

Estudo de Eventos Baseado no Modelo de Redes Neurais para Cálculo do Retorno Normal: o *case* do efeito da divulgação das demonstrações financeiras sobre o preço das ações preferenciais da Petrobrás

Autoria: Felipe Dias Paiva, Ricardo Pereira Reis, Rodrigo Tomás Nogueira Cardoso, Estevão Felipe Gomes Finamora

Resumo: A presente pesquisa foi realizada com o objetivo de testar a eficiência semiforte das ações preferenciais da Petrobrás (PETR4) a partir da divulgação dos seus demonstrativos financeiros, utilizando como modelo preditor do valor normal dos títulos a técnica de Redes Neurais Artificiais. Para alcançar tal objetivo utilizou-se do método conhecido como estudo de eventos, onde delimitou-se como evento a publicação dos demonstrativos financeiros da Petrobrás. Desta forma, verificou-se então a extensão do impacto referido evento no sobre os preços dos títulos. Quanto ao uso da técnica de redes neurais, definiu-se por essa técnica em decorrência dos consistentes resultados que essa técnica tem alcançado em problemas no âmbito das finanças. Além do que, buscou-se utilizar uma metodologia que diferenciasse dos diversos trabalhos já publicados sobre eventos, são contar que os modelos lineares utilizados geralmente nesses trabalhos são bastante limitados, no que tange o desafio de acompanhar os movimentos nada constantes do mercado financeiro. Como se sabe, a técnica de redes neurais objetiva emular o funcionamento do cérebro humano, no que tange à sua dinâmica de processamento de dados, sendo ela capaz de reconhecer padrões, agrupar características e prever dados. A partir de dados aparentemente desconexos, além de possuir habilidades para operar com dados ruidosos, incompletos ou imprecisos. Nesses casos os modelos não lineares respondem melhor a proposta. Os dados da pesquisa, foram conseguidos junto aos *sites* da BM&FBovespa e da Comissão de Valores Mobiliários, com dados do período de 02/09/2006 a 10/11/2010. Os retornos anormais foram calculados para uma série de 12 eventos da Petrobrás de natureza idêntica ao já citado. O cálculo do valor esperado da PETR4 foi realizado com base na RNA *multilayer perceptron*, sendo que, para cada janela de estimação, foi dimensionado um período de 540 dias, enquanto para as janelas do evento utilizou-se a estratégia de analisar os efeitos 8 dias antes e depois do anúncio. Os resultados alcançados não permitem uma classificação genérica do mercado, no que tange à PETR4, como eficiente na sua forma semiforte, para eventos de divulgação de resultados financeiros, uma vez que, dos 12 eventos analisados, 3 evidenciaram a ineficiência do mercado para precificar as ações. Esta conclusão é amparada pelo teste de hipóteses *t-student*.

Palavras-chave: Eficiência de Mercado; Estudo de Eventos; Redes Neurais.

1 INTRODUÇÃO

Poucos assuntos na área financeira geram tanta polêmica quanto a teoria do mercado eficiente. A hipótese de eficiência do mercado tem capturado de forma intensa a atenção de muitos estudiosos. Esses, por sua vez, produzem constantemente uma série de estudos empíricos, a fim de testar as bases reguladoras da referida teoria. Vários estudos confirmam a sua existência, da mesma forma que um número considerável a contesta.

Entre as metodologias utilizadas para avaliar a eficiência de mercado, apresenta-se o Estudo de Eventos, que propõe testar a eficiência informacional do mercado na sua forma semiforte. Para tanto, define-se um evento, no qual informações importantes foram divulgadas para o mercado, verificando a extensão do impacto das mesmas sobre os preços dos títulos.

Contudo, o estudo de eventos, com sua “simples” proposta metodológica, denota, nas etapas de execução, decisões complexas e arbitrárias que, certamente, poderão comprometer o resultado da pesquisa, caso não sejam bem planejadas e avaliadas, a iniciar pela decisão do horizonte temporal que será utilizada tanto na janela de análise do evento, quanto na janela de estimação do retorno normal. Mas, o ponto nevrálgico dessa metodologia responde pelo nome de modelo de previsão, uma vez que, para se avaliar o real impacto de um evento sobre os preços de um título mobiliário, é necessário verificar a existência de um desempenho anormal desses preços durante o período do evento. Essa análise demanda o confronto entre valor observado e esperado. Assim, o modelo de previsão dos preços de um título tem fundamental importância para o estudo de eventos.

Por outro lado, não é segredo para ninguém que a precificação de ativos é também um dos temas mais instigantes no estudo das finanças. Entre os contínuos estudos realizados sobre essa temática, destaca-se aqui a finança computacional como uma linha de pesquisa promissora, haja vista alguns resultados já apresentados. Mais especificamente, os resultados mais consistentes dessa linha baseiam-se nas técnicas de redes neurais artificiais.

A rede neural artificial trata-se de uma técnica de inteligência artificial que estrutura sua dinâmica de processamento de dados inspirada na arquitetura do cérebro humano. Os estudos dessa técnica, em questões do âmbito das finanças, tem se mostrado bastante eficiente, principalmente em decorrência da possibilidade de se trabalhar com dados ruidosos (incompletos, inconsistentes e ambíguos), além de prever sistemas não lineares.

Dessa forma, na presente pesquisa, objetivou-se testar a eficiência semiforte das ações preferenciais da Petrobrás, avaliando assim se o preço das referidas ações tem apresentado um desempenho anormal em dias próximos à divulgação oficial dos seus demonstrativos de resultado financeiro. Para tanto, utilizaram-se as redes neurais como modelo de previsão.

2 HIPÓTESE DE MERCADO EFICIENTE

O conceito de mercado eficiente protagoniza ainda hoje intensos debates na comunidade acadêmica. Inúmeros estudiosos já se dedicaram à procura de dados passados, que permitam explicar e inferir valores futuros do mercado acionário, possibilitando, assim, ganhos extraordinários. Contudo, apesar da grande quantidade de estudos, nada de revolucionário foi descoberto, o que faz com que a teoria de mercados eficientes se torne base para muitas outras teorias da administração financeira.

Segundo Fama (1991), a hipótese de mercado eficiente se comprova quando os preços das ações refletem toda a informação disponível. Alexander, Sharper e Bailey (2000, p. 73) completam afirmando que *a market is efficient with respect to particular set of information if*

it is impossible to make abnormal profits (others than by chance) by using this set of information to formulate buying and selling decisions. Ross, Westerfield e Jaffe (2002) condensam os dois pensamentos anteriores, afirmando que:

- devido ao fato de os preços das ações refletirem as informações disponíveis, os investidores não devem esperar mais que uma taxa de retorno normal. O conhecimento da informação não capacita nenhum investidor a conseguir taxas melhores de retorno. O preço ajusta-se antes que se negocie a ação de posse da informação;
- os tomadores de recursos devem esperar receber o preço justo dos títulos que vendem, ou seja, o preço que é recebido pela venda dos títulos deve ser igual ao seu valor presente. Portanto, em mercados eficientes de capitais não aparecem oportunidades valiosas de financiamento, a ponto de enganar os investidores.

De acordo com Brealey e Myers (1998, p. 323), caso o mercado de capitais seja eficiente, *a compra ou venda de qualquer valor mobiliário ao preço vigente no mercado nunca será uma transação com valor presente líquido positivo.*

Porém, entende-se como um tanto quanto genérica a afirmativa de que os preços dos títulos reagem imediatamente à disponibilidade de informação. Ross, Westerfield e Jaffe (2002) crêem que alguns tipos de informações afetam os preços das ações em *timing* diferentes. E, para lidar com estas diferentes reações, Harry Roberts classificou as informações em três tipos distintos:

- forma fraca: esse tipo de eficiência reflete apenas informações de preços passados; não incorpora qualquer outro tipo de informação;
- forma semiforte: os preços dos títulos refletem qualquer tipo de informação disponível ao público;
- forma forte: os preços refletem todas as informações, tanto as publicamente disponíveis quanto as não disponíveis.

2.1 Estudo de eventos

Já faz algumas décadas que os estudos sobre eventos vêm despertando o interesse da comunidade acadêmica. Pesquisas com diferentes bases temporais, métodos de cálculo do retorno normal e objetos de estudos remontam à tentativa de testar a eficiência semiforte do mercado, ou seja, verificar se bases informacionais de eventos econômicos têm impacto imediato e significativo no valor de títulos mobiliários.

Para Camargos e Barbosa (2003), os eventos que mais têm aguçado o interesse de pesquisadores para comprovação ou não de que notícias relevantes impactam nas expectativas dos investidores são: *initial public offering*, emissão de debêntures, lançamento de *depositary receipt* em outros mercados, pagamento de dividendos, bonificações, relatórios contábeis-financeiros, fusões e aquisições, *splits* e vencimento de opções.

Segundo Campbell, Lo e Mackinley (1997), a essência da proposta do estudo de eventos é confrontar o retorno esperado (normal) com o retorno observado. A partir da diferença entre os retornos, verifica-se a existência de retorno anormal significativo no período determinado como janela do evento, avaliando, assim, a hipótese de sensibilidade imediata do valor dos ativos a partir da divulgação de um acontecimento importante.

Com relação à dinâmica apropriada para testar o efeito dos eventos sobre o valor dos ativos, tem-se um extenso arcabouço de propostas. Contudo, várias decisões ao longo do teste

são tomadas conforme critérios e convicções do pesquisador. Mas, um roteiro de etapas é proposto por Campbell, Lo e Mackinley (1997), no intuito de sistematizar e organizar o planejamento que antecede ao teste. As etapas são:

- a) definição do evento:** como primeiro passo, é requerido que se defina qual evento se deseja analisar, identificando as datas em que o valor das ações possivelmente sofreu influência;
- b) critério de seleção:** definido o evento a estudar, deve-se, em seguida, selecionar a(s) empresa(s) que irá(ão) servir de objeto do estudo. A priori, como restrição, tem-se o acesso às informações da(s) empresa(s) que se deseja pesquisar e/ou o setor econômico de interesse;
- c) retornos normais e anormais:** para analisar o impacto do evento sobre o valor das ações de uma determinada empresa, deve-se calcular o retorno anormal. Ou seja, estima-se qual seria o valor normal (esperado), confrontando-o com o valor efetivo;
- d) procedimentos de estimação:** o próximo passo consiste em delinear o período temporal das janelas de configuração do modelo e do momento do evento, bem como o intervalo em que se entende que as ações de uma empresa ficarão suscetíveis às influências do referido evento;
- e) procedimentos de teste:** o objetivo aqui é delinear qual modelo estatístico a utilizar, a fim de se verificar a extensão da divulgação de um evento sobre o valor das ações de uma empresa e, por conseguinte, discutir o modelo de hipótese de mercado eficiente;
- f) resultados empíricos:** nessa etapa o pesquisador precisará manter-se vigilante quanto à manutenção dos pressupostos econométricos exigidos para o teste utilizado;
- g) interpretações/resultados:** seguindo as etapas anteriores desse método, o pesquisador estará apto a discutir se para aquela amostra temporal e de empresa(s) utilizada(s), o evento delineado como objeto de estudo teve impacto no(s) preço(s) das suas ações.

2.1.2 Modelo de previsão

Segundo Campbell, Lo e Mackinley (1997), podem-se classificar os modelos para estimar o retorno normal em dois blocos: estatístico e econômico. O modelo estatístico firma-se em pressupostos estatísticos arraigados no comportamento dos retornos dos ativos, ignorando aspectos econômicos. Por outro lado, os modelos econômicos confiam nos sinais advindos do comportamento do investidor, além também utilizar bases estatísticas.

Contudo, há fortes ressalvas quanto ao uso dos modelos de previsão baseados em técnicas lineares. Os argumentos são apresentados por Lima et al. (2009, p. 38):

[...] o modelo linear pode não ser preciso o bastante para aplicação em mercados financeiros voláteis, nos quais podem ocorrer processos não lineares na evolução de dados. Movimentos lentos com aumento consistente dos preços dos ativos, seguidos por colapsos repentinos conhecidos como bolhas especulativas são comuns de acontecer. Dessa forma, o modelo linear pode falhar em capturar ou prever pontos de mudança acentuada nos dados.

Dada a lacuna teórica citada, somada ao avanço, nos últimos anos, dos sistemas computacionais de processamento de dados, é possível elencar mais um bloco teórico com aplicabilidade na precificação de ativos financeiros, a inteligência artificial. Mas, por que o termo inteligência artificial? De acordo com Negnevitsky (2002), inteligência artificial é uma ciência que se dedica a construir *hardware* e *software* com capacidade de processamento e tomada de decisão inteligente, com desempenho similar ao de um ser humano. Entende-se como inteligente a habilidade para aprender e entender determinada situação.

No Figura 1 são apresentadas algumas características da mente humana que inspiraram pesquisadores a se dedicarem ao estudo da inteligência artificial. Faz-se também um paralelo entre os sistemas inteligentes *versus* sistemas convencionais.

SER HUMANO	SISTEMAS INTELIGENTES	SISTEMAS CONVENCIONAIS
Utiliza o conhecimento sob a forma de regras ou heurísticas para resolver problemas em um domínio restrito.	Processa o conhecimento sob a forma de regras e usa o raciocínio simbólico para resolver problemas.	Processa dados com uso de algoritmos, criando uma série de operações bem definidas, a fim de solucionar questões numéricas.
No cérebro humano, o conhecimento existe em uma forma compilada (simplificada)	Separa conhecimento do processamento.	Não saber separar a estrutura de controle para processar o conhecimento.
Capaz de explicar linha de raciocínio seguida e fornecer os detalhes.	Define a resolução de problemas e explica como uma determinada conclusão foi alcançada.	Não explica como um determinado resultado foi obtido e por que dados de entrada eram necessários.
Melhora a qualidade de resolução de problemas por meio de anos de aprendizado e treinamento prático. Esse processo é lento, ineficiente e caro.	Melhora a qualidade de resolução de problemas através da adição de novas regras ou adapta as antigas na base de conhecimento. Quando os novos conhecimentos são adquiridos, as mudanças são fáceis.	Melhora a qualidade de resolução de problemas alterando o código do programa, que afeta o conhecimento e seu processamento, tornando difícil qualquer modificação.

FIGURA 1- Comparação entre ser humano, sistemas inteligentes e sistemas convencionais

Fonte: Adaptado Negnevitsky (2002, p. 35)

Entre os sistemas inteligentes, encontram-se as redes neurais, que procuram emular o funcionamento do cérebro humano. Essa técnica tem despertado a atenção de inúmeros pesquisadores da área das finanças. Prova disso é o crescente número de trabalhos que têm abordado a referida temática, no intuito de explorar suas potencialidades para resolver problemas de grande complexidade. A previsão de preço de ativos financeiros, por exemplo, é um dos temas mais intrigantes da gestão financeira, objeto de aplicação de inúmeros modelos, na tentativa de encontrar uma técnica que consiga projetar, nos preços de um ativo, situações de risco e oportunidade às quais ele está exposto. Dessa forma, a técnica de redes neurais tem sido alvo de pesquisas que exploram a temática de precificação de ativos financeiros.

3 REDES NEURAS

Segundo Narain e Narain (2002), o conceito de rede neural artificial foi desenvolvido nas décadas de 1940 e de 1950, tendo sido apresentado à comunidade científica pela primeira vez em 1956, na *Dartmouth Conference*. Apesar de John McCarthy ser considerado o “pai” da teoria das redes neurais, credita-se ao matemático inglês Alan Turing o primeiro trabalho de impacto nesta área.

De acordo com Tofoli et al. (2008), a técnica de redes neurais objetiva simular o funcionamento do cérebro humano, no que tange à sua dinâmica de processamento de dados, sendo ela capaz de reconhecer padrões, extrair regularidades e detectar relações subjacentes em um conjunto de dados aparentemente desconexos, além de possuir habilidades para operar com dados ruidosos, incompletos ou imprecisos, e de prever sistemas não-lineares, o que torna a sua aplicação no setor financeiro bastante eficiente.

Swales e Yoon (1992, p. 82) destacam que, justamente por comporem o rol de técnicas de inteligência artificial, um dos principais pontos fortes das redes neurais artificiais é a

habilidade para aprender, *learning is a function of interactive processing aimed at minimizing predictive errors*. Os erros constituem a diferença entre as saídas atuais e as saídas projetadas.

De acordo com Haykin (2001, p. 23), redes neurais podem ser definidas como:

[...] um processador maciçamente e paralelamente distribuído, constituído de unidades de processamento simples, que têm a propensão natural para armazenar conhecimento experimental e torná-lo disponível para uso. Ela assemelha-se ao cérebro humano em dois aspectos: (1) o conhecimento adquirido pela rede, a partir de seu ambiente, através de um processo de aprendizagem; (2) as forças de conexão entre neurônios (os pesos sinápticos) são utilizadas para armazenar o conhecimento adquirido.

Segundo Freitas (2001), tal como o cérebro humano, as redes neurais são formadas a partir de um conjunto de unidades de processamento interligadas entre si, conhecidas como neurônios. Cada neurônio tem uma função de ativação, permitindo que, a partir de um valor recebido como entrada e do valor já armazenado internamente, seja gerado um valor de saída, que será transmitido ao neurônio seguinte. Em uma rede neural, a cada conexão que liga um neurônio a outro é atribuído um peso, chamado de peso sináptico. Durante o processo de aprendizagem, os pesos dados a cada conexão vão se ajustando até que se chegue a um conjunto de valores de pesos que, aplicados aos valores de entrada de cada neurônio, resultem em respostas satisfatórias ao problema estudado. Em um neurônio artificial, também é comum a presença de um parâmetro, conhecido como *bias*, que permite a calibragem do sinal de saída. Pode-se visualizar este esquema a partir da Figura 2.

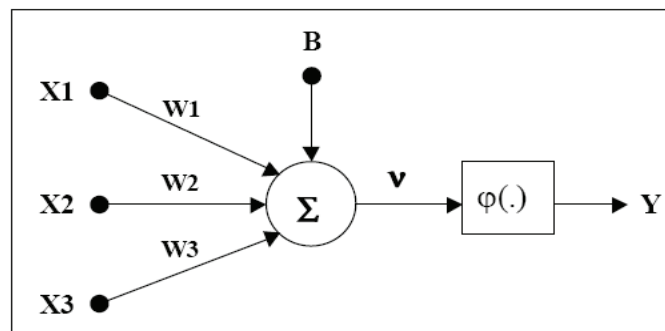


FIGURA 2 - Modelo de neurônio artificial

Fonte: Freitas (2001, p. 35)

Sendo: $X_1 = X_2 = X_3$: valores de entradas (*input*);

Y : valor de saída (*output*); $w_1 = w_2 = w_3$: pesos sinápticos;

B : *bias*; v : potencial de ativação; $\phi(\cdot)$: função de ativação.

Matematicamente, o funcionamento de um neurônio pode assim ser descrito:

$$Y = \phi(u + B)$$

em que

$$u = \sum_{j=1}^m (w_j \cdot X_j) ; \quad v = u + B$$

Com relação à arquitetura básica da rede, Haykin (2001) destaca três estruturas:

a) redes alimentadas adiante com camada única: essa estrutura consiste num modelo de camada única, apenas a saída. Não significa que não há neurônios de entrada, mas esses não são efetivamente contabilizados como camada, uma vez que não há transformações computacionais nesta fase. Sua maior aplicabilidade centra no reconhecimento de padrões linearmente separáveis, o que acaba por restringir bastante o seu uso;

b) redes alimentadas diretamente com múltiplas camadas: como o próprio nome sugere, esse tipo de rede é caracterizado por utilizar uma ou mais camadas ocultas (*hidden layer*) de neurônios. A principal função dos neurônios ocultos é intervir no ajuste da entrada, no intuito de produzir uma saída mais fidedigna da realidade;

c) redes recorrentes: esse modelo se distingue dos demais por receber um sinal de entrada advindo das saídas, ou seja, tem-se aqui um processo de realimentação. De acordo com Haykin (2001), o processo de autorrealimento delinea uma situação em que a saída de um neurônio é reaproveitada no processo recorrente de entrada.

Outro ponto que merece ser explicitado refere-se aos modelos de função de ativação, que são: função linear, sigmoidal logística e tangente hiperbólica (Figura 3).

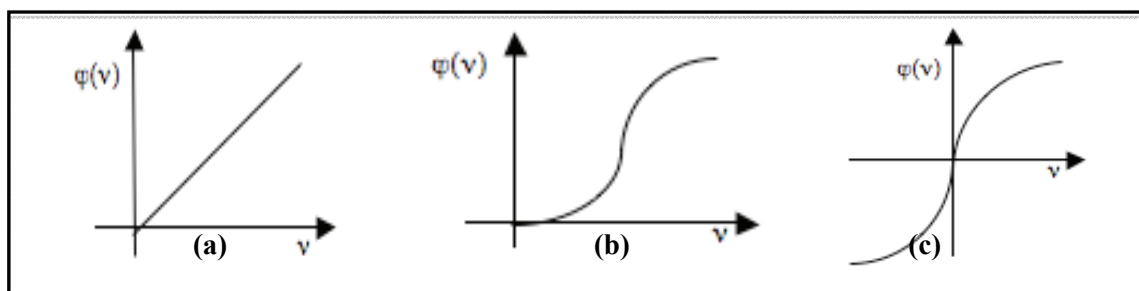


FIGURA 3 – Funções de ativação

Fonte: Adaptado Haykin (2001)

Sendo: (a) função linear; (b) função sigmoidal logística; (c) função tangente hiperbólica.

De acordo com Másson e Wang¹ (1990) apud Mueller (1996), a função de ativação corresponde a um limiar que restringe a propagação do impulso nervoso à transposição de um certo nível de atividade, entre a saída do sinal de uma camada para outra. Seu papel será mapear e filtrar o potencial da unidade de processamento (v) para um intervalo pré-especificado de saída.

Outro ponto de destaque, talvez o mais importante na estrutura teórica das redes neurais, refere-se à habilidade de aprender. Nenhuma rede neural nasce pronta; seu desempenho dependerá, obviamente, dos códigos de programação que a compõem, até porque ele é que determinará todo o fluxo de ação e estrutura, mas o processo de aprendizado é item determinante para a acurácia das saídas. O resultado final dessa rede será potencializado por meio do aprendizado. Segundo Haykin (2001, p. 75), *aprendizagem é um processo pelo qual os parâmetros livres de uma rede neural são adaptados através de um processo de estimulação pelo ambiente no qual a rede está inserida.*

De acordo com Braga, Carvalho e Ludermir (2007), o processo de aprendizagem divide-se em dois grandes paradigmas: aprendizagem supervisionada e não-supervisionada:

a) Aprendizagem supervisionada: esse nome surgiu por existir um agente externo (denominado como professor) que fornece os dados de entrada e de saída para a rede aprender. Com isso, a rede recebe um importante indicativo: se o seu desempenho tem alcançado níveis satisfatórios, pois há a possibilidade de comparar os resultados projetados com os reais. Dessa forma, a rede inicia um processo de ajuste dos pesos, a fim de minimizar a medida de erro destacado como parâmetro ótimo. Conforme Valença (2009), o processo de ajuste de pesos pode assumir duas diferentes formas: *on line* e *off-line*. No treinamento *on line*, a atualização dos pesos sempre ocorrerá quando houver apresentação de um novo conjunto de treinamento. Para que este método apresente estabilidade, é necessário utilizar taxas de aprendizagem pequenas. Já no treinamento *off-line*, a atualização dos pesos só é feita

após apresentação de todos os exemplos de treinamento que compõem o ciclo. Este tipo de estrutura é mais estável do que o modo padrão, por trabalhar com o gradiente médio.

b) Aprendizagem não-supervisionada: contrário da dinâmica anterior, na aprendizagem não-supervisionada não haverá a figura do “professor”. Para esse tipo de estrutura são fornecidos apenas os dados de entrada da rede. Segundo Haykin (2001), o objetivo aqui será estabilizar regras estatísticas para uma melhor adequação das saídas. Uma regra bastante utilizada neste tipo de estrutura é a regra competitiva, em que os neurônios competem entre si a fim de firmar características dos dados de entrada.

Em síntese, o uso do conceito de redes neurais para solução de um problema, requer, antes de qualquer coisa, que se defina a arquitetura que esta rede irá trabalhar. Para Braga, Carvalho e Ludermir (2007), definir a arquitetura de uma rede neural significa determinar a estrutura sobre o qual os neurônios da rede estarão organizados.

3.1 Perceptron de múltiplas camadas

A discussão da rede neural de múltiplas camadas será aqui abordada com mais detalhes, haja vista que esse foi o modelo utilizado na presente pesquisa. Assim, conforme já destacado, a rede de camadas múltiplas ou *multilayer perceptron* (MLP) tem, além dos neurônios de entrada e saída, uma ou mais camadas ocultas (FIG. 4).

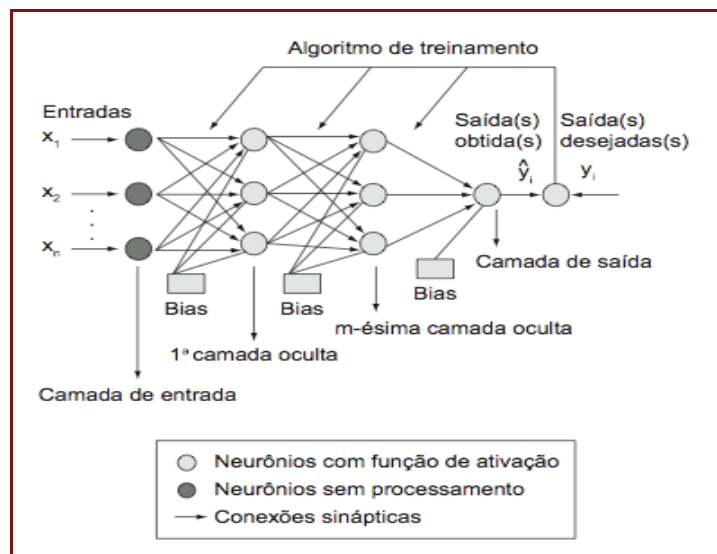


FIGURA 04 - Representação da arquitetura da MLP

Fonte: Coelho, Santos e Costa Jr. (2008, p. 637)

A existência da camada escondida torna o treinamento da rede mais difícil, pois não se sabe o erro médio quadrático (*EMQ*) associado aos pesos a cada camada. Para o treinamento dessa rede, utiliza-se um algoritmo conhecido como *backpropagation*. Esse algoritmo baseia-se na regra de aprendizagem por correção de erro, em que o valor do *EMQ* encontrado na camada de saída é propagado para a camada de entrada, por meio de cálculo da sensibilidade, no intuito de ajustar os pesos na camada intermediária. Portanto, o cálculo de uma saída para a MLP se dá em duas etapas, a primeira com a propagação normal (da camada de entrada para a camada de saída) e a segunda, a de retropropagação do erro (da camada de saída para a camada de entrada) (BRAGA; CARVALHO; LUDEMIR, 2007). Usa-se a equação de ajuste abaixo, em que δ é a sensibilidade em função da agora saída calculada y_j ; η é a constante de

momentum que auxilia no aumento da velocidade de aprendizagem e α é a taxa de aprendizagem e t o ciclo.

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta \delta_j(t) + \alpha (w_{ij}(t) - w_{ij}(t-1))$$

A determinação de pesos ótimos para qualquer problema estudado caracteriza o *fit*, que significa dar a modelagem mais precisa possível ao problema estudado, observada sua complexidade. Dessa forma, *overfitting* e *underfitting* são modelagens que superestimam a complexidade do problema, retornando pesos com excessiva precisão e que subestimam a complexidade do problema, retornando pesos com baixa precisão, respectivamente. Ambos os casos, *overfitting* e *underfitting*, são modelagens enviesadas do problema.

Em síntese, Haykin (2001) destaca três as características marcantes da rede MLP:

- a) o uso de funções de ativação não-lineares suaves, não havendo transmissão abrupta de sinal;
- b) o uso de uma ou mais camada oculta de neurônios, habilitando a rede por sua vez a aprender tarefas mais complexas;
- c) rede com alto grau de conectividade, determinado pelas sinapses da estrutura.

4 METODOLOGIA

4.1 Tipo de pesquisa

Para a classificação da pesquisa, foram tomados como base os critérios apresentados por Vergara (1998), que qualifica a pesquisa em relação a duas vertentes: quanto aos fins e quanto aos meios. Quanto aos fins, consistiu em uma pesquisa conclusiva, pois é um tipo de pesquisa que testa hipóteses e examina relações específicas entre variáveis.

Quanto aos meios, trata-se de uma pesquisa *ex-post-facto* e bibliográfica. A investigação é *ex-post-facto*, em função de se referir a um fato já ocorrido. Conforme Vergara (1998), esse tipo de investigação é recomendado quando o pesquisador não pode controlar ou manipular variáveis, porque suas manifestações já ocorreram, pois as variáveis não são controláveis. Para Gil (1989), na pesquisa *ex-post-facto*, a manipulação das variáveis independentes é impossível, pois estas chegam até o pesquisador já prontas. É também bibliográfica porque recorreu-se ao uso de materiais acessíveis ao público em geral, como livros, artigos, notícias, cotações de ações e índices de mercado.

A essência investigativa do presente trabalho é a pesquisa quantitativa que, segundo Alves-Mazzotti e Gewandsznajder (2001), é um método de investigação que torna os conceitos mais precisos, além de dar mais informações sobre os fenômenos, devido ao rigor estatístico na análise dos dados coletados.

4.2 Estudo de evento

Os procedimentos do trabalho foram estruturados a partir do modelo sugerido por Campbell, Lo e Mackinley (1997), para estudo de evento. Portanto, nas próximas seções deste capítulo, apresentar-se-ão os passos adotados para o alcance do objetivo proposto.

4.2.1 Definição e critério de seleção do evento

Para a elaboração deste trabalho, foram utilizadas como objeto de estudo as ações preferenciais da empresa Petróleo Brasileiro S/A (Petrobrás – PETR4). Portanto, trabalhou-se com uma amostra não probabilística intencional, mantendo como principal fonte de dados a série temporal do referido ativo do período de 02/09/2006 a 10/11/2010.

A escolha pela Petrobrás para ancorar a pesquisa deveu-se ao fato de suas ações possuírem alta liquidez e representatividade frente ao mercado de capitais brasileiro. Com relação ao período amostral, este atendeu à proposta da pesquisa, que foi avaliar a eficiência informacional do mercado de capitais, obviamente limitado ao objeto pesquisado, no que tange à divulgação dos demonstrativos financeiros, ou seja, definiu-se por pesquisar as doze últimas publicações financeiras trimestrais da Petrobrás.

4.2.2 Retornos normais e anormais

A fim de avaliar a extensão do impacto do evento nas ações preferenciais da Petrobrás, foi calculado o retorno anormal ocorrido no período da janela do evento. Para tanto, bastou subtrair o valor observado (normal) do título pelo valor projetado (esperado) do mesmo, tal como exposto na fórmula a seguir:

$$\% AR_{it} = \ln P_{it} - E[\ln P_{it}]$$

em que $\% AR_{it}$: retorno anormal;

$\ln P_{it}$: logaritmo natural do valor observado da ação no período t ;

$E[\ln P_{it}]$: logaritmo natural do valor esperado da ação no período t .

Ressalta-se que toda a base histórica utilizada de valores do ativo financeiro da Petrobrás ao longo da pesquisa foi ajustado no que tange a pagamento de dividendos, bonificações, *splits* e *implits*.

4.2.2.1 Modelo de retorno esperado

Conforme já destacado, foi utilizado como técnica de previsão para as ações preferenciais da Petrobrás, e por conseguinte utilizado no estudo de eventos, um modelo baseado em redes neurais do tipo *multilayer perceptron*. Algumas características básicas do modelo construído são destacadas a seguir:

- **tratamentos dos *inputs* e *target* da RN:** todos os dados utilizados na rede foram transformados para base logarítmica ou foram calculados a partir de dados assim alterados. Essa medida foi adotada no intuito de harmonizar os dados na rede;
- **definição da arquitetura da RN:** simulações com algumas arquiteturas diferentes foram realizadas, a fim de verificar aquela que melhor se adaptava à proposta da pesquisa. Definiu-se, então, uma estrutura com 9 neurônios de *input*, 2 camadas de neurônios ocultos, cada uma tendo 7 neurônios e uma camada de saída representada por 1 neurônio. Como função de transferência de dados, optou-se por utilizar a sigmoideal logística, a tangente hiperbólica e a

função linear, na mesma ordem aqui citada. Os dados para teste, treinamento e validação ficaram assim distribuídos, respectivamente: 80%, 10% e 10%. A cada conjunto de dados, a rede era submetida a 15 repetições de treinamento, a fim de verificar se os dados produzidos estavam muito díspares;

• **definição dos neurônios de saída e entrada:** após algumas simulações do melhor conjunto de dados, a estrutura final ficou assim: a) *inputs*: *ln* do valor de abertura, fechamento, máximo e mínimo da cotação da ação, perfazendo um total de 4 neurônios; mais 3 neurônios representando as proporções (calculados a partir do *ln* dos 4 neurônios mencionados anteriormente) entre cotação máxima e valor do fechamento ou abertura (o que for maior), relação modular entre valor de abertura e fechamento e valor entre abertura ou fechamento (o que for menor) *versus* mínimo, ou seja, esses últimos 3 neurônios seguiram a mesma lógica de formação de um *candlestick*; os outros 2 últimos são média móvel de 21 dias do *ln* do valor de fechamento da ação e *ln* do índice Ibovespa;

• **tratamento do resultado do modelo:** uma vez treinada a rede, os resultados da simulação dos dados da janela de estimação foram avaliados, tendo como parâmetro o erro médio quadrático (*EMQ*) e o coeficiente de determinação (R^2).

$$EMQ = \sum_{i=1}^N \frac{P_{oi} - P_{pi}}{N} \quad R^2 = \sum_{i=1}^N \frac{(P_{oi} - \bar{P}_{oi}) \cdot (P_{pi} - \bar{P}_{pi})}{\left[\sum_{i=1}^N (P_{oi} - \bar{P}_{oi})^2 \cdot \sum_{i=1}^N (P_{pi} - \bar{P}_{pi})^2 \right]^{0,5}}$$

Onde: P_{oi} = valor observado do ativo financeiro;
 P_{pi} = valor esperado do ativo financeiro;
 N = número de observações.

4.2.3 Procedimento de estimação

Para cálculo do valor esperado da ação, definiu-se uma janela de estimação de 540 dias. Com relação à janela do evento, foi utilizada uma variação de 8 dias antes e 8 depois da data de publicação do resultado financeiro da Petrobrás. Salienta-se, aqui, que o período mais extenso para estimação do modelo de preço esperado adveio da necessidade de subsidiar a rede com um maior estrato de dados para um melhor treinamento e, por conseguinte, o alcance de um aprendizado que reflita em saídas mais confiáveis. O processo arbitrário de definição das janelas proporciona estudos com os mais variados prazos, em relação especificamente à janela de estimação, em que se valeu de um período maior. Tem-se prática similar em várias pesquisas anteriores, entre elas as de Herrera e Procianny (1998), que utilizaram 250 semanas; Vieira e Procianny (1998), 240 dias úteis; Schiehl (1996), 100 meses; Navarro (1997), 312 semanas e Holthausen e Galli (2001), 250 pregões.

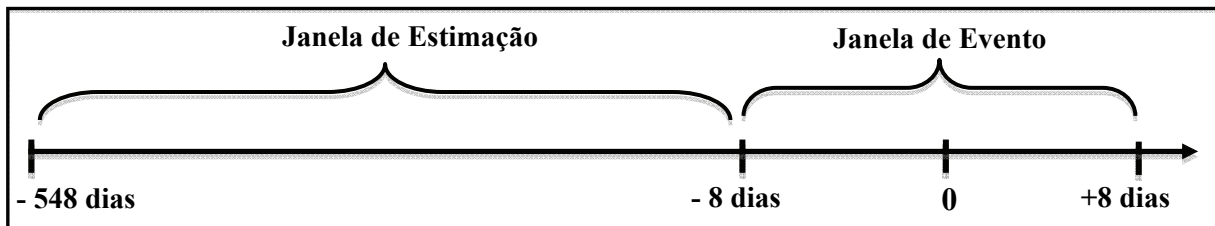


FIGURA 5 – Procedimento temporal para estudo de evento

Fonte: Autores (2011)

O período exato de início e término das janelas é apresentado por meio da Figura 6. Esclarece-se que para cada evento houve um novo treinamento da rede, sendo os períodos temporais específicos para eventos trimestrais.

EVENTO	JANELA DE ESTIMAÇÃO	JANELA DE EVENTO		
		-8 a -1 dia	0	+1 a +8 dias
DF 3º. tri/2010	12/05/09 a 02/11/10	03/11/10 a 10/11/10	11/11/10	12/11/10 a 19/11/10
DF 2º. tri/2010	11/02/09 a 04/08/10	05/08/10 a 12/08/10	13/08/10	14/08/10 a 21/08/10
DF 1º. tri/2010	12/11/08 a 05/05/10	06/05/10 a 13/05/10	14/05/10	15/05/10 a 22/05/10
DF 4º. tri/2009	17/09/08 a 10/03/10	11/03/10 a 18/03/10	19/03/10	20/03/10 a 27/03/10
DF 3º. tri/2009	17/05/08 a 07/11/09	08/11/09 a 15/11/09	16/11/09	17/11/09 a 24/11/09
DF 2º. tri/2009	13/02/08 a 05/08/09	06/08/09 a 13/08/09	14/08/09	15/08/09 a 22/08/09
DF 1º. tri/2009	11/11/07 a 03/05/09	04/05/09 a 11/05/09	12/05/09	13/05/09 a 20/05/09
DF 4º. tri/2008	11/09/07 a 03/03/09	04/03/09 a 11/03/09	12/03/09	13/03/09 a 20/03/09
DF 3º. tri/2008	14/05/07 a 03/11/08	04/11/08 a 11/11/08	12/11/08	13/11/08 a 20/11/08
DF 2º. tri/2008	10/02/07 a 02/08/08	03/08/08 a 10/08/08	11/08/08	12/08/08 a 19/08/08
DF 1º. tri/2008	11/11/06 a 03/05/08	04/05/08 a 11/05/08	12/05/08	13/05/08 a 20/05/08
DF 4º. tri/2007	02/09/06 a 23/02/08	24/02/08 a 02/03/08	03/03/08	04/03/08 a 11/03/08

FIGURA 6 - Parâmetros para a estimação do evento

Fonte: Dados da pesquisa (2011)

Sendo: DF = Demonstrativo financeiro

4.2.4 Procedimento do teste estimação

Conforme objetivo da presente pesquisa, procurou-se testar a eficiência semiforte do mercado. Para tanto, foi aplicado o teste *t-student* sobre os retornos anormais de cada período da janela do evento, perfazendo, assim, a avaliação de 12 recortes amostrais, uma vez que foi testado o comportamento dos preços da ação preferencial da Petrobrás, por meio da publicação dos seus demonstrativos financeiros.

Antes de proceder ao teste *t-student*, as observações da amostra foram submetidas aos testes normalidade de *Shapiro-Wilk*, por se tratar de um teste recomendado nos casos em que a amostra a ser analisada possui um número pequeno de observações (máximo 13 elementos). Verificado o cumprimento dos pressupostos de normalidade, procedeu-se ao cálculo do teste de hipóteses *t-student* dos retornos anormais. As hipóteses a serem testadas são:

$$H_0: \mu = 0 \quad \text{vs.} \quad H_1: \mu \neq 0$$

em que μ = média populacional.

4.3 Coleta e tratamento dos dados

As cotações diárias das ações preferenciais da Petrobrás (PETR4) e do Ibovespa, no período de 02/09/2006 a 19/11/2010, foram obtidas a partir do banco de dados do *site* da BM&FBovespa. Informações referentes a dividendos, bonificações, *split* e *implit* foram coletadas no *site* da Comissão de Valores Mobiliários (CVM), para que o valor da ação fosse ajustado. Com referência à data de publicação dos demonstrativos de resultado financeiro da Petrobrás, foi consultado novamente o *site* da CVM e apuradas tais informações.

Ressalta-se também que, para a manipulação dos dados com foco na elaboração da rede neural, utilizou-se o *software* Matlab 2010a. Já o teste de hipótese foi processado por meio do *software* Statistical Package for the Social Science 17.0 (SPSS). Para outras verificações matemáticas e estatísticas de menor proporção, recorreu-se ao *Microsoft Office Excel* e ao *software* econométrico Gretl.

5 RESULTADOS

Uma vez apurada a base de dados necessária para realização do teste, iniciou-se a construção da rede MLP para a previsão dos valores futuros das ações preferenciais da Petrobrás. Pelos dados da Tabela 1 verifica-se que a rede neural na fase de “estimação” dos resultados esperados convergiu com um coeficiente de determinação alto e razoáveis medidas de erro.

TABELA 1
Parâmetros de desempenho redes neurais

PUBLICAÇÃO	JANELA ESTIMAÇÃO		JANELA EVENTO	
	EMQ	R ²	EMQ	R ²
3º. tri/2010	0,00028	0,98878	0,00076	0,77007
2º. tri/2010	0,00034	0,98613	0,00036	0,78931
1º. tri/2010	0,00042	0,99263	0,00041	0,87677
4º. tri/2009	0,00083	0,99008	0,00019	0,86450
3º. tri/2009	0,00099	0,98948	0,00014	0,84794
2º. tri/2009	0,00114	0,98446	0,00021	0,69961
1º. tri/2009	0,00117	0,99094	0,00053	0,30066
4º. tri/2008	0,00109	0,98910	0,00110	0,86334
3º. tri/2008	0,00078	0,99195	0,00734	0,67155
2º. tri/2008	0,00050	0,99651	0,00063	0,31198
1º. tri/2008	0,00047	0,99631	0,00393	0,89005
4º. tri/2007	0,00047	0,99614	0,00062	0,76099

Fonte: Dados da pesquisa (2011)

Quanto à janela do evento, verifica-se, por meio dos parâmetros utilizados para ajuste do modelo de previsão (*EMQ* e *R*²), que, em sua grande maioria, os resultados apresentaram um padrão inferior àquele do período de estimação. Apesar de não ser a medida determinante para avaliar a forma semiforte da hipótese de mercado eficiente, estes resultados sinalizam com a possibilidade de existirem alterações significativas na cotação da ação no período da divulgação dos relatórios financeiros.

Antes do cálculo do retorno anormal, definiu-se verificar quanto os parâmetros de avaliação do modelo preditor, construído a partir da rede neural, são superiores ou não ao modelo de mercadoⁱⁱ, técnica essa bastante explorada por estudos de eventos. Dessa forma, percebe-se, por comparação entre a Tabela 1 e a Tabela 2, que os resultados alcançados pela rede neural são bastante superiores, pois os mesmos resultaram numa medida de erro menor e num coeficiente de determinação maior.

TABELA 2
Resultados do modelo de mercado (janela de estimação)

PUBLICAÇÃO	EMQ	R²	PUBLICAÇÃO	EMQ	R²
3º. tri/2010	0,0475	0,5958	1º. tri/2009	0,1229	0,7604
2º. tri/2010	0,0350	0,7147	4º. tri/2008	0,1445	0,7251
1º. tri/2010	0,0504	0,7815	3º. tri/2008	0,1207	0,7061
4º. tri/2009	0,0701	0,8183	2º. tri/2008	0,0941	0,5889
3º. tri/2009	0,0957	0,7881	1º. tri/2008	0,0788	0,6123
2º. tri/2009	0,1068	0,7722	4º. tri/2007	0,0738	0,6141

Fonte: Dados da pesquisa (2011)

Obs.: Dados foram submetidos aos testes F , de normalidade e homogeneidade. Hipótese H_0 aceita.

O próximo passo foi calcular o retorno anormal. Os dados são apresentados na Tabela 3. Salienta-se que as células da Tabela sem variação referem-se aos dias em que o mercado ficou fechado (final de semana e feriado).

TABELA 3
Retorno anormal estimado por evento

t	3º. 2010	2º. 2010	1º. 2010	4º. 2009	3º. 2009	2º. 2009	1º. 2009	4º. 2008	3º. 2008	2º. 2008	1º. 2008	4º. 2007
-8	1,819	-0,618	-0,725	0,019	-	-0,257	1,646	-1,044	0,021	-	-	-
-7	-1,162	-0,323	1,914	-0,478	1,261	-0,259	2,476	1,925	1,424	-3,321	3,927	0,032
-6	2,087	-	-	-	0,338	-	0,145	1,490	8,654	1,436	2,234	1,476
-5	-	-	-	-	-2,867	-	2,886	-	10,981	-0,193	2,237	1,179
-4	-	0,076	0,213	1,046	0,829	-3,224	2,197	-	-	-2,344	3,528	-5,060
-3	-4,794	-2,264	2,442	-0,136	-0,055	1,315	-	7,789	-	-2,836	2,979	-0,293
-2	-1,699	-0,926	1,863	-0,329	-	1,602	-	0,450	7,109	-	-	-
-1	-0,477	0,177	2,328	-2,234	-	-0,589	-0,297	1,817	-9,748	-	-	-
0	-4,146	-1,112	0,492	-0,092	1,921	-1,450	-2,815	0,868	3,056	-0,414	5,396	-2,895
+1	-2,487	-	-	-	-0,376	-	2,122	-1,420	-1,240	0,296	2,473	1,977
+2	-	-	-	-	-0,255	-	-0,529	-	-1,968	-2,152	5,811	-2,732
+3	-	3,524	-0,999	-1,474	-0,027	0,730	4,819	-	-	-3,361	6,389	-1,912
+4	-	-2,287	-0,366	0,502	-	1,443	-	3,755	-	-4,790	9,492	-3,768
+5	-2,361	-4,038	-2,977	-2,894	-	1,308	-	1,483	-9,143	-	-	-
+6	-0,980	1,271	4,285	-2,262	-	1,946	0,451	3,601	-9,390	-	-	-
+7	-2,527	0,314	1,040	0,856	-0,176	-0,268	3,223	-0,492	-18,74	0,729	7,665	2,602
+8	-4,391	-	-	-	0,995	-	-0,971	6,322	-	3,102	12,902	-0,941

Fonte: Dados da pesquisa (2011)

A partir dos retornos anormais apresentados acima, os mesmos foram sumarizados por meio da geração de algumas estatísticas, conforme Tabela 4. Pode-se verificar que, em 50% dos eventos analisados, o retorno anormal médio foi positivo e que a maioria dos resultados concentra-se no intervalo -1,76% a 2,05%. Observa-se também que, em todos os eventos, exceto publicação do relatório do 1º. semestre de 2008, o ponto mínimo apresentou retorno negativo. Por sua vez, todos os pontos máximos possuem valores positivos. Destaque-se o evento do 3º. semestre de 2008, que apresentou, de longe, o menor ponto mínimo e um dos pontos máximos mais altos também. Essa volatilidade é reforçada pelo desvio padrão.

Nota-se também que a maioria dos eventos apresenta uma assimetria negativa, ou seja, uma inclinação à esquerda. O coeficiente de curtose também revelou ser, para a maioria, negativo, permitindo, assim, inferir que a maioria das distribuições é achatada e plana, indicando maior dispersão dos dados (comentário também apoiado no desvio padrão).

TABELA 4
Estatística descritiva dos retornos anormais

DF	Media	Mediana	DP	Curtose	Assimetria	Mín.	Max.
3º. 2010	-1,7598	-2,0300	2,2058	-0,6873	0,3961	-4,7940	2,0870
2º. 2010	-0,5172	-0,4705	1,9117	0,3464	0,2452	-4,0380	3,5240

1º. 2010	0,7925	0,7660	1,9360	-0,2889	-0,1468	-2,9770	4,2850
4º. 2009	-0,6230	-0,2325	1,2948	-1,0403	-0,4832	-2,8940	1,0460
3º. 2009	0,1444	-0,0270	1,1237	1,4437	-1,0867	-2,8670	1,9210
2º. 2009	0,1914	0,2365	1,5081	0,1243	-0,8826	-3,2240	1,9460
1º. 2009	1,1810	1,6460	2,0704	-0,5585	-0,1733	-2,8150	4,8190
4º. 2008	2,0418	1,4900	2,7270	-0,1836	0,7866	-1,4200	7,7890
3º. 2008	-1,5820	-0,6095	8,7943	-0,6747	-0,3715	-18,7400	10,9810
2º. 2008	-1,1540	-1,2830	2,3349	-0,9219	0,2167	-4,7900	3,1020
1º. 2008	5,7973	4,6615	3,7975	-0,6349	0,8736	2,2340	12,902
4º. 2007	-0,8613	-0,6170	2,4424	-1,1345	-0,1834	-5,0600	2,6020

Fonte: Dados da pesquisa (2011)

Na sequência, verificou-se se a base amostral de cada evento atende à condição de normalidade, pressuposto básico para aplicação do teste *t-student*. Dado que o estrato dos dados é pequeno (em média os eventos possuem um número de 12 observações), utilizou-se o teste de normalidade *Shapiro-Wilk*, com indicação em casos similares ao trabalhado aqui. A hipótese nula de normalidade dos dados a 5% de significância, não é rejeitada para nenhum dos eventos. Portanto, os dados seguem uma distribuição normal.

Uma vez constatado que todos os dados seguem uma distribuição normal, os mesmos foram submetidos ao teste *t*, para verificar se a hipótese da média amostral do evento é nula para os períodos analisados. O teste foi construído para um nível de significância de 5%. Dessa forma, verifica-se que os indícios de retornos anormais são confirmados para os eventos referentes a publicação dos resultados financeiros da Petrobrás no 3º. trimestre de 2010 e 1º. e 4º. trimestres de 2008. Para os demais períodos, não se pode rejeitar a hipótese de que o mercado informacional, representado pelas ações preferenciais da Petrobrás, é eficiente em relação à divulgação dos demonstrativos financeiros da mesma.

Tabela 05
Teste *t-student* bicaudal

PUBLICAÇÃO	<i>t</i> observado	<i>P-value</i>	PUBLICAÇÃO	<i>t</i> observado	<i>P-value</i>
3º. Tri/2010	-2,764	0,018	1º. Tri/2009	2,057	0,062
2º. Tri/2010	-0,937	0,369	4º. Tri/2008	2,700	0,019
1º. Tri/2010	1,418	0,184	3º. Tri/2008	-0,623	0,546
4º. Tri/2009	-1,667	0,124	2º. Tri/2008	-1,712	0,115
3º. Tri/2009	0,387	0,707	1º. Tri/2008	5,698	0,000
2º. Tri/2009	0,440	0,669	4º. Tri/2007	-1,222	0,247

Fonte: Dados da pesquisa (2011)

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente trabalho foi realizado com o objetivo de analisar a eficiência semiforte das ações preferenciais da Petrobrás, avaliando se o preço das ações da mesma tem apresentado um desempenho anormal nos dias próximos à divulgação oficial dos seus demonstrativos de resultado financeiro. Para tanto, foi construído um modelo baseado na técnica de redes neurais, a fim de calcular o valor normal das citadas ações.

Os resultados do modelo de previsão baseado em redes neurais denotam resultados bastante satisfatórios, pois os dois parâmetros utilizados para avaliar o modelo (erro médio quadrático e coeficiente de determinação) apresentaram, em geral, ótimos resultados (R^2 muito próximo a “1” e *EMQ* próximo a “0”). Para um melhor campo de análise, calculou-se a previsão dos ativos por meio do modelo de mercado. Conforme previsto, os resultados dessa última metodologia foram bem inferiores, quando comparados aos das redes neurais, tanto com o objetivo de minimizar o erro quanto o de maximizar o poder de explicação do mesmo.

Dessa forma, a técnica de mensuração do valor normal mensurado a partir da rede neural possibilitou que se alcançasse com maior segurança e precisão o objetivo proposto por esta pesquisa. Verificou-se, então, que, dos 12 eventos (divulgação dos demonstrativos de resultado financeiro) testados, em 3 deles foi verificada a ineficiência da hipótese de mercado eficiente, ou seja, a distribuição dos preços anormais para esses eventos é significativamente diferente de zero, segundo resultado do teste *t-student*, para um nível de significância de 5%.

Assim sendo, não é possível ser contundente na afirmação de que os preços das ações preferenciais da Petrobrás comportam-se de forma eficiente em momentos de divulgação dos resultados financeiros da empresa, pois, em 25% dos eventos foram detectados retornos anormais, ou seja, rejeita-se a hipótese de que o mercado informacional é eficiente na sua forma semiforte ao nível de significância de 5%. Conclui-se, então, que há apenas uma tendência de que os preços dos títulos preferências da Petrobrás não proporcionem ganhos anormais a partir da divulgação dos seus demonstrativos financeiros.

Como sugestão de futuros trabalhos, seria interessante a realização de um estudo de eventos com cálculo do valor normal baseado em redes neurais para uma amostra composta por várias empresas. Outra sugestão refere-se à simulação de diferentes tamanhos de janelas de estimação e do evento.

REFERÊNCIAS

- ALEXANDER, G. J.; SHARPER, W. F.; BAILEY, J. V. **Fundamentals of investments**. 3rd. ed. New Jersey: Prentice Hall, 2000.
- ALVES-MAZZOTTI, A. J.; GEWANDSZNAJDER, F. **O método nas ciências naturais e sociais: pesquisa quantitativa e qualitativa**. 3. ed. São Paulo: Pioneira, 2001.
- BRAGA, A. de P.; CARVALHO, A. P. de L. F. de; LUDEMIR, T. B. **Redes neurais artificiais: teoria e aplicações**. Rio de Janeiro: LTC, 2007.
- BREALEY, R. A.; MYERS, S. C. **Princípios de finanças empresariais**. 5. ed. Lisboa: McGraw-Hill de Portugal, 1998.
- CAMARGOS, M. A. de; BARBOSA, F. V. Estudos de eventos: teoria e operacionalização. **Caderno de Pesquisas em Administração**, São Paulo, v. 10, n. 3, p. 01-20, jul/set. 2003.
- CAMPBELL, J. Y.; LO, A. W., MACKLINLAY, A. C. **The econometrics of financial markets**. 2. ed. New Jersey: Princeton University Press, 1997.
- COELHO, L. dos S.; SANTOS, P. A. A.; COSTA JR., N. C. A. da C. Podemos prever a taxa de câmbio brasileira? Evidência empírica utilizando inteligência computacional e modelos econométricos. **Gestão da Produção**, São Carlos, v. 15, n. 3, p. 635-647, set.-dez. 2008.
- FAMA, E. F. Efficient capital markets: II. **Journal of Finance**, Oxford, v. 46, n. 5, p. 1575-1617, dec. 1991.
- FREITAS, S. O. **Utilização de um modelo baseado em redes neurais para a precificação de opções**. 2001. Dissertação (Mestrado em Administração) – Faculdade de Ciências Econômicas, UFMG, Belo Horizonte.
- GIL, A. C. **Como elaborar projetos de pesquisa**. 2. ed. São Paulo: Atlas, 1989.
- HAYKIN, S. **Redes neurais: princípios e prática**. 2 ed. Porto Alegre: Bookman, 2001.
- HERRERA, P.; PROCIANOY, J. Avaliação dos retornos das Ações das empresas concordatárias. In: ENANPAD, XXII, **Anais...** Foz do Iguaçu: ANPAD, set. 1998. 14 p.

- HOLTHAUSEN, F. S.; GALLI, O. C. Lançamento de DRs por empresas brasileiras no mercado norte-americano: valorização de mercado, volatilidade e performance ajustada ao risco. In: ENANPAD, XXV, **Anais...** Campinas: ANPAD, set. 2001. 15 p.
- LIMA, F. G. et al. Aplicação de redes neurais na análise e na concessão de crédito ao consumidor. **RAUSP**, v.44, n.1, p. 34-45, mar. 2009.
- MATTAR, F. N. **Pesquisa de marketing**. São Paulo: Atlas, 1996.
- MULLER, A. Uma aplicação de redes neurais artificiais na previsão do mercado acionário. 2006. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção), UFSC, Florianópolis.
- NARAIN, L. S.; NARAIN, R. L. Stock market prediction: a comparative study of multivariate statistical and artificial neural network models. **Journal of Accounting and Finance Research**, v. 10, n. 2, p. 85-94, summer 2002.
- NAVARRO, P. O impacto de formas societárias sobre o valor das empresas de capital aberto: o caso da transformação de conglomerados financeiros em bancos múltiplos. In: ENANPAD, XXI, **Anais...** Rio de Janeiro Foz do Iguaçu: ANPAD, set. 1997. 15 p.
- NEGNEVITSKY, M. **Artificial intelligence**. 2nd. ed. Essex: Pearson, 2005.
- ROSS, S. A.; WESTERFIELD, R. W.; JAFFE, J. F. **Administração financeira**. São Paulo: Atlas, 2002.
- SCHIEHLL, E. O efeito da divulgação das demonstrações contábeis no mercado de capitais brasileiro: um estudo sobre a variação no preço das ações. In: ENANPAD, XX, **Anais...** Angra dos Reis: ANPAD, set. 1996. p. 289-303.
- SWALES, G. S.; YOON, Y. Applying artificial neural networks to investments analysis. **Financial Analysts Journal**, v. 48, n. 5, p. 78-80, sep./oct. 1992.
- TOFOLI, E. T. et al. A tecnologia das redes neurais para o apoio à decisão na administração financeira. In: ENEGEP, XXVIII, **Anais...** Rio de Janeiro: ABEPRO, out. 2008. 14 p.
- VALENÇA, M. **Fundamentos das redes neurais**. 2. ed. Olinda: Livro Rápido, 2009.
- VERGARA, S. C. **Projetos e relatórios de pesquisa em administração**. São Paulo: Atlas, 1998.
- VIEIRA, K. M.; PROCIANOY, J. Reação dos investidores a bonificações: um estudo em países da América Latina. In: ENANPAD, XXV, **Anais...** Campinas: ANPAD, set. 2001. 15p.

ⁱ MÁSSON, Egill; WANG, Yih-Jeou. Introduction to computation and learning in artificial neural networks. **European Journal of Operational Research**, North-Holand, 47, 1990. p. 1 - 28.

ⁱⁱ De acordo Fama (1991), o modelo de mercado é baseado na construção de uma relação linear entre o retorno da ação e o retorno do mercado. No presente teste, foi utilizado o índice Ibovespa como *proxy* do mercado. Optou-se também por aplicar a forma logarítmica do modelo: $\ln R_{it} = \alpha_i + \beta_i \ln R_{mt} + \varepsilon_{it}$