbio nominais, para quatro períodos específicos. Conforme se observa nessa tabela, e tomando como base todo o período em análise (09/01/1995 a 16/08/2013), os países que apresentaram as maiores volatilidades, em ordem decrescente, foram: Rússia, 39,49%, Brasil, 33,29%, África do Sul, 25,34%, Índia, 12,51% e China, 9,99%. Nas subdivisões desse período, (09/01/2005 a 31/12/1999), as maiores volatilidades, em ordem decrescente, são: Rússia, 76,78%, Brasil, 27,58%, África do Sul, 19,23%, Índia, 10,77% e China, 0,49%. No subperíodo de 01/01/2000 a 31/12/2007, os países com maiores volatilidades foram Brasil, 20,61%, África do Sul, 19,29%, Rússia, 6,31%, Índia, 5,11% e China, 2,89%. Finalmente, para o subperíodo de 01/01/2008 a 16/08/2013, os países com maiores volatilidades foram África do Sul, 11,99%, Brasil, 11,66%, Índia, 9,89%, Rússia, 9,29% e China, 4,30%.

As volatilidades do câmbio nominal brasileiro e sul africano apresentaram-se, em média, superiores às dos outros países do BRICS em todos os períodos, exceto quando comparadas à Rússia entre 1995 e 1999, período em que esta atravessava um processo de estabilização de

crescimento econômico suficiente para honrar os compromissos firmados junto aos seus credores ao longo das últimas décadas. O risco de inadimplência é real e tem consequências de longo alcance, que se estenderam além das fronteiras da zona do Euro. Conforme o Presidente do Banco da Inglaterra, Mervyn King, “A crise da dívida europeia é a crise financeira mais séria desde os anos 1930, se não a mais séria da história”. A crise do *subprime* expôs as políticas fiscais insustentáveis dos países da Europa (Haidar , 2012).

preços, após uma hiperinflação, assim como o Brasil nos anos 1980. Contudo, a partir da década de 2000, a Rússia demonstra ter atingido uma razoável estabilidade cambial, indicando claramente a preocupação com o setor externo. No caso indiano, os valores indicam que a taxa de câmbio nominal tem variado relativamente pouco em todos os períodos, mostrando que embora o regime cambial do país seja flutuante, a taxa de câmbio é fortemente administrada. Já na China, entre os dois primeiros períodos a flutuação cambial é praticamente nula, apresentando um leve aumento apenas nos últimos anos.

Figura 2.5 - Evolução das Volatilidades Mensais das Taxas de Câmbio das Economias do BRICS.



Fonte: Elaboração própria

Os fluxos de comércio internacional tendem a reduzir em um contexto de alta volatilidade do câmbio, e isso se agrava dependendo do grau de aversão ao risco dos agentes, das possibilidades de *hedge* no mercado e da porcentagem das receitas e despesas vinculadas em moeda estrangeira. Em relação ao mercado de capitais, quando há um choque cambial, os proprietários das empresas têm duas opções: ou se endividam e continuam investindo, ou se protegem do choque cessando os investimentos. Se o sistema de crédito não for tão desenvolvido, como ocorre em muitas economias emergentes, então as firmas provavelmente interromperão os investimentos, prejudicando o crescimento econômico do país (Araújo, 2009).

Na China e na Índia, mesmo que a volatilidade tenha aumentado a partir da crise do *subprime*, a trajetória do indicador de volatilidade nesses países sugere uma razoável neutralidade a choques externos, o que talvez seja um elemento chave para um crescimento econômico sustentado no longo prazo.

Tabela 2.1 – Volatilidade Cambial – BRICS

| VARIACÃO DA TAXA DE CÂMBIO NOMINAL (VALORES NORMALIZADOS) - BRICS | | | | | |
|---|-----------------|----------------|-----------------|-----------------|-----------------|
| PERÍODO: 09/01/1995 A 16/08/2013 | | | | | |
| | ÍNDIA | CHINA | BRASIL | RÚSSIA | ÁFRICA DO SUL |
| MÉDIA (M) | 0,7180 | 0,9132 | 0,4925 | 0,6592 | 0,5125 |
| DESVIO-PADRÃO (DP) | 0,0898 | 0,0912 | 0,1640 | 0,2603 | 0,1299 |
| DP/M | 12,5073% | 9,9882% | 33,2916% | 39,4888% | 25,3404% |

| VARIACÃO DA TAXA DE CÂMBIO NOMINAL (VALORES NORMALIZADOS) - BRICS | | | | | |
|---|-----------------|----------------|-----------------|-----------------|-----------------|
| PERÍODO: 09/01/1995 A 31/12/1999 | | | | | |
| | ÍNDIA | CHINA | BRASIL | RÚSSIA | ÁFRICA DO SUL |
| MÉDIA (M) | 0,6129 | 0,9833 | 0,3035 | 0,2804 | 0,3562 |
| DESVIO-PADRÃO (DP) | 0,0660 | 0,0048 | 0,0837 | 0,2153 | 0,0685 |
| DP/M | 10,7689% | 0,4898% | 27,5781% | 76,7849% | 19,2304% |

| VARIACÃO DA TAXA DE CÂMBIO NOMINAL (VALORES NORMALIZADOS) - BRICS | | | | | |
|---|----------------|----------------|-----------------|----------------|-----------------|
| PERÍODO: 01/01/2000 A 31/12/2007 | | | | | |
| | ÍNDIA | CHINA | BRASIL | RÚSSIA | ÁFRICA DO SUL |
| MÉDIA (M) | 0,7362 | 0,9625 | 0,6230 | 0,7857 | 0,5538 |
| DESVIO-PADRÃO (DP) | 0,0376 | 0,0278 | 0,1284 | 0,0496 | 0,1068 |
| DP/M | 5,1112% | 2,8867% | 20,6113% | 6,3126% | 19,2921% |

| VARIACÃO DA TAXA DE CÂMBIO NOMINAL (VALORES NORMALIZADOS) - BRICS | | | | | |
|---|----------------|----------------|-----------------|----------------|-----------------|
| PERÍODO: 01/01/2008 A 16/08/2013 | | | | | |
| | ÍNDIA | CHINA | BRASIL | RÚSSIA | ÁFRICA DO SUL |
| MÉDIA (M) | 0,7853 | 0,7811 | 0,4741 | 0,8144 | 0,5921 |
| DESVIO-PADRÃO (DP) | 0,0776 | 0,0336 | 0,0553 | 0,0757 | 0,0710 |
| DP/M | 9,8877% | 4,3004% | 11,6649% | 9,2947% | 11,9866% |

Fonte: elaboração própria

2.4 SÍNTESE DA CONTEXTUALIZAÇÃO DOS BRICS: HIPÓTESES A SEREM TESTADAS

Com exceção da China, os demais países do BRICS evoluíram na década de 1990 para regimes flutuantes de câmbio. Entre os objetivos dessa mudança, estavam a liberalização as suas contas de capital e financeira, a adoção dos padrões das economias internacionais

desenvolvidas e a intensificação dos influxos de capitais e investimentos estrangeiros para as suas economias.

Especificamente, a China e a Índia administram os seus regimes cambiais e adotam uma conversibilidade parcial da conta de capital, o que tem sido, em diferentes graus, casos de sucesso na gestão da política macroeconômica, onde a estabilidade da taxa de câmbio nominal tem exercido um papel essencial. A experiência de tais países demonstra a eficácia da adoção gradual e cuidadosa de uma administração sobre a conta de capitais e de políticas orientadas para a redução da vulnerabilidade externa.

A Rússia, antes de 1998, teve um desempenho muito fraco, como resultado de um caótico processo de transição para uma economia de mercado. No entanto, após a crise de 1998 a economia cresceu consideravelmente, graças ao aumento das exportações e à condução da política macroeconômica, que combinou uma política cambial mais ativa e taxas de juros decrescentes, sob um contexto de conversibilidade parcial da conta de capital. No entanto, a fraqueza da economia russa é a sua dependência das receitas derivadas das exportações de produtos energéticos, fator que contribuiu para que seja o país do BRICS que mais sofreu com os impactos da crise do *subprime*.

O Brasil, por outro lado, adotou uma política econômica mais liberal em relação aos demais países do BRICS, que inclui uma abordagem menos intervencionista em relação à taxa de câmbio e uma ampla abertura da conta de capital, que resultou em maior volatilidade da taxa de câmbio, altas taxas de juros e um crescimento econômico menos acentuado. A economia brasileira, seja no contexto de um regime de câmbio semifixo (1994-1998), seja em um contexto de câmbio flutuante (a partir de 1999), sofreu bastante com os movimentos especulativos contra a sua moeda doméstica. Contudo, a partir de 2004, favorecido pelo contexto benigno da economia internacional, a combinação entre política de acumulação de reservas cambiais, redução da dívida externa pública e superávits comerciais reduziu a vulnerabilidade da economia brasileira, o que permitiu enfrentar a crise do *subprime* em melhores condições do que em outras crises externas. Segundo Silva e Vernengo (2009), o Brasil demonstra de forma enganosa o “medo de flutuar”, ao estabelecer políticas que conduzem a uma grande diferença positiva entre taxas de juros internas e externas. Esses autores argumentam que a partir do regime de metas de inflação introduzido no Brasil em 1999, o Banco Central do Brasil introduziu uma política monetária muito conservadora em termos práticos, pois o seu único objetivo tem sido o de manter a taxa de inflação baixa e

próxima da meta. Essa política monetária caracteriza, ao invés de um comportamento de “medo de flutuar”, um comportamento de “medo de inflação”, o que melhor explica o significativo diferencial entre as taxas de juros interna e externa, no curto prazo.

A gestão da taxa de câmbio sul africana foi caracterizada por inúmeras mudanças de regime que culminou, a partir de 2000, em um regime de taxa de câmbio única, com flutuação livre e metas de inflação. Essa mudança ocasionou um aumento paralelo na volatilidade de sua taxa cambial. Entretanto, a mudança do regime de câmbio na África do Sul constituiu um processo muito mais amplo de liberalização gradual dos mercados financeiros, para inserir o país na economia global. Porém, as intervenções oficiais para estabilizar o câmbio de sua moeda continuaram. A questão da volatilidade da taxa de câmbio sul africana encontra-se enraizada em uma infinidade de causas, entre as quais a dependências da economia da exportação de *commodities*, sendo o principal, o ouro, que sofre todos os efeitos de volatilidade dos mercados financeiros, pois se trata de um ativo financeiro.

Segundo Nassif *et al.* (2011), a literatura teórica sugere que, sob um sistema de taxas de câmbio flexível, tanto a autonomia da política monetária, como a baixa volatilidade das taxas de juros podem ser implementadas com sucesso, porque esse instrumento de política (a taxa de juros) não pode ser usado para estabilizar a taxa de câmbio. No entanto, em termos práticos, dada a grande integração financeira entre as economias mundiais, a autonomia monetária não é observada. Por isso, a recente experiência internacional tem mostrado que os países emergentes (nos quais se enquadram os BRICS), de fato, intervêm em seus mercados de câmbio, a fim de compensar movimentos violentos nas taxas cambiais, configurando seus regimes de câmbio, em maior ou menor grau, como de flutuação “suja”. Ainda conforme Nassif *et al.* (2011), os bancos centrais interferem no mercado de câmbio cada vez que escolhem como meta algum objetivo macroeconômico. O sucesso de tais intervenções na redução da volatilidade da taxa de câmbio, ou na eliminação do seu desalinhamento (especialmente, em momentos de sobrevalorização), pode ser avaliado de acordo com o espaço político que as autoridades monetárias têm para programar medidas que visem aumentar a produção e o emprego, reduzindo a vulnerabilidade externa. Contudo, esse espaço é reduzido quando a política econômica de curto prazo tem que ser usada para restaurar o equilíbrio da balança de pagamentos, situação característica da economia brasileira.

Aizenman *et al.* (2012), ao discutirem como alguns países asiáticos emergentes (como no caso da Índia e China) têm tentado

reduzir a alta volatilidade de sua taxa de câmbio nominal, afirmam que um país pode, simultaneamente, escolher dois, mas não todos os três objetivos que se seguem: independência monetária, estabilidade da taxa de câmbio e integração financeira. Nesse sentido, os gestores de política monetária encontram-se diante de um dilema que implica na escolha de uma mistura de possibilidades, entre os diferentes graus de autonomia da política monetária, de intervenção cambial e de mobilidade do capital.

Além disso, muitas economias emergentes, como as dos países do BRICS (como o Brasil, a Índia, a Rússia e a África do Sul), caracterizam-se pelas moedas não conversíveis, a alta volatilidade no fluxo de capitais e os déficits em conta corrente recorrentes e persistentes. Esses fatores estão frequentemente associados à alta volatilidade na taxa de câmbio nominal, o que leva a intervenções sistemáticas no mercado de câmbio. Calvo e Reinhart (2002) argumentaram que essas intervenções podem ser justificadas como uma medida defensiva resultante da maior sensibilidade das economias emergentes a choques externos, e isso não significaria, necessariamente, um “medo de flutuar”.

Portanto, considerando os elementos expostos ao longo de todas as subseções deste capítulo, podem-se enfatizar dois aspectos a serem explorados no estudo desta dissertação. O primeiro, observado na Subseção 2.3, se relaciona às evoluções dos gráficos sobre volatilidades das taxas de câmbio dos países do BRICS (Figura 2.5), a partir dos quais se pode conjecturar sobre a presença de correlação entre as moedas desses países (de maneira mais evidente entre as moedas do Brasil, da Índia, da Rússia e da África do Sul). Essa correlação permite ensejar uma relação de causalidade linear, no curto e no longo prazo, entre as taxas cambiais das economias do bloco. Um segundo aspecto a ser explorado neste estudo reside em considerar os fatos caracterizados por um grande número de trabalhos – conforme destacado em vários momentos neste capítulo –, no que se refere às intervenções sistemáticas no mercado de câmbio. Essas intervenções, estabelecidas por todos os países do BRICS, são justificadas como medidas defensivas para responder à maior sensibilidade que as economias em desenvolvimento têm quando se deparam com choques externos. Conforme argumentado por Krugman (1991), as intervenções ocorrem quando as taxas de câmbio encontram-se muito próximas dos limites da banda cambial, especialmente na ocorrência de inovações (crises) nas economias internacionais. A utilização, por essas economias, do mecanismo de bandas cambiais com o objetivo de controlar suas taxas de câmbio, força

essas taxas a flutuarem dentro da banda. Esse processo, não linear, se manifesta nos limites teoricamente invioláveis para o preço da moeda doméstica, definido em uma moeda estrangeira ou em uma cesta de moedas.

Portanto, esta pesquisa estrutura-se na análise das duas hipóteses levantadas no parágrafo anterior: (i) a presença de correlação e/ou causalidade entre as taxas de câmbio das economias do BRICS, e; (ii) a presença de não linearidades nas taxas cambiais dos países do bloco, em função das intervenções utilizadas para manter a taxa de câmbio de suas moedas dentro da banda cambial multilateral, pré-estabelecida no processo de gestão.

3 REVISÃO DA LITERATURA – O ESTUDO DO COMPORTAMENTO DAS TAXAS DE CÂMBIO NOMINAIS

Neste capítulo, será exposta a literatura relacionada à abordagem teórico-empírica deste trabalho. Inicialmente, a contextualização sobre a volatilidade das taxas de câmbio, aspecto inerente ao objeto de estudo deste trabalho, é introduzida. Depois, dado que a materialização da abordagem mencionada tem como necessidade abarcar duas análises, representadas pela modelagem VEC e a investigação de não linearidades, a literatura pesquisada se relaciona às estatísticas de teste utilizadas, como à metodologia dos dados sub-rogados. Essa metodologia visa operacionalizar a utilização das estatísticas discriminantes, para permitir a avaliação de possíveis não linearidades.

3.1 A VOLATILIDADE DAS TAXAS DE CÂMBIO NOMINAIS

Conforme Caves, Frankel e Jones (2001), a cada nova mudança na oferta de moeda, a taxa de câmbio altera-se de forma mais que proporcional, dirigindo-se, gradualmente, a seu equilíbrio de longo prazo, até que o próximo distúrbio monetário aconteça. A volatilidade das taxas de câmbio é consequência do ajuste instantâneo dos mercados de ativos conjugado ao ajuste lento dos mercados de bens. Se os preços dos bens se reajustassem instantaneamente, não haveria qualquer *overshooting* da taxa de câmbio. No caso de ajustes instantâneos em todos os mercados, as mudanças nas taxas de câmbio não mostrariam uma variabilidade maior que a das mudanças na oferta de moeda. Quando o nível de preços geral é forçado a mudar em resposta a uma mudança na oferta de moeda, a taxa de câmbio muda mais que proporcionalmente para manter o poder de compra da moeda. A velocidade esperada de ajuste do câmbio depende, a seu turno, da velocidade real de ajuste dos preços dos bens, supondo que as expectativas sejam racionais.

Ainda segundo Caves, Frankel e Jones (2001), não há nenhuma razão teórica para esperar que a taxa de câmbio siga um passeio aleatório. Os autores afirmam que este ponto é geralmente mal-entendido. Se algum componente das alterações na taxa local – tal como aquele refletido no desconto futuro – fosse previsível, ele não violaria a hipótese de expectativas racionais. A hipótese diz apenas que o

economista não deve conseguir prever uma proporção da alteração na taxa local superior à que o mercado consegue.

Os autores também afirmam que os resultados de passeios aleatórios são úteis porque mostram aos economistas a extensão de sua ignorância. Mas tais resultados não constituem, sob qualquer lógica, uma evidência significativa em favor do modelo que os gera. Outros modelos têm obtido um pouco mais de sucesso pela inclusão do valor defasado da taxa de câmbio entre as outras variáveis explicativas da equação. Para um profissional que precise prever a taxa de câmbio futura, a conclusão parece ser a seguinte: seria difícil fazer qualquer previsão utilizando apenas informações de variáveis macroeconômicas, como as ofertas monetárias, os níveis de renda, as taxas de juros e as taxas de inflação. Há mais informações úteis na taxa local corrente que em todas as outras variáveis juntas. Porém, dado que a taxa à vista corrente é conhecida, o modelo monetário parece conter informação adicional que é de alguma valia na previsão das alterações futuras no câmbio, especialmente quando se consideram prazos mais longos.

De acordo com Caves, Frankel e Jones (2001), frequentemente encontram-se afirmações sobre exageros na flutuação das taxas de câmbio, no sentido de que estariam ocorrendo mudanças “desnecessárias” nessas taxas mesmo na ausência de qualquer mudança nos fundamentos macroeconômicos, como a oferta de moeda. Quando a taxa de câmbio se encontra numa trajetória de bolha especulativa, ela desvia-se para longe do valor de equilíbrio ditado pelos fundamentos macroeconômicos, orientada por profecias autorrealizáveis. Na prática, a taxa de câmbio não explode infinitamente, quer dizer, não diverge indefinidamente para longe do valor de longo prazo dado pelos fundamentos. No máximo, ela se desvia para longe do equilíbrio dos fundamentos por um curto período antes de a bolha estourar.

3.2 A RELAÇÃO ENTRE AS TAXAS DE CÂMBIO E OS FUNDAMENTOS MACROECONÔMICOS – A ANÁLISE DE BEKIROS (2014)

A Análise de Bekiros (2014) baseia-se no trabalho seminal de Engel e West (2005), o qual lida com o enigma de longa data em economia internacional, ou seja, a dificuldade de relacionar as taxas de câmbio flutuantes e os fundamentos macroeconômicos. Segundo o autor, pode ser que a taxa de câmbio seja determinada por tais variáveis fundamentais, mas em muitas ocasiões as taxas de câmbio são na verdade bem aproximadas a passeios aleatórios. Meese e Rogoff (1983a,

1983b) estabeleceram pela primeira vez o resultado de que as variáveis fundamentais não ajudariam a prever mudanças futuras nas taxas de câmbio. Enquanto um grande número de estudos têm posteriormente alegado encontrar sucesso para várias versões de modelos baseados em fundamentos, algumas vezes sob horizontes temporais mais longos e diferentes períodos de tempo, o sucesso desses modelos não provaram ser robustos. Cheung et al. (2002) mostraram que nenhum modelo/especificação tem muito sucesso e concluíram que um deles pode servir bem para determinada taxa de câmbio, e não para outra. Engel e West (2005) mostraram analiticamente que no modelo de expectativas racionais a valor presente, um preço de ativo manifesta um comportamento próximo a um passeio aleatório se os fundamentos são $I(1)$ e o fator de desconto de fundamentos futuros é próximo de um. Eles também argumentam que os dados exibem uma ligação sugerida por modelos padrão e que as taxas de câmbio ajudam a prever fundamentos. A implicação é que as taxas de câmbio e os fundamentos estão ligados de uma forma que é coerente com os modelos cambiais de precificação de ativos.

O foco do estudo de Bekiros (2014) é a relação entre taxas de câmbio e fundamentos. Em sua análise, a classe convencional de modelos cambiais de precificação de ativos de taxa de câmbio de Engel e West (2005) é utilizada, na qual a taxa de câmbio é o valor presente esperado descontado de uma combinação linear de fundamentos observáveis e choques. Em seu trabalho, Engel e West (2005) apresentam um teorema relativo ao comportamento do preço de um ativo determinado num modelo de valor presente. Eles mostram que na classe dos modelos de valor presente, os preços dos ativos irão seguir um processo arbitrariamente próximo a um passeio aleatório se pelo menos uma variável fundamental tiver uma raiz unitária autorregressiva e o fator de desconto for próximo da unidade. Então, no limite, com o fator de desconto aproximando-se da unidade, a mudança do preço do ativo no tempo t será não correlacionada com a informação conhecida no tempo $t-1$. Por isso, com o fator de desconto aproximando-se da unidade, o modelo coloca relativamente maior peso nos fundamentos distantes no futuro, a fim de estimar o preço do ativo. Choques transitórios nos fundamentos tornam-se menos importantes que os componentes permanentes. Com o fator de desconto se aproximando de um, a variância da mudança da soma descontada do componente de passeio aleatório se aproxima do infinito, enquanto a variância da mudança do componente estacionário se aproxima de uma constante. Se um fator de desconto de 0,9 ou 0,99 é necessário para proporcionar um

processo estatisticamente indistinguível de um passeio aleatório depende do tamanho da amostra usada para testar o comportamento do passeio aleatório e o conjunto inteiro dos parâmetros do modelo. Engel e West (2005) apresentam algumas correlações calculadas analiticamente em um modelo estilizado simples.

O estudo de Bekiros (2014) começa por apresentar correlações estimadas de simulações baseadas no modelo estilizado simples de Engel e West (2005). Um processo univariado simples para os fundamentos é suposto, com parâmetros escolhidos para refletir dados de períodos de flutuação recentes e fatores de desconto de 0,5 a 0,95, o último dos quais é suficiente para produzir correlações próximas de zero entre o período t e $t-1$.

De acordo com o autor, a importante questão da validação do modelo surge da imprevisibilidade da taxa de câmbio implícita pelo comportamento do passeio aleatório dos modelos de valor presente. Certamente muito da flutuação de curto prazo nas taxas de câmbio são dirigidas por mudanças nas expectativas sobre o futuro. Assumindo que os modelos são boas aproximações e que as expectativas refletem as informações sobre o futuro dos fundamentos, as mudanças da taxa de câmbio serão úteis para prever esses fundamentos. Em outras palavras, as taxas de câmbio causam os fundamentos, no sentido Granger. Engel e West (2005) encontraram uma causalidade de Granger unidirecional das taxas de câmbio para os fundamentos e uma muito mais fraca causalidade dos fundamentos para as taxas de câmbio. Em geral, a significância estatística da previsibilidade não é uniforme e sugere uma ligação entre as taxas de câmbio e os fundamentos que talvez seja modesta em comparação com as ligações entre outras variáveis econômicas. Em Bekiros (2014), a validade dos resultados de Engel e West (2005) é investigada, assim como implicações são discutidas sobre a possível causalidade unidirecional das taxas de câmbio para os fundamentos e vice-versa, ou uma dinâmica causalidade bidirecional. A plausibilidade das conclusões de Engel e West (2005) é explorada também em termos de detecção de cointegração e aplicação de modelos de previsão não lineares. Bekiros (2014) relata evidências na literatura sobre a previsão de mudanças nas taxas de câmbio em horizontes temporais longos usando-se métodos não lineares. Segundo o autor, MacDonald e Taylor (1994), Chinn e Meese (1995) e Mark (1995) têm todos relatado sucesso em prever taxas de câmbio em horizontes temporais longos impondo restrições de longo prazo de modelos monetários. Ainda, segundo o autor, Groen (2000) e Mark e Sul (2001) tiveram sucesso usando métodos de painel. Kilian e Taylor (2003)

sugerem que modelos que incorporam reversão à média não linear podem melhorar a precisão da previsão dos modelos de fundamentos, embora tenha provado ter dificuldades para detectar a melhoria em exercícios de previsão em amostragem. Assim, parece natural buscar a questão de se as taxas de câmbio podem prever fundamentos. O trabalho de Bekiros (2014) também investiga a validade dos resultados de Engel e West (2005) na direção de possíveis aplicações de previsão.

Em consideração da detecção de causalidade, o teste de Granger (Granger, 1969) é usado como uma referência na literatura. Basicamente, ele assume um modelo linear paramétrico de séries temporais para a média condicional. Contudo, esse teste é sensível apenas para causalidade na média condicional enquanto covariáveis podem influenciar a distribuição condicional em formas não lineares. Baek e Brock (1992) notaram que o teste de causalidade de Granger linear paramétrico tem baixo poder contra certas alternativas não lineares. Tendo isso em conta, técnicas não paramétricas têm sido aplicadas com sucesso porque elas colocam ênfase direta na previsão sem impor uma forma funcional linear. O teste de Hiemstra e Jones (1994), o qual é uma versão modificada do teste de Baek e Brock (1992) é considerado um teste para uma relação de dinâmica causal não linear. Esse teste é empregado em Bekiros (2014), a fim de detectar a direção e a natureza das causalidades entre as taxas de câmbio e os fundamentos. Baseado no modelo simples estilizado de Engel e West (2005) e via simulações de Monte Carlo, a estrutura da correlação entre os fundamentos e as taxas de câmbio para vários fatores de desconto é revelada. Primeiro, uma tentativa é feita para confirmar a conclusão teórica de Engel e West (2005) de que grandes fatores de desconto levam a um comportamento de passeio aleatório às taxas de câmbio. Depois a direção e a natureza das causalidades (lineares e não lineares) entre as diferentes taxas de câmbio são investigadas usando níveis, retornos e uma medida do segundo momento (volatilidade condicional), tanto na simulação dirigida como na série temporal empírica.

Bekiros (2014) apresenta uma metodologia de vários passos para examinar as relações dinâmicas entre taxas de câmbio e fundamentos assim como entre taxas de câmbio. Inicialmente, as ligações dinâmicas lineares e não lineares são exploradas através da aplicação do teste não linear não paramétrico e do teste de causalidade de Granger após controle para cointegração. Depois, após filtrar as séries usando os modelos corretamente especificados VAR ou VEC, os resíduos são examinados pelo teste Baek-Brock modificado. Esses resíduos do modelo variado completo são também considerados para explicar os

possíveis efeitos das outras variáveis. Desse modo, qualquer causalidade remanescente é estritamente não linear por natureza, pois o modelo VAR ou VEC já foi purgado de resíduos de dependência linear.

Bekiros (2014) utiliza a modelagem cambial de precificação de ativos, conforme a equação determinada no trabalho de Engel e West (2005), que estabelece s_t como o preço de um ativo expresso como uma soma descontada dos fundamentos correntes e futuros esperados²⁶. De uma forma geral, a análise de Bekiros (2014) fornece resultados muito similares aos produzidos analiticamente por Engel e West (2005).

Na sequência dos trabalhos do autor, os resultados de extensos exercícios de causalidade e correlação cruzada são apresentados com o uso de filtragem multivariada nas séries simuladas. A análise de causalidade é conduzida aos níveis de significância de 5% e 1% e envolve a utilização de três paradigmas, ou seja, entre a moeda simulada e as séries de fundamentos, entre duas séries diferentes de moedas, assim como duas séries diferentes de taxas de câmbio com o mesmo condutor de fundamentos. O caso da cointegração é também investigado mediante a utilização da estatística traço de Johansen a fim de utilizar a correta especificação para o teste de causalidade de Granger, ou seja, VAR ou VECM. A investigação da causalidade de Granger revela uma ligação representada por uma causalidade unidirecional dos fundamentos para as séries de taxas de câmbio. Isso corrobora o resultado teórico e empírico de Engel e West (2005). Em outros dois casos os resultados da causalidade são quantitativamente similares em ambas às direções. Esses resultados nas séries simuladas são confrontados com os resultados empíricos.

Os dados utilizados por Bekiros (2014) compreendem as taxas de câmbio mensais que possuem relação com o Dólar Americano (USD), ou seja, Euro (EUR), Libra Britânica (GBP), Iene Japonês (JPY), Franco Suíço (CHF), Dólar Australiano (AUD), Dólar Canadense (CAD) e o antigo Marco Alemão (DM). As razões exatas são representadas por EUR/USD, GBP/USD, USD/JPY, USD/CHF, AUD/USD, USD/CAD e DM/USD respectivamente. Segundo o autor, esses são os pares de moedas mais líquidos e largamente negociados no mundo e representam cerca de 90% do total do mercado de câmbio mundial. Os fundamentos específicos de cada país são os meios de pagamento m ajustados sazonalmente, a produção industrial y (usada como uma *proxy* do produto interno bruto ajustado sazonalmente), o índice de preços ao

²⁶ Os elementos referentes a essa equação serão explicitados no capítulo 4, referente à metodologia deste trabalho.

consumidor (IPC) p , a taxa de juros trimestral i , enquanto a variável $m - y$ (= meios de pagamento - produto interno) é também considerada. O período examinado abrange 04/1986 a 07/2008, enquanto para o Euro ele se estende de 01/1999 a 07/2008.

Em seu trabalho, Engel e West (2005) concluíram que não seria um grande problema assumir a falta de cointegração, e assim usam, para todos os modelos VAR, quatro defasagens. Ao invés disso, no trabalho de Bekiros (2014), os testes de cointegração são realizados entre a taxa de câmbio e cada um dos diferenciais dos fundamentos em todas as especificações. Pelas razões do teste, a causalidade linear de Granger é também investigada nos resíduos VAR/VECM, mas não é detectada. O autor investiga a causalidade não linear através dos testes de Baek-Brock e Dik-Panchenko modificados, com uma defasagem.

O autor afirma, com base nos resultados, que não há evidências consistentes de que taxas de câmbio podem prever fundamentos depois de examinar as interdependências causais lineares e não lineares. Algumas ligações bidirecionais também aparecem, mas para fundamentos diferentes a cada vez. No geral, o autor não encontra evidência de que existe uma direção predominante nas causalidades examinadas, ou seja, ou as taxas de câmbio ajudam a prever fundamentos, ou a capacidade dos fundamentos em prever taxas de câmbio é mais forte. Este resultado não está em pleno acordo com Engel e West (2005), os quais observam uma ligação unidirecional mais forte em favor da previsibilidade da taxa de câmbio. Entretanto, o autor ressalta que houve alguns grandes desenvolvimentos econômicos e não econômicos durante o período da amostra que podem perturbar quaisquer relacionamentos consistentes. Várias taxas de câmbio e políticas monetárias dos países europeus tornaram-se mais intimamente ligados nos anos 1990 por causa da evolução da União Monetária Europeia; a economia alemã foi transformada dramaticamente em 1990 por conta da reunificação; o fenômeno da bolha.com atingiu as economias mundiais em meados dos anos 1990, enquanto a crise asiática de 1997 causou turbulência nos mercados cambiais internacionais.

Adicionalmente aos de testes de causalidade para os VAR/VECMs bivariados, o autor executa testes de cointegração e causalidade com base em outras especificações VAR/VECM. Várias combinações diferentes de variáveis são incluídas nos modelos VAR/VECM. Seis grupos são testados. Os resultados são semelhantes aos dos VAR/VECMs bivariados. O autor não encontra evidências consistentes de que a causalidade ocorre a partir dos fundamentos para

as taxas de câmbio. Em geral, as evidências não são conclusivas no sentido de que exista uma direção predominante nas causalidades examinadas. O autor afirma, ainda, que a evidência está longe de ser esmagadora, mas no geral não parece haver ligação entre as taxas cambiais e os fundamentos no sentido de que as taxas cambiais ajudam a prever fundamentos, como defendido por Engel e West (2005).

Engel e West (2005) argumentam que quando os modelos de taxa de câmbio padrão são calibrados de forma plausível, eles têm a propriedade de que as taxas cambiais devem quase seguir um passeio aleatório. A prova de que a mudança da taxa de câmbio não é previsível é uma implicação dos modelos, e a despeito da observação de que as taxas cambiais seguem passeios aleatórios, isso não representa uma validação completa dos modelos. Segundo os autores, outra possível explicação para o comportamento de passeio aleatório das taxas de câmbio é a de que eles são dominados por choques não observáveis que são bem aproximados por passeios aleatórios. Os fundamentos podem não ser determinantes importantes das taxas de câmbio, e em vez disso, pode haver alguma outra variável que os modelos não tenham capturado ou que não sejam observáveis e que impulsionam as taxas de câmbio.

Bekiros (2014) conclui que os resultados de seu trabalho fornecem algum contrapeso para a sustentação – especialmente no curto prazo – dos modelos de expectativas racionais a valor presente de taxas de câmbio que se tornaram predominantes desde Meese e Rogoff, (1983a, 1983b). Extensas simulações de Monte Carlo no trabalho do autor fornecem evidências de que as taxas cambiais podem incorporar informações sobre fundamentos futuros. Seu trabalho mostra que, em determinadas hipóteses, a incapacidade para prever taxas de câmbio é uma implicação natural dos modelos, o que sugere que as inovações nas taxas de câmbio devem ser altamente correlacionadas com notícias sobre fundamentos futuros. Bekiros (2014) afirma que seus resultados estão parcialmente de acordo com MacDonald (1998), ou seja, os fundamentos têm um impacto importante e significativo na determinação das taxas de câmbio de longo e curto prazo.

Os resultados das análises de Engel e West (2005) são corroborados pelo trabalho de Bekiros (2014), na medida em que, se os fatores de desconto são grandes (e os fundamentos são $I(1)$), então não é surpreendente que os modelos de valor presente não podem ser melhores em termos de previsibilidade em relação ao modelo de passeio aleatório das taxas de câmbio. No entanto, um apoio decisivo para a ligação entre os fundamentos e a taxa de câmbio, no sentido de que as taxas de câmbio podem ajudar a prever os fundamentos não foi

encontrado pelo autor, como em Engel e West (2005). Enquanto em alguns casos e sob algumas modelagens VAR há evidências dessa previsibilidade direcional, um resultado genérico não pôde ser desenhado.

Outro resultado interessante que emerge do estudo de Bekiros (2014) - em oposição à Engel e West (2005) - é o de que, em muitos casos, é detectada a cointegração entre a taxa de câmbio e os fundamentos observáveis. Em Bekiros (2014), ao longo das diferentes combinações de variáveis em todos os seis grupos, diferentes defasagens são selecionadas e o número de vetores de cointegração é muito variado. Na verdade, o autor assume que a existência de cointegração, em alguns casos, é uma evidência de que as variáveis não observáveis, como choques reais de demanda por moeda, ou possivelmente até mesmo desvios da paridade de juros não têm uma componente permanente, ou pelo menos não são muito persistentes.

Mark e Sul (2001), em uma tentativa de examinar o conteúdo preditivo dos desvios da taxa de câmbio, a partir de seu valor fundamental, em relação aos retornos das taxas de câmbio futuras, também rejeitam a hipótese de não cointegração entre a taxa de câmbio nominal e os fundamentos monetários a baixos níveis de significância e entre a taxa de câmbio e os níveis de preços relativos nacionais. Eles concluem, com base em um teste de cointegração em painel e o exame do painel de curto prazo dos coeficientes de inclinação da regressão, que a taxa nominal de câmbio é cointegrada com os fundamentos monetários e que os fundamentos monetários podem ter conteúdo preditivo significativo para movimentos futuros da taxa cambial. O resultado mais importante é o de que a evidência não pareceu ser apenas um fenômeno para o dólar dos EUA. Bekiros (2014) afirma que seus resultados parecem corroborar essa conclusão.

De acordo com Bekiros (2014), uma possível explicação para as grandes e frequentes variações na relação entre a taxa de câmbio e os fundamentos macroeconômicos pode ser derivada a partir da evidência empírica de que os parâmetros estruturais da economia são desconhecidos e mudam muito lentamente (Bacchetta e van Wincoop, 2003). Em particular, a sua relação não é conduzida pelos próprios parâmetros estruturais, mas provavelmente por expectativas desses parâmetros. Essas expectativas podem ser altamente instáveis, como resultado de suposições de agentes perfeitamente racionais. Segundo Bekiros (2014), de acordo com a argumentação de Bacchetta e van Wincoop (2003), o parâmetro de instabilidade em modelos estruturais tem muito pouco efeito sobre a volatilidade das taxas de câmbio, (por

exemplo, o poder explicativo dentro da amostra dos fundamentos e a previsibilidade fora da amostra em horizontes curtos, por exemplo, um ano). No entanto, as mudanças nos parâmetros estruturais ocorrem gradualmente ao longo do tempo e podem ser significativas no longo prazo (por exemplo, muitos anos ou décadas), gerando relações de cointegração ou outras dependências estocásticas não lineares.

Ainda, segundo Bekiros (2014), os resultados da análise de cointegração podem indicar que o processo que conduz a taxa de câmbio pode mudar de uma especificação ou de um período para outro. O autor observa, a partir dos resultados, que os fundamentos macroeconômicos podem ser importantes para uma taxa de câmbio em uma combinação específica de variáveis incluídas em um modelo VAR/VEC ou agrupamento, e não em outro, ou seja, diferentes conjuntos de fundamentos macroeconômicos desempenham um papel significativo para grupos de variáveis e especificações diferentes. Isso também pode ser verdade durante diferentes períodos de tempo. Uma explicação pode ser a seguinte: a forma como os fundamentos macroeconômicos têm importância para os movimentos de curto e de longo prazo das taxas de câmbio muda consideravelmente para uma combinação de variáveis ou para diferentes períodos de tempo; portanto, seria incompatível com a hipótese de expectativas racionais. De acordo com Bekiros (2014), uma possível razão pode ser a de que a teoria das expectativas consistentes ou da racionalidade limitada, elaborada em Hommes e Sorger (1998) e Hommes (2009), é mais apropriada. Como relatam Goldberg e Frydman (2001), o quadro de expectativas consistentes, inicialmente introduzido por Walters (1971), sugere que os agentes usam teorias para antecipar as previsões das taxas cambiais futuras; no entanto, rejeita o argumento das expectativas racionais no sentido de que os agentes conseguem realizar previsões, como se soubessem precisamente as grandezas quantitativas dos parâmetros de um modelo verdadeiro. Em oposição a este contexto, a hipótese das expectativas consistentes assume que os agentes, limitadamente racionais (Hommes, 2009), têm conhecimento imperfeito de como a taxa de câmbio está relacionada a fundamentos macroeconômicos.

Bekiros (2014) conclui que, como existe uma infinidade de teorias que descrevem a dinâmica cambial, essas teorias fornecem, no melhor dos casos, um conhecimento qualitativo sobre as macrovariáveis que são relevantes para a formação das expectativas de curto ou de longo prazo das taxas cambiais. Isso é um indicativo de que a abordagem de expectativas racionais não permite que diferentes variáveis sejam importantes, em termos de causalidade e previsão, para

diferentes modelos VAR/VEC e durante diferentes períodos de tempo. O problema com as expectativas racionais é a conexão "rígida" entre a modelagem dos agentes e a estrutura subjacente da economia. Assim, qualquer mudança estrutural episódica que possa modificar a causalidade ou a significância estatística da cointegração nos modelos examinados só pode ser explicada como um resultado de uma quebra de estrutura ou de uma mudança de regime na macroeconomia. Por outro lado, assumindo o conhecimento imperfeito, os agentes também poderiam alterar os conjuntos de macrofundamentos que eles usam para prever os movimentos da taxa de câmbio por diferentes períodos de tempo. É exatamente essa "flexibilidade" da mudança de expectativas que é crucial para permitir que a hipótese das expectativas consistentes se encaixe com os achados de Bekiros (2014). Segundo o autor, se nos distanciarmos do paradigma das expectativas racionais e reconhecermos que os agentes de mercado possuem conhecimento imperfeito, então uma inferência plausível das interligações entre taxas de câmbio e os fundamentos macroeconômicos é possível.

3.3 A RELAÇÃO ENTRE AS TAXAS DE CÂMBIO E OS FUNDAMENTOS MACROECONÔMICOS – NÃO LINEARIDADES E CAOS DETERMINÍSTICO

Ainda em relação ao estudo da taxa de câmbio e os fundamentos macroeconômicos, Das e Das (2007) investigam a propriedade caótica das taxas de câmbio de vários países. Os autores afirmam que alguns trabalhos anteriores relacionados encontraram evidências de estruturas caóticas nas taxas de câmbio, enquanto outros encontraram pouca evidência de caos; no entanto, muitos deles mostraram evidências de estruturas não lineares. Esses tipos de afirmações conflitantes são comuns em análises não lineares de dados financeiros, segundo os autores. Em seu trabalho, os autores utilizaram os dados diários de taxas de câmbio de doze países (Austrália, Canadá, China, Índia, Japão, Malásia, Singapura, Sri Lanka, Suécia, Suíça, Tailândia e Reino Unido), principalmente no período de janeiro de 1971 a dezembro de 2005. Reúnem, assim, uma série temporal de mais de 8500 pontos para cada país. De acordo com Das e Das (2007), as alterações na taxa de câmbio estão relacionadas a notícias nos fundamentos, mas estudos anteriores mostraram que a natureza da relação não é linear. Os autores testam a não linearidade para as taxas de câmbio pelo método de dados subrogados e encontram diferentes graus de não linearidade para diferentes

países. Ao medir o Maior Expoente de Lyapunov (MEL), encontram indicação de caos determinístico em todas as séries da taxa de câmbio.

Segundo Das e Das (2007), mudanças na taxa de câmbio estão relacionadas a notícias nos fundamentos. O conjunto de fundamentos abrange: (i) a inflação para o país em questão, (ii) a oferta de moeda para o país sob escrutínio, (iii) a Taxa do Mercado Monetário, que é usada como uma *proxy* da taxa de juros de curto prazo, (iv) a taxa de empréstimos e a taxa de retorno dos títulos de longo prazo do governo, que são ambos *proxies* da taxa de juros de longo prazo (o último está disponível, segundo os autores, apenas para os países de inflação baixa), (v) a produção industrial e (vi) o saldo da balança comercial em relação ao PIB. Caracterizar a natureza da relação entre a variação cambial e as inovações em seus subjacentes fundamentos tem sido um objetivo da macroeconomia internacional empírica (Grauwe, Vansteenkiste, 2001).

Após testes empíricos intensivos concluiu-se que a relação não é linear, pelo menos para as taxas de câmbio de países com níveis relativamente baixos de inflação. Estudos do início dos anos 1980 documentaram que não há relação estável entre os movimentos da taxa de câmbio e as inovações nas variáveis fundamentais. A taxa de câmbio parece estar desconectada de seus fundamentos subjacentes na maioria das vezes (Bacchetta, van Wincoop, 2003; Lyons, 2001), enquanto Faust *et al.* (2003) descobriram que a maioria das mudanças nas taxas de câmbio ocorre quando não há inovações observáveis nas variáveis econômicas fundamentais. Este achado contradiz os modelos teóricos, que afirmam que a taxa de câmbio só se move quando há inovações nos fundamentos. Quando há dramático aumento da volatilidade da taxa de câmbio, tal aumento não seria detectado na volatilidade das variáveis econômicas subjacentes (Grauwe, Grimaldi, 2005).

A possível natureza não linear da relação entre a variação cambial e as inovações nos fundamentos subjacentes é explorada no trabalho de Das e Das (2007). A primeira não linearidade estudada por Obstfeld e Rogoff (1996) foram os custos de transação. Uma segunda característica não linear foi devida aos vários agentes heterogêneos que utilizam diferentes conjuntos de informações (Grauwe, Grimaldi, 2006).

De acordo com Das e Das (2007), o regime adotado para as taxas de câmbio dos principais países industrializados se aproxima do regime identificado como sendo o único a produzir complexidade, ruídos especulativos e quebras estruturais entre as taxas de câmbio e os fundamentos subjacentes. A relação entre a taxa de câmbio e os fundamentos de países de inflação baixa é caracterizada por regimes com frequentes mudanças. Verificou-se que os coeficientes desses

fundamentos mudam ao longo do tempo, muitas vezes a partir de valores significativos para insignificantes, e vice-versa. De acordo com os autores, essa característica está ausente nas equações de taxa de câmbio dos países de inflação elevadas. Para esses países, os autores constataam que os coeficientes dos fundamentos são bastante estáveis. Os movimentos das taxas de câmbio desses países podem ser explicados de forma mais consistente por movimentos nos fundamentos subjacentes (por exemplo, os diferenciais de inflação (Grauwe, Grimaldi, 2006)). O foco de Das e Das (2007) é tentar relacionar a taxa de câmbio com outro fundamento, qual seja, o balanço de pagamentos (Importação – Exportação) com os EUA.

De Grauwe e Vansteenkiste (2001) descobriram que na maior parte do tempo a hipótese da existência de dinâmica caótica nos mercados de câmbio deve ser rejeitada. Há apenas alguns episódios onde a dinâmica caótica pode ser detectada. Eles salientam que é geralmente difícil conclusivamente encontrar evidências da existência de dinâmica caótica, porque as técnicas disponíveis não permitem separar o ruído exógeno do caos.

Das e Das (2007) seguem a abordagem de Theiler *et al.* (1992). O sinal sub-rogado é produzido pelo embaralhamento das fases dos dados disponíveis. Esse sinal possui propriedades espectrais semelhantes aos dados originais, isto é, a sequência de dados sub-rogados tem a mesma média, a mesma variância, a mesma função de autocorrelação, e, por conseguinte, o mesmo espectro de potência da sequência original, mas as relações de fase (não lineares) são destruídas. No caso do embaralhamento de dados, os histogramas da sequência sub-rogada e da sequência de referência também são idênticos.

Das e Das (2007) constataam que a diferença entre o Maior Expoente de Lyapunov (MEL) dos dados originais e a qualquer um de seus cinco sub-rogados é grande para alguns países, o que indica alta não linearidade no conjunto de dados. Para alguns outros, a diferença é ou moderada ou pequena, indicando não linearidade fraca. O que ocorre é que a diferença entre os valores de MEL do conjunto de dados originais e sua contraparte sub-rogada será elevada no caso do conjunto original possuir não linearidade suficiente, a qual é destruída pelo processo sub-rogado.

Para todos os países considerados, a existência de não linearidade e caos foi confirmada, embora existam diferenças no grau de não linearidade entre eles. Das e Das (2007) encontram o que segue:

Grupo A: (Índia*, China*, Sri Lanka), a diferença (MEL) é muito alta.

Grupo B: (Austrália, Malásia, Tailândia), a diferença é moderada.

Grupo C: (Canadá, Japão, Singapura, Suécia, Suíça, Reino Unido), a diferença é pequena.

* *Países que fazem parte do bloco BRICS*

3.4 ANÁLISE DE NÃO LINEARIDADE PELO MÉTODO DE DADOS SUB-ROGADOS

Em Kugiumtzis (2000), o objeto de estudo está relacionado ao teste de dados sub-rogados para não linearidade. Dada uma série temporal real de comportamento aleatório, a primeira questão a ser respondida é se os dados contêm quaisquer informações ao longo do tempo, ou seja, se sucessivas amostras são correlacionadas. Usando testes estatísticos padrão, a hipótese nula de ruído branco tem que ser rejeitada para que a análise da série histórica seja de alguma utilidade. Segundo o autor, se métodos não lineares são utilizados ao invés de um modelo autorregressivo linear, a hipótese nula a ser rejeitada é a de que os dados envolvam apenas as correlações temporais lineares. A estrutura estatisticamente rigorosa para estes testes é fornecida pelo método de dados de sub-rogados. Esses dados, gerados para representar a hipótese nula, são comparados com os dados originais sob uma estatística discriminante não linear, a fim de rejeitar ou não rejeitar a hipótese nula.

De acordo com Kugiumtzis (2000), o teste de dados sub-rogados para não linearidade se tornou popular nos últimos anos, especialmente no que diz respeito à hipótese nula de que a série temporal examinada é gerada por um processo Gaussiano (portanto linear), submetido a uma possível transformação estática não linear. Dados sub-rogados adequadamente projetados para esta hipótese nula devem possuir a mesma autocorrelação e distribuição de amplitude dos dados originais. No entanto, os algoritmos nem sempre fornecem dados sub-rogados que preservam as correlações lineares originais, e isto pode levar a falsas rejeições. A rejeição da hipótese nula pode depender também do método não linear aplicado e da escolha do método dos parâmetros. Além disso, diferentes séries históricas a partir do mesmo sistema podem nos dar diferentes resultados nos testes.

Segundo o autor, novos métodos baseados em caos e teoria dinâmica não linear têm sido utilizados em finanças nos últimos anos com sucesso duvidoso, e a validação dos resultados requer pelo menos a rejeição de testes estatísticos com hipóteses nulas menos exageradas

para os dados observados (Urbach, 2000). Em seu trabalho, Kugiumtzis (2000) lida com duas hipóteses nulas fundamentais, em primeiro lugar que a série temporal é simplesmente ruído branco, e, segundo, que ela envolva apenas correlações temporais lineares.

Kugiumtzis (2000) afirma que quando uma hipótese alternativa não for especificada, é muitas vezes difícil encontrar estatísticas de teste com distribuições analíticas conhecidas. Isto é particularmente verdadeiro para o segundo teste de hipótese, referido como *teste para não linearidade*. Em seguida, o autor realiza simulação de Monte Carlo para construir a distribuição empírica da estatística selecionada, formada pelos valores calculados da estatística sobre um grupo de conjuntos de dados que representam a hipótese nula, os dados sub-rogados.

Enquanto o teste de dados sub-rogados para o ruído branco não seja de qualquer interesse particular em muitas aplicações reais (porque os dados quase sempre envolvem algum tipo de correlação), é apropriado para muitas séries financeiras, as quais, após a remoção de uma tendência, podem ser parecidas com o ruído branco, como por exemplo, as primeiras diferenças das taxas de câmbio. Para séries financeiras com evidentes correlações, tais como os dados de volatilidade, o teste de dados sub-rogados para não linearidade pode ser utilizado para avaliar a presença de correlações lineares, e subsequentemente modelar a estrutura não linear e tentar melhorar previsões.

No trabalho de Kugiumtzis (2000), o teste de hipótese estatística consiste essencialmente da hipótese nula H_0 e a estatística discriminante q . Para séries temporais, H_0 designa um processo bem definido para os dados observados. O autor trabalha com hipóteses nulas compostas, o que significa que uma família de processos, ao invés de um único processo é considerada (ou seja, os valores exatos para os parâmetros do processo não são especificados). O interesse do autor reside em encontrar o processo inadequado para os dados apresentados, e, em seguida, concluir que é improvável a geração dos dados observados por tal processo.

Quando a distribuição de q sob H_0 é conhecida analiticamente, a região de rejeição está nas caudas de distribuição de acordo com um dado nível de significância α . Caso contrário, a distribuição é formada numericamente (através de simulação de Monte Carlo) a partir dos valores q^1, \dots, q^M da estatística calculada em um grupo de M dados sub-rogados consistentes com H_0 . Os dados sub-rogados são gerados ou a partir de um modelo para o processo da H_0 extraída a partir dos dados

observados, chamado de abordagem da *realização típica*, ou como dados aleatórios que preservam certas estruturas determinadas pela H_0 , denominada *realização restrita*.

Usando dados sub-rogados, a rejeição de H_0 é determinada usando ou a ordem de classificação (verificando se q^0 sobre os dados originais é o primeiro ou o último de uma lista ordenada concatenada de q^0, q^1, \dots, q^M) ou a significância S (desde q^1, \dots, q^M que sejam aproximadamente distribuídos normalmente) definido como

$$S = \frac{|q^0 - \langle q \rangle|}{\sigma^q} \quad (3.1)$$

onde $\langle q \rangle$ é a média e σ^q o desvio padrão de q^1, \dots, q^M . Uma significância próxima de 2 sugere a rejeição de H_0 no nível de confiança de 95% quando, aproximadamente, $M > 30$.

Em Kugiumtzis (2000), a hipótese nula H_0 é a de que a série temporal observada $\{x_i\}, i = 1, \dots, N$ é não correlacionada, ou seja, é ruído branco com uma distribuição não especificada. Os dados sub-rogados para este H_0 são simples permutações dos dados originais, chamados sub-rogados embaralhados. Esta é a abordagem *realização restrita*, gerando dados aleatórios que têm exatamente a mesma distribuição de amplitude que os originais. Uma abordagem típica seria estimar um modelo para a distribuição dos dados originais e tirar as amostras da série temporal sub-rogada a partir deste modelo de distribuição. O teste de dados sub-rogados pode ser combinado com o teste analítico padrão, a fim de obter uma evidência mais robusta para rejeitar ou não rejeitar H_0 , com uma dupla checagem da estatística de teste q^0 tanto no que se refere aos limites analíticos e empíricos. Isto pode ser vantajoso quando q não se encontra dentro da distribuição analítica prevista por diferentes razões que não a inconsistência de H_0 , por exemplo, devido ao pequeno tamanho do conjunto de dados. De acordo com o autor, o teste de dados sub-rogados parece ser mais rigoroso do que o teste analítico na medida em que cuida de aspectos dos dados que não apenas os testados, tais como a sensibilidade a certos parâmetros quando o tamanho dos dados é reduzido.

Para Kugiumtzis (2000), ao invés de testar para correlações os resíduos de um ajuste linear, é mais adequado testar diretamente para correlações não lineares a série temporal com ruído. A mais simples H_0 para esse teste é a de que a série temporal x_i é gerada por um processo estocástico normal (e, portanto, linear). Os dados sub-rogados do tipo

realização restrita para essa H_0 são gerados por embaralhamento das fases e são frequentemente chamados sub-rogados da Transformada de Fourier (FT). Para a abordagem *realização típica* os dados sub-rogados seriam realizações de um modelo linear com o ruído de entrada normal, como um modelo AR, extraídas a partir dos dados originais. Em qualquer caso, um conjunto de dados sub-rogados $\{z_i\}$ deve preservar as correlações lineares originais, e em termos de autocorrelação r isso significa $r_z(\tau) = r_x(\tau)$ por um período suficientemente grande de defasagens τ . Estatísticas discriminantes adequadas para este H_0 são, em princípio, quaisquer estatísticas não lineares, por exemplo, um ajuste polinomial não linear.

A H_0 como formulada acima assume que a distribuição de amplitude dos dados originais é normal, e os sub-rogados possuem uma distribuição de amplitude normal por construção. Isto pode dar origem à execução errada do teste, se a distribuição de amplitude original se desvia da normalidade e se a estatística selecionada é sensível à distribuição espacial dos dados. A H_0 mais apropriada é a de que a série é gerada por um processo estocástico normal submetido a uma transformação estática, possivelmente não linear, permitindo assim uma distribuição de amplitude arbitrária. Os dados sub-rogados para essa H_0 devem cumprir $r_z(\tau) = r_x(\tau)$, como antes, e também preservar a distribuição de amplitude original, isto é $F_z(z) = F_x(x)$ em termos da função marginal de densidade acumulada (fda) F .

De acordo com Kugiumtzis (2000), dois aspectos principais do teste de dados sub-rogados para não linearidade são os algoritmos para a geração dos dados de sub-rogados e as estatísticas não lineares. Se pudermos assumir que a série temporal analisada tem uma fda marginal normal, então os sub-rogados da Transformada de Fourier (FT) podem ser usados para coincidir quase perfeitamente com as correlações lineares originais (em casos especiais em que os sub-rogados FT falharem, o autor indica a leitura dos trabalhos de Theiler, Prichard, 1996; Theiler, Linsay, Rubin, 1994; Paluš, 1995; Theiler, Prichard, 1997 e Stam, Pijn, Prichard, 1998). Se a normalidade não pode ser assumida, pode-se transformar os dados originais para ter uma fda marginal normal, e em seguida, usar o teste com os sub-rogados FT nos dados transformados (Kennel, Brown, Abarbanel, 1992; Paluš, 1995). A chamada “Gaussianização” é feita pela ordenação de séries de ruído branco normais, para coincidir com a ordenação da série temporal original. No entanto, não é claro por que os resultados deste teste são válidos para a série temporal original. Além disso, a “Gaussianização” é

monotônica, enquanto a H_0 refere-se a qualquer transformação estática. Na verdade, a suposição de monotonicidade dessa “Gaussianização” tem sido uma questão chave na construção de algoritmos para a geração de dados sub-rogados.

3.5 ALGORITMOS PARA A GERAÇÃO DE DADOS SUB-ROGADOS

Kugiumtzis (2000) afirma que na prática é difícil gerar uma série temporal aleatória $\{z_i\}$ que possua tanto uma dada fda marginal $F_x(x)$ e uma autocorrelação dada $r_x(\tau)$ como requerido pela H_0 geral. Uma combinação perfeita para uma condição resulta em um possível desvio em relação à outra condição. É mais fácil de obter computacionalmente $F_z(z) = F_x(x)$ e suportar pequenas discrepâncias nas correlações lineares, isto é $r_z(\tau) \approx r_x(\tau)$. Para o autor, essa abordagem é a preferida em todos os algoritmos que seguem.

O primeiro e mais difundido é o algoritmo da transformada de Fourier de amplitude ajustada (AAFT). Esse algoritmo utiliza a “Gaussianização” para fazer a fda marginal normal; em seguida aplica a randomização das fases para remover quaisquer estruturas não lineares sem alterar as correlações lineares e, finalmente, faz a “Gaussianização inversa” para recuperar a fda marginal original (Theiler, Eubank, Longtin, Galdrikian, 1992; Theiler, Galdrikian, Longtin, Eubank, Farmer, 1992). O AAFT tem sido o algoritmo de escolha em quase todas as aplicações reais atualmente. No entanto, ele não funciona corretamente, em geral, e não consegue combinar adequadamente as correlações lineares. Isso já foi observado na fase inicial de sua utilização (Paluš, 1995). A razão para isto é o pressuposto inerente do AAFT, em que a transformação estática em H_0 é monotônica, o que não pode ser assumido quando se lida com dados reais (Kugiumtzis, 1999). Vieses nas correlações lineares podem surgir quando os dados originais são consistentes com H_0 (mas a transformação é não monotônica), mas também quando eles não são (dinâmicas não lineares estão presentes), e em seguida, ela favorece a rejeição de H_0 quando uma estatística não linear sensível a correlações lineares é aplicada (Kugiumtzis, 2000).

Uma melhor aproximação das correlações lineares originais é alcançada por um esquema iterativo feito em duas etapas, contendo as correlações lineares originais no primeiro passo e a fda marginal original no segundo (Schreiber, Schmitz, 1996). Esse algoritmo mais empírico, chamado AAFT iterativo ou melhorado (IAAFT), aproxima

bem as correlações lineares originais. No entanto, essa aproximação tem sempre a mesma direção (ou seja, os dados sub-rogados são menos correlacionados que os dados originais), e é igualmente bom para cada geração de dados sub-rogados, resultando em pequeno viés e variância.

3.6 ESTATÍSTICAS DISCRIMINANTES

Em seu trabalho, Kugiumtzis (2000) afirma que uma série de medidas não lineares tem sido propostas na literatura, e muitas delas derivam da teoria de sistemas dinâmicos e baseiam-se na reconstrução espaço-estado (fazendo uso de dois parâmetros, a dimensão de imersão m e a defasagem τ). Tais métodos são a estimativa dimensão de correlação, o maior expoente de Lyapunov, a informação recíproca e a estimativa dimensão de imersão por meio de falsos vizinhos mais próximos (Kantz, Schreiber, 1997). Cada medida é sensível a uma característica não linear dos dados. Para a utilização de medidas de previsão estatísticas, há uma grande quantidade de outros modelos não lineares para escolher, tais como redes neurais e funções de base radial, mas uma vez que o objetivo é a discriminação e não o melhor ajuste, alternativas simples, tais como polinômios não lineares globais, fariam igualmente bem essa função, em geral.

Existem algumas orientações na literatura em relação à preferência de estatísticas específicas, e parece que as propriedades e o poder de todas essas estatísticas não lineares não estão ainda totalmente exploradas (Schreiber, Schmitz, 1997).

De acordo com Kugiumtzis (2000), em séries financeiras o interesse está focado em previsões. Aumentando a complexidade do modelo sempre se pode obter bons prognósticos acerca dos dados sobre os quais são otimizados os parâmetros. Este fato por si só não significa/sugere que esse modelo é melhor que outro mais simples. Além disso, a validação do método exige previsões fidedignas em outra série de tempo suficientemente longa, muitas vezes não disponíveis em finanças. Nesse contexto, o teste de hipóteses é um indicador útil e objetivo para as limitações da modelagem e previsão.

O uso de um modelo mais sofisticado ou interessante não pode ser justificado se a hipótese de que os dados são consistentes com um modelo mais simples não é rejeitada. Assim, a falha na rejeição da hipótese nula de um modelo estocástico linear para uma dada série temporal invalida qualquer modelagem não linear e a previsão sobre essa série temporal.

Por outro lado, segundo o autor, a rejeição da hipótese de um simples modelo desinteressante não valida *per se* o modelo que temos em mente como a única alternativa. Para o teste de dados sub-rogados para não linearidade em uma série temporal econométrica, uma rejeição segura não implica necessariamente o caos no mercado observado, apontando a modelagem determinística não linear como a única abordagem adequada. Pode haver outros modelos econométricos de processos estocásticos capazes de explicar esse comportamento do mercado, que não pertencem à classe rejeitada entre os processos estocásticos lineares univariados. No entanto, não se deve ficar com a impressão de que a rejeição da hipótese nula não vale o esforço, porque abre o caminho para a análise não linear e valida o uso de técnicas promissoras para construir previsões.

Antes da rejeição ou aprovação final da hipótese nula, alguns aspectos têm que ser observados com relação à configuração dos testes de dados sub-rogados. Para o teste de independência, dados sub-rogados são úteis porque fornecem regiões de rejeição empíricas para a estatística, que são muitas vezes mais precisas do que as analíticas. A eficácia desse teste baseia-se principalmente no poder discriminante da estatística de teste. Para a hipótese geral de um processo estocástico normal estaticamente distorcido, a qualidade dos dados sub-rogados passa a ser de imensa importância. Um viés nas correlações lineares dos dados sub-rogados gerados muitas vezes pode dar origem a diferenças artificiais na estatística sobre os dados originais e os sub-rogados, levando a falsas rejeições.

Para Kugiumtzis (2000), a potência do teste é também determinada pela escolha do método não linear que retorna a estatística. É difícil fornecer resultados conclusivos para o poder de cada estatística porque este muda com diferentes tipos de dados. Na verdade, para o mesmo conjunto de dados, o resultado do teste pode variar de acordo com o método e também com os parâmetros desse método. Assim, deve-se acumular evidência estatística suficiente de diferentes métodos e parâmetros para aceitar ou rejeitar, com confiança, a hipótese. Neste contexto, um único ensaio com uma estatística arbitrária deve ser considerado insuficiente.

A qualidade dos dados pode ser outra fonte de variação nos resultados do teste. Deve-se primeiro perguntar se a série temporal é representativa do sistema em estudo. Essa questão é particularmente relevante em aplicações financeiras onde há uma massa de séries temporais sobre o mesmo sistema econômico. Além de ruído, os dados podem conter certas características que podem ser confundidas com não

linearidades dinâmicas. Por exemplo, oscilações em uma série temporal econométrica atribuídas a eventos repentinos exógenos (como greves, terremotos ou desvalorizações cambiais) poderão justificar rejeições e mais resultados na direção de dinâmicas não lineares.

3.7 PRIMEIRA HIPÓTESE A SER EXPLORADA NO ESTUDO

Um fator importante destacado ao longo desse capítulo é que não há relação estável entre os movimentos da taxa de câmbio e as novidades nas variáveis fundamentais. Portanto, apesar dos fundamentos macroeconômicos terem importância para os movimentos de curto e de longo prazo das taxas de câmbio, os seus efeitos mudam consideravelmente nos diferentes períodos de tempo. Por isso, conforme Bekiros (2014), os fundamentos macroeconômicos encontram-se pouco relacionados com os elementos estruturais da economia, que são desconhecidos. Possivelmente os elementos estruturais são conduzidos pelas expectativas dos fundamentos macroeconômicos, mas não por estes fundamentos. Essas expectativas podem ser altamente instáveis, como resultado de suposições de agentes perfeitamente racionais, com efeito sobre a volatilidade das taxas de câmbio. No entanto, as mudanças nos elementos estruturais ocorrem gradualmente ao longo do tempo e podem ser significantes no longo prazo, gerando relações de cointegração ou outras dependências estocásticas não lineares.

Considerando esses aspectos destacados acima, e considerando que a maioria das mudanças nas taxas de câmbio das economias ocorre por meio de efeitos não observáveis, intrínsecos aos aspectos estruturais das economias, este estudo tem como um primeiro objetivo levantar os aspectos dos impactos desses efeitos nas taxas cambiais das economias dos BRICS, extraindo as relações de causalidades entre essas taxas cambiais.

4 METODOLOGIA

Neste capítulo, primeiramente será dado o suporte teórico subjacente às variáveis cambiais incluídas na modelagem adotada neste trabalho. Depois, serão explicitadas as duas principais abordagens utilizadas para a elaboração deste trabalho, quais sejam, a abordagem VECM e a da investigação/deteccção de não linearidades. No caso da primeira abordagem, será descrita a metodologia VECM utilizada. No caso da segunda, além do suporte teórico (envolvendo as estatísticas de teste utilizadas e o teste de bicoerência de Hinich), será explanada a metodologia dos dados sub-rogados, que visam operacionalizar a utilização das estatísticas discriminantes, com vistas a permitir a avaliação de possíveis não linearidades.

4.1 ABORDAGEM TEÓRICA

4.1.1 Teoria Subjacente à Determinação das Variáveis Cambiais Incluídas no Modelo

A motivação do presente trabalho é a de estabelecer relações entre as taxas de câmbio nominais dos países integrantes do bloco BRICS, capturando a dinâmica da trajetória temporal de cada variável tanto no curto quanto no longo prazo. Tal motivação fundamenta-se em duas concepções: (i) a primeira, tem como base a afirmativa de Obstfeld e Rogoff (1996, p. 529), a qual declara que *“um entendimento bastante robusto e muito importante é o de que a taxa de câmbio nominal tem que ser vista como o preço de um ativo. Como outros ativos, a taxa de câmbio depende das expectativas de variáveis futuras”*, e; (ii) a segunda, a formalização de Engel e West (2005), a qual afirma que *“o teorema do passeio aleatório dos preços dos ativos pode resultar de um fator de desconto perto de um, em um modelo de valor presente”*. Esses dois princípios conduzem, conforme Engel e West (2005), à seguinte equação básica, a qual considera que um preço de um ativo, s_t , pode ser expresso como a soma descontada de "fundamentos" atuais e futuros esperados

$$s_t = (1 - b) \sum_{j=0}^{\infty} b^j E_t(a_1' x_{t+j}) + b \sum_{j=0}^{\infty} b^j E_t(a_2' x_{t+j}), \quad 0 < b < 1 \quad (4.1)$$

onde x_t é um vetor $n \times 1$ de fundamentos, b é um fator de desconto, e a_1 e a_2 são vetores $n \times 1$.

Segundo Engel e West (2005), uma variedade de modelos relaciona a taxa de câmbio, os fundamentos econômicos e a taxa de câmbio futura esperada. Os autores escrevem essa relação como

$$s_t = (1 - b)(f_{1t} + z_{1t}) + b(f_{2t} + z_{2t}) + bE_t s_{t+1} \quad (4.2)$$

onde a taxa de câmbio s_t é o logaritmo do preço doméstico da moeda estrangeira (por exemplo, reais por unidade de moeda estrangeira se o Brasil é o país de origem).

Os termos f_{it} e z_{it} ($i = 1, 2$) na Equação (4.2) são fundamentos econômicos que, em última análise, conduzem o processo de evolução da taxa de câmbio, como reservas cambiais, choques de demanda por moeda, choques de produtividade, e assim por diante. Os autores classificaram os fundamentos como os que são observáveis para o economista, f_{it} , e aqueles que não são observáveis, z_{it} . Uma das possibilidades é a de que o verdadeiro fundamento é medido com erro, de modo que f_{it} é o fundamento mensurado e z_{it} inclui o erro de medição. Portanto, com base de que z_{it} são os choques não observados, estende-se a concepção do termo de erro estabelecida em Engel e West (2005) para a pesquisa a ser conduzida nesse estudo, e passa-se a conjecturar a possibilidade desses erros incluírem também os efeitos não lineares, elemento especialmente importante no contexto do presente estudo, o qual tem, como um dos objetivos principais, a detecção de não linearidades.

Engel e West (2005), ao imporem a condição da não ocorrência de "bolhas", considerando que $b^j E_t s_{t+j}$ vai a zero quando $j \rightarrow \infty$, obtiveram, a partir da Equação (4.2), a relação de valor presente

$$s_t = (1 - b) \sum_{j=0}^{\infty} b^j E_t (f_{1t+j} + z_{1t+j}) + b \sum_{j=0}^{\infty} b^j E_t (f_{2t+j} + z_{2t+j}) \quad (4.3)$$

A Equação(4.3) tem a mesma forma de (4.1), onde se substituiu $a_1' x_{t+j} = f_{1t+j} + z_{1t+j}$ e $a_2' x_{t+j} = f_{2t+j} + z_{2t+j}$.

Engel e West (2005) argumentam que a constatação de que a alteração da taxa de câmbio não é previsível é uma implicação dos modelos, e não uma evidência contra os modelos. Adicionalmente, esses autores enfatizam que simplesmente observar que as taxas de câmbio

seguem passeios aleatórios não pode ser aceito como uma validação completa dos modelos. Há outras explicações possíveis para o comportamento do passeio aleatório das taxas de câmbio. Elas podem ser dominadas por choques não observáveis que se aproximam muito de passeios aleatórios; isto é, os z_{it} a partir da equação (4.2) são bem aproximados por um passeio aleatório, e a variância de Δs_t é dominada pelas mudanças em z_{it} ao invés de mudanças em f_{it} . O conjunto padrão de fundamentos (moeda, renda, nível de preços e taxa de juros) podem não ser os principais determinantes da taxa de câmbio, e em vez disso, pode haver alguma outra variável não captada pelos modelos ou que não foram observadas que influenciam a taxa de câmbio.

De acordo com Das e Das (2007), uma possível natureza não linear do relacionamento entre mudanças e inovações nos fundamentos, ressaltada por Obstfeld e Rogoff (1996) são os custos de transação. Outra característica não linear é devida ao envolvimento dos vários agentes heterogêneos, os quais usam diferentes conjuntos de informação.

Ainda, conforme enfatizado por Goodhart (1989) e Goodhart e Figlioli (1991), as evidências empíricas têm demonstrado de forma clara que a maior parte dos movimentos das taxas de câmbio não pode ser associada com as observações não previsíveis (novidades) nos fundamentos macroeconômicos. Análises empíricas realizadas por De Boeck (2000) e Altavilla (2000) destacaram que choques não antecipados nas variáveis fundamentais explicam apenas uma pequena fração das mudanças inesperadas nas taxas de câmbio. As constatações desses autores estabelecem que, em horizontes de curto prazo, novidades na produção, na inflação e nas taxas de juros explicam menos de 5% da variância inesperada total da taxa de câmbio; aproximadamente 95% da variância inesperada na taxa de câmbio seria atribuída a novidades em si mesmas.

Portanto, com base nas argumentações apresentadas nesta subseção, reivindica-se nesse estudo que as taxas de câmbio de países com níveis de desenvolvimentos similares (como o caso dos países do bloco BRICS) podem ser influenciados de forma também similar por efeitos exógenos, embora, possivelmente, com intensidades diferentes. Ainda, diante dos fatos da pouca relevância dos fundamentos macroeconômicos específicos de uma economia na determinação de sua taxa de câmbio; e, essencialmente, em função da constatação de Engel e West (2005), de que as taxas de câmbio das economias são dominadas por choques não observáveis, propõe-se estruturar um modelo com a finalidade de identificar, por meio de um modelo VEC, as relações

lineares de curto e longo prazo entre os países do BRICS, as quais, desenvolvidas por choques exógenos na própria taxa de câmbio, provocam efeitos dinâmicos de curto prazo e tendências estocásticas de longo prazo.

Adicionalmente, com a finalidade de verificar as similaridades nos comportamentos entre as formas de intervenção dos bancos centrais das economias dos países do BRICS, bem como as gestões de suas bandas cambiais (especialmente, diante de novidades (crises) nas economias internacionais), no estudo aqui conduzido realizar-se-ão análises de identificação de não linearidades nos resíduos das equações de cointegração e do modelo VAR. Como largamente analisado na literatura relacionada ao tema das taxas de câmbio, essas intervenções causam efeitos não lineares nas séries cambiais das economias, os quais não são capturados pelo modelo VEC (tanto nas componentes de cointegração, como nas componentes de curto prazo). Na realidade, nesse caso, o modelo VEC acaba por filtrar componentes lineares presentes nas séries cambiais dos países, deixando os efeitos não lineares imersos nos termos estocásticos residuais. Portanto, o processo de identificação das componentes não lineares das taxas de câmbios dos países do BRICS, nos mesmos períodos, permite concluir que esses países são afetados e reagem de forma similar diante de choques exógenos na economia internacional.

4.1.2 Teoria sobre os Efeitos de Não Linearidades nas Taxas de Câmbio

Os bancos centrais das economias mundiais, em sua maioria, utilizam bandas como mecanismo de gestão das taxas de câmbio. A proposta das bandas é a de restringir a flutuação do preço da moeda em termos das moedas estrangeiras em um intervalo predeterminado. O Mecanismo de Taxa de Câmbio Europeu, estabelecido em 1979 para controlar as taxas de câmbio de diversas moedas europeias, é um claro exemplo de bandas cambiais multilaterais. Em alguns casos essas bandas têm funcionado como bandas de rebaixamento, permitindo uma lenta depreciação da moeda. Para uma visão geral de diferentes mecanismos de bandas cambiais e suas propriedades, ver Cuaresma *et al.* (2005).

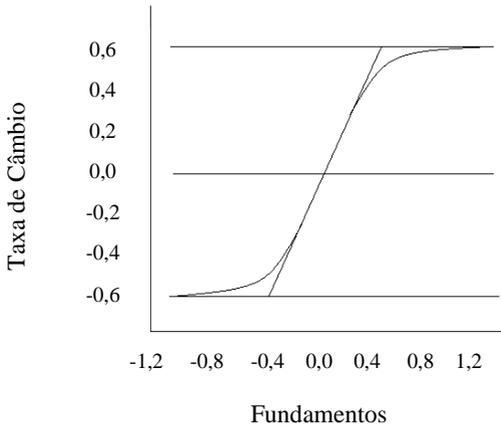
Uma taxa de câmbio que flutua dentro de uma banda é um processo não linear, o qual é dado pelos limites invioláveis para o preço da moeda, definido em moeda estrangeira ou uma cesta de moedas. A teoria econômica para uma taxa de câmbio restrita a uma banda foi

desenvolvida por Krugman (1991), que formulou seu modelo em tempo contínuo. De acordo com o modelo de Krugman, o comportamento dinâmico da taxa de câmbio é definido em função dos fundamentos que contêm todos os fatores econômicos que afetam a taxa de câmbio e em função do impacto da mudança esperada da taxa de câmbio no tempo, devido ao conjunto de informações obtidas pelos agentes. Os fundamentos que impactam no modelo de Krugman são caracterizados por dois elementos: um componente estacionário representando os instrumentos da política monetária do banco central, e um componente caracterizado por um movimento Browniano sem “*drift*”. Este último componente contém todos os outros fatores que afetam a taxa de câmbio e é o componente dominante nos fundamentos na dinâmica cambial, porque o primeiro componente é estacionário. Se a moeda flutua livremente, a taxa de câmbio é também um movimento Browniano e sua média condicional é igual à zero.

Contudo, a situação da dinâmica cambial muda quando a taxa de câmbio se encontra restrita a uma flutuação entre os limites da banda cambial, denominados como s_{min} e s_{max} , de modo que $s_{min} \leq s \leq s_{max}$. O modelo de Krugman contém duas importantes suposições. A primeira é a de que a banda é inteiramente crível, o que significa que a probabilidade de s cruzar quaisquer limites é zero. A segunda é a de que o banco central irá intervir na cotação da moeda quando esta estiver nos limites da banda, o que quer dizer que os limites funcionam como barreiras refletoras. Essas duas condições afetam as expectativas dos agentes. Quando a taxa de câmbio se aproxima tanto de s_{min} ou s_{max} , a probabilidade da taxa de câmbio se mover em direção ao centro da banda é maior que a probabilidade de um movimento em direção ao limite.

Figura 4.1 – Desvio da Taxa de Câmbio do Centro da Banda - Krugman (1991)

Desvio: representado pela curva suave; Centro da zona: representada pela linha horizontal central.



Fonte: Teräsvirta *et al.* (2010).

Essa assimetria resulta em que o valor esperado da variação da taxa de câmbio, dado o conjunto de informações detido pelos agentes, é diferente de zero, porque os agentes antecipam a intervenção, o que é chamado de efeito “lua-de-mel”. Ao invés de uma linha reta com uma descontinuidade em cada limite, a relação entre o fundamento e a taxa de câmbio é caracterizada por uma curva suave não linear, em forma de S. A consequência disso é a de que a taxa de câmbio permanece mais tempo próxima dos limites do que em qualquer outro lugar da banda. Portanto, a distribuição marginal da taxa de câmbio terá a forma de U, o que é um detalhe muito investigado do modelo na literatura empírica.

O modelo de Krugman tem sido alterado pelo relaxamento da suposição que o banco central defende a moeda apenas nos limites da banda (Delgado e Dumas, 1992). Essa modificação foi motivada pela falta da evidência empírica da forma de U. Isso resulta na alteração das previsões do modelo, no qual a distribuição marginal da taxa de câmbio não terá mais a forma de U. Contudo, autores como Smith e Spencer (1992), Lindberg e Söderlind (1994), ou Iannizzotto e Taylor (1999) têm encontrado algumas evidências da forma de S na relação entre a taxa de câmbio e os fundamentos. Iannizzotto e Taylor (1999) apontaram que na prática o efeito “lua-de-mel” é muito menor que o retratado no artigo original de Krugman. O efeito dos limites na expectativa condicional

fica evidente apenas muito próximo desses limites. Em qualquer outro lugar da zona-alvo, a taxa de câmbio se comporta como um passeio aleatório. Uma conclusão comum à maioria dos estudos empíricos é a de que a distribuição marginal da taxa de câmbio não tem a forma de U.

As zonas de regimes cambiais alvos podem não ser totalmente confiáveis porque a paridade central pode ser realinhada e as bandas de flutuação se alargar. Se o realinhamento provoca uma mudança na banda, que não se sobrepõe com a banda anterior, a taxa de câmbio vai saltar (este realinhamento é característico de países em desenvolvimento). Tentativas têm sido feitas para relaxar o pressuposto de credibilidade perfeita do modelo de Krugman e permitir saltos que ajustam a região de paridade central.

Bertola e Caballero (1992) desenvolveram um modelo de Credibilidade Imperfeita que permite um risco de realinhamento exógeno. De acordo com esse modelo, as autoridades monetárias vão defender a moeda com probabilidade $(1-p)$, quando ela atinge as extremidades da banda e irá prosseguir com um realinhamento da paridade central com probabilidade p . O realinhamento é assumido ser refletido em uma mudança da banda. Tristani (1994) e Werner (1995) propuseram um modelo endógeno para o risco de realinhamento, assumindo que a probabilidade de realinhamento é uma função positiva de quão longe a taxa de câmbio está localizada, a partir da paridade central - quanto maior a distância, maior a probabilidade de realinhamento.

O segundo pressuposto principal do modelo de Krugman poderia falhar, pois as autoridades monetárias podem querer intervir dentro da banda (ou seja, a intervenção intramarginal), e não apenas no caso de a taxa de câmbio atingir as bordas - superior e inferior - da banda (intervenção marginal). Mastropasqua *et al.* (1988) e Delgado e Dumas (1992) argumentam que aproximadamente 85% a 90% do total de intervenções ocorrem na forma de intervenções intramarginais antes de crises. Em relação ao período pós-crise, as taxas de câmbio raramente batem o limite superior ou limite inferior, o que sugere que a taxa de câmbio passa a maior parte do tempo no meio da banda, em vez de muito perto dos limites da zona-alvo. Modelos de zona-alvo que são capazes de explicar as intervenções intramarginais foram desenvolvidos por Delgado e Dumas (1992). Esses modelos assumem que intervenções ocorrem continuamente dentro da zona-alvo, se a taxa de câmbio se desviar da paridade central.

Enfim, as intervenções na banda-alvo da taxa de câmbio de uma economia podem ocorrer de várias formas, conforme argumentado nos

parágrafos acima, permitindo que a taxa de câmbio flutue em um determinado corredor em torno da paridade central. No entanto, o fator principal da pesquisa desse estudo é caracterizado pelo fato de que intervenções na taxa de câmbio produzem não linearidades, elementos a serem identificados na pesquisa. Para tanto, o estudo envolve uma base de dados diária de 1995-2013, período que cobre diferentes regimes cambiais para algumas das economias do BRICS, especialmente, para o Brasil e Rússia. Diferentes regimes cambiais caracterizam diferentes níveis ou formas de intervenções. São estes aspectos que se pretende identificar na análise de não linearidade nos dados residuais do modelo VEC.

4.2 ABORDAGEM VECM

4.2.1 Fontes e Abrangência Temporal dos Dados

Os dados utilizados neste trabalho (cotações diárias das taxas de câmbio do Bloco BRICS) foram obtidos no sítio da internet do *Federal Reserve Bank - Saint Louis – USA*, à exceção da Rússia. Para a obtenção dos dados referentes a esse país, foram consultados os sítios da internet referentes ao *Banco de Portugal* (Banco Central da República Portuguesa), e *The Central Bank of Russian Federation* (Banco Central da Federação Russa).

O lapso temporal no foco deste trabalho abrange um período de 18 anos, representados pelas taxas diárias de câmbio dos países do bloco BRICS no período de 09 de janeiro de 1995 a 16 de agosto de 2013. Nesse intervalo de tempo, por exemplo, ocorreram as crises relacionadas ao peso mexicano (1994/1995), aos “tigres” asiáticos (1997/1998), à moratória russa (1998), à desvalorização do real (1999) e ao *subprime* norte-americana (2008/2009).

4.2.2 Metodologia VECM

A fim de investigar a relação dinâmica entre as taxas nominais de câmbio dos países do bloco BRICS²⁷ e os efeitos de variáveis exógenas observáveis e não observáveis, foi utilizado, neste estudo, o modelo

²⁷ Neste trabalho, intituladas *TCCHINA*, *TCINDIA*, *TCBRASIL*, *TCAFS* e *TCRUSSIA*, representando as taxas de câmbio nominais da China, Índia, Brasil, África do Sul e Rússia respectivamente.

vetor de correção de erros estrutural (VECM). A forma mais geral do VECM estrutural pode ser escrita como em Lütkepohl e Krätzig (2004)

$$\Gamma_0 \Delta y_t = \mu + \alpha [\beta' \eta'] \begin{bmatrix} y_{t-1} \\ D_{t-1}^{co} \end{bmatrix} + \sum_{i=1}^{p-1} \Gamma_i \Delta y_{t-i} + \sum_{j=0}^q H_j x_{t-j} + D_t + \epsilon_t \quad (4.4)$$

onde $\Gamma_0 = I_k$ (sendo I_k uma matriz identidade de ordem k), $y'_t = [TCCHINA_t \ TCINDIA_t \ TCBRASIL_t \ TCAFS_t \ TCRUSSIA_t]$ é um vetor $k \times 1$ transposto de variáveis endógenas observáveis; x_t é um vetor $m \times 1$ de variáveis não modeladas ou variáveis exógenas observáveis²⁸, Γ_i (com $i = 1, 2, \dots, p$) é uma matriz de coeficientes $k \times k$, H_j (com $j = 1, 2, \dots, q$) é também uma matriz de coeficientes $m \times m$, D_{t-1}^{co} contém todas as variáveis determinísticas²⁹ incluídas nas relações de cointegração e D_t contém todas as variáveis determinísticas restantes. O vetor de perturbações ϵ_t é um vetor $k \times 1$ e é um ruído branco não observável de média zero (com uma matriz de covariância positiva definida $E(\epsilon_t \epsilon_t') = \Sigma_\epsilon$ não correlacionada com todas as variáveis do lado direito e composto de inovações que podem ser contemporaneamente correlacionadas, mas que não estão correlacionadas com os seus próprios valores defasados. Temos, adicionalmente, $l = 8$ e $v = 5$, os quais referem-se, respectivamente, ao número de defasagens – cujo cálculo será relatado mais adiante –, e ao número de variáveis endógenas.

O parâmetro α representa a velocidade de ajustamento dos parâmetros (correções do desequilíbrio de curto prazo para o equilíbrio de longo prazo); por exemplo, se $\alpha = 0,5$, 50% do desequilíbrio é corrigido a cada período. β é a matriz de coeficientes de cointegração (longo prazo). Quando há desequilíbrio transitório (curto prazo), um valor elevado de α mostra que a velocidade do ajuste em direção ao equilíbrio de longo prazo ocorre rapidamente. Por outro lado, se α for pequeno, o desequilíbrio se reduz lentamente.

²⁸ O vetor de variáveis exógenas, x_t , evidencia o processo de geração de uma variável que impacta sobre variáveis endógenas observáveis, cujos efeitos são definidos fora do sistema de interesse (Biage, 2013).

²⁹ As variáveis determinísticas podem ser tendências lineares, constantes, variáveis *dummy* sazonais ou especificadas pelo avaliador. (Biage, 2013).

Desse modo, os parâmetros α e β especificam a parte de longo prazo do modelo. η' é uma matriz $r \times n$, com n correspondendo à dimensão de D_{t-1}^{co} .

O modelo Vetor de Correção de Erros (VECM) é projetado para uso com séries temporais não estacionárias que são conhecidas por serem cointegradas. A especificação do VECM contém as relações de cointegração, por isso pressupõe que a economia converge para as relações de longo prazo. Por outro lado, permite também a dinâmica de ajuste de curto prazo a partir das perturbações aleatórias que se traduzem em impactos sobre o sistema de variáveis, denominadas de inovações.

O vetor de variáveis exógenas, x_t , caracteriza o processo de geração de uma variável que afeta as variáveis observáveis endógenas, cujos efeitos são determinados fora do sistema de interesse. Portanto, a distinção entre as variáveis exógenas e endógenas num modelo é sutil e é objeto de um longo debate na literatura. A exogeneidade de uma variável é caracterizada se ela for não correlacionada com o termo de erro de um modelo econométrico. A discussão teórica sobre a exogeneidade das variáveis – que descreve de forma convincente como ocorre a influência sobre o regressor endógeno – exclui qualquer efeito direto desse fenômeno sobre a variável dependente ou qualquer efeito que atravessa variáveis omitidas.

Um modelo de correção de erro vetorial é responsável por variáveis cointegradas. Engle e Granger (1987) referiram que uma combinação linear de duas ou mais séries não estacionárias pode ser estacionária, se seguirem um percurso comum de longo prazo (ou equilíbrio). Se tal combinação linear estacionária existe, a série temporal não estacionária é dita cointegrada. Para determinar se um conjunto de séries não estacionárias é cointegrado ou não, é necessário aplicar o teste de cointegração.

Por exemplo, se duas séries de tempo são cointegradas por um fator comum (vetor cointegrante) não é possível usar uma abordagem VAR padrão, sendo necessária a utilização de um modelo de correção do erro que tenha em conta a relação comum que permita obter resultados corretos. Assim, a presença de uma relação de cointegração constitui a base da especificação VECM. Neste estudo são aplicados testes de cointegração utilizando a metodologia desenvolvida por Johansen (1988, 1991), que é um ensaio poderoso, baseado na estimação por máxima verossimilhança e nas estatísticas traço e máximo autovalor.

Várias restrições podem ser impostas às matrizes de parâmetros, especialmente na matriz β dos coeficientes de cointegração, para satisfazer as leis econômicas ou de relações de identidade da economia. Em particular, é necessário impor restrições para assegurar uma forma de modelo identificado que pode ser estimada. Geralmente, a equação (4.4) é uma forma estrutural que só pode ser estimada se forem impostas restrições de identificação. As restrições podem ser impostas às matrizes de coeficientes α e β , nos termos determinísticos, D_{t-1}^{co} , incluídos na cointegração, via matriz η ou nas variáveis determinísticas D_t . Os modelos construídos no presente trabalho não evidenciaram a necessidade da imposição de restrições sobre a matriz α , assim como testes com os mesmos demonstraram que a utilização dos termos determinísticos (D_{t-1}^{co} e D_t) também não foi necessária.

De um modo geral, muito frequentemente, restrições podem ser feitas, com base em hipóteses econômicas, impondo-as sobre as relações de equilíbrio entre as variáveis observáveis, por meio da matriz de coeficientes β . Porém, nesse estudo, com a finalidade de acelerar o processo de convergência da solução do modelo, não foi preciso estabelecer hipóteses econômicas sobre a matriz de coeficientes β . No entanto, a identificação do modelo pode ser alcançada somente mediante a imposição de uma normalização apropriada à matriz de vetores de cointegração, que, na forma transposta, pode ser definida como segue

$$\begin{pmatrix} A_r \\ \beta_2 \end{pmatrix} \quad (4.5)$$

onde β_2 é uma matriz de elementos irrestritos de ordem $(k - r) \times r$ (k sendo o número de variáveis introduzidas no modelo, $k = 5$ e r o número de equações de cointegração do modelo, $r = 1$; e A_r é uma matriz identidade de ordem $r \times r$, definida como

$$A_r = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (4.6)$$

Posto isso, estimando a regressão com as variáveis endógenas de y'_t através do programa *Stata 12*, evidencia-se um problema de heterocedasticidade entre os dados pelo teste de Breusch-Pagan. Como solução, utilizou-se o estimador de máxima verossimilhança, conforme StataCorp (2009).

Para testar a cointegração ou ajustar o VECM cointegrante, deve-se especificar quantas defasagens serão incluídas. A ordem ideal da

defasagem é escolhida minimizando um dos critérios de informação habituais: Critério de Informação de Akaike (AIC), Critério de Informação Bayesiano (BIC) ou Critério de Informação de Hannan-Quinn (HQ). Diante do exposto, o critério de informação AIC acusou um *lag* ótimo de oito períodos, o critério HQ indicou dois períodos de defasagem, enquanto que BIC apontou apenas um período de defasagem (estas escolhas do número de defasagens encontram-se apresentados na Tabela A.1, Apêndice A). O resultado de oito *lags* demonstra-se mais pertinente ao modelo em questão, visto que este demonstrou, em testes de simulações, ser mais preciso em nível global. Esse procedimento tem como base a hipótese de que, ao se introduzir um número suficiente de defasagens, é possível se obter uma estrutura de resíduos bem comportados, ou seja, estacionários.

Para estabelecer o número de equações ou vetores de cointegração presentes no modelo VEC, realizou-se o teste de Johansen através do programa *Stata 12*, o qual é condicionado a oito períodos de defasagem e à presença de uma constante restrita (*drift*) no modelo. O teste de Johansen demonstra os resultados na forma das estatísticas de teste $\lambda_{traço}$ e $\lambda_{máx}$ e na forma de critérios de informação³⁰. Ambas estatísticas determinaram um número ótimo de uma equação de cointegração; e os critérios de informação BIC e HQ, do mesmo modo, uma equação de cointegração (estes testes encontram-se apresentados na Tabela A.2, Apêndice A)³¹. Desse modo, o resultado de uma equação de cointegração foi incorporada ao modelo.

4.2.3 Robustez das Estimativas

O modelo VEC caracteriza o comportamento de séries temporais, envolvendo um conjunto de variáveis, sem fazer suposições restritivas que permitam a identificação de modelos dinâmicos estruturais. No entanto, para obter um modelo VEC robusto, algumas premissas devem ser satisfeitas, como normalidade e covariância multivariada constante no tempo, diante de um processo de estimação com truncamento de defasagens. Assim, para garantir o sucesso da inferência de um modelo linear nos parâmetros, como descrito na equação (4.4), os erros ε_t devem ser normalmente distribuídos, e independentes (isto é,

³⁰ Para mais detalhes, ver StataCorp (2009).

³¹ Os resultados do teste de Johansen foram todos analisados a um nível de significância de 5%. O critério de informação AIC não explicitou resultado.

$E(\varepsilon_t \varepsilon_{(t+j)}) \approx 0$), com $j = 1, 2, \dots, T - 1$. Ademais, sabe-se que precisão da inferência estatística pode ser afetada quando alguns pressupostos são quebrados, produzindo resíduos serialmente correlacionados, assimetria residual, excesso de curtose e heteroscedasticidade residual. Assim, a análise do comportamento de ruído branco dos resíduos e testes de normalidade (uma medida da assimetria e excesso de curtose) permite confirmar que foi derivado um estimador sob o pressuposto de normalidade multivariada. No entanto, no vetor de cointegração, os distúrbios nessas equações (os termos de correção de erro) devem ser estacionários com média e variância constantes (Enders, 1995, p. 360).

Para se certificar de que as perturbações, tanto do modelo VAR quanto da equação de cointegração são ruídos brancos, foi realizado o teste baseado no periodograma de Bartlett. O teste de Bartlett é um teste que traduz, na hipótese nula, a situação de que os dados são provenientes de um processo de ruído branco oriundos de variáveis aleatórias, não correlacionadas, com média e variância constantes, conforme StataCorp (2009). Além disso, no intuito de verificar o comportamento de ruído branco dos resíduos, também foi realizado o teste de Portmanteau. Este teste, da mesma maneira que o anterior refletena hipótese nula, a situação de que os dados são provenientes de um processo de ruído branco provindos de variáveis aleatórias não correlacionadas, com média e variância constantes.

Para analisar a normalidade dos resíduos, foi estimada a estatística Jarque-Bera, que, com base nos coeficientes de assimetria e de curtose, estabelece uma estatística que segue uma distribuição qui-quadrado (χ^2), com dois graus de liberdade. A hipótese nula estabelece que os distúrbios no modelo VEC são normalmente distribuídos, conforme StataCorp (2009).

Os resultados para a análise de distúrbios residuais do modelo VAR e das equações de cointegração são apresentados na Tabela A.3, Apêndice A. Pode-se observar nessa tabela que os resíduos do modelo VAR demonstraram comportamento de ruído branco, tanto pelo teste do periodograma de Bartlett como pelo teste de Portmanteau, pois os respectivos p-valores das equações residuais do modelo VAR são maiores do que 0,05, resultando em estatísticas de teste não significativas (com significância de 5%), aceitando-se a condição de ruído branco, premissa necessária para a robustez do modelo. No entanto, os resíduos do modelo VAR não demonstraram seguir um comportamento normal, conforme demonstram os testes de Jarque-Bera

apresentados também na Tabela A.3 (os respectivos p-valores são inferiores a um nível de significância de 5%)³². Os pressupostos de ruído branco normalmente distribuído, com média zero e variância finita permite obter a função de verossimilhança. Contudo, se os erros não vêm de uma distribuição normal, mas comportam-se como um ruído branco, no sentido fraco, os parâmetros estimados permanecem ainda consistentes³³, mas eles não são eficientes³⁴ (StataCorp, 2009, p. 462). Esta característica ainda garante a robustez do modelo estimado. Com relação à equação de cointegração, conforme enfatizado anteriormente, o termo de correção de erro da equação de cointegração deve ser estacionário com média e variância constantes (Enders, 1995, p. 360), condição atendida conforme as estatísticas descritivas estimadas, apresentadas na Tabela A.3.

Verifica-se, também, no estudo, se o modelo VAR estimado é estacionário. A estabilidade dinâmica do processo pode ser analisada pelo cálculo dos autovalores da matriz companheira de um modelo VEC com k variáveis endógenas e r equações de cointegração, resultando em $k \times r$ autovalores. Se o processo for estável, os módulos dos autovalores remanescentes – aqueles com módulos diferentes de um – são estritamente inferiores a um. Se os módulos de todos os autovalores forem menores ou iguais a um, o processo não é estaticamente estacionário, apresentando um processo estacionário dinâmico (que se estabiliza ao longo do tempo) e, se pelo menos um autovalor for maior do que um, o processo é explosivo. Neste último caso, o modelo precisa ser reformulado.

Deste modo, por meio do *software Stata 12*, foi possível utilizar o comando *VECSTABLE*, conforme StataCorp (2009), a fim de verificar a estabilidade do modelo. A Tabela A.4, Apêndice A, e o gráfico do círculo unitário (também apresentado na Tabela A.4), ilustram os autovalores da matriz companheira estimada. Ambos mostram que a maioria dos autovalores apresentam módulos bem menores que um,

³² De acordo com Vartanian (2008), a não normalidade dos resíduos em análises de séries cambiais nominais é comum. Especificamente no caso dessa ocorrência quando da utilização do teste Jarque-Bera, o autor cita que há essa constatação nos trabalhos de Minella (2001), Pinheiro e Amin (2005) e Oreiro *et al.* (2006).

³³ Um estimador é consistente se seu valor esperado converge para o parâmetro de interesse e sua variância tende a zero quando o tamanho da amostra tende para infinito.

³⁴ Um estimador é eficiente se ele for um estimador de variância mínima.

contudo, alguns dos valores próprios remanescentes aparecem perto do círculo unitário. Portanto, esses resultados indicam a estabilidade dinâmica do modelo, conforme esperado, não havendo evidências de má especificação do presente modelo. Assim, nota-se que o sistema é estável (sem autovalores explosivos) e sugere a presença de tendências estocásticas, uma vez que existem alguns autovalores com módulos próximos de um ou iguais a um. Neste caso, as séries cambiais dos países do BRICS demonstram ser não estacionárias e cointegradas.

Portanto, de acordo com os resultados explicitados nesta subseção, conjectura-se ter assegurado todos os pressupostos que permitem o sucesso das aplicações empíricas. Por esta razão, afirma-se que o modelo empírico construído nesse estudo é capaz de considerar, satisfatoriamente, todas as informações lineares sistemáticas presentes nos dados.

4.3 ABORDAGEM PARA INVESTIGAÇÃO DE NÃO LINEARIDADES

Nesta subseção apresentam-se os procedimentos das técnicas utilizadas na identificação da presença de não linearidades. A identificação de não linearidades nas séries temporais é dificultada, e às vezes inconsistente, quando os efeitos não lineares encontram-se misturados com parcelas significativas de ruído branco. Portanto, considerando essas dificuldades, foram utilizadas várias técnicas clássicas da análise de caos, a fim de identificar a presença de não linearidades nas séries temporais residuais das equações do modelo VAR e na componente de correção de erros estimada na equação de cointegração do modelo VEC.

A ideia imbuída no estudo de análise de não linearidade baseia-se no fato de que o modelo VEC aplicado constitui-se num filtro, retendo as relações de causalidades lineares, deixando as componentes não lineares imersas nos termos residuais do modelo VAR e nas componentes dos termos de correção de erros das equações de cointegração. A identificação das não linearidades permite, por um lado, identificar em que situações cada país do BRICS intervém na sua taxa de câmbio: se em situações nas quais a cotação da moeda está nos limites da banda, de forma que os limites funcionam como barreiras refletoras, comprovando as premissas sustentadas por Krugman (1991) ou em situações em que as intervenções ocorrem dentro da banda (ou seja, intervenção intramarginal), conforme Mastropasqua *et al.* (1988) e Delgado e Dumas (1992). Por outro lado, também a identificação de não

linearidades em séries temporais pode ser importante para o desenvolvimento de modelos não lineares e para a calibração desses modelos.

Considerando os aspectos levantados acima, foram utilizadas, na identificação de não linearidades, a técnica da bicoerência e as técnicas de dimensão de correlação (D), dimensão de entropia (K), nível de ruído (S) e complexidade (CPM). Para a identificação de não linearidades, no que se refere às quatro últimas técnicas destacadas, torna-se necessário aplicá-las em séries de tempo sub-rogadas, conforme será detalhado posteriormente.

4.3.1 O Teste de Bicoerência de Hinich

De acordo com Rusticelli *et al.* (2009), a utilização de testes de não linearidade em séries temporais, realizados no domínio da frequência, tem aumentado com o uso da análise biespectral. Inicialmente, Subba Rao e Gabr (1980) utilizaram o método de Brillinger (1965) para identificar a Gaussianidade, linearidade e não linearidade em séries temporais, por meio do biespectro estimado a partir dos dados observados. Esses autores, contudo, não consideraram as propriedades assintóticas amostrais do biespectro, que foram desenvolvidas por Rosenblat e Van Ness (1965), Shaman (1965), e Brillinger e Rosenblat (1967). Hinich (1982) propôs um procedimento biespectral não paramétrico para testar as hipóteses nulas de linearidade e Gaussianidade, obtendo estatísticas qui-quadrado para testar a significância das estimativas individuais do biespectro, explorando sua distribuição assintótica.

Uma importante vantagem da análise biespectral é a sua invariância com respeito à filtragem linear da amostra de dados original. Os procedimentos comuns de pré-filtragem linear dos dados observados, a fim de remover uma possível autocorrelação e revelar a presença de dependência não linear imersa em uma série dados, com predominância de dependência linear, pode conduzir a inferências estatísticas distorcidas, se o procedimento de pré-filtragem não for corretamente aplicado. Por essa razão, uma ferramenta estatística mais robusta, como o teste de bicoerência, na identificação de não linearidades, é altamente vantajosa.

Quando um processo estocástico $\{X_t\}$ é Gaussiano, então todos seus poliespectros (espectros de ordem maior que a segunda) são, identicamente, zero. Consequentemente, se um processo apresenta um biespectro diferente de zero, isso pode ser atribuído a duas razões: o

processo $\{X_t\}$ está de acordo com um modelo linear, mas os resíduos $\{\varepsilon_t\}$ são não Gaussianos, ou $\{X_t\}$ está de acordo com um modelo não linear, com $\{\varepsilon_t\}$ podendo ser tanto Gaussiano como não Gaussiano.

Primeiramente, Subba Rao e Gabr (1980) e, mais tarde, Hinich (1982) consideraram características específicas na forma do biespectro de processos estocásticos lineares e Gaussianos para construir dois testes diferentes: um para a hipótese de linearidade e outro para Gaussianidade (Rusticelli *et. al.*, 2009). Uma rejeição da hipótese nula de linearidade leva automaticamente à rejeição da Gaussianidade.

Conforme Hinich (1982), seja $\{X_t\}$ como um processo estocástico estacionário de terceira ordem para o qual $E[X_t] = 0$, para todo t . A dupla transformada de Fourier de sua função cumulante de terceira ordem, no par de frequências (f_1, f_2) , o *biespectro*, é dada por

$$B_X(f_1, f_2) = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \gamma_{m,n} e^{-i2\pi(f_1 m + f_2 n)} \quad (4.7)$$

onde a simetria da função bicovariância, $\gamma_{m,n} = E[X_t, X_{t-m}, X_{t-n}]$, implica em um domínio principal (DP) triangular para o biespectro, ou seja, $D = \{0 < f_1 < \frac{1}{2}, f_2 < f_1, e 2f_1 + f_2 < 1\}$. Um tratamento analítico do biespectro é fornecido por Brillinger e Rosenblat (1967).

Quando $\{X_t\}$ é um processo linear, de tal modo que $X_t = \sum_{j=0}^{\infty} \psi_j \varepsilon_{t-j}$, onde $\{\varepsilon_t\}$ é *iid*($0, \sigma_\varepsilon^2$), e $\sum_{j=0}^{\infty} |\psi_j| < \infty$, então o biespectro é dado por

$$B_X(f_1, f_2) = \mu_3 \Psi(f_1) \Psi(f_2) \Psi^*(f_1 + f_2) \quad (4.8)$$

onde $\mu_3 = E[\varepsilon_t^3]$ é o momento de terceira ordem do processo de inovação, $\Psi(f) = \sum_{j=0}^{\infty} \psi_j e^{-i2\pi f j} = \Psi(e^{-i2\pi f})$ a função de transferência do filtro, e $\Psi^*(f) = \Psi(-f)$ seu conjugado complexo.

Denotando o poder espectral de X_t por

$$S_X(f) = \sigma_\varepsilon^2 |\Psi(f)|^2 \quad (4.9)$$

Portanto, segue-se que o biespectro em (4.8) normalizado é dado por

$$\Gamma_X^2(f_1, f_2) = \frac{|B_X(f_1, f_2)|^2}{S_X(f_1)S_X(f_2)S_X(f_1 + f_2)} = \frac{\mu_3^2}{\sigma_\varepsilon^6} \quad (4.10)$$

onde $\Gamma_X^2(f_1, f_2)$ é o quadrado da *função assimetria* de Fisher.

Assim, se o processo estocástico X_t é linear não Gaussiano, então a função assimetria $\Gamma_X(f_1, f_2) = \mu_3/\sigma_\varepsilon^3$ é constante para todos os pares de frequência (f_1, f_2) em D . Por outro lado, se X_t é Gaussiano, então $\mu_3 = 0$ e consequentemente $\Gamma_X(f_1, f_2) = 0$ para todos os pares de frequência. Uma série temporal não linear, por outro lado, exibe uma função de assimetria dependente da bifrequência. Uma vez que séries temporais Gaussianas têm a função de assimetria igual a zero, primeiro tem-se que testar para Gaussianidade. Se o resultado é o de que a série temporal não é Gaussiana, pode-se proceder a um segundo teste para decidir se a série temporal segue um modelo linear não Gaussiano. Essas propriedades do biespectro de um processo linear foram exploradas por Subba Rao e Gabr (1980) e por Hinich (1982) para testar as hipóteses nulas de linearidade e de Gaussianidade.

Um estimador consistente para o biespectro (4.7), no par de frequências (f_m, f_n) , é obtido pela suavização do periodograma de terceira ordem $F_X(j, k)$ sobre os pares de frequência adjacentes como

$$\hat{B}_X(f_m, f_n) = \frac{1}{M^2} \sum_{j=(m-1)M}^{mM-1} \sum_{k=(n-1)M}^{nM-1} F_X(j, k) \quad (4.11)$$

onde $F_X(j, k) = X(f_j)X(f_k)X^*(f_{j+k})$ e $X(f_j) = \sum_{t=0}^{N-1} x_t e^{-i2\pi f_j t}$ é a transformada de Fourier da série amostral $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ do processo $\{X_t\}$. $\hat{B}_X(f_m, f_n)$ é o valor esperado de $F_X(j, k)$ sobre uma “grade” de quadrados L de M^2 pontos, sendo que os pontos localizados fora do domínio principal D não são incluídos na média.

Hinich (1982) mostrou que um estimador de (4.10), denominado por $2|\hat{X}(f_m, f_n)|^2$, referido como *biespectro padronizado estimado*, é assintoticamente distribuído como uma distribuição qui-quadrado não centrada com dois graus de liberdade, $\chi_2^2(\lambda_{m,n})$, onde

$$\hat{X}(f_m, f_n) = \frac{\hat{B}_X(f_m, f_n)}{\sqrt{\frac{NQ_{m,n}}{M^4} [\hat{S}_X(f_m)\hat{S}_X(f_n)\hat{S}_X(f_{m+n})]}} \quad (4.12)$$

é uma normal padrão e $\hat{S}_X(\cdot)$ é um estimador consistente do poder espectral e $f_j = (2j - 1)M/2N$ para qualquer número inteiro j . O parâmetro de não centralidade $\lambda_{m,n}$ é o biespectro padronizado estimado, dado por

$$\lambda_{m,n} = 2(NQ_{m,n}/M^4)^{-1} \frac{|B_X(f_m, f_n)|^2}{S_X(f_m)S_X(f_n)S_X(f_{m+n})} \quad (4.13)$$

onde $Q_{m,n}$ é igual ao número de todos os pares (j, k) no interior da “grade” de quadrados dentro do domínio principal triangular, mas não nos limites do triângulo $j = k$, ou $2j + k = N$. Se toda a grade está dentro do domínio, então $Q_{m,n} = M^2$, caso contrário $Q_{m,n} < M^2$. Assim, o valor do parâmetro de não centralidade cresce quando um conjunto pequeno de pares de frequência (m, n) são considerados, ou seja

$$\lambda_{m,n} = 2(NQ_{m,n}/M^4)^{-1} \Gamma_X^2(f_m, f_n) \geq 2(N/M^2)^{-1} \Gamma_X^2(f_m, f_n) \quad (4.14)$$

Rusticelli *et. al.* (2009) afirmam que o teste biespectral de Hinich considera a distribuição do biespectro padronizado estimado $2|\hat{X}(f_m, f_n)|^2$ (por meio de seu estimador $\lambda_{m,n}$), a fim de avaliar a hipótese nula de linearidade. De fato, quando o processo $\{X_t\}$ é linear, o parâmetro $\lambda_{m,n}$ é constante (λ_0) para todos os P pares (m, n) considerados no domínio principal. Consequentemente, as estimativas do biespectro padronizado constituem P realizações, todas provenientes da mesma distribuição qui-quadrado não centrada $\chi_2^2(\lambda_0)$. Hinich (1982) e Ashley, Patterson e Hinich (1986) então calcularam uma medida de dispersão robusta não paramétrica na distribuição amostral de $2|\hat{X}(f_m, f_n)|^2$ e rejeitaram a hipótese de constância no biespectro padronizado quando a dispersão amostral é muito grande. Em particular, o intervalo interquartil *IQR*, o intervalo interdecil *IDR* e o quantil 80% são usados para medir essa dispersão; a significância estatística dessas medidas é avaliada usando suas distribuições assintóticas, como dado por David (1970).

A suavização nos domínios da frequência e da bifrequência é uma maneira simples e útil para obter o controle sobre a variação do estimador. Portanto, considerando que $X_t = \sum_{j=0}^{\infty} \psi_j \varepsilon_{t-j}$, e $\Psi(f) =$

$\sum_{j=0}^{\infty} \psi_j e^{-i2\pi f j} = \Psi(e^{-i2\pi f})$, os estimadores básicos espectrais e biespectrais suavizados são definidos por

$$\hat{S}_X[f_m] = \frac{1}{N} \sum_{f_{m1}=f_m-a}^{f_m+a} W_X[f_{m1}] |X[f_{m1}]|^2 \quad (4.15)$$

e

$$\hat{B}_X[f_m, f_n] = \frac{1}{N} \sum_{f_{m1}=f_m-a}^{f_m+a} \sum_{f_{n1}=f_n-a}^{f_n+a} Z_X[f_{m1}, f_{n1}] X[f_{m1}] X[f_{n1}] X^*[f_{m1} + f_{n1}] \quad (4.16)$$

onde $W_X[f_{m1}]$ e $Z_X[f_{m1}, f_{n1}]$ são janelas de suavização uniformes e a é um parâmetro de largura da banda de alisamento. As propriedades estatísticas dos estimadores de potência e biespectro dependem fortemente dos detalhes das janelas de suavização escolhidas, e da largura da banda de alisamento escolhida. Para a obtenção de variações lentas da potência e do biespectro, estimativas não viesadas podem ser obtidas normalizando-se de maneira adequada as janelas de suavização. É importante notar que a forma ideal da janela de suavização biespectral $Z_X[f_{m1}, f_{n1}]$ tem uma região de suporte hexagonal devido às propriedades de simetria fundamentais do biespectro.

Se a opção for por não suavizar, ou seja, $a = 0$, os estimadores em (4.15) e (4.16) se reduzem aos conhecidos periodograma e biperiodograma. Se assumirmos que a série temporal é Gaussiana, o periodograma e biperiodograma são assintoticamente não viesados, independentes e distribuídos como variáveis aleatórias qui-quadrado e Gaussianas complexas, respectivamente.

Uma estimação robusta da função assimetria $\hat{F}_X[f_1, f_2]$ na Equação (4.10), pode agora ser obtida usando o periodograma e o biperiodograma suavizados, (4.15) e (4.16).

Baseado nas variações assintóticas para processos Gaussianos, Hinich (1982) propôs testes para Gaussianidade e linearidade. A classificação estatística para o teste Gaussianidade pode então ser escrito como

$$D_G = \sum_{[m,n] \in DP} \lambda_{m,n} \quad (4.17)$$

onde o somatório inclui todos os P pares de bifrequência não correlacionados no domínio principal (DP). Como o biespectro é zero

em séries temporais Gaussianas, a distribuição de D_G tem uma distribuição qui-quadrado centrada com $2P$ graus de liberdade $\chi_{2P}^2(0)$.

Para construir um teste de linearidade, Hinich usou que $\lambda_{m,n}$ é uma variável com distribuição qui-quadrado não centrada, com dois graus de liberdade. Então, a distribuição de D_G é $D_G \sim \chi_{2P}^2(d)$, onde d é constante dentro do DP para um processo linear. O parâmetro de não centralidade d é estimado a partir de $\hat{X}(f_m, f_n)$, definido na Eq. (4.12), e o R_{te} , intervalo interquartil teórico da distribuição $\chi_{2P}^2(d)$, é comparado com o intervalo interquartil amostral, R_a , de $\lambda_{m,n}$, onde todos os valores comparados devem estar localizados dentro do DP. Assume-se que a amostra interquartil é normal com média R e variância σ_0^2 (ambas dadas pelo parâmetro de não centralidade d), de modo que

$$D_L = \frac{R_a - R}{\sqrt{\sigma_0^2}} \quad (4.18)$$

é normal padrão. A linearidade é rejeitada se R_a é significativamente maior do que R , e o nível de significância é encontrado usando o percentil $(1 - \alpha)$ de D_L .

4.3.2 As Estatísticas Discriminantes para Testes de Não Linearidade

As estatísticas Dimensões de Correlação (D), Dimensão de Entropia (K), Nível de Ruído (S) e Complexidade (CPM) são estatísticas discriminantes que permitem detectar não linearidades em séries temporais. Mas essas estatísticas, por si só, não são suficientes para diferenciar entre não linearidade e ruído. Para proceder a esses testes de não linearidades torna-se necessário aplicar a metodologia de dados sub-rogados, que são utilizados para gerar uma distribuição de dados a partir dos dados da série temporal original, com determinadas características específicas (Gaussianos, para testes de Gaussianidade nos dados e lineares não Gaussianos, para testes de não linearidade). Com o desenvolvimento dos métodos de dados sub-rogados, que são utilizados para gerar uma distribuição de valores estatísticos (como por exemplo, as estimativas das estatísticas discriminantes), tornou-se possível testar hipótese nula de um ruído linear, na busca de sistemas dinâmicos caóticos (não lineares), que são identificados somente sob a hipótese alternativa.

Embora não seja possível encontrar evidências diretas conclusivas de caos por meio de estimativas de estatísticas discriminantes, é possível utilizar as distribuições de valores dessas estatísticas, geradas pelos métodos de dados sub-rogados na sua forma mais geral, e obter evidentes conclusões que permitem distinguir a hipótese nula de uma transformação monotônica estática não linear, da hipótese alternativa de uma série temporal caótica (não linear).

Portanto, considerando os algoritmos de geração de dados sub-rogados (descritos mais adiante neste capítulo), que permitem gerar dados consistentes com a hipótese nula de um ruído i.i.d. ou de uma hipótese nula de distribuição gaussiana ou não gaussiana com correlação linear, podemos utilizar as estatísticas discriminantes para identificar séries de tempo expostas a uma mistura de ruído i.i.d. e dados com uma dinâmica não linear. Assim, o conjunto de dados sub-rogados pode ser utilizado para estimar a distribuição dos valores estatísticos para estimativas de qualquer estatística, a partir de uma série de tempo.

Foram estimadas as estatísticas discriminantes dimensão de correlação (D), correlação da entropia (K) e nível de ruído (S), utilizando o algoritmo Kernel gaussiano (GKA), desenvolvidos por Diks (1996) e Yu *et al.* (2000). Também utilizamos como estatística discriminante a complexidade (CPM), de Lempel-Ziv (Lempel e Ziv, 1976) que não constitui uma dinâmica invariante, mas que também se encontra no pacote de ferramentas implementado pelos autores acima citados.

Portanto, seguindo Diks (1996) e Yu *et al.* (2000), o problema é formulado supondo que temos uma série de tempo escalar $\{x_i: i = 1, 2, \dots, N_x\}$, amostradas em momentos de tempos igualmente espaçados $t_i = i\Delta t$, onde Δt é o intervalo de tempo de amostragem. As séries de tempo são consideradas corrompidas pelo ruído Gaussiano. Portanto, para medir as estatísticas de dimensão de correlação dinâmica e entropia e estimar o nível de ruído da série temporal, usaremos o algoritmo do núcleo gaussiano (GKA). A fundamentação teórica desse algoritmo para estimar D e K de um atrator baseia-se reconstruir (usando atrasos de coordenadas do vetor $\{x_i\}$) um vetor m -dimensional no espaço Euclidiano $\vec{x}_n = \{x_n, x_{n+\tau}, \dots, x_{n+(m-1)\tau}\}^T$, com $n = 1, 2, \dots, N$; τ é um número inteiro referenciado como o tempo de atraso e m é a dimensão de imersão. O algoritmo de núcleo Gaussiano para as estimativas das correlações (D e K de um atrator) e S encontra-se esquematizado em

Diks (1996) e Yu *et al.* (2000), que está descrito de forma resumida a seguir.

A integral correlação do núcleo gaussiano $T_m(h)$, para o caso de série temporal sem ruído (Schreiber, 1993), é representada por

$$T_m(h) = \int d\vec{x} \rho_m(\vec{x}) \int d\vec{y} \rho_m(\vec{y}) e^{-\|\vec{x}-\vec{y}\|^2/4h^2} \approx e^{-mK\delta t \left(\frac{h}{\sqrt{m}}\right)^D}, \quad h \rightarrow 0, \quad m \rightarrow \infty \quad (4.19)$$

onde D e K são a dimensão de correlação e a entropia, h é referido como a largura de banda, $\rho_m(\vec{x})$ é a função de distribuição, \vec{y} é um vetor no espaço Euclidiano subjacente ao vetor \vec{x} e $\|\cdot\|$ é a norma Euclidiana (L_2).

Na presença de ruído gaussiano, a função de distribuição $\tilde{\rho}_m(\vec{y})$ pode ser expressa em termos de uma convolução entre a subjacente função de distribuição livre de ruído, $\rho_m(\vec{y})$ e uma função de distribuição Gaussiana normalizada com desvio padrão σ (conforme os autores acima especificados e Casdagli *et al.*, 1991), como segue

$$\tilde{\rho}_m(\vec{y}) = \int d\vec{x} \rho_m(\vec{x}) \rho_m^G(\|\vec{y} - \vec{x}\|) = \frac{1}{(\sigma\sqrt{2\pi})^m} \int d\vec{x} \rho_m(\vec{x}) e^{-\|\vec{y}-\vec{x}\|^2/4\sigma^2} \quad (4.20)$$

onde

$$\rho_m^G(\|\vec{y} - \vec{x}\|) = \frac{1}{(\sigma\sqrt{2\pi})^m} \int e^{-\|\vec{y}-\vec{x}\|^2/4\sigma^2} \quad (4.21)$$

contabiliza os efeitos do ruído no espaço m -dimensional.

Considerando as condições (4.20) e (4.21), a integral de correlação do núcleo Gaussiano, $\tilde{T}_m(h)$, na presença de ruído gaussiano e da lei de escala correspondente assume a seguinte forma (Diks, 1996, e Yu *et al.*, 2000)

$$\tilde{T}_m(h) = \phi \left(\frac{h^2}{h^2+S^2} \right)^m e^{\left(\frac{h^2+S^2}{m}\right)^2} \sqrt{h^2+S^2} \rightarrow 0, \quad m \rightarrow \infty \quad (4.22)$$

onde ϕ também uma constante normalizada.

Em (4.19), D e K são as duas estatísticas a serem estimadas, e S é o nível de ruído, definido como

$$S = \frac{\sigma_n}{\sigma_x} = \frac{\sigma_n}{\sqrt{\sigma_c^2 + \sigma_n^2}} \quad (4.23)$$

onde σ_x , σ_c e σ_n são, respectivamente, o desvio-padrão do sinal ruidoso de entrada $\{x_i: i = 1, 2, \dots, N_x\}$, a componente de limpeza subjacente, $\{c_i: i = 1, 2, \dots, N_c\}$ e a parte do ruído Gaussiano, $\{n_i: i = 1, 2, \dots, N_n\}$. No sinal total, $x_i = c_i + n_i$, assume-se que $\{c_i\}$ e $\{n_i\}$ são estatisticamente independentes; ou seja, a média de $\{x_i\}$ é igual à soma das médias $\{c_i\}$ e $\{n_i\}$ ($\bar{x} = \bar{c} + \bar{n}$) (e, da mesma forma, a variância de $\{x_i\}$ é igual à soma das variâncias de $\{c_i\}$ e de $\{n_i\}$) ($\sigma_x^2 = \sigma_c^2 + \sigma_n^2$).

A implementação numérica do algoritmo de núcleo Gaussiano requer que a série de tempo original seja padronizada, de acordo com a transformação

$$x_i^* = \frac{x_i - \bar{x}}{\sigma_x} \quad (4.24)$$

Portanto, sob a transformação (4.24), o efeito do ruído é descrito pela função de distribuição (4.21) e o desvio-padrão da parte do ruído é dado por S na Eq. (4.23). Por conseguinte, os vetores de atraso no espaço Euclidiano (especificados anteriormente) são reconstruídos, substituindo $\{x_i\}$ por $\{x_i^*\}$.

Conforme Diks (1996) e Yu *et al.* (2000), na análise de séries temporais discretas, considera-se que os pontos vetoriais sobre o atrator sejam dinamicamente e independentemente distribuídos, de acordo com $\tilde{\rho}_m$ e utiliza-se uma média sobre os vetores de atraso para substituir os integrais ao longo das distribuições vetoriais em (4.22). Neste caso, $\tilde{T}_m(h)$ é calculado para uma banda discreta de valores h_k , com $k = 1, 2, \dots, N_h$, como segue

$$\tilde{T}_m(h) = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i=1}^N \sum_{j \neq i}^N e^{-\|x_i - x_j\|^2 / 4h^2} \quad (4.25)$$

Finalmente, os parâmetros D , K e S são extraídos, ajustando-se a relação de escala para a soma de correlação do núcleo Gaussiano $\tilde{T}_m(h)$ (4.19), usando um ajustamento de mínimos quadrados não linear, conforme Press *et al.* (1992).

Por fim, utilizou-se também neste trabalho a medida de complexidade (CPM) como discriminante. A complexidade encontra-se

relacionada com o conteúdo de informação em uma série temporal ou em um sistema, de forma similar à entropia. Contudo, diferentemente da entropia de um sistema, que é a taxa de geração de informação nova, ou destruição de informações antigas, a complexidade não é um invariante dinâmico. A complexidade é uma medida da novidade dentro de uma série de tempo. Uma série temporal regular (com característica determinística) tem baixa complexidade, enquanto uma série temporal altamente irregular (com características de um ruído aleatório) tem alta complexidade. Devido à complexidade não ser um processo dinâmico invariante, a estimativa da complexidade exige uma escolha explícita de esquema de codificação (para detalhes, ver Small, 2005). O algoritmo Complexidade é definido como o número de sequências distintas que se observa numa sequência (por exemplo, numa série temporal), como uma fração do número máximo possível de sequências. O número máximo de sequências que se observa é aquele observado para uma sequência de dados aleatórios.

A noção de medida da complexidade de uma sequência foi inicialmente introduzida por Kolmogorov (1965) que sugeriu o uso da complexidade como um teste estatístico de aleatoriedade. Lempel e Ziv (1976) exploraram o conceito de complexidade introduzido por Kolmogorov e propuseram uma metodologia para abordar o problema. Estes autores estabeleceram uma relação entre a complexidade de uma sequência com a acumulação gradual de novos padrões, ao longo da sequência de dados. Em uma linguagem mais apropriada ao problema em estudo, a medida de complexidade sugerida por estes autores está relacionada com o número de diferentes subsequências e a taxa das suas ocorrências ao longo da série de dados em análise. O algoritmo Complexidade reflete uma análise simples, cuja tarefa é reconhecer padrões durante a varredura de uma determinada sequência de dados ou sistemas. Esse algoritmo é equivalente à taxa de compressão proporcionada pelo algoritmo Lempel e Ziv (1976). Para dados de séries temporais, a complexidade é frequentemente utilizada como uma medida da estrutura da série temporal subjacente. No entanto, o cálculo da complexidade para análise não linear de séries temporais é dependente da seleção de um bom esquema de codificação (Small, 2005).

Portanto, neste estudo é utilizado um código já desenvolvido e avaliado em outros estudos (Small, 2005), o código "*complexitybs*" que calcula a complexidade de Lempel e Ziv (1976). O resultado de saída do código *CPM* é a complexidade normalizada, a qual representa o número

de subsequências distintas em x , dividido pelo número esperado de subsequências distintas para a série temporal de um ruído.

4.3.3 A Metodologia dos Dados Sub-Rogados

De acordo com Costa (2008), o método de dados sub-rogados (do inglês *surrogate data*) é utilizado para verificar determinadas características em dados gerados por processos estocásticos ou determinísticos, por intermédio de testes de hipótese. A ideia principal é gerar um conjunto de dados, denominados sub-rogados $s(k)$, a partir da série temporal original, que compartilham determinadas características (mesma distribuição de amplitude e o mesmo espectro de potência) que a série de tempo que se deseja analisar. Tendo em mente qual característica deve ser investigada, pode-se definir qual o método que deve ser usado para gerar os dados sub-rogados. Além disso, tais dados sub-rogados devem ser consistentes com a hipótese nula (H_0) de interesse. Também é importante que os dados sub-rogados sejam suficientemente semelhantes à série temporal original. A estatística de teste utilizada é aplicada a cada uma das séries temporais sub-rogadas geradas através da série temporal original, e também à própria série original. Se o valor do fator discriminante da série temporal original for significativamente diferente do obtido para o conjunto de dados sub-rogados, rejeita-se H_0 .

Segundo Costa (2008), as primeiras técnicas desenvolvidas para gerar séries temporais sub-rogadas para análise estatística de processos foram: (i) o embaralhamento temporal dos dados que se caracteriza simplesmente por permutações aleatórias da série original. As permutações garantem a mesma distribuição de amplitude que a série original, mas destrói qualquer correlação linear. Este método está relacionado com a hipótese nula de que os dados sejam ruídos não correlacionados e identicamente distribuídos, i.i.d (Theiler *et al.*, 1992; Kugiumtzis, 2002); (ii) a técnica FT (Transformada de Fourier) que se caracteriza pela randomização das fases no espaço de frequência, determinado pela transformada de Fourier, a fim de preservar a correlação linear da série. Os dados sub-rogados são criados pela transformada inversa de Fourier, a partir dos módulos da Transformada de Fourier dos dados originais, com novas fases uniformemente aleatórias (Theiler e Prichard, 1994), e; (iii) a Transformada de Fourier com Ajuste de Amplitude (AAFT). Este método tem aproximadamente as vantagens das duas anteriores. Ela preserva a estrutura linear e a

distribuição de amplitude (Theiler et al., 1992; Kugiumtzis, 1999c, 2000b).

A partir das três técnicas expostas no parágrafo acima, têm sido propostos muitos outros métodos de dados de sub-rogados. Algumas dessas técnicas são baseadas em otimizações, com o intuito de alcançar uma função de autocorrelação estreita com a original. Portanto, devido ao imenso conjunto de técnicas de sub-rogados, concentra-se a atenção, nesse estudo, nas duas técnicas que são utilizadas nesta pesquisa: a técnica de embaralhamento temporal dos dados, gerando dados sub-rogados que se caracterizam como ruídos não correlacionados Gaussianos, e a técnica da Transformada de Fourier com Ajuste de Amplitude Iterativo (IAAFT). Este algoritmo é uma versão iterativa da técnica Aaft. Os passos são repetidos até que a função de autocorrelação seja suficientemente semelhante à dos dados da série de tempo original, ou até que não haja nenhuma mudança na amplitude, preservando a estrutura linear e a distribuição de amplitude. (Schreiber e Schmitz, 2000, 1996). Essas duas técnicas serão detalhadas a seguir.

Conforme explicitado em Costa (2008), o algoritmo de embaralhamento temporal (*Shuffle*), IID, gera dados sub-rogados que se comportam como independentes e identicamente distribuídos, i.i.d. Portanto, considerando uma série temporal original $x_k = \{x_k\}_{k=1}^N$, os dados sub-rogados são gerados através do embaralhamento aleatório da ordem temporal da série temporal original. Esta técnica é também denominada de Algoritmo zero. Nesse procedimento, as correlações lineares e não lineares da série temporal original são destruídas e a distribuição de probabilidade ou amplitude é preservada. A hipótese nula, neste caso, é que a série original é um ruído aleatório não correlacionado (independente) e identicamente distribuído (i.i.d.), sendo possível testar, a partir dessas técnicas, se há indício de alguma dinâmica determinística nos dados originais. Na técnica IID proposta por Theiler *et al.* (1992), o embaralhamento ocorre sem reposição. O método IID é muito similar ao método de bootstrap (Efron, 1986), contudo ele é preferível, porque preserva a distribuição dos dados explicitamente. Assintoticamente, os métodos são equivalentes.

O método de Transformada de Fourier com Ajuste de Amplitude Iterativo (IAAFT) foi desenvolvido por Schreiber e Schmitz (1996, 2000), cujo interesse era preservar o espectro de potência, executando uma série de iterações. Além disso, o IAAFT preserva, completamente, o histograma empírico da série temporal original. Esta técnica aplica-se quando se pretende analisar a dinâmica não-linear em séries temporais,

distinguindo séries temporais que se originam de sistemas lineares ou sistemas não-lineares.

De acordo com Costa (2008), os seguintes passos se aplicam na utilização do algoritmo IAAFT:

(i) Inicia-se o processo com uma permutação aleatória da ordem temporal da série temporal original x_k , resultando em uma série r_n . Os dados x_k são reordenados, encontrando-se x_{rank} , o sinal de distribuição desejado. Calcula-se o espectro de potência (amplitudes de Fourier) da série original, x_k , pela transformada de Fourier;

(ii) A transformada de Fourier também é aplicada em r_n . Nesse passo, o espectro de potência (amplitudes de Fourier) de r_n é substituído pelo da série temporal original calculada no primeiro passo; porém, a fase do espectro de r_n é preservada;

(iii) A transformada de Fourier inversa é aplicada aos dados obtidos no passo anterior, resultando em s_n . Embora a série temporal gerada exiba o mesmo espectro de potência que a série temporal original, seu histograma (distribuição) é diferente da série temporal original. Portanto, a série temporal chamada de dados sub-rogados IAAFT-1 tem o mesmo espectro de potência da série original;

(iv) Para preservar o histograma empírico da série temporal original, a sequência final s_n é escalonada para obter o mesmo grau ordenado (mesma distribuição) da série temporal original (x_{rank}), resultando num novo r_n . A série temporal escalonada é chamada de dado sub-rogado IAAFT-2 (mesma distribuição de probabilidade ou amplitude);

(v) Se a discrepância entre o espectro de potência da série original e dos dados sub-rogados não for suficientemente pequena, repetem-se os passos anteriores, a partir do passo (ii), substituindo o dado r_n no passo (ii) pelo dado obtido no passo anterior. Repetindo várias vezes estes passos, o espectro de potência da série temporal original pode ser preservado com precisão.

As suposições básicas deste método são que para cada iteração, as amplitudes de Fourier são ajustadas para serem menores que na iteração anterior, e que a alteração do espectro de potência quando re-escalonada será também menor que na iteração anterior. Na realidade, Schreiber mostrou que, para um processo autorregressivo não linear

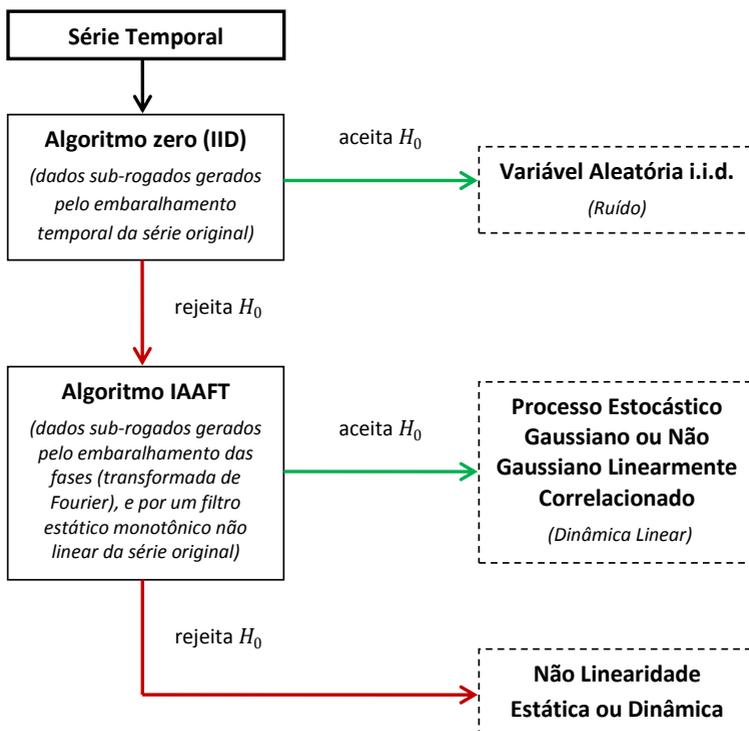
(NARMA), o procedimento dessas iterações convergirá para o espectro de potência da série temporal original até que um ponto de saturação seja alcançado, onde o ajuste da amplitude de Fourier é tão pequeno que o re-escalonamento posiciona os dados na ordem exata que tinham antes do ajuste da amplitude.

O sub-rogado IAAFT-2 tem exatamente a mesma distribuição de amplitude que o original, mas a ocorrência de discrepâncias no espectro de potência é provável. Por outro lado, procura-se melhorar o espectro de potência deixando as discrepâncias para a distribuição de amplitude, chamado de IAAFT-1.

Como o interesse é na dinâmica não linear e não na não linearidade estática, a hipótese nula para o teste estatístico, neste caso, é que a série temporal se origina de um processo dinâmico linear (ARMA) que é modificado por um filtro estático não linear.

O fluxograma na Figura 4.2 proporciona uma visão geral das possíveis decisões tomadas concernente a cada hipótese nula testada no estudo, utilizando os algoritmos IID e IAAFT como geradores de dados sub-rogados.

Figura 4.2 – Fluxograma para Teste de Hipótese Nula (H_0), pelo Método de Dados Sub-Rogados



Fonte: adaptado de Costa (2008)

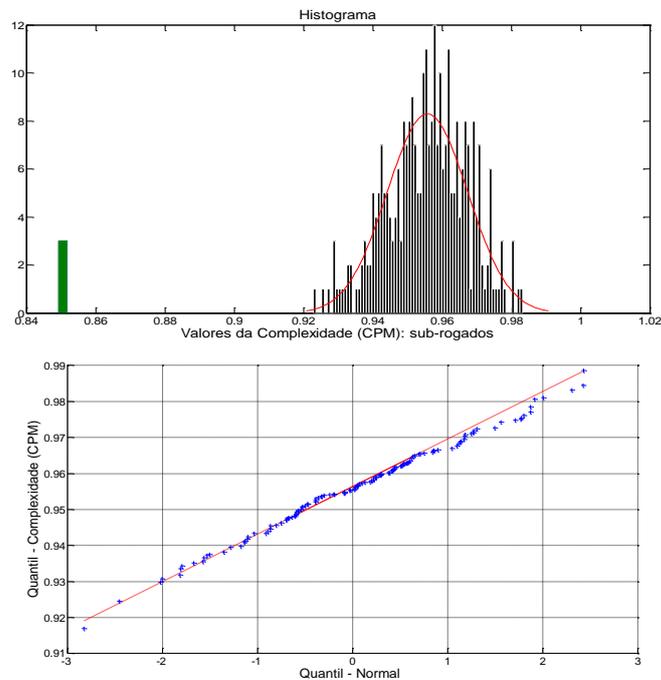
Conforme se observa no fluxograma apresentado na Figura 4.2, os métodos de dados sub-rogados são procedimentos que devem ser utilizados de maneira consistente, para possibilitar a detecção de aleatoriedade (ruído) ou determinismo (linear, não linear, etc). São aplicados para avaliar os resultados das análises de séries temporais, principalmente não lineares. Percebe-se, então, que há pelo menos duas fases distintas nesses testes. A primeira é o processo de geração de séries sub-rogadas, cujo método depende fundamentalmente da hipótese a ser testada. A segunda fase é a escolha das estatísticas discriminantes e comparação das séries sub-rogadas com a original em função dessas estatísticas.

A ideia básica é a de produzir várias realizações de dados sub-rogados gerados por uma técnica apropriada, que atenda a hipótese nula a ser testada. No procedimento aplicado nesse estudo, calcula-se a distribuição da estatística discriminante para o conjunto de dados sub-rogados gerados. A seguir, considerando-se que estes se distribuem de forma Gaussiana, procede-se à normalização, utilizando-se a média e o desvio-padrão da distribuição dos discriminantes estimados e obtendo uma distribuição normal padrão. Em seguida, estima-se a estatística discriminante para os dados originais e procede-se à nova normalização pela média e desvio-padrão da distribuição das estatísticas discriminantes. Em seguida, com um nível de significância especificado (neste trabalho foi utilizado um nível de significância de 5%), verifica-se se o valor da estatística discriminante dos dados originais recai na região de aceitação da hipótese H_0 ou na região de rejeição de H_0 (aceitação de H_1). Nesse sentido, a distribuição da frequência das estatísticas discriminantes dependerá, essencialmente, do desempenho do algoritmo para geração de dados sub-rogados, do número de séries de dados sub-rogados (neste estudo utilizou-se a geração de 300 séries sub-rogadas, com a mesma dimensão da série de tempo dos blocos³⁵ originais, num total de $N = 256$ dados³⁶) e da estatística escolhida como discriminante. Nas figuras 4.3 a 4.6 a seguir, estão representados os histogramas das estatísticas complexidade (CPM) e dimensão de correlação (D), estimadas para os dados das séries sub-rogadas, bem como os gráficos quantil-quantil confrontando as séries sub-rogadas e de dados originais. Da visualização dessas figuras, constata-se que o número 300 séries sub-rogadas satisfaz a condição de normalidade anteriormente mencionada.

³⁵ Conforme item 5.2.1 do presente trabalho, referente à definição do comprimento dos blocos de dados para a análise de não linearidade.

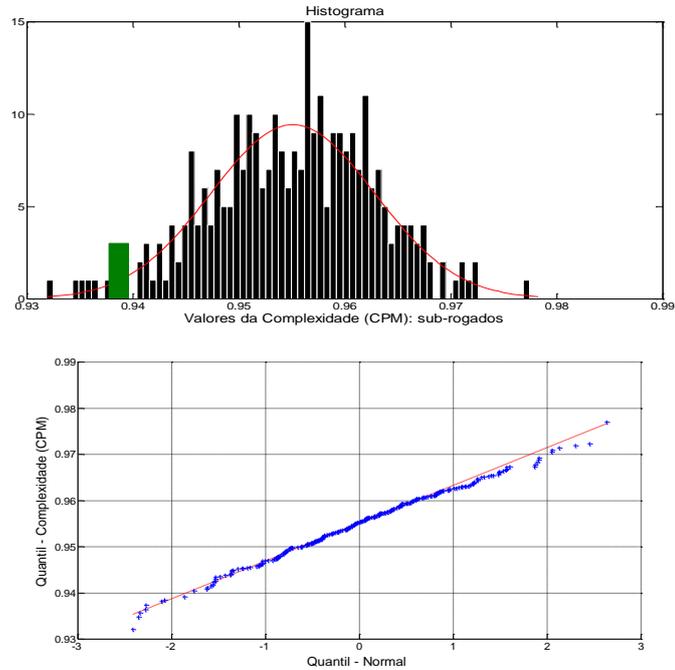
³⁶ Na literatura, encontram-se, por exemplo, comprimentos de $N = 128, 256, 512, 1.024$ e 2.048 dados (Birkelund, Hansen, 2009). No caso do presente trabalho, foram empreendidas análises preliminares, utilizando os resíduos de TCCHINA e da equação de cointegração, com blocos de comprimentos de 128, 256, 512 e 1.024 dados.

Figura 4.3 – Histograma e Gráfico Quantil-Quantil - Complexidade (CPM) e Dados Originais - Bloco 01 China (256 dados)
A barra vertical em verde, deslocada, representa a Complexidade (CPM) para os dados originais.



Fonte: elaboração própria com a utilização do programa MATLAB 2011

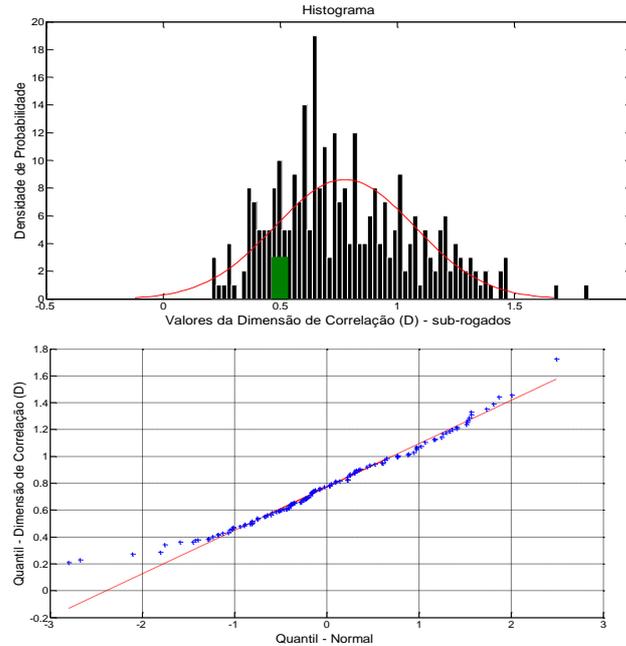
Figura 4.4 – Histograma e Gráfico Quantil-Quantil – Complexidade (CPM) e Dados Originais - Bloco 21 Índia (256 dados)
A barra vertical em verde, deslocada, representa a Complexidade (CPM) para os dados originais.



Fonte: elaboração própria com a utilização do programa MATLAB 2011

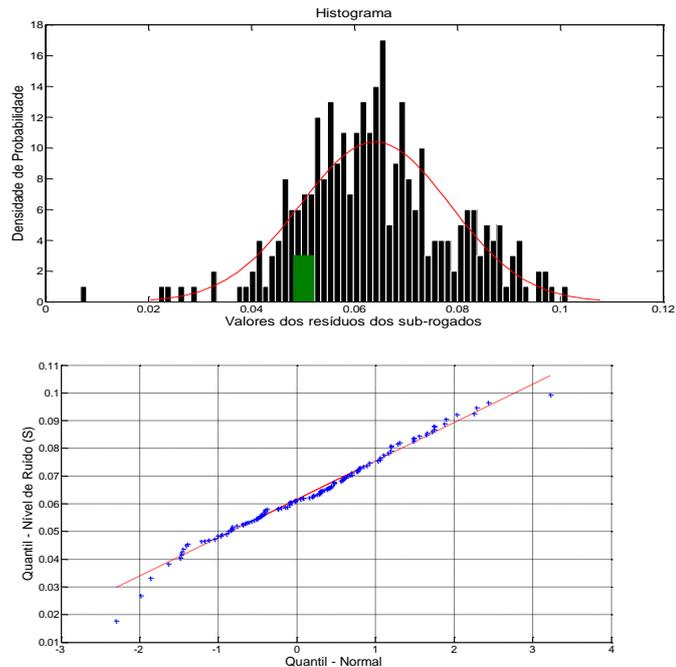
Figura 4.5 – Histograma e Gráfico Quantil-Quantil – Dimensão de Correlação (D) e Dados Originais - Bloco 01 China (128 dados)

A barra vertical em verde, deslocada, representa a Dimensão de Correlação (D) para os dados originais.



Fonte: elaboração própria com a utilização do programa MATLAB 2011

Figura 4.6 – Histograma e Gráfico Quantil-Quantil – Nível de Ruído (S) e Dados Originais - Bloco 01 China (128 dados)
A barra vertical em verde, deslocada, representa o Nível de Ruído (S) para os dados originais.



Fonte: elaboração própria com a utilização do programa MATLAB 2011

Portanto, conforme o fluxograma da Figura 4.2, num primeiro passo, o interesse reside em um teste que permita verificar se os dados das séries de tempo originais se caracterizam como dados distribuídos normalmente (teste de Gaussianidade). Nesse caso, utiliza-se um algoritmo apropriado para geração de dados sub-rogados (no caso, o algoritmo IID) que proporciona dados sub-rogados que se distribuem de forma Gaussiana (sustentado na hipótese H_0). Nessas condições, se a estatística discriminante padronizada, estimada para os dados originais, se situa na região de aceitação de H_0 , os dados originais se caracterizam como Gaussianos, e o teste se encerra nesse ponto. Caso contrário, rejeita-se a hipótese H_0 , e os dados se caracterizam como não Gaussianos, podendo ser lineares ou não lineares. Portanto, como evidenciado no fluxograma da Figura 4.2, passa-se ao segundo passo do teste.

No segundo passo, tendo rejeitado a hipótese de Gaussianidade dos dados originais no teste aplicado no primeiro passo, o interesse do estudo passa para um teste que permita verificar se os dados das séries de tempo originais se caracterizam como séries de tempo de dados lineares não gaussianos (sustentado na hipótese H_0). Para tanto, utiliza-se um algoritmo apropriado para geração de dados sub-rogados que proporcione séries de tempo lineares não Gaussianas (neste caso, o algoritmo IAAFT). Sob o nível de significância especificado, se aceita a hipótese H_0 , os dados originais se caracterizam como lineares não Gaussianos. Caso contrário, estes dados se caracterizam como não lineares não Gaussianos.

Percebe-se, então, que há pelo menos duas fases distintas nesses testes. A primeira é o processo de geração de séries sub-rogadas, cujo método dependerá fundamentalmente da hipótese a ser testada. A segunda fase é a escolha das estatísticas discriminantes e comparação das séries sub-rogadas com a original em função dessas estatísticas.

5 RESULTADOS EMPÍRICOS

Neste capítulo, serão relatados os resultados obtidos no presente trabalho. O primeiro conjunto de resultados, advindos da modelagem VEC, foram obtidos com a utilização do programa STATA 12. Com esse conjunto de resultados, foi possível realizar inferências acerca do comportamento dinâmico das variáveis, por meio das relações de curto e longo prazo, mediante os coeficientes de curto prazo do modelo VAR e os valores dos ajustamentos de longo prazo, referentes aos coeficientes da equação de cointegração. Adicionalmente, procedeu-se à análise das funções impulso-resposta (FIR), a partir da qual foi possível projetar, através de choques nos termos de erro de cada uma das equações do sistema VAR, o comportamento de cada uma das variáveis componentes desse sistema após a ocorrência desses choques, em um número determinado de períodos à frente.

As funções impulso-resposta (FIR) descrevem como as inovações estocásticas sobre uma variável afetam outra variável depois de um determinado número de períodos. Os resultados de estimativas FIR destacam a direção e intensidade dos impactos dos choques ortogonalizados, para o qual se apresenta a interpretação causal. O choque espelha a estrutura da covariância residual como funções impulso-resposta ortogonalizadas (FIROs), conforme Lütkepohl e Krätzig (2004). É uma medida da reação para cada variável, denominada de variável resposta, num certo tempo, depois que uma unidade (um desvio-padrão) de impulso é aplicada na variável impactante.

Num VEC estável dinamicamente, alguns dos valores próprios do modelo são um, ao passo que os outros restantes têm módulo estritamente inferior a um. Isto implica que algumas das variáveis no modelo não evoluem para zero, como num VAR clássico estável, quando o tempo evolui até o infinito³⁷, o que implica que algumas das FIRO não vão ser iguais a zero quando $t \rightarrow \infty$. O fato das FIRO se extinguirem em um VAR estacionário, mas não em um VAR com cointegração, é uma das principais diferenças entre os dois modelos. Quando a FIRO da inovação em uma variável a outra se extingue conforme o tempo passa, a inovação para a primeira variável tem um efeito transitório na segunda variável; os choques são considerados transitórios. Em contraste, quando o efeito não desaparece e se

³⁷ Entende-se como infinito um tempo suficientemente grande, para que a tendência de evolução se estabilize em um nível constante.

estabelece num determinado nível, os choques são ditos permanentes e geram uma tendência estocástica.

Os gráficos das Figuras 5.1 a 5.5 mostram a evolução das FIROs, considerando uma unidade de choque a partir de cada uma das variáveis no tempo zero, e, em seguida, como eles se desenvolvem durante vinte passos à frente. Assim, mede-se o perfil da duração do efeito dos choques em um determinado ponto no tempo, sobre os valores futuros esperados de variáveis em um sistema dinâmico.

O segundo conjunto de resultados provém parcialmente da metodologia adotada por Bekiros (2014), com vistas a examinar as relações dinâmicas não lineares entre as taxas de câmbio das economias do BRICS. Após a filtragem das séries cambiais usando o modelo VEC corretamente especificado, os resíduos referentes a cada equação do modelo VAR associados ao VEC são analisados, com a finalidade de obter explicações para outros possíveis efeitos não observáveis que interagem entre si nas taxas de câmbio dos países do BRICS. Subentende-se que após obter as relações de causalidades lineares captadas pelo modelo VEC, tanto no curto como no longo prazo, qualquer efeito de causalidade não observável remanescente nos termos de ruído das equações do modelo VAR e no termo de correção de erro da equação de cointegração poderão ser efeitos estritamente não lineares por natureza, pois se considera que o modelo VEC já tenha filtrado todos os componentes lineares presentes nas séries cambiais dos países do BRICS.

Com relação aos termos residuais no modelo VAR, espera-se que estes estejam livres de dependência linear, comportando-se como um ruído branco (i.i.d.), e possivelmente estejam distribuídos normalmente. Contudo, como destacado na Subseção 4.2.3, verificou-se que os termos residuais atenderam a condição i.i.d de um ruído branco, sem, contudo, atender a condição de normalidade, fator que induz à sua não Gaussianidade, condição intrínseca à presença de não linearidades nas séries temporais. Da mesma forma que na análise dos resíduos das equações do VAR, no modelo VEC o termo de correção de erro gerado na equação de cointegração também é analisado, com a finalidade de obter explicações de possíveis efeitos remanescentes não lineares de longo prazo que interagem entre si nas taxas de câmbio dos países do BRICS. Também se considera que o modelo VEC já tenha filtrado todos os componentes lineares presentes nas séries cambiais dos países do BRICS captados pela equação de cointegração. Assim, assume-se que também o termo de correção de erro esteja livre de dependência linear e, conforme se espera, seja estacionário; considera-se a possível imersão

de efeitos não lineares em seus componentes, devido às intervenções nas taxas cambiais, conforme destacado na Subseção 4.3.

Os efeitos de não linearidade são examinados através do método de dados sub-rogados, gerados pelo algoritmo zero e o algoritmo IAAFT, combinados com diferentes estatísticas discriminantes – Dimensão de Correlação (D), Dimensão de Entropia (K), Nível de Ruído (S) e Complexidade (CPM). Esse conjunto de resultados foi obtido utilizando-se como base um pacote de sub-rotinas desenvolvidas por Small (2005), integradas num programa de análise não linear desenvolvido por Biage (2013), utilizando a plataforma MATLAB 2011. Aplicou-se também na análise de não linearidades o método da Bicoerência de Hinich (1982) e Hinich *et al.*, (1988). Os resultados deste último método de análise de não linearidades foi obtido utilizando uma sub-rotina desenvolvida por Swami *et al.* (1998), também integrada por Biage (2013), no respectivo programa de análise de não linearidades. Ainda é importante enfatizar que foram utilizadas várias discriminantes de não linearidades, conforme já enfatizado no capítulo 4, devido ao fato da dificuldade na detecção de não linearidades em séries temporais complexas, com grande percentual de nível de ruído.

5.1 ANÁLISE DOS RESULTADOS DA MODELAGEM VEC

O presente modelo VEC compreende apenas uma equação de cointegração. Para a análise de seus resultados, foram construídas as Tabelas B.1, B.2 e B.3, conforme pode ser verificado no Apêndice B deste trabalho. A Tabela B.1 contém as informações da equação de cointegração. Na Tabela B.2, estão evidenciadas as relações de curto prazo de todas as equações envolvidas no modelo VAR adotado. Por fim, a Tabela B.3 evidencia as relações de longo prazo (por meio dos coeficientes da matriz $\Pi = \alpha\beta'$) resultantes da interação entre os coeficientes contidos nas duas tabelas anteriores.

Pode-se constatar, pela análise da Tabela B.1, que todos os coeficientes da equação de cointegração são, individualmente, significantes ao nível de 1% (exceto TCAFS, significante a 5%). Conjuntamente, os coeficientes também apresentam significância ao nível de 1%. Tipicamente, no procedimento de Johansen, uma das variáveis é usada para normalizar o vetor de cointegração através da fixação de seu coeficiente à unidade. No caso deste trabalho, o coeficiente fixado foi o referente à variável TCBRASIL.

As previsões a partir das equações de cointegração (Tabela B.1) são as de que TCCHINA, TCINDIA e TCBRASIL estão acima de seu

valor de equilíbrio, pois seus coeficientes ($\hat{\beta}_s$) são positivos. O contrário vale para TCAFS e TCRUSSIA. A estimativa do coeficiente α de D_TCCHINA em ce1 (Tabela B.2) é 0,0000553, significativa ao nível de 1%. Assim, quando o câmbio na China aumenta (deprecia) com relação ao seu nível de equilíbrio de longo prazo, logo em seguida ocorrem novos impactos de aumentos (depreciação) em direção a níveis maiores na componente de equilíbrio de câmbio de longo prazo (pois o coeficiente α indica a direção e a magnitude do ajuste). Os coeficientes α dos outros países do BRICS são D_TCINDIA (-0,0005633), D_TCBRASIL (-0,0000157), D_TCAFS (-0,0000541) e D_TCRUSSIA (-0,0001179), sendo que apenas D_TCINDIA foi significativa, também a 1%. Isso significa que quando a taxa de câmbio da China aumenta (deprecia), a taxa de câmbio indiana se ajusta à sua componente de longo prazo em direção contrária ao nível da taxa chinesa, apreciando a sua taxa de câmbio, ao mesmo tempo em que a taxa chinesa se ajusta. Vale ressaltar que os referidos ajustes ocorrem de forma lenta, o que pode ser constatado pelos coeficientes da matriz $\Pi = \alpha\beta'$, na Tabela B.3.

A interpretação da não significância dos coeficientes α para as variáveis D_TCBRASIL, D_TCAFS e D_TCRUSSIA se reflete na matriz $\Pi = \alpha\beta'$, na medida em que as taxas de câmbio desses países do BRICS são influenciadas apenas pelas relações representadas pela equação de cointegração, na qual, conforme já explicitado, todos os coeficientes relacionados aos parâmetros β foram considerados significantes. Em modelagens VEC, é possível que um ou mais parâmetros de velocidade de ajuste (α_s) sejam, estatisticamente, zeros. Nesse caso, a série em questão não responde à discrepância do equilíbrio de longo prazo (com a outra variável fazendo todo o ajuste). Se o sistema tende a retornar ao equilíbrio de longo prazo, os movimentos de pelo menos algumas das variáveis devem responder à magnitude do desequilíbrio. As variáveis que não respondem são consideradas fracamente exógenas³⁸. No caso deste trabalho, a exogeneidade fraca encontrada ocorreu unicamente no longo prazo, e somente nas variáveis TCBRASIL, TCAFS e TCRUSSIA.

A partir das constatações de que apenas para as variáveis TCCHINA e TCINDIA foi encontrada significância para os coeficientes do vetor α referente à velocidade de ajuste do modelo, e de que, a

³⁸ Variáveis fracamente exógenas não são influenciadas por outras variáveis do modelo, mas impactam outras variáveis que fazem parte do mesmo.

despite da exogeneidade fraca de longo prazo das variáveis TCBRASIL, TCAFS e TCRUSSIA, todas as variáveis referentes ao modelo das taxas de câmbio nominais dos países do bloco BRICS exercem, no curto prazo, influência sobre uma ou mais variáveis, conforme pode ser observado na Tabela B.2, pode-se prosseguir a análise, com vistas a observar o comportamento dinâmico de todas as variáveis.

5.1.1 Análise do Comportamento da Equação TCCHINA

Da Tabela B.3, observa-se (ao nível de significância de 1%) que, no longo prazo, a equação do modelo VAR referente a $D_TCCHINA$ (primeira diferença de TCCHINA) é submetida a ajustes positivos em relação ao seu nível de equilíbrio representados por variações positivas de TCINDIA e TCBRASIL, além da própria TCCHINA. Isso significa que os aumentos dessas variáveis influenciam TCCHINA positivamente no que se refere ao longo prazo (ou seja, depreciações nas taxas cambiais TCHINA, TCINDIA e TCBRASIL causam depreciação na taxa de câmbio da China, e vice-versa). Ao mesmo nível de significância de 1%, verifica-se que o oposto ocorre, para essa variável, quando a análise de influência recai sobre TCAFS e TCRUSSIA. Portanto, aumentos dessas variáveis tendem a influenciar de forma negativa a variável TCCHINA no longo prazo (ou seja, depreciações nas taxas de cambiais da TCAFS e da TCRUSSIA causam apreciação na taxa de câmbio da China, e vice-versa).

Realizando um cotejamento entre os comportamentos de curto prazo e de longo prazo da variável TCCHINA, encontramos algumas diferenças relevantes. Verifica-se que no curto prazo $D_TCCHINA$ é submetida a um aumento em torno de seu nível de equilíbrio quando ocorrem variações positivas nas defasagens de números 1 a 4 e 7 de TCCHINA, ao nível de significância de 1%. Para o nível de significância de 5%, o mesmo ocorre para as defasagens 5 de TCAFS e 1 de TCRUSSIA. Já ao nível de significância de 10%, é encontrada a mesma relação com a defasagem 1 de TCINDIA e 1 de TCAFS. O oposto (reduções em torno de seu nível de equilíbrio quando ocorrem variações positivas) é encontrado em relação às defasagens 5 de TCCHINA e 7 de TCAFS, ao nível de significância de 1%. A variável TCBRASIL não apresentou qualquer influência sobre TCCHINA no curto prazo. De uma forma geral, observa-se nesses resultados que a taxa de câmbio da China deprecia, no curto prazo, induzida por qualquer sinal de depreciação das taxas cambiais nas outras economias do bloco

(com exceção da taxa de câmbio brasileira), especialmente, com depreciações relativas às taxas cambiais de países que mantêm posições geográficas mais próximas, por exemplo, Índia e Rússia.

Em seguida, na análise das funções impulso-resposta ortogonalizadas (FIROs), tomando-se primeiramente TCCHINA como a variável de resposta ao impulso representado por inovações (choques) de um desvio padrão nas outras variáveis (gráficos à esquerda da Figura 5.1), verifica-se que as variáveis TCBRASIL, TCRUSSIA e TCAFS geram pequenos efeitos positivos sobre TCCHINA, constituindo-se em pequenas tendências estocásticas de longo prazo na taxa de câmbio da China. Já os efeitos de TCINDIA, com impactos de magnitudes mais acentuadas, desenvolvem notadamente tendências permanentes (estocásticas de longo prazo). Da mesma forma, o efeito de TCCHINA sobre si mesma também evolui para uma significativa tendência estocástica permanente.

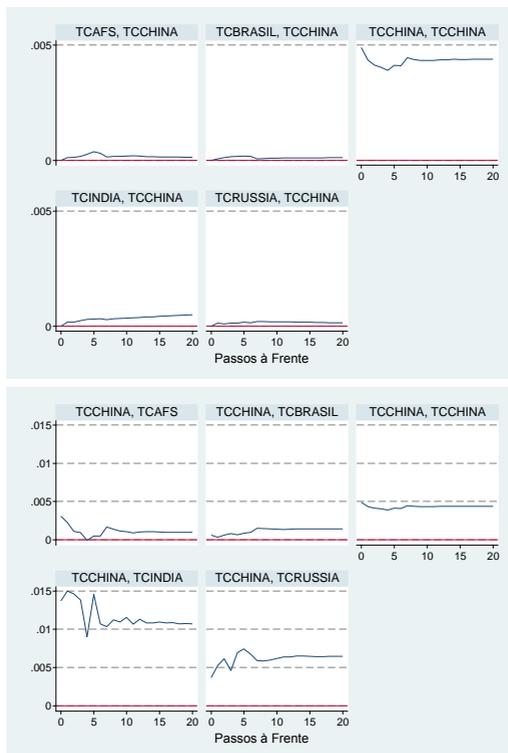
Observa-se nos resultados relativos à taxa de câmbio chinesa que, tanto no curto prazo como no longo prazo, a política de gestão cambial da China conduz a um processo de depreciação (ou apreciação), sempre acompanhando os indicativos de depreciação das taxas cambiais das demais economias do bloco; mas demonstra forte política de depreciação de sua taxa de câmbio, pois se observa nos gráficos da Figura 5.1 que impactos de depreciação na taxa de câmbio da China evoluem para tendências de longo prazo com impactos significantes de depreciação. Esses resultados são condizentes com a política do sistema cambial chinês. Como explicitado no capítulo 2, a China possuía até 2005 uma taxa cambial fixa administrada e, a partir de 2005, passou para um sistema cambial flutuante administrado com uma banda restrita. Com base nesse sistema, esse país adotou uma política de intervenção nos mercados de câmbio para limitar ou impedir a valorização de sua moeda em relação ao dólar dos EUA e outras moedas. Como um dos maiores países exportadores do mundo, a China tem experimentado uma grande quantidade de excedentes comerciais durante as últimas décadas. Por isso, a administração da sua taxa de câmbio tem sido permitida tanto pelo crescente e enorme volume de reservas internacionais, quanto pela existência de controles na entrada e saída na conta de capitais, sobretudo através de proibições e limites quantitativos. Portanto, constata-se claramente que, a partir dos resultados descritos no curto e longo prazo apresentados anteriormente, a apreciação ou depreciação das taxas de câmbio das economias do BRICS induzem a China a reagir com apreciação ou depreciação de sua taxa de câmbio, havendo, portanto, relações de causalidade de longo prazo entre as economias do bloco.

Analisando TCCHINA como variável de impulso (gráficos à direita da Figura 5.1), verifica-se que todos os efeitos gerados a partir dessa variável evoluem para tendências estocásticas permanentes³⁹, no longo prazo, sendo que para TCAFS, TCINDIA e TCRUSSIA a tendência gerada é positiva (embora oscilando os seus efeitos, quando evoluem para o estado permanente). No entanto, o efeito de um impacto positivo na taxa de câmbio da China impacta positivamente a variável TCBRASIL, mas o processo de evolução do efeito permanente dá-se de forma mais suave. O efeito positivo de TCCHINA sobre si mesma, de maior magnitude em comparação às outras variáveis, é esperado intuitivamente.

Considerando os resultados apresentados acima, tanto no curto como no longo prazo, pode-se conjecturar que o sistema de gestão cambial chinês se caracteriza como um processo líder na determinação das taxas de câmbio das demais economias do bloco BRICS. No entanto, esta conclusão exige maiores reflexões, pois pode ser entendido que a economia chinesa, devido à sua forte inserção na economia internacional, esteja influenciando a dinâmica cambial das economias em desenvolvimento. Mas, por outro lado, também é possível conjecturar que a dinâmica cambial dos países do BRICS reage de forma sistemática, no curto e longo prazo, a efeitos não observáveis não inclusos no modelo, intrínsecos à economia internacional.

³⁹ Entende-se que quando choques em inovações evoluem para tendências estocásticas de longo prazo, esses efeitos estão interagindo com as condições de equilíbrio no longo prazo, atuando no sentido do sinal da tendência estocástica, elevando ou reduzindo o nível de equilíbrio da taxa de câmbio da economia em análise.

Figura 5.1 – Funções Impulso-Resposta Ortogonalizadas (FIROs) de TCCHINA



Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa STATA 12

5.1.2 Análise do Comportamento da Equação TCINDIA

Pode-se observar, na Tabela B.3, considerando-se o nível de significância de 1%, que a equação do modelo VAR em relação a $D_TCINDIA$ (primeira diferença de $TCINDIA$) é submetida a ajustes positivos (depreciação) em relação ao seu nível de equilíbrio representados por variações positivas (depreciação) de $TCAFS$ e $TCRUSSIA$. Disso depreende-se que os aumentos dessas variáveis influenciam $TCINDIA$ positivamente no que se refere ao longo prazo. Para o mesmo nível de significância de 1%, verifica-se que o oposto ocorre, para essa variável, quando a análise de influência recai sobre $TCCHINA$ e $TCBRASIL$, além da própria $TCINDIA$. Desse modo,

aumentos (depreciações) dessas variáveis tendem a influenciar de forma negativa (apreciação) a variável TCINDIA, no longo prazo.

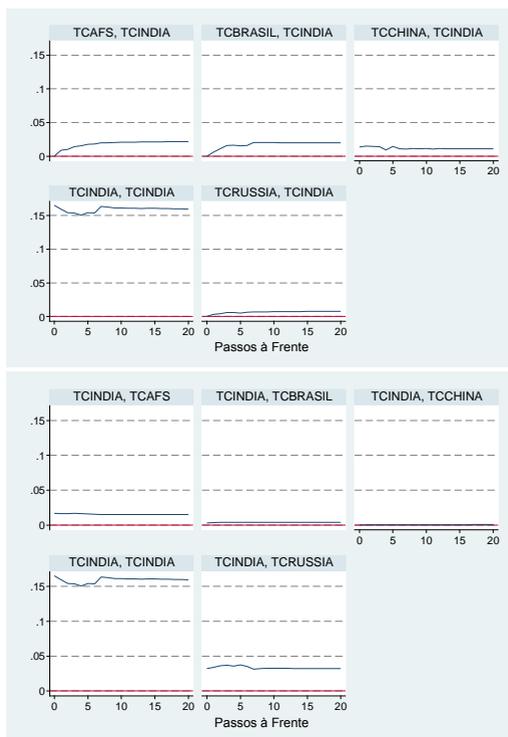
Comparando-se os comportamentos de curto prazo e de longo prazo da variável TCINDIA, também há diferenças relevantes. Verifica-se que no curto prazo D_TCINDIA é submetida a um aumento em torno de seu nível de equilíbrio quando ocorrem variações positivas na defasagem de número 7 de TCINDIA e 1 de TCAFS, ao nível de significância de 1%. Para o nível de significância de 5%, o mesmo ocorre para as defasagens 5 de TCCHINA, 2 e 7 de TCBRASIL e 3 de TCAFS. Já ao nível de significância de 10%, é encontrada a mesma relação com a defasagem 3 de TCBRASIL. O inverso (reduções em torno de seu nível de equilíbrio quando ocorrem variações positivas) é encontrado em relação às defasagens 1 e 2 de TCINDIA, ao nível de significância de 1%. Com o nível de significância de 5%, é encontrado o mesmo resultado para as defasagens 4 de TCCHINA e 4 de TCINDIA. Por fim, ao nível de significância de 10%, o mesmo ocorre para a defasagem 6 de TCCHINA. A variável TCRUSSIA não apresentou qualquer influência sobre TCINDIA no curto prazo, caracterizando uma exogeneidade fraca no curto prazo.

Em relação à análise das funções impulso-resposta ortogonalizadas (FIROs), tomando-se TCINDIA como a variável de resposta ao impulso representado por inovações (choques) de um desvio padrão nas outras variáveis (gráficos à esquerda da Figura 5.2), verifica-se que as variáveis TCCHINA, TCAFS, TCBRASIL e TCRUSSIA geram efeitos estocásticos positivos permanentes sobre TCINDIA. De uma forma geral, impulsos de depreciações (apreciação) cambiais nas variáveis TCINDIA, TCAFS, TCBRASIL e TCRUSSIA causam depreciação (apreciação) de longo prazo na taxa de câmbio da Índia. No entanto, as evoluções desses efeitos para tendências de longo prazo são bem mais significativos, com relação aos impulsos em inovações nas taxas de câmbio do Brasil, África do Sul e, especialmente, em inovações estocásticas na própria taxa de câmbio indiana.

Por outro lado, considerando a variável TCINDIA como variável de impulso (gráficos à direita da Figura 5.2), verifica-se que os efeitos gerados a partir dessa variável desenvolvem-se como tendências estocásticas permanentes, para todas as variáveis, com exceção (à primeira vista) da variável TCCHINA que se mantém aparentemente insensível às inovações estocásticas na taxa de câmbio indiana. Entretanto, ao se comparar os impulsos relativos a choques em inovações na variável TCINDIA sobre a variável TCCHINA, mostrado na Figura 5.2, o qual se caracterizou como desprezível, com aquele

mostrado na Figura 5.1, que se apresentou como desenvolvendo uma tendência estocástica, observa-se que os efeitos dos impactos destacados na Figura 5.1 estão numa escala bem menor que o da Figura 5.2. Isso ocorre porque os efeitos dos impactos referentes a impulsos das taxas cambiais das economias dos outros países do BRICS sobre a taxa cambial da China se caracterizam numa escala bem menor em comparação aos efeitos dessas economias do BRICS umas sobre as outras. Em função de impulsos relativos a choques em inovações na variável TCINDIA, a variável TCBRASIL desenvolve uma tendência estocástica positiva de pequena amplitude (quase desprezível); TCAFS e TCRUSSIA desenvolvem tendências estocásticas positivas de amplitudes relativamente significantes e a própria TCINDIA desenvolve uma tendência estocástica positiva de grande amplitude, o que parece bastante lógico.

Figura 5.2 – Funções Impulso-Resposta Ortogonalizadas (FIROs) de TCINDIA



Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa STATA 12

5.1.3 Análise do Comportamento da Equação TCBRASIL

Dos resultados da Tabela B.3, verifica-se que o comportamento dinâmico da variável TCBRASIL não é afetado por quaisquer variáveis no que se refere ao longo prazo, contudo, causando efeitos sobre outras variáveis no longo prazo. Este comportamento caracteriza que a variável TCBRASIL comporta-se como fracamente exógena no longo prazo.

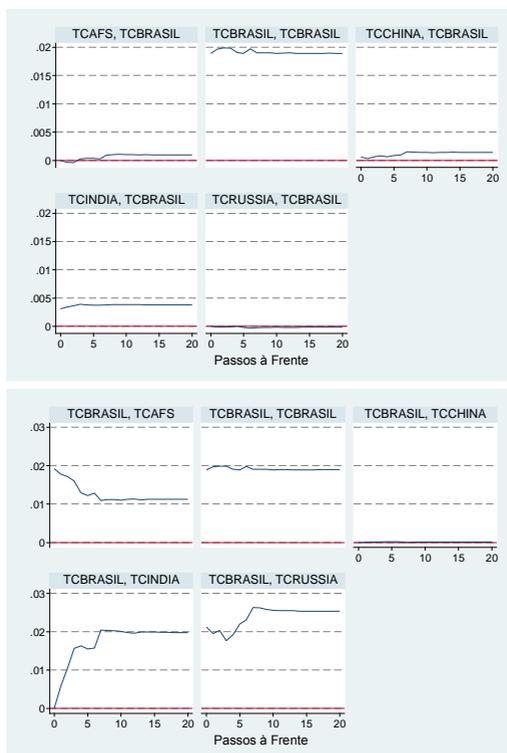
Por outro lado, no curto prazo, de acordo com a Tabela B.2, foram encontradas influências positivas (aumento em torno de seu nível de equilíbrio quando ocorrem variações positivas em outras variáveis) advindas das defasagens 3 e 7 de TCAFS, além das defasagens 1 e 6 de TCBRASIL, ao nível de significância de 1%, e da defasagem 7 de TCCHINA sob a significância de 5%. O contrário (reduções em torno de seu nível de equilíbrio quando ocorrem variações positivas) é encontrado em relação à defasagem 4 de TCBRASIL, ao nível de significância de 1%. Com o nível de significância de 5%, é encontrado o mesmo resultado para a defasagem 7 de TCBRASIL. As variáveis TCINDIA e TCRUSSIA não apresentaram qualquer influência sobre TCBRASIL no curto prazo, caracterizando uma exogeneidade fraca no curto prazo.

No que se refere à análise das funções impulso-resposta ortogonalizadas (FIROs), tomando-se primeiramente TCBRASIL como a variável de resposta ao impulso representado por inovações (choques) estocásticas de um desvio padrão nas outras variáveis do BRICS (gráficos à esquerda da Figura 5.3), verifica-se que as variáveis TCAFS, TCCHINA e TCINDIA geram tendências estocásticas positivas, de longo prazo, sobre a variável TCBRASIL, de pequena magnitude. Já o efeito do impacto do impulso representado por choques e inovações estocásticas da variável TCRUSSIA, se caracteriza praticamente como nulo. Choques na variável TCBRASIL sobre si mesma desenvolvem uma tendência estocástica positiva de grande amplitude, o que é intuitivo.

Os gráficos à direita da Figura 5.3 referem-se aos impulsos de choques em inovações na variável TCBRASIL sobre as demais variáveis do BRICS. Verifica-se que os efeitos gerados sobre as variáveis TCAFS, TCINDIA e TCRUSSIA desenvolvem-se para tendências estocásticas permanentes no longo prazo. Com relação a FIRO que caracteriza o impacto da variável TCBRASIL sobre a variável

TCAFS, observa-se que o impacto de um impulso, no curto prazo, apresenta resultados bem mais significativos que para os períodos subsequentes, declinando ao longo dos períodos e estabilizando-se numa tendência estocástica positiva. No entanto, nas FIROs para as variáveis TCINDIA e TCRUSSIA, os efeitos se desenvolvem, aumentando os seus impactos e estabilizando-se em tendências estocásticas de longo prazo. Como já explicitado anteriormente, verifica-se que a variável TCBRASIL gera pequenos efeitos positivos sobre a variável TCCHINA, constituindo-se em pequenas tendências estocásticas de longo prazo na taxa de câmbio da China.

Figura 5.3 – Funções Impulso-Resposta Ortogonalizadas (FIROs) de TCBRASIL



Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa STATA 12

5.1.4 Análise do Comportamento da Equação TCAFS

Analogamente ao caso anterior sobre os efeitos de longo prazo (resultados da Tabela B.3), verifica-se que o comportamento dinâmico de TCAFS não é afetado por quaisquer variáveis no que se refere ao longo prazo, contudo, causando efeitos nas outras variáveis do modelo no longo prazo. Este comportamento caracteriza que a variável TCAFS comporta-se como fracamente exógena no longo prazo.

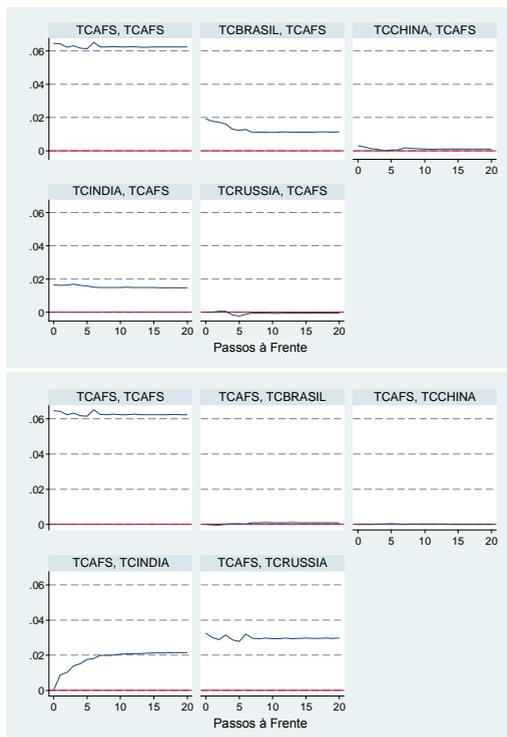
No entanto, no curto prazo, conforme se observa na Tabela B.2, são encontradas influências positivas (aumento em torno de seu nível de equilíbrio quando ocorrem variações positivas em outras variáveis) oriunda da defasagem 6 de TCAFS, ao nível de significância de 1%, e da defasagem 7 de TCCHINA sob a significância de 10%. O oposto (reduções em torno de seu nível de equilíbrio quando ocorrem variações positivas) é encontrado em relação às defasagens 4 de TCBRASIL, 7 de TCAFS e 4 de TCRUSSIA, ao nível de significância de 1%. Com o nível de significância de 5%, é encontrado o mesmo resultado para a defasagem 2 de TCAFS. A variável TCINDIA não apresentou qualquer influência sobre TCAFS no curto prazo.

Em seguida, da análise das funções impulso-resposta ortogonalizadas (FIROs), tomando-se, primeiramente, a variável TCAFS como a variável de resposta ao impulso representado por inovações (choques) estocásticas de um desvio padrão nas outras variáveis (gráficos à esquerda da Figura 5.4), verifica-se que as variáveis TCCHINA, TCINDIA e TCBRASIL geram efeitos positivos permanentes sobre TCAFS, sendo que no caso da variável TCCHINA, a tendência positiva gerada é praticamente insignificante. A variável TCRUSSIA gera pequenos efeitos negativos no curto prazo, mas que acabam se dissipando, causando somente pequenos efeitos no curto prazo, sem qualquer desenvolvimento de tendências estocásticas no longo prazo. Por fim, o efeito de TCAFS sobre si mesma também se desenvolve para tendências estocásticas permanentes de longo prazo, sendo a de maior magnitude (corroborando a lógica), mas oscilantes no curto prazo.

Nos gráficos à direita da Figura 5.4 apresentam-se os resultados de TCAFS como variável impulso sobre as demais variáveis do modelo. Verifica-se nos gráficos da Figura 5.4 que os efeitos gerados devido aos impulsos da variável TCAFS desenvolvem-se para tendências estocásticas de longo prazo significantes nas variáveis TCINDIA, TCRUSSIA e em si mesma, TCAFS. Contudo, observa-se que os

impactos de impulsos na variável TCAFS sobre as variáveis TCCHINA e TCBRASIL se apresentam como praticamente desprezíveis, de forma similar ao observado na análise da variável TCINDIA (gráficos à direita na Figura 5.2), cujos impactos em impulsos na variável TCINDIA sobre as variáveis TCCHINA e TCBRASIL demonstraram-se desprezíveis.

Figura 5.4 – Funções Impulso-Resposta Ortogonalizadas (FIROs) de TCAFS



Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa STATA 12

5.1.5 Análise do Comportamento da Equação TCRUSSIA

Analogamente ao caso anterior sobre os efeitos de longo prazo (resultados da Tabela B.3), verifica-se que o comportamento dinâmico de TCRUSSIA não é afetado por quaisquer variáveis no que se refere ao longo prazo, contudo, causando efeitos nas outras variáveis do modelo

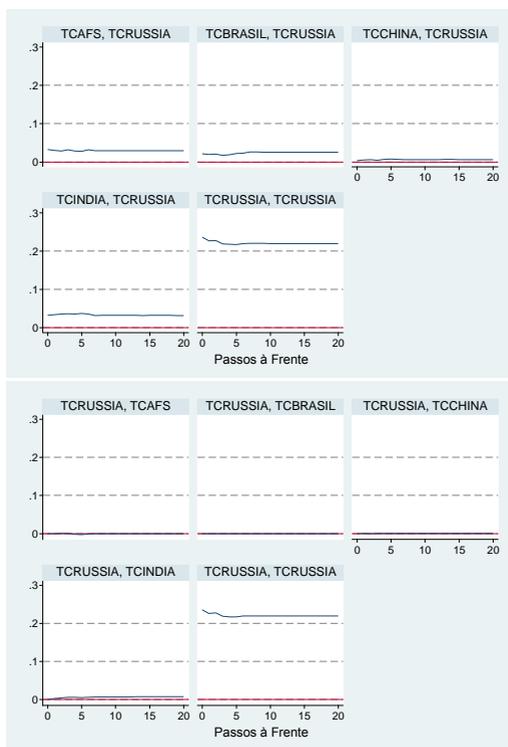
no longo prazo. Este comportamento caracteriza que a variável TCRUSSIA comporta-se como fracamente exógena no longo prazo.

Por outro lado, no curto prazo, de acordo com a Tabela B.2, não foram encontradas influências positivas (aumento em torno de seu nível de equilíbrio quando ocorrem variações positivas em outras variáveis) oriunda de quaisquer variáveis defasadas do modelo. O inverso (reduções em torno de seu nível de equilíbrio quando ocorrem variações positivas) é encontrado em relação às defasagens 1 e 3 de TCRUSSIA, ao nível de significância de 1%. Portanto, na análise destes resultados, no curto prazo, a variável TCRUSSIA sofre apenas a influência dela mesma. Constitui-se como a variável mais próxima da exogeneidade fraca no curto prazo, no presente modelo.

Na sequência, da análise das funções impulso-resposta ortogonalizadas (FIROs), tomando-se, primeiramente, a variável TCRUSSIA como a variável de resposta ao impulso representado por inovações (choques) estocásticas de um desvio padrão nas outras variáveis (gráficos à esquerda da Figura 5.5), verifica-se que todas as variáveis (TCINDIA, TCBRASIL, TCAFS e TCCHINA) geram efeitos positivos de tendências estocásticas permanentes, de longo prazo, sobre TCRUSSIA (pela diferença de escala, esses efeitos podem ser mais bem visualizados nas figuras anteriores). O impacto da variável TCCHINA sobre a variável TCRUSSIA caracteriza-se de forma similar aos impactos da variável TCCHINA às demais variáveis do modelo, sendo consideravelmente reduzidos, como evidenciado nas análises anteriores. Os efeitos de TCRUSSIA sobre si mesma também são caracterizados pelo desenvolvimento de uma tendência positiva estocástica permanente, sendo a de maior magnitude, confirmando a intuição a esse respeito.

Nos gráficos à direita da Figura 5.5 apresentam-se os resultados de TCRUSSIA como variável de impulso sobre as demais variáveis do modelo. As observações sobre os impactos da variável TCRUSSIA sobre TCCHINA, TCINDIA, TCBRASIL e TCAFS demonstra ser desprezível nos gráficos à direita da Figura 5.5, devido aos efeitos de escala. Mas nas demais figuras anteriores (os gráficos da Figura 5.1 a 5.4) podem ser mais bem evidenciadas as presenças do desenvolvimento de tendências estocásticas positivas significativas, de longo prazo, dos impulsos na variável TCRUSSIA sobre TCCHINA, TCINDIA, TCBRASIL e TCAFS.

Figura 5.5 – Funções Impulso-Resposta Ortogonalizadas (FIROs) de TCRUSSIA



Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa STATA 12

5.1.6 Síntese da Análise VEC

A análise dos resultados do modelo VEC conduz a algumas conclusões, especialmente, retiradas das FIROS apresentadas na subseção anterior, que serão destacadas a seguir.

O primeiro fato destacado aponta que as variáveis TCBRASIL, TCAFS e TCRUSSIA comportam-se como variáveis exógenas fracas, no longo prazo. Portanto essas variáveis não recebem o impacto das outras variáveis do modelo no longo prazo, mas impactam as demais.

A exogeneidade das taxas cambiais das economias do Brasil, da África do Sul e da Rússia, no longo prazo, está relacionada à característica de alta volatilidade que estas economias demonstraram ao

longo de todo o período de análise. Observou-se, no Capítulo 2, que os países que apresentaram maiores volatilidades de suas taxas de câmbio foram, em ordem decrescente, Brasil, África do Sul e Rússia. Nos casos do Brasil e da África do Sul, essas volatilidades manifestaram-se de forma intensa praticamente em todo período de análise, principalmente nas principais crises econômicas internacionais e/ou regionais. Também se observou que a taxa cambial da Rússia se caracterizou por volatilidades importantes, particularmente nas crises asiática, russa, do *subprime* e europeia.

Essas fortes volatilidades que prevalecem nessas economias se manifestam com um caráter estocástico, tendo em vista que se originam em função de instabilidades nos sistemas financeiros e econômicos internacionais. Podem-se adicionar a esses aspectos os fundamentos macroeconômicos dessas economias, que se demonstraram ineficientes para o controle das volatilidades de suas taxas cambiais em momentos de crises. Ademais, os regimes cambiais dessas economias colaboram para esse caráter estocástico das flutuações de suas taxas cambiais, pois se encaixam na definição de câmbio com flutuação administrada (flutuação suja), operando com intervenções. Essas intervenções potencialmente geram flutuações não lineares, elementos não detectados pelo modelo VEC.

Em resumo, prevalecem nas relações do modelo VEC os efeitos das flutuações estocásticas devidas às flutuações livres. Essas flutuações não se manifestam nos componentes de longo prazo, captados no modelo VEC.

O segundo elemento a ser destacado, conforme observado nos gráficos das FIROS, foi o fato de que TCCHINA é a variável que causa menores impactos sobre as demais, mas produz variações positivas nas demais variáveis que se desenvolvem em tendências estocásticas no longo prazo. A variável TCCHINA causa impactos mais significativos nas taxas de câmbio da Rússia e da Índia, possivelmente em função de fatores de integração econômica e financeira, em nível regional. Vale ressaltar que a China é o país mais próximo do sistema de câmbio fixo, pois utiliza um sistema de câmbio flutuante administrado, vinculado a uma cesta de moedas e regido por pequenas bandas cambiais móveis. Essa característica do sistema cambial chinês destoa de flutuações aleatórias, necessárias para estabelecer impactos que causam o desenvolvimento de tendências estocásticas permanentes. Isso se caracteriza, possivelmente, como o elemento responsável para o pouco impacto das inovações estocásticas da taxa cambial chinesa nas demais economias do bloco.

O terceiro elemento a ser destacado, também oriundo da análise das FIROs na subseção anterior, é o fato de que as variáveis TCBRASIL, TCINDIA e TCAFS são as que mais apresentam impactos significantes entre si, desenvolvendo tendências estocásticas no longo prazo. Como destacado acima, os regimes cambiais das economias do Brasil e da África do Sul se caracterizam como regimes de câmbios flexíveis administrados (flutuação suja), que operam com intervenções. Por outro lado, apesar do regime cambial da Índia também se caracterizar como flexível, seu sistema de gestão cambial, entre os países do BRICS, é o que menos se utiliza de intervenções. Em contrapartida, a taxa de câmbio da Índia, por ter uma flutuação mais livre, está mais suscetível à influência dos movimentos cambiais internacionais. Portanto, o regime cambial desses países, associado a aparentes inter-relações em seus fundamentos macroeconômicos captadas pelo modelo VAR, são os principais elementos que podem ajudar a explicar esse resultado de interações de causalidade entre as inovações estocásticas nas taxas de câmbio dessas economias. De maneira geral, os impactos estocásticos de curto e longo prazo, para essas variáveis, se manifestaram de forma positiva (por exemplo, a depreciação de uma moeda causa depreciação na outra).

5.2 ANÁLISE DA DINÂMICA NÃO LINEAR ENTRE AS TAXAS DE CÂMBIO NOMINAIS DO BLOCO BRICS

A partir dos resultados advindos da modelagem VEC, que compreende o termo de correção de erro da equação de cointegração e os resíduos relacionados a cada uma das taxas de câmbio dos países do BRICS, foi empreendida a análise da existência de não linearidades nessas séries, com o objetivo de investigar possíveis dinâmicas não lineares que direcionam o comportamento das taxas de câmbio desses países.

Conforme explicitado no capítulo 2, a dinâmica das taxas de câmbio das economias é influenciada pelos seus regimes cambiais, e pela forma como são aplicadas as políticas macroeconômicas (por exemplo, controle das taxas de juros), e monetárias (por exemplo, liberalização das contas de capital e financeira) que regem essas economias. No entanto, conforme Krugman (1991), a existência de bandas cambiais estabelecidas para as taxas de câmbio, conforme destacado no Capítulo 4, conduz a intervenções dos bancos centrais nas cotações dessas taxas quando estas estiverem nos limites da banda, o que quer dizer que os limites funcionam como barreiras refletoras.

Ainda, conforme o capítulo 4, as intervenções ocorrem não apenas no caso da taxa de câmbio atingir as bordas superior e inferior da banda cambial (intervenção marginal), mas ocorrem também na forma de intervenções intramarginais, antes de crises.

Em relação aos períodos pós-crisis, as taxas de câmbio raramente atingem o limite superior ou inferior, o que sugere que a taxa de câmbio passa a maior parte do tempo no meio da banda, em vez de muito perto dos limites da zona-alvo. Portanto, tendo em vista que intervenções dos bancos centrais na cotação da taxa de câmbio ocorrem continuamente, e imaginando que as intervenções geram efeitos não lineares na dinâmica da taxa cambial, examinar-se-á esses efeitos nas séries temporais das taxas cambiais das economias do BRICS.

Ademais, tendo em vista que durante as crises econômicas as taxas cambiais tornam-se mais voláteis, em função das fugas de capitais, subentende-se que essas crises representam um agravante, intensificando as intervenções cambiais marginais. Portanto, dentro dessa concepção sistêmica, a ocorrência de crises regionais ou globais pode ser considerada como geradora de não linearidades, conforme a literatura empírica. Isso ocorre pela inevitável ocorrência de choques, ou inovações, nos fundamentos macroeconômicos e no comportamento dos agentes econômicos, que interagem no mercado cambial mundial. Assumindo a hipótese do conhecimento imperfeito dos agentes, conforme explicitado no Capítulo 3 (na citação de Bekiros, 2014), pode-se inferir que existem interligações entre taxas de câmbio e os fundamentos macroeconômicos, os quais, se submetidos a choques, os transmitem às taxas de câmbio na forma de comportamentos não lineares.

O regime cambial constitui outro elemento com impacto importante sobre a volatilidade das taxas de câmbio. Conforme apontado pela literatura empírica, os regimes cambiais induzem as políticas macroeconômicas e monetárias a desempenhos diversos na contenção dos níveis de volatilidades cambiais, podendo atuar como fatores atenuantes ou geradores de volatilidades. Desse modo, determinam a intensidade das intervenções nas cotações cambiais, gerando mais ou menos não linearidades. Assim, considerando que as taxas de câmbio dos países do BRICS sofreram mudanças de regime no período da base de dados analisada na pesquisa (1995-2013), conforme explanado no capítulo 2, este elemento será considerado quando da identificação das não linearidades.

Portanto, considerando os aspectos destacados nos parágrafos acima, passíveis de gerar não linearidades nas séries de taxa de câmbio

dos países do BRICS, a análise da presença de não linearidades nas subseções subsequentes será feita levando em conta os elementos que podem destacar efeitos de intervenções marginais ou intramarginais, crises econômicas regionais e internacionais, e os regimes cambiais.

5.2.1 Definição do Comprimento dos Blocos de Dados para a Análise de Não Linearidade

Por definição, quando o objeto de estudo é representado por séries temporais financeiras, na prática só uma porção de comprimento finito de uma única realização do processo está disponível. O mesmo vale para os resíduos que são o objeto de estudo deste capítulo. Desse modo, dado que as não linearidades serão estimadas a partir de uma única realização $x[n]$ de comprimento N da série temporal, faz-se necessário dividir os comprimentos das séries de resíduos para efeito de uma detecção mais precisa, em termos cronológicos, da ocorrência de possíveis não linearidades, com o objetivo de associá-las temporalmente aos vários choques e inovações (e suas mais variadas formas) ocorridos no período total em análise. Na literatura, encontram-se, por exemplo, comprimentos de $N = 128, 256, 512, 1.024$ e 2.048 dados (Birkelund, Hansen, 2009). No caso do presente trabalho, foram empreendidas análises preliminares, utilizando os resíduos de TCCHINA e da equação de cointegração, com blocos de comprimentos de 128, 256, 512 e 1.024 dados. Considerando que o comprimento total dos resíduos das taxas de câmbio de cada país em estudo é da ordem de 6.795 observações, isso resulta em 53, 26, 13 e 6 blocos de dados, respectivamente, para cada resíduo em estudo e o termo de correção de erro da equação de cointegração.

Portanto, considerando que a análise deve ser feita para cinco países, com uma base de dados de 6.795 observações, então mesmo um pequeno comprimento N da série de tempo induz a um tempo de processamento grande, dado que para cada bloco de dados deverão ser estimadas 300 séries sub-rogadas. No entanto, um grande comprimento N da série de tempo induz a uma perda de especificidades, com relação aos períodos de crises e/ou mudanças de regimes cambiais. Assim, considerando os aspectos destacados, encontrou-se que o melhor comprimento de dados, atendendo aos dois requisitos especificados no parágrafo anterior, foi de $N = 256$. Chegou-se a essa conclusão após a realização de testes preliminares com tamanhos diferentes de blocos de dados. Por exemplo, o comprimento $N = 128$ não resultou em

identificações adicionais de não linearidades em períodos distintos daqueles das crises, onde as taxas cambiais das economias do BRICS se apresentam com altos níveis de volatilidades. Por outro lado, nos comprimentos $N = 512$ e 1.024 , foram perdidas informações relevantes em relação às não linearidades, dado que a possível ocorrência de dois ou mais episódios de não linearidades nas séries em estudo acabaram por ser identificados como um único evento. Desse modo, foram reproduzidos neste capítulo unicamente os resultados referentes ao comprimento $N = 256$, para todos os resíduos das taxas de câmbio dos países do BRICS, além dos termos de correção de erro da equação de cointegração.

A rigor, a partir deste ponto do estudo dos resultados desta pesquisa, há dois caminhos possíveis a serem tomados. No primeiro, parte-se inicialmente à análise do comportamento de todas as séries em cada um dos 26 blocos de dados, mediante a visualização dos gráficos referentes aos resíduos, apoiadas pelos respectivos gráficos quantis-quantis⁴⁰ e box plots⁴¹ associados, com vistas a realizar um cotejamento (cronológico) entre esses resultados e os episódios de crises e intervenções, relatados no capítulo 2. Em seguida, procede-se aos testes de não linearidades, com o objetivo de analisar se os mesmos captam esses episódios de forma consistente.

No segundo caminho, a ordem é invertida. Primeiramente, são realizados os cálculos e testes para a detecção dos blocos que possuem componentes não lineares, para depois investigar se estes estão associados a períodos específicos onde ocorreram intervenções, mudanças de regime cambiais e crises. Neste trabalho, o segundo

⁴⁰ Os gráficos quantis-quantis (QQ plots) são usados para determinar se duas amostras vêm da mesma família de distribuição. Comparam o comportamento das caudas de uma série normal padrão com o das caudas da série em questão. Se os dados que se localizam próximos da linha apresentarem pouca distorção (ou seja, se aproximarem de retas), assume-se que as duas amostras vêm da mesma distribuição. O método é robusto com respeito a mudanças locais e escalares de qualquer distribuição (Costa, 2008).

⁴¹ O box plot é um gráfico utilizado na avaliação da distribuição empírica dos dados. O box plot é constituído da mediana e pelo primeiro e terceiro quartis. As linhas inferiores e superiores se estendem, respectivamente, do quartil inferior até o menor valor não inferior ao limite inferior e do quartil superior até o maior valor não superior ao limite superior. Os pontos localizados fora desses limites são considerados valores discrepantes (*outliers*) e, no caso deste trabalho, são denotados pelo símbolo “+”.

caminho foi o escolhido, para que a eficiência e os ajustes dos testes utilizados possam ser evidenciados.

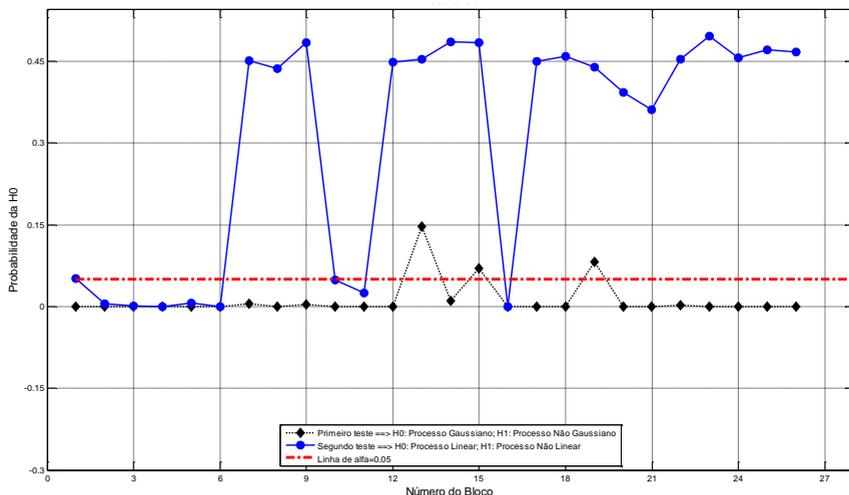
5.2.2 Análise dos Resultados do Teste de Bicoerência

Conforme pode ser observado nos gráficos incluídos no Apêndice C, foram empreendidos testes mediante a aplicação do método da bicoerência e das estatísticas discriminantes dimensão de correlação (D), entropia (K), nível de ruído (S) e complexidade (CPM). Cada bloco de dados foi submetido, individualmente, a cada um desses testes. No caso das estatísticas discriminantes, de acordo com o explicitado no capítulo 4 deste trabalho, cada bloco de dados foi previamente submetido a tratamento pelo método dos dados sub-rogados, mediante a utilização dos algoritmos zero e IAAFT. A operacionalização desses cálculos foi compreendida pelo uso do programa MATLAB 2011.

Em relação ao teste da bicoerência⁴², de acordo com o exemplo da figura 5.6, que representa esse teste para a série de resíduos da variável TCCHINA, verifica-se que foram realizados dois testes; o primeiro – representado pela linha preta descontínua – tem por objetivo verificar se o conjunto de dados se refere a um processo Gaussiano (e, portanto, linear); o segundo – representado pela linha azul – testa a hipótese se tratar de um processo linear não Gaussiano ou não linear.

⁴² Esses testes estão representados, no Anexo C deste trabalho, pelos gráficos C.1.1, C.2.1, C.3.1, C.4.1, C.5.1 e C.6.1.

Figura 5.6 – Análise dos Resíduos de TCCHINA pelo Método da Bicoerência

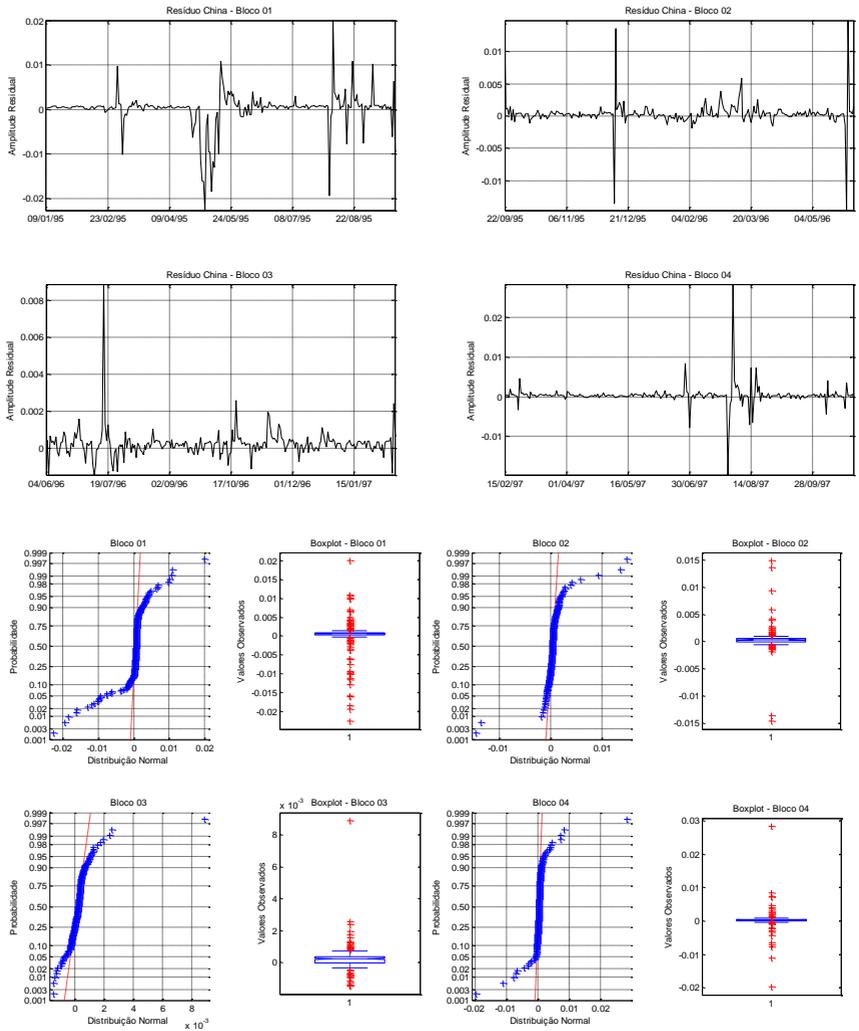


Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Portanto, para este caso específico da análise de não linearidade para a variável TCCHINA, o primeiro teste de Gaussianidade acusa comportamento de distribuição normal para os blocos 13, 15 e 19. Os restantes, de acordo com o teste, não seguem a distribuição Gaussiana. Esse resultado é coerente com os testes de normalidade empreendidos no capítulo 4, apresentados para a série de tempo integral (1995-2013), cujos testes foram apresentados na Tabela A.3, no Apêndice A. O segundo teste detecta a não linearidade para os blocos 1 a 6, 10, 11 e 16 ao nível de significância de 5%. Especificamente nos blocos 1 a 6, que abrangem o período de 09/01/1995 a 24/03/1999, houve a ocorrência das repercussões da crise econômica mexicana de dezembro de 1994 que se estenderam pelo ano de 1995, a crise financeira asiática de 1997/1998 que atingiu grande parte da Ásia, gerando temores de uma crise em escala mundial, a crise russa em 1998, que resultou em uma forte desvalorização do Rublo e na declaração da moratória russa, propagando os seus efeitos sobre a economia mundial no ano de 1999. Observa-se que associadas a estas crises, as economias dos BRICS encontraram-se nesse período de 09/01/1995 a 24/03/1999 submetidas aos regimes cambiais fixo ou flutuante com intervenções administradas, e passaram por processos e liberalização de suas contas de capitais e

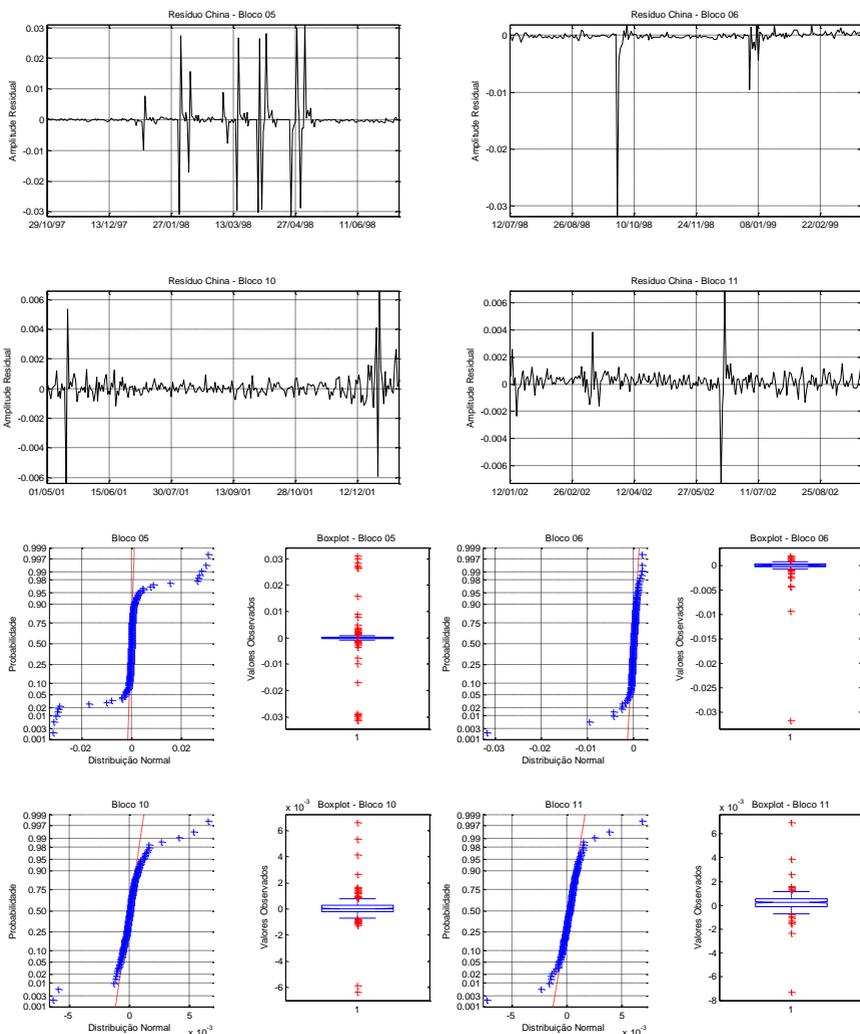
financeiras. Portanto, esse período se caracterizou por fortes instabilidades. Ainda com relação ao período de 09/01/1995 a 24/03/1999, as detecções de não linearidades para as demais economias bloco se apresentaram de forma semelhante à análise para a China, conforme se observa na Tabela 5.1, mais adiante neste capítulo. A ausência de detecções de não linearidades para alguns países em um ou outro período se dá devido às sensibilidades de cada economia com as crises econômicas, que se manifestam de forma diferente, conforme analisado no Capítulo 2, Subseção 2.3. Em relação aos blocos 10 e 11, localizados temporalmente no período 01/05/2001 a 24/09/2002, houve o episódio dos atentados de 11 de setembro de 2001. Para o bloco 16, referente ao período de 15/07/2005 a 27/03/2006, houve a reforma do sistema cambial chinês ocorrida em 20 de julho de 2005. Portanto, tomando-se os resultados obtidos, o teste de bicoerência aponta de forma contundente a relação entre as crises, os regimes cambiais e a ocorrência de não linearidades. Esse resultado pode ser corroborado pelas figuras 5.7 a 5.9, que apresentam os resíduos, os QQ plots e os box plots de TCCHINA referentes aos blocos de não linearidades. Observa-se claramente nas de figuras 5.7 a 5.9, para todas situações destacadas (tanto pelos gráficos das séries de tempo referentes à cada bloco, como pelos respectivos QQ plots e box plots), a presença de números significativos de *outliers* distribuídos assimetricamente, seja na cauda superior ou na cauda inferior das distribuições. Observam-se também bandas interquartis (entre o primeiro e terceiro quartil) bastante estreitas, o que indica fortes concentrações da taxa de câmbio da China numa banda bastante estreita, com constantes intervenções marginais nessa taxa cambial. Ou seja, esses blocos de dados se distribuem de forma leptocúrtica, característica inerente à presença de não linearidades. Essas características de comportamento são também constatadas para os blocos de dados analisados para as demais economias dos BRICS, evidenciando de forma inquestionável a presença de não linearidades, similar ao detalhado para a variável TCCHINA.

Figura 5.7 – Blocos Não Lineares pelo Método da Bicoerência: Resíduos, QQ Plots e Box Plots de TCCHINA Blocos 01, 02, 03 e 04



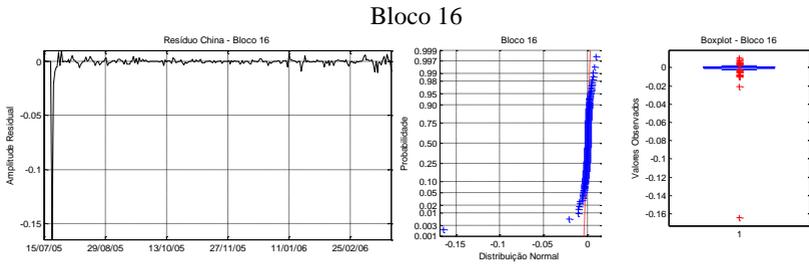
Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Figura 5.8 – Blocos Não Lineares pelo Método da Bicoerência: Resíduos, QQ Plots e Box Plots de TCCHINA Blocos 05, 06, 10 e 11



Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Figura 5.9 – Blocos Não Lineares pelo método da Bicoerência: Resíduo, QQ Plot e Box Plot de TCCHINA



Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

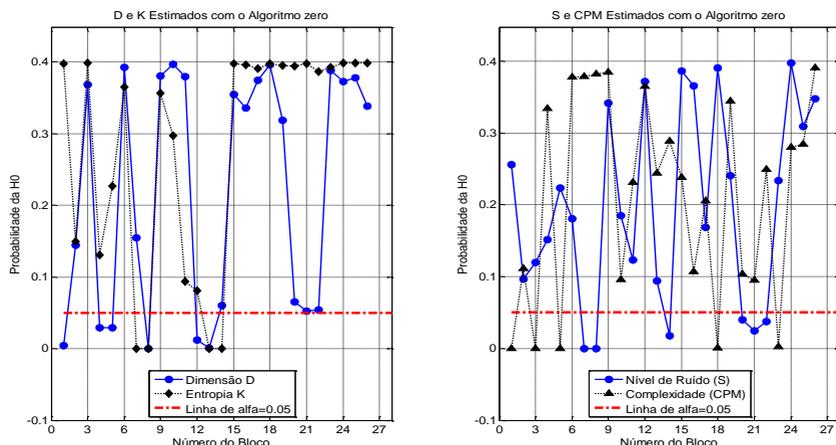
5.2.3 Análise dos Resultados dos Testes das Estatísticas Discriminantes

Os gráficos à esquerda da Figura 5.10 representam os testes da dimensão de correlação (D) e da entropia (K), e os da direita os testes de nível de ruído (S) e complexidade (CPM), utilizando o algoritmo zero para a geração dos dados sub-rogados⁴³, sobre a série de resíduos da variável TCCHINA, para todos os blocos de dados do termo residual. A partir desses testes, verifica-se que a estatística K não classifica como ruído i.i.d. apenas os blocos 7, 8, 13 e 14, no conjunto de 26 blocos. Para os resultados obtidos para a estatística D constata-se que foram encontrados como ruídos i.i.d. os blocos 1, 4, 5, 8, 12 e 13. No caso da estatística S essa constatação vale para os blocos 7, 8, 14, 20, 21 e 22, enquanto que a complexidade encontrou como ruído i.i.d. os blocos 1, 3, 5, 18 e 23. Desse modo, conclui-se que para o teste de aleatoriedade, por meio do algoritmo zero, todos os discriminantes foram sensíveis na detecção de comportamento i.i.d. das respectivas séries de dados,

⁴³ Gráficos similares para os demais blocos de dados e países estão incluídos no apêndice C. Nos gráficos C.1.2, C.2.2, C.3.2, C.4.2, C.5.2 e C.6.2, estão representados os resultados dos cálculos das estatísticas discriminantes com a utilização do algoritmo IAAFT. Os mesmos cálculos, com a utilização do algoritmo zero, encontram-se nos gráficos C.1.3, C.2.3, C.3.3, C.4.3, C.5.3 e C.6.3. Os dois últimos grupos de gráficos C.1.4, C.2.4, C.3.4, C.4.4, C.5.4 e C.6.4; e C.1.5, C.2.5, C.3.5, C.4.5, C.5.5 e C.6.5, se referem ao cotejamento dos resultados provenientes dos dois algoritmos utilizados, para cada estatística discriminante.

mesmo destoando uns dos outros em alguns blocos do conjunto de dados. No entanto, deve ser enfatizado que as estatísticas discriminantes D, K e S são apropriadas, mais especificamente, para a detecção de não linearidades em séries de dados caóticas, com baixa imersão de ruído. À medida que o nível de ruído passa a predominar de forma intensa na base de dados, estas estatísticas discriminantes perdem o seu poder de precisão. No entanto, a discriminante complexidade, devido à sua concepção estar relacionada à identificação de padrões de sequências de dados com padrões similares, pode se apresentar como mais precisa (ou mais rigorosa) na identificação da presença de não linearidades.

Figura 5.10 – Análise dos Resíduos de TCCHINA pelo Método das Estatísticas Discriminantes – Algoritmo zero

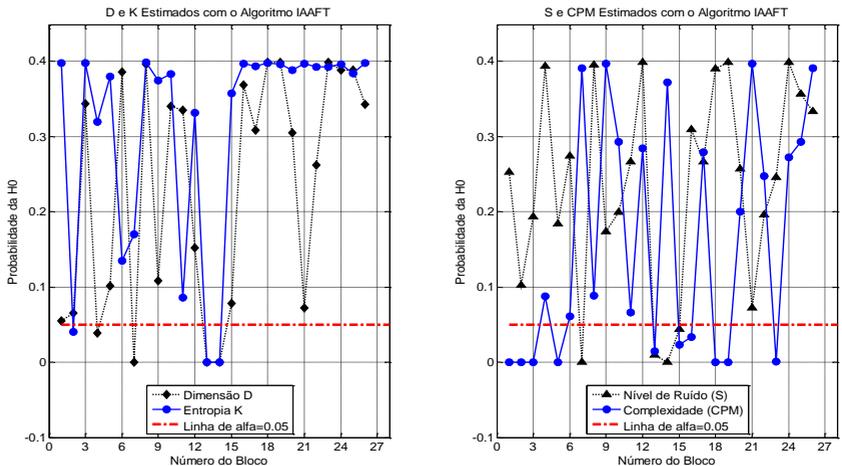


Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Na sequência da análise, de acordo com o exemplo da Figura 5.11, estão representados os testes das estatísticas discriminantes para a série de resíduos de TCCHINA, sob a utilização do algoritmo IAAFT para a geração dos dados sub-rogados. Da mesma forma que no exemplo anterior, o gráfico da esquerda apresenta os testes da dimensão de correlação (D) e da entropia (K), e o da direita os testes de nível de ruído (S) e complexidade (CPM). Verifica-se, a partir desses testes, que a estatística K detecta não linearidades apenas nos blocos 2, 13 e 14. Para a estatística D, o mesmo resultado é encontrado nos blocos 4, 7, 13

e 14. No caso da estatística S essa constatação vale para os blocos 7, 13, 14 e 15, enquanto que a complexidade aponta esse resultado para os blocos 1, 2, 3, 5, 13, 15, 16, 18, 19 e 23. Portanto, concomitantemente com os dos resultados encontrados utilizando-se o algoritmo zero, conclui-se que a complexidade é o teste que apresenta maior sensibilidade à detecção de não linearidades nos dados.

Figura 5.11 – Análise dos Resíduos de TCCHINA pelo Método das Estatísticas Discriminantes – Algoritmo IAAFT



Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

5.2.4 Expansão da Análise para a Totalidade dos Dados

Após a análise global de resultados utilizando-se os testes apontados anteriormente, verificou-se que a estatística discriminante entropia (K), em todos os 156 blocos analisados (referentes a todos os resíduos, inclusive aos da equação de cointegração), não aponta a existência de não linearidades de forma exclusiva. Desse modo, dado que as outras estatísticas discriminantes puderam ter maior poder explicativo em relação ao objeto de estudo, a análise empírica prosseguiu sem a sua inclusão. Do mesmo modo, o teste nível de ruído (S) também não apontou a existência de não linearidades de forma exclusiva, à exceção de apenas dois blocos (de número 19 para

TCINDIA e 17 para TCAFS), ao nível de significância de 5%, ou apenas um bloco (de número 17 para TCAFS) considerando-se a significância a 10%, e, desse modo, foi excluído da análise empírica. Em seguida, a estatística dimensão de correlação (D) foi analisada, constatando-se que, da mesma forma, esta também não apontou a existência de não linearidades de forma exclusiva, exceto para dois blocos (de número 8 para TCBRASIL e 2 para TCAFS), assumindo-se um nível de significância de 5%, ou dois blocos (de número 8 para TCBRASIL e 23 para TCRUSSIA), ao nível de significância de 10%, e da mesma forma, foi retirada da análise empírica.

Estabelecendo-se um paralelo sobre os números de não linearidades detectadas pelos testes de bicoerência e complexidade (CPM), num universo de 156 testes efetuados para 26 blocos, para resíduos do modelo VAR de 5 variáveis de taxas cambiais e a componente de correção de erros, constatou-se que o teste de bicoerência detectou exclusivamente (detecções de não linearidades em blocos para os quais não foram detectadas não linearidades pela discriminante CPM) sete blocos de não linearidade ao nível de 5% de significância, e nove blocos ao nível de 10%. Por outro lado, o discriminante CPM detectou exclusivamente 46 blocos ao nível de significância de 5%, e 50 blocos ao nível de 10%. Observa-se, desse modo, que a estatística CPM discriminou um número de não linearidades exclusivas bem maiores que a bicoerência, especialmente na base de dados do termo de correção de erros. Esta característica dá um diferencial adicional à estatística CPM na detecção de não linearidades em relação à bicoerência, que apresenta desempenho um pouco superior às demais estatísticas discriminantes descartadas anteriormente. Portanto, a análise empírica prossegue, a partir desse momento, levando-se em consideração somente os resultados dos testes de bicoerência e complexidade.

Com a finalidade de compilar os episódios de não linearidades detectadas pelas estatísticas bicoerência e CPM, elaborou-se a Tabela 5.1. Essa tabela mostra os períodos em que ocorreram não linearidades referentes a cada a cada bloco de dados, de acordo com os respectivos testes. Nessa tabela, os blocos de dados em que foram detectadas as dinâmicas não lineares estão representados em cinza, para cada resíduo referente a cada país do BRICS. De forma diferente, as não linearidades na componente residual da equação de cointegração, estão representadas pela cor azul. Estão representados na Tabela 5.1 os resultados dos testes aos níveis de significância de 5% e 10%.

Tabela 5.1 – Resultados dos Testes de Detecção de Não Linearidade: Método da Bicoerência e Cálculo da Complexidade (Níveis de Significância de 5% e 10%)

| Data Inicial do Bloco | Data Final do Bloco | Bloco | Análise de Não Linearidade - 5% | | | | | | Análise de Não Linearidade - 5% | | | | | |
|-----------------------|---------------------|-------|---------------------------------|-------|--------|---------------|--------|--------------|---------------------------------|-------|--------|---------------|--------|--------------|
| | | | BRICS | | | | | | BRICS | | | | | |
| | | | Bicoerência | | | | | | Complexidade (CPM) | | | | | |
| | | | China | Índia | Brasil | África do Sul | Rússia | Cointegração | China | Índia | Brasil | África do Sul | Rússia | Cointegração |
| 09/01/1995 | 21/09/1995 | 1 | | | | | | | | | | | | |
| 22/09/1995 | 03/06/1996 | 2 | | | | | | | | | | | | |
| 04/06/1996 | 14/02/1997 | 3 | | | | | | | | | | | | |
| 15/02/1997 | 28/10/1997 | 4 | | | | | | | | | | | | |
| 29/10/1997 | 11/07/1998 | 5 | | | | | | | | | | | | |
| 12/07/1998 | 24/03/1999 | 6 | | | | | | | | | | | | |
| 25/03/1999 | 05/12/1999 | 7 | | | | | | | | | | | | |
| 06/12/1999 | 17/08/2000 | 8 | | | | | | | | | | | | |
| 18/08/2000 | 30/04/2001 | 9 | | | | | | | | | | | | |
| 01/05/2001 | 11/01/2002 | 10 | | | | | | | | | | | | |
| 12/01/2002 | 24/09/2002 | 11 | | | | | | | | | | | | |
| 25/09/2002 | 07/06/2003 | 12 | | | | | | | | | | | | |
| 08/06/2003 | 18/02/2004 | 13 | | | | | | | | | | | | |
| 19/02/2004 | 31/10/2004 | 14 | | | | | | | | | | | | |
| 01/11/2004 | 14/07/2005 | 15 | | | | | | | | | | | | |
| 15/07/2005 | 27/03/2006 | 16 | | | | | | | | | | | | |
| 28/03/2006 | 08/12/2006 | 17 | | | | | | | | | | | | |
| 09/12/2006 | 21/08/2007 | 18 | | | | | | | | | | | | |
| 22/08/2007 | 03/05/2008 | 19 | | | | | | | | | | | | |
| 04/05/2008 | 14/01/2009 | 20 | | | | | | | | | | | | |
| 15/01/2009 | 27/09/2009 | 21 | | | | | | | | | | | | |
| 28/09/2009 | 10/06/2010 | 22 | | | | | | | | | | | | |
| 11/06/2010 | 21/02/2011 | 23 | | | | | | | | | | | | |
| 22/02/2011 | 04/11/2011 | 24 | | | | | | | | | | | | |
| 05/11/2011 | 17/07/2012 | 25 | | | | | | | | | | | | |
| 18/07/2012 | 30/03/2013 | 26 | | | | | | | | | | | | |

| Data Inicial do Bloco | Data Final do Bloco | Bloco | Análise de Não Linearidade - 10% | | | | | | Análise de Não Linearidade - 10% | | | | | |
|-----------------------|---------------------|-------|----------------------------------|-------|--------|---------------|--------|--------------|----------------------------------|-------|--------|---------------|--------|--------------|
| | | | BRICS | | | | | | BRICS | | | | | |
| | | | Bicoerência | | | | | | Complexidade (CPM) | | | | | |
| | | | China | Índia | Brasil | África do Sul | Rússia | Cointegração | China | Índia | Brasil | África do Sul | Rússia | Cointegração |
| 09/01/1995 | 21/09/1995 | 1 | | | | | | | | | | | | |
| 22/09/1995 | 03/06/1996 | 2 | | | | | | | | | | | | |
| 04/06/1996 | 14/02/1997 | 3 | | | | | | | | | | | | |
| 15/02/1997 | 28/10/1997 | 4 | | | | | | | | | | | | |
| 29/10/1997 | 11/07/1998 | 5 | | | | | | | | | | | | |
| 12/07/1998 | 24/03/1999 | 6 | | | | | | | | | | | | |
| 25/03/1999 | 05/12/1999 | 7 | | | | | | | | | | | | |
| 06/12/1999 | 17/08/2000 | 8 | | | | | | | | | | | | |
| 18/08/2000 | 30/04/2001 | 9 | | | | | | | | | | | | |
| 01/05/2001 | 11/01/2002 | 10 | | | | | | | | | | | | |
| 12/01/2002 | 24/09/2002 | 11 | | | | | | | | | | | | |
| 25/09/2002 | 07/06/2003 | 12 | | | | | | | | | | | | |
| 08/06/2003 | 18/02/2004 | 13 | | | | | | | | | | | | |
| 19/02/2004 | 31/10/2004 | 14 | | | | | | | | | | | | |
| 01/11/2004 | 14/07/2005 | 15 | | | | | | | | | | | | |
| 15/07/2005 | 27/03/2006 | 16 | | | | | | | | | | | | |
| 28/03/2006 | 08/12/2006 | 17 | | | | | | | | | | | | |
| 09/12/2006 | 21/08/2007 | 18 | | | | | | | | | | | | |
| 22/08/2007 | 03/05/2008 | 19 | | | | | | | | | | | | |
| 04/05/2008 | 14/01/2009 | 20 | | | | | | | | | | | | |
| 15/01/2009 | 27/09/2009 | 21 | | | | | | | | | | | | |
| 28/09/2009 | 10/06/2010 | 22 | | | | | | | | | | | | |
| 11/06/2010 | 21/02/2011 | 23 | | | | | | | | | | | | |
| 22/02/2011 | 04/11/2011 | 24 | | | | | | | | | | | | |
| 05/11/2011 | 17/07/2012 | 25 | | | | | | | | | | | | |
| 18/07/2012 | 30/03/2013 | 26 | | | | | | | | | | | | |

Fonte: Elaboração própria, a partir dos resultados obtidos pela utilização do programa MATLAB 2011

5.2.5 Interpretação dos Resultados dos Testes de Bicoerência e da Complexidade

Na análise referente à bicoerência apresentada na Tabela 5.1, observa-se que para todos os resíduos, inclusive da equação de cointegração, há uma concentração no que se refere à detecção de não linearidades, nos blocos de número 1 a 10, os quais compreendem o subperíodo de 09/01/1995 a 11/01/2002. De fato, nesse período, constata-se a presença muito forte de elementos potenciais causadores de não linearidades nas taxas de câmbio em estudo, conforme mencionado na Subseção 5.2. Analisando os resultados para a taxa de câmbio do Brasil e da Rússia, a detecção de blocos de não linearidades coincide com o período das desvalorizações nas taxas de câmbio brasileira e russa. No caso da China, a natureza do regime cambial vigente até julho de 2005 (como mencionado no capítulo 2) implica em que mesmo pequenas oscilações em sua taxa de câmbio sejam refletidas como não linearidades. Como exemplo, pode-se citar a ocorrência de não linearidades no bloco de número 16, que abrange o período de 15/07/2005 a 27/03/2006, período durante o qual ocorreu a mudança do sistema cambial chinês. Neste período houve detecção de não linearidades tanto pela bicoerência como pela complexidade, conforme se observa na Tabela 5.1⁴⁴. De uma forma geral, pode-se destacar que no caso de taxas de câmbio, qualquer fator de impactos referentes a turbulências, seja no nível sistêmico, como destacado no parágrafo anterior, ou a crises em nível internacional ou regional, se concretiza na forma de não linearidades. Estes aspectos podem ser observados nas Figuras D.1, D.2, D.6, D.10 e D.11, Apêndice D.

As taxas de câmbio da Índia e da África do Sul, por apresentarem, no mesmo período (09/01/1995 a 11/01/2002), características de maior flexibilidade, estiveram mais expostas a influências do efeito “contágio” em suas taxas cambiais, essencialmente dos outros países do BRICS. Ao final do subperíodo compreendido nos blocos 1 a 10 (especialmente quando da ocorrência do 11 de setembro de 2001), observa-se que esse fato impactou diretamente sobre as taxas de câmbio da Índia e da África do Sul, conforme pode ser observado

⁴⁴ Detalhes sobre a evolução da série de dados do bloco 16 podem ser observados na Figura D.3, Apêndice D, o que permite entender melhor esse fato.

pela reprodução do comportamento dos resíduos, referentes às taxas de câmbio desses países, nas Figuras D.5 e D.8, respectivamente.

Os resultados de não linearidades referentes ao período mencionado no parágrafo anterior demonstraram que um conjunto amplo de blocos de dados que se caracterizaram como não lineares, conforme pode ser visto na Tabela 5.1 e destacado anteriormente. No entanto, em relação ao período abrangido pela crise do *subprime* (2007/2009), verifica-se na Tabela 5.1 que os testes de bicoerência detectaram poucos blocos de não linearidades. Constatou-se a detecção de não linearidades apenas no bloco de número 20, que abrange o período de 04/05/2008 a 14/01/2009, para as taxas brasileira e sul africana. Desse modo, para o teste de bicoerência, os resultados corroboram as conclusões do trabalho de Kohler (2010), mencionado no capítulo 2 do presente trabalho. O autor afirma que a crise do *subprime* se caracterizou de forma diferente das demais crises, com impactos mais agudos que culminaram numa quebra de estrutura, e pouca fuga de capitais das economias em desenvolvimento. Portanto, sem grandes impactos com efeitos não lineares. Nessa linha de argumentação, maiores investigações podem ser empreendidas em futuros trabalhos, com vistas a analisar a hipótese da ocorrência, nesse período, de uma quebra estrutural na série temporal analisada.

Depreende-se, desse modo, que os resultados do teste de bicoerência apontam na direção de uma detecção diferenciada no que se refere a crises e alterações de regimes cambiais. A natureza das não linearidades causadas por esses acontecimentos parece ser diversa daquelas relacionadas aos elementos ligados aos fundamentos da economia e aos agentes envolvidos no mercado cambial.

Analisando-se os mesmos resíduos (à exceção dos resíduos da equação de cointegração) sob o teste de complexidade, verifica-se que não há um padrão bem definido no que se refere a períodos de não linearidades. De uma forma geral, essa estatística detecta não linearidades nos períodos clássicos de crises e/ou outras instabilidades, similares às detectadas pelo teste de bicoerência, mas também detecta não linearidades em blocos onde as mesmas não ocorrem por efeitos de crises internacionais ou regionais conhecidas. Desse modo, não é possível associar facilmente esses períodos de não linearidades a choques relacionados às crises e regimes cambiais, conforme mencionado ao longo deste trabalho. Outros fatores relacionados aos fundamentos macroeconômicos e/ou à interação dos agentes participantes do mercado mundial de câmbio podem estar sendo captados pelo teste da complexidade (CPM).

Em particular, ao analisar o resultado desse teste aplicado aos resíduos da equação de cointegração, vê-se que para todos os períodos em análise há a detecção de não linearidades. De fato, ao se observar todas as Figuras de D.12 até D.18, as quais representam todos os blocos dos resíduos da equação de cointegração e seus respectivos gráficos Quantil-Quantil (QQ plots) e box plots, vê-se que a presença dos elementos característicos de não linearidades são muito fortes (como a assimetria e a leptocurtose em suas distribuições de probabilidade, cujas densidades de probabilidades são elevadas em suas extremidades, dada a ocorrência de eventos extremos).

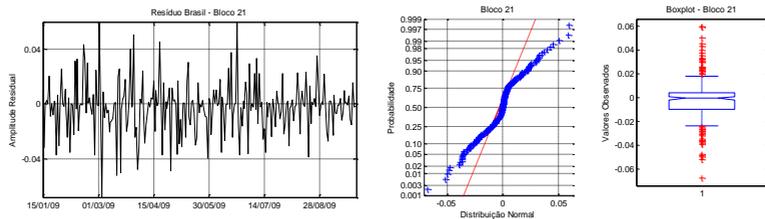
Portanto, pode-se conjecturar que o discriminante CPM apresenta maior capacidade na detecção de não linearidades em situações nas quais predominam os fatores relacionados aos fundamentos macroeconômicos e/ou à interação dos agentes participantes do mercado mundial de câmbio, características inerentemente presentes nos termos de correção de erro.

Desse modo, pode-se também conjecturar que o teste de bicoerência manifestou um melhor ajuste na detecção de não linearidades relacionadas aos momentos de crise e às mudanças de regime cambial pelas quais os países do BRICS estiveram submetidos. Por outro lado, o teste da complexidade também capta com eficiência as não linearidades inerentes a crises e efeitos de regimes cambiais, mas também capta as não linearidades provindas de outros fatores (como os já citados anteriormente) que estão presentes nos termos de erro da equação de cointegração.

Com a finalidade de corroborar a performance do discriminante complexidade (CPM) na detecção de não linearidades associadas a fatores menos evidentes, relacionados aos fundamentos macroeconômicos e/ou à interação dos agentes participantes do mercado mundial de câmbio, preparou-se as Figuras 5.12 e 5.13, nas quais estão representados os resultados do teste de complexidade para os blocos 21 de TCBRASIL e 13 de TCAFS, respectivamente. Para esses blocos, o teste de bicoerência não detectou a ocorrência de não linearidades. Possivelmente isso ocorre porque os elementos não lineares evidenciados nesses blocos de dados para as taxas de câmbio da África do Sul e do Brasil se caracterizam como diferenciados, no que diz respeito ao comportamento das oscilações cambiais, as quais possuem um padrão de frequência praticamente uniforme (vários subperíodos de maiores oscilações, permeados de curtos subperíodos de pequenas oscilações). A análise dos QQ plots e box plots associados confirma a existência de não linearidades, pela presença marcante de *outliers* nos

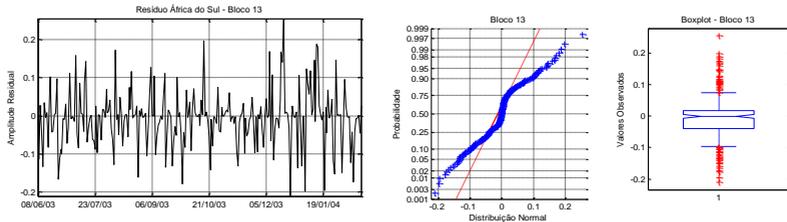
dados. A não linearidade captada nesses blocos está associada a períodos de menor turbulência nos mercados cambiais, em que fatores como o movimento dos fluxos de capitais e intervenções domésticas nas taxas cambiais estão presentes. Desse modo, esses resultados apontam que o teste da complexidade parece ser eficiente na detecção de um maior conjunto de manifestações não lineares.

Figura 5.12 – Blocos Não Lineares pelo método da Complexidade: Resíduo, QQ Plot e Box Plot de TCBRASIL - Bloco 21



Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Figura 5.13 – Blocos Não Lineares pelo método da Complexidade: Resíduo, QQ Plot e Box Plot de TCAFS - Bloco 13



Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

6 CONCLUSÃO

Neste trabalho, foram utilizadas as metodologias de Bekiros (2014) e Hinich (1982), além da metodologia dos dados sub-rogados, que visam operacionalizar a utilização das estatísticas discriminantes, com vistas a permitir a avaliação de possíveis causalidades lineares e de dinâmicas não linearidades entre as taxas de câmbio dos países do BRICS.

Mediante a modelagem VEC, operacionalizada pela utilização do programa STATA 12, foi possível realizar inferências acerca do comportamento dinâmico das variáveis, por meio das relações de curto e longo prazo, mediante os coeficientes de curto prazo do modelo VAR e os valores dos ajustamentos de longo prazo, referentes aos coeficientes da equação de cointegração. Os resultados mostraram a não significância dos coeficientes α para as variáveis D_TCBRASIL, D_TCAFS e D_TCRUSSIA, o que se refletiu na matriz $\Pi = \alpha\beta'$, na medida em que as taxas de câmbio desses países do BRICS são influenciadas apenas pelas relações representadas pela equação de cointegração, na qual todos os coeficientes relacionados aos parâmetros β foram considerados significantes. No caso deste trabalho, encontrou-se exogeneidade fraca de longo prazo nas variáveis TCBRASIL, TCAFS e TCRUSSIA.

A partir das constatações de que apenas para as variáveis TCCHINA e TCINDIA foi encontrada significância para os coeficientes do vetor α referente à velocidade de ajuste do modelo, e de que, a despeito da exogeneidade fraca de longo prazo das variáveis TCBRASIL, TCAFS e TCRUSSIA, todas as variáveis referentes ao modelo das taxas de câmbio nominais dos países do bloco BRICS exercem, no curto prazo, influência sobre uma ou mais variáveis, a análise prosseguiu, com vistas a observar o comportamento dinâmico de todas as variáveis.

Verificou-se que as variáveis TCBRASIL, TCAFS e TCRUSSIA comportam-se como variáveis exógenas fracas, no longo prazo. Portanto, essas variáveis não recebem o impacto das outras variáveis do modelo no longo prazo, mas impactam as demais. A exogeneidade das taxas cambiais das economias do Brasil, da África do Sul e da Rússia, no longo prazo, está relacionada à característica de alta volatilidade que estas economias demonstraram ao longo de todo o período de análise. Prevaleram nas relações do modelo VEC os efeitos das flutuações

estocásticas devidas às flutuações livres. Essas flutuações não se manifestam nos componentes de longo prazo, captados no modelo VEC.

Em seguida, procedeu-se à análise das funções impulso-resposta ortogonalizadas (FIROs), a partir da qual foi possível projetar, através de choques nos termos de erro de cada uma das equações do sistema VAR, o comportamento de cada uma das variáveis componentes desse sistema após a ocorrência desses choques, em um número determinado de períodos à frente.

Ainda em relação à análise das FIROs, foi encontrado que a variável TCCHINA é a que causa os menores impactos sobre as demais, mas produz variações positivas nas demais variáveis que se desenvolvem em tendências estocásticas no longo prazo. Adicionalmente, foi encontrado que as variáveis TCBRASIL, TCINDIA e TCAFS são as que mais apresentam impactos significantes entre si, desenvolvendo tendências estocásticas no longo prazo. De maneira geral, os impactos estocásticos de curto e longo prazo, para essas variáveis, se manifestaram de forma positiva (por exemplo, a depreciação de uma moeda causa depreciação na outra).

A partir dos resultados advindos da modelagem VEC, que compreende o termo de correção de erro da equação de cointegração e os resíduos relacionados a cada uma das taxas de câmbio dos países do BRICS, e levando em conta os elementos que podem destacar efeitos de intervenções marginais ou intramarginais, crises econômicas regionais e internacionais, e os regimes cambiais, foi empreendida, neste trabalho, a análise da existência de não linearidades nessas séries, com o objetivo de investigar possíveis dinâmicas não lineares que direcionam o comportamento das taxas de câmbio desses países.

Após a filtragem das séries cambiais usando o modelo VEC corretamente especificado, os resíduos referentes a cada equação do modelo VAR associados ao VEC foram analisados, com a finalidade de obter explicações para outros possíveis efeitos não observáveis que interagem entre si nas taxas de câmbio dos países do BRICS. Subentende-se que após obter as relações de causalidades lineares captadas pelo modelo VEC, tanto no curto como no longo prazo, qualquer efeito de causalidade não observável remanescente nos termos de ruído das equações do modelo VAR e no termo de correção de erro da equação de cointegração poderão ser efeitos estritamente não lineares por natureza, pois se considera que o modelo VEC já tenha filtrado todos os componentes lineares presentes nas séries cambiais dos países do BRICS.

Com relação aos termos residuais no modelo VAR, espera-se que estes estejam livres de dependência linear, comportando-se como um ruído branco (i.i.d.), e possivelmente estejam distribuídos normalmente. Contudo, como destacado na Subseção 4.2.3, verificou-se que os termos residuais atenderam a condição i.i.d de um ruído branco, sem, contudo, atender a condição de normalidade, fator que induz à sua não Gaussianidade, condição intrínseca à presença de não linearidades nas séries temporais. Da mesma forma que na análise dos resíduos das equações do VAR, no modelo VEC o termo de correção de erro gerado na equação de cointegração também foi analisado, com a finalidade de obter explicações de possíveis efeitos remanescentes não lineares de longo prazo que interagem entre si nas taxas de câmbio dos países do BRICS. Também se considera que o modelo VEC já tenha filtrado todos os componentes lineares presentes nas séries cambiais dos países do BRICS captados pela equação de cointegração. Assim, assumiu-se que também o termo de correção de erro esteja livre de dependência linear e, conforme se espera, seja estacionário; considerou-se a possível imersão de efeitos não lineares em seus componentes, devido às intervenções nas taxas cambiais, conforme destacado na Subseção 4.3.

Os efeitos de não linearidade foram examinados através do método de dados sub-rogados, gerados pelo algoritmo zero e o algoritmo IAAFT, combinados com diferentes estatísticas discriminantes – Dimensão de Correlação (D), Dimensão de Entropia (K), Nível de Ruído (S) e Complexidade (CPM). Esse conjunto de resultados foi obtido utilizando-se como base um pacote de sub-rotinas desenvolvidas por Small (2005), integradas num programa de análise não linear desenvolvido por Biage (2013), utilizando a plataforma MATLAB 2011. Aplicou-se também na análise de não linearidades o método da Bicoerência de Hinich (1982) e Hinich *et al.*, (1988). Os resultados deste último método de análise de não linearidades foi obtido utilizando uma sub-rotina desenvolvida por Swami *et al.*(1998), também integrada por Biage (2013), no respectivo programa de análise de não linearidades.

Em relação à definição do comprimento dos blocos de dados para a análise de não linearidade, no caso do presente trabalho, foram empreendidas análises preliminares, utilizando os resíduos de TCCHINA e da equação de cointegração, com blocos de comprimentos de 128, 256, 512 e 1.024 dados. Considerando que a análise foi feita para cinco países, com uma base de dados de 6.795 observações, então mesmo um pequeno comprimento N da série de tempo induziria a um tempo de processamento grande, dado que para cada bloco de dados

foram estimadas 300 séries sub-rogadas. No entanto, um grande comprimento N da série de tempo induziria a uma perda de especificidades, com relação aos períodos de crises e/ou mudanças de regimes cambiais. Assim, considerando os aspectos destacados, e após a realização de testes preliminares com tamanhos diferentes de blocos de dados, encontrou-se que o melhor comprimento de dados, atendendo aos dois requisitos citados, foi de $N = 256$.

Em seguida, foram realizados os cálculos e testes para a detecção dos blocos que possuem componentes não lineares, para depois investigar se estes estariam associados a períodos específicos onde ocorreram intervenções, mudanças de regime cambiais e crises. Foram empreendidos testes mediante a aplicação do método da bicoerência e das estatísticas discriminantes dimensão de correlação (D), entropia (K), nível de ruído (S) e complexidade (CPM). Cada bloco de dados foi submetido, individualmente, a cada um desses testes. No caso das estatísticas discriminantes, de acordo com o explicitado no capítulo 4 deste trabalho, cada bloco de dados foi previamente submetido a tratamento pelo método dos dados sub-rogados, mediante a utilização dos algoritmos zero e IAAFT. A operacionalização desses cálculos foi empreendida pelo uso do programa MATLAB 2011.

Após a análise global de resultados, verificou-se que as estatísticas discriminantes entropia (K), dimensão de correlação (D) e nível de ruído (S) não demonstraram ter maior poder explicativo em relação ao objeto de estudo, em relação ao teste de bicoerência e à estatística CPM na detecção de não linearidades. Portanto, a análise empírica prosseguiu sem a inclusão das mesmas, levando-se em consideração somente os resultados dos testes de bicoerência e complexidade.

Com a finalidade de compilar os episódios de não linearidades detectadas pelas estatísticas bicoerência e CPM, elaborou-se a Tabela 5.1. Essa tabela mostra os períodos em que ocorreram não linearidades referentes a cada a cada bloco de dados, de acordo com os respectivos testes.

Na análise referente à bicoerência apresentada na Tabela 5.1, observou-se que para todos os resíduos, inclusive da equação de cointegração, há uma concentração no que se refere à detecção de não linearidades, nos blocos de número 1 a 10, os quais compreendem o subperíodo de 09/01/1995 a 11/01/2002. De fato, nesse período, constata-se a presença muito forte de elementos potenciais causadores de não linearidades nas taxas de câmbio em estudo, como crises e alterações de regimes cambiais, conforme mencionado na Subseção 5.2.

No entanto, em relação ao período abrangido pela crise do *subprime* (2007/2009), verifica-se na Tabela 5.1 que os testes de bicoerência detectaram poucos blocos de não linearidades. Desse modo, para o teste de bicoerência, os resultados corroboraram as conclusões do trabalho de Kohler (2010), mencionado no capítulo 2 do presente trabalho. O autor afirma que a crise do *subprime* se caracterizou de forma diferente das demais crises, com impactos mais agudos que culminaram numa quebra de estrutura, e pouca fuga de capitais das economias em desenvolvimento. Portanto, sem grandes impactos com efeitos não lineares. Nessa linha de argumentação, maiores investigações podem ser empreendidas em futuros trabalhos, com vistas a analisar a hipótese da ocorrência, nesse período, de uma quebra estrutural na série temporal analisada.

Depreende-se, desse modo, que os resultados do teste de bicoerência apontam na direção de uma detecção diferenciada no que se refere a crises e alterações de regimes cambiais. A natureza das não linearidades causadas por esses acontecimentos parece ser diversa daquelas relacionadas aos elementos ligados aos fundamentos da economia e aos agentes envolvidos no mercado cambial.

Analisando-se os mesmos resíduos (à exceção dos resíduos da equação de cointegração) sob o teste de complexidade, verificou-se que não há um padrão bem definido no que se refere a períodos de não linearidades. De uma forma geral, essa estatística detecta não linearidades nos períodos clássicos de crises e/ou outras instabilidades, similares às detectadas pelo teste de bicoerência, mas também detecta não linearidades em blocos onde as mesmas não ocorrem por efeitos de crises internacionais ou regionais conhecidas. Outros fatores relacionados aos fundamentos macroeconômicos e/ou à interação dos agentes participantes do mercado mundial de câmbio podem estar sendo captados pelo teste da complexidade (CPM). Os blocos onde a não linearidade foi captada apenas pelo teste da complexidade (CPM) estão associados a períodos de menor turbulência nos mercados cambiais, em que fatores como o movimento dos fluxos de capitais e intervenções domésticas nas taxas cambiais estão presentes. Desse modo, esses resultados apontam que o teste da complexidade parece ser eficiente na detecção de um maior conjunto de manifestações não lineares.

Em particular, após a análise do resultado desse teste aplicado aos resíduos da equação de cointegração, constatou-se que para todos os períodos em análise há a detecção de não linearidades. Da observação de seus respectivos gráficos Quantil-Quantil (QQ plots) e box plots, constata-se a presença dos elementos característicos de não linearidades

são muito fortes (como a assimetria e a leptocurtose em suas distribuições de probabilidade, cujas densidades de probabilidades são elevadas em suas extremidades, dada a ocorrência de eventos extremos).

Portanto, pode-se conjecturar que o discriminante CPM apresenta maior capacidade na detecção de não linearidades em situações nas quais predominam os fatores relacionados aos fundamentos macroeconômicos e/ou à interação dos agentes participantes do mercado mundial de câmbio, características inerentemente presentes nos termos de correção de erro.

Desse modo, pode-se também conjecturar que o teste de bicoerência manifestou um melhor ajuste na detecção de não linearidades relacionadas aos momentos de crise e às mudanças de regime cambial pelas quais os países do BRICS estiveram submetidos.

REFERÊNCIAS

- AIZENMAN, J.; CHINN, M. D. e ITO, H. (2012). **The “Impossible Trinity” Hypothesis in an Era of Global Imbalances: Measurement and Testing**. Working Paper Series No. 2012-007.
- ALDRIGHI, D. M. e CARDOSO, A. D. (2009). **Crises cambiais e financeiras: uma comparação entre América Latina e Leste Asiático**. *Economia e Sociedade*, Campinas, vol. 18, No. 1 (35): 61-117.
- ALTAVILLA C. (2000). **Measuring Monetary Policy Asymmetries Across the EMU Countries**. CES Discussion, 22: 27.
- ANGARÍTA, D. F. L. (2006). **Level of international reserves and exchange risk in Colombia**. *Revista de Economia Institucional*, vol. 8, No. 15.
- ARAÚJO, E. (2009). **Política Cambial e Crescimento Econômico: Teorias e evidências para os países em desenvolvimento e emergentes**. UFRJ, Tese de Doutorado.
- ASHLEY, R. A.; PATTERSON, D. M. e HINICH, M. J. (1986). **A Diagnostic Test for Nonlinear Serial Dependence in Time Series Fitting Errors**. *Journal of Time Series Analysis*, 7:165–178.
- BAIG, T. e GOLDFAJN, I. (1999). **Financial Market Contagion in the Asian Crisis**. *IMF Staff Papers* vol. 46, No. 2.
- BATISTA JR, P. N. (1996). **O Plano Real à Luz da Experiência Mexicana e Argentina**. *Estudos Avançados*. vol. 10 No. 28.
- BEKIROU, S. (2014). **Exchange Rates and Fundamentals: Co-Movement, Long-Run Relationships and Short-Run Dynamics**. *Journal of Banking and Finance*, vol. 39, pp 117-134.
- _____. (2014). **Nonlinear Causality Testing with Stepwise Multivariate Filtering: Evidence from Stock and Currency Markets**. *North American Journal of Economics and Finance*, doi: 10.1016/j.najef.2014.06.005.

BEKIROS, S. D. e DIKS, C. (2008). **The Nonlinear Dynamic Relationship of Exchange Rates: Parametric and Nonparametric Causality Testing.** *Journal of Macroeconomics*, Elsevier, vol. 30 (4):. 1641-1650.

BERTOLA, G. e CABALLERO, R. J.. (1992). **Target Zones and Realignments.** *American Economic Review*. 82 (3): 520-536.

BIAGE, M. (2014). **The Impacts of Economic Flows, Government Transfers and Taxes on the Brazilian Economic Growth.** Submetido para publicação na *Revista de Pesquisa e Planejamento Econômico*, IPEA (aguardando parecer).

BIRKELUND, Y. e HANSSSEN, A. (2009). **Improved Bispectrum Based Tests for Gaussianity and Linearity.** *Signal Processing*, pp. 2537-2545.

BRESSER-PEREIRA, L. C. (2009). **Crise e Recuperação da Confiança.** *Revista de Economia Política* vol. 29 No. 1.

BRICS - Agrupamento Brasil – Rússia - Índia - China - África do Sul.
Ministério das Relações Exteriores Disponível em:
<<http://www.itamaraty.gov.br/temas/mecanismos-inter-regionais>>
Acesso inicial em: 20/11/2012.

BROCKETT, P. L.; HINICH, M. J. e PATTERSON, D. (1988). **Bispectral-Based Tests for Detection of Gaussianity and Linearity in Time Series.** *Journal of the American Statistical Association*, vol.. 83, No. 403, pp. 657-664.

CALVO, G. A. e TALVI, E. (2005). **Sudden Stop, Financial Factors and Economic Collpase in Latin America: Learning from Argentina and Chile** *NBER Working Paper* No. 11153.

CALVO, G. e REINHART, C. (2002). **Fear of floating.** *Quarterly Journal of Economics*, 117 (2): 379-408.

CASDAGLI, M.; DESJARDINS, D.; EUBANK, S.; FARMER, J.D.; GIBSON, J.; HUNTER, N. e THEILER J. (1991). **Nonlinear modeling of chaotic time series: theory and applications**. In: EPRI Workshop on Applications of Chaos.

CAVES, R. E.; FRANKEL, J. A. e JONES, R. W. (2001). **Economia Internacional – Comércio e Transações Globais**. 8ed. São Paulo: Editora Saraiva.

CHEUNG, Y.; CHINN, M. D. e PASCUAL, A. G. (2005). **Empirical exchange rate models of the nineties: Are any fit to survive?** *Journal of International Money and Finance* 24, 1150-1175.

COSTA, C. P. (2008). **Métodos de Dados Sub-rogados Aplicados a Séries Temporais**. Laboratório de Modelagem, Análise e Controle de Sistemas Não-Lineares Departamento de Engenharia Eletrônica. Dissertação de Mestrado – UFMG.

COUDERT, V.; COUHARDE C. E MIGNON, V. (2010). **Exchange Rate Flexibility across Financial Crises**. *CEPII, WP* No 08.

CRESPO-CUARESMA, J.; FIDRMUC, J. e MACDONALD, R. (2005). **The monetary approach to exchange rates in the CEECs**. *Economics of Transition* , 13 (2), 395-416.

DAS, A. e DAS, P. (2007). **Chaotic analysis of the foreign exchange rates**. *Applied Mathematics and Computation*, 185: 388–396.

DAVID, H. A. (1970). **Order Statistics**. John Wiley and Sons, Inc.

DE BOECK J. (2000). **The Effect of Macroeconomic ‘News’ on Exchange Rates: A Structural VAR Approach**. Mimeo.

DELGADO, F. e DUMAS B. (1992). **Target Zones Broad and Narrow**. In: KRUGMAN P.R e MILLER M. (editores). **Exchange Rate Targets and Currency Bands**. Cambridge University Press.

DIKS, C. (1996). **Estimating invariants of noisy attractors**. *Physical Review E* vol. 53, No. 5.

ENDERS, W. (1995). **Applied econometric time series**. New York: John Wiley & Sons.

ENGEL, C. e WEST, K. D. (2005). **Exchange Rates and Fundamentals**. *Journal of Political Economy*, vol. 113 (3): 485-517.

EPSTEIN, G.; GRABEL, I; e JOMO, K.S. (2003). **Capital management techniques in developing countries**. *Working Paper Series* No. 56, University of Massachusetts.

FARRELL, G. e TODANI, K. (2004). **Capital Flows, Exchange Control Regulations and Exchange Rate Policy: The South African Experience**. Artigo para o Seminário - OCDE "How to Reduce Debt Costs in Southern Africa" Bond Exchange of South Africa.

FEDDERKE, J. (2010). **Sustainable Growth in South Africa**. OECD Publishing.

FERRARI FILHO, F. e PAULA, L. F. (2005). **Liberalização financeira e performance econômica: a experiência recente do BRIC**. Grupo de estudos sobre Moeda e Sistema financeiro – Instituto de Economia – UFRJ.

FISCHER, S. (2001). **Exchange rate regimes: is the bipolar view correct?** *Journal of Economic Perspectives*, 15 (2): 3-24.

GHOSH, S. e BHATTACHARYYA, I. (2009). **Spread, volatility and monetary policy: empirical evidence from the Indian overnight money market** *Macroeconomics and Finance in Emerging Market Economies*. Taylor & Francis Journals, vol. 2 (2): 257-277.

GOLDFAJN, I. e MINELLA, A. (2005). **Capital Flows and Controls in Brazil: What Have We Learned?** *NBER Working Papers 11640*, National Bureau of Economic Research, Inc.

GONÇALVES, R.; CARCANHOLO, M. D.; FILGUEIRAS, L. e COSTA PINTO, E. (2008). **Vulnerabilidade Externa Estrutural da América Latina**. Grupo de Trabalho "Setores Dominantes na América Latina".

GOODHART, C. (1989). **News and the Foreign Exchange Market.** *LSE Financial Markets Group Discussion*, 71.

GOODHART, C. e FIGLIUOLI, L. (1991). **Every Minute Counts in the Foreign Exchange Markets.** *Journal of International Money and Finance*, 10, 23-52.

GRAUWE, P. e VANSTEENKISTE, I. (2001). **Exchange rates and Fundamentals: a non-linear relationship?** *CESifo Working Paper* No. 577.

HAIDAR, J. I. (2012). **Currency crisis transmission through international trade.** *Economic Modelling* vol. 29 (2): 151–157.

HINICH, M. J. (1982). **Testing for Gaussianity and linearity of a stationary time series,** *Journal of Time Series Analysis* 3 (3) 169–176.

IMF — INTERNATIONAL MONETARY FUND. (2001). **India: Recent Economic Developments and Selected Issues".** *IMF Country Report* No. 01/191, October.

KOHLER, M. (2010). **Exchange rates during financial crises** *BIS Quarterly Review*.

KOLMOGOROV, A. N. (1965). **Three approaches to the quantitative definition of information.** *Probl. Inf. Transm.* 1: 4–7.

KRUGMAN, P.R. (1991). **Target Zones and exchange Rate Dynamics.** *The Quarterly Journal of Economics.* 106 (3): 669-682.

KUGIUMTZIS, D. (2000). **Surrogate Data Test on Time Series.** In: SOOFI A. S. e CAO. L. **Nonlinear Deterministic Modelling and Forecasting of Economic and Financial Time Series.** Kluwer Academic Publishers.

_____. (2002). **Statically transformed autoregressive process and surrogate data test for nonlinearity.** *Physical Review E*, 66:025201.1.4.

LABONTE M. e MORRISON, W. M. (2013). **China's Currency Policy: An Analysis of the Economic Issues**. CRS Report for Congress.

LEMPEL, A. e ZIV J. (1976). **On The Complexity of Finite Sequences**. IEEE Trans Inf Theory. v. 22, pp. 75–81.

LÜTKEPOHL, H.; KRÄTZIG, M. (2004). **Applied Time Series Econometrics**. Cambridge University Press.

MACDONALD R. e RICCI, L. A. (2004). **Estimation of the Equilibrium for Real Exchange Rate of South Africa**. *South African Journal of Economics*, Economic Society of South Africa, vol. 72 (2): 282-304.

MASTROPASQUA, C.; MICOSSI, S. e RINALDI, R. (1988). **Interventions, Sterilization and Monetary Policy in the European Monetary System countries, 1979-1987**. In: GIAVAZZI, F.; MICOSSI, S. e MILLER M. (editores). **The European Monetary System**. Cambridge University Press.

MBOWENI, T. (2002). **Statement to the Commission of Enquiry on the rapid depreciation of the exchange rate of the rand and related matters**. South African Reserve Bank.

MBOWENI, T. (2004). **Statement on the squaring-off of oversold foreign exchange forward book and the introduction of a new publication format for the monthly report on official gold and foreign reserves**. South African Reserve Bank.

MEESE, R. e ROGOFF K. (1983a). **Empirical Exchange Rate Models of the Seventies: Do they Fit Out of Sample?** *Journal of International Economics*, 14, 3-24.

_____. (1983b). **The Out-of-Sample Failure of Empirical Exchange Rate Models: Sampling Error or Misspecification?** In: FRENKEL, J. **Exchange rates and International Macroeconomics**. University of Chicago Press, 1983b, pp. 67-105.

MIRCHANDANI, A. (2013). **Analysis of Macroeconomic Determinants of Exchange Rate Volatility in India** *International Journal of Economics And Financial Issues* vol. 3 (1).

MOHAN, R. (2006). **Monetary policy and exchange rate frameworks - the Indian experience**. Reserve Bank of India, *Second High Level Seminar on Asian Financial Integration Singapore*, May 25th.

MTONGA, E. (2011). **Did it matter? Monetary Policy Regime Change and Exchange Rate Dynamics in South Africa**. *The World Bank*, Country Office in Zambia, Lusaka.

MUKHTAR, T. e MALIK, S. J. (2010). **Exchange Rate Volatility and Export Growth: Evidence from Selected South Asian Countries**. University of Piraeus, 60 (3-4): 58-68.

MUNHOZ, V. C. V.; PEREIRA, V. P. e DE DEUS, L. N. (2011). **A dinâmica dos fluxos financeiros nos países do BRICS: uma análise do período 2000-2010**. *Revista Economia Ensaios*, Uberlândia (MG), 25 (2), pp. 23-52.

NASSIF, A.; FEIJÓ, C.; e ARAÚJO, E. (2011). **The Long-Term “Optimal” Real Exchange Rate and the Currency Overvaluation Trend in Open Emerging Economies: The Case of Brazil**. UNCTAD Discussion Paper, Geneva: United Nations Conference on Trade and Development.

OBSTFELD, M. e ROGOFF, K. S. (1996). **Foundations of International Macroeconomics**. Cambridge, MA: MIT Press.

OWEN, D. e ROBINSON, D. (2003). **Russia Rebounds**. Washington: IMF.

PAULA, L. F. e BARCELOS, F. C. (2011). **Liberalização financeira, estabilidade macroeconômica e crescimento econômico nos países do BRIC** *Revista de Economia Política*, vol. 31, nº 5 (125), pp. 699-729, Edição especial.

PERES, S. C. e ARAÚJO, E. C. (2011). **Inserção externa e desenvolvimento econômico dos BRIC no período pós-Bretton**

Woods. Revista Economia Ensaios, Uberlândia (MG), 25 (2), pp. 71-100.

RADELET, S.; SACHS, J. D.; COOPER, R. N. e Bosworth, B. P. (1998). **The East Asian Financial Crisis: Diagnosis, Remedies and Prospects.** *Brookings Papers on Economic Activity*, vol. 1998, (1): 1-90.

RUSTICELLI E.; ASHLEY, R.; DAGUM, E. B. e PATTERSON, D. (2009). **A New Bispectral Test for Nonlinear Serial Dependence.** *Econometric Reviews*, Taylor & Francis Journals, vol. 28 (1-3): 279-293.

SCHREIBER, T. (1993). **Determination of the noise level of chaotic time series.** *Physical Review E* vol. 48, No. 1.

SCHREIBER, T. e SCHMITZ, A. (2000). **Surrogate time series.** *Physica D*, 142, pp. 346-382.

SILVA C. e VERNENGO M. (2009). **The Decline of the Exchange Rate Pass-Through in Brazil: Explaining the Fear of Floating.** *International Journal of Political Economy*, 37 (4): 64-79.

SMALL, M. (2005). **Applied Nonlinear Time Series Analysis: Applications in Physics, Physiology and Finance.** *Nonlinear Science Series A*, vol. 52. World Scientific, 2005.

SOUZA, F. E. P. e HOFF, C. R. (2006). **O Regime Cambial Brasileiro: 7 Anos de Flutuação.** Rede de Pesquisas Mercosul.

STATA CORP. (2009). Stata: Release 11. Statistical Software. College Station, TX: StataCorp LP.

SUBBA RAO, T. e GABR, M. M. (1980). **A test for linearity of stationary time series,** *Journal of Time Series Analysis* 1 (2): 145-158.

SWAMI, A.; MENDEL, J. M. e NIKIAS C. L. (1998). **Higher-Order Spectral Analysis.** *The Math Works Inc.* 1, pp. 4-10.

TERÄSVIRTA, T.; TJOSTHEIM, D. e GRANGER, C. (2010). **Modelling nonlinear economic time series**. *Advanced Texts in Econometrics*. Oxford University Press.

TODANI, K.R. e MUNYAMA T.V. (2005). **Exchange rate volatility and exports in South Africa Development Policy**. *Research Unit School of Economics*, University of Cape Town Annual Forum.

TRISTANI, O. (1994). **Variable Probability of Realignment in a Target Zone**. *Scandinavian Journal of Economics*. 96 (1): 1-14.

VAN DER LAAN, C. R. (2007). **A Liberalização da Conta de Capitais no Brasil Recente (1990-2005)**. *Revista do BNDDES*, Rio de Janeiro, V. 14, N. 28, P. 425-458.

VARTANIAN, P. F. (2008). **Choques Monetários e Cambiais sob Regimes de Câmbio Flutuante nos Países Membros do Mercosul**. Tese de Doutorado – PROLAM/USP.

VIEIRA, F. V. (2006) **China: crescimento econômico de longo prazo**. *Revista de Economia Política*. vol. 26 No. 3.

WERNER, A. M. (1995). **Exchange Rate Target Zones, Realignments and the Interest Rate Differential: Theory and Evidence**. *Journal of International Economics*. 39 (3-4): 353-367.

WORLD BANK (2008). *Russian Economic Report* No. 16. Washington: World Bank.

YU, D.; SMALL, M.; HARRISON, R. G. e DIKS C. (2000). **Efficient implementation of the Gaussian kernel algorithm in estimating invariants and noise level from noisy time series data**. *Physical Review E* vol. 61, No. 4.

APÊNDICE A – ESPECIFICAÇÃO DO MODELO VEC

Tabela A.1: Análise do Número de Defasagens

| DEFINIÇÃO DA ORDEM (p) DO MODELO | | | | | | | | |
|--|------------------------|--------------------------|--------------------|------------------------------|------------------------|--------------------------------|--------------------------------------|---|
| Amostra: 9-Jan-95 - 16-Ago-13 | | | | Número de Observações = 6795 | | | | |
| Defasagens | Máxima Verossimilhança | Razão de Verossimilhança | Graus de Liberdade | p-valor | Erro de Previsão Final | Critério de Informação: Akaike | Critério de Informação: Hannan-Quinn | Critério de Informação Bayesiano: Schwarz |
| 0 | -28218.1 | | | | 0.002798 | 8.3107 | 8.3124 | 8.31572 |
| 1 | 55393.1 | 1.7e+05 | 25 | 0.000 | 5.7e-14 | -16.3024 | -16.2920 | -16.2723* |
| 2 | 55450.3 | 114.42 | 25 | 0.000 | 5.7e-14 | -16.3119 | -16.2929* | -16.2567 |
| 3 | 55466.8 | 33.04 | 25 | 0.130 | 5.7e-14 | -16.3094 | -16.2817 | -16.2291 |
| 4 | 55492.5 | 51.47 | 25 | 0.001 | 5.7e-14 | -16.3096 | -16.2732 | -16.2042 |
| 5 | 55522 | 58.98 | 25 | 0.000 | 5.7e-14 | -16.3110 | -16.2659 | -16.1804 |
| 6 | 55531.8 | 19.60 | 25 | 0.768 | 5.7e-14 | -16.3065 | -16.2527 | -16.1508 |
| 7 | 55576.7 | 89.65 | 25 | 0.000 | 5.7e-14 | -16.3123 | -16.2499 | -16.1315 |
| 8 | 55631.2 | 109.16* | 25 | 0.000 | 5.6e-14* | -16.3210* | -16.2500 | -16.1151 |
| Variáveis Endógenas: TCBRASIL TCCHINA TCINDIA TCAFS TCRUSSIA | | | | | | | | |
| Variável Exógena: constante | | | | | | | | |

Fonte: Elaboração própria, a partir dos resultados do programa STATA 12

Tabela A.2: Testes para Cointegração

| TESTE DE COINTEGRAÇÃO DE JOHANSEN | | | | | | |
|--|------------|------------------------|-----------|--|--------------------------------------|--------------------------------|
| Amostra: 9-Jan-95 - 16-Ago-13 Trend: rconstant | | | | Número de Observações = 6795 Defasagens = 8 | | |
| Rank Máximo | Parâmetros | Máxima Verossimilhança | Autovalor | Estatística Traço | Valor Crítico a 5% | Valor Crítico a 1% |
| 0 | 175 | 55603.502 | | 135.2833 | 76.07 | 84.45 |
| 1 | 185 | 55649.714 | 0.01351 | 42.8604* (1% e 5%) | 53.12 | 60.16 |
| 2 | 193 | 55660.583 | 0.00319 | 21.1220 | 34.91 | 41.07 |
| 3 | 199 | 55666.011 | 0.00160 | 10.2649 | 19.96 | 24.60 |
| 4 | 203 | 55670.272 | 0.00125 | 1.7431 | 9.42 | 12.97 |
| 5 | 205 | 55671.144 | 0.00026 | | | |
| Rank Máximo | Parâmetros | Máxima Verossimilhança | Autovalor | Estatística Máximo Autovalor | Valor Crítico a 5% | Valor Crítico a 1% |
| 0 | 175 | 55603.502 | | 92.4230 | 34.40 | 39.79 |
| 1 | 185 | 55649.714 | 0.01351 | 21.7384* (1% e 5%) | 28.14 | 33.24 |
| 2 | 193 | 55660.583 | 0.00319 | 10.8571 | 22.00 | 26.81 |
| 3 | 199 | 55666.011 | 0.00160 | 8.5218 | 15.67 | 20.20 |
| 4 | 203 | 55670.272 | 0.00125 | 1.7431 | 9.24 | 12.97 |
| 5 | 205 | 55671.144 | 0.00026 | | | |
| TESTE DE COINTEGRAÇÃO COM BASE NOS CRITÉRIOS DE INFORMAÇÃO | | | | | | |
| Rank Máximo | Parâmetros | Máxima Verossimilhança | Autovalor | Crítério de Informação Bayesiano: Schwarz | Crítério de Informação: Hannan-Quinn | Crítério de Informação: Akaike |
| 0 | 175 | 55603.502 | | -16.13875 | -16.25385 | -16.31450 |
| 1 | 185 | 55649.714 | 0.01351 | -16.13937* | -16.26104* | -16.32515 |
| 2 | 193 | 55660.583 | 0.00319 | -16.13218 | -16.25911 | -16.32600 |
| 3 | 199 | 55666.011 | 0.00160 | -16.12598 | -16.25686 | -16.32583 |
| 4 | 203 | 55670.272 | 0.00125 | -16.12204 | -16.25555 | -16.32591 |
| 5 | 205 | 55671.144 | 0.00026 | -16.11970 | -16.25453 | -16.32558 |

Fonte: Elaboração própria, a partir dos resultados do programa STATA 12

Tabela A.3: Testes de Ruído Branco e Normalidade e Estatísticas Descritivas dos Resíduos da Equação de Cointegração

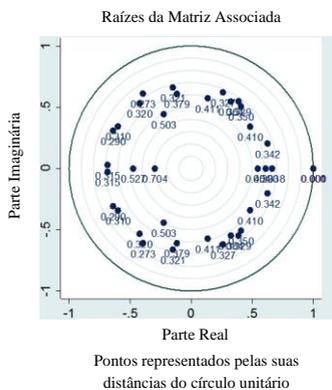
| DISTÚRBIOS RESIDUAIS SOBRE O MODELO VAR | | | | | | |
|--|--|----------------|---|----------------|---|----------------|
| Resíduo (<i>r</i>) | Teste para Ruído Branco de Bartlett (B) | | Teste para Ruído Branco de Portmanteau (Q) | | Teste de Normalidade de Jarque-Bera (JB) | |
| | Estatística B | p-valor | Estatística Q | p-valor | Estatística JB | p-valor |
| <i>r</i> _{TCCHINA} | 0.5947 | 0.8712 | 2.0325 | 0.9800 | 1.4e+07 | 0.0000 |
| <i>r</i> _{TCÍNDIA} | 0.4993 | 0.9644 | 0.3739 | 1.0000 | 1.2e+05 | 0.0000 |
| <i>r</i> _{TCBRASIL} | 0.5606 | 0.9118 | 8.6892 | 0.3692 | 1.8e+05 | 0.0000 |
| <i>r</i> _{TCÁFRICA DO SUL} | 0.4666 | 0.9814 | 0.5937 | 0.9997 | 2.9e+05 | 0.0000 |
| <i>r</i> _{TCRÚSSIA} | 0.2676 | 1.0000 | 0.3598 | 1.0000 | 1.8e+09 | 0.0000 |

| ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS - RESÍDUOS DA EQUAÇÃO DE COINTEGRAÇÃO | | | | | | | |
|---|---------------|---------------|--------------|------------------|----------------------|-------------------|----------------|
| Resíduo (<i>r</i>) | Mínimo | Máximo | Média | Variância | Desvio-Padrão | Assimetria | Curtose |
| <i>r</i> _{COINTEGRAÇÃO} | -26.35896 | 5.625009 | -7.317117 | 49.80323 | 7.05714 | -0.758207 | 2.498203 |

Fonte: Elaboração própria, a partir dos resultados do programa STATA 12

Tabela A.4: Condição de Estabilidade - Autovalores (a especificação VECM impõe 4 módulos unitários).

| Autovalores | Módulos |
|------------------------|----------|
| 1 | 1 |
| 1 | 1 |
| 1 | 1 |
| 1 | 1 |
| 0.9992947 | 0.999295 |
| -0.3938766 +0.6107261i | 0.726722 |
| -0.3938766 -0.6107261i | 0.726722 |
| -0.6398864 +0.3086800i | 0.710449 |
| -0.6398864 -0.3086800i | 0.710449 |
| -0.5980276 +0.3441617i | 0.689989 |
| -0.5980276 -0.3441617i | 0.689989 |
| -0.6841081 +0.0286656i | 0.684708 |
| -0.6841081 -0.0286656i | 0.684708 |
| -0.4228367 +0.5325916i | 0.680033 |
| -0.4228367 -0.5325916i | 0.680033 |
| -0.1500630 +0.6617040i | 0.678506 |
| -0.1500630 -0.6617040i | 0.678506 |
| 0.2600457 +0.6210743i | 0.673318 |
| 0.2600457 -0.6210743i | 0.673318 |
| 0.3871638 +0.5485511i | 0.671419 |
| 0.3871638 -0.5485511i | 0.671419 |
| 0.6622016 | 0.662202 |
| 0.6254691 +0.2038454i | 0.657848 |
| 0.6254691 -0.2038454i | 0.657848 |
| 0.4069116 +0.5067371i | 0.649892 |
| 0.4069116 -0.5067371i | 0.649892 |
| 0.3245874 +0.5471239i | 0.636162 |
| 0.3245874 -0.5471239i | 0.636162 |
| -0.1180669 +0.6099787i | 0.621300 |
| -0.1180669 -0.6099787i | 0.621300 |
| 0.6100715 | 0.610071 |
| 0.4818150 +0.3413422i | 0.590475 |
| 0.4818150 -0.3413422i | 0.590475 |
| 0.1351704 +0.5734017i | 0.589118 |
| 0.1351704 -0.5734017i | 0.589118 |
| 0.5457795 | 0.545779 |
| -0.2246378 +0.4430954i | 0.496785 |
| -0.2246378 -0.4430954i | 0.496785 |
| -0.4734984 | 0.473498 |
| -0.2963312 | 0.296331 |



Fonte: Elaboração própria, a partir dos resultados do programa STATA 12

APÊNDICE B – ANÁLISE DOS COEFICIENTES DE CURTO PRAZO E LONGO PRAZO

Tabela B.1: Equação de Cointegração

| EQUAÇÃO DE COINTEGRAÇÃO | | | | | | | |
|-------------------------|-----------|--|-------------|---------------|---------|------------------------------|------------|
| Parâmetros: 04 | | Estatística Qui-Quadrado (χ^2): 44.6746 | | | | p-valor: 0.0000 | |
| Equação | Variável | Coeficiente | Erro Padrão | Estatística t | p-valor | Intervalo de Confiança (95%) | |
| 01 | TCBRASIL | 1.0000 | - | - | - | - | - |
| | TCCHINA | 9.2309 | 1.6143 | 5.72 | 0.0000 | [6.0670 | 12.3949] |
| | TCINDIA | 2.2481 | 0.4289 | 5.24 | 0.0000 | [1.4074 | 3.0888] |
| | TCAFS | -2.1581 | 1.0952 | -1.97 | 0.0490 | [-4.3046 | -0.0117] |
| | TCRÚSSIA | -0.5668 | 0.2110 | -2.69 | 0.0070 | [-0.9804 | -0.1531] |
| | Constante | -151.4416 | 22.3950 | -6.76 | 0.0000 | [-195.3350 | -107.5482] |

Fonte: Elaboração própria, a partir dos resultados do programa STATA 12

Tabela B.2: Resultados do Modelo Vetor Autorregressivo (VAR)^a (continua)

| Amostra:09-Jan-95 - 16-Ago-13 | | | | | |
|-----------------------------------|--|--|---|---|---|
| Máxima Verossimilhança = 55649.71 | | Número de Observações = 6795 | | AIC = -16.32515 | |
| Det (Sigma_ml)= 5.30e-14 | | | | HQIC = -16.26104 | |
| | | | | SBIC = -16.13937 | |
| Qui-Quadrado | D_TCCHINA | D_TCINDIA | D_TCBRASIL | D_TCAFS | D_TCRUSSIA |
| | 269.0912 (0.0000) | 127.6929 (0.0000) | 82.02114 (0.0000) | 84.96254 (0.0000) | 36.60779 (0.4405) |
| Correção de Erros | D_TCCHINA | D_TCINDIA | D_TCBRASIL | D_TCAFS | D_TCRUSSIA |
| ce1 | 0.0000553*** (6.16e-06) (8.97) | -0.0005633*** (0.0002089) (-2.70) | -0.0000157 (0.0000241) (-0.65) | -0.0000541 (0.0000874) (-0.62) | -0.0001179 (0.0003037) (-0.39) |
| L1.D_TCCHINA | -0.1188297*** (0.0121735) (-9.76) | 0.3114532 (0.4126890) (0.75) | -0.0638905 (0.0476543) (-1.34) | -0.1504493 (0.1727086) (-0.87) | 0.3125041 (0.5997959) (0.52) |
| L2.D_TCCHINA | -0.0579540*** (0.0122648) (-4.73) | 0.0763220 (0.4157842) (0.18) | 0.0481976 (0.0480117) (1.00) | -0.2530440 (0.1740040) (-1.45) | 0.1859302 (0.6042944) (0.31) |
| L3.D_TCCHINA | -0.0333632*** (0.0122805) (-2.72) | -0.1239441 (0.4163163) (-0.30) | 0.0341786 (0.0480732) (0.71) | -0.0883109 (0.1742266) (-0.51) | -0.2901451 (0.6050677) (-0.48) |
| L4.D_TCCHINA | -0.0363054*** (0.0122779) (-2.96) | -0.9188448** (0.4162290) (-2.21) | -0.0249735 (0.0480631) (-0.52) | -0.2043205 (0.1741901) (-1.17) | 0.4750621 (0.6049408) (0.79) |
| L5.D_TCCHINA | 0.0339344*** (0.0122817) (2.76) | 0.9301004** (0.4163586) (2.23) | 0.0452667 (0.0480781) (0.94) | 0.0805061 (0.1742443) (0.46) | 0.1841410 (0.6051292) (0.30) |
| L6.D_TCCHINA | 0.0003767 (0.0122706) (0.03) | -0.7143155* (0.4159820) (-1.72) | 0.0263993 (0.0480346) (0.55) | -0.0035234 (0.1740867) (-0.02) | -0.1186886 (0.6045819) (-0.20) |
| L7.D_TCCHINA | 0.0750986*** (0.0121767) (6.17) | -0.3348166 (0.4127989) (-0.81) | 0.1186629** (0.0476670) (2.49) | 0.2843702* (0.1727546) (1.65) | -0.0920380 (0.5999556) (-0.15) |
| L1.D_TCINDIA | 0.0006378* (0.0003725) (1.71) | -0.0535941*** (0.0126271) (-4.24) | 0.0017846 (0.0014581) (1.22) | -0.0008458 (0.0052844) (-0.16) | 0.0210789 (0.0183521) (1.15) |
| L2.D_TCINDIA | -0.0000183 (0.0003731) (-0.05) | -0.0427635*** (0.0126494) (-3.38) | 0.0013380 (0.0014607) (0.92) | 0.0043561 (0.0052937) (0.82) | 0.0141552 (0.0183845) (0.77) |
| L3.D_TCINDIA | 0.0002213 (0.0003733) (0.59) | -0.0160439 (0.0126546) (-1.27) | 0.0007584 (0.0014613) (0.52) | 0.0033778 (0.0052959) (0.64) | 0.0114494 (0.0183920) (0.62) |

Tabela B.2: Resultados do Modelo Vetor Autorregressivo (VAR)^a (continua)

| Amostra: 9-Jan-95 - 16-Ago-13 | | | | | |
|-----------------------------------|---|---|--|--|---|
| Máxima Verossimilhança = 55649.71 | Número de Observações = 6795 | | | | AIC = -16.32515 |
| Det (Sigma_ml) = 5.30e-14 | | | | | HQIC = -16.26104 |
| | | | | SBIC = -16.13937 | |
| Qui-Quadrado | D_TCCHINA | D_TCINDIA | D_TCBRASIL | D_TCAFS | D_TCRUSSIA |
| | 269.0912 (0.0000) | 127.6929 (0.0000) | 82.02114 (0.0000) | 84.96254 (0.0000) | 36.60779 (0.4405) |
| Correção de Erros | D_TCCHINA | D_TCINDIA | D_TCBRASIL | D_TCAFS | D_TCRUSSIA |
| L4.D_TCINDIA | 0.0001166 (0.0003731) (0.31) | -0.0253894** (0.0126470) (-2.01) | 0.0001294 (0.0014604) (0.09) | 0.0032362 (0.0052927) (0.61) | -0.0017945 (0.0183809) (-0.10) |
| L5.D_TCINDIA | -0.0001181 (0.0003735) (-0.32) | -0.0535941 (0.0126271) (-4.24) | 0.0002526 (0.0014622) (0.17) | -0.0002777 (0.0052992) (-0.05) | 0.0118615 (0.0184036) (0.64) |
| L6.D_TCINDIA | 0.0000726 (0.0003731) (0.19) | 0.0175160 (0.0126626) (1.38) | -0.0005766 (0.0014605) (-0.39) | -0.0085255 (0.0052932) (-1.61) | -0.0202822 (0.0183825) (-1.10) |
| L7.D_TCINDIA | -0.0000556 (0.0003719) (-0.15) | 0.0537887*** (0.0126078) (4.27) | -0.0000193 (0.0014559) (-0.01) | 0.0029607 (0.0052763) (0.56) | -0.0258976 (0.0183240) (-1.41) |
| L1.D_TCBRASIL | 0.0009570 (0.0032820) (0.29) | 0.1647568 (0.1112606) (1.48) | 0.0467257*** (0.0128476) (3.64) | -0.0719059 (0.0465621) (-1.54) | -0.0257178 (0.1617045) (-0.16) |
| L2.D_TCBRASIL | 0.0025139 (0.0032837) (0.77) | 0.2419992** (0.1113188) (2.17) | 0.0076455 (0.0128543) (0.59) | -0.0019332 (0.0465864) (-0.04) | 0.0512389 (0.161789) (0.32) |
| L3.D_TCBRASIL | 0.0014827 (0.0032849) (0.45) | 0.2049132* (0.1113604) (1.84) | -0.0126556 (0.0128591) (-0.98) | -0.0733997 (0.0466038) (-1.57) | -0.1648572 (0.1618495) (-1.02) |
| L4.D_TCBRASIL | -0.0000183 (0.0032851) (-0.01) | 0.0459346 (0.1113662) (0.41) | -0.0430586*** (0.0128598) (-3.35) | -0.1321136*** (0.0466063) (-2.83) | 0.1187641 (0.1618580) (0.73) |
| L5.D_TCBRASIL | -0.0013885 (0.0032879) (-0.42) | -0.0334355 (0.1114627) (-0.30) | -0.0043287 (0.0128709) (-0.34) | -0.0290202 (0.0466467) (-0.62) | 0.1547537 (0.1619982) (0.96) |
| L6.D_TCBRASIL | 0.0009650 (0.0032872) (0.29) | 0.0363942 (0.1114391) (0.33) | 0.0472291*** (0.0128682) (3.67) | -0.0344013 (0.0466368) (-0.74) | -0.0283605 (0.1619638) (-0.18) |
| L7.D_TCBRASIL | -0.0034282 (0.0032863) (-1.04) | 0.2350007** (0.1114069) (2.11) | -0.0521735** (0.0128645) (-4.06) | -0.0566427 (0.0466233) (-1.21) | 0.2133661 (0.1619171) (1.32) |

Tabela B.2: Resultados do Modelo Vetor Autorregressivo (VAR)^a (continua)

| Amostra: 9-Jan-95 - 16-Ago-13 | | | | | |
|-----------------------------------|--|--|--|--|--|
| Máxima Verossimilhança = 55649.71 | | Número de Observações = 6795 | | AIC = -16.32515 | |
| Det (Sigma_ml) = 5.30e-14 | | | | HQIC = -16.26104 | |
| | | | | SBIC = -16.13937 | |
| Qui-Quadrado | D_TCCHINA | D_TCINDIA | D_TCBRASIL | D_TCAFS | D_TCRUSSIA |
| | 269.0912 (0.0000) | 127.6929 (0.0000) | 82.02114 (0.0000) | 84.96254 (0.0000) | 36.60779 (0.4405) |
| Correção de Erros | D_TCCHINA | D_TCINDIA | D_TCBRASIL | D_TCAFS | D_TCRUSSIA |
| L1.D_TCAFS | 0.0016389* (0.0009295) (1.76) | 0.1291711*** (0.0315093) (4.10) | -0.0051479 (0.0036385) (-1.41) | -0.0054502 (0.0131865) (-0.41) | -0.0206567 (0.0457951) (-0.45) |
| L2.D_TCAFS | 0.0004870 (0.0009294) (0.52) | 0.0248594 (0.0315065) (0.79) | -0.0004813 (0.0036381) (-0.13) | -0.0314555** (0.0131853) (-2.39) | -0.0224680 (0.0457910) (-0.49) |
| L3.D_TCAFS | 0.0008705 (0.0009298) (0.94) | 0.0650950** (0.0315194) (2.07) | 0.0094951*** (0.0036396) (2.61) | 0.0134970 (0.0131908) (1.02) | 0.0551877 (0.0458099) (1.20) |
| L4.D_TCAFS | 0.0014565 (0.0009290) (1.57) | 0.0237839 (0.0314924) (0.76) | 0.0002440 (0.0036365) (0.07) | -0.0189780 (0.0131794) (-1.44) | -0.0417379 (0.0457705) (-0.91) |
| L5.D_TCAFS | 0.0019601** (0.0009291) (2.11) | 0.0486089 (0.0314988) (1.54) | 0.0003089 (0.0036372) (0.08) | -0.0036672 (0.0131821) (-0.28) | -0.0177133 (0.0457798) (-0.39) |
| L6.D_TCAFS | -0.0005542 (0.0009287) (-0.60) | 0.0041076 (0.0314851) (0.13) | -0.0015796 (0.0036357) (-0.43) | 0.0549790*** (0.0131764) (4.17) | 0.0561910 (0.0457600) (1.23) |
| L7.D_TCAFS | -0.0025601*** (0.0009294) (-2.75) | 0.0259097 (0.0315058) (0.82) | 0.0112405*** (0.0036381) (3.09) | -0.0391343*** (0.0131850) (-2.97) | -0.0336077 (0.0457900) (-0.73) |
| L1.D_TCRUSSIA | 0.0006431** (0.0002524) 2.55) | 0.0129067 (0.0085577) (1.51) | -0.0006836 (0.0009882) (-0.69) | 0.0000985 (0.0035813) (0.03) | -0.0414264*** (0.0124376) (-3.33) |
| L2.D_TCRUSSIA | -0.0000766 (0.0002528) (-0.30) | 0.0053462 (0.0085707) (0.62) | 0.0001128 (0.0009897) (0.11) | 0.0025387 (0.0035868) (0.71) | 0.0022399 (0.0124565) (0.18) |
| L3.D_TCRUSSIA | 0.0001926 (0.0002528) (0.76) | 0.0086494 (0.0085707) (1.01) | 0.0000879 (0.0009896) (0.09) | 0.0000979 (0.0035866) (0.03) | -0.0383606*** (0.0124558) (-3.08) |
| L4.D_TCRUSSIA | 0.0001119 (0.0002530) (0.44) | 0.010212 (0.0085754) (0.12) | 0.0004764 (0.0009902) (0.48) | -0.0091857*** (0.0035888) (-2.56) | -0.0073280 (0.0124634) (-0.59) |

Tabela B.2: Resultados do Modelo Vetor Autorregressivo (VAR)^a (conclusão)

| | | | | | |
|--|---|---|---|---|---|
| Amostra: 9-Jan-95 - 16-Ago-13 | | | | AIC | = -16.32515 |
| Máxima Verossimilhança = 55649.71 | | Número de Observações = 6795 | | HQIC | = -16.26104 |
| Det (Sigma_ml) = 5.30e-14 | | | | SBIC | = -16.13937 |
| Qui-Quadrado | D_TCCHINA 269.0912 (0.0000) | D_TCINDIA 127.6929 (0.0000) | D_TCBRASIL 82.02114 (0.0000) | D_TCAFS 84.96254 (0.0000) | D_TCRUSSIA 36.60779 (0.4405) |
| Correção de Erros | D_TCCHINA | D_TCINDIA | D_TCBRASIL | D_TCAFS | D_TCRUSSIA |
| L5.D_TCRUSSIA | 0.0002009 (0.0002529) (0.79) | -0.0019164 (0.0085744) (-0.22) | -0.0010374 (0.0009901) (-1.05) | -0.0037243 (0.0035883) (-1.04) | -0.0040774 (0.0124619) (-0.33) |
| L6.D_TCRUSSIA | -0.0000697 (0.0002530) (-0.28) | 0.0052786 (0.0085753) (0.62) | -0.0005542 (0.0009902) (-0.56) | 0.0041046 (0.0035887) (1.14) | 0.0101821 (0.0124632) (0.82) |
| L7.D_TCRUSSIA | 0.0002788 (0.0002527) (1.10) | 0.0031310 (0.0085665) (0.37) | 0.0004411 (0.0009892) (0.45) | 0.0031697 (0.0035851) (0.88) | 0.0022007 (0.0124505) (0.18) |

a: *→ 10% de significância, **→ 5% de significância e ***→ 1% de significância; **L1**= primeira defasagem;

D = primeira diferença.

Tabela B.3: Parâmetros de Impacto $\Pi = \alpha\beta^b$

| Correção de Erros | D_TCCHINA | D_TCINDIA | D_TCBRASIL | D_TCAFS | D_TCRUSSIA |
|--------------------|--|--|---|---|---|
| L1.TCCHINA | 0.0005105*** (0.0000569) (8.97) | -0.0051998*** (0.0019288) (-2.70) | -0.0001451 (0.0002227) (-0.65) | -0.0004996 (0.0008072) (-0.62) | -0.0010881 (0.0028033) (-0.39) |
| L1.TCINDIA | 0.0001243*** (0.0000139) (8.97) | -0.0012664*** (0.0004697) (-2.70) | -0.0000353 (0.0000542) (-0.65) | -0.0001217 (0.0001966) (-0.62) | -0.0002650 (0.0006827) (-0.39) |
| L1.TCBRASIL | 0.0000553*** (6.16e-06) (8.97) | -0.0005633*** (0.0002089) (-2.70) | -0.0000157 (0.0000241) (-0.65) | -0.0000541 (0.0000874) (-0.62) | -0.0001179 (0.0003037) (-0.39) |
| L1.TCAFS | -0.0001193*** (0.0000133) (-8.97) | 0.0012157*** (0.0004509) (2.70) | 0.0000339 (0.0000521) (0.65) | 0.0001168 (0.0001887) (0.62) | 0.0002544 (0.0006554) (0.39) |
| L1.TCRUSSIA | -0.0000313*** (3.49e-06) (-8.97) | 0.0003193*** (0.0001184) (2.70) | 8.91e-06 (0.0000137) (0.65) | 0.0000307 (0.0000496) (0.62) | 0.0000668 (0.0001721) (0.39) |

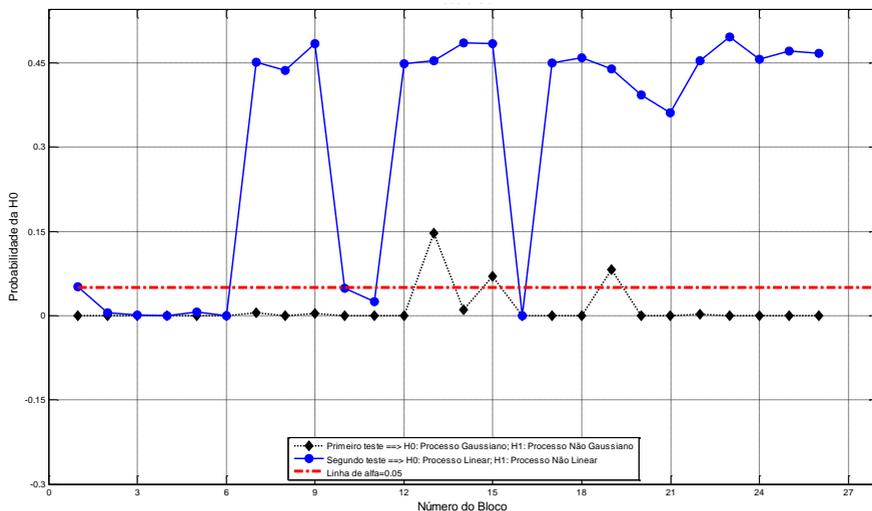
b: *→ 10% de significância, **→ 5% de significância e ***→ 1% de significância; **L1**= primeira defasagem;

D = primeira diferença.

APÊNDICE C – RESULTADOS DOS CÁLCULOS DA BICOERÊNCIA E DAS ESTATÍSTICAS DISCRIMINANTES PELO MÉTODO DE DADOS SUB-ROGADOS

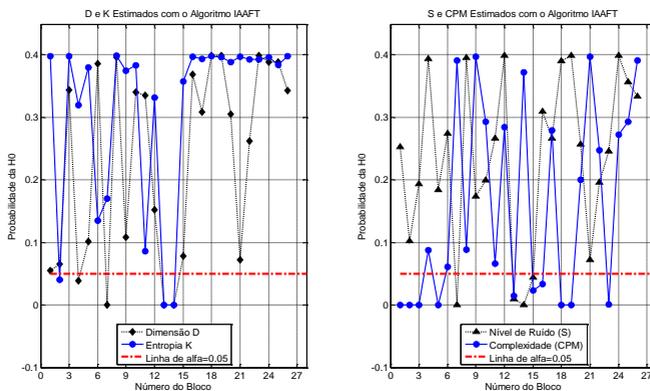
Gráficos C.1 – Resíduos de TCCHINA

Gráfico C.1.1 – Método da Bicoerência



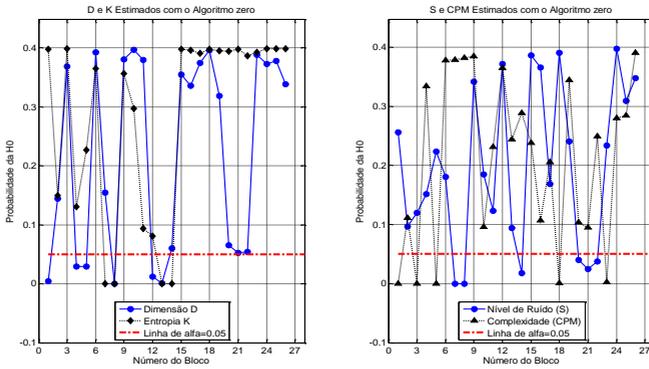
Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Gráfico C.1.2 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes – Algoritmo IAAFT



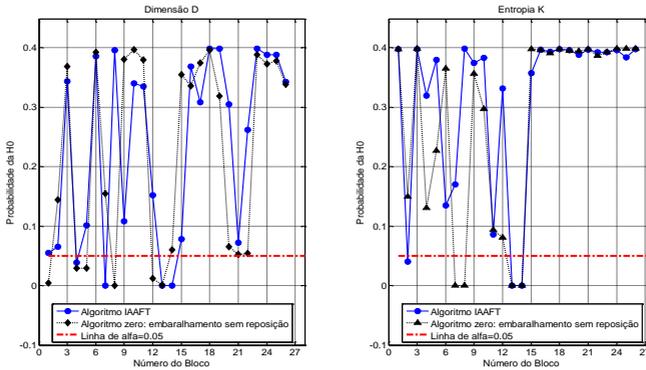
Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Gráfico C.1.3 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes – Algoritmo zero



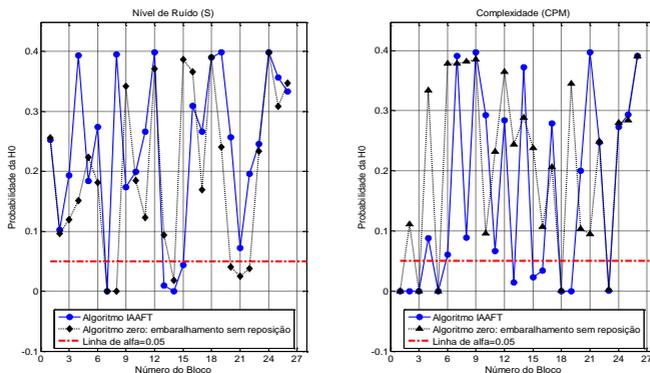
Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Gráfico C.1.4 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes D e K – Algoritmos zero e IAFT



Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

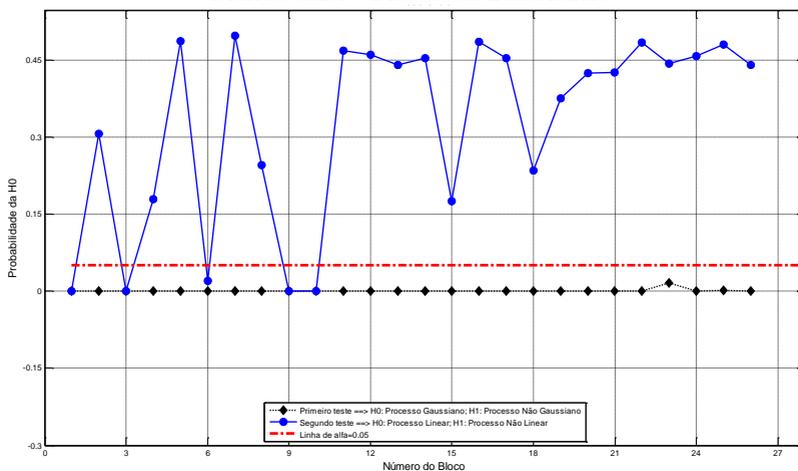
Gráfico C.1.5 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes S e CPM – Algoritmos zero e IAAFT



Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

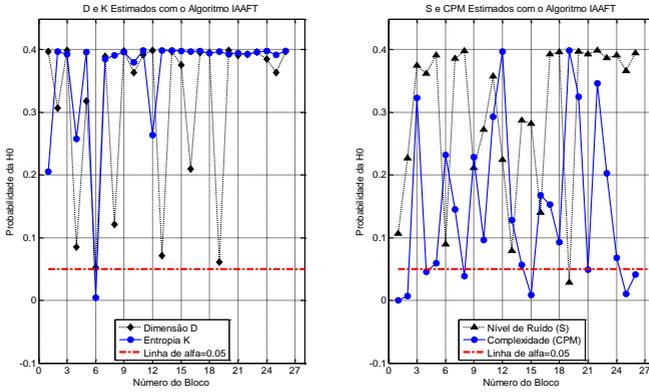
Gráficos C.2 – Resíduos de TCINDIA

Gráfico C.2.1 – Método da Bicoerência



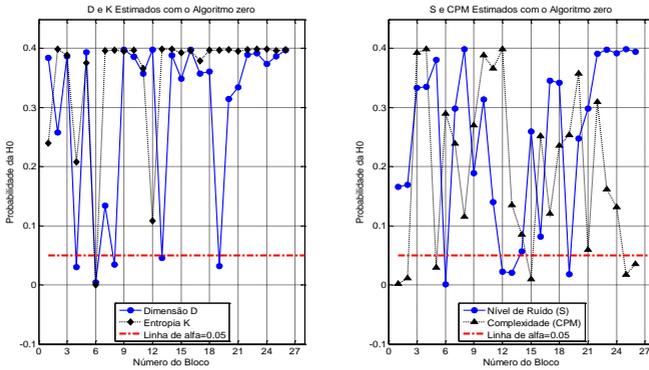
Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Gráfico C.2.2 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes – Algoritmo IAAFT



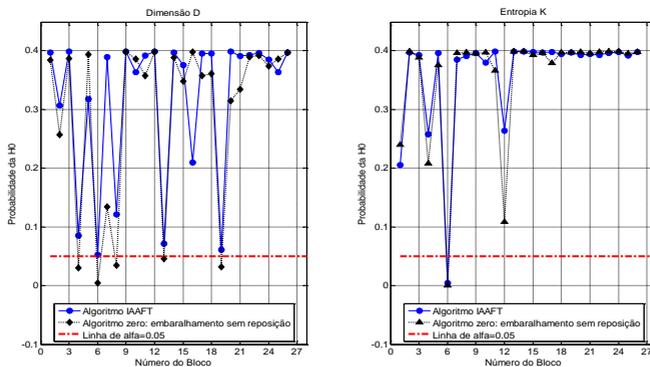
Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Gráfico C.2.3 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes – Algoritmo zero



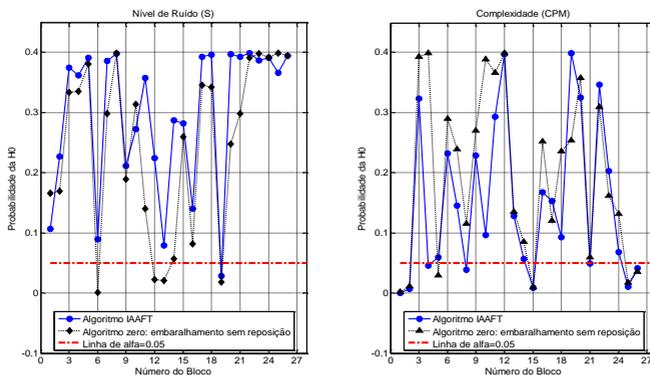
Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Gráfico C.2.4 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes D e K – Algoritmos zero e IAAFT



Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

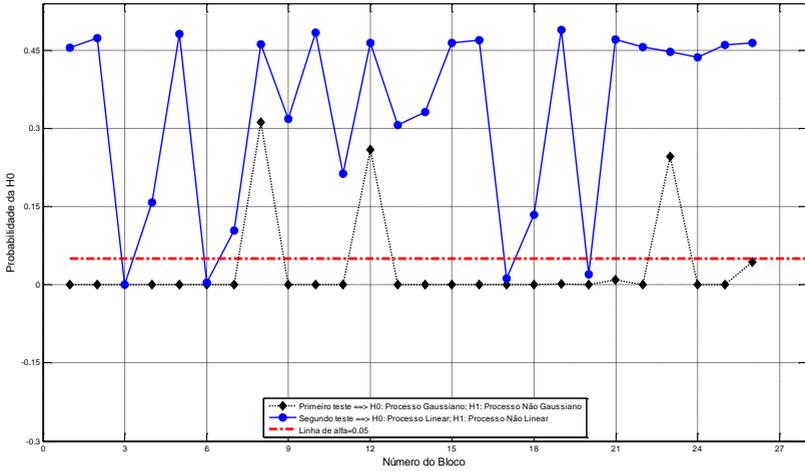
Gráfico C.2.5 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes S e CPM – Algoritmos zero e IAAFT



Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

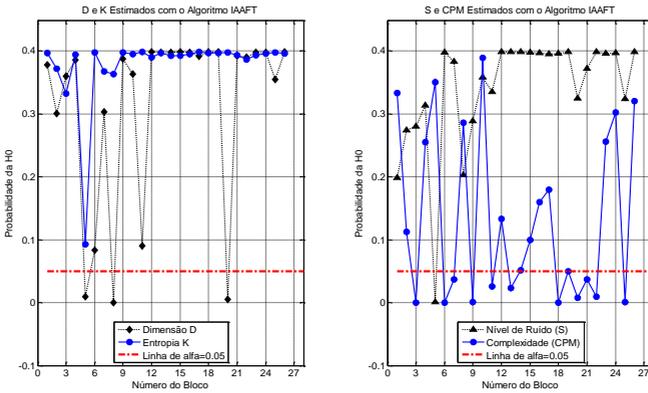
Gráficos C.3 – Resíduos de TCBRASIL

Gráfico C.3.1 – Método da Bicoerência



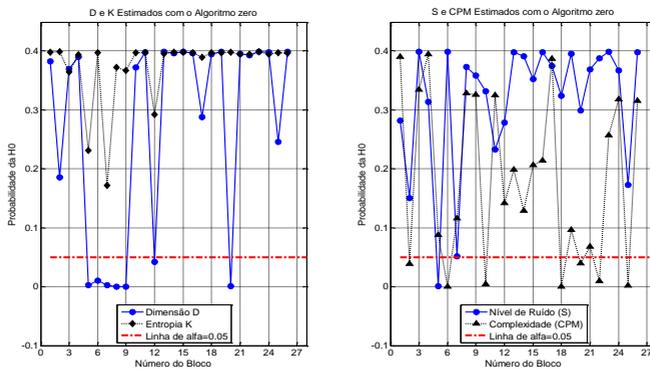
Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Gráfico C.3.2 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes – Algoritmo IAAFT



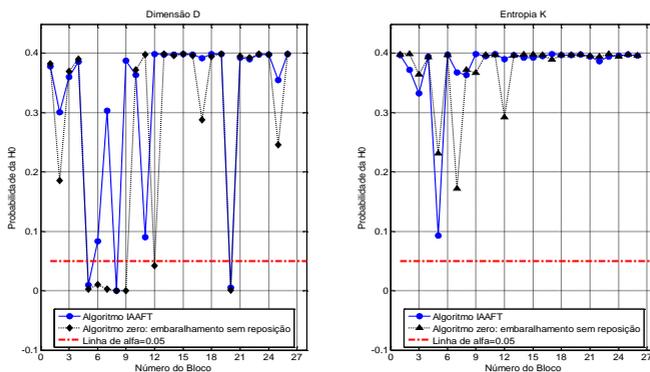
Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Gráfico C.3.3 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes – Algoritmo zero



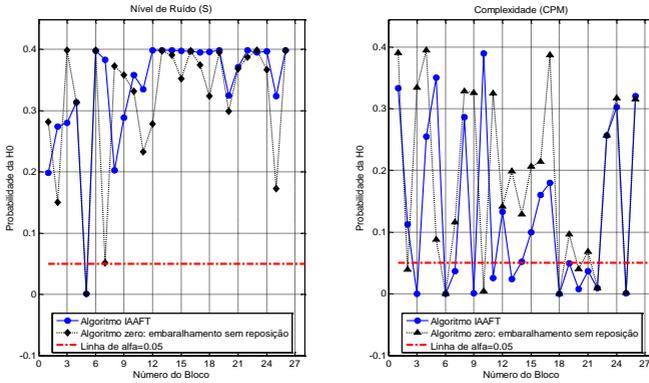
Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Gráfico C.3.4 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes D e K – Algoritmos zero e IAFT



Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

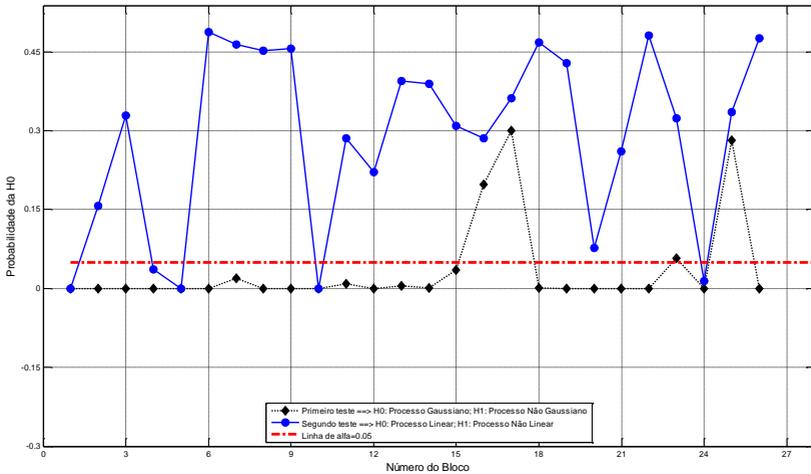
Gráfico C.3.5 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes S e CPM – Algoritmos zero e IAAFT



Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

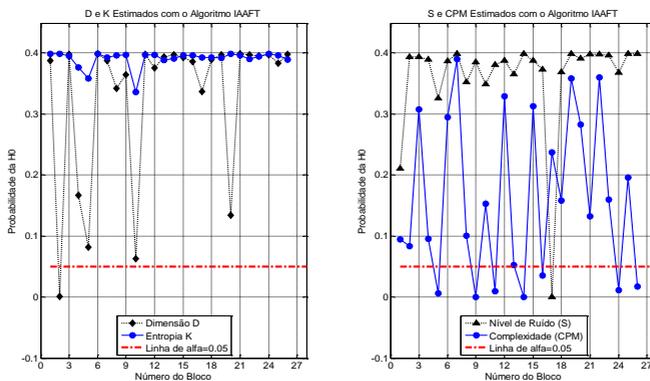
Gráficos C.4 – Resíduos de TCAFS

Gráfico C.4.1 – Método da Bicoerência



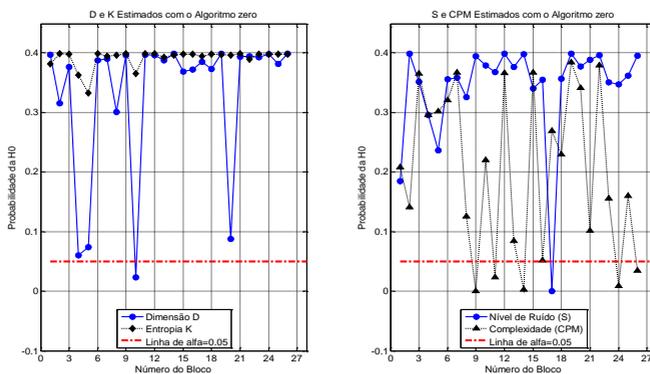
Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Gráfico C.4.2 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes – Algoritmo IAAFT



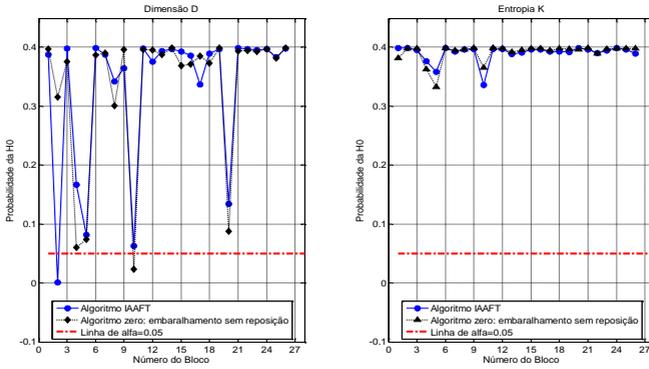
Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Gráfico C.4.3 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes – Algoritmo zero



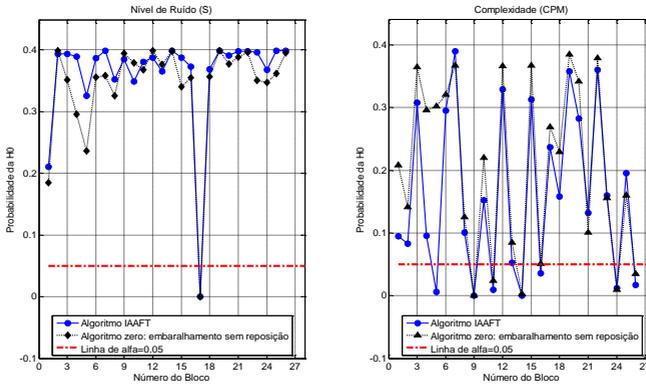
Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Gráfico C.4.4 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes D e K – Algoritmos zero e IAAFT



Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

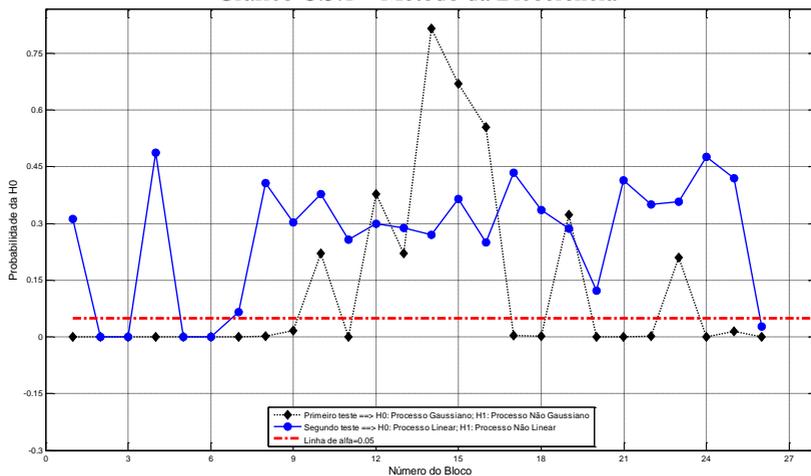
Gráfico C.4.5 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes S e CPM – Algoritmos zero e IAAFT



Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

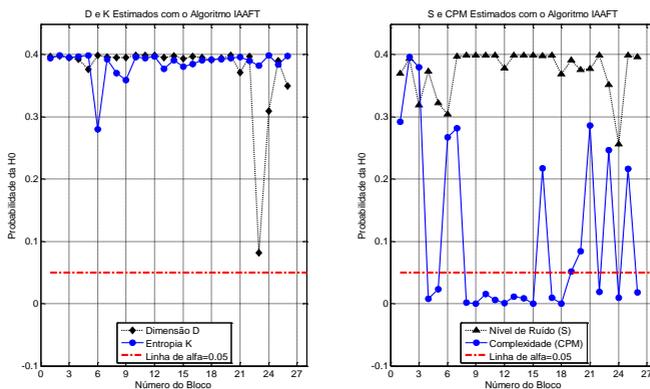
Gráficos C.5 – Resíduos de TCRUSSIA

Gráfico C.5.1 – Método da Bicoerência



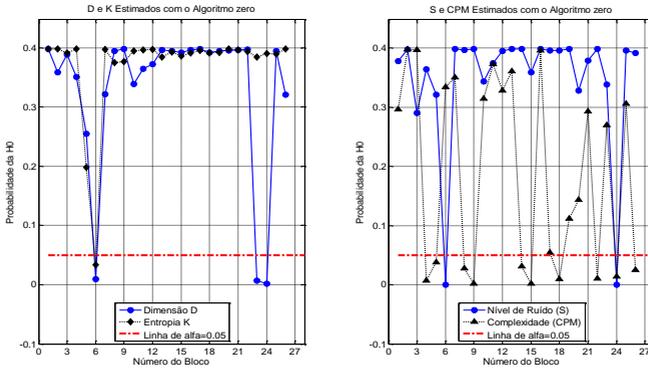
Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Gráfico C.5.2 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes – Algoritmo IAAFT



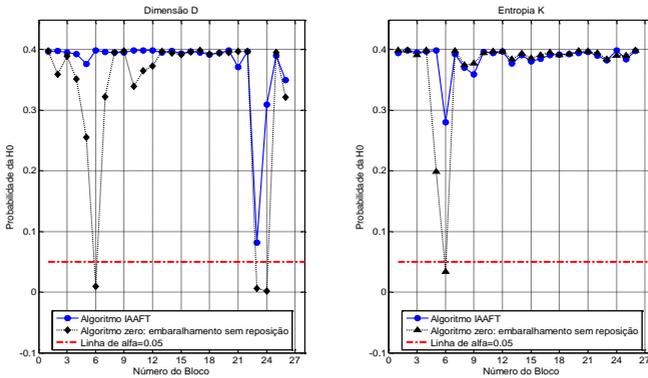
Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Gráfico C.5.3 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes – Algoritmo zero



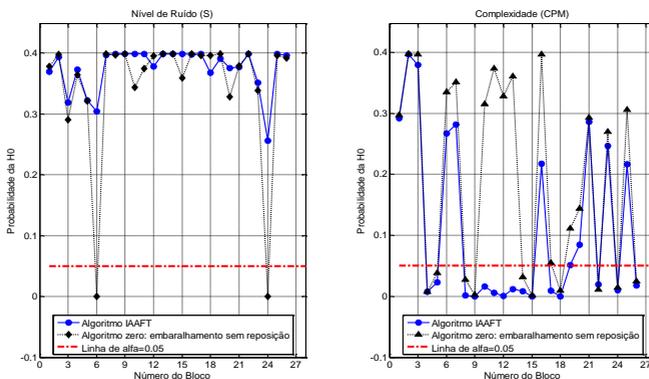
Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Gráfico C.5.4 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes D e K – Algoritmos zero e IAAFT



Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

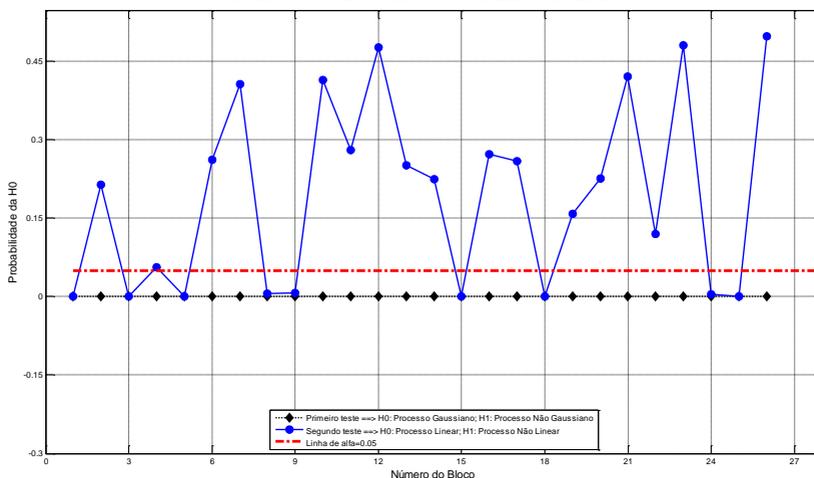
Gráfico C.5.5 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes S e CPM – Algoritmos zero e IAAFT



Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

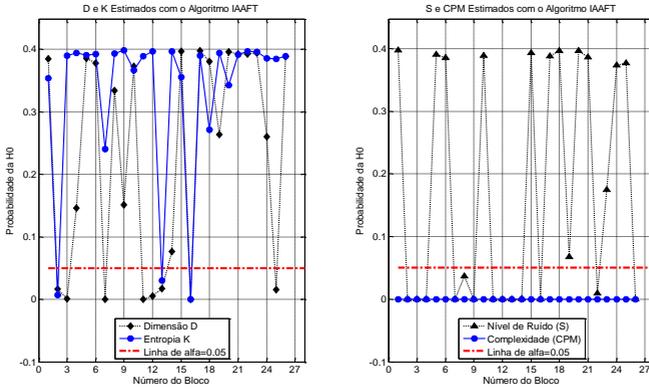
Gráficos C.6 – Resíduos da Equação de Cointegração

Gráfico C.6.1 – Método da Bicoerência



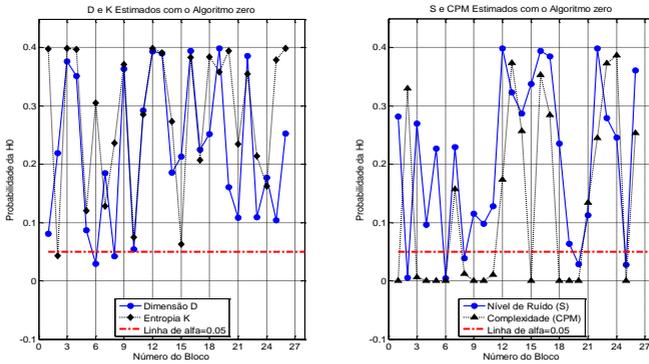
Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Gráfico C.6.2 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes – Algoritmo IAAFT



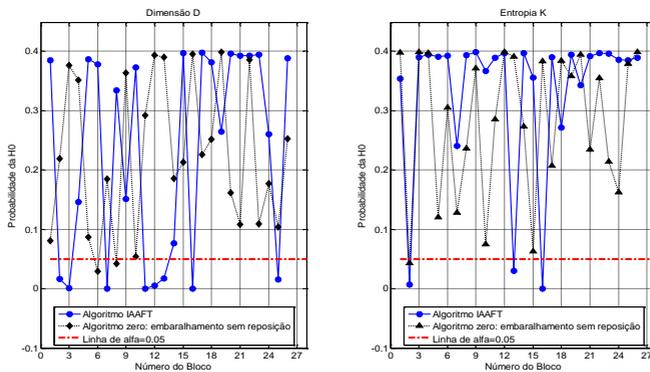
Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Gráfico C.6.3 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes – Algoritmo zero



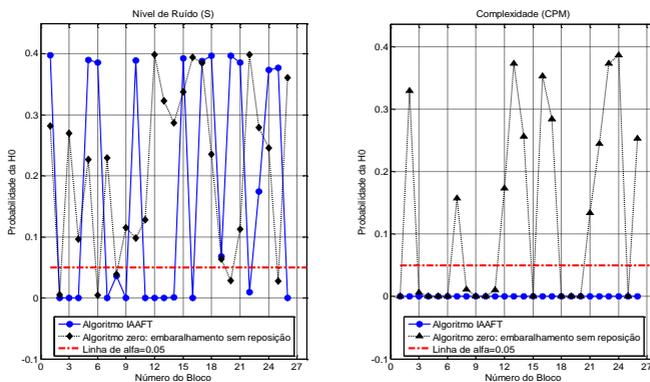
Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Gráfico C.6.4 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes D e K – Algoritmos zero e IAAFT



Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

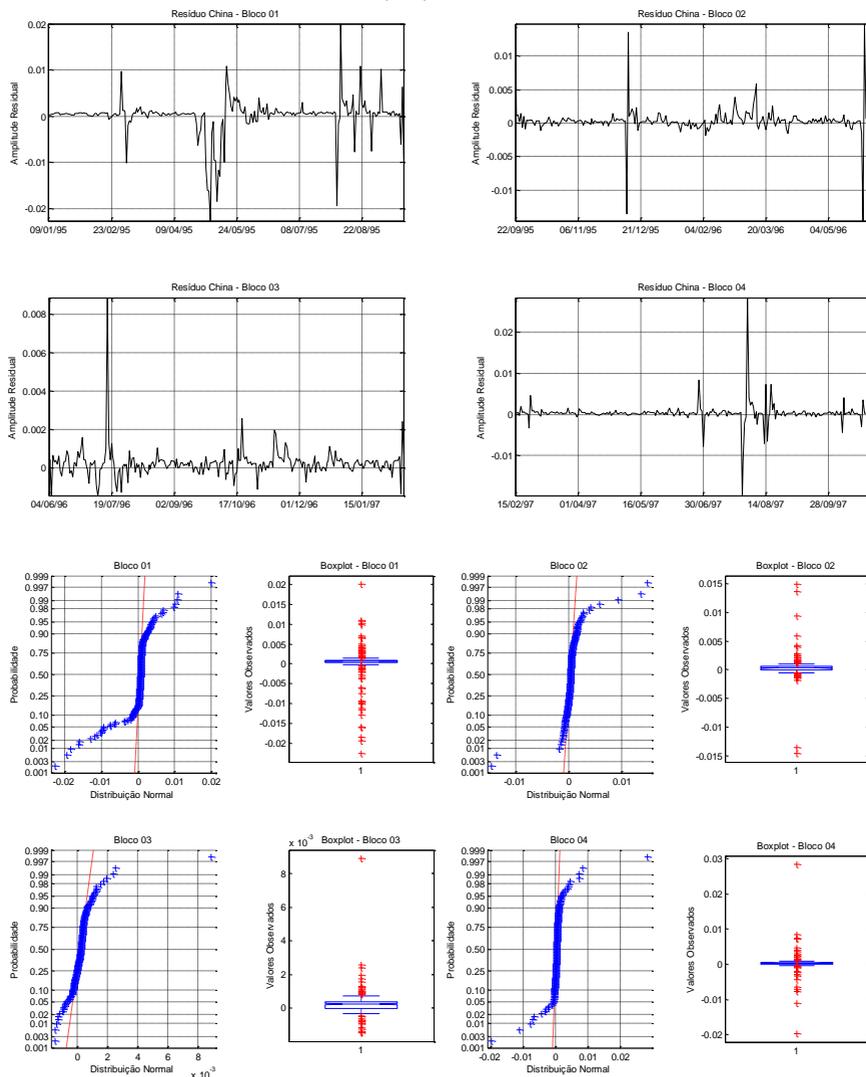
Gráfico C.6.5 – Cálculo das Estatísticas Discriminantes S e CPM – Algoritmos zero e IAAFT



Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

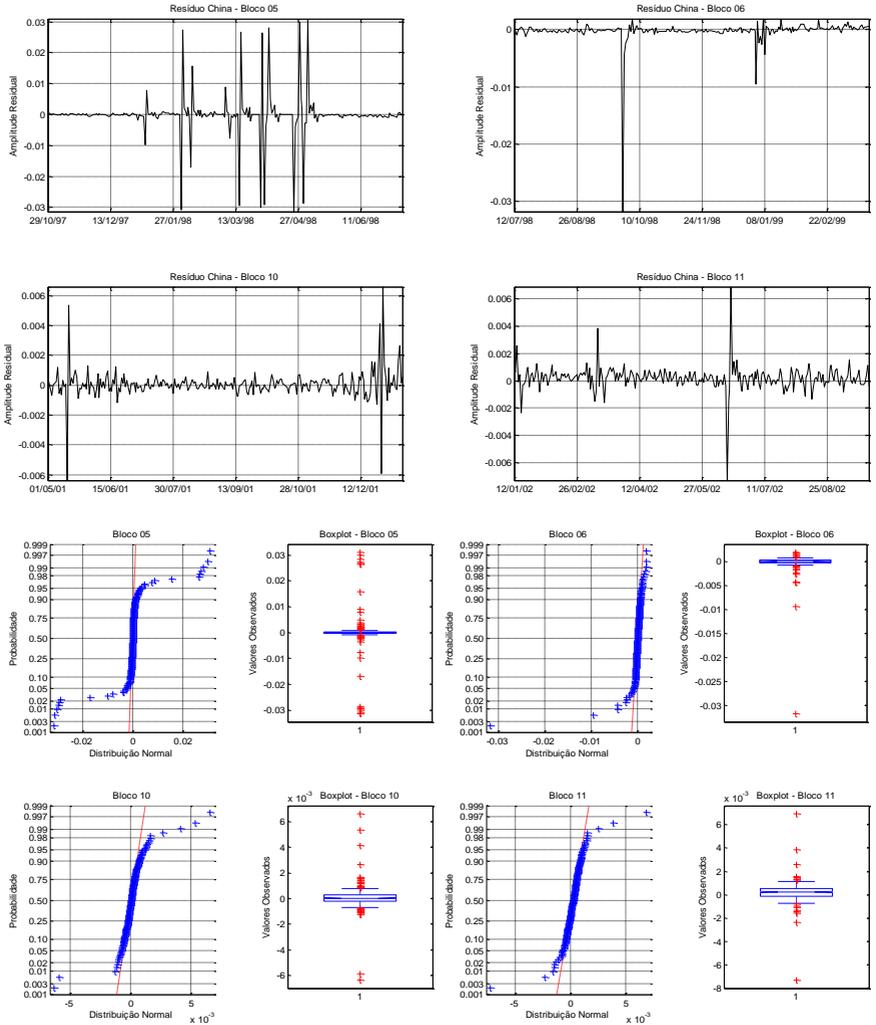
APÊNDICE D – BLOCOS DE NÃO LINEARIDADE SOB OS TESTES DE BICOERÊNCIA E COMPLEXIDADE

Figura D.1 – Blocos Não Lineares pelo Método da Bicoerência: Resíduos, QQ Plots e Box Plots de TCCHINA
Blocos 01, 02, 03 e 04



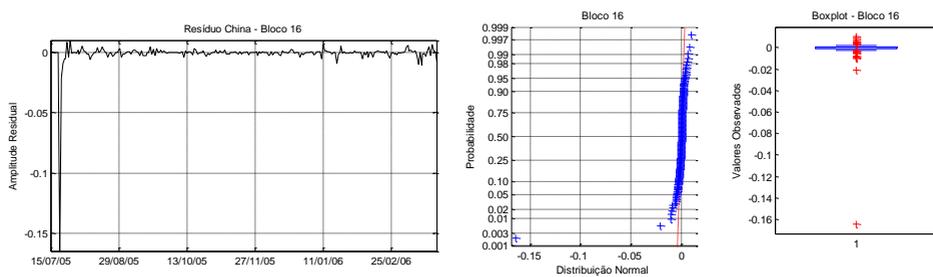
Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Figura D.2 – Blocos Não Lineares pelo Método da Bicoerência: Resíduos, QQ Plots e Box Plots de TCCHINA
 Blocos 05, 06, 10 e 11



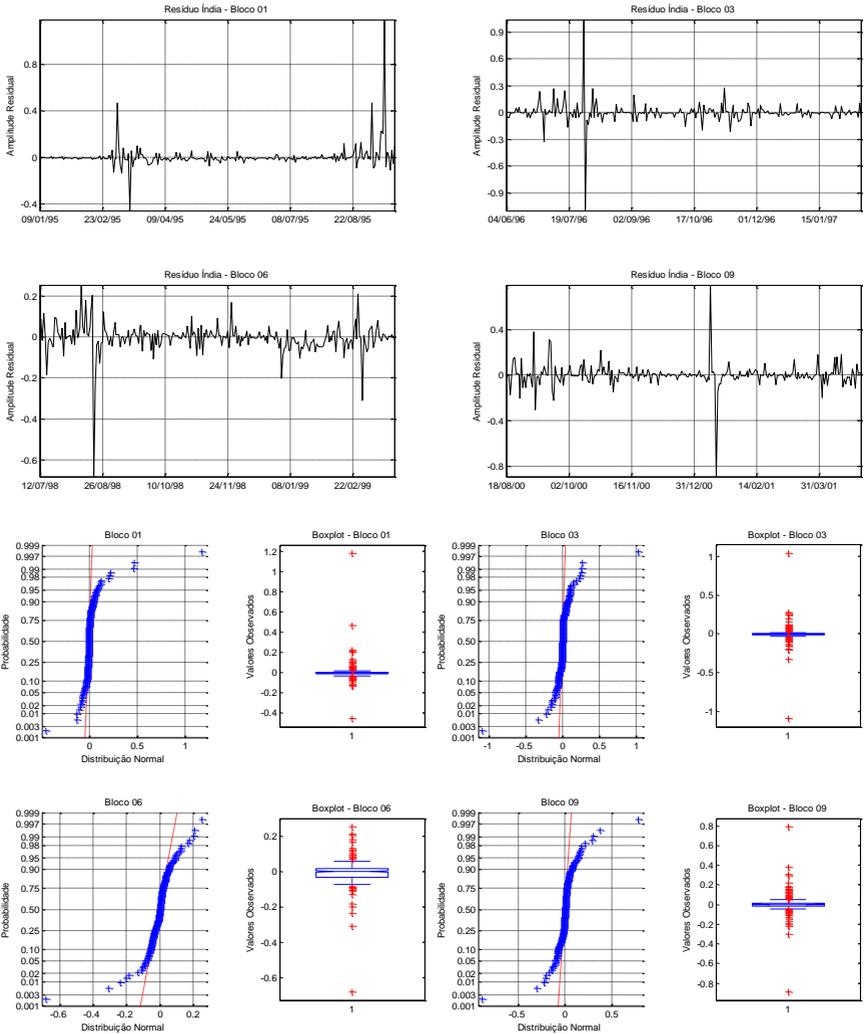
Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Figura D.3 – Blocos Não Lineares pelo método da Bicoerência: Resíduo, QQ Plot e Box Plot de TCCHINA
Bloco 16



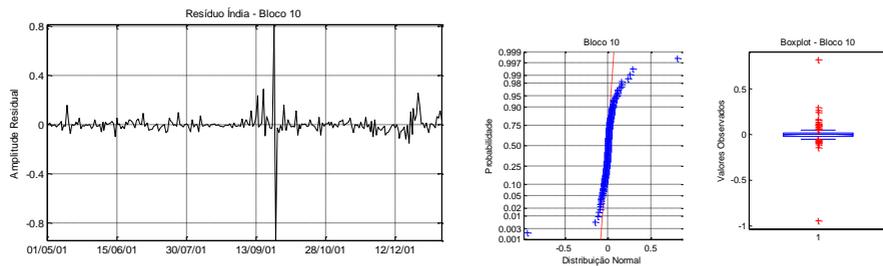
Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Figura D.4 – Blocos Não Lineares pelo método da Bicoerência: Resíduos, QQ Plots e Box Plots de TCINDIA Blocos 01, 03, 05 e 09



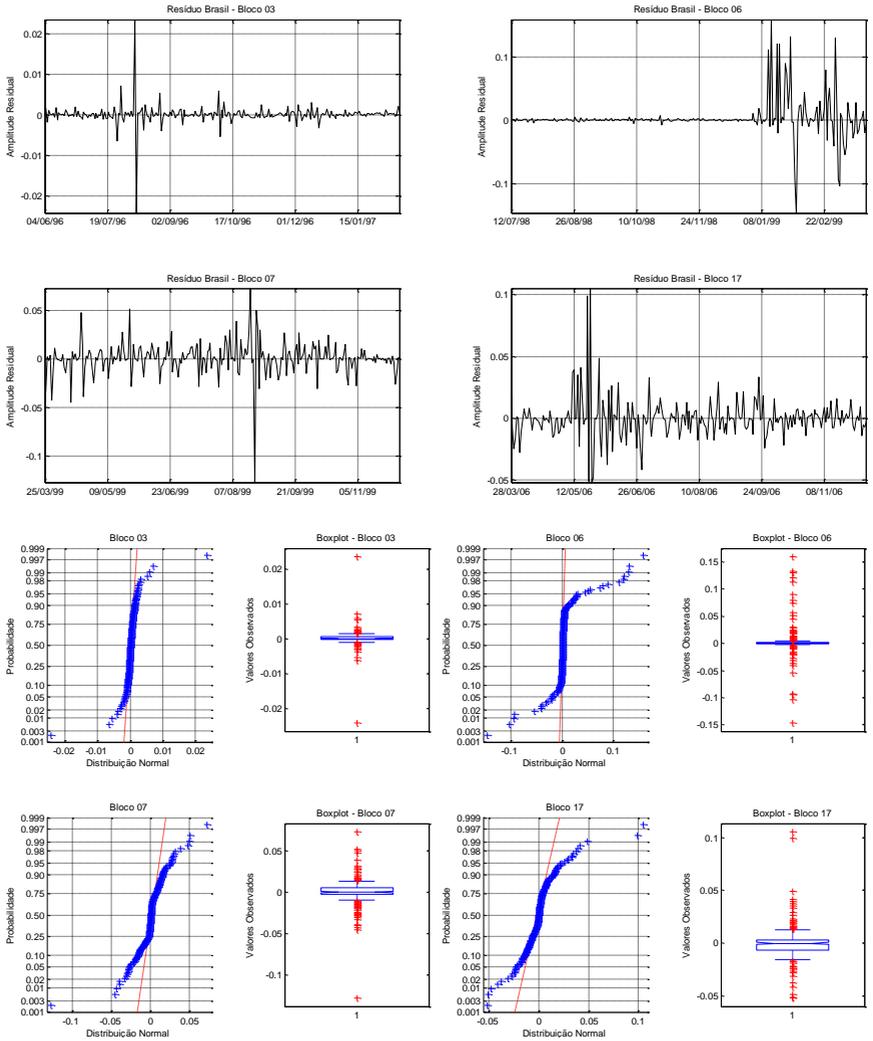
Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Figura D.5 – Blocos Não Lineares pelo método da Bicoerência: Resíduo, QQ Plot e Box Plot de TCINDIA Bloco 10



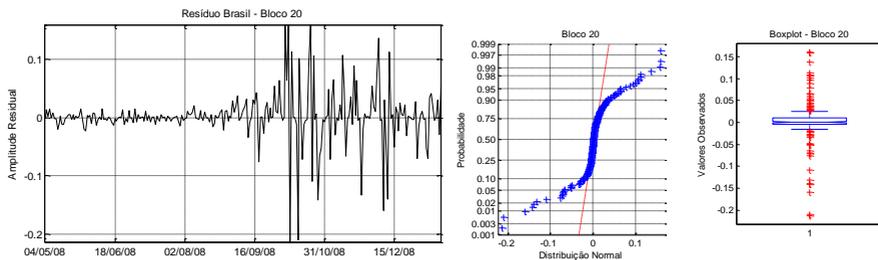
Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Figura D.6 – Blocos Não Lineares pelo método da Bicoerência: Resíduos, QQ Plots e Box Plots de TCBASIL Blocos 03, 06, 07 e 17



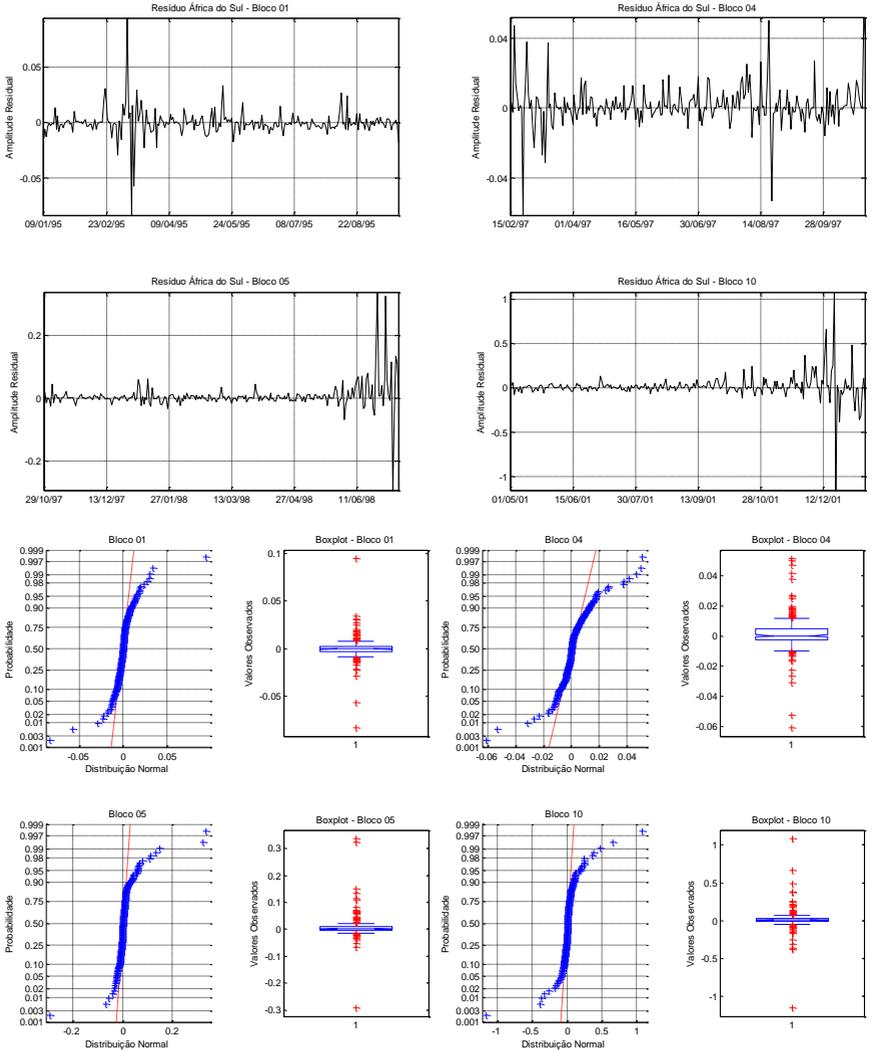
Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Figura D.7 – Blocos Não Lineares pelo método da Bicoerência: Resíduo, QQ Plot e Box Plot de TCBRASIL
Bloco 20



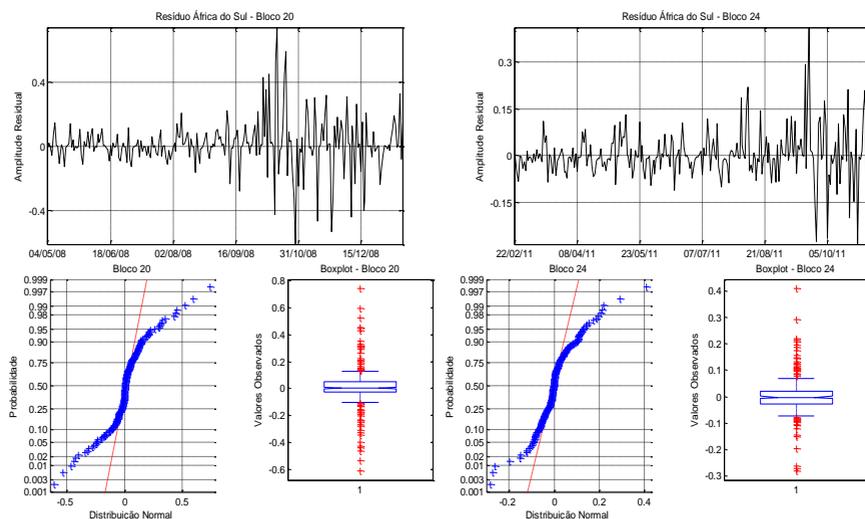
Fonte: Elaboração Própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Figura D.8 – Blocos Não Lineares pelo método da Bicoerência: Resíduos, QQ Plots e Box Plots de TCAFS
 Blocos 01, 04, 05 e 10



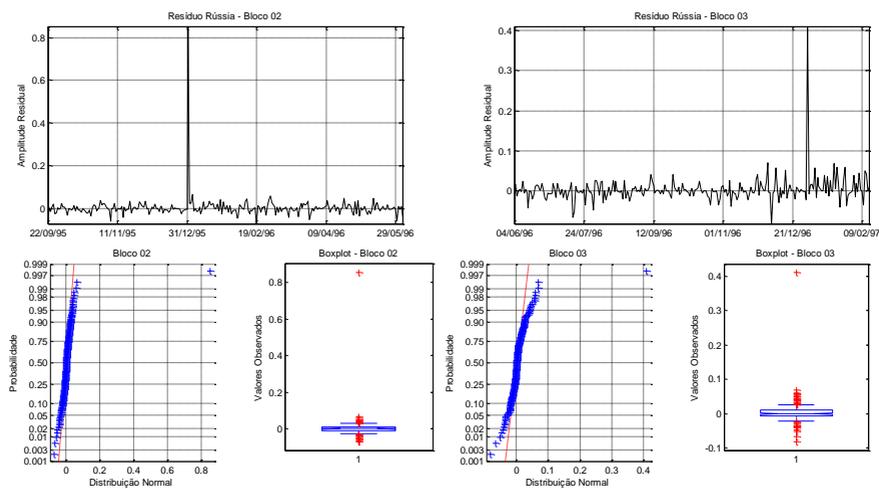
Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Figura D.9 – Blocos Não Lineares pelo método da Bicoerência: Resíduos, QQ Plots e Box Plots de TCAFS - Blocos 20 e 24



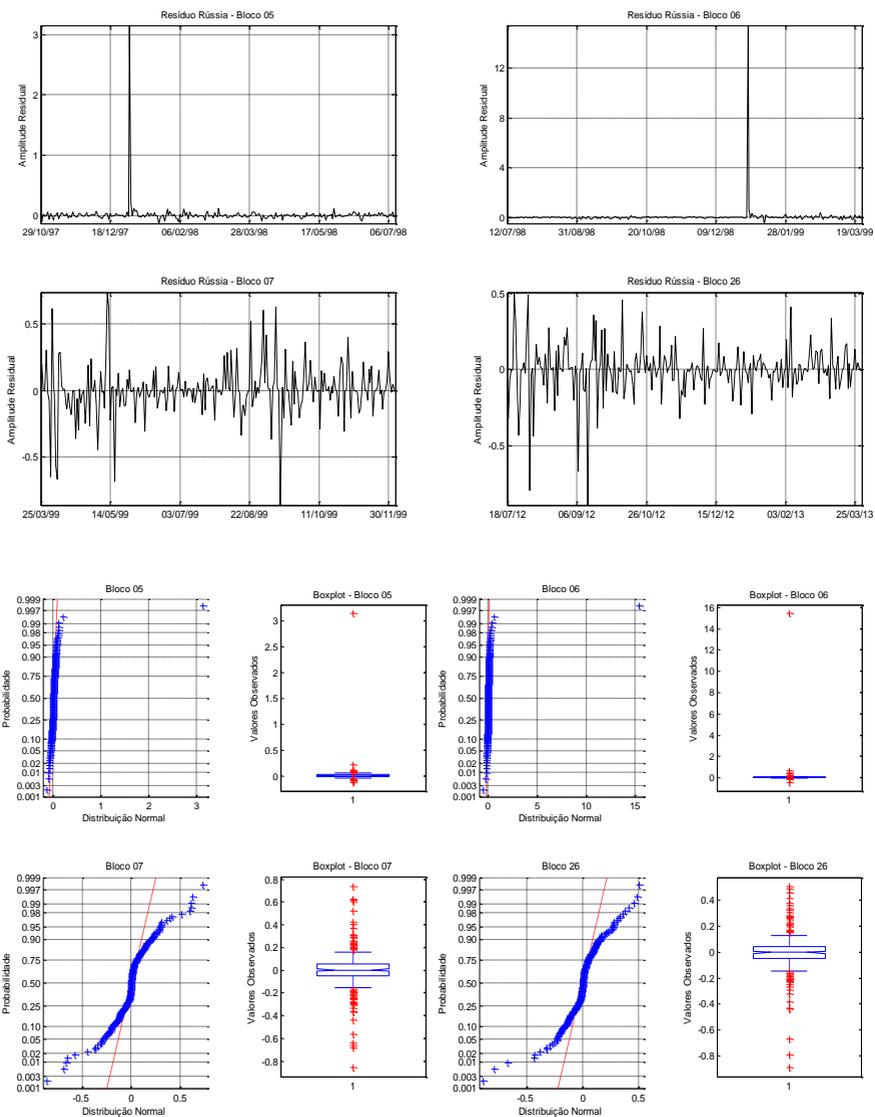
Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Figura D.10 – Blocos Não Lineares pelo método da Bicoerência: Resíduos, QQ Plots e Box Plots de TCRUSSIA - Blocos 02 e 03



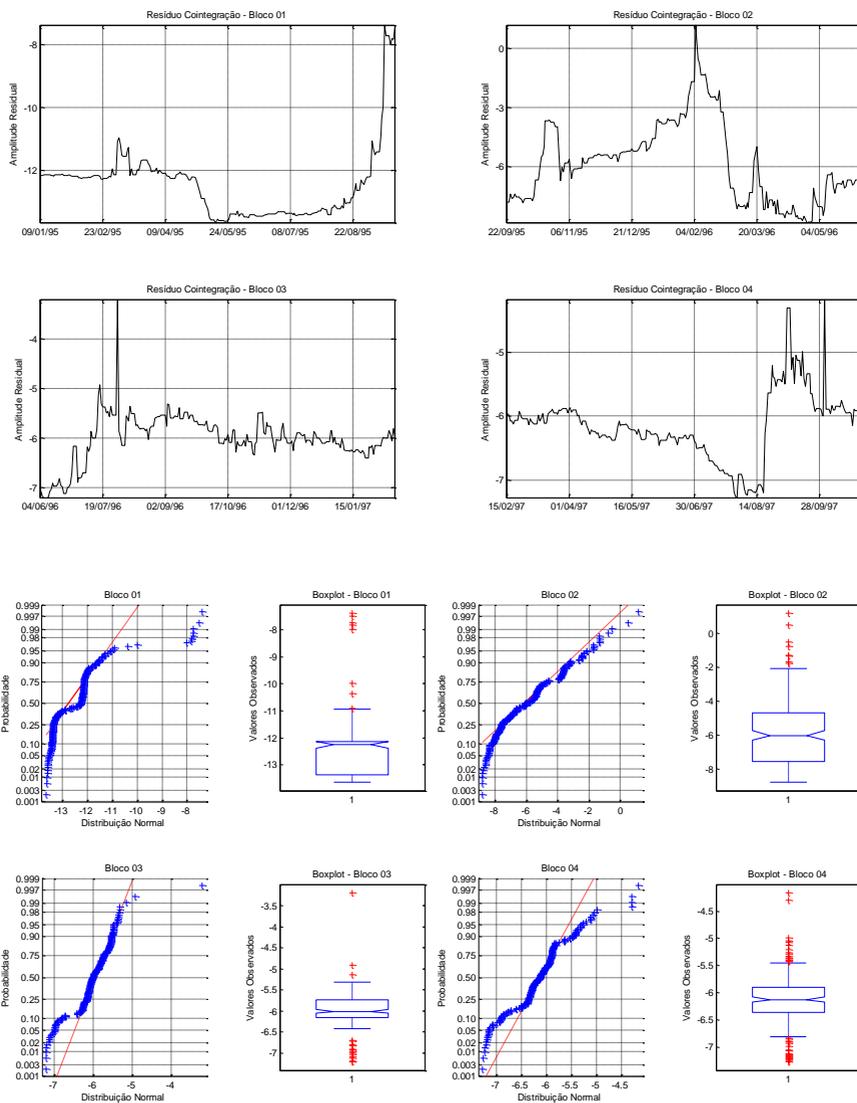
Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Figura D.11 – Blocos Não Lineares pelo método da Bicoerência: Resíduos, QQ Plots e Box Plots de TCRUSSIA
Blocos 05, 06, 07 e 26



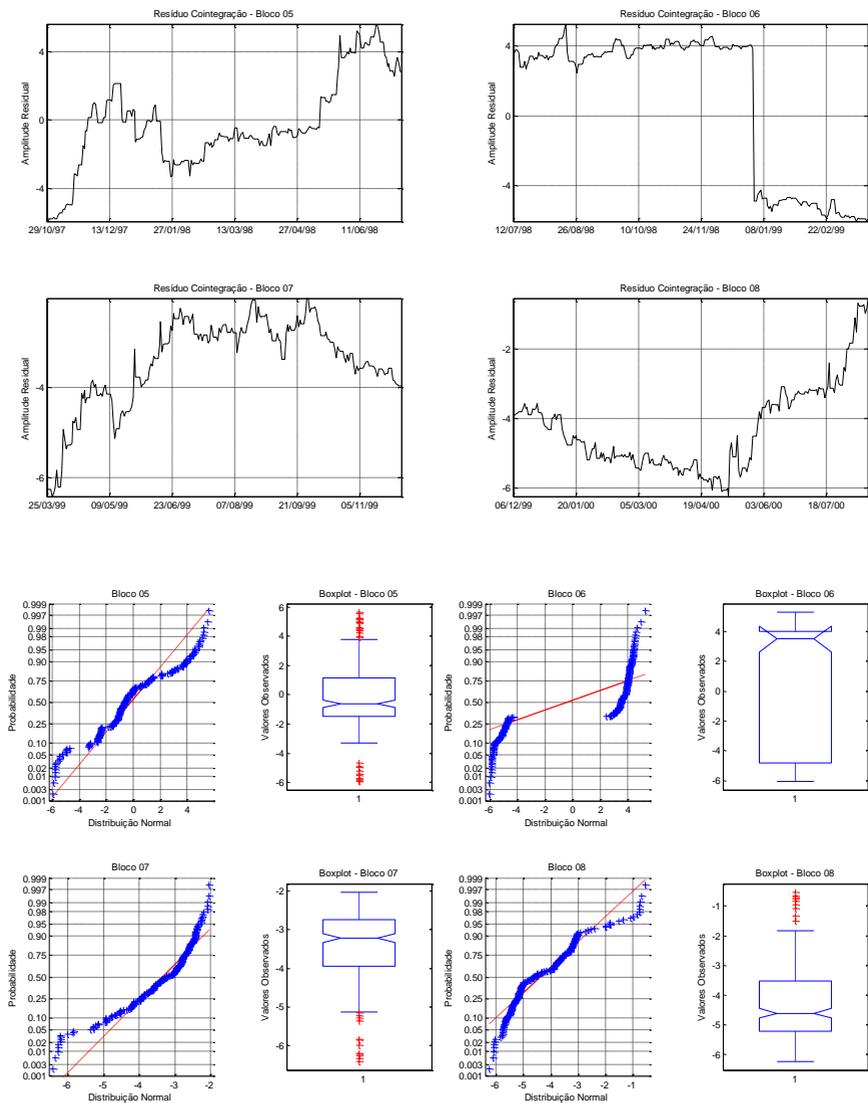
Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Figura D.12 – Blocos Não Lineares pelo método da Complexidade: Resíduos, QQ Plots e Box Plots da Equação de Cointegração – Blocos 01, 02, 03 e 04



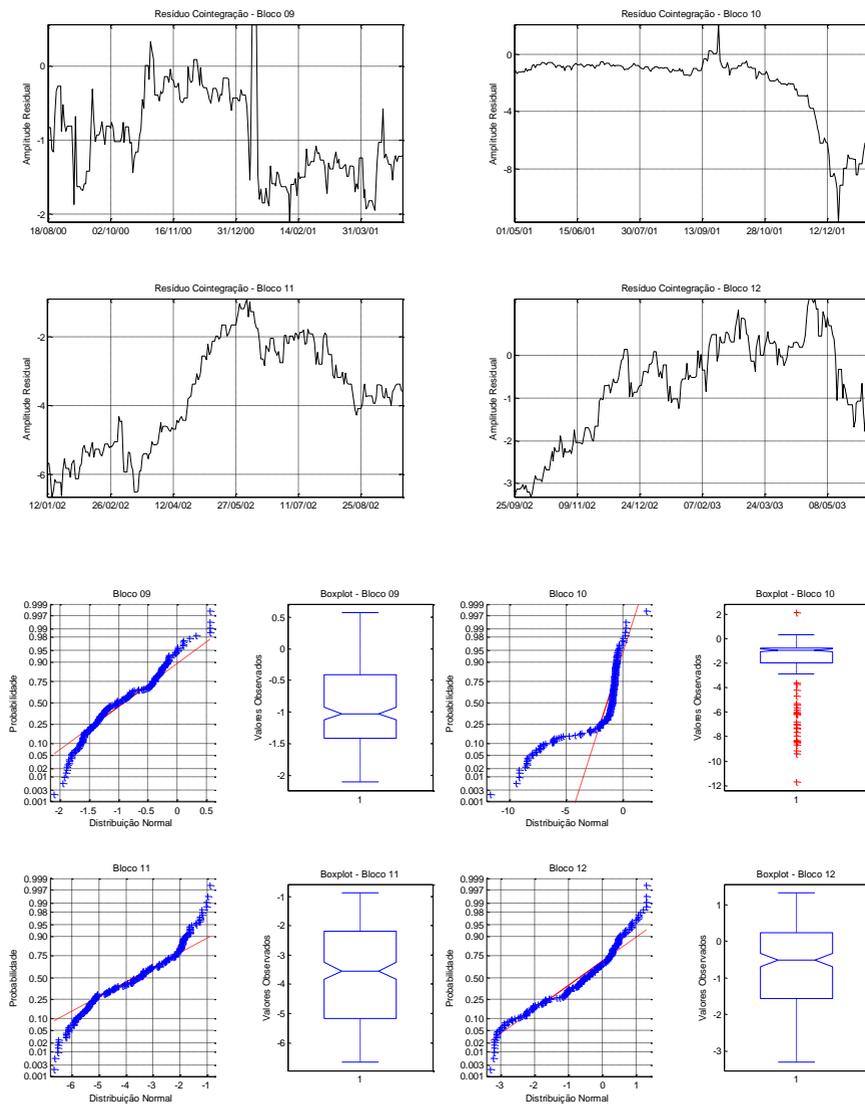
Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Figura D.13 – Blocos Não Lineares pelo método da Complexidade: Resíduos, QQ Plots e Box Plots da Equação de Cointegração – Blocos 05, 06, 07 e 08



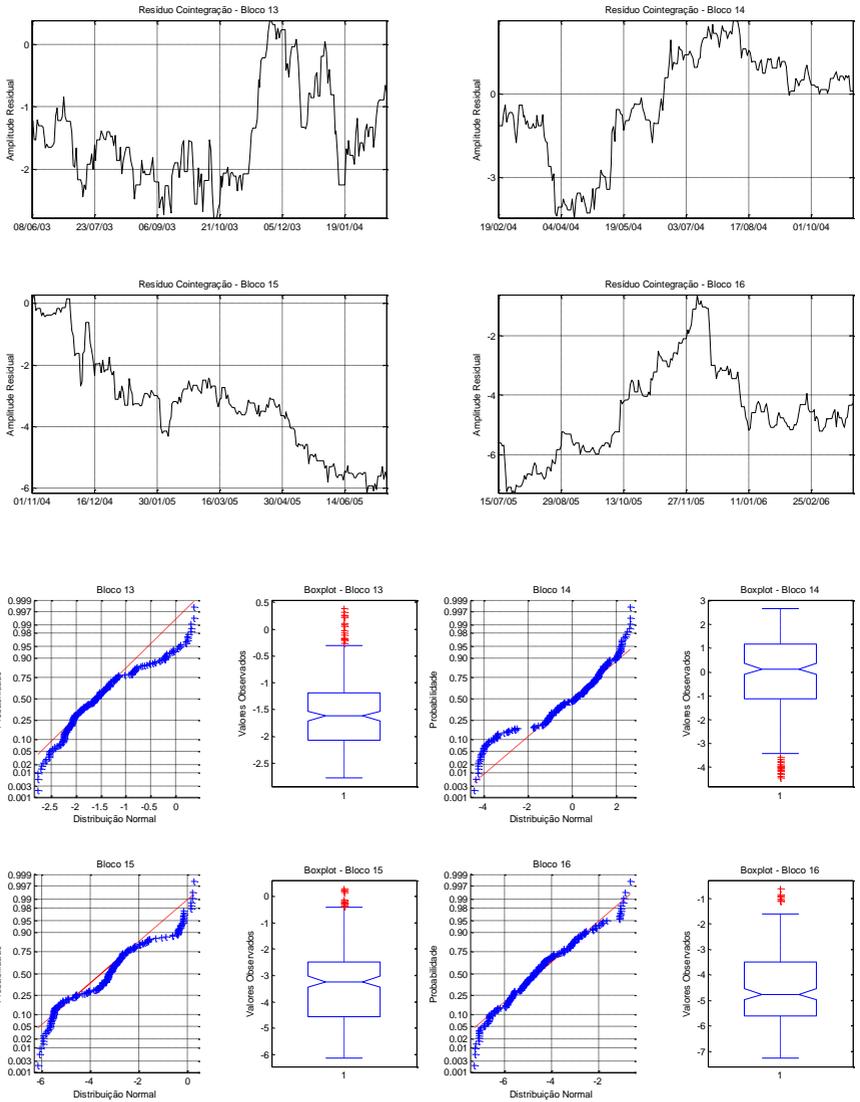
Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Figura D.14 – Blocos Não Lineares pelo método da Complexidade:
Resíduos, QQ Plots e Box Plots da Equação de Cointegração – Blocos 09, 10, 11 e 12



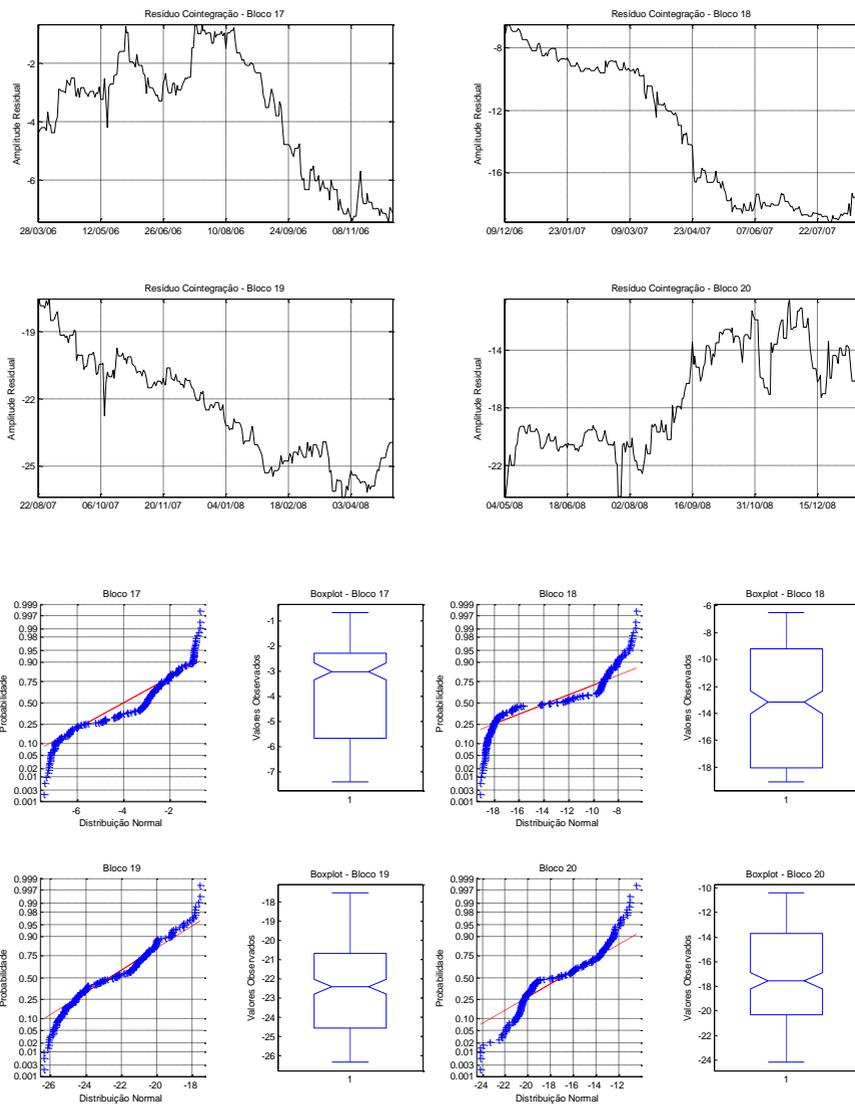
Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Figura D.15 – Blocos Não Lineares pelo método da Complexidade:
Resíduos, QQ Plots e Box Plots da Equação de Cointegração – Blocos 13, 14, 15 e 16



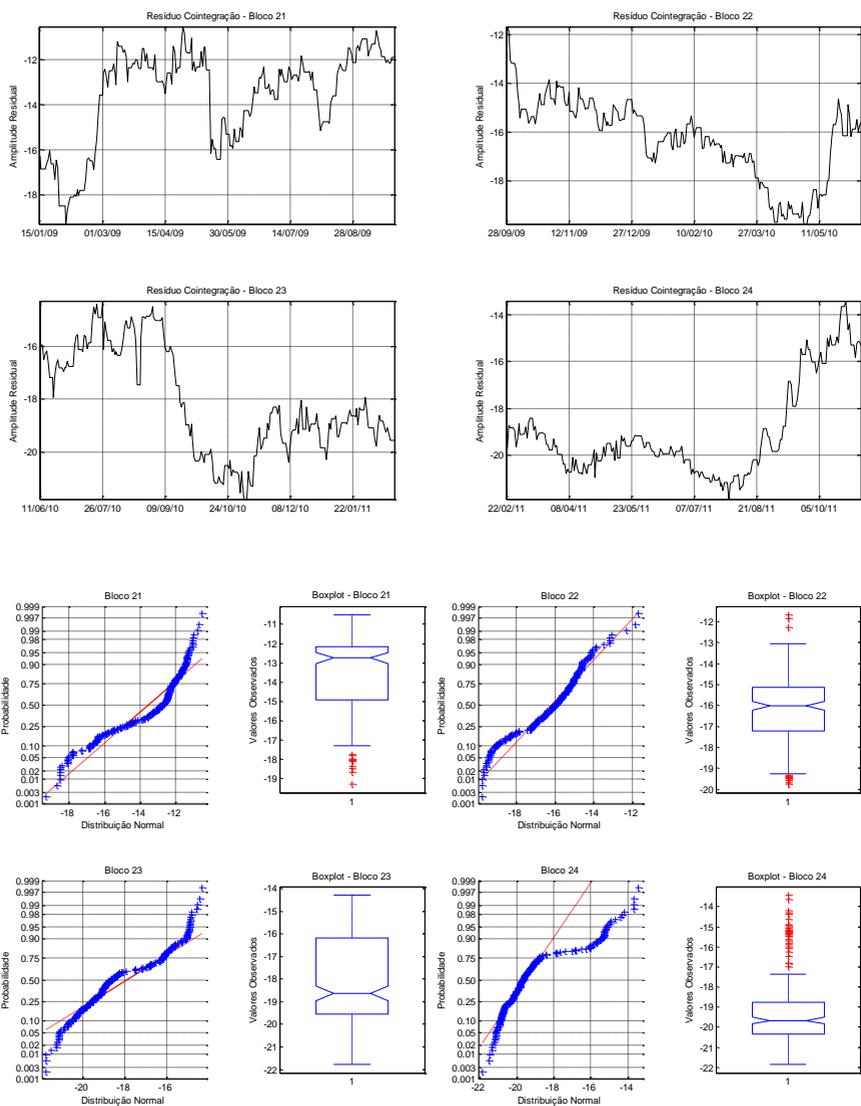
Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Figura D.16 – Blocos Não Lineares pelo método da Complexidade:
Resíduos, QQ Plots e Box Plots da Equação de Cointegração – Blocos 17, 18, 19 e 20



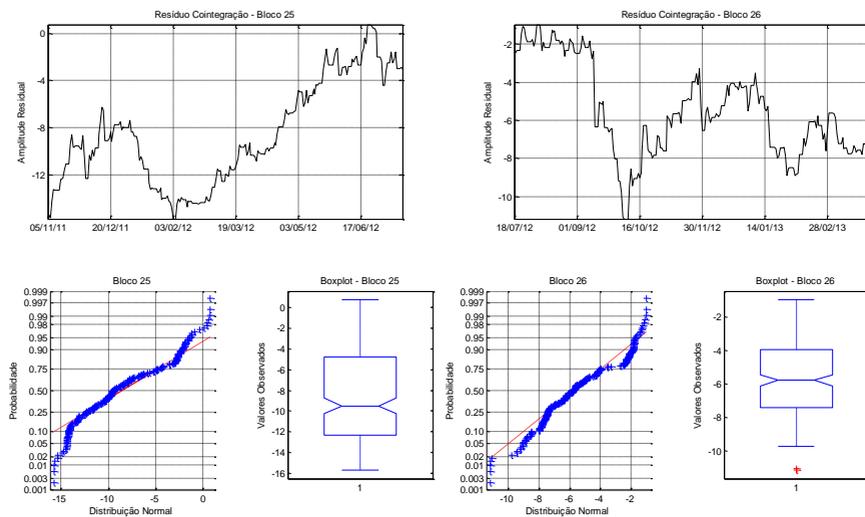
Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Figura D.17 – Blocos Não Lineares pelo método da Complexidade:
Resíduos, QQ Plots e Box Plots da Equação de Cointegração – Blocos 21, 22, 23 e 24



Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

Figura D.18 – Blocos Não Lineares pelo método da Complexidade:
Resíduos, QQ Plots e Box Plots da Equação de Cointegração – Blocos 25 e 26



Fonte: Elaboração própria, com o uso do programa MATLAB 2011

APÊNDICE E: PERCENTUAIS DE VARIABILIDADE DAS TAXAS NOMINAIS DE CÂMBIO DOS PAÍSES DO BRICS

Tabela E.1 – Volatilidade Cambial – BRICS – Período Total, Períodos Parciais e Períodos Anuais (1995 a 1998)

| VARIACÃO DA TAXA DE CÂMBIO NOMINAL (VALORES NORMALIZADOS) - BRICS | | | | | |
|---|-----------------|----------------|-----------------|-----------------|-----------------|
| PERÍODO: 09/01/1995 A 16/08/2013 | | | | | |
| | ÍNDIA | CHINA | BRASIL | RÚSSIA | ÁFRICA DO SUL |
| MÉDIA (M) | 0,7180 | 0,9132 | 0,4925 | 0,6592 | 0,5125 |
| DESVIO-PADRÃO (DP) | 0,0898 | 0,0912 | 0,1640 | 0,2603 | 0,1299 |
| DP/M | 12,5073% | 9,9882% | 33,2916% | 39,4888% | 25,3404% |

| VARIACÃO DA TAXA DE CÂMBIO NOMINAL (VALORES NORMALIZADOS) - BRICS | | | | | |
|---|-----------------|----------------|-----------------|-----------------|-----------------|
| PERÍODO: 09/01/1995 A 31/12/1999 | | | | | |
| | ÍNDIA | CHINA | BRASIL | RÚSSIA | ÁFRICA DO SUL |
| MÉDIA (M) | 0,6129 | 0,9833 | 0,3035 | 0,2804 | 0,3562 |
| DESVIO-PADRÃO (DP) | 0,0660 | 0,0048 | 0,0837 | 0,2153 | 0,0685 |
| DP/M | 10,7689% | 0,4898% | 27,5781% | 76,7849% | 19,2304% |

| VARIACÃO DA TAXA DE CÂMBIO NOMINAL (VALORES NORMALIZADOS) - BRICS | | | | | |
|---|----------------|----------------|-----------------|----------------|-----------------|
| PERÍODO: 01/01/2000 A 31/12/2007 | | | | | |
| | ÍNDIA | CHINA | BRASIL | RÚSSIA | ÁFRICA DO SUL |
| MÉDIA (M) | 0,7362 | 0,9625 | 0,6230 | 0,7857 | 0,5538 |
| DESVIO-PADRÃO (DP) | 0,0376 | 0,0278 | 0,1284 | 0,0496 | 0,1068 |
| DP/M | 5,1112% | 2,8867% | 20,6113% | 6,3126% | 19,2921% |

| VARIACÃO DA TAXA DE CÂMBIO NOMINAL (VALORES NORMALIZADOS) - BRICS | | | | | |
|---|----------------|----------------|-----------------|----------------|-----------------|
| PERÍODO: 01/01/2008 A 16/08/2013 | | | | | |
| | ÍNDIA | CHINA | BRASIL | RÚSSIA | ÁFRICA DO SUL |
| MÉDIA (M) | 0,7853 | 0,7811 | 0,4741 | 0,8144 | 0,5921 |
| DESVIO-PADRÃO (DP) | 0,0776 | 0,0336 | 0,0553 | 0,0757 | 0,0710 |
| DP/M | 9,8877% | 4,3004% | 11,6649% | 9,2947% | 11,9866% |

| VARIACÃO DA TAXA DE CÂMBIO NOMINAL (VALORES NORMALIZADOS) - BRICS | | | | | |
|---|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|
| PERÍODO: 09/01/1995 A 31/12/1995 | | | | | |
| | ÍNDIA | CHINA | BRASIL | RÚSSIA | ÁFRICA DO SUL |
| MÉDIA (M) | 0,5264 | 0,9889 | 0,2329 | 0,1174 | 0,2669 |
| DESVIO-PADRÃO (DP) | 0,0243 | 0,0068 | 0,0105 | 0,0029 | 0,0031 |
| DP/M | 4,6165% | 0,6876% | 4,4885% | 2,4795% | 1,1655% |

| VARIACÃO DA TAXA DE CÂMBIO NOMINAL (VALORES NORMALIZADOS) - BRICS | | | | | |
|---|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|
| PERÍODO: 01/01/1996 A 31/12/1996 | | | | | |
| | ÍNDIA | CHINA | BRASIL | RÚSSIA | ÁFRICA DO SUL |
| MÉDIA (M) | 0,5760 | 0,9854 | 0,2548 | 0,1454 | 0,3163 |
| DESVIO-PADRÃO (DP) | 0,0110 | 0,0009 | 0,0050 | 0,0019 | 0,0250 |
| DP/M | 1,9132% | 0,0961% | 1,9719% | 1,3398% | 7,9084% |

| VARIACÃO DA TAXA DE CÂMBIO NOMINAL (VALORES NORMALIZADOS) - BRICS | | | | | |
|---|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|
| PERÍODO: 01/01/1997 A 31/12/1997 | | | | | |
| | ÍNDIA | CHINA | BRASIL | RÚSSIA | ÁFRICA DO SUL |
| MÉDIA (M) | 0,5900 | 0,9831 | 0,2733 | 0,1753 | 0,3389 |
| DESVIO-PADRÃO (DP) | 0,0173 | 0,0007 | 0,0057 | 0,0058 | 0,0110 |
| DP/M | 2,9289% | 0,0761% | 2,0779% | 3,3029% | 3,2459% |

| VARIACÃO DA TAXA DE CÂMBIO NOMINAL (VALORES NORMALIZADOS) - BRICS | | | | | |
|---|----------------|----------------|----------------|-----------------|----------------|
| PERÍODO: 01/01/1998 A 31/12/1998 | | | | | |
| | ÍNDIA | CHINA | BRASIL | RÚSSIA | ÁFRICA DO SUL |
| MÉDIA (M) | 0,6707 | 0,9809 | 0,2942 | 0,2680 | 0,4074 |
| DESVIO-PADRÃO (DP) | 0,0243 | 0,0017 | 0,0068 | 0,0482 | 0,0389 |
| DP/M | 3,6156% | 0,1766% | 2,3061% | 17,9810% | 9,5378% |

Fonte: Elaboração própria

Tabela E.2 – Volatilidade Cambial – BRICS – Períodos Anuais (1999 a 2006)

| VARIACÃO DA TAXA DE CÂMBIO NOMINAL (VALORES NORMALIZADOS) - BRICS PERÍODO: 01/01/1999 A 31/12/1999 | | | | | |
|---|---------|---------|---------|---------|---------------|
| | ÍNDIA | CHINA | BRASIL | RÚSSIA | ÁFRICA DO SUL |
| MÉDIA (M) | 0,6995 | 0,9783 | 0,4607 | 0,6980 | 0,4497 |
| DESVIO-PADRÃO (DP) | 0,0070 | 0,0001 | 0,0411 | 0,0241 | 0,0060 |
| DP/M | 0,9961% | 0,0099% | 8,9276% | 3,4525% | 1,3294% |

| VARIACÃO DA TAXA DE CÂMBIO NOMINAL (VALORES NORMALIZADOS) - BRICS PERÍODO: 01/01/2003 A 31/12/2003 | | | | | |
|---|---------|---------|---------|---------|---------------|
| | ÍNDIA | CHINA | BRASIL | RÚSSIA | ÁFRICA DO SUL |
| MÉDIA (M) | 0,7557 | 0,9781 | 0,7795 | 0,8404 | 0,5557 |
| DESVIO-PADRÃO (DP) | 0,0149 | 0,0001 | 0,0652 | 0,0208 | 0,0463 |
| DP/M | 1,9754% | 0,0068% | 8,3610% | 2,4776% | 8,3299% |

| VARIACÃO DA TAXA DE CÂMBIO NOMINAL (VALORES NORMALIZADOS) - BRICS PERÍODO: 01/01/2000 A 31/12/2000 | | | | | |
|---|---------|---------|---------|---------|---------------|
| | ÍNDIA | CHINA | BRASIL | RÚSSIA | ÁFRICA DO SUL |
| MÉDIA (M) | 0,7300 | 0,9783 | 0,4641 | 0,7724 | 0,5107 |
| DESVIO-PADRÃO (DP) | 0,0202 | 0,0001 | 0,0171 | 0,0110 | 0,0357 |
| DP/M | 2,7678% | 0,0124% | 3,6939% | 1,4180% | 6,9938% |

| VARIACÃO DA TAXA DE CÂMBIO NOMINAL (VALORES NORMALIZADOS) - BRICS PERÍODO: 01/01/2004 A 31/12/2004 | | | | | |
|---|---------|---------|---------|---------|---------------|
| | ÍNDIA | CHINA | BRASIL | RÚSSIA | ÁFRICA DO SUL |
| MÉDIA (M) | 0,7344 | 0,9781 | 0,7416 | 0,7894 | 0,4740 |
| DESVIO-PADRÃO (DP) | 0,0128 | 0,0000 | 0,0311 | 0,0112 | 0,0273 |
| DP/M | 1,7490% | 0,0030% | 4,1968% | 1,4142% | 5,7571% |

| VARIACÃO DA TAXA DE CÂMBIO NOMINAL (VALORES NORMALIZADOS) - BRICS PERÍODO: 01/01/2001 A 31/12/2001 | | | | | |
|---|---------|---------|----------|---------|---------------|
| | ÍNDIA | CHINA | BRASIL | RÚSSIA | ÁFRICA DO SUL |
| MÉDIA (M) | 0,7662 | 0,9781 | 0,5969 | 0,8012 | 0,6342 |
| DESVIO-PADRÃO (DP) | 0,0091 | 0,0001 | 0,0625 | 0,0140 | 0,0823 |
| DP/M | 1,1871% | 0,0089% | 10,4751% | 1,7517% | 12,9809% |

| VARIACÃO DA TAXA DE CÂMBIO NOMINAL (VALORES NORMALIZADOS) - BRICS PERÍODO: 01/01/2005 A 31/12/2005 | | | | | |
|---|---------|---------|---------|---------|---------------|
| | ÍNDIA | CHINA | BRASIL | RÚSSIA | ÁFRICA DO SUL |
| MÉDIA (M) | 0,7139 | 0,9681 | 0,6169 | 0,7758 | 0,4677 |
| DESVIO-PADRÃO (DP) | 0,0131 | 0,0110 | 0,0425 | 0,0114 | 0,0216 |
| DP/M | 1,8371% | 1,1382% | 6,8856% | 1,4705% | 4,6200% |

| VARIACÃO DA TAXA DE CÂMBIO NOMINAL (VALORES NORMALIZADOS) - BRICS PERÍODO: 01/01/2002 A 31/12/2002 | | | | | |
|---|---------|---------|----------|---------|---------------|
| | ÍNDIA | CHINA | BRASIL | RÚSSIA | ÁFRICA DO SUL |
| MÉDIA (M) | 0,7886 | 0,9781 | 0,7411 | 0,8605 | 0,7729 |
| DESVIO-PADRÃO (DP) | 0,0047 | 0,0001 | 0,1380 | 0,0110 | 0,0589 |
| DP/M | 0,5919% | 0,0102% | 18,6234% | 1,2767% | 7,6171% |

| VARIACÃO DA TAXA DE CÂMBIO NOMINAL (VALORES NORMALIZADOS) - BRICS PERÍODO: 01/01/2006 A 31/12/2006 | | | | | |
|---|---------|---------|---------|---------|---------------|
| | ÍNDIA | CHINA | BRASIL | RÚSSIA | ÁFRICA DO SUL |
| MÉDIA (M) | 0,7327 | 0,9421 | 0,5510 | 0,7450 | 0,4976 |
| DESVIO-PADRÃO (DP) | 0,0134 | 0,0088 | 0,0139 | 0,0176 | 0,0410 |
| DP/M | 1,8322% | 0,9325% | 2,5266% | 2,3618% | 8,2388% |

Fonte: Elaboração própria

Tabela E.3 – Volatilidade Cambial – BRICS – Períodos Anuais (2007 a 2013)

| VARIAÇÃO DA TAXA DE CÂMBIO NOMINAL (VALORES NORMALIZADOS) - BRICS | | | | | |
|---|---------|---------|---------|---------|---------------|
| PERÍODO: 01/01/2007 A 31/12/2007 | | | | | |
| | ÍNDIA | CHINA | BRASIL | RÚSSIA | ÁFRICA DO SUL |
| MÉDIA (M) | 0,6680 | 0,8987 | 0,4933 | 0,7010 | 0,5181 |
| DESVIO-PADRÃO (DP) | 0,0292 | 0,0154 | 0,0315 | 0,0175 | 0,0159 |
| DP/M | 4,3660% | 1,7182% | 6,3799% | 2,4996% | 3,0658% |

| VARIAÇÃO DA TAXA DE CÂMBIO NOMINAL (VALORES NORMALIZADOS) - BRICS | | | | | |
|---|---------|---------|----------|---------|---------------|
| PERÍODO: 01/01/2008 A 31/12/2008 | | | | | |
| | ÍNDIA | CHINA | BRASIL | RÚSSIA | ÁFRICA DO SUL |
| MÉDIA (M) | 0,7038 | 0,8211 | 0,4656 | 0,6822 | 0,6071 |
| DESVIO-PADRÃO (DP) | 0,0572 | 0,0166 | 0,0706 | 0,0434 | 0,0780 |
| DP/M | 8,1199% | 2,0179% | 15,1625% | 6,3691% | 12,8501% |

| VARIAÇÃO DA TAXA DE CÂMBIO NOMINAL (VALORES NORMALIZADOS) - BRICS | | | | | |
|---|---------|---------|----------|---------|---------------|
| PERÍODO: 01/01/2009 A 31/12/2009 | | | | | |
| | ÍNDIA | CHINA | BRASIL | RÚSSIA | ÁFRICA DO SUL |
| MÉDIA (M) | 0,7833 | 0,8072 | 0,5062 | 0,8702 | 0,6185 |
| DESVIO-PADRÃO (DP) | 0,0231 | 0,0006 | 0,0578 | 0,0561 | 0,0724 |
| DP/M | 2,9466% | 0,0750% | 11,4243% | 6,4497% | 11,7146% |

| VARIAÇÃO DA TAXA DE CÂMBIO NOMINAL (VALORES NORMALIZADOS) - BRICS | | | | | |
|---|---------|---------|---------|---------|---------------|
| PERÍODO: 01/01/2010 A 31/12/2010 | | | | | |
| | ÍNDIA | CHINA | BRASIL | RÚSSIA | ÁFRICA DO SUL |
| MÉDIA (M) | 0,7404 | 0,7999 | 0,4461 | 0,8326 | 0,5377 |
| DESVIO-PADRÃO (DP) | 0,0144 | 0,0085 | 0,0134 | 0,0180 | 0,0223 |
| DP/M | 1,9449% | 1,0615% | 2,9985% | 2,1623% | 4,1550% |

| VARIAÇÃO DA TAXA DE CÂMBIO NOMINAL (VALORES NORMALIZADOS) - BRICS | | | | | |
|---|---------|---------|---------|---------|---------------|
| PERÍODO: 01/01/2011 A 31/12/2011 | | | | | |
| | ÍNDIA | CHINA | BRASIL | RÚSSIA | ÁFRICA DO SUL |
| MÉDIA (M) | 0,7558 | 0,7637 | 0,4241 | 0,8061 | 0,5333 |
| DESVIO-PADRÃO (DP) | 0,0433 | 0,0103 | 0,0240 | 0,0399 | 0,0411 |
| DP/M | 5,7282% | 1,3453% | 5,6485% | 4,9462% | 7,7157% |

| VARIAÇÃO DA TAXA DE CÂMBIO NOMINAL (VALORES NORMALIZADOS) - BRICS | | | | | |
|---|---------|---------|---------|---------|---------------|
| PERÍODO: 01/01/2012 A 31/12/2012 | | | | | |
| | ÍNDIA | CHINA | BRASIL | RÚSSIA | ÁFRICA DO SUL |
| MÉDIA (M) | 0,8655 | 0,7455 | 0,4951 | 0,8519 | 0,6035 |
| DESVIO-PADRÃO (DP) | 0,0366 | 0,0054 | 0,0313 | 0,0316 | 0,0283 |
| DP/M | 4,2248% | 0,7265% | 6,3285% | 3,7140% | 4,6975% |

| VARIAÇÃO DA TAXA DE CÂMBIO NOMINAL (VALORES NORMALIZADOS) - BRICS | | | | | |
|---|---------|---------|---------|---------|---------------|
| PERÍODO: 01/01/2013 A 16/08/2013 | | | | | |
| | ÍNDIA | CHINA | BRASIL | RÚSSIA | ÁFRICA DO SUL |
| MÉDIA (M) | 0,9096 | 0,7298 | 0,5276 | 0,8612 | 0,6883 |
| DESVIO-PADRÃO (DP) | 0,0415 | 0,0050 | 0,0292 | 0,0278 | 0,0354 |
| DP/M | 4,5631% | 0,6837% | 5,5432% | 3,2316% | 5,1477% |

Fonte: Elaboração própria