

Análise dos Saltos e Co-Saltos nas Séries do IBOVESPA, Dow Jones, Taxa de Juros, Taxa de Câmbio e no *Spread* do C-Bond

Roberto Tatiwa Ferreira

Universidade Federal do Ceará (UFC/CAEN), Brasil

Savio de Melo Zachis

Universidade Federal do Ceará (UFC/CAEN), Brasil

Resumo

O objetivo desse artigo é estimar os movimentos abruptos, denominados de saltos (*jumps*) das séries de retorno diário do IBOVESPA, Dow Jones, taxa de juros brasileira, taxa de câmbio e no *spread* do C-Bond e verificar se há co-movimentos abruptos, ou co-saltos (*co-jumps*) entre as mesmas. Para isso, utilizou-se um teste não paramétrico para identificar os saltos significantes nas séries e a relação entre estes movimentos foram analisadas através de estatísticas descritivas e por um modelo Logit. Dentre os resultados encontrados, destacam-se a resposta assimétrica dos saltos do IBOVESPA às novidades boas e ruins e que os possíveis comovimentos entre Dow Jones e IBOVESPA são menos frequentes do que com os do *spread* do C-Bond.

Palavras-chave: IBOVESPA, Volatilidade Realizada, Variação Bi-Power, Co-Quebra

Classificação JEL: C14, G14, G15

Abstract

The purpose of this paper is to quantify jumps in the daily return of IBOVESPA, Dow Jones, Brazilian interest rate, exchange rate and C-Bond spread and, after that, to verify if there is a co-jump process between these financial series. For this purpose, it was used a nonparametric test to identify the significant jumps in these variables and the co-jump process between them was analyzed with descriptive statistics and a Logit model. It was found evidence of an asymmetric response of IBOVESPA's jumps to bad and good news. Moreover, it seems that co-jumps between Dow Jones and IBOVESPA are less frequent than co-jumps between IBOVESPA and C-Bond spread.

* Recebido em maio de 2010, aprovado em março de 2011.
E-mail address: rtf2@uol.com.br

1. Introdução

Na área de finanças diversas teorias e abordagens empíricas buscam explicar o comportamento do preço de um ativo. Black e Scholes (1973) apresentam um modelo em tempo contínuo para o preço (ou retorno) de um ativo com risco, o qual é descrito por uma equação diferencial estocástica. O modelo proposto por Merton (1976) expande essa abordagem ao introduzir a possibilidade de movimentos abruptos, ou saltos (*jumps*) no preço dos ativos.

Para estimar ou identificar esses saltos, há diferentes abordagens sugeridas na literatura sobre essa problemática:

- a) métodos numéricos e simulações (veja por exemplo os trabalhos de Andersen et alii 2002; Chernov et alii 2003);
- b) paramétrica (Aït-Sahalia 2004) e
- c) não-paramétrica (Jiang e Oomen 2005; Barndorff-Nielsen e Shephard 2006; Lee e Mykland 2008, entre outros).

O objetivo principal deste trabalho é identificar estes saltos 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-Bond, para verificar se existe correlação entre estes processos ou se os mesmos são independentes.

Alguns estudos já analisaram a relação de curto ou de longo prazo entre essas séries temporais, as quais englobam a parte contínua e os saltos destas variáveis. Entretanto, persiste a pergunta se os movimentos abruptos, ou seja, apenas os saltos observados nestas variáveis são correlacionados. Este estudo pretende colaborar com evidências empíricas sobre esta problemática, ao identificar esses movimentos e verificar se há correlação entre os mesmos.

A detecção dos saltos será realizada através do teste não paramétrico desenvolvido por Lee e Mykland (2008). 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 um modelo Logit.

O teste proposto por Lee e Mykland (2008), permite detectar o momento preciso da quebra, contornando os problemas usuais de seleção do modelo. De acordo com os autores, esse teste pode ser utilizado com todos os tipos de séries temporais, estacionárias ou não estacionárias, encontradas em finanças, como por exemplo séries de retorno e de volatilidade de ativos financeiros, taxas de juros e de câmbio.

Além dessa Introdução, este estudo possui ainda cinco partes. Na segunda apresenta-se uma breve revisão bibliográfica pertinente ao assunto em questão, enquanto a terceira seção abrange a metodologia empírica utilizada neste estudo. Na quarta seção, tem-se o detalhamento dos dados utilizados e a análise dos resultados é feita na seção subsequente. Por fim, apresentam-se as Considerações Finais.

2. Revisão da Literatura

O trabalho seminal sobre a teoria de apreçamento de opções de Black e Scholes (1973) demonstra que o preço de um ativo com risco pode ser descrito por uma equação diferencial estocástica. Para obter esse resultado, o modelo em tempo contínuo proposto por esses autores estabelece algumas hipóteses: não há custos de transação, os títulos são perfeitamente divisíveis e a negociação dos mesmos é contínua, a opção pode ser transacionada apenas antes de seu período de expiração, a ação não recebe dividendos durante o tempo de validade da opção, a taxa de juros livre de risco é constante e igual para todos os participantes do mercado, os investidores podem emprestar ou tomar emprestado e, o preço da ação segue um movimento Browniano geométrico.

De acordo com Merton e Samuelson (1974), a solução gerada pelo modelo com transação contínua é uma aproximação assintótica da solução obtida ao se permitir transações discretas. Entretanto, a solução proposta por Black-Scholes não é válida quando a dinâmica do preço da ação não pode ser representada por um processo estocástico com uma trajetória contínua.

Merton (1976) expande o modelo de Black-Scholes ao introduzir a possibilidade de mudanças abruptas, ou saltos (*jumps*) no preço das ações, os quais caracterizam-se como um processo de Poisson.

A possibilidade de saltos no preço de um ativo gera do ponto de vista empírico a necessidade de se estimar esses movimentos. Nesse sentido, Barndorff-Nielsen e Shephard (2004, 2006) propõem uma metodologia baseada na comparação entre a variância realizada e a variação denominada de *bi-power*, para identificação de saltos caso eles ocorram. O teste não paramétrico proposto por Lee e Mykland (2008), utilizado neste estudo e apresentado na próxima seção, também utiliza esse princípio.

Alguns estudos apresentam aplicações empíricas de modelos de tempo contínuo para dados de ativos brasileiros. Barbachan et alii (2001), utilizando dados diários, mostram que o retorno do IBOVESPA (e do recibo da Telebrás e da Petrobrás) podem ser bem ajustados por um processo de Lévy.

Rocha et alii (2002), utilizando uma abordagem baseada nos modelos estruturais de risco de crédito para analisar os determinantes do *spread* do C-Bond, os quais são descritos por equações diferenciais estocásticas, reportam que a variável em questão pode ser explicada pelo nível de endividamento externo.

Através de uma versão do modelo de Black e Scholes (1973) com volatilidade não constante, da metodologia proposta em Shimko (1993) e de dados diários, Yoshino (2003) estima o risco de mercado dos preços de diferentes opções transacionadas no mercado de ações brasileiro. Dentre seus resultados, destaca-se a possibilidade de subestimação do risco de mercado ao se utilizar apenas as medidas usuais de volatilidade.

Hahn et alii (2010) utilizam um modelo em tempo contínuo multidimensional com mudança de Markov, para modelar dados diários dos índices dos mercados de ações

da Argentina, Brasil, México e EUA. Essa metodologia, permitiu a identificação de quatro regimes na volatilidade e nas correlações entre estes mercados.

Em relação à estimação de saltos em dados de ativos brasileiros, Tauchen e Zhou (2005) aplicam um teste baseado no trabalho de Barndorff-Nielsen e Shephard (2004, 2006) nos dados intra-diários da taxa de câmbio do Brasil, a qual apresentou saltos de até 51% no período analisado.

Trabalhos empíricos que quantificam a relação entre algumas das variáveis analisadas neste estudo foram realizados baseados em modelos de séries temporais, sem separar os processos de saltos da parte contínua das séries analisadas. Tabak e Lima (2002) utilizam dados diários e modelos de vetores autoregressivos, para testar a hipótese de integração entre o mercado americano e o latino americano. Como resultado, encontram evidências favoráveis de uma causalidade no curto prazo dos choques ocorridos no Dow Jones sobre o IBOVESPA, mas nenhuma relação de longo prazo (cointegrante) entre estas variáveis.

O nível de integração também é objeto da pesquisa de Groppo e Bacchi (2005), que por meio do teste de causalidade de Granger investigam o nível de integração entre os mercados americano, brasileiro e argentino. Segundo esses autores a absorção das variações no retorno do Dow Jones pelo mercado brasileiro acontece de forma imediata e existe uma propagação dessas variações para dias subsequentes.

O *spread* do C-Bond é considerado, usualmente, como uma variável *proxy* para a percepção de risco dos mercados financeiros e para a instabilidade econômica de um país. Em Nunes e Meurer (2005) a relação entre o IBOVESPA e o *spread* do C-Bond é analisada e dentre os resultados encontrados destacam-se a resposta negativa entre as variáveis, a existência de relação de longo prazo e a causalidade unidirecional do IBOVESPA para o risco-país.

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

Medeiros e 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. Esta variável e as expectativas a seu respeito podem impactar sobre o retorno das aplicações e também sobre as variáveis reais da economia, como demanda agregada e produção. Meurer (2006) analisa a influência do fluxo de recursos de investidores estrangeiros sobre IBOVESPA e encontra uma relação de cointegração entre a taxa de câmbio e o comportamento do índice e uma correlação positiva entre a desvalorização cambial e a dinâmica do índice.

Em estudo anterior, Fang e Miller (2002) analisam por meio de um modelo

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 1999, 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 e 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 saltos individuais

Para testar a existência de saltos nas séries, utiliza-se o teste não-paramétrico desenvolvido por Lee e Mykland (2008). 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. Os autores ressaltam que esse teste pode ser utilizado em qualquer série de preço ou retorno de ativos financeiros, estacionários ou não estacionários.

Outro ponto favorável a utilização deste teste reside nas simulações apresentadas por Lee e Mykland (2008), as quais mostram que o teste utilizado neste estudo estimam os saltos de forma mais acurada que os testes não paramétricos desenvolvidos por Barndorff-Nielsen e Shephard (2006) e Jiang e Oomen (2005).

Considerando que $S(t)$ representa o preço do ativo em t e que o seu retorno é dado por um processo de difusão do tipo browniano *semi-martingale*¹ com saltos finitos,² possuindo a seguinte representação,

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

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 do salto.

Portanto, o retorno do ativo é formado pela soma de um processo com distribuição normal de média $\mu(t)$ e variância $\sigma^2(t)$ e um por processo gerador

¹ Barndorff-Nielsen e Shephard (2004) destacam que a principal característica deste mecanismo é o processo de variação quadrática.

² Processo, este, também adotado por Andersen et alii (2007).

de saltos. 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 definidos.³ A não ocorrência de saltos faz com que a equação (1) se reduza a,

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

O teste assume que os tamanhos dos saltos $Y(t)$ 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 dos saltos. Caso este processo seja finito com probabilidade igual a um, então $J(t)$ recebe o nome de processo de contagem com atividade finita.

Observando a equação (2), pode-se concluir que na ausência de saltos, 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 e Shephard (2006) destacam que as condições impostas anteriormente não eliminam a possibilidade de mudanças estruturais, efeitos diurnos, memória longa ou saltos no processo de volatilidade.

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 saltos antes ou após este instante. Para uma correta identificação do retorno realizado e do retorno abrupto em uma série, o mesmo faz uso da padronização do retorno por uma medida que explica a variação local apenas da parte contínua do processo. Lee e Mykland (2008) chamam esta medida de volatilidade instantânea e denotam por $\sigma(t_i)$.

O princípio deste 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 é apresentada em Brownlees e Gallo (2006), os quais utilizam o desvio padrão como estimador da escala local. Esta metodologia pode não ser robusta à presença de saltos, fazendo com que o valor da estatística seja elevado devido à presença de saltos na proximidade do ponto.

³ Andersen et alii (2005) flexibilizam $\sigma(t)$, ao mencionar que o mesmo é passível de apresentar quebras de volatilidade.

Como alternativa, o teste utilizado neste trabalho emprega a estatística não-paramétrica conhecida como variação bi-power realizada (*realized bipower variation*), a qual é um estimador consistente da volatilidade integrada, não importando a presença de saltos misturadas com a parte difusa do processo formador da série. 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 e Shephard (2004), a equação (3) representa uma generalização parcial da variação quadrática. O uso do valor absoluto dos retornos tem como objetivo diminuir a sensibilidade da estatística aos possíveis movimentos de grande magnitude encontrados em dados de alta-frequência.

Ademais, esse teste pressupõe a divisão da série em janelas de tempo de tamanho k , com tamanhos determinados de forma a minimizar algum possível viés introduzido pelos saltos na estimação da volatilidade.

Lee e Mykland (2008) 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 frequência 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 respectivamente.

A estimação da volatilidade instantânea no momento t_i baseia-se na equação (3), na utilizam-se as k observações anteriores ao mesmo. Finalmente, a estatística de teste para identificar se existe um salto de t_{i-1} para t_i é dada por,

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

O denominador⁴ na equação (4) é computado através da equação abaixo,

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

Ainda na equação (4), verifica-se que uma média de retorno nos períodos anteriores é subtraída do retorno observado em t_i . Essa média é calculada 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 se existe um salto significativo entre t_{i-1} e t_i , também fornece o seu tamanho e sinal.

⁴ Vale mencionar que é este denominador que torna essa estatística robusta à presença de saltos em t_{i-1} .

Para a formação da região de rejeição do teste, a abordagem adotada por Lee e Mykland (2008) 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 saltos, apresenta a probabilidade α de que o máximo de nenhum conjunto de n estatísticas $\Psi(i)$ ultrapasse o valor limiar (*threshold*) representado por,

$$g_{n,\alpha} = -\log(-\log(1-\alpha))b_n + a_n \tag{7}$$

onde $a_n = \sqrt{2\log n} - \frac{[\log \pi + \log(\log n)]}{2\sqrt{2\log n}}$ e $b_n = \frac{1}{\sqrt{2\log n}}$. O termo $-\log(-\log(1-\alpha))$ representa o $1-\alpha$ quantil da função de distribuição padrão da Gumbel. Na medida em que $\Delta t \rightarrow 0$,

$$\frac{\max |\Psi(i)| - C_n}{S_n} \rightarrow \xi \tag{8}$$

Na equação acima, ξ segue a função distribuição acumulada dada por $P(\xi \leq x) = \exp(-e^{-x})$, na qual $C_n = \frac{\sqrt{2\log n}}{c} - \frac{\log \pi + \log(\log n)}{2c\sqrt{2\log n}}$, $S_n = \frac{1}{c\sqrt{2\log n}}$ e n é o número de observações. Para um nível de significância de 1% e considerando β^* o valor limiar (*threshold*) para a equação (8), tem-se que $P(\xi \leq \beta^*) = \exp(-e^{-\beta^*}) = 0,99$. Logo, $\beta^* = -\log(-\log(0,99)) = 4,6001$. Portanto, caso $\frac{\max |\Psi(i)| - C_n}{S_n} > 4,6001$ então a hipótese nula é rejeitada, isto é, existe um salto significante em t_i .

3.2. Determinação dos co-saltos abruptos

A metodologia para detecção de possíveis co-movimentos abruptos (*co-jumps*) entre as diferentes séries analisadas nesse estudo, baseia-se em Lahaye et alii (2007). Neste, uma vez detectada a quebra individual, utilizam-se estatísticas descritivas e regressões do tipo variáveis qualitativas, para investigar a relação entre as mudanças descontínuas no comportamento das variáveis em análise.⁵

Representando o co-movimento em questão como um conjunto de Y mercados num instante t_i como $COJ_{t_i}^Y$, e a sua probabilidade de ocorrência como $P(COJ_{t_i} = 1) = P(coj)$, tem-se que:

$$COJ_{t_i}^Y = \prod_Y I(J_{t_i}^{y_i}) \tag{9}$$

Na equação (9), I é uma função indicadora e $J_{t_i}^{y_i}$ representa o salto no mercado y_i no instante t_i .

⁵ Lahaye et alii (2007) analisaram os *co-jumps* entre as séries de câmbio, ouro, títulos públicos e índices de ações.

4. Dados

As séries utilizadas neste estudo são referentes às variáveis taxa de câmbio, *spread* do C-Bond, Dow Jones, IBOVESPA e taxa SELIC. Essas séries foram coletadas no site do IPEADATA e estão na frequência diária, compreendendo o período que vai do dia dois de Janeiro de 2001 até o dia vinte de Outubro de 2005.

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 descontinuidades.

Corroborando também para a adoção de dados diários, o fato de Barndorff-Nielsen e 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 foi o de eliminar as observações em branco. Com este intuito, uma vez emparelhadas todas essas variáveis, tomou-se por base o IBOVESPA, para eliminar as datas referentes a fins de semana e feriados (fixos e irregulares). Depois, calcularam-se os seus respectivos retornos gerando uma amostra de 1195 observações para cada série.

5. Resultados

Utilizou-se um nível de significância de 5% para se determinar o valor crítico dos testes de detecção de saltos nas variáveis analisadas nesse estudo. Todas as tabelas e gráficos mencionados estão nos Anexos.

Os gráficos 1B ao 4B apresentam estes movimentos significantes de acordo com a estatística de teste dada pela equação (4). Inicialmente estes processos foram agregados mensalmente para verificar se há uma maior recorrência destes em determinados meses. Considerando o período em análise, este comportamento é observado no IBOVESPA nos meses de Maio e Outubro, no Dow Jones nos meses de Março, Julho e Setembro, no *spread* do C-Bond nos meses de Janeiro e Março e na taxa de câmbio nos meses de Julho e Outubro.

Vale ressaltar que 9,1% dos saltos observados no Dow Jones ocorreram no mês de Julho de 2002, no auge da crise das empresas ponto com. Além da crise das empresas da internet, este período é marcado pela apresentação da lei Sarbanes-Oxley, cujo principal objetivo é aumentar a transparência dos processos contábeis, após a constatação de fraudes em grandes empresas americanas.

Dando continuidade a essa análise cronológica, verifica-se que 8,3% das ocorrências em análise presentes no *spread* do C-BOND aconteceram no mês de Março de 2005, durante o período de grande re-compra deste título por parte do Governo para a substituição do perfil da dívida. Este momento também apresentou

elevada instabilidade internacional, com elevação da taxa de juros americana e grande volatilidade no mercado internacional de petróleo.

A Tabela 1 apresenta estatísticas descritivas dos saltos nas séries estudadas.⁶ Nessa tabela percebe-se que há uma concentração de frequência desse processo com sinais invertidos nas séries do *spread* do C-Bond e do IBOVESPA. Na primeira variável, 63% dos casos em análise têm sinais positivos, enquanto na segunda há 69% destes casos com sinais negativos.

A exceção do *spread* do C-Bond, as médias e os desvios-padrões dos saltos negativos foram maiores do que nos casos positivos, revelando um possível comportamento assimétrico das respostas dos agentes às novidades boas e ruins (Funke e Matsuda 2006).

Conforme a Tabela 2, cerca de 76% desses movimentos com sinal positivo no *spread* do C-Bond e de 81% deste tipo de ocorrência observadas na taxa de câmbio, coincidiram com momentos no qual o IBOVESPA apresentou retorno negativo. No caso contrário, ou seja, em momentos de retornos positivos desta última variável, verifica-se uma maior frequência dos saltos com sinais negativos no *spread* do C-Bond e na taxa de câmbio e com sinais positivos no Dow Jones, em torno de 68%, 86% e 92%, respectivamente.

Estes resultados sobre o comportamento da taxa de câmbio, do *spread* do C-Bond e do IBOVESPA, corroboram os encontrados por Nunes e Meurer (2005), Fang e Miller (2002) e Medeiros e Ramos (2004).

A igualdade dos sinais observada entre os saltos do Dow Jones e o retorno do IBOVESPA, pode ser uma evidência empírica dos efeitos *spillover* e *lead-lag* que o Dow Jones provoca nos demais mercados do mundo. Resultados similares a estes são reportados em Tabak e Lima (2002) e Groppo e Bacchi (2005). Vale ressaltar que em todos esses trabalhos mencionados, não é realizada a decomposição das variáveis em suas partes contínuas e nos processos considerados nesse estudo.

Visando agregar formalidade ao tratamento de frequência relativa dado anteriormente, modelos de escolha discreta do tipo Logit foram estimados. Nestes modelos, os saltos das séries analisadas neste estudo foram transformados em variáveis binárias, as quais assumiram valor igual a um na sua ocorrência e zero caso contrário.

Os resultados da estimação do modelo Logit estão apresentados na Tabela 3. Nesta tabela, verifica-se que todos os parâmetros são estatisticamente significantes e apresentam os sinais esperados. Através dos valores desses parâmetros elaborou-se a Tabela 4, na qual estão dispostas as maiores probabilidades de se observar um salto no IBOVESPA dado às várias possíveis combinações de ocorrência desse movimento em duas das variáveis indicadas pelo cruzamento entre linhas e colunas.⁷

⁶ Nessa tabela não está presente a taxa SELIC, pois a mesma foi tratada apenas de forma binária neste estudo. As probabilidades mencionadas nesta tabela foram calculadas através da frequência relativa.

⁷ Nessa tabela, por exemplo, o cruzamento da primeira linha com a primeira coluna informa a probabilidade de ocorrer um salto no IBOVESPA quando o mesmo não acontece em nenhuma outra variável. Já o cruzamento da terceira coluna com a sexta linha informa a probabilidade desse movimento no IBOVESPA dado a sua ocorrência no *spread* do C-Bond e o retorno do IBOVESPA é negativo, de forma simultânea.

Desta forma, as maiores chances de se observar um salto no IBOVESPA, ocorrem quando este processo é observado de forma conjunta na SELIC e na taxa de câmbio (34%); na SELIC e no *spread* do C-Bond (31%); no câmbio e no C-Bond (31%) e no Dow Jones e no câmbio (24%).

Para finalizar, a Tabela 5 fornece uma análise de correlação e de independência para a série de saltos. 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 $[3, 841; +\infty)$.

As informações da Tabela 5 corroboram, em linhas gerais, os resultados anteriores que apontam para uma menor correlação entre os saltos observados simultaneamente no Dow Jones e no IBOVESPA, quando comparadas aos saltos desta última em conjunto com os observados no *spread* do C-Bond, na taxa de câmbio ou na taxa SELIC. Em relação aos testes de independência realizados para os saltos de pares de variáveis, o único resultado diferente ao esperado foi a não independência entre os movimentos abruptos nas séries retorno do Dow Jones e a taxa Selic.

6. Considerações Finais

Utilizando a estatística desenvolvida por Lee e Mykland (2008) para segregar saltos do processo contínuo das séries, este estudo estimou e analisou a relação dos saltos 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.

Os principais resultados encontrados foram à predominância de saltos negativos no IBOVESPA com 69% das ocorrências. Outro aspecto passível de destaque é a magnitude das médias e do desvio-padrão dos saltos negativos ocorridos nas séries estudadas, o que revela uma possível assimetria na resposta desse processo 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 saltos no Dow Jones é menor do que para os saltos ocorridas na taxa de câmbio ou no *spread* do C-Bond.

Os resultados encontrados mostram-se interessantes sob dois prismas. Em primeiro lugar, as evidências empíricas encontradas mostram que os possíveis co-movimentos abruptos entre Dow Jones e IBOVESPA são menos frequentes do que com os do *spread* do C-Bond. Portanto, em termos do processo analisado, a possível influência do Dow Jones no IBOVESPA é menos importante do que a 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., Benzoni, G. L., & Lund, J. (2002). An empirical investigation of continuous-time equity return models. *Journal of Finance*, 57:1239–1284.
- Andersen, T., Bollerslev, T., & Diebold, X. (2005). Parametric and non-parametric volatility measurement. In Ait-Shahalia, Y. & Hansen, P., editors, *Handbook of Financial Econometrics*. North Holland, Amsterdam.
- Andersen, T., Bollerslev, T., & Dobrev, D. (2007). 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*, 138:125–180.
- Ait-Sahalia, Y. (2004). Disentangling diffusion from jumps. *Journal of Financial Economics*, 74:487–528.
- Barbachan, J. F., Schuschny, A. R., & Silva, A. C. (2001). Lévy processes and the Brazilian market. *Brazilian Review of Econometrics*, 21:263–289.
- Barndorff-Nielsen, O. & Shephard, N. (2004). Power and bi-power variation with stochastic volatility and jumps (with discussion). *Journal of Financial Econometrics*, 2:1–37.
- Barndorff-Nielsen, O. & Shephard, N. (2006). Econometrics of testing for jumps in financial economics using bi-power variation. *Journal of Financial Econometrics*, 4:1–30.
- Black, F. & Scholes, M. (1973). The pricing of options and corporate liabilities. *Journal of Political Economy*, 81:637–659.
- Brownlees, C. & Gallo, G. (2006). Financial econometric analysis at ultra-high frequency: Data handling concerns. *Computational Statistics e Data Analysis*, 51:2232–2245.
- Chernov, M., Gallant, A. R., Ghysels, E., & Tauchen, G. (2003). Alternative models for stock price dynamics. *Journal of Econometrics*, 116:225–258.
- Fang, W. & Miller, S. M. (2002). Dynamic effects of currency depreciation on stock market returns during the Asian financial crisis. Working Paper Series 31, University of Connecticut Department of Economics.
- Funke, N. & Matsuda, A. (2006). Macroeconomic news and stock returns in the United States and Germany. *German Economic Review*, 7:189–210.
- Grosso, G. S. & Bacchi, M. R. P. (2005). Causalidade entre mercados acionários: Estudo sobre IBOVESPA, Dow Jones e Merval. Resenha 166, BM e F.
- Hahn, M., Schnatter, S., F., & Sass, J. (2010). Markov chain Monte Carlo methods for parameter estimation in multidimensional continuous time Markov switching models. *Journal of Financial Econometrics*, 8:88–121.
- Jiang, G. J. & Oomen, R. C. (2005). A new test for jumps in asset prices. Working paper, Eller College of Management, University of Arizona.
- Lahaye, J., Laurent, S., & Neely, C. J. (2007). Jumps, cojumps and macro announcements. Working Papers 2007-032A, Federal Reserve Bank of St. Louis.
- Lee, S. S. & Mykland, P. A. (2008). Jumps in financial markets: A new nonparametric test and jump dynamics. *Review of Financial Studies*, 21:2535–2563.

- Medeiros, O. R. & Ramos, F. C. (2004). Determinantes do desempenho e volatilidade da BOVESPA. In *4º Congresso de Controladoria e Contabilidade*.
- Merton, R. C. (1976). Option pricing when underlying stock returns are discontinuous. *Journal of Financial Economics*, 3:125–144.
- Merton, R. C. & Samuelson, P. A. (1974). Fallacy of the log-normal approximation of optimal portfolio decision-making over many periods. *Journal of Financial Economics*, 1:67–94.
- Meurer, R. (2006). Fluxo de capital estrangeiro e desempenho do IBOVESPA. *Revista Brasileira de Finanças*, 4:345–361.
- Nunes, M. S. & Meurer, R. (2005). 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*, 59:585–607.
- Rocha, K., Moreira, A. R. B., & Magalhães, R. (2002). Determinantes do spread brasileiro: Uma abordagem estrutural. Texto para Discussão 890, IPEA.
- Shimko, D. (1993). Bound of probability. *Risk*, 6:33–37.
- Tabak, B. M. & Lima, E. J. A. (2002). Causality and cointegration in stock markets: The case of Latin America. Working Paper Series 56, Banco Central do Brasil.
- Tauchen, G. & Zhou, H. (2005). Identifying realized jumps on financial markets. Working paper, Department of Economics, Duke University.
- Taylor, N. (2004). Modeling discontinuous periodic conditional volatility: Evidence from the commodity future markets. *Journal of Future Markets*, 9:805–834.
- Yoshino, J. A. (2003). Market risk and volatility in the Brazilian stock market. *Journal of Applied Economics*, VI:385–403.

Anexos

Gráfico 1A: Série do IBOVESPA: 02/01/2001 à 20/10/2005

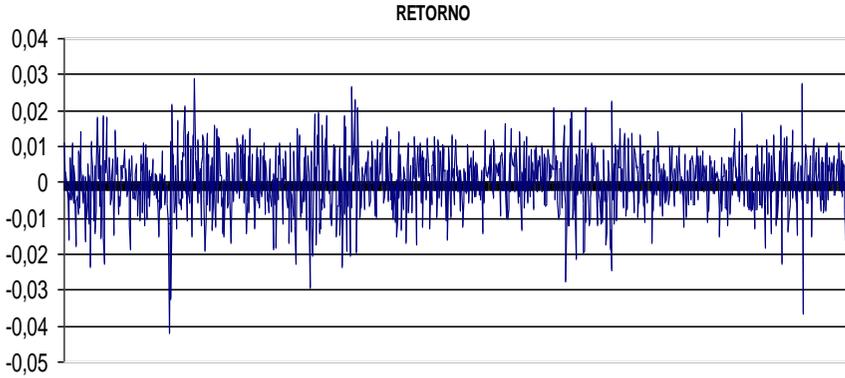


Gráfico 1B: *Jumps* do IBOVESPA: 02/01/2001 à 20/10/2005

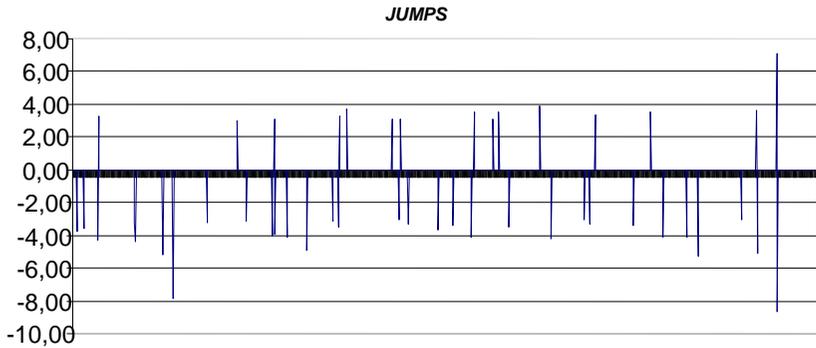


Gráfico 2A: Série do *spread* do C-BOND: 02/01/2001 à 20/10/2005

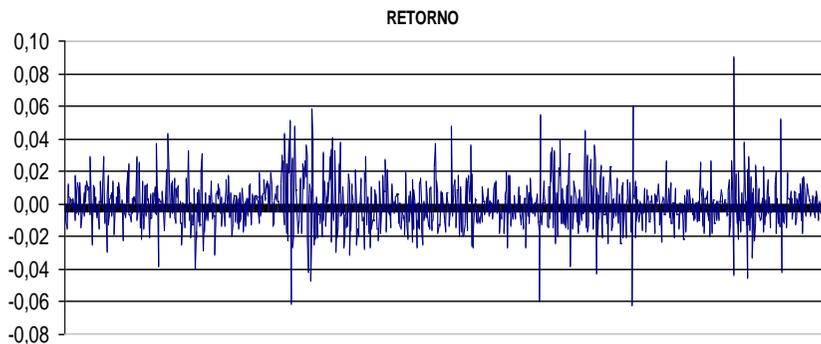


Gráfico 2B: *Jumps* no *spread* do C-BOND: 02/01/2001 à 20/10/2005

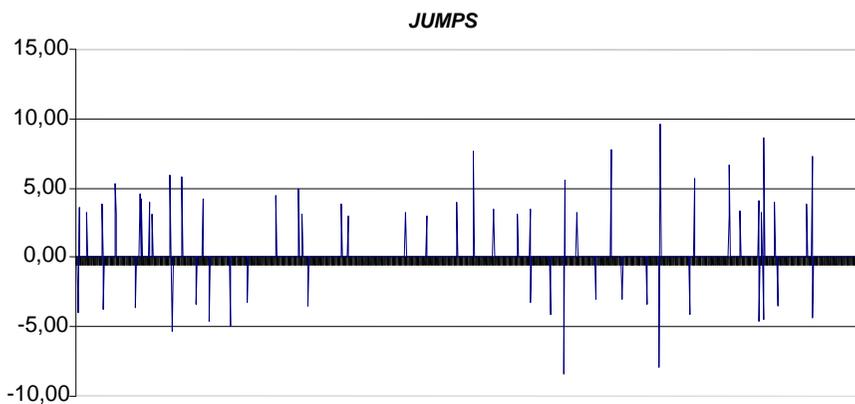


Gráfico 3A: Série do DOW JONES: 02/01/2001 à 20/10/2005

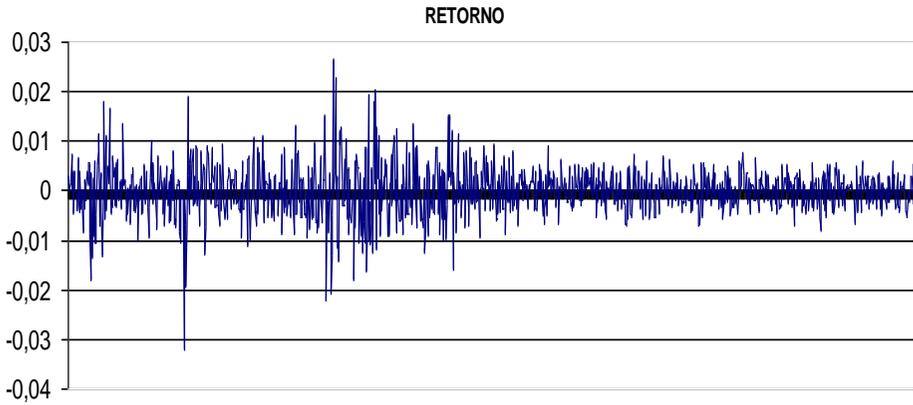


Gráfico 3B: *Jumps* do DOW JONES: 02/01/2001 à 20/10/2005



Gráfico 4A: Série da taxa de CÂMBIO: 02/01/2001 à 20/10/2005

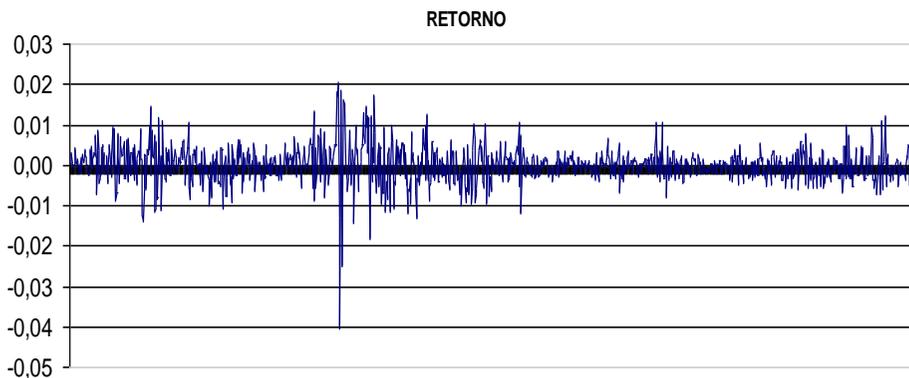


Gráfico 4B: *Jumps* da taxa de CÂMBIO: 02/01/2001 à 20/10/2005

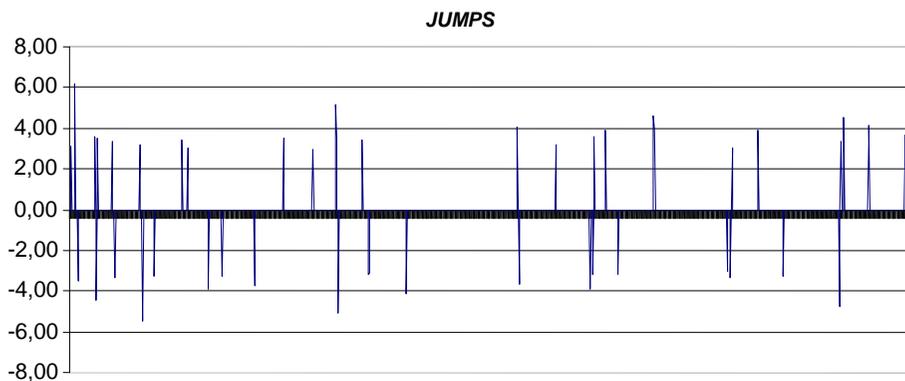


Tabela 1
Estatísticas descritivas dos *jumps*

	Câmbio	C-Bond	IBOVESPA	Dow Jones	TOTAL
Total de <i>jumps</i>	47	60	48	55	210
Probabilidade(%)	3,9	5	4	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
<i>Jumps</i> positivos	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	1,01	0,387	1,254
<i>Jumps</i> negativos	21	22	33	28	104
Probabilidade (%)	1,8	1,8	2,8	2,3	8,7
Média	-3,821	-4,176	-4,09	-3,777	-3,97
Desvio Padrão	0,754	1,566	1,255	1,125	1,208

Fonte: Elaboração própria.

Tabela 2
Jumps versus retorno do IBOVESPA

<i>JUMPS</i>	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: Elaboração própria.

Tabela 3

Resultados do Modelo Logit

Variável Dependente: BOVESPA-BIN				
Variável	Coefficiente	Desv.Padrão	z-estat.	Prob.
CAMBIOBIN	1.783.634	0.441444	4.040.452	0.0001
CBONDBIN	1.636.390	0.401022	4.080.553	0.0000
DJBIN	1.292.658	0.490961	2.632.912	0.0085
SELICBIN	1.798.162	0.536851	3.349.464	0.0008
RETBOVNEG	0.860906	0.330786	2.602.608	0.0093
C	-4.233.080	0.296506	-1.427.652	0.0000
McFadden <i>R</i> -squared	0.138982			

Fonte: Elaboração própria.

Tabela 4

Probabilidades advindas da Tabela 3

Probabilidade	Nenhuma	CAMBIO- BIN	CBOND- BIN	DJ- BIN	SELIC- BIN	RETBOV- NEG
Nenhuma	1,43%					
CAMBIO-BIN		7,95%				16,96%
CBOND-BIN		30,72%	6,94%	21,35%	31,03%	
DJ-BIN		23,93%		5,02%		
SELIC-BIN		34,27%			8,05%	17,16%
RETBOV-NEG			14,98%	11,11%		3,32%

Fonte: Elaboração própria.

LEGENDA:

CAMBIO-BIN → Quebra no Câmbio

CBOND-BIN → Quebra no C-Bond

DJ-BIN → Quebra no Dow Jones

SELIC-BIN → Quebra SELIC

RETBOV-NEG → Retorno negativo no IBOVESPA

Tabela 5

Correlação e Independência dois a dois

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

Fonte: Elaboração própria.