



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ

FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO, ATUÁRIA E CONTABILIDADE

CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA - CAEN

SAVIO DE MELO ZACHIS

ANÁLISE DE QUEBRAS E CO-QUEBRAS EM SÉRIES FINANCEIRAS: UMA
ABORDAGEM NÃO-PARAMÉTRICA USANDO DADOS DE ALTA
FREQUÊNCIA.

FORTALEZA

2009

SAVIO DE MELO ZACHIS

ANÁLISE DE QUEBRAS E CO-QUEBRAS EM SÉRIES FINANCEIRAS: UMA
ABORDAGEM NÃO-PARAMÉTRICA USANDO DADOS DE ALTA
FREQUÊNCIA.

Dissertação submetida à Coordenação do
Curso de Pós-Graduação em Economia, da
Universidade Federal do Ceará, como
requisito parcial para obtenção do título de
Mestre em Economia.

Orientador: Prof. Roberto Tatiwa Ferreira

FORTALEZA

2009

217a

Zachis, Sávio de Melo

Análise de quebras e co-quebras em séries financeiras: uma abordagem não-paramétrica usando dados de alta frequência / Sávio de Melo Zachis. – Fortaleza, 2009.

68f. : il.

Orientador: Profº. Drº. Roberto Tatiwa Ferreira.

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal do Ceará, Curso de Pós-Graduação em Economia, CAEN. Fortaleza-Ce, 2009.

1. Econometria. 2. Finanças. I. Título.

CDD 330.015195

SAVIO DE MELO ZACHIS

ANÁLISE DE QUEBRAS E CO-QUEBRAS EM SÉRIES FINANCEIRAS: UMA
ABORDAGEM NÃO-PARAMÉTRICA USANDO DADOS DE ALTA
FREQUÊNCIA.

Dissertação submetida à Coordenação do Curso de Pós-Graduação em Economia, da
Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial para a obtenção do título de
Mestre em Economia. Área de concentração: Econometria Aplicada.

Aprovada em 24 / 09/ 2009.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Roberto Tatiwa Ferreira (orientador)
Universidade Federal do Ceará – CAEN/UFC

Prof. Luiz Ivan de Melo Castelar
Universidade Federal do Ceará – CAEN/UFC

Prof. Andrei Gomes Simonassi
Universidade Federal do Ceará – CAEN/UFC

Aos meus Pais
Miguel Zachis e Cleide de Melo

AGRADECIMENTOS

A Deus por ter me dado várias provas de seu amor durante este Mestrado.

Aos meus pais, que sempre me incentivam e apóiam diante de novos desafios.

À minha noiva Rafaela Fernandez Gomes, pelo carinho e paciência para agüentar os momentos de reclusão.

Aos colegas de turma, em especial Geovani Damasceno, Guilherme Vieira, Isaac Ricarte e Vitor Miro, pela ajuda, apoio e incentivo.

Aos professores, em especial meu Orientador Roberto Tatiwa Ferreira.

À FUNCAP, pelo apoio financeiro recebido através da bolsa de auxílio.

Enfim, à Universidade Federal Fluminense e à Universidade Federal do Ceará, minha gratidão.

"porque é esplêndido o fruto de bons trabalhos, e a raiz da sabedoria é sempre fértil."

(Sabedoria 3, 15)

RESUMO

Este trabalho faz uso do teste não-paramétrico desenvolvido por LEE & MYKLAND (2007) para extrair a quebra da série do IBOVESPA e estudar sua dinâmica. Dentre as qualidades deste teste estão à capacidade de identificar o momento exato da ocorrência da quebra/co-quebra, o sinal e o tamanho da mesma. Foram estimadas também as quebras nas séries do Dow Jones, da taxa de Câmbio, spread do C-Bond e taxa da SELIC; e verificou-se a relação destas com as quebras do IBOVESPA. Os resultados foram analisados via estatísticas descritivas/frequências e por modelos Logit. Como resultado principal tem-se a predominância das co-quebras associando o IBOVESPA ao Câmbio e ao spread do C-Bond.

Palavras-chave: processo de quebra, variação bi-power, volatilidade realizada, dados de alta frequência.

ABSTRACT

This research use a non-parametric test developed by Lee & MYKLAND (2007) to extract jumps in IBOVESPA series and study its dynamics. Among the qualities of this test there are the ability to identify the exact time of occurrence of break / co-break, the sign and size of it. The jumps in the series of Dow Jones, Exchange rate, C-Bond spread and SELIC rate were also estimated and the relation with IBOVESPA's jump were verified. The results were analyzed by descriptive statistics, analysis of frequencies and Logit regression models. As a main result there was the predominance of co-breaks involving IBOVESPA with exchange rate and with the spread of C-Bond.

Keywords: jump process, bi-power variation, realized volatility, high-frequency data.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Gráfico 1: Série do IBOVESPA	46
Gráfico 2: Série do <i>spread</i> do C-BOND	47
Gráfico 3: Série do DOW JONES	48
Gráfico 4: Série da taxa de CÂMBIO	49
Gráfico 5: Co-movimentos do IBOVESPA e do <i>spread</i> do C-BOND	50
Gráfico 6: Co-movimentos do IBOVESPA e do DOW JONES	51
Gráfico 7: Co-movimentos do IBOVESPA e da taxa de CÂMBIO	52
Gráfico 8: Co-movimentos do <i>spread</i> do C-BOND e da taxa de CÂMBIO	52
Gráfico 9: Co-movimentos do IBOVESPA e da taxa SELIC	54
Gráfico 10: <i>Clustering</i> na série de quebras	55
Gráfico 11: Indicativo de quebra para o IBOVESPA	56

LISTA DE TABELAS E QUADROS

Tabela 1: Estatísticas descritivas das quebras	56
Tabela 2: Quebras versus retorno do IBOVESPA	57
Tabela 3: Probabilidade da ocorrência de Co-quebras	57
Tabela 4: Probabilidade condicionada de Co-quebras	58
Tabela 5: Resultado do Logit geral	59
Tabela 6: Resultado do Logit 2	60
Tabela 7: Resultado do Logit para quebras positivas	61
Tabela 8: Resultado do Logit para quebras negativas	62
Tabela 9: Proporção de quebras seqüenciais	63
Tabela 10: Correlação e Independência dois a dois	64
Quadro 1: Probabilidades advindas da Tabela 5	65
Quadro 2: Probabilidades advindas da Tabela 6	66
Quadro 3: Probabilidades advindas da Tabela 7	67
Quadro 4: Probabilidades advindas da Tabela 8	68

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	12
2. REVISÃO DA LITERATURA	14
3. METODOLOGIA	19
3.1 Detecção de Quebras Individuais	19
3.2 Determinação das Co-quebras	28
3.3 Modelo Logit	29
3.4 Correlação entre variáveis qualitativas	30
4. OS DADOS	33
5. RESULTADOS	34
6. CONSIDERAÇÕES FINAIS	41
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	43
ANEXOS	46

1. INTRODUÇÃO

Na área de finanças diversas teorias e abordagens empíricas buscam explicar o comportamento do preço de um ativo. Dentro dessa temática, há um consenso de que a análise da volatilidade¹ do preço é tão importante quanto o estudo do comportamento de sua média para melhor prever seu retorno futuro, ou para explicar a sua dinâmica no tempo².

KURZ, JIN & MOTOLESE (2005), baseados na teoria do equilíbrio de crença racional apresentada em KURZ (1994), propuseram que as crenças dos agentes são os principais determinantes da volatilidade e da composição do prêmio de risco. Segundo estes autores, há múltiplas possibilidades de crenças que variam no tempo e esta pluralidade seria a responsável pela propagação da volatilidade no mercado financeiro.

Empiricamente, a mensuração da volatilidade foi feita inicialmente através do cálculo da soma dos quadrados dos retornos, convencionalmente denominada de volatilidade realizada³.

Entretanto, BARNDORFF-NIELSEN & SHEPHARD (2004) demonstraram que a soma dos quadrados dos retornos converge, uniformemente, em probabilidade para dois elementos distintos: um componente contínuo localmente martingale (a soma da volatilidade integrada) e outro, representando a soma dos quadrados das quebras (*jumps*), sendo, portanto, um estimador viesado da volatilidade. Vale ressaltar que estas quebras correspondem a movimentos abruptos nos retornos dos ativos e não a mudança estrutural (quebra estrutural).

¹ Volatilidade pode ser entendida como a dispersão dos preços de um ativo, ou ainda como uma medida da flutuação destes preços.

² Conforme destacado por ANDERSEN, BOLLERSLEV & DIEBOLD (2005), a volatilidade exerce papel chave na alocação e precificação de ativos; e na gestão de risco.

³ Também conhecida como *realized quadratic variation*.

Diante desta descoberta, cabe aqui uma indagação: na literatura de finanças vários estudos empíricos foram realizados para verificar o efeito de anúncios macroeconômicos sobre o índice IBOVESPA, seja para prever esta variável, ou ainda para verificar sua relação de curto ou de longo prazo com outras variáveis. Entretanto, será que os movimentos abruptos do IBOVESPA estão correlacionados com as quebras de outros ativos financeiros, que usualmente são analisados em termos de suas partes contínuas em conjunto a trajetória do IBOVESPA?

Enfim, o objetivo principal deste trabalho é responder a esta pergunta, identificando estas quebras significantes do ponto de vista estatístico nas séries de retorno diário do índice IBOVESPA, do índice Dow Jones, da taxa de câmbio, da taxa SELIC e do *spread* do C-Bond⁴, para verificar se existe correlação entre estas quebras ou se elas são independentes umas das outras.

A detecção das quebras dar-se-á por meio do teste não paramétrico desenvolvido por LEE & MYKLAND (2007). A relação destes movimentos abruptos nas séries de retorno das variáveis citadas será analisada via estatísticas descritivas, coeficientes de correlação para variáveis qualitativas e por modelos Logit.

Além dessa introdução, este estudo possui ainda cinco partes. No capítulo dois será apresentado o suporte teórico para o trabalho, dando foco tanto na literatura nacional como na internacional. O capítulo três é desmembrado em quatro subitens: um apresentando o teste desenvolvido por LEE & MYKLAND (2007), o qual é a estatística chave deste trabalho, outro que discorre sobre a metodologia utilizada para a determinação do que foi denominado co-quebra, o seguinte para fornecer subsídios básicos para o entendimento do modelo Logit e finalmente, um último abordando metodologias para análise de correlação entre séries discretas. Já no capítulo quatro, tem-se o detalhamento dos dados utilizados, e após isso, segue-se um capítulo onde é feita a análise dos resultados e outro contendo as considerações finais.

⁴ No restante do trabalho adotar-se-á a nomenclatura de C-Bond quando o objetivo for tratar do *spread* do mesmo.

2. REVISÃO DA LITERATURA

Baseado em fundamentos microeconômicos, o trabalho de KURZ ET AL (2005) mostrou que a dinâmica da crença dos agentes é fator primário na explicação da volatilidade e da composição do prêmio de risco. Os autores justificam a adoção da crença dos agentes, devido à dinâmica da mudança do ambiente e a não estacionariedade, não corroborarem para a hipótese de expectativa racional.

Diante da não adaptação empírica do modelo de precificação baseado no consumo⁵, da existência do *equity premium puzzle* e da ausência de racionalidade dos agentes, KURZ ET AL (2005) utilizaram a teoria do equilíbrio de crença racional apresentada em KURZ (1994), a qual abre a possibilidade para a adoção de um grande leque de variáveis macroeconômicas para explicar a dinâmica da volatilidade⁶.

Esta teoria não impõe a existência de uma crença única e correta a ser seguida, muito pelo contrário, o modelo proposto por KURZ (1994) permite à existência de múltiplas crenças que variam no tempo, sendo esta pluralidade a principal motivação para a propagação da volatilidade no mercado financeiro. Outro ponto que merece destaque é o fato das crenças individuais serem os elementos chaves a serem previstos para a formação de preços futuros.

Dado que a verdadeira lei de probabilidade do mercado possui uma dinâmica complexa apresentando quebras estruturais, dependência temporal e não-estacionariedade, esta é assumida desconhecida e passível apenas de estimação condicional, tendo por base um vetor de variáveis que contemplam dados passados.

⁵ Principalmente para prover uma quantificação correta da medida de prêmio de risco.

⁶ Originalmente KURZ ET AL (2005) apresentaram variáveis como: consumo, renda, tecnologia e informações institucionais, para ditar a dinâmica do estado do mercado. Porém os autores mencionam que uma vez que atenda o princípio da crença racional, cada indivíduo pode elaborar seu próprio modelo.

A composição da crença para o mercado é feita com base nas crenças individuais. No entanto, como estas crenças são tidas como anônimas, a função que governa a crença do mercado passa a incorporar um componente que reflete a incerteza quanto ao que os outros indivíduos esperam, abrindo, portanto espaço para um componente da volatilidade que não pode ser associado a choques ocorridos nas variáveis explicativas.

No entanto, a adoção de variáveis macroeconômicas, para explicar a volatilidade, não é uma exclusividade do trabalho de KURZ ET AL (2005). Na literatura é possível encontrar trabalhos que verificam efeitos de anúncios de variáveis como inflação (PEARCE & ROLEY,1985); desemprego (BOYD, JAGANNATHAN & HU, 2001); e taxa de juros (MCQUEEN & ROLEY,1993), dentre outras, sobre os preços ou índices de preços de ações.

FUNKE & MATSUDA (2006) destacaram que o estudo do efeito dos anúncios macroeconômicos sobre o mercado acionário pode ser abordado por vários prismas: volatilidade nos preços, volume negociado e pela natureza e momento em que ocorre a divulgação. Outro ponto abordado pelo trabalho é que para a estimação adequada destes impactos tem-se que levar em conta duas características potenciais do mercado de ações: a volatilidade em *clustering* e a assimetria na resposta em relação às quebras de expectativas, pois novidades negativas tendem a ter um impacto maior na volatilidade do que novidades positivas de mesma magnitude.

Conforme MCQUEEN & ROLEY (1993), anúncios econômicos afetam o movimento diário do preço das ações, na medida em que eles revelam novas informações que podem afetar as expectativas dos agentes, quanto aos fatores primitivos que influenciam os dividendos futuros (dividendo corrente e/ou expectativa da taxa de crescimento do mesmo) e a taxa de desconto (prêmio de risco e taxa de juros livre de risco).

BELTRATTI & MORANA (2006), confirmaram que a quebra (*jump*) no processo de volatilidade do mercado de ações está relacionado à quebra na volatilidade de fatores macroeconômicos, sendo este último responsável por flutuações persistentes e não-persistentes no mercado acionário. Segundo estes autores, as flutuações persistentes resultam da agregação *cross-sectional* de um grande número de componentes da volatilidade, ou da chegada de novas informações com diferentes graus de persistência.

O trabalho de DUNGEY, MCKENZIE & SMITH (2007) analisou o mercado de títulos públicos focando a taxa de juros e encontrou que quebras nos componentes formadores da taxa de juros estão fortemente associadas às novidades macroeconômicas, além da existência de auto-correlação entre as quebras e da ocorrência de co-quebra associando informações contidas no final da curva de rendimento com dados advindos do meio da curva.

Quanto à quebra em si, LEE & MYKLAND (2007) mostraram que a presença das quebras ajuda a explicar o excesso de curtose e a assimetria da distribuição dos retornos financeiros, fazendo com que a distribuição do retorno apresente uma calda larga, além de fornecer subsídios para o mapeamento correto da volatilidade implícita. Estes autores também destacaram que a presença de quebras é uma das principais razões para o mercado ser incompleto⁷, sendo que o grau de incompletude depende do tamanho e da intensidade das quebras.

Para o Brasil, os trabalhos sobre os retornos de ativos ou índices concentram-se sobre a parte contínua dos mesmos. TABAK & LIMA (2005) utilizaram dados diários e modelos de vetores autoregressivos, no período de Janeiro de 1995 até Março de 2001, para testar a hipótese de integração entre o mercado americano e o latino americano. Como resultado, encontraram evidências favoráveis de uma causalidade no curto prazo dos choques ocorridos no Dow Jones sobre o IBOVESPA, mas nenhuma relação de longo prazo (cointegrantes) entre estas variáveis.

⁷ Dado que o grau de incompletude do mercado é um dos principais fatores para o erro de *hedging* de derivativos, este trabalho também fornece contribuições importantes para o desenvolvimento de estratégias de hedge, possibilitando um re-balanceamento dinâmico do portfólio.

O nível de integração também foi objeto de pesquisa por parte de GROPPPO & BACCHI (2003), que por meio do teste de causalidade de Granger investigaram o nível de integração entre os mercados americano, brasileiro e argentino, para o período entre os anos de 1999 e 2002. Como resultado constatou o fato da absorção das variações no retorno do Dow Jones pelo mercado brasileiro, ser feita parcialmente de forma imediata e por uma propagação para dias subseqüentes.

Ampliando a abordagem de associação entre as séries financeiras, NUNES & MEURER (2005) analisaram a relação entre o IBOVESPA e o *spread* do C-Bond no período pós-real (Janeiro de 1995 até Outubro de 2005) e dentre os resultados encontrados pode-se destacar: resposta negativa entre as variáveis, existência de relação de longo prazo e causalidade unidirecional do IBOVESPA para o risco-país⁸.

Conforme NUNES & MEURER (2005), esta análise envolvendo o *spread* do C-Bond é justificável, uma vez que o mesmo está diretamente atrelado aos títulos públicos de curto e longo prazo e representa um indicador da possibilidade de *default* de um país em relação aos seus títulos, sendo, portanto, um referencial para a percepção de risco dos mercados financeiros e uma *proxy* para a instabilidade econômica de um país.

Cabe destacar, também, que quanto maior o *spread* do C-Bond, ou seja, quanto maior a diferença entre o risco-país frente ao risco dos Estados Unidos (este considerado livre de risco), maior será a dificuldade de atrair investimentos estrangeiros e maior terá que ser a taxa de juros para compensar este ponto negativo.

DE MEDEIROS & RAMOS (2004) corroboram a colocação anterior, na medida em que mencionam que os aumentos no risco-país, possuem como contrapartida a redução nos investimentos, dado que os mesmos refletem a desconfiança dos investidores em relação à situação econômica, política e social do país, o que poderia levar, no limite, a restrições ao movimento de capitais.

⁸ Resultado este confirmado em MEURER (2006).

Quanto à variável taxa de juros, que também será objeto de estudo, existe uma infinidade de trabalhos associando a resposta do mercado financeiro às suas alterações, pois além de ser um referencial para o custo de oportunidade, que recai sobre a taxa de desconto dos fluxos de capitais, a mesma também possui impacto direto sobre o nível de atividade econômica, influenciando diretamente o fluxo de capitais.

DE MEDEIROS & RAMOS (2004) fazem, ainda, a seguinte consideração com relação à taxa de juros e ao risco-país: “Os problemas de natureza econômica refletem-se nas elevadas taxas de juros e no baixo crescimento; os problemas sociais, políticos e jurídicos refletem-se no risco-país”. Portanto a adoção destas variáveis faz com que o estudo seja capaz de resumir um grupo heterogêneo e amplo de variáveis estruturais que não estão somente na esfera econômica.

Outra variável a ser utilizada neste trabalho é a taxa de câmbio. Conforme destacado em MEURER (2006) e FANG & MILLER (2002), esta variável e as expectativas a seu respeito influenciam o retorno das aplicações e também as variáveis reais da economia, como demanda agregada e produção, as quais influenciam a condução da política monetária, sendo que esta tem impacto direto sobre o custo da dívida pública e no seu risco.

MEURER (2006) analisou a influência do fluxo de recursos de investidores estrangeiros sobre IBOVESPA, controlando para variáveis como cotação do mercado acionário americano, risco país, taxa de câmbio, taxa de juros, dentre outras. Com base em dados mensais para o período de Janeiro de 1995 a Julho de 2005, foi constatada a cointegração entre a taxa de câmbio e o comportamento do índice; e por meio de mecanismo de correção de erros foi constatada uma relação positiva entre a desvalorização cambial e a dinâmica do índice.

Em estudo anterior, FANG & MILLER (2002) analisaram, por meio de GARCH-M bivariado, o efeito das variações da taxa de câmbio e da sua volatilidade sobre os índices dos mercados de ações para uma amostra constituída dos países conhecidos como tigres asiáticos. No período analisado, que compreendia dados diários para o intervalo entre os anos de 1997 a 1999⁹, o resultado encontrado, diferentemente do trabalho de MEURER (2006) para o Brasil, detectou correlação negativa entre as variações nos índices e depreciações da moeda doméstica e sua variabilidade.

Segundo FANG & MILLER (2002), este efeito se deve ao re-balanceamento no portfólio dos investidores, uma vez que a desvalorização da moeda local provoca uma diminuição do retorno em dólar das aplicações em ações e o aumento do retorno de ativos baseados no dólar.

3. METODOLOGIA

3.1. Detecção de Quebras Individuais

Antes de fornecer a natureza do processo gerador da quebra e a estatística capaz de detecta – lá, faz-se necessário a clara distinção do que vem a ser a quebra tratada no presente trabalho. Conforme destacado na introdução, a quebra neste estudo representa um movimento abrupto nos retornos da série analisada, o que difere, portanto da quebra estrutural, sendo esta última caracterizada pela alteração no intercepto e/ou no coeficiente que rege a série.

Para testar a existência de quebras nas séries, utiliza-se o teste não-paramétrico desenvolvido por LEE & MYKLAND (2007), também utilizado por LAHAYE, LAURENT & NEELY (2007). Este, além de ser simples e parcimonioso, permite detectar o momento preciso da quebra e, em virtude de ser uma abordagem não-paramétrica, possui também a vantagem de ser robusto à seleção do modelo, assim como a dados não estacionários.

⁹ Período que engloba a crise financeira asiática.

O teste parte da seguinte definição: seja $S(t)$ o preço do ativo em t ; o retorno composto do ativo é dado por um processo de difusão do tipo browniano *semi-martingale*¹⁰ com atividade de quebras finitas¹¹, possuindo a seguinte representação:

$$d \log S(t) = \mu(t) + \sigma(t)dW(t) + Y(t)dJ(t) \quad (1)$$

onde:

$W(t)$ = um movimento Browniano padrão;

$\mu(t)$ = função *drift* que mede a variação esperada de $S(t)$;

$\sigma(t)$ = função volatilidade que mede a incerteza local acerca do movimento de $S(t)$;

$dJ(t)$ = processo contínuo e independente de $W(t)$;

$Y(t)$ = tamanho da quebra.

Portanto o retorno composto é formado pela soma de um processo com distribuição normal condicional de média $\mu(t)$ e variância $\sigma^2(t)$ e um por processo gerador de quebras.

Complementando as características da dinâmica dada pela equação (1), tem-se que a função *drift* $\mu(t)$ apresenta um processo de variação contínua e localmente limitado e o coeficiente de difusão $\sigma(t)$ é um processo de volatilidade estocástica estritamente positiva com a trajetória contínua à direita e com limites bem definidos¹².

A não ocorrência de quebra faz com que a equação (1) se reduza a:

$$d \log S(t) = \mu(t) + \sigma(t)dW(t) \quad (2)$$

¹⁰ BARNDORFF-NIELSEN & SHEPHARD (2004) destacam que a principal característica deste mecanismo é o processo de variação quadrática.

¹¹ Processo, este, também adotado por BOUDT, CROUX & LAURENT (2008) e por ANDERSEN, BOLLERSLEV & DOBREV (2007).

¹² ANDERSEN ET AL (2005) flexibilizam $\sigma(t)$, ao mencionar que o mesmo é passível de apresentar quebras de volatilidade.

O teste assume que o tamanho das quebras $Y(t)$ são independentes entre si e identicamente distribuídos (*iid*), com média $\mu_y(t)$ e desvio-padrão $\sigma_y(t)$, além disso, o tamanho da quebra é tido como independente dos componentes aleatórios $W(t)$ e $J(t)$, os quais por definição também são independentes entre si.

O processo $dJ(t)$ pode ser um processo de quebra do tipo *Poisson* não-homogêneo, aonde eventos pré-agendados (determinísticos), como anúncios macroeconômicos, também podem afetar a intensidade das quebras. Caso este processo seja finito com probabilidade igual a um, então $J(t)$ recebe o nome de processo de contagem com atividade finita.

Outra suposição é a de que o *drift* $\mu(t)$ e o coeficiente de difusão $\sigma(t)$ não mudam drasticamente dentro de um intervalo de tempo pequeno k , denominado janela, isso permite que os mesmos sejam dependentes do próprio processo e sejam aproximadamente constantes dentro de k . LEE & MYKLAND (2007) destacam que esta suposição é satisfeita na maioria dos processos *Itô's*¹³, como por exemplo modelos de volatilidade estocástica e suas extensões, além de satisfazer modelos de volatilidade estocástica com atividade de quebras finitas de classe *semi-martingale*¹⁴.

Observando a equação (2) pode-se concluir que na ausência de quebra e observada à suposição feita anteriormente, o *drift* $\mu(t)$ e o coeficiente de difusão $\sigma(t)$ são tais que o mecanismo gerador da série representa um processo *Itô* com trajetória amostral contínua.

BARNDORFF-NIELSEN & SHEPHARD (2006) destacam que as condições impostas anteriormente não eliminam a possibilidade de mudanças estruturais, efeitos diurnos, memória longa ou quebras no processo de volatilidade.

¹³ Este processo representa uma generalização do movimento browniano onde os parâmetros do *drift* e da variância apresentam uma dinâmica no tempo, ou seja, os parâmetros são funções do tempo e do estado atual.

¹⁴ Processos estes que são formados por um componente localmente *martingale* e outro com variação limitada em um subintervalo finito.

No entanto, o fato de $\mu_y(t)$ e $\sigma_y(t)$ serem tidos como independentes do componente aleatório $W(t)$, elimina a possibilidade de efeito alavancagem, do efeito *feedback* entre inovações anteriores em $W(t)$ e do prêmio de risco em $\mu_y(t)$.

Quanto ao teste propriamente dito, este é feito de forma individual para um dado instante no tempo t_i e não requer suposições adicionais sobre possíveis quebras antes ou após este instante. Para uma correta identificação do retorno realizado e do retorno abrupto de uma quebra na série, o mesmo faz uso da padronização do retorno por uma medida que explique a variação local apenas da parte contínua do processo¹⁵. LEE & MYKLAND (2007) chamam esta medida de volatilidade instantânea e denotam por $\sigma(t_i)$.

A idéia básica do teste consiste em comparar o retorno realizado em um dado instante no tempo, a uma estimativa consistente da volatilidade instantânea, usando os correspondentes movimentos locais de retorno. Portanto, a estatística do teste é dada pela razão entre o retorno realizado e a estimativa da volatilidade instantânea.

Uma abordagem similar já havia sido proposta por BROWNLEES & GALLO (2006), no entanto, conforme destacado em BOUDT ET AL (2008), os mesmos utilizaram o desvio padrão como estimador da escala local, e esta metodologia não é adequada, uma vez que a mesma não é robusta à presença de quebras, fazendo com que o valor da estatística seja elevado devido à presença de quebras na proximidade do ponto.

¹⁵ LAHAYE ET AL (2007) destacam que durante períodos de alta volatilidade as mudanças nos preços devem ser bem maiores que a média para serem considerados como quebra.

Como alternativa, o teste utiliza a estatística não-paramétrica conhecida como *realized bipower variation*¹⁶, a qual apresenta a característica de ser um estimador consistente da volatilidade integrada, não importando a presença de quebras misturadas com a parte difusa do processo formador da série¹⁷. Esta estatística é dada por:

$$p \lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{i=3}^n |\log S(t_i) - \log S(t_{i-1})| |\log S(t_{i-1}) - \log S(t_{i-2})| \quad (3)$$

Conforme destacado em BARNDORFF-NIELSEN & SHEPHARD (2004), a equação (3) representa uma generalização parcial da variação quadrática e o uso do valor absoluto se dá objetivando diminuir a sensibilidade da estatística a possíveis movimentos de grande magnitude dentro de dados de alta-freqüência.

Dando continuidade na explanação da metodologia, conforme abordado anteriormente, o teste pressupõe a divisão da série em janelas de tempo de tamanho k , aonde a escolha do seu tamanho é feita objetivando o desaparecimento do viés introduzido pelas quebras na estimação da volatilidade.

Devido a um *trade-off* entre a contribuição para a acuidade e o custo computacional, LEE & MYKLAND (2007) sugerem, a partir de simulações de Monte Carlo para diferentes processos de volatilidade, o tamanho ótimo da janela de 7, 16, 78, 110, 191 e 270 observações para dados com freqüência de 1 vez por semana, 1 vez por dia, a cada 1 hora, a cada 30 minutos, a cada 15 minutos, e a cada 5 minutos respectivamente¹⁸.

¹⁶ BARNDORFF-NIELSEN & SHEPHARD (2004, 2006) desenvolveram outros testes baseados nesta estatística, no entanto conforme destacado por LAHAYE ET AL (2007), estes testes não conseguem identificar a quantidade de quebras, o tamanho individual e nem o momento em que cada quebra ocorre dentro do intervalo de tempo considerado, informando apenas a ocorrência ou não das mesmas.

¹⁷ BARNDORFF-NIELSEN & SHEPHARD (2004) mencionam que no caso do processo apresentar apenas o componente contínuo, o estimador *realized bipower variation* é levemente menos eficiente do que o estimador baseado na soma do quadrado dos retornos (*realized quadratic variation*).

¹⁸ DUNGEY ET AL (2007) explicam este *trade-off* como a tentativa de se obter o número máximo de informação da série e sua independência de ruídos de mercado.

Para a estimação da volatilidade instantânea no momento t_i é tomada por base a equação (3), usando as k observações anteriores ao mesmo. Cabe a ressalva de que a equação (3) somente gozará das propriedades desejadas, caso k seja grande o suficiente e a condição $k = O_p(\Delta t^\alpha)$ para $-1 < \alpha < -0,5$ seja satisfeita¹⁹.

Finalmente a estatística de teste para identificar se existe uma quebra de t_{i-1} para t_i é dada por:

$$\Psi(i) = \frac{\log[S(t_i)/S(t_{i-1})] - \hat{m}_i}{\hat{\sigma}(t_i)} \quad (4)$$

Da equação (4) tem-se que seu denominador é formado por:

$$\hat{\sigma}(t_i)^2 = \frac{1}{k-2} \sum_{j=i-k+2}^{i-1} |\log S(t_j) - \log S(t_{j-1})| |\log S(t_{j-1}) - \log S(t_{j-2})| \quad (5)$$

Complementado a equação (4) pode-se observar que do retorno do preço é descontada uma média de retorno nos períodos anteriores, que é dada por:

$$\hat{m}_i = \frac{1}{k-1} \sum_{j=i-k+1}^{i-1} (\log S(t_j) - \log S(t_{j-1})) \quad (6)$$

Vale destacar que a estatística do teste, representada pela equação (4), além de verificar a existência de quebra, fornece também como *output*: o tamanho e o sinal da quebra; e que a presença da equação (5) no denominador da equação (4) é que torna a estatística robusta à presença de quebras em t_{i-1} .

¹⁹ Esta ultima condição faz com que quanto menor a frequência dos dados, isto é, maior o Δt , menor será a janela necessária para garantir que a presença da quebra não torne o estimador viesado, sendo o α obtido via simulação de Monte Carlo.

Antes de prosseguir, cabe aqui a ressalva de que a utilização do *drift* (de ordem dt), representado pela equação (6), é matematicamente negligenciável quando comparado com a parte difusa (de ordem \sqrt{dt}) e com o componente de quebra (de ordem 1). Além disso, tem-se que a estimativa do *drift* apresenta um erro-padrão elevado, o que faz com que a precisão da variância estimada diminua caso o mesmo seja incluído em sua estimação.

Com relação ao comportamento assintótico da estatística, os autores do teste identificaram que a mesma varia de acordo com a presença ou não de quebras. Caso a série não apresente quebra, ou seja, siga a regra de formação dada pela equação (2), tem-se que valendo a suposição de que o *drift* $\mu(t)$ e o coeficiente de difusão $\sigma(t)$ não mudam drasticamente dentro de um intervalo de tempo pequeno e fazendo $\Delta t = t_i - t_{i-1} \rightarrow 0$ para $k = O_p(\Delta t^\alpha)$ e $-1 < \alpha < -0,5$, observa-se que:

$$\sup_i |\Psi(i) - \widehat{\Psi}(i)| = O_p(\Delta t^{3/2 - \delta + \alpha - \varepsilon}) \quad (7)$$

aonde δ satisfaz $0 < \delta < 3/2 + \alpha$ e

$$\widehat{\Psi}(i) = \frac{U_i - \bar{U}_{i-1}}{c} \quad (8)$$

sendo $U_i = \frac{1}{\sqrt{\Delta t}}(W_{t_i} - W_{t_{i-1}})$ uma variável normal padrão, $\bar{U}_{i-1} = \frac{1}{k-1} \sum_{j=i-k+1}^{i-1} U_j$ e a

constante $c = E|U_i| = \frac{\sqrt{2}}{\sqrt{\pi}} \approx 0,7979$ ²⁰.

²⁰ Caso a estimação não leve em conta o *drift* então o termo \bar{U}_{i-1} na equação (8) deixa de existir.

Portanto, a estatística de detecção $\Psi(i)$ dada por (4) segue a mesma distribuição normal de $\hat{\Psi}(i)$ representada por (8). Apresentando média 0 e variância dada por $\frac{1}{c^2}$, caso não seja considerado o *drift*, e média 0 e variância $\frac{k}{c^2(k-1)} \rightarrow \frac{1}{c^2}$, uma vez que $k \rightarrow \infty$, caso o mesmo esteja presente. Ou seja, assintoticamente (4) é independente e normalmente distribuída ao longo do tempo.

A taxa de erro dada por $O_p(\Delta t^{3/2-\delta+\alpha-\varepsilon})$ é a mesma com ou sem o *drift*, uma vez que o erro relacionado ao termo do *drift* é dominado pelo erro associado à parte difusa do processo gerador da série.

Já no caso da série apresentar quebra num dado instante $\tau \in (t_{i-1}, t_i]$, ou seja, da mesma seguir a regra de formação dada por (1), então não levando em consideração o *drift*, tem-se que:

$$\Psi(i) \approx \frac{U_i}{c} + \frac{Y(\tau)}{c\sigma\sqrt{\Delta t}} I_{\tau \in (t_{i-1}, t_i]} \quad (9)$$

onde $Y(\tau)$ é o tamanho da quebra e $I_{\tau \in (t_{i-1}, t_i]}$ é uma função indicadora da chegada da mesma dentro do intervalo $(t_{i-1}, t_i]$. Portanto $\Psi(i) \rightarrow \infty$ na medida em que $\Delta t \rightarrow 0$.

Como pode existir apenas um número finito de quebras θ em uma janela, então caso o *drift* seja utilizado, tem-se:

$$\Psi(i) \approx \frac{U_i - \bar{U}_{i-1}}{c} + \frac{\theta \times Y(\tau)}{c\sigma \times (k-1)\sqrt{\Delta t}} I_{\tau \in (t_{i-1}, t_i]} \quad (10)$$

Analisando a equação (10), pode-se observar que o segundo termo irá desaparecer devido à condição $k\sqrt{\Delta t} \rightarrow \infty$. Isto prova que quebras na janela possuem efeito assintótico negligenciável no teste com a escolha adequada de k .

Para a formação da região de rejeição do teste, a abordagem adotada por LEE & MYKLAND (2007) utiliza a teoria do valor extremo, na qual o máximo de n realizações independentes e identicamente distribuídas do valor absoluto de uma variável aleatória normal padrão, possui distribuição assintótica do tipo Gumbel.

Esta distribuição, na ausência de quebras, apresenta a probabilidade α de que o máximo de nenhum conjunto de n estatísticas $\Psi(i)$ ultrapasse o *threshold*

$$g_{n,\alpha} = -\log(-\log(1-\alpha))b_n + a_n. \quad \text{Onde} \quad a_n = \sqrt{2\log n} - \frac{[\log \pi + \log(\log n)]}{2\sqrt{2\log n}},$$

$b_n = \frac{1}{\sqrt{2\log n}}$ e $-\log(-\log(1-\alpha))$ representa o $1-\alpha$ quantil da função de distribuição padrão da Gumbel.

Originalmente o trabalho de LEE & MYKLAND (2007), apresenta a seguinte abordagem para a elaboração do teste: caso seja observada a condição $k = O_p(\Delta t^\alpha)$ para $-1 < \alpha < -0,5$, não existindo nenhuma quebra no intervalo de tempo $(t_{i-1}, t_i]$ e valendo a equação (9); então na medida em que $\Delta t \rightarrow 0$ tem-se:

$$\frac{\max|\Psi(i)| - C_n}{S_n} \rightarrow \xi \quad (11)$$

aonde ξ segue a função distribuição acumulada dada por $P(\xi \leq x) = \exp(-e^{-x})$, sendo $C_n = \frac{\sqrt{2\log n}}{c} - \frac{\log \pi + \log(\log n)}{2c\sqrt{2\log n}}$, $S_n = \frac{1}{c\sqrt{2\log n}}$ e n o número de observações.

Da abordagem acima, tira-se que para um nível de significância de 1% e sendo β^* o *threshold* para a equação (11), onde $P(\xi \leq \beta^*) = \exp(-e^{-\beta^*}) = 0,99$, tem-se que

$$\beta^* = -\log(-\log(0,99)) = 4,6001. \quad \text{Portanto, caso} \quad \frac{\max|\Psi(i)| - C_n}{S_n} > 4,6001 \quad \text{então a}$$

hipótese nula é rejeitada, isto é, existe quebra em t_i .

Logo, esta metodologia consiste em testar os valores obtidos pela estatística, no sentido dela ser maior ou não que os valores críticos pertencente à região usual dos máximos, ou seja, caso o seu valor seja superior aos máximos. Portanto, a estatística é não-significativa a partir do momento em que seu valor se torna muito grande.

3.2. Determinação das Co-quebras

Conforme apresentado nas seções anteriores, muitos são os trabalhos, que tendo por base dados em alta-freqüência, visam estudar quebras individuais. No entanto, o mesmo não pode ser dito quanto ao estudo de quebras simultâneas em diferentes mercados.

Diante desta lacuna, DUNGEY ET AL (2007) utilizaram a mesma metodologia que BAE, KAROLYI & STULZ (2003), para medir o número de co-quebras entre variáveis macroeconômicas e o mercado de títulos americano. Esta metodologia consiste no somatório das observações, que advindas de séries independentes, são destacadas a partir do momento em que apresentam o valor da estatística de teste ultrapassando o seu respectivo *threshold* em um dado instante no tempo²¹.

Outra metodologia, a qual será utilizada neste estudo, é a abordada por LAHAYE ET AL (2007). Nesta, uma vez detectada a quebra individual, utiliza-se de estatísticas descritivas e regressões do tipo variáveis qualitativas, para investigar a relação entre as mudanças descontínuas no comportamento das variáveis em análise²².

Os mesmos denotam a co-quebra em um conjunto de Y mercados num instante t_i como $COJ_{t_i}^Y$, e a probabilidade de que exista a co-quebra como $P(COJ_{t_i} = 1) = P(coj)$, onde:

$$COJ_{t_i}^Y = \prod_Y I(J_{t_i}^{y_i}) \quad (12)$$

²¹ O processo de somatório é feito atribuindo-se o valor um caso a série apresente quebra e zero caso contrário. Logo supondo a análise de três mercados para um dado instante, existe a possibilidade da ocorrência de zero a duas co-quebras.

²² LAHAYE ET AL (2007) analisaram as co-quebras entre as séries de câmbio, ouro, títulos públicos e índices de ações.

Na equação (12), I é uma função indicadora e $J_{t_i}^{y_i}$ representa a quebra no mercado y_i para o instante t_i . Este procedimento, que se dá de forma multiplicativa, diferentemente da metodologia de BAE ET AL (2003), serve apenas para indicar a presença ou não de co-quebras.

Apesar da aparente debilidade na metodologia utilizada por LAHAYE ET AL (2007), as séries abordadas no presente trabalho apresentaram apenas sete ocorrências de co-quebras em mais de dois mercados, sendo este o motivo pelo qual optou-se pela adoção da mesma²³.

3.3. Modelo Logit

Modelo econométrico pertencente à família dos modelos de escolha discreta, onde o próprio regressando constitui uma variável do tipo escolha qualitativa. Este possui a característica de gerar probabilidades condicionais, tendo por base uma função de distribuição acumulada do tipo logística.

Sua representação se dá por:

$$P_i = E(Y = 1|X) = \frac{1}{1 + e^{-X'\alpha}} \quad (13)$$

Uma vez que o modelo não é linear em X (vetor de regressores) e nem no vetor de parâmetros α ; para sua correta estimação pode-se recorrer à linearização por logaritmo, o que seguindo alguma manipulação, leva a estimação do logaritmo da razão entre a chance do regressando acontecer pela chance da não ocorrência:

$$L_i = \ln\left(\frac{P_i}{1 - P_i}\right) = X'\alpha \quad (14)$$

²³ Foram encontradas duas co-quebras entre as séries da taxa de câmbio, C-Bond e IBOVESPA; duas entre a taxa SELIC, C-Bond e IBOVESPA; uma entre o Dow Jones, C-Bond e IBOVESPA; uma entre o Dow Jones, taxa de câmbio e IBOVESPA; e uma entre a taxa de câmbio, C-Bond, IBOVESPA e o Dow Jones.

Quanto à estimação dos parâmetros, esta irá depender da abordagem com que se utilizam os dados, pois em abordagens como a de dados agrupados, o uso dos mínimos quadrados pode ser empregado. No entanto, como os dados neste trabalho estão em nível individual (ou micro), deve-se utilizar o método de máxima verossimilhança.

Neste modelo, o coeficiente de cada um dos regressores na equação linearizada, fornece a variação no logaritmo das chances associadas à variação do regressor (mantido tudo mais constante), sendo que a taxa de variação na probabilidade de um evento acontecer é dada por $\alpha_j P_i(1 - P_i)$, para α_j igual ao coeficiente parcial do j-ésimo regressor.

Dentre as qualidades deste modelo, estão o fato da probabilidade variar de forma não linear, ou seja, o efeito marginal ou incremental das variáveis explicativas não é constante, o fato de assegurar que a probabilidade esteja no intervalo entre zero e um, e de garantir que a variância seja positiva²⁴.

3.4. Correlação entre variáveis qualitativas

Dado o tratamento discreto recebido pelas variáveis envolvidas neste trabalho (via adoção de variáveis binárias), o estudo da associação entre estas variáveis por meio do uso da correlação usualmente conhecida, não seria adequado para demonstrar de forma correta a associação entre as séries, uma vez que não existe dispersão suficiente de valores. Relembrando que esta última é representada por:

$$\text{corr}(x,y) = \frac{\sigma_{x,y}}{\sigma_x \sigma_y} \quad (15)$$

Onde da equação (15) tem-se:

$$\sigma_{x,y} = \text{cov}(x,y) = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{n} \quad (16)$$

²⁴ Fato que nem sempre é observado no modelo de probabilidade linear.

$$\sigma_j = dp(j) = \sqrt{\text{var}(j)}, \text{ para } j = x, y \quad (17)$$

Portanto adotaram-se outras técnicas não paramétricas indicadas para esta situação, sendo elas: χ^2 de Pearson, o coeficiente de contingência e o coeficiente T .

A estatística conhecida como χ^2 de Pearson, constitui uma medida de afastamento global, representada pelo somatório total do quadrado do afastamento de cada variável com relação ao seu valor esperado, sendo esta diferença ponderada pelo próprio valor esperado, ou seja:

$$\chi_v^2 = \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s \frac{(n_{ij} - n_{ij}^*)^2}{n_{ij}^*} \quad (18)$$

Uma vez que o desenrolar do trabalho se dará com base em análise dois a dois, na equação (18) foram inseridos apenas dois somatórios, onde n_{ij}^* representa o valor esperado numa tabela de dupla entrada²⁵, n_{ij} o valor observado, r o número total de elementos que compõem a classe i , s o número total de elementos que compõem a classe j e $v = (r-1)(s-1)$, o qual representa o número de graus de liberdade da estatística.

A hipótese nula do teste é dada pela não existência de associação (incondicional) entre as séries, sendo, portanto valores altos associados à rejeição desta hipótese. Vale ressaltar que devido à abordagem dois a dois de variáveis binárias, tem-se $j = i = r = s = 2$.

²⁵ Também conhecida como tabela de contingência.

Visando formar um coeficiente condicional de associação que se interprete de forma análoga ao coeficiente de correlação, ou seja, onde uma grande associação esteja ligada a um alto valor da estatística; Pearson desenvolveu o coeficiente de contingência dado por:

$$C = \sqrt{\frac{\chi^2}{\chi^2 + n}} \quad (19)$$

No entanto, é fácil verificar que o valor da estatística C não varia entre zero e hum, sendo na verdade uma função de r e s . Porém, no caso de $r = s$ (que é o caso deste estudo), ou seja, do número de linhas serem iguais ao número de colunas, o C máximo será dado por:

$$C_{\max} = \sqrt{\frac{r-1}{r}} \quad (20)$$

Portanto no caso deste trabalho, onde $r = s = 2$, o valor máximo que serve de base para a comparação entre os coeficientes é 0,707.

Outra medida de associação utilizada é o coeficiente T , o qual torna o valor da estatística independente dos valores de r e s . Esta é dada por:

$$T = \sqrt{\frac{\chi^2/n}{(r-1)(s-1)}} \quad (21)$$

O máximo da estatística (21) é atingido no valor hum, quando $r = s$, que é justamente o que acontece neste estudo, pois tem-se $r = s = 2$. Entretanto, como o valor do denominador é igual a hum, tem-se que esta estatística não apresenta ganhos com relação à estatística do tipo coeficiente de contingência.

Cabe destacar que diferentemente da associação linear identificada pelo coeficiente de correlação, as estatísticas não paramétricas abordadas acima são robustas a não linearidades.

4. OS DADOS

As séries utilizadas neste estudo são referentes às variáveis: taxa de câmbio, *spread* do C-Bond, Dow Jones, IBOVESPA e taxa SELIC. Todas foram coletadas no site do IPEADATA e estão em frequência diária, compreendendo o período que vai do dia dois de Janeiro de 2001 até o dia vinte de Outubro de 2005²⁶.

Conforme destacado em TAYLOR (2004), a adoção de dados diários pode ser encarada aqui como uma medida conservadora, pois assumir que a volatilidade é constante dentro de uma janela k longa é algo arriscado, uma vez que empiricamente existe a evidência de forte dependência com relação ao tempo, e até mesmo de descontinuidades²⁷.

Corroborando também para a adoção de dados diários, o fato de BARNDORFF-NIELSEN & SHEPHARD (2004), ao analisar os níveis de correlação entre séries financeiras, identificarem que quando existe algum grau de microestrutura de mercado (periodicidade) a utilização de uma frequência mais baixa faz com que o nível de correlação diminua.

O único tratamento que foi dado às séries, objetivou eliminar as observações em branco. Com este intuito, adotou-se o seguinte procedimento: uma vez emparelhadas todas as séries, tomou-se por base o IBOVESPA, para eliminar as datas referentes a fins de semana e feriados (fixos e irregulares); depois desta etapa, calcularam-se retornos das séries e os dados que ainda remanesceram em branco foram preenchidos com base na observação anterior, gerando uma amostra de 1195 observações para cada série.

²⁶ Os gráficos 1-A, 2-A, 3-A e 4-A, presentes no anexo, apresentam os retornos (calculados via diferença no logaritmo) das variáveis em estudo.

²⁷ Diante desta problemática, a *realized bipower variation* deixa de ser uma estimativa da volatilidade do retorno, para ser uma média da volatilidade dos retornos.

5. RESULTADOS

Os resultados doravante abordados para a detecção de quebras foram obtidos para um nível de significância de 5% e fazendo-se uso do *drift*, pois apesar dos pontos desfavoráveis a sua adoção, encontraram-se os mesmos resultados que LEE & MYKLAND (2007), no sentido de que sua adoção não modificou, significativamente, os resultados obtidos nas análises.

Antes de dar prosseguimento na análise dos resultados obtidos neste trabalho, existe um ponto que deve ficar bem claro: a metodologia adotada neste trabalho, a qual consiste de uma adaptação do estudo desenvolvido por LAHAYE, LAURENT & NEELY (2007), não constitui uma análise de causalidade, e sim uma análise de contemporaneidade, que fornece apenas medidas de correlação.

Recorrendo inicialmente a análise gráfica, o gráfico 11 apresenta a comparação da série do *realized bipower variation* com a série de volatilidade realizada, permitindo a visualização de potenciais quebras²⁸ a serem testadas. Já os gráficos 1-C, 2-C, 3-C e 4-C, apresentam as quebras que foram significativas de acordo com a estatística de teste dada pela equação (4).

Cabe destacar que uma vez que a estatística *realized bipower variation* opera de forma dinâmica por meio de janelas, a mesma está na verdade promovendo um processo de equiparação na volatilidade das séries²⁹, que pode ser observada nos gráficos 1-B, 2-B, 3-B e 4-B.

²⁸ Utilizou-se um período sub-amostral para a série do IBOVESPA compreendendo o intervalo do dia vinte e três de Janeiro de 2001 a cinco de Abril do mesmo ano com o intuito de facilitar a visualização.

²⁹ Este fato está muito bem elucidado na comparação entre os gráficos 3-A e 3-B.

Da série de quebras significativas, e tendo como centro da análise o IBOVESPA, foi constatado que tanto em termo de magnitude, quanto em número de ocorrências, os meses de Maio e Outubro são os de maior relevância, enquanto que para o Dow Jones isto ocorre para os meses de Março, Julho e Setembro. Já para o C-Bond, existe concentração nos meses de Janeiro e Março, sendo os meses de Julho e Outubro os mais representativos para o câmbio.

Sob uma perspectiva conjunta das séries de quebras, pode-se observar a existência de certo padrão sazonal. Com base em análise binária, tem-se que a taxa de câmbio e o C-Bond apresentam grande concentração de quebras em Janeiro; o Dow Jones, o C-Bond e a taxa SELIC concentram quebras no mês de Março; o IBOVESPA, o câmbio e a SELIC concentram quebras em Outubro.

Com relação à cronologia das quebras, dois fatos merecem destaque: primeiro a concentração de 9,1% das quebras do Dow Jones terem ocorrido no mês de Julho de 2002, período no qual ocorreu o auge da crise das empresas ponto com, ou seja, o estouro da bolha das empresas da internet; sendo também o mês de lançamento da lei Sarbanes-Oxley, que visava dar transparência aos processos contábeis, após a constatação de fraudes em grandes empresas americanas. O segundo ponto é que 8,3% das quebras ocorridas no C-BOND aconteceram no mês de Março de 2005, período no qual houve grande re-compra deste título, por parte do Governo, para a substituição do perfil da dívida, além de ser um momento de instabilidade internacional, com elevação da taxa de juros americana e grande volatilidade no mercado internacional de petróleo.

Adotando uma análise de frequência relativa, a tabela 1 apresenta as estatísticas descritivas básicas das quebras nas séries estudadas³⁰. Na mesma é possível destacar a predominância de quebras positivas no C-Bond com uma representatividade de 63% das ocorrências de quebra nesta série, enquanto que o IBOVESPA apresenta 69% da quebras com o sinal negativo.

³⁰ No quadro não esta presente a taxa SELIC, pois a mesma foi tratada apenas de forma binária neste estudo.

Com exceção das quebras no C-Bond e do total das quebras em todas as variáveis, tanto as médias como o desvio-padrão das quebras negativas apresentaram maior magnitude, quando analisada individualmente. Isto revela o comportamento assimétrico mencionado por FUNKE & MATSUDA (2006), o qual pode ser um indicativo de assimetria na resposta das mesmas às novidades boas e ruins.

Vale salientar também a dinâmica da série do C-Bond, pois além de apresentar o maior número de quebras (seguido pelo Dow Jones), é a série que apresenta o maior valor para a média e para o desvio-padrão das quebras, no que tange os valores em módulo, positivos e negativos.

Ainda com relação à tabela 1, cabe o destaque para a série do IBOVESPA, pois esta apresentou a segunda maior média e o segundo maior desvio-padrão quando analisamos a magnitude das quebras em módulo, além de ser a série que possui o maior número de quebras negativas.

Fazendo uma análise mais aprofundada, tem-se que, conforme tabela 2, 60% das quebras no C-Bond ocorreram em momentos no qual o IBOVESPA apresentava um retorno negativo; o mesmo valendo para 69% das quebras no próprio índice IBOVESPA.

Desta análise também é possível extrair que em momentos de retorno positivo do IBOVESPA, tanto o câmbio como o C-Bond demonstraram o mesmo comportamento, apresentando 78% e 63%, respectivamente, das quebras com o sinal negativo, enquanto que 81% das quebras no Dow Jones foram positivas.

Um padrão semelhante de resposta foi obtido em momentos de retorno negativo do IBOVESPA. Pois, novamente tem-se um comportamento parecido para o câmbio e para o C-Bond, no qual ambos responderam com 88% e 81% das quebras com sinal positivo, enquanto que novamente o Dow Jones respondeu de forma simétrica a conjuntura do IBOVESPA, apresentando 92% das quebras com o mesmo sinal que o retorno do IBOVESPA. Portanto é possível constatar que tanto o câmbio como o C-Bond apresentam retornos abruptos, predominantemente, de forma contrária ao retorno do IBOVESPA.

Os resultados analisados anteriormente, para o câmbio e C-Bond, corroboram de certa forma os encontrados por NUNES & MEURER (2005), FANG & MILLER (2002) e DE MEDEIROS & RAMOS (2004), uma vez que as respostas das variáveis apresentaram o mesmo sinal, mudando apenas a forma de detecção, a velocidade da resposta e o objeto da análise, pois os trabalhos citados tratam apenas da parte contínua destas variáveis.

No caso do Dow Jones, o qual apresenta quebras com o mesmo sinal que o retorno do IBOVESPA, isto pode ser explicado devido aos efeitos *spillover* e *lead-lag* que o Dow Jones provoca nos demais mercados do mundo, este tipo de associação corrobora os resultados de TABAK & LIMA (2005) e GROppo & BACCHI (2003), os quais também estão voltados para a parte contínua.

Cabe destacar que os resultados discutidos anteriormente são sustentados quando se passa para análises de co-quebra das séries. Recorrendo a tabela 3, observa-se que 23% das co-quebras ocorreram associando o C-Bond com o IBOVESPA, enquanto que as co-quebras entre o Dow Jones e o IBOVESPA correspondem apenas a 11% das ocorrências.

Quando analisado o sinal da co-quebra, via tabela 4, é possível destacar que 30% das co-quebras verificadas entre o Dow Jones e o IBOVESPA foram negativas, enquanto que para o caso de co-quebras positivas estas correspondem a 21% dos casos.

Mesclando as informações das tabelas 1 e 4, é possível extrair que 20% das quebras no C-Bond e 25% das quebras no IBOVESPA aconteceram em momentos de co-quebra entre estas duas séries; e que aproximadamente 19% das quebras ocorridas no IBOVESPA e na taxa de câmbio também estão associadas à co-quebra entre as mesmas.

Em análise não reportada, observou-se ainda que as quebras individuais ocorridas no IBOVESPA, quando associadas às co-quebras ocorridas com o C-Bond, apresentaram uma elevação na média e no desvio-padrão, enquanto que para as co-quebras positivas com o Dow Jones vieram acompanhadas de uma elevação na média das quebras individuais.

Este resultado é similar ao apresentado em DUNGEY ET AL (2007), uma vez que o mesmo constatou que a média e a variância das quebras são mais baixas quando estas não estão associadas a momentos de co-quebra.

A análise da co-quebra pode ser visualizada por meio dos gráficos 5 ao 9, dentre os quais merecem destaque o gráfico das co-quebras entre a taxa de câmbio e o *spread* do C-Bond (gráfico 8) e o gráfico do IBOVESPA com o Dow Jones (gráfico 6), uma vez que os mesmos possuem todas as co-quebras associadas de forma simétrica, ou seja, apresentam os mesmos sinais nas séries de co-quebra.

Já a tabela 9 apresenta uma proposta diferenciada, a mesma informa a proporção de quebras que ocorreram de forma seqüencial dentro de uma mesma série. Nesta, é possível destacar que 78% das quebras ocorridas de forma seqüencial no C-Bond foram acompanhadas de alteração no sinal da quebra, o mesmo ocorrendo para 67% das quebras seqüenciais ocorridas no IBOVESPA³¹.

Quando analisado este comportamento, em termos percentuais, tem-se que as quebras nas séries da taxa de câmbio apresentaram uma redução média de 6,7% no valor da quebra frente à anterior, enquanto que para o *spread* do C-Bond ocorreu um aumento de 13,3%; já o Dow Jones e o IBOVESPA apresentaram uma redução de 62,1% e 46,2%, respectivamente.

Visando agregar formalidade ao tratamento de frequência relativa dado anteriormente, adotou-se o modelo de escolha discreta do tipo Logit, o qual foi montando todo com base em variáveis binárias indicativas do acontecimento das quebras; controlando para o sinal das quebras e para o tipo de retorno em que o IBOVESPA apresentava.

³¹ Este padrão de *clustering* pode ser observado no gráfico 10.

A primeira regressão foi gerada usando diretamente as variáveis binárias, sem nenhuma defasagem ou distinção de sinal de quebra. O resultado dado pela tabela 5 proporciona o quadro 1, no qual estão dispostos a probabilidade de ocorrência de quebra do IBOVESPA dada as quebras indicadas pelo cruzamento entre linhas e colunas³².

Com relação às probabilidades do quadro 1, tem-se que apesar do número de ocorrências de co-quebras entre o IBOVESPA e a taxa SELIC e o IBOVESPA com o Dow Jones serem as mesmas, a probabilidade de co-quebra são distintas, sendo 8% e 5%, respectivamente. Este fato pode ser justificado pela diferente correlação existente entre estas duplas, conforme reportado na tabela 10.

Em seguida estimou-se um modelo Logit incluindo o controle para o sinal das quebras e defasagens. O resultado deste segundo Logit é apresentado na tabela 6, que origina o quadro 2, o qual segue a mesma metodologia de análise do quadro 1.

Neste novo modelo, a quebra positiva no C-Bond e o retorno negativo no IBOVESPA, observados em $t-1$, mostraram-se estatisticamente significantes na probabilidade de ocorrência de um retorno abrupto no IBOVESPA em t . Ao se considerar apenas as quebras positivas no Dow Jones e as negativas observadas na taxa de câmbio, a influência destas variáveis nas probabilidades de quebras do IBOVESPA se elevam.

Estimou-se também um Logit de forma individualizada para analisar as quebras positivas e quebras negativas no IBOVESPA. Os resultado referentes às quebras positivas podem ser vistos na tabela 7 que alimenta o quadro 3, enquanto que para quebras negativas recorrer-se-á a tabela 8 e ao quadro 4.

³² Como exemplo tem-se que o cruzamento da primeira linha com a primeira coluna informa a probabilidade de ocorrer à quebra no IBOVESPA dado que não ocorreu quebra em nenhuma outra variável. Já o cruzamento da terceira coluna com a sexta linha informa a mesma probabilidade, porem dado que ocorre quebra no C-Bond e o retorno do IBOVESPA é negativo, de forma simultânea.

Na análise do quadro 3 é possível destacar a influência da quebra negativa no câmbio e a existência da variável quebra positiva no câmbio de forma defasada. Este resultado corrobora com o cotidiano no mercado do IBOVESPA, uma vez que 60% dos retornos do IBOVESPA foram acompanhados de retornos com sinal oposto pelo câmbio.

Já o quadro 4 que trata das probabilidades associadas a quebras negativas no IBOVESPA, foi a única regressão em que a defasagem da própria quebra no IBOVESPA entrou de forma significativa, sendo portanto a quebra positiva no período anterior importante para descrever a dinâmica das quebras negativas do dia.

Para finalizar as análises, a tabela 10 fornece uma análise de correlação e de independência para a série de quebras. Nesta, para a elaboração das três primeiras colunas foi utilizado um p-valor de 5%, sendo este também o nível de significância na construção da última coluna, o que gera a região crítica de $[3,841; +\infty)$.

Um ponto que merece destaque é a inversão entre o grau de correlação e o número de co-quebras envolvendo os pares: taxa de câmbio x C-Bond e taxa SELIC x IBOVESPA, pois apesar do número de co-quebras entre a primeira dupla ter sido maior, o mesmo não pode ser dito quanto à correlação. Neste sentido as variáveis presente na segunda relação apresentam um maior poder explicativo entre elas.

Outro aspecto importante é o fato do estudo de correlação ter corroborado todas as demais análises, no que se refere a uma relação fraca de co-quebras entre o Dow Jones e o IBOVESPA, quando comparada às quebras desta última em conjunto com as observadas no C-Bond, na taxa de câmbio ou na taxa SELIC.

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Utilizando a estatística desenvolvida por LEE & MYKLAND (2007) para segregar quebras do processo contínuo das séries, este estudo estimou e analisou a relação das quebras nas séries do IBOVESPA, Dow Jones, taxa de câmbio, *spread* do C-Bond e na taxa SELIC.

A metodologia não-paramétrica adotada possui a vantagem de identificar tanto o sinal como a intensidade da quebra em séries nas quais o processo contínuo apresenta grande mobilidade, podendo inclusive apresentar um comportamento de oscilação abrupto que se assemelha ao movimento discreto de uma quebra. Portanto, diferentemente do conceito de mudanças estruturais, o objeto de estudo foi o movimento abrupto no retorno das séries.

Por meio de uma abordagem de frequência relativa, os principais resultados encontrados foram à predominância de quebras negativas no IBOVESPA com 69% das ocorrências. Outro aspecto passível de destaque é a magnitude das médias e do desvio-padrão das quebras negativas ocorridas nas séries estudadas, o que revela um comportamento assimétrico no processo de quebra o qual pode ser um indicativo de assimetria na resposta das mesmas às novidades boas e ruins.

Depois, através de modelos Logit, constatou-se que a probabilidade de ocorrência de quebra no IBOVESPA dada à ocorrência de quebras no Dow Jones é menor do que para as quebras ocorridas na taxa de câmbio ou no *spread* do C-Bond. Verificou-se também que a quebra positiva no C-Bond e o retorno negativo no IBOVESPA, observados em $t-1$, podem influenciar na probabilidade de ocorrência de um retorno abrupto no IBOVESPA em t .

Os resultados encontrados mostram-se interessantes sob dois prismas: em primeiro lugar, as evidências empíricas encontradas mostram que em termos de processo de quebra a suposta “influência” do Dow Jones no IBOVESPA é menos importante do que uma possível influência do *spread* do C-Bond. Em segundo lugar, os vários resultados encontrados neste trabalho corroboram as conclusões de outros trabalhos que foram

feitos para a parte contínua destas variáveis, sejam através de análise de cointegração ou de causalidade de Granger.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ANDERSEN, T.; BOLLERSLEV, T. Answering the skeptics: yes, standard volatility models do provide accurate forecasts, *International Economic Review*, v. 39, p. 885-906, 1998.
- ANDERSEN, T.; BOLLERSLEV, T.; DIEBOLD, X. Parametric and non-parametric volatility measurement, In Ait-Sahalia and L. P. Hansen (Eds.), *Handbook of Financial Econometrics*, Amsterdam: North Holland, 2005.
- ANDERSEN, T.; BOLLERSLEV, T.; DIEBOLD, X.; LABYS, P. Modeling and forecasting realized volatility, *Econometrica*, n. 71, p. 579-625, 2003.
- ANDERSEN, T.; BOLLERSLEV, T.; DOBREV, D. No-arbitrage semi-martingale restrictions for continuous-time volatility models subject to leverage effects, jumps and i.i.d. noise Theory and testable distributional implications, *Journal of Econometrics*, n. 138, p. 125-180, 2007.
- BAE, K. H.; KAROLYI, G. A.; STULZ, R. M. A new approach to measuring financial contagion, *Review of Financial Studies*, v. 16, n. 3, p. 717-763, 2003.
- BARNDORFF-NIELSEN, O.; SHEPHARD, N. Power and bi-power variation with stochastic volatility and jumps (with discussion), *Journal of Financial Econometrics*, v. 2, p. 1-37, 2004.
- BARNDORFF-NIELSEN, O.; SHEPHARD, N. Econometrics of testing for jumps in financial economics using bi-power variation, *Journal of Financial Econometrics*, v. 4, p. 1-30, 2006.
- BELTRATTI, A.; MORANA, C. Breaks and persistency: macroeconomic causes of stock market volatility, *Journal of Econometrics*, v.131, p. 151-177, 2006.
- BOYD, J. H.; JAGANNATHAN, R.; HU, J. The Stock market's reaction to unemployment news: why bad news is usually good for stocks, *National Bureau of Economics Research Working Paper*, n. 8092, Cambridge, Massachusetts, 2001.
- BOUDT, K.; CROUX, C.; LAURENT, S. Robust estimation of intraweek periodicity in volatility of jump detection, *Working Paper Series*, <http://ssrn.com/abstract=1297371>, nov, 2008.

BROWNLEES, C.; GALLO, G. Financial econometric analysis at ultra-high frequency: data handling concerns, *Computational Statistics & Data Analysis*, n. 51, p. 2232-2245, 2006.

DE MEDEIROS, O. R.; RAMOS, F. C. Determinantes do Desempenho e Volatilidade da BOVESPA: Um Estudo Empírico, disponível em: <http://www.congressosp.fipecafi.org/artigos42004/71.pdf> , acesso em: 07 de Julho de 2009, 2004.

DUNGEY, M.; MCKENZIE, M.; SMITH, V. News, no-news and jumps in the u.s. treasury market, *Mimeo*, 2007.

FANG, W.; MILLER, S. M. Dynamic effects of currency depreciation on stock market returns during the Asian financial crisis, *Working Paper Series*, University of Connecticut Department of Economics, n. 31, 2002.

FUNKE, N.; MATSUDA, A. Macroeconomic news and stock returns in the United States and Germany, *German Economic Review*, v. 7, n. 2, p. 189-210, 2006.

KURZ, M. On the structure and diversity of rational beliefs, *Economic Theory*, n. 4, p. 877-900, 1994.

KURZ, M.; JIN, H.; MOTOLESE, M. Determinants of stock market volatility and risk premia, *Annals of Finance*, n. 1, p. 109-147, jul, 2005.

LAHAYE, J.; LAURENT, S.; NEELY, C. J. Jumps, cojumps and macro announcements, *Federal Reserve Bank of St. Louis*, working papers 2007-032A, ago, 2007.

LEE, S. S.; MYKLAND, P. A. Jumps in financial markets: a new nonparametric test and jump dynamics, *Oxford University Press*, The Society for Financial Studies, dez, 2007.

MEURER, R. Fluxo de capital estrangeiro e desempenho do Ibovespa, *Revista Brasileira de Finanças*, v. 4, n. 1, p. 345-361, 2005.

NUNES, M. S.; MEURER, R. A relação entre o risco-país e o mercado de ações: uma análise econométrica para o Brasil no período pós-plano real, *Revista Brasileira de Economia*, v. 59, n. 4, p. 585-607, 2005.

GROPPO, G. S.; BACCHI, M. R. P. Causalidade entre mercados acionários: estudo sobre IBOVESPA, Dow Jones e Merval, *Resenha BM&F*, n. 166, 2005.

MCQUEEN, G.; ROLEY, V. V. Stock prices, news and business conditions, *The Review of Financial Studies*, v. 6, n. 3, p. 683-707, 1993.

PEARCE, D. K.; ROLEY, V. V. Stock Prices and Economic News, *Journal of Business*, n. 58, p. 49-67, 1985.

PIAZZESI, M. Bond yields and the Federal Reserve, *Jornal of Political Economy*, n. 113, p. 311-344, 2003.

TABAK, B. M.; LIMA, E. J. A. Causality and Cointegration in Stock Markets: the Case of Latin America, *Banco Central do Brasil*, working paper series, n. 56, dez, 2002.

TAYLOR, N. Modeling discontinuous periodic conditional volatility: evidence from the commodity futures market, *Journal of Future Markets*, n. 9, p. 805-834, 2004.

ANEXOS

Gráfico 1: Série do IBOVESPA

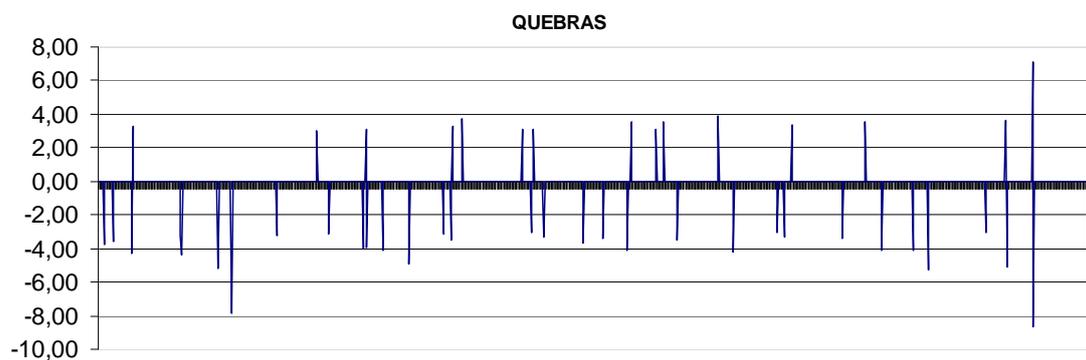
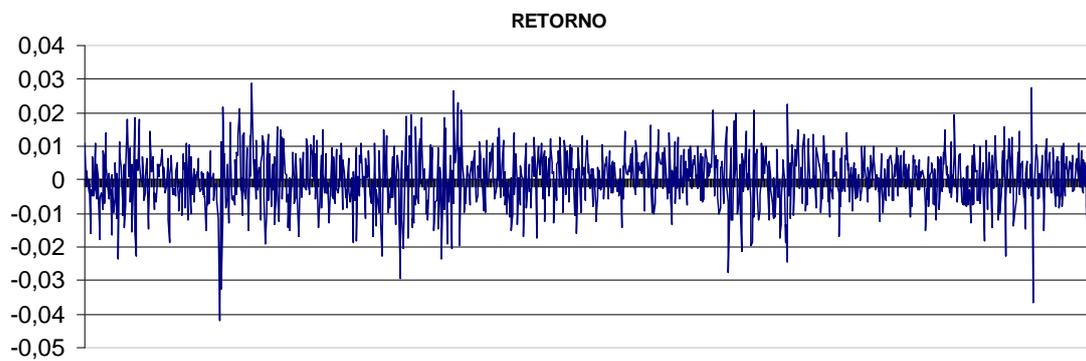


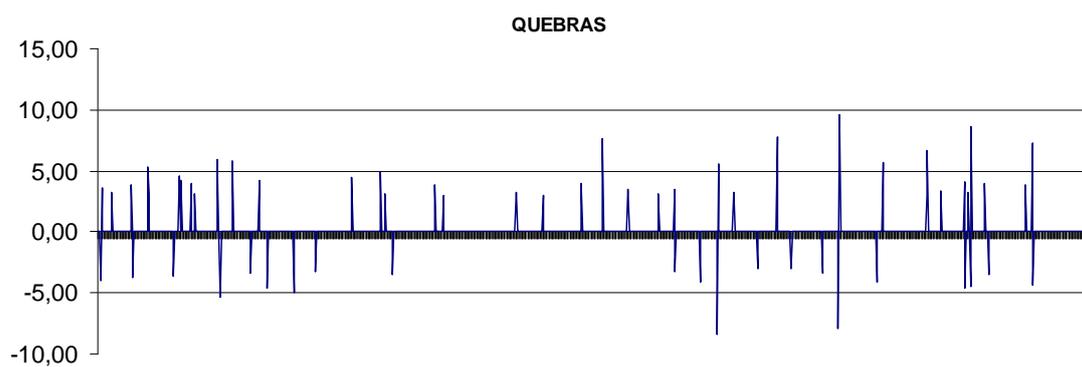
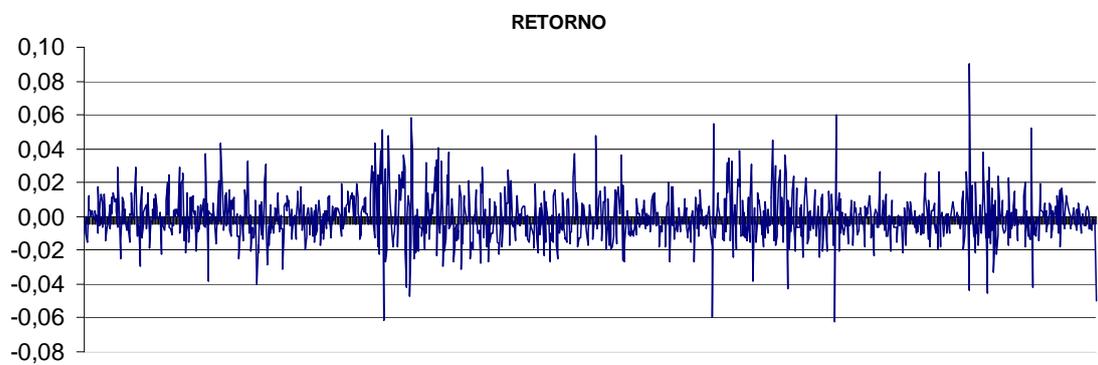
Gráfico 2: Série do *spread* do C-BOND

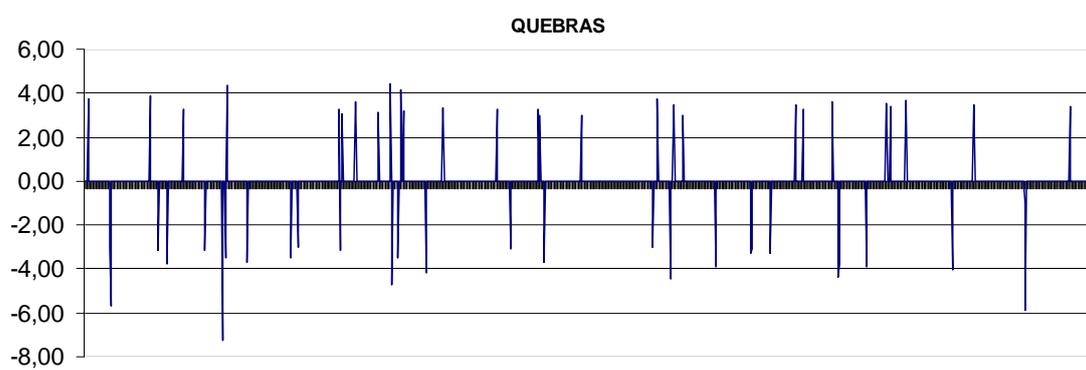
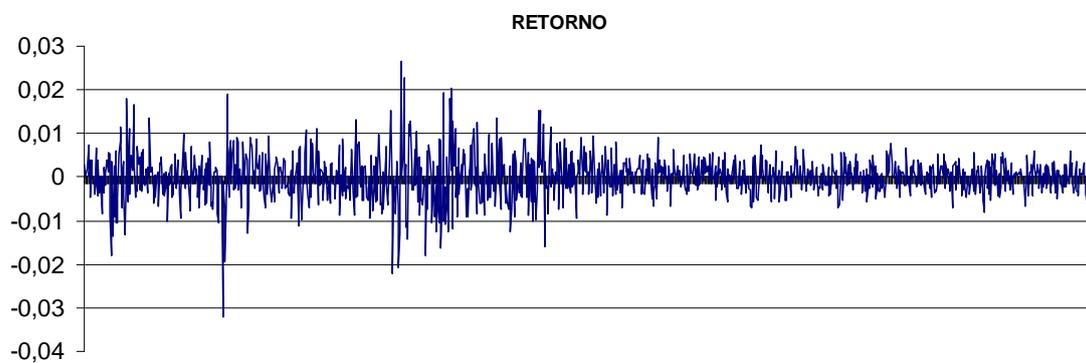
Gráfico 3: Série do DOW JONES

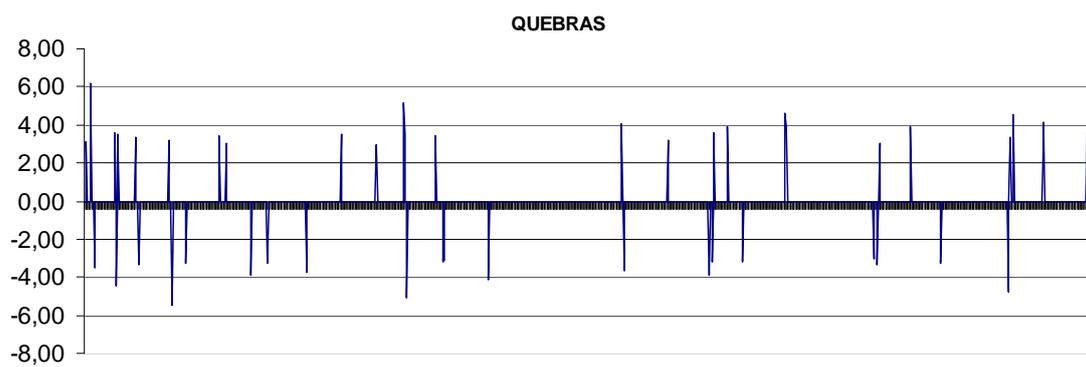
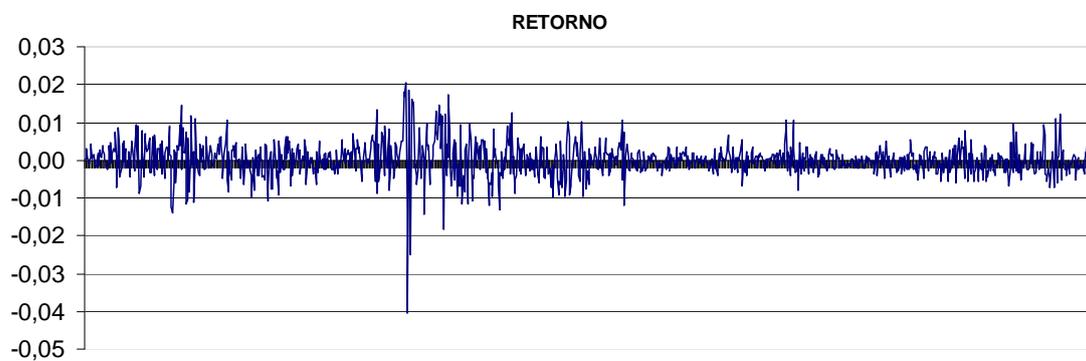
Gráfico 4: Série da taxa de CÂMBIO

Gráfico 5: Co-movimentos do IBOVESPA e do *spread* do C-BOND

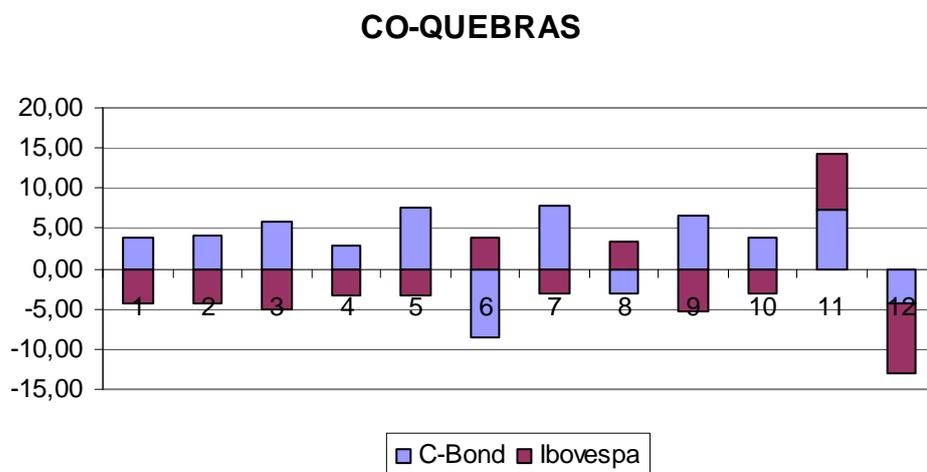
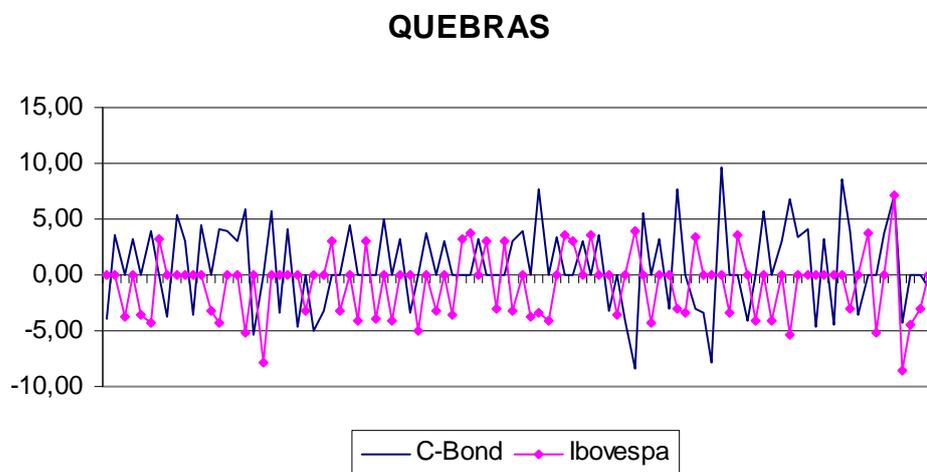


Gráfico 6: Co-movimentos do IBOVESPA e do DOW JONES

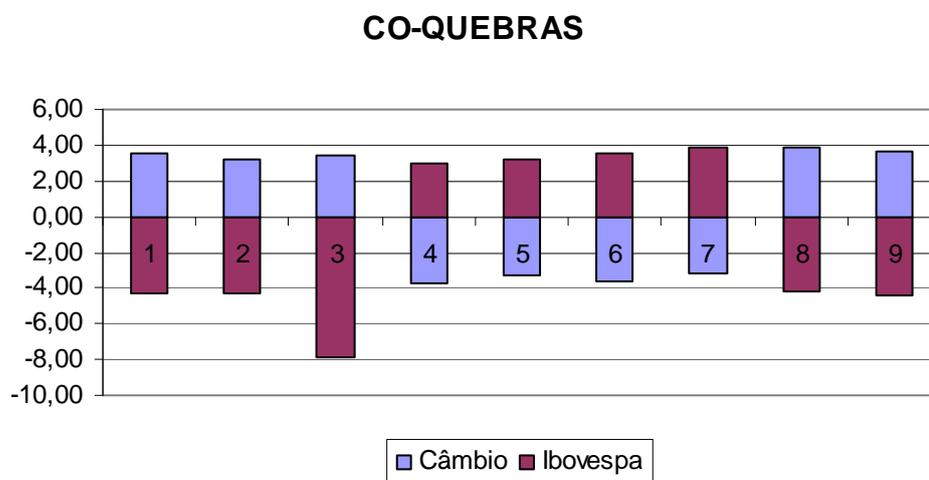
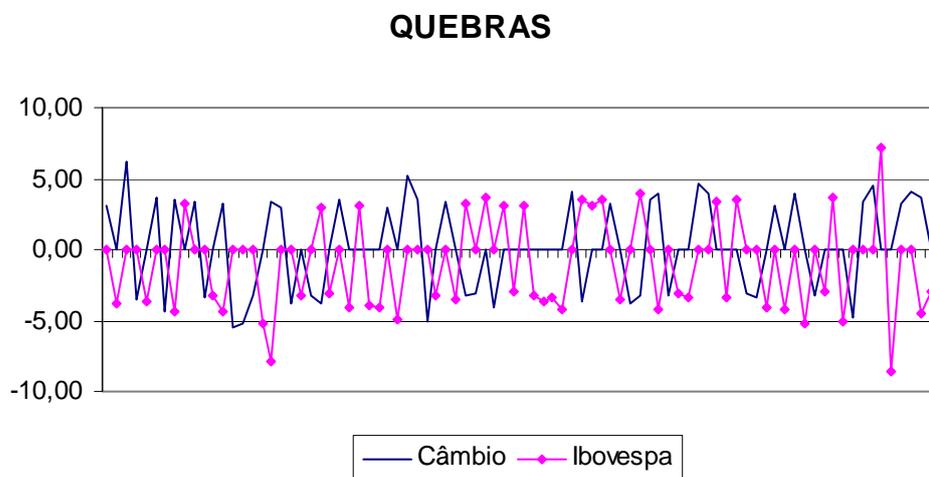
Gráfico 7: Co-movimentos do IBOVESPA e da taxa de CÂMBIO

Gráfico 8: Co-movimentos do *spread* do C-BOND e da taxa de CÂMBIO

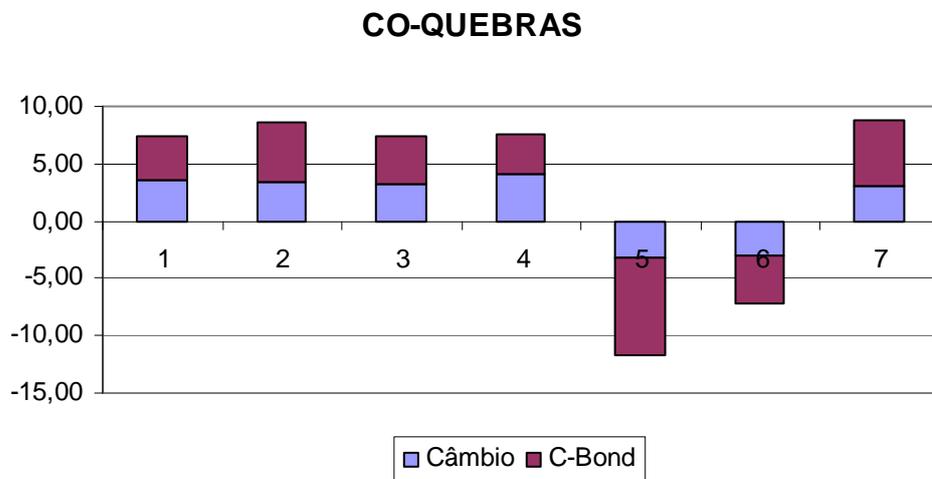
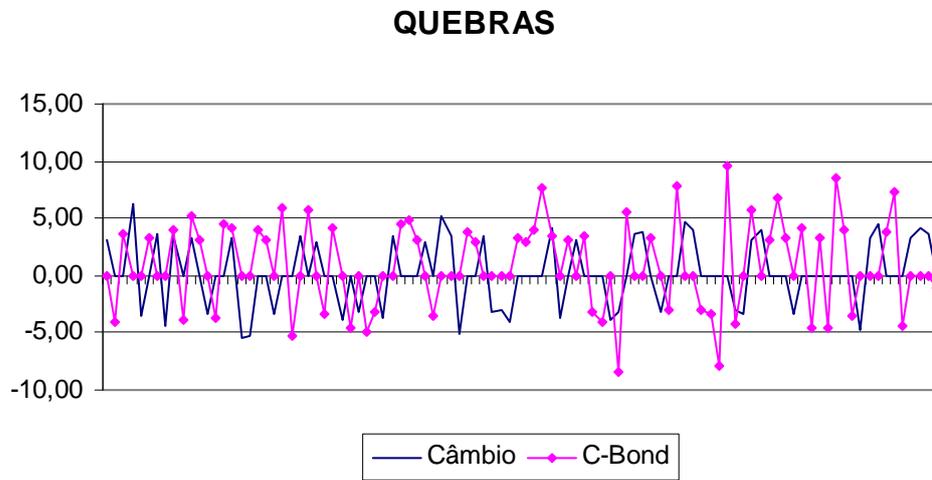
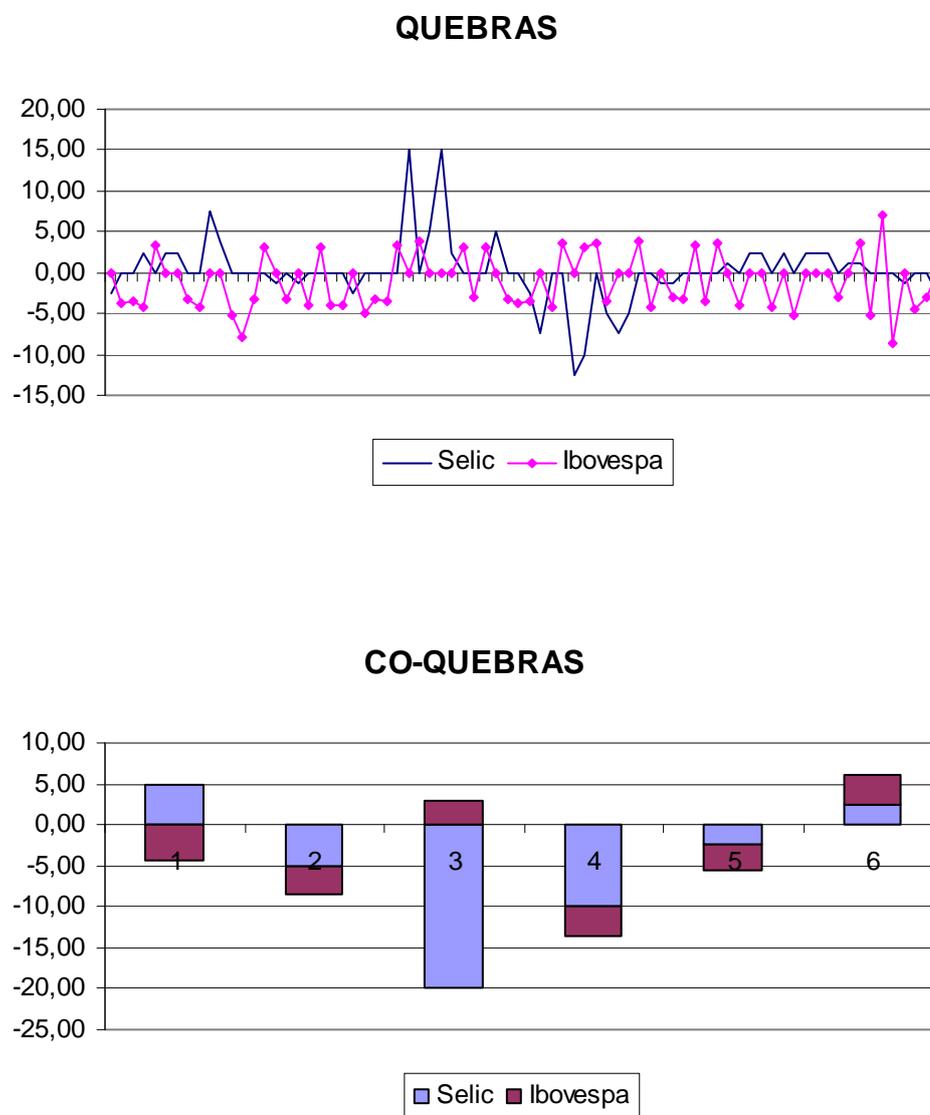


Gráfico 9: Co-movimentos do IBOVESPA e da taxa SELIC

OBS.: os valores referentes à série de quebras da SELIC, no gráfico de linha que se refere às quebras, foram multiplicados por cinco visando aumentar a escala e tornar a análise mais elucidativa.

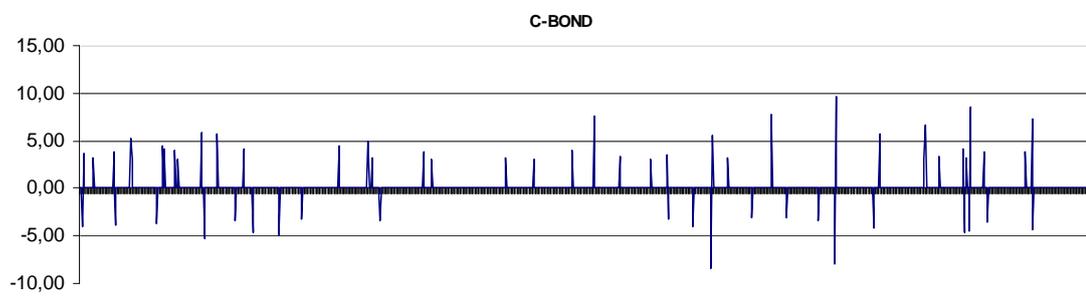
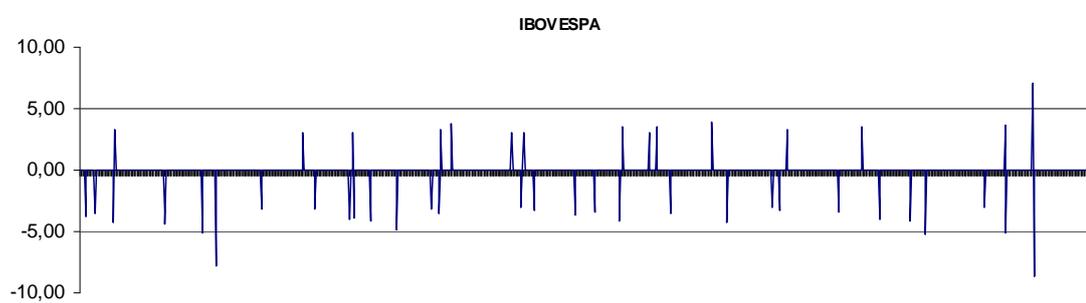
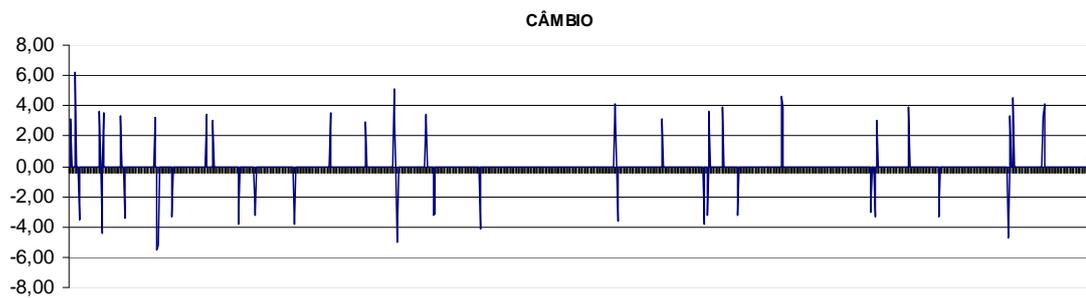
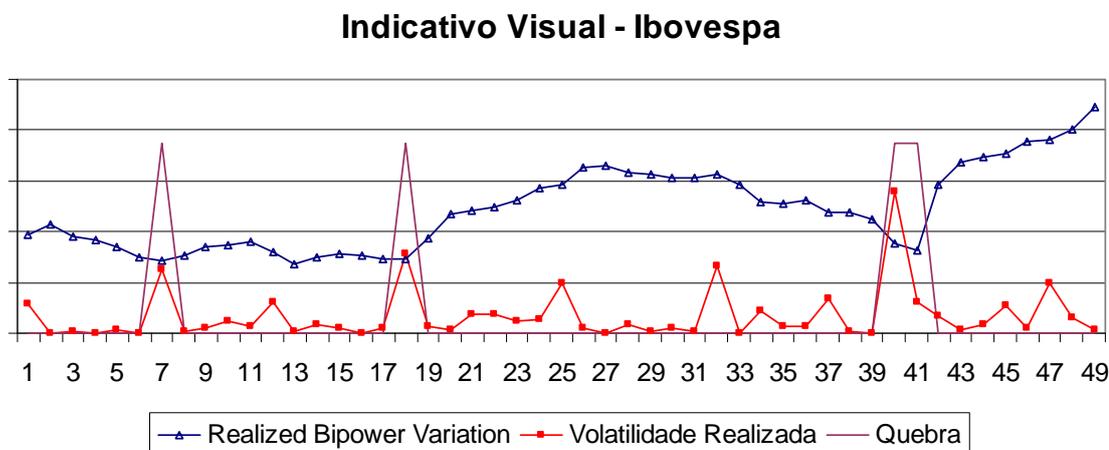
Gráfico 10: *Clustering* na série de quebras

Gráfico 11: Indicativo de quebra para o IBOVESPA**Tabela 1:** Estatísticas descritivas das quebras

	Câmbio	C-Bond	IBOVESPA	Dow Jones	TOTAL
Total de quebras	47	60	48	55	210
Probabilidade (%)	3,9	5,0	4,0	4,6	17,6
Média	0,358	1,367	-1,682	-0,212	0,031
Desvio Padrão	3,867	4,564	3,796	3,759	4,158
Média (Módulo)	3,773	4,429	3,942	3,634	3,963
Desvio Padrão (Módulo)	0,733	1,666	1,194	0,853	1,229
Quebras positivas	26	38	15	27	106
Probabilidade (%)	2,2	3,2	1,3	2,3	8,9
Média	3,734	4,576	3,617	3,485	3,956
Desvio Padrão	0,729	1,725	1,010	0,387	1,254
Quebras negativas	21	22	33	28	104
Probabilidade (%)	1,8	1,8	2,8	2,3	8,7
Média	-3,821	-4,176	-4,090	-3,777	-3,970
Desvio Padrão	0,754	1,566	1,255	1,125	1,208

Fonte: o autor

Tabela 2: Quebras versus retorno do IBOVESPA

QUEBRAS	RETORNO POSITIVO			RETORNO NEGATIVO		
	Positivas	Negativas	Total	Positivas	Negativas	Total
Câmbio	5	18	23	21	3	24
C-Bond	9	15	24	29	7	36
IBOVESPA	15	0	15	0	33	33
Dow Jones	25	6	31	2	22	24
SELIC	11	9	20	8	6	14
TOTAL	65	48	113	60	71	131

Fonte: o autor

Tabela 3: Probabilidade da ocorrência de Co-quebras

	Quantidade	P(COJ) (%)	P(COJ) se Independente
Câmbio x C-Bond	7	0,59	0,20
Câmbio x Ibovespa	9	0,75	0,16
Câmbio x Dow Jones	2	0,17	0,18
Câmbio x Selic	2	0,17	-
C-Bond x Ibovespa	12	1,00	0,20
C-Bond x Dow Jones	5	0,42	0,23
C-Bond x Selic	4	0,33	-
Ibovespa x Dow Jones	6	0,50	0,18
Ibovespa x Selic	6	0,50	-
Dow Jones x Selic	0	0,00	-
TOTAL	53	4,44	-

Fonte: o autor

Tabela 4: Probabilidade condicionada de Co-quebras

	Co-quebras Negativas			Co-quebras Positivas		
	Quantidade	P(COJ) (%)	P(COJ) se Independente	Quantidade	P(COJ) (%)	P(COJ) se Independente
Câmbio x C-Bond	2	0,17	0,03	5	0,42	0,07
Câmbio x IBOVESPA	0	0,00	0,05	0	0,00	0,03
Câmbio x Dow Jones	0	0,00	0,04	1	0,08	0,05
Câmbio x SELIC	0	0,00	-	1	0,08	-
C-Bond x IBOVESPA	1	0,08	0,05	1	0,08	0,04
C-Bond x Dow Jones	0	0,00	0,04	1	0,08	0,07
C-Bond x SELIC	1	0,08	-	1	0,08	-
IBOVESPA x Dow Jones	3	0,25	0,06	3	0,25	0,03
IBOVESPA x SELIC	3	0,25	-	1	0,08	-
Dow Jones x SELIC	0	0,00	-	0	0,00	-
TOTAL	10	0,84	-	14	1,17	-

Fonte: o autor

Tabela 5: Resultado do Logit geral

Dependent Variable: BOVESPABIN
 Method: ML - Binary Logit (Quadratic hill climbing)
 Date: 07/09/09 Time: 19:53
 Sample: 1 1195
 Included observations: 1195
 Convergence achieved after 7 iterations
 Covariance matrix computed using second derivatives

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
CAMBIOBIN	1.783634	0.441444	4.040452	0.0001
CBONDBIN	1.636390	0.401022	4.080553	0.0000
DJBIN	1.292658	0.490961	2.632912	0.0085
SELICBIN	1.798162	0.536851	3.349464	0.0008
RETBOVNEG	0.860906	0.330786	2.602608	0.0093
C	-4.233080	0.296506	-14.27652	0.0000
Mean dependent var	0.040167	S.D. dependent var		0.196434
S.E. of regression	0.188570	Akaike info criterion		0.300163
Sum squared resid	42.27942	Schwarz criterion		0.325699
Log likelihood	-173.3474	Hannan-Quinn criter.		0.309784
Restr. log likelihood	-201.3284	Avg. log likelihood		-0.145061
LR statistic (5 df)	55.96198	McFadden R-squared		0.138982
Probability(LR stat)	8.27E-11			
Obs with Dep=0	1147	Total obs		1195
Obs with Dep=1	48			

Fonte: Eviews

Tabela 6: Resultado do Logit2

Dependent Variable: BOVESPABIN
 Method: ML - Binary Logit (Quadratic hill climbing)
 Date: 07/08/09 Time: 22:07
 Sample (adjusted): 2 1195
 Included observations: 1194 after adjustments
 Convergence achieved after 7 iterations
 Covariance matrix computed using second derivatives

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-4.834088	0.392475	-12.31694	0.0000
CAMBIOBINNEG	2.426620	0.635861	3.816276	0.0001
CBONDBIN	1.753398	0.392224	4.470403	0.0000
CBONDBINPOS(-1)	1.119026	0.528237	2.118418	0.0341
DJBINPOS	1.673958	0.725209	2.308242	0.0210
RETBOVNEG	1.137383	0.359750	3.161591	0.0016
RETBOVNEG(-1)	0.772107	0.328823	2.348094	0.0189
SELICBIN	1.779938	0.537850	3.309361	0.0009
Mean dependent var	0.040201	S.D. dependent var		0.196513
S.E. of regression	0.186764	Akaike info criterion		0.298517
Sum squared resid	41.36877	Schwarz criterion		0.332587
Log likelihood	-170.2144	Hannan-Quinn criter.		0.311354
Restr. log likelihood	-201.2874	Avg. log likelihood		-0.142558
LR statistic (7 df)	62.14604	McFadden R-squared		0.154371
Probability(LR stat)	5.62E-11			
Obs with Dep=0	1146	Total obs		1194
Obs with Dep=1	48			

Fonte: Eviews

Tabela 7: Resultado do Logit para quebras positivas

Dependent Variable: BOVESPABINPOS

Method: ML - Binary Logit (Quadratic hill climbing)

Date: 07/08/09 Time: 22:07

Sample (adjusted): 2 1195

Included observations: 1194 after adjustments

Convergence achieved after 8 iterations

Covariance matrix computed using second derivatives

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-6.051942	0.651814	-9.284761	0.0000
CAMBIOBINNEG	3.490913	0.729648	4.784381	0.0000
CAMBIOBINPOS(-1)	1.942158	0.878363	2.211111	0.0270
CBONDBINNEG	2.067910	0.909632	2.273347	0.0230
DJBINPOS	2.640428	0.790237	3.341311	0.0008
SELICNEG	2.539080	1.129624	2.247722	0.0246
RETBOVNEG(-1)	1.273511	0.660608	1.927787	0.0539
Mean dependent var	0.012563	S.D. dependent var		0.111424
S.E. of regression	0.102755	Akaike info criterion		0.113870
Sum squared resid	12.53297	Schwarz criterion		0.143682
Log likelihood	-60.98043	Hannan-Quinn criter.		0.125103
Restr. log likelihood	-80.56059	Avg. log likelihood		-0.051072
LR statistic (6 df)	39.16032	McFadden R-squared		0.243049
Probability(LR stat)	6.66E-07			
Obs with Dep=0	1179	Total obs		1194
Obs with Dep=1	15			

Fonte: Eviews

Tabela 8: Resultado do Logit para quebras negativas

Dependent Variable: BOVESPABINNEG
 Method: ML - Binary Logit (Quadratic hill climbing)
 Date: 07/05/09 Time: 21:57
 Sample (adjusted): 2 1195
 Included observations: 1194 after adjustments
 Convergence achieved after 7 iterations
 Covariance matrix computed using second derivatives

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-4.142299	0.236561	-17.51046	0.0000
BOVESPABINPOS(-1)	2.546564	0.711623	3.578528	0.0003
CAMBIOBINPOS	1.739738	0.639288	2.721366	0.0065
CBONDBINPOS	2.170665	0.502556	4.319248	0.0000
DJBINNEG(-1)	1.404108	0.726915	1.931597	0.0534
SELICBIN	1.584389	0.630875	2.511416	0.0120
Mean dependent var	0.027638	S.D. dependent var		0.164003
S.E. of regression	0.155883	Akaike info criterion		0.225901
Sum squared resid	28.86774	Schwarz criterion		0.251455
Log likelihood	-128.8631	Hannan-Quinn criter.		0.235529
Restr. log likelihood	-150.9621	Avg. log likelihood		-0.107926
LR statistic (5 df)	44.19787	McFadden R-squared		0.146387
Probability(LR stat)	2.11E-08			
Obs with Dep=0	1161	Total obs		1194
Obs with Dep=1	33			

Fonte: Eviews

Tabela 9: Proporção de quebras seqüenciais

	Câmbio	C-Bond	Ibovespa	Dow Jones	TOTAL
total de quebras	47	60	48	55	210
quebras simultâneas	5	9	6	5	25
Proporção (%)	10,6	15,0	12,5	9,1	11,9
quebras positivas	26	38	15	27	106
quebras simultâneas	3	2	-	-	5
Proporção (%)	11,5	5,3	-	-	4,7
quebras negativas	21	22	33	28	104
quebras simultâneas	2	-	2	4	8
Proporção (%)	9,5	-	6,1	14,3	7,7

Fonte: o autor

Tabela 10: Correlação e Independência dois a dois

	Pearson χ^2	Coefficiente de Contingência	Coefficiente T	Independência $\nu = 1$ e $\alpha = 5\%$
Câmbio x C-Bond	10,000	0,091	0,091	NÃO
Câmbio x Ibovespa	29,058	0,154	0,156	NÃO
Câmbio x Dow Jones	-	-	-	SIM
Câmbio x Selic	-	-	-	SIM
C-Bond x Ibovespa	41,859	0,184	0,187	NÃO
C-Bond x Dow Jones	-	-	-	SIM
C-Bond x Selic	-	-	-	SIM
Ibovespa x Dow Jones	7,104	0,077	0,077	NÃO
Ibovespa x Selic	16,864	0,118	0,119	NÃO
Dow Jones x Selic	-	-	-	NÃO

Fonte: o autor

Quadro 1: Probabilidades advindas da Tabela 5

Probabilidade	Nenhuma	CAMBIOBIN	CBONDBIN	DJBIN	SELICBIN	RETBOVNEG
Nenhuma	1,43%					
CAMBIOBIN		7,95%				16,96%
CBONDBIN		30,72%	6,94%	21,35%	31,03%	
DJBIN		23,93%		5,02%		
SELICBIN		34,27%			8,05%	17,16%
RETBOVNEG			14,98%	11,11%		3,32%

LEGENDA:

CAMBIOBIN	-> Quebra no Câmbio
CBONDBIN	-> Quebra no C-Bond
DJBIN	-> Quebra no Dow Jones
SELICBIN	-> Quebra SELIC
RETBOVNEG	-> Retorno negativo no IBOVESPA

Fonte: o autor

Quadro 2: Probabilidades advindas da Tabela 6

Probabilidade	Nenhuma	CAMBIOBINNEG	CBONDBIN	CBONDBINPOS(-1)	DJBINPOS	RETBOVNEG	RETBOVNEG(-1)	SELICBIN
Nenhuma	0,79%							
CAMBIOBINNEG		8,26%						
CBONDBIN		34,21%	4,39%			12,53%	9,04%	
CBONDBINPOS(-1)				2,38%		7,06%	5,01%	
DJBINPOS			19,68%	11,50%	4,07%		8,41%	
RETBOVNEG					11,68%	2,42%		
RETBOVNEG(-1)							1,69%	
SELICBIN		34,81%	21,40%	12,62%				4,50%

LEGENDA:

CAMBIOBINNEG	-> Quebra negativa no Câmbio
CBONDBIN	-> Quebra no C-Bond
CBONDBINPOS(-1)	-> Quebra positiva no C-Bond ocorrida no dia anterior
DJBINPOS	-> Quebra positiva no Dow Jones
RETBOVNEG	-> Retorno negativo no IBOVESPA
RETBOVNEG(-1)	-> Retorno negativo no IBOVESPA ocorrido no dia anterior
SELICBIN	-> Alteração na taxa SELIC

Fonte: o autor

Quadro 3: Probabilidades advindas da Tabela 7

Probabilidade	Nenhuma	CAMBIOBINNEG	CAMBIOBINPOS(-1)	CBONDBINNEG	DJBINPOS	SELICNEG	RETBOVNEG(-1)
Nenhuma	0,23%						
CAMBIOBINNEG		7,17%					21,63%
CAMBIOBINPOS(-1)			1,61%				
CBONDBINNEG				1,83%	20,69%	19,08%	
DJBINPOS		51,98%	18,70%		3,19%		10,55%
SELICNEG						2,89%	
RETBOVNEG(-1)			5,54%	6,24%			0,83%

LEGENDA:

CAMBIOBINNEG	-> Quebra negativa no Câmbio
CAMBIOBINPOS(-1)	-> Quebra positiva no Câmbio ocorrida no dia anterior
CBONDBINNEG	-> Quebra negativa no C-Bond
DJBINPOS	-> Quebra positiva no Dow Jones
SELICNEG	-> Alteração na taxa SELIC
RETBOVNEG(-1)	-> Retorno negativo no IBOVESPA ocorrido no dia anterior

Fonte: o autor

Quadro 4: Probabilidades advindas da Tabela 8

Probabilidade	Nenhuma	BOVESPABINPOS(-1)	CAMBIOBINPOS	CBONDBINPOS	DJBINNEG(-1)	SELICBIN
Nenhuma	1,56%					
BOVESPABINPOS(-1)		16,86%	53,59%			49,72%
CAMBIOBINPOS			8,30%			30,62%
CBONDBINPOS		63,99%		12,22%	36,18%	
DJBINNEG(-1)		45,22%	26,92%		6,08%	
SELICBIN				40,44%		7,19%

LEGENDA:

BOVESPABINPOS(-1)	-> Quebra positiva no IBOVESPA ocorrida no dia anterior
CAMBIOBINPOS	-> Quebra positiva no Câmbio
CBONDBINPOS	-> Quebra positiva no C-Bond
DJBINNEG(-1)	-> Quebra negativa no Dow Jones ocorrida no dia anterior
SELICBIN	-> Alteração na taxa SELIC

Fonte: o autor