

PREVISIBILIDADE DE CRISES NO MERCADO FINANCEIRO

*A METHOD TO PROVIDE EARLY WARNINGS OF
CRISIS IN STOCK MARKETS*

Marco Antonio Leonel Caetano

Professor do Instituto Brasileiro de Mercado de Capitais e do Instituto Tecnológico de Aeronáutica (ITA).

Rua Quatá, 300 – Vila Olímpia – São Paulo – SP – CEP 04546-042

E-mail: marcoALC1@isp.edu.br

Takashi Yoneyama

Professor Titular do Instituto Tecnológico de Aeronáutica (ITA).

Praça Marechal Eduardo Gomes, 50 – Vila das Acácias – São José dos Campos – SP – CEP 12228-900

E-mail: takashi@ita.br

Resumo

Crises, ou *crashes*, nos mercados financeiros são estudados desde o notável evento de 1929, e muitos modelos matemáticos foram elaborados na literatura especializada na tentativa de prever mudanças abruptas de comportamento dos investidores. As metodologias que fazem uso de modelos econométricos são comuns em artigos que envolvem ferramentas quantitativas para análise e previsão de cenários. A principal ideia deste trabalho é apresentar um desses métodos tradicionais que utiliza uma equação log-periódica e compará-lo com uma nova proposta de metodologia para previsão de mudanças abruptas no mercado financeiro. Essa metodologia utiliza a Transformada *Wavelet* para detectar uma possível ocorrência de alterações na tendência dos preços em bolsa de valores. Uma avaliação é realizada utilizando dados históricos pré-*crash* e pós-*crash* de 1929, bem como dados recentes para Dow Jones Average (EUA), Hang Seng Index (Hong Kong) e Ibovespa (Brasil). Os dados desses índices são usados para testar o poder de resposta na previsão ou antecipação de *crashes* nos mercados financeiros pelas duas metodologias.

Palavras-chave: Mercado de ações; Crises; *Crashes*.

Abstract

Crises or crashes in financial markets have been studied since the well known event of 1929 and several mathematical models have been proposed in the literature in order to be employed in the process of forecasting abrupt changes in the behavior of investors. Methods involving econometric models are quite common in works dealing with quantitative tools for analysis and forecasting of financial scenarios. The main idea in this work is to present one of these traditional methods, namely that using a log-periodic model and compare its performance with a new proposed method that uses Wavelet Transforms to detect changes in the price trends. An evaluation was carried out using historical pre and post crash data of the 1929 event, as well as more recent data from Dow Jones Average (USA), Hang Seng Index (Hong Kong) and Ibovespa (Brazil). These data were used to test the adequacy of the early warning of occurrence of crises in financial markets, as provided by the two methods.

Keywords: Stock Market; Crisis; *Crashes*.

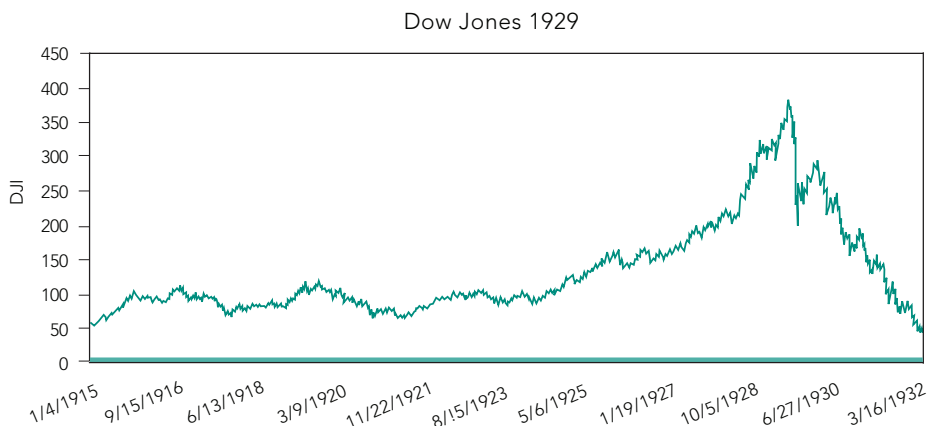
1

INTRODUÇÃO

Desde a crise de 1929, que durou por três longos anos após o *crash* de outubro daquele ano, muitos estudos relacionados a tal evento estão amplamente divulgados no meio acadêmico e jornalístico. Entretanto, hoje é possível notar que não existe somente uma causa para um *crash*, mas uma sucessão de fatos correlacionados ou encadeados após ações desastrosas ou tardias. Depois de outubro de 1929, o nível do Dow Jones Average decresceu para os mesmos níveis de 1915, como mostra a Figura 1. Logo após a fase aguda da crise, em 1930, Edie (1930) analisou o que teria acontecido no mercado norte-americano. Segundo ele, foi observado um balanço líquido nas contas dos bancos extremamente alto devido à taxa de juros entre julho e agosto. Houve então uma pressão no mercado acionário de Nova York e a consequência foi a venda desenfreada de uma parte desses lucros líquidos entre setembro e outubro.

Figura 1

Dow Jones – *crash* em 1929



Fonte: Disponível em: www.nyse.com.

Outra origem da instabilidade foram os empréstimos excessivos adquiridos pelos fartos anos de crescimento do pós-guerra até 1929. O plano do Federal Reserve foi diminuir os empréstimos das corretoras. O mercado ima-

ginou por algum momento que o plano tinha funcionado, uma vez que os empréstimos das corretoras decresceram US\$ 1.411.000.000, algo em torno de 36% entre 16 e 30 de outubro. Mas esse decréscimo já estava ligado à crise e próximo ao colapso do mercado acionário no fim de outubro. O impacto de todas as vendas desencadeadas pelas corretoras, principalmente de ações ligadas aos bancos, foi sentido de imediato em todos os bancos de Nova York. Edie (1930) alertou, na época, que a situação tinha se constituído num fato perpétuo de vendas repentinas de um centro financeiro a outro. Dois anos antes, em 1927, os fundos tinham saído de Londres para a França. Em 1929, esses fundos foram para o mercado de ações de Nova York, e o *crash* ocorreu logo em seguida após os bancos aumentarem as taxas de juros de 5% para 6% em 9 de agosto de 1929.

Burgess (1930) concordou com Edie e ofereceu dados reforçando a opinião sobre a *performance* de empréstimos dos bancos e das corretoras. Burgess mostrou que, com o crédito fácil cortado pelo banco central, a demanda por crédito continuou e atingiu outros meios de empréstimos.

White (1990) mostrou que as mudanças estruturais e tecnológicas na indústria nos anos 1920 proporcionaram altos ganhos e dividendos. Quando esses desenvolvimentos criaram o *boom* no mercado de ações, tornaram os fundamentos dessas indústrias mais difíceis de medir e de estabelecer o preço real e ideal de cada uma. Estava criada a bolha de crescimento desenfreado. O Federal Reserve fez uma intervenção no mercado, mas, em vez de permitir que a bolha se expandisse e se estabilizasse de forma natural, a política adotada ajudou a empurrar a economia para a recessão.

Brunner e Meltzer (1968) apresentaram uma comparação entre as crises de 1923-1924, 1926-1927 e 1929-1933 no mercado de ações. A interpretação é que o Federal Reserve acreditou que o influxo de ouro, durante as duas recessões, resultou nas diferentes taxas de juros entre Nova York e Europa. Reduzindo a taxa de juros nos Estados Unidos, o Federal Reserve reduziu, parou e reverteu o movimento de capital e ajudou a manter uma distribuição de ouro em estoque que eles acreditavam ser consistente com a convertibilidade. Mas, em 1929, o fluxo de ouro foi muito menor nos meses seguintes ao pico de 1929. Então, isso sugeriu ao Federal Reserve que tinha poucos motivos para intervir no mercado aberto. O Federal Reserve aumentou seu portfólio em cada um dos quatro meses seguindo o pico cíclico até 1929, quando então parou de comprar ouro por quase um ano. O ouro, a troca de moedas e o declínio na demanda por empréstimos produziram uma redução muito rápida nas taxas de juros de curto período, antecipando a depressão. O suprimento de dinheiro caiu e a depressão se aprofundou.

Rappoport e White (1993) procuram responder se de fato houve uma bolha no mercado de ações de 1929. Usando em seu artigo um modelo matemático para empréstimos de corretoras, eles mostram que nenhum *boom* ou antecipação do *crash* era realmente possível de ser detectado. Mencionam também que as estimativas de bolhas para o evento da época teriam de ser muito maior e de maior duração e que acreditam que o *crash* de 1929 foi um evento causado pelo próprio mercado de ações.

Em outro artigo, Rappoport e White (1994) mostram que o mercado de opções contém importantes informações sobre o comportamento esperado do mercado de ações. Aplicando modelos de preço de opções para o *crash* de 1929 nos dados de empréstimos das corretoras, esses autores mostraram que esse *crash* foi antecipado quase um ano antes pelo aumento da dispersão dos modelos.

Todos os trabalhos descritos apresentam cenários distintos e controversos para se chegar à definição de que um único ato, um único fato criou a grande depressão de 1929. O que se nota é que foi uma sucessão de fatos, ligados de alguma forma com atos anteriores que culminaram na depressão pós-*crash* de 1929. Fica claro observar que, pelas ferramentas acadêmicas disponíveis na época, seria muito difícil a detecção ou percepção de um *crash*. Mesmo a percepção de bolhas nos preços dos ativos, para a época, era de difícil visualização.

Achar uma bolha para o mercado de ações não é uma tarefa fácil por causa das diversas inter-relações e correlações existentes. É importante compreender se um determinado crescimento é natural ou uma expansão do tipo bolha deve ter determinadas características, como definem Allen e Gale (2000). Usando um modelo matemático, esses autores sugerem que bolhas ocorrem quando há considerável incerteza sobre o preço real das ações ou sobre a expansão de créditos. Sornette (2003), Sornette e Johansen (1997, 1998), Johansen (2003) e Johansen e Sornette (2001a, 2001b) analisam algumas características das variações dos preços usando um modelo log-periódico da área de geofísica para estudo de terremotos. Eles fizeram diferentes simulações e previsões numéricas para o mercado financeiro, ajustando os parâmetros do modelo para o estudo de índices tais como Dow Jones, S&P500, Hang Seng e índices da América Latina. Seguindo esses estudos, os autores deste trabalho desenvolveram uma diferente metodologia (CAETANO; YONEYAMA, 2007, 2009), utilizando Transformada *Wavelet* na caracterização de mudanças abruptas no mercado de ações. Os coeficientes *wavelet* são usados para analisar um conjunto de sinais e procurar oscilações de pequena amplitude e grandes frequências, que podem indicar iminência de mudança abrupta nos pre-

ços das ações. Essa é uma técnica bastante usada na área de análise de sinais, para filtragem de ruídos, determinação de padrão, suavização de imagens, entre outras aplicações.

Neste trabalho, propõe-se uma comparação e um relacionamento entre o modelo log-periódico e a caracterização *wavelet* aplicados aos dados do *crash* de 1929 e dados recentes do Hang Seng Index e Ibovespa.

2

A DECOMPOSIÇÃO WAVELET

A ideia é que a análise *wavelet* providencia informação simultânea sobre a frequência (escala) de um sinal e a sua localização no tempo (translação). Em termos gerais, grandes intervalos de tempo (grandes escalas) estão relacionados a baixas frequências de informação, enquanto intervalos mais curtos estão relacionados a altas frequências. Assim, se os coeficientes da decomposição *wavelet* são representados em imagens contendo informações escalas *versus* tempo, pode acontecer de as altas frequências tornarem-se dominantes no sinal, indicando assim proximidade de uma mudança abrupta nos preços das ações.

A formulação matemática exige que se use uma família de *wavelets* (às vezes, traduzidas como “ondaletas”) ortonormal Ψ como uma base para representar uma função em sua forma expandida. Esse é um procedimento análogo ao se expressar uma função periódica como uma soma de senos e cossenos com apropriados pesos, ou, mais conhecidos, coeficientes da série. A função Ψ pode ser construída por escalonamento e translação de uma simples função ϕ , chamada de *wavelet* “mãe” (cf. DAUBECHIES, 1992).

Mais especificamente, se a função ϕ é uma *wavelet* “mãe”, então Ψ é uma família de *wavelets*, ou ondas descritas matematicamente por

$$\Psi \triangleq \left\{ \phi^{a,b}(\cdot) \in L^2(\mathbb{R}); \phi^{a,b}(t) = |a|^{-1/2} \phi\left(\frac{t-b}{a}\right), a \in \mathbb{R}, b \in \mathbb{R} \right\} \quad (1)$$

em que as constantes $a \uparrow 0$ e b são chamadas, respectivamente, de parâmetros de escalas e translação, e $L^2(\mathbb{R})$ denota o conjunto de funções integráveis ao

quadrado, isto é, $\left\{ f : R \rightarrow R \text{ s.t. } \int_{-\infty}^{\infty} |f(t)|^2 dt < \infty \right\}$. Quando $b = 0$, o parâmetro a simplesmente comprime ou expande a forma de onda na direção do eixo do tempo t . Quando se tem $a = 1$, b simplesmente move a forma de onda ao longo do eixo do tempo t , mantendo sua forma “mãe”.

Conforme a teoria, a função φ deve satisfazer algumas propriedades para poder servir como forma de onda básica ou “mãe”. As propriedades da forma de onda são:

$$\begin{aligned} \text{a) } & \int_{-\infty}^{\infty} \varphi(t) dt = 0 \\ \text{b) } & \int_{-\infty}^{\infty} |\varphi(t)|^2 dt < \infty \\ \text{c) } & \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\hat{\varphi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \end{aligned} \tag{2}$$

em que $\hat{\varphi}$ é a Transformada de Fourier de φ .

Uma vez construída uma base ψ para $L^2\mathbb{R}$, a Transformada *Wavelet* é obtida por meio do produto interno da função a ser expandida, $f \in L^2\mathbb{R}$, com $\varphi^{a,b} \in \psi$, para cada parâmetro a e b :

$$Wf(a,b) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)\varphi^{a,b}(t) dt \tag{3}$$

Em outras palavras, dado $W_f(a,b)$, f é recuperada pela transformada inversa

$$f(t) = \frac{1}{C} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} W_f(a,b)\varphi^{a,b}(t) dt \tag{4}$$

em que a constante C depende da forma de onda “mãe” *wavelet*:

$$C = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\hat{\varphi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega \tag{5}$$

Existem muitas possibilidades para a escolha da onda *wavelet* “mãe” $\varphi(\cdot)$. Neste trabalho, ao contrário de nosso trabalho anterior (CAETANO; YONEYAMA, 2007), adotou-se uma forma de onda *wavelet* conhecida como “Chapéu Mexicano”. Essa forma, como diversas outras apresentadas na Figura 2, estão pré-programadas no ambiente Matlab 6.5 ©, inseridas dentro do *toolbox* de *wavelet*. Então, $\varphi(t)$ para essa função é justamente a Transformada de Fourier inversa de $\varphi(\omega)$, dada pela expressão:

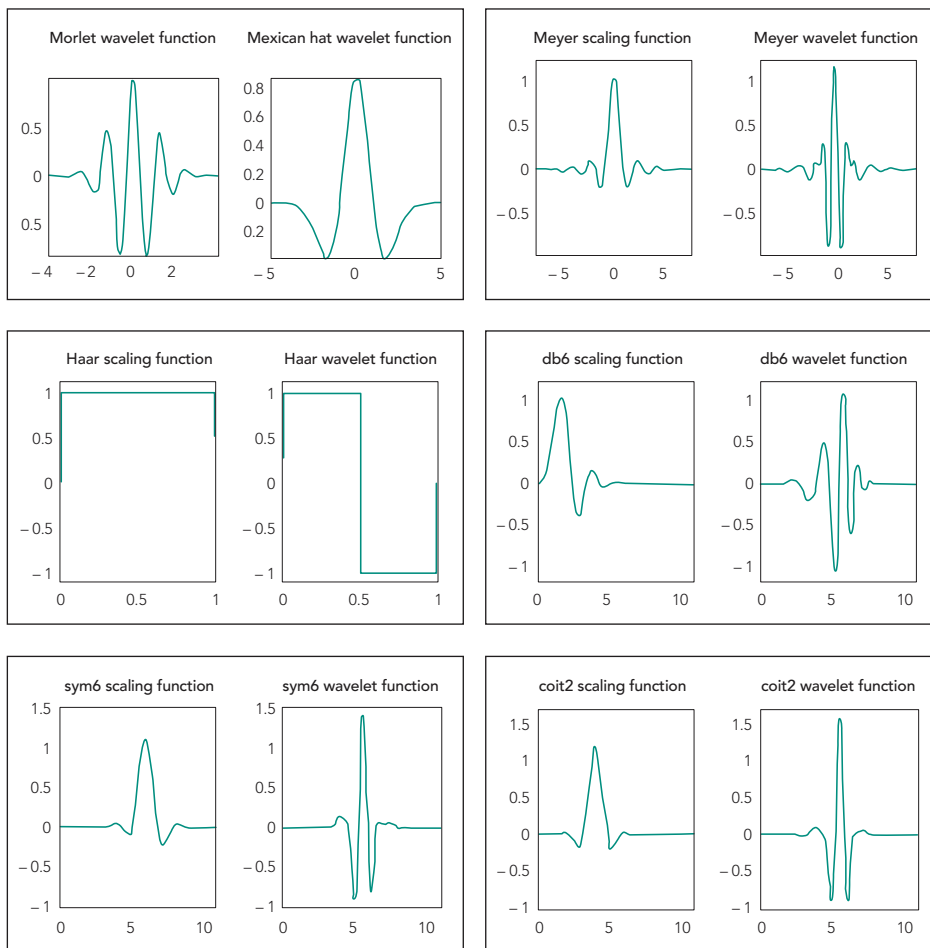
$$\varphi(\omega) = \left(\frac{2}{\sqrt{3}} \pi^{-1/4} \right) (1 - \omega^2) e^{-\omega^2/2} \quad (6)$$

Do ponto de vista do mercado financeiro, o que a forma de onda *wavelet* faz é buscar, entre longos períodos, a melhor maneira que comprimida ou expandida da forma de onda mãe, mais se adapta ao conjunto de preços ou valores de índices. Isso significa dizer que a *wavelet* caracterizará com uma marcação no espectro de frequências, por meio de escalas de cinza, os coeficientes que mais se correlacionam para diferentes intervalos de tempo. Se existir uma alta correlação entre os coeficientes correspondentes à forma de ondas de alta frequência, o espectro exibirá uma marca. Quanto mais correlacionadas forem essas formas de ondas, mais forte será a marca deixada no espectro. Entretanto, se os coeficientes de baixas frequências forem os que mais se correlacionam, então a marca no espectro será na área correspondente às baixas frequências.

A mudança abrupta que se percebe acontece exatamente quando existe alta correlação entre todos os coeficientes, tanto para formas de ondas de baixas frequências quanto para formas de ondas de altas frequências. Então, quando essa marcação é total no espectro, significa que não existem diferenças nas formas das ondas, elas apenas estão adaptadas ao período de observação pelos seus coeficientes, comprimindo-as ou expandindo-as, mas com a mesma forma. Isso significa dizer que, se o preço de um ativo tem uma variação no *intra-day* com certa forma de onda, e se essa forma é a mesma para valores diários, que é a mesma para valores médios semanais, mensais e anuais, o período é crítico e uma mudança abrupta na tendência (de alta ou de baixa) ocorrerá.

Figura 2

Tipos de wavelets



Fonte: Matlab versão 6.5.

3

RESULTADOS

Um modelo log-periódico foi ajustado por Johansen e Sornette (2001a) para o Dow Jones desde 1790 até 1999, partindo do modelo original criado por Sornette, Johansen e Bouchaud (1996):

$$p(t) = A + B(t_c - t)^z + C(t_c - t)^z \cos(\omega \ln(t_c - t) - \phi) \quad (7)$$

A explicação de cada um desses parâmetros é extensamente detalhada no mesmo artigo dos dois autores. O interessante desse modelo é que sua utilização é bastante frequente na área de geofísica para estudo de sismologia. Johansen e Sornette (2001a) estimaram os chamados tempos de *crash* de diversas crises para utilização do parâmetro t_c estabelecendo alguns valores para as crises financeiras históricas. Esse modelo log-periódico (7) deve possuir um ajuste de parâmetros que deve responder tanto a variações de curto período quanto a variações de longo período. É um modelo interessante, pois, quando se observam dados históricos do mercado financeiro, é possível notar uma boa representação para oscilações de alta frequência e baixa frequência. Segundo Johansen e Sornette (2001a), os períodos com baixas oscilações representam um mercado no qual as previsões estão de acordo com as estimativas, mostrando que os relatórios das empresas estão alinhados às expectativas e que os retornos serão positivos em longo prazo. Mas os eventos com grande oscilação para pequenos intervalos de tempo representam expectativas incertas e possível retorno negativo. Esse é o período conhecido como mercado “nervoso” em épocas que antecedem mudanças em políticas econômicas, guerras, crises no sistema financeiro, entre outros acontecimentos. De fato, com um olhar mais crítico, o modelo log-periódico é limitado como todo modelo matemático. Se for considerado o tipo de previsão e ajuste a valores de índices, o resultado não chega a ser surpreendente. Mas, se o foco for alterado para frequência, pode-se perceber que o modelo consegue capturar mudanças rápidas nas tendências. É claro que a esse fato deve ser adicionada a expectativa de que o ajuste do modelo seja o melhor possível.

E essa é a dificuldade encontrada no modelo (7), ou seja, obter um excelente ajuste dos parâmetros com o mínimo de erro possível. Possuindo muitos parâmetros numa única expressão matemática torna difícil um bom ajuste do

modelo. Mas é possível notar que em certo ponto o modelo consegue refletir de forma correta os períodos de *rally* e de *crash*. As figuras 5 e 8 apresentam as simulações numéricas do modelo ajustado para os dados históricos do Hang Seng Index e Ibovespa. O modelo foi simulado usando a equação (8) com uma banda de confiabilidade de 90% para o desvio padrão da estimativa log-periódica. É possível notar que, embora o ajuste não seja tão bom, os máximos e mínimos do Ibovespa estão próximos da tendência. As flechas nas figura 5 e 8 apontam exatamente para as baixas previstas pelo modelo. Ou seja, o modelo indica a frequência das mudanças nas tendências do índice. Dessa forma, o melhor estudo para essas frequências não é um modelo log-periódico, mas a análise via Transformada *Wavelet* como apresentada na seção anterior.

Seguindo essa ideia, tomaram-se os dados históricos do Dow Jones para o período de 1915-1929 (Figura 1) com a intenção de fazer a caracterização *wavelet* usando nosso método (CAETANO; YONEYAMA, 2007). Os resultados obtidos pelo modelo log-periódico podem ser complementados pela análise *wavelet* como indicativo ou uma confirmação de mudança de tendência. A estratégia é que pelo modelo log-periódico se estima um possível valor para preços, e a confirmação desse cenário depende do resultado da Transformada *Wavelet*. Alguns ajustes, no entanto, fazem-se necessários antes da utilização da análise *wavelet*.

Primeiro, um pré-processamento é necessário para a filtragem dos valores históricos e a subtração desse sinal em relação à tendência linear. A tendência linear para 1915 até um mês antes do *crash* de 1929 foi:

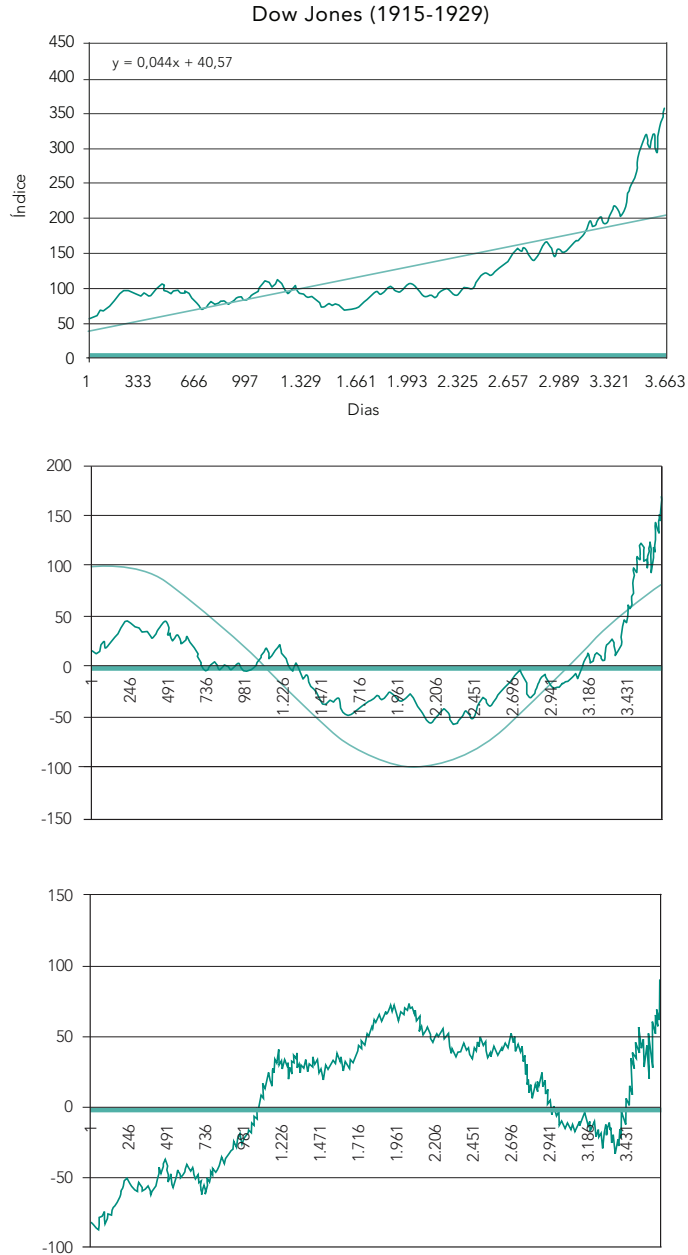
$$y_L(t) = 0,0447t + 40,571 \quad (8)$$

em que t = dias desde janeiro de 1915. Essa tendência é apresentada no primeiro gráfico da Figura 3. Depois de removida a tendência linear y_L , a série resultante $y_R = y - y_L$ apresenta uma oscilação cíclica. A componente cíclica (segundo gráfico da Figura 3) encontrada é do tipo:

$$y_C(t) = 100\cos(0,0016t - 0,2) \quad (9)$$

Figura 3

Filtragens das oscilações para análise wavelet pré-crash 1929

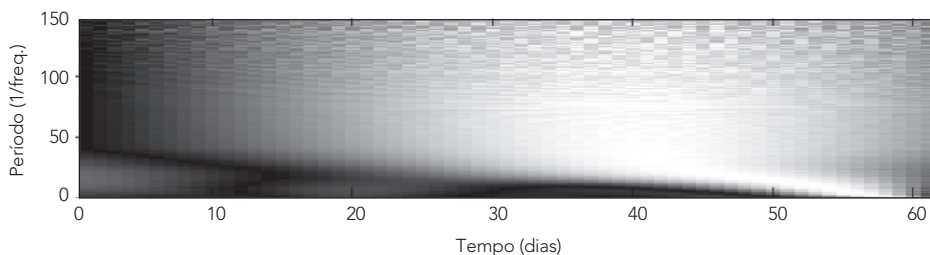


Fonte: Elaborada pelos autores.

Então, remove-se y_C da série anterior e obtém-se a série $y_F = y_R - y_C$, e pode-se observar que o sinal resultante apresentou grande variação próxima ao *crash* de 1929 (terceiro gráfico da Figura 3). A Figura 4 apresenta o resultado no espectro de frequências e no tempo, para a análise de *wavelet* para o sinal do resíduo. O eixo x no caso é o tempo representado por dias. A Figura 4 deve ser observada da direita para a esquerda, uma vez que o tempo $t = 60$ significa um dia antes do evento (*crash*). O eixo y mostrará as escalas de frequências ou períodos se sua representação for $1/\text{frequência}$ como no caso da Figura 4. A disposição dessas escalas significa que os valores mais baixos no eixo y representam altas frequências (baixos períodos), e os valores mais acima, as baixas frequências (longos períodos). Na Figura 4, é possível notar que as formas de ondas para baixas frequências são as mesmas que para altas frequências, pois os coeficientes estão com altíssimas correlações no período que antecede o grande *crash*. Isso é verificado pela intensidade da cor branca no espectro. Observa-se que, sempre antes das grandes mudanças ou proximidades de crises, a figura de um “tornado” se forma no espectro a partir do canto direito. Isso mostra que essas oscilações para baixas frequências e altas frequências são capturadas pelos coeficientes das *wavelets*, indicando o estresse do mercado na compra e venda dos papéis antes da virada. O canto direito do espectro representa o dia mais próximo da mudança da tendência. Nota-se então que, antes do *crash* de 1929, o mercado já estava estressado alguns meses antes, e as *wavelets* indicam isso, ou seja, que uma grande virada no rumo da tendência de alta iria ocorrer.

Figura 4

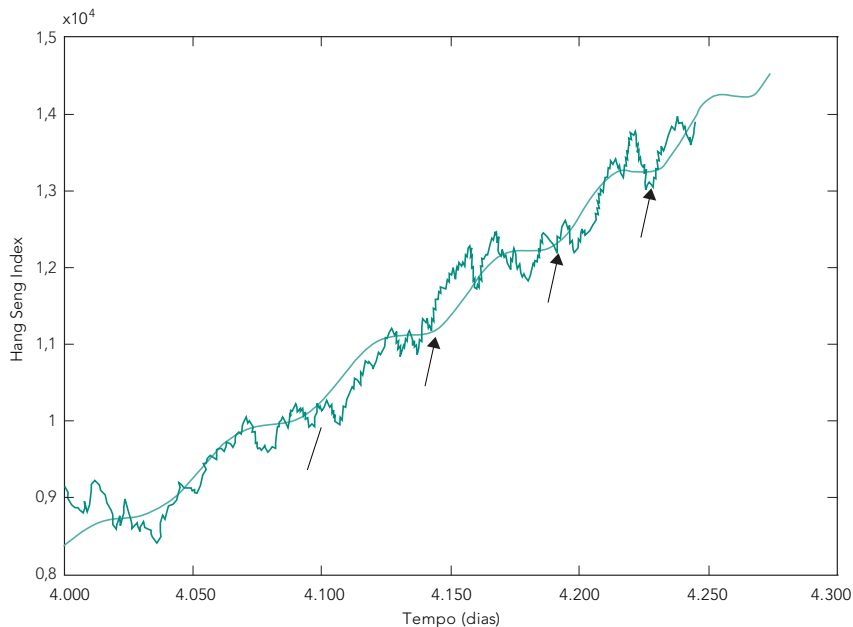
Espectro de análise *wavelet* pré-*crash* 1929



Fonte: Elaborada pelos autores.

Figura 5

Hang Seng Index – modelo log-periódico *pré-crash* – fevereiro de 2007



Fonte: Elaborada pelos autores.

Desde outubro de 2007, o Hang Seng Index mudou de tendência e apresentou perdas bastante acentuadas. Os dados históricos foram selecionados no período entre 1986 e 2007. O período que antecedeu a primeira crise de 2007 (fevereiro) foi escolhido como exemplo do uso da análise *wavelet* e pode ser visto nos três gráficos da Figura 6. Novamente, seguindo os três passos, a tendência linear (primeiro gráfico da Figura 6) encontrada foi:

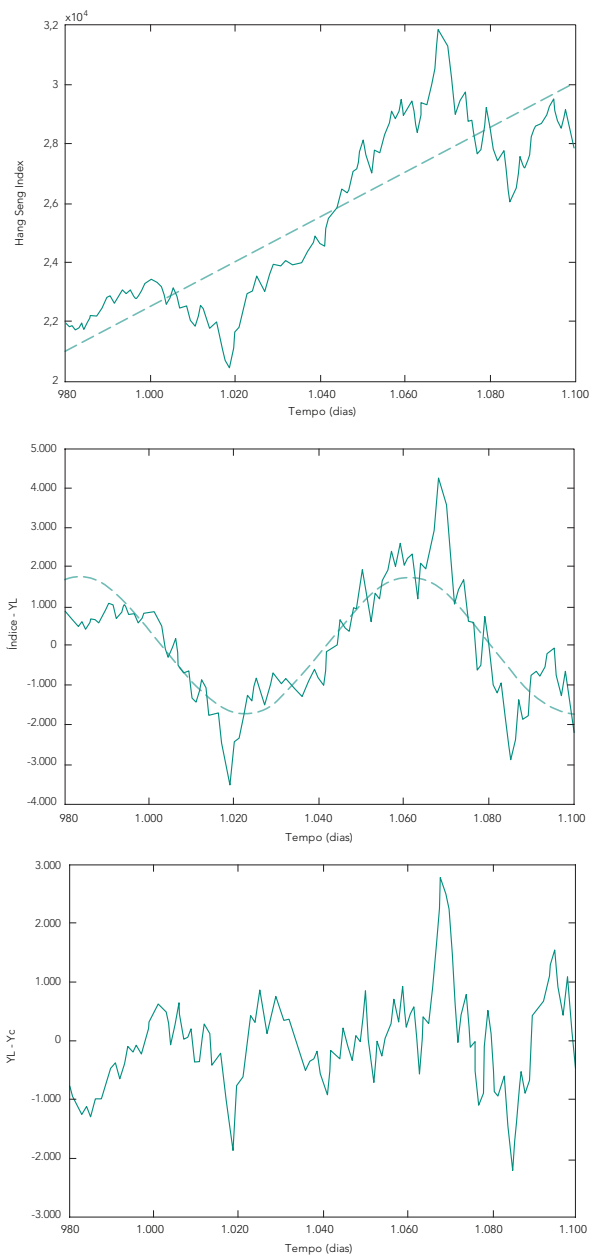
$$y_L(t) = 9.463t + 9.404.7 \quad (10)$$

e a equação para a sazonalidade do sinal (segundo gráfico da Figura 6) é a seguinte

$$y_C(t) = 1800\cos(0.007t - 1.7) \quad (11)$$

Figura 6

Hang Seng Index – filtragem das oscilações para análise wavelet pré-crash – fevereiro de 2007



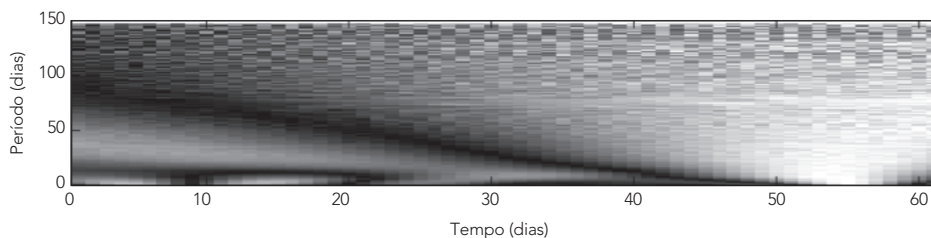
Fonte: Elaborada pelos autores.

Depois de remover y_c dos dados de y_L , é possível usar a Transformada *Wavelet* para a análise das frequências. O último gráfico da Figura 6 apresenta o resíduo de todo o processo de pré-processamento com as equações (10) e (11) para os dados do Hang Seng Index.

O mesmo padrão ocorrido no Dow Jones pré-crise de 1929 ocorre no espectro do sinal do Hang Seng apresentado na Figura 7: alta correlação entre os coeficientes de alta frequência e baixa frequência no canto direito do espectro. Aparece novamente a forma de “tornado” relacionando todas as frequências (cor branca no espectro) e indicando mercado “nervoso”. Após essa data, as perdas do Hang Seng foram de 10% em 7 dias (úteis) de negócios (do dia 22.2.2007 a 5.3.2007). O mesmo fato foi observado em outubro de 2007 com o espectro indicando mudança abrupta do índice. A imagem é a mesma da Figura 7 antes de a crise do *subprime* assumir sua verdadeira face. Entre outubro de 2007 e outubro de 2008, o Hang Seng apresentou uma queda de 65%, deixando o patamar de 31.638 pontos até cerca de 11.000 pontos.

Figura 7

Hang Seng Index – espectro de análise *wavelet* pré-*crash* – fevereiro de 2007



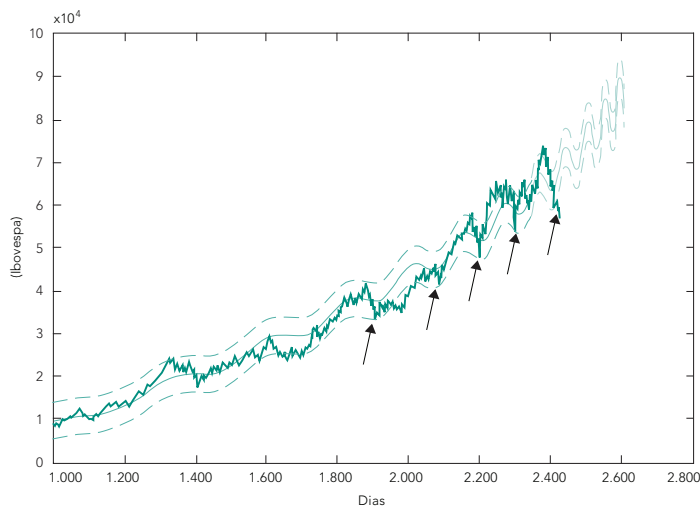
Fonte: Elaborada pelos autores.

A Figura 8 apresenta o modelo log-periódico para os dados históricos do Ibovespa de 2004 a maio de 2008. A linha mais rebuscada no gráfico representa os dados reais do Ibovespa, e a linha contínua, a simulação do modelo. O procedimento numérico para a estimativa de parâmetros da equação (8) exige um algoritmo que minimize o erro entre os dados reais e os dados do modelo. O ótimo ajuste é encontrado, por exemplo, fazendo uso do algoritmo de Nelder-Mead pré-programado no ambiente Matlab 6.5 © chamado *fminsearch.m*. A solução para o ajuste envolve os seguintes passos:

- a) Aquisição de dados.
- b) Chute inicial dos parâmetros de (8): $A, B, C, z, \omega, \varphi$ e t_c .
- c) Programa para minimizar a função custo $J = \sum_{i=t_0}^{t_f} |\hat{x}(i) - x(i)|^2$, em que os valores $\hat{x}(i)$ são aqueles simulados usando a equação (8), e $x(i)$, os dados reais.
- d) Chamar a rotina *fminsearch.m* para encontrar valores ótimos dos novos parâmetros em (b).
- e) Quando $J \leq \epsilon$, em que ϵ é um valor prévio escolhido para a convergência do algoritmo, a busca termina com os parâmetros ótimos.

Figura 8

Modelo log-periódico Ibovespa – maio de 2008



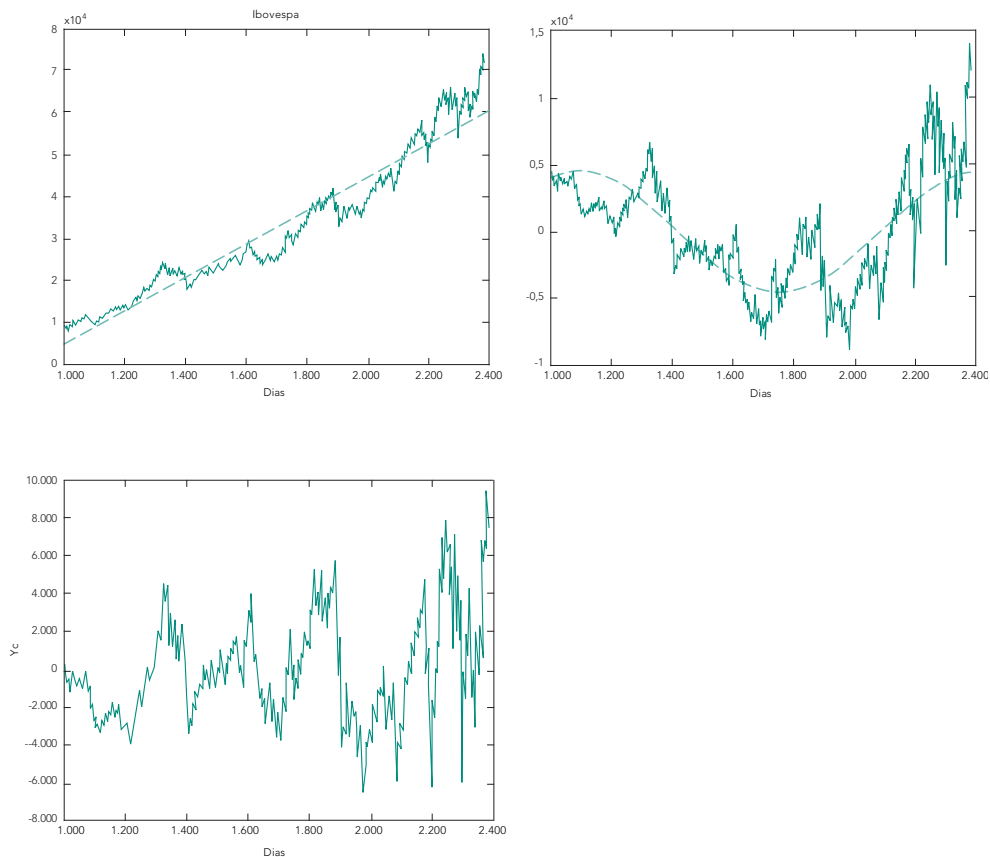
Fonte: Elaborada pelos autores.

Na Figura 8, conforme já foi mencionado, as flechas indicam as baixas encontradas pelo modelo. Mas pode-se perceber que, em termos de estimativa de valores do índice, o modelo deixa a desejar, e, mesmo para as baixas, os períodos de ocorrência estão um pouco deslocados dos períodos reais. Um olhar mais acurado mostra que essa diferença pode causar um prejuízo para o investidor, que deixa de aproveitar uma boa parte da tendência de alta. Para esse mesmo período, resolveu-se fazer uso da análise de *wavelet*.

A Figura 9 mostra as três fases de pré-processamento e filtragem dos valores do Ibovespa já detalhados para o Dow Jones e Hang Seng. Pode-se observar uma grande volatilidade entre abril e maio de 2008. Então, ao se observar o espectro da Transformada *Wavelet* na Figura 10, percebe-se que uma grande mudança e de forma abrupta estava para ocorrer no mercado acionário. Uma crise estava a caminho, e as *wavelets* mostraram o nervosismo do mercado.

Figura 9

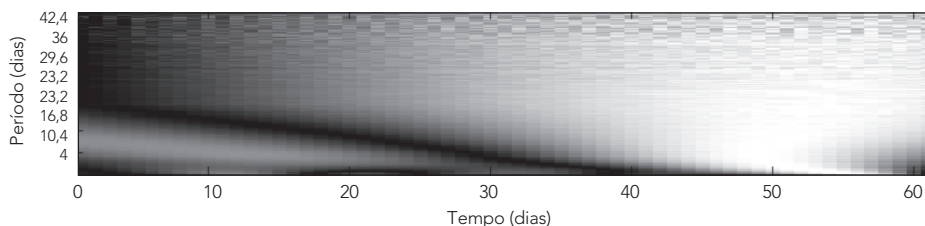
Filtragem das oscilações para análise *wavelet* pré-crash – maio de 2008



Fonte: Elaborada pelos autores.

Figura 10

Espectro de análise wavelet pré-crash – maio de 2008

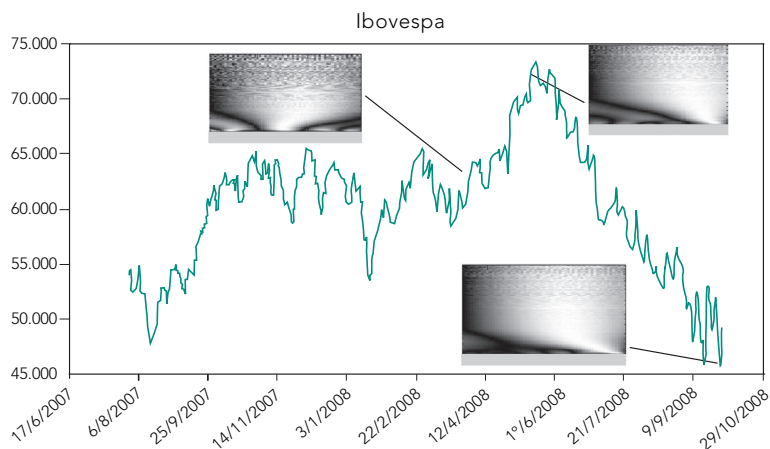


Fonte: Elaborada pelos autores.

A linha histórica da crise de 2008 pode ser visualizada na Figura 11 com a montagem das imagens do espectro para cada período. A primeira fase aparece em abril com os coeficientes *wavelet* do canto direito do espectro, indicando que uma mudança estava sendo desenhada após a queda de janeiro de 2008. O segundo espectro, no alto da figura, apresenta as frequências com altíssima correlação dos coeficientes e a figura do “tornado” no canto direito por volta de 15 dias antes da virada. Por último, o espectro na imagem abaixo apresenta o resultado para o fim de setembro de 2008. Indica, nesse caso, outra mudança abrupta, mas agora para uma tendência de alta.

Figura 11

Histórico das mudanças abruptas detectadas pela análise wavelet

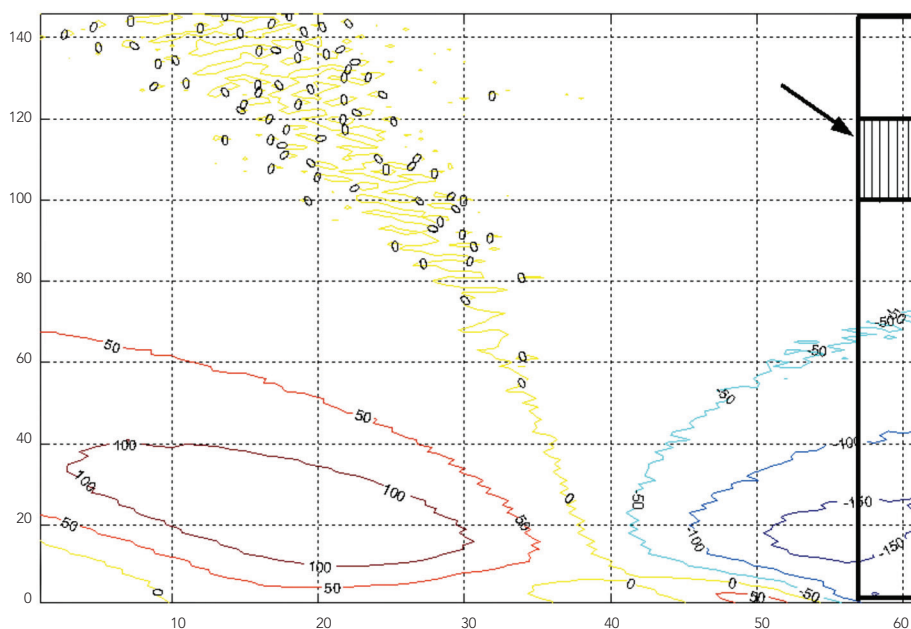


Fonte: Elaborada pelos autores.

Uma alternativa para a observação da Transformada *Wavelet* é o uso de curvas de níveis para os valores da função de correlação dos índices das formas de ondas. A Figura 12 apresenta essa configuração para os dados do Dow Jones pré- crise de 1929. Esse resultado é o mesmo apresentado na Figura 4, mas, em vez de valores em escala de cinza, existe a possibilidade da observação via gráfico de linhas. Nessa figura, o lado direito mostra um elemento de imagem para indicar que a observação da mudança abrupta deve começar do canto direito, pois é o dia mais próximo da possível virada.

Figura 12

Curva de nível para análise *wavelet* (Dow Jones) pré-*crash* – 1929



Fonte: Elaborada pelos autores.

5 CONCLUSÃO

Depois de ocorrida uma crise, seu estudo e análise ficam mais fáceis, e a determinação das causas e dos efeitos, às vezes, pode ser considerada óbvia. Conforme foi apresentado na introdução, mesmo após muitos e distantes anos da grande depressão de 1929 e com técnicas mais acuradas, divergências de opiniões ainda existem e persistem. Seja por um debate técnico, seja por um debate de opiniões de história e pensamento econômico, as divergências vão continuar persistindo, pois as oculares e os interesses são diversos.

O que dizer então sobre a situação de uma crise – se já está instalada ou ainda no início com o fervor dos acontecimentos – e sobre os tais efeitos “manadas” nos movimentos de compras e vendas? A análise da situação torna-se muito mais difícil. Uma metodologia quantitativa pode ajudar na análise dos dados e traçar possíveis cenários. Conforme apresentado neste trabalho, um modelo bastante interessante é aquele com equações na forma log-periódico.

Foi mostrado, no entanto, que o modelo log-periódico pode apresentar falhas em sua previsão se os parâmetros não forem estimados de maneira ótima. E como o modelo possui muitos parâmetros, essa determinação está sempre corrompida por erros. Com a observação de que, no entanto, o modelo consegue indicar o período em que possíveis mudanças de tendências podem ocorrer, ou a frequência com que os valores se repetem, procurou-se adaptar uma técnica de análise de sinal aos dados do mercado financeiro. Nesse caso, a técnica utilizada foi a Transformada *Wavelet*, que consegue capturar informações sobre estresse do mercado financeiro por meio da correlação de seus coeficientes e das formas de ondas para eventos com alta e baixa frequências.

Após filtragem dos sinais das bolsas de valores tanto para períodos atuais como dados históricos da grande depressão de 1929, mostrou-se que a análise via *wavelets* fornece informações bastante interessantes e empiricamente correlacionadas sobre marcas no espectro e mudança abrupta de tendência. Para os diversos exemplos, é possível notar que as *wavelets* conseguem emitir sinais de que uma possível crise financeira se desenha com alguns dias de antecedência. Os resultados são bastante animadores, e um próximo passo nessa direção de trabalho é quantificar essa visualização sob o ponto de vista estatístico. Estuda-se, por exemplo, a criação de um índice que possa indicar, por meio de probabilidades, a chance de uma mudança de tendência que possa culminar em uma crise no mercado financeiro.

Referências

- ALLEN, F.; GALE, D. Bubbles and crisis. *The Economic Journal*, v. 110, n. 460, p. 236-255, Jan. 2000.
- BRUNNER, K.; MELTZER, A. H. What did we learn from the monetary experience of the United States in the Great Depression? *The Canadian Journal of Economics*, v. 1, n. 2, p. 334-348, May 1968.
- BURGESS, W. R. The money market in 1929. *The Review of Economic Statistics*, v. 12, n.1, p. 15-20, Feb. 1930.
- CAETANO, M. A. L.; YONEYAMA, T. Characterizing abrupt changes in the stock prices using a wavelet decomposition method. *Physica A*, v. 383, p. 519-526, 2007.
- _____. A new indicator of imminent occurrence of drawdown in the stock market. *Physica A*, v. 388, p. 3563-3571, 2009.
- DAUBECHIES, I. *Ten Lectures on Wavelets*. Pennsylvania: Sam, 1992. 388 p.
- EDIE, D. L. The banks and stock market crisis of 1929. *The Journal of Business of the University of Chicago*, v. 3, n. 1, p. 16-21, Jan. 1930.
- JOHANSEN, A. Characterization of large price variations in financial markets. *Physica A*, v. 324, p. 157-166, 2003.
- JOHANSEN, A.; SORNETTE, D. Finite-time singularity in the dynamics of the world population, economic and financial indices. *Physica A*, v. 294, p. 465-502, 2001a.
- _____. Bubbles and anti-bubbles in Latin American, Asian, and Western stock markets: an empirical study. *International Journal of Theoretical and Applied Finance*, v. 4, n. 6, p. 853-920, 2001b.
- RAPPOPORT, P.; WHITE, E. N. Was there a bubble in the 1929 stock market? *The Journal of Economic History*, v. 53, n. 3, p. 549-574, Sep. 1993.
- _____. Was the crash of 1929 expected? *The American Economic Review*, v. 84, n. 1, p. 271-281, Mar. 1994.
- SORNETTE, D. *Why stock markets crash*. Paris: Princeton University Press, 2003. 421 p.
- SORNETTE, D.; JOHANSEN, A. Large financial crashes. *Physica A*, v. 245, p. 411-422, 1997.
- _____. A hierarchical model of financial crash. *Physica A*, v. 261, p. 581-598, 1998.
- SORNETTE, D.; JOHANSEN, A.; BOUCHAUD, P. Stock market crashes, precursors and replicas. *J. Phys. I France*, n. 1, p. 167-175, 1996.
- WHITE, N. E. The stock market boom and crash of 1929 revisited. *The Journal of Economic Perspectives*, v. 4, n. 2, p. 67-83, Spring 1990.