

## PROPOSIÇÃO DE UM MODELO PREDITIVO DO IBOVESPA UTILIZANDO REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Augusto Caramico

Pontifícia Universidade Católica de São Paulo

### Resumo

Foi elaborado um modelo com a finalidade de estimar uma possível antecipação do momento de reversão da tendência de curto prazo para o Ibovespa, reduzindo a exposição ao risco pelo investidor e buscando aumentar seu retorno através de técnicas estatísticas, como a Análise de Regressão Múltipla. Além disso, utilizaram-se as Redes Neurais Artificiais, para a construção de um algoritmo capaz de antecipar as tendências e prever a sua reversão. O estudo foi limitado a Bolsa de Valores de São Paulo em seu principal indicador, o Índice Bovespa no período de julho/1994 a dezembro/2009 considerando somente seu valor em pontos. Verificou-se que a porcentagem de erro do modelo construído através da Rede Neural foi de 21,76%, podendo-se assim dizer que em 78,24% dos casos, o modelo proposto por meio da utilização das redes neurais conseguiu determinar acertadamente a relação existente entre as variáveis de entrada. Ao se realizar uma aplicação fictícia, considerando as condições de mercado acima mencionadas foi obtido um retorno bruto de 65,37% para respostas com dados desconhecidos, ante 53,51% do Ibovespa para o mesmo período, podendo-se dizer que o modelo elaborado apresentou condições de tratar de forma satisfatória os dados desconhecidos e obter um ganho adicional em relação ao mercado no período estudado.

**Palavras-chave:** Rede Neural, Ibovespa, Inteligência Artificial.

### Abstract

*A model was developed with the purpose to estimate a potential anticipation of the reversal of the short-term trend for Ibovespa, reducing the investor's risk exposure and seeking to increase its return through statistical techniques, like the Multiple Regression Analysis. Besides, the Artificial Neural Networks have been used to build*

*an algorithm able to anticipate trends and forecast its reversal. The study was limited to the São Paulo Stock Exchange in its main index (Ibovespa), within the period between July 1994 and December 2009, taking into consideration only its value in points. It was found that the error percentage of the model built through the Neural Network was 21.76%, which allows us to conclude that in 78.24% of the cases, the model proposed through the use of neural networks could accurately determine the existing relationship between the input variables. When a fictitious application was performed based on the market conditions above mentioned, a gross return of 65.37% was found for responses with unknown data, in comparison with 53.51% of Ibovespa for the same period. Therefore, it can be concluded that the developed model presented conditions to treat the unknown data in a satisfactory manner and reach an additional gain in relation to the market in the analyzed period.*

*Keywords: Neural Network, Ibovespa, Artificial Intelligence.*

## **1. Introdução**

Os preços de ações negociadas em mercado apresentam um padrão oscilatório de alternância de movimentos de altas e baixas no decorrer do tempo, buscando realinhar seus valores de negociação com os valores relativos na economia (THOMAZ e VELLASCO, 2005). Isto posto, têm-se que a hipótese de mercados eficientes é um dos assuntos mais importantes dentro da teoria de finanças. Este conceito, primeiramente proposto por Fama (1970) e aprimorado posteriormente por Fama (1991) buscou verificar a capacidade do mercado em ajustar seus preços conforme as informações são divulgadas, considerando que se os mesmos são racionais em suas escolhas, não há a possibilidade de ganho adicional.

Com o aumento da capacidade de processamento dos computadores e a sua consequente popularização, diversos pesquisadores passaram a partir da década de 1980 a questionar tal hipótese, sob a alegação de ser possível verificar a existência de retornos anormais nos ativos financeiros. Surgiram então diversos estudos

acerca dos campos em que os computadores poderiam ou não atuar de maneira autônoma. Considerando o avanço significativo que se teve no campo da inteligência artificial e a sua aplicação cotidiana nos mais diversos produtos e, considerando ainda a evolução ocorrida nas finanças e seus produtos, busca-se verificar se é possível a elaboração de um modelo artificial de inteligência capaz de analisar os dados e reconhecer padrões em sua formação, de modo que esse modelo seja capaz de ajustar de forma satisfatória suas estimações com dados reais desconhecidos, verificando assim sua acurácia.

O presente artigo visa propor um modelo baseado na utilização de sistemas artificiais de inteligência e processamento de dados que seja capaz de verificar uma possível antecipação do momento de reversão da tendência de curto prazo para o Ibovespa, reduzindo a exposição ao risco pelo investidor e buscando aumentar seu retorno. Para tanto, realiza-se a comparação dos resultados com técnicas estatísticas amplamente utilizadas, tais como a Análise de Regressão Múltipla e a Análise de correlação, utilizando como base de dados os indicadores financeiros geralmente empregados para a tomada de decisão de investimento e os dados históricos das cotações de mercado do Ibovespa.

Procura-se compor um modelo capaz de tratar de forma estatisticamente relevante o ajustamento de dados desconhecidos do fechamento do Ibovespa, por meio do reconhecimento de padrões em outras variáveis acima citadas. Corrêa e Souza (2001) afirmam que o maior desafio do mercado financeiro é o de combinar a máxima rentabilidade incorrendo no menor nível de risco possível. Conforme sugere Mello (2004) a Rede Neural Artificial (RNA) é a melhor técnica para este tipo de aplicação, pois consegue reconhecer padrões em sistemas não lineares e propor um bom ajustamento de dados não conhecidos, da mesma forma como se comporta o mercado, visto que ele sofre influências de fatores políticos e econômicos.

## **2. Fundamentação Teórica**

Caso se dividam as unidades econômicas individuais em dois grandes grupos de acordo com sua função, compradores e vendedores, entende-se que a interação

ocorrida entre tais grupos para a determinação de preços em comum originam os mercados, onde a função do mercado financeiro é a de transferir recursos eficientemente dos agentes superavitários para os agentes deficitários.

Os ativos que compõem os produtos financeiros podem ser divididos basicamente em dois tipos, ativos de renda fixa e ativos de renda variável. Entende-se por ativos de renda fixa, aqueles cujo valor final é conhecido e acordado no momento em que se realiza a aplicação, sendo mantido até o final do período. Os ativos de renda variável, por sua vez, não possuem garantias acerca da existência do conhecimento de seus retornos, independentemente do prazo. Surge a partir daí, a noção implícita da possibilidade de existência de perda de valor, mesmo com a postergação do consumo, dado o não conhecimento do cenário futuro no momento da aplicação devido à existência de volatilidade de resultados. Nesse sentido, entende-se risco financeiro como “a probabilidade de recebermos um retorno sobre um investimento que seja diferente daquele que esperávamos” (DAMODARAN, 2009, p. 63). Por sua vez, pode-se ainda considerar o risco financeiro como “a dispersão de resultados inesperados, devido a oscilações nas variáveis financeiras” (JORION, 2003, p. 71).

Por ser subjetivo, o risco total de qualquer ativo financeiro é definido pela sua parte sistemática e não sistemática, sendo que Markowitz (1952) apresentou pela primeira vez a ideia de que se incluírem outros ativos ou ações em uma carteira, estar-se-ia diversificando o risco específico da mesma, até o momento em que se torna possível a sua total eliminação, incorrendo apenas no risco de mercado, inerente a todos os participantes. Dadas as restrições impostas ao investidor, o mesmo procurará alocar seus recursos de forma a maximizar a utilidade dos mesmos e assim obter maior capacidade de consumo futuro, que determinará a criação de uma fronteira eficiente que apresentará como restrição inicial, no que tange à utilidade, a preferência por maior volume de riqueza também chamado de ausência de saciedade.

Sharpe (1964), Lintner (1965), Mossin (1966) e Black (1972) propõem então, após análise do estudo sobre as carteiras de investimento, a criação de um modelo de formação de preços de ativos de um único fator, chamado Capital Asset Pricing Model (CAPM) e que pressupõe que caso os mercados sejam eficientes, tendo

todos os investidores expectativas homogêneas e as mesmas taxas de juros para aplicação e captação, a carteira de ativos com risco (Pi) que venha a ser possuída por um investidor será idêntica à carteira de ativos com risco de outro investidor e, se todos os investidores possuírem a mesma carteira de ativos com risco, então em condições de equilíbrio esta será a carteira de mercado. Dessa forma, conforme Fama (1970), na inexistência de informações privilegiadas por parte dos investidores, os títulos deverão expressar seu valor justo, e caso seja apresentada uma nova informação, o mercado ajustar-se-á ao evento, impossibilitando ganhos adicionais aos de mercado.

De acordo com Jensen (1978), um mercado é relativamente eficiente, na medida em que há um conjunto de informações das quais é impossível se obter lucro no momento em que são divulgadas, já que não refletem as condições atuais das empresas. Brealey, Myers e Marcus (2002) definiram mercados de capitais eficientes, como aqueles nos quais “os preços de títulos rapidamente refletem todas as informações relevantes sobre os valores dos ativos”. Diversos estudos têm relatado, todavia, acerca da existência de padrões nos retornos de títulos em função da hora do dia, ou do dia da semana, do mês ou do ano, contrariando a hipótese de eficiência de mercado.

Shleifere e Summers (1990) apresentaram inicialmente a ideia da existência de dois pilares fundamentais para justificar tal atitude: os limites à arbitragem e a psicologia. Os limites à arbitragem estão relacionados com a dificuldade enfrentada pelos investidores racionais para desfazerem as distorções provocadas pelos investidores quase racionais, enquanto a psicologia vem para embasar os desvios da racionalidade pura que podem responder por essas distorções. Thaler e Barberis (2003) afirmam ainda que o ser humano possui desvios inerentes de racionalidade e, no que tange às finanças, tais desvios devem ser incorporados à análise econômica, pois a quase racionalidade pode influenciar significativamente os preços dos ativos.

Fama e Bruni (1998) consideram que no período anterior à década de 1980, a maioria dos trabalhos que buscavam demonstrar a hipótese de eficiência de

mercado conseguia afirmar a sua existência e a aleatoriedade de preços dos ativos. Já após 1980, os trabalhos em sua maioria buscavam apresentar a ideia de que o mercado não apresentaria eficiência, como se previa anteriormente.

Surgem assim novos modelos que buscam explicar os movimentos existentes no mercado financeiro. Tais pesquisas se dividiram em duas correntes distintas, a saber: a primeira, baseada em modelos de processos aleatórios (estocásticos) buscava validar a hipótese de eficiência de mercado; e a segunda, determinística, que afirmava a existência de dependências não lineares (caóticas), sendo o mercado ineficiente, uma vez que os modelos estocásticos podem ser divididos em dois subgrupos, os modelos lineares e os não lineares. Assim, o caos estuda as possíveis leis reguladoras do movimento aleatório e imprevisível dos sistemas e a maneira de como mudanças matematicamente contínuas podem levar a resultados inesperados. Esse sistema opera com a ideia de realimentação dos dados nos períodos subsequentes, considerando que o futuro é completamente determinado pelo passado, ampliando a ocorrência de erros nas condições iniciais do sistema, razão pela qual se torna impossível a sua previsão no longo prazo.

Abelem (1994), a fim de detectar uma persistência, ou memória de longo prazo, em séries temporais e também para estimar a extensão dos ciclos periódicos e não periódicos, verificou que uma tendência positiva no passado pode vir a se reverter em uma tendência negativa no futuro. Este processo, também chamado de processo fractal, ao ser aplicado em finanças possibilitou afirmar que as ações possuem um comportamento imprevisível e valor intrínseco. Além disso, demonstrou ser impossível determinar a variação dos preços em torno das medidas centrais dos ativos, o que contraria a hipótese de eficiência de mercado e assume a hipótese de que há autocorrelações entre os rendimentos no longo prazo, como apresentado posteriormente por Costa e Fama (2008). Os autores acreditam então que dado um sistema qualquer, há uma evolução temporal onde cada instante possui um conjunto de magnitudes que determinará este sistema, chamado de espaço de fase, sendo este determinístico. Desta forma, mesmo não se conhecendo com exatidão as condições iniciais, pode-se dizer que a teoria do caos fornece condições estatísticas suficientes para que se possa mensurar qual será o cenário provável de um sistema

em um período de tempo  $t+n$ .

### 3. Metodologia

O estudo foi limitado a BM&FBovespa em seu principal indicador, o Índice Bovespa no período de julho/1994 a dezembro/2009 sem se considerar as empresas que compunham sua carteira teórica. Tal decisão se justifica por se estar considerando o período de vigência do Plano Real até o último ano completo de dados disponíveis, eliminando assim o tratamento de dados em decorrência de sucessivas conversões monetárias e fatores hiperinflacionários. Foi escolhido o Índice Bovespa (Ibovespa) por ser o mais importante indicador do desempenho médio das cotações do mercado de ações brasileiro. Sua relevância advém do fato de o Ibovespa retratar o comportamento dos principais papéis negociados na BM&FBovespa e também de sua tradição, pois o índice manteve a integridade de sua série histórica e não sofreu modificações metodológicas desde sua implantação, em 1968. LEITE e SANVICENTE (1994) afirmam que a negociabilidade é o principal fator para a utilização do Ibovespa como índice de mercado, devendo ser considerado para a análise da rentabilidade a variação percentual entre dois pontos históricos quaisquer.

Coletaram-se por meio do banco de dados do software Economática as informações relativas às cotações históricas do Ibovespa no período de julho de 1994 à dezembro de 2009 com periodicidade diária para os valores de abertura, fechamento, mínimo, máximo, médio, volume financeiro negociado, quantidade de negócios realizados e quantidade de títulos negociados. Devido à globalização dos mercados e ao crescente aumento da participação de capital estrangeiro durante o período no volume financeiro do Ibovespa coletaram-se ainda informações dos principais índices acionários do mundo por meio da ferramenta Bloomberg Professional. Considera-se para a escolha dos países a atividade industrial, participação no PIB Mundial e negociabilidade. Nos EUA, utilizar-se-á o índice S&P500 e o Dow Jones; na Europa, os índices DAX da Alemanha e FTSE do Reino Unido; na Ásia, o Índice Nikkei da Bolsa Japonesa.

Coletaram-se ainda indicadores financeiros para o Ibovespa e as demais bolsas mundiais, a saber: Indx Adv Vol (Entrada de novos recursos no dia), Indx Decl Vol (Saída de recursos no dia), Px To Cash Flow (Períodos para Fluxo de Caixa descontado), Média Móvel de 200 dias, o Índice de Força Relativa de 30, 14, 9 e 3 dias. Incluiu-se ainda o cálculo de Médias Móveis exponenciais com os seguintes valores: para o curto prazo-3 dias, médio prazo- 8 dias e longo prazo- 20 dias. Utilizou-se ainda o MACD (Moving Average Convergence/ Divergence) e OBV (On Balance Volume) para buscar sinais de reversão ou início de tendências no curto prazo.

A cotação de fechamento diária da Ptax será utilizada como referência para o Dólar, além de número de contratos em aberto para o Cupom Cambial, A-Bond, Global 2040, Volatilidade de Dólar, Futuro de Dólar, Forward Rate Agreement (FRA), Volatilidade do Ibovespa, Ibovespa Futuro, Volatilidade do DI de 1 dia , Depósitos do DI de 1 dia, DI de 1 dia, FRA DI x IGPM , DI x IGPM, DI x IPCA , DI x Dólar , Volatilidade DI x Dólar e Real x Euro.

1	A	B	C	D	E	F	G	H	I
	Data	Qtidade de Negocios	Qtidade de Titulos	Volume (em \$)	Fechamento	Abertura	Minimo	Maximo	Medio
1787	4/5/2001	14.614	23.971.370.000	R\$ 438.320.000,00	15.092,00	15.141,00	15.045,00	15.304,00	15.205,00
1788	7/5/2001	11.135	19.904.580.000	R\$ 327.516.800,00	14.875,00	15.102,00	14.861,00	15.221,00	15.030,00
1789	8/5/2001	13.931	25.183.680.000	R\$ 466.600.100,00	14.747,00	14.860,00	14.655,00	14.962,00	14.768,00
1790	9/5/2001	15.153	28.962.520.000	R\$ 546.340.400,00	14.778,00	14.717,00	14.576,00	14.866,00	14.731,00
1791	10/5/2001	14.420	26.068.600.000	R\$ 550.965.100,00	14.993,00	14.796,00	14.796,00	15.117,00	15.017,00
1792	11/5/2001	15.253	24.324.950.000	R\$ 433.085.000,00	14.493,00	15.011,00	14.409,00	15.017,00	14.651,00
1793	14/5/2001	11.021	18.221.130.000	R\$ 357.357.200,00	14.132,00	14.498,00	14.076,00	14.507,00	14.206,00
1794	15/5/2001	14.272	36.510.350.000	R\$ 450.470.900,00	14.226,00	14.140,00	14.110,00	14.313,00	14.251,00
1795	16/5/2001	15.005	38.468.390.000	R\$ 529.606.200,00	14.714,00	14.255,00	14.255,00	14.737,00	14.554,00
1796	17/5/2001	13.623	24.880.350.000	R\$ 488.251.800,00	14.793,00	14.726,00	14.725,00	15.094,00	14.853,00
1797	18/5/2001	14.225	30.238.400.000	R\$ 500.963.900,00	14.884,00	14.847,00	14.801,00	15.011,00	14.875,00
1798	21/5/2001	15.095	32.838.470.000	R\$ 527.356.900,00	15.127,00	14.870,00	14.806,00	15.156,00	15.007,00
1799	22/5/2001	15.018	31.150.040.000	R\$ 550.200.600,00	14.828,00	15.141,00	14.794,00	15.197,00	15.091,00
1800	23/5/2001	15.321	37.994.370.000	R\$ 676.428.000,00	14.691,00	14.828,00	14.626,00	14.904,00	14.770,00
1801	24/5/2001	14.476	42.169.260.000	R\$ 584.990.500,00	14.523,00	14.693,00	14.431,00	14.833,00	14.558,00
1802	25/5/2001	14.024	29.428.130.000	R\$ 456.951.100,00	14.310,00	14.523,00	14.186,00	14.588,00	14.358,00
1803	28/5/2001	9.191	13.320.330.000	R\$ 212.708.300,00	14.302,00	14.328,00	14.056,00	14.435,00	14.187,00
1804	29/5/2001	12.193	24.114.340.000	R\$ 472.888.900,00	14.453,00	14.302,00	14.300,00	14.489,00	14.418,00
1805	30/5/2001	12.546	28.282.040.000	R\$ 462.695.700,00	14.489,00	14.458,00	14.347,00	14.578,00	14.461,00
1806	31/5/2001	12.643	26.771.050.000	R\$ 500.574.600,00	14.649,00	14.514,00	14.507,00	14.716,00	14.635,00
1807	1/6/2001	11.631	32.796.960.000	R\$ 444.144.500,00	14.791,00	14.654,00	14.409,00	14.791,00	14.579,00
1808	4/6/2001	12.580	21.236.140.000	R\$ 446.365.200,00	15.103,00	14.798,00	14.798,00	15.143,00	15.043,00
1809	5/6/2001	17.224	35.562.270.000	R\$ 718.529.200,00	15.394,00	15.107,00	15.050,00	15.406,00	15.260,00
1810	6/6/2001	15.616	32.066.460.000	R\$ 547.329.100,00	15.326,00	15.393,00	15.268,00	15.568,00	15.370,00
1811	7/6/2001	15.287	29.140.100.000	R\$ 570.281.300,00	15.464,00	15.318,00	15.200,00	15.545,00	15.424,00
1812	8/6/2001	12.704	24.073.570.000	R\$ 477.632.100,00	15.366,00	15.468,00	15.355,00	15.644,00	15.536,00
1813	11/6/2001	10.388	32.530.090.000	R\$ 424.179.200,00	15.224,00	15.290,00	15.156,00	15.396,00	15.277,00
1814	12/6/2001	12.668	22.812.760.000	R\$ 550.792.800,00	15.173,00	15.237,00	14.955,00	15.237,00	15.067,00
1815	13/6/2001	25.544	37.429.990.000	R\$ 941.498.400,00	15.403,00	15.175,00	15.175,00	15.599,00	15.415,00

Figura 1 – Modelo de dados coletados do Ibovespa em planilha eletrônica

Realizou-se então uma Análise de Regressão Múltipla por meio do Excel, a fim de estimar um modelo com as variáveis locais. Após isso, por meio do software estatístico SPSS, foi elaborada a Regressão Stepwise para obter quais variáveis seriam realmente relevantes para a composição de um modelo capaz de prever as oscilações do Ibovespa à vista. Foi elaborada ainda a simulação de um investimento fictício, considerando como valor de aquisição ou venda o valor de fechamento do Ibovespa à Vista, utilizando uma quantia de R\$1.000,00 somente para fins de cálculo da oscilação percentual no período.

Posteriormente, através de técnicas de Inteligência Artificial por meio da modelagem de uma Rede Neural, buscou-se verificar a capacidade de criação de um modelo capaz de prever o valor futuro de fechamento do Ibovespa à vista. A Rede Neural foi treinada com parte dos dados, a fim de verificar sua capacidade em reconhecer padrões e prever dados desconhecidos.

Apresentado após o final da Segunda Guerra Mundial, o conceito de Inteligência Artificial (IA) conforme Norvig e Russel (2004) abrange uma série de subcampos, sistematizando e automatizando tarefas intelectuais, através da criação de sistemas que pensam como seres humanos. As Redes Neurais Artificiais podem ser do tipo Single-Layer feedforward possuindo apenas uma camada de nós, ou Multilayer feedforward, e possuem diversas camadas intermediárias, que aumentam o seu poder computacional, o que representa uma dinâmica não linear.

Chama-se de rede neural de alimentação direta de uma única camada ou Perceptron, o tipo de rede na qual todas as entradas estão diretamente conectadas às saídas, que são independentes umas das outras. A limitação desse modelo se encontra na reduzida quantidade de problemas que consegue solucionar, uma vez que só consegue tratar da classificação de conjuntos linearmente separáveis. O Perceptron Multi-Camadas difere do Perceptron no fato de utilizar camadas intermediárias entre os neurônios de entrada e de saída. Para calcular a Rede Neural se utilizará uma função de ativação não linear, em muitos casos chamada de Sigmoides, que admitirá valores no intervalo de (0,1). Em sua camada de entrada, os neurônios serão receptores de estímulos recebendo os dados, para na primeira

camada oculta definir uma reta no espaço de decisão, achando um padrão inicial dos dados. Na segunda camada oculta, ao combinar as retas definidas na camada anterior, a rede formará as conexões com a camada anterior ponderando o peso das variáveis, para então em sua camada de saída estabelecer um modelo.

A rede neural tenta então simular o funcionamento do cérebro humano, adquirindo conhecimento para a solução de um determinado problema por meio de um processo de aprendizagem empírico, no qual a seleção da rede desenvolve a sua topologia e a função de ativação para o algoritmo de aprendizagem. Esse pode ser um processo supervisionado, no qual existe a presença de um usuário que indica para a rede um comportamento a ser seguido, recebendo um conjunto de exemplo para entradas e saídas desejadas.

Considera-se como taxa de aprendizagem um valor referencial menor que 1, sendo que quanto menor o valor obtido menor as variações dos pesos sinápticos da rede de uma iteração para outra. Deve-se notar ainda que um baixo valor desta variável pode implicar uma lentidão na convergência do treinamento da rede. No caso de um valor muito alto, pode-se gerar instabilidade na rede devido à sua exacerbada alteração dos pesos das relações na rede.

#### **4. Análise dos Dados**

A fim de se ajustar os eventuais problemas de calendário, os dados coletados foram catalogados cronologicamente, no período compreendido entre 01 julho de 1994 e 31 de dezembro de 2009, ajustando-se as datas a fim de se manter a integridade da série dos dados. Isto posto, se fez necessário mensurar a relevância das informações obtidas para a composição de um modelo preditivo. Desta forma, foi utilizado o software estatístico SPSS para a elaboração de uma Matriz de Correlação dos dados do Ibovespa com a finalidade de se estabelecer a relação entre as variáveis obtidas e definir quais seriam relevantes para o modelo, em caráter preliminar.

Para a elaboração de um modelo preditivo inicial, por meio da utilização da análise de regressão múltipla, foi apresentada como variável dependente o valor de

fechamento do dia seguinte do Ibovespa. Consideraram-se ainda como variáveis independentes os indicadores financeiros obtidos e calculados para o dia anterior utilizando-se, a saber: valores de Volume financeiro Negociado (em R\$), o aumento de entrada de novos recursos, a saída de recursos, o índice de força relativa para 3, 14 e 30 dias, além das médias móveis de 3,8 e 20 dias, o valor das médias do oscilador MACD e o aumento de contratos em aberto do Ibovespa futuro.

A partir daí, calculou-se por meio da Análise de Regressão Múltipla a capacidade preditiva das variáveis em questão, tendo sido encontrado um coeficiente de explicação para as variáveis independentes utilizadas na previsão da variável dependente de 0,9771 e o R<sup>2</sup> ajustado em 0,976. Isso demonstra que as variáveis independentes utilizadas gerariam um modelo adequado para a variável em estudo. A fim de estabelecer quais seriam as variáveis mais relevantes, realizou-se ainda por meio do SPSS a regressão stepwise que obteve o seguinte modelo e seu ajustamento:

$$y = 0,837 \times MM3 + 6,505 \times RSI\_3D + 0,143 \times MM8 + 1,407E-08 \times \text{Indx Adv Vol} - 155,311$$

Equação 1 – Modelo obtido por meio de Regressão Múltipla. Em que:

MM3 = média móvel do Ibovespa à vista para três dias

RSI\_3D = Índice de força relativa para o Ibovespa à vista no período de três dias

MM8 = média móvel do Ibovespa à vista para oito dias

Indx Adv Vol = Entrada de recursos financeiros para o período (t-1)

Realizou-se uma análise complementar dos dados, pela qual foi verificada uma inexistência de predominância de dias com oscilação positiva em relação aos dias com variação negativa. Tais dias foram responsáveis por 53% e 47% durante o período analisado, respectivamente. Disso decorre que diante da expressiva

valorização do Ibovespa pode-se dizer que quando as oscilações diárias são positivas sua amplitude é maior do que as oscilações diárias negativas.

Por fim, buscou-se verificar a capacidade do modelo obtido por meio da Análise de Regressão Múltipla em uma simulação de aplicação fictícia no valor de R\$1.000,00 no período 01/07/1994 até 30/12/2009. Dessa forma, considerou-se a fim de verificar a capacidade do modelo obtido por meio da regressão stepwise e a fim de facilitar a sua mensuração, que o mercado apresenta liquidez suficiente para atender o capital empregado em sua totalidade nos preços desejados pelo modelo, inexistindo gaps. Foi constatado dessa forma que, se um investidor realizasse a aplicação no Ibovespa e a mantivesse até a data final da simulação obteria para seus R\$1.000,00 fictícios investidos um retorno de aproximadamente 1.150% bruto, desconsiderando o custo básico do dinheiro no período, taxas de custódia, emolumentos e corretagem, totalizando um montante de R\$ 11.480,23. Utilizando os mesmos critérios, aplicando ao modelo obtido para o mesmo valor foi obtido um índice de acerto de 62% da tendência predominante, e uma taxa de retorno bruta de 5.664% totalizando o valor final de R\$57.644,26.

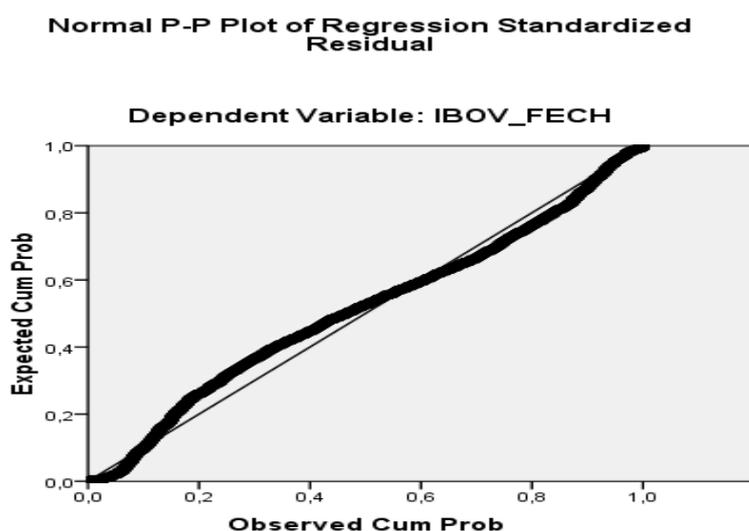


Figura 2 - Ajustamento dos dados da regressão aos valores originais (Fonte: SPSS 17.0)

## 5. Modelo Proposto

Optou-se pela utilização de Redes Neurais artificiais para aprimorar o resultado encontrado na Análise de Regressão Múltipla. Considerou-se a adoção deste passo tendo em vista que a Rede Neural é um processo o qual visa elaborar uma arquitetura de processamento similar ao cérebro humano a fim de prever o comportamento de variáveis desconhecidas após a análise de padrões. Assim, caso o modelo fosse composto por uma Rede Neural de uma camada somente, que é o modelo mais simples, o mesmo obteria na pior das hipóteses, um desempenho igual à Análise de Regressão Múltipla devido à iteração pontual entre as variáveis por uma única vez somente.

Dessa forma, considerando que o modelo obtido em uma Rede Neural é fruto do treinamento da rede e suas camadas têm como objetivo minimizar os erros de sua previsão foram utilizados os dados coletados ainda desconhecidos do modelo para verificar se a Rede Neural montada e treinada é capaz de reconhecer padrões aprendidos anteriormente neste grupo amostral, verificando a sua capacidade preditiva e determinando os valores do Ibovespa neste período. Considera-se como período de treinamento as datas entre julho de 1994 e dezembro de 2006, sendo o período de janeiro de 2007 à dezembro de 2009 o período de testes.

Salienta-se, porém, que a aplicação de redes neurais artificiais caracteriza a proposição de um método genérico, para uso específico em cada problema apresentado. Assim, para um determinado ativo, aplica-se o método com a construção e treinamento da rede neural, validando-a mediante dados desconhecidos, porém pertencentes ao mesmo domínio de informações. Para outros títulos, aplica-se o mesmo procedimento. O mesmo ocorre caso se pretenda aplicar o método para outro ativo, por exemplo. Parametrizou-se a rede neural por meio dos softwares Neurosolutions3.0 e SPSS17.0 de forma a otimizar o processo de aprendizado da mesma, sem que se decorasse os padrões, o que inviabilizaria sua capacidade preditiva. Assim, inseridas as variáveis independentes, normalizaram-se as covariâncias das mesmas e utilizou-se a função sigmoide, o algoritmo backpropagation e o método de aprendizagem por erros para o treinamento da rede, com tempo máximo para aprendizagem de cinco minutos por neurônio, limitado a dez mil iterações entre eles. Para treinamento da rede com dados desconhecidos,

utilizou-se um processo iterativo de tentativa, erro e aproximação sucessiva no período desconhecido, tendo como função de ativação a do tipo sigmoide.

Verificou-se assim que o valor de correlação  $r$  no período de teste foi de 0,874, o que demonstra pertinência e relevância das variáveis inseridas, sendo a porcentagem de erro para o mesmo período, para o modelo, de 21,76%. Dessa forma, pode-se afirmar que em 78,24% dos casos, o modelo proposto por meio da utilização das redes neurais conseguiu determinar acertadamente a relação existente entre as variáveis de entrada. Este é o limite inferior a ser utilizado como referência para o erro global. Ocorre que a emulação dos dados obtidos não é completa em relação aos dados observados, conforme apresenta a figura 3 abaixo que apresenta uma parcela do resultado do período estudado. Todavia, isso não faz com que o modelo perca a sua eficácia, uma vez que se fosse possível a emulação completa dos dados observados, poder-se-ia inferir que a rede neural não foi treinada de forma a identificar padrões, mas sim decorá-los, o que eliminaria a sua capacidade preditiva.

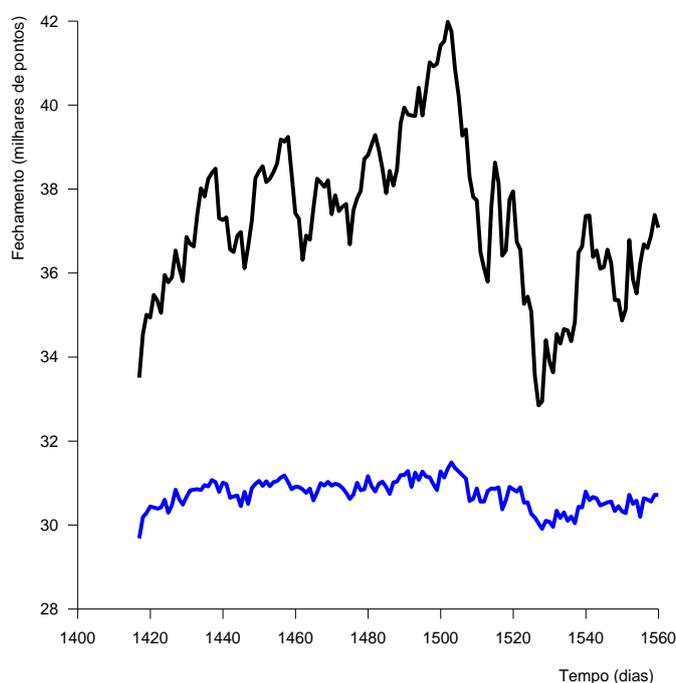


Figura 3 - Resultados obtidos (em azul), comparados com os dados reais (em preto), gráfico parcial do tempo estudado (160 dias). Elaboração do autor.

Pode-se dizer ainda por meio da análise do coeficiente de correlação, que o tamanho do erro médio quadrado (MSE) pode ser usado para determinar como os neurônios de saída se adaptam à saída desejada, porém deve-se considerar que a utilização deste valor poderá não refletir corretamente os valores desejados se os dois conjuntos de dados se movimentarem na mesma direção. Sendo o coeficiente de correlação compreendido no intervalo  $[-1,1]$ , considera-se para o valor de 0,874 obtido um bom ajustamento do modelo aos dados.

No que tange à análise do valor obtido do erro do modelo, é importante notar que, por exemplo, para um exemplar onde a saída de dados desejada é 0,1 e o resultado obtido é 0,2, nota-se que os valores se mostram próximos, mas a rede pode considerar para o exemplo um erro de modelo da ordem de 100%. Assim, a análise deste valor, isoladamente, pode apresentar erros. Todavia, o valor de 21,76% indica um erro relativamente baixo, ainda que a rede neural aparentemente não esteja prevendo os valores com precisão suficiente.

Pondera-se que para extrapolação de dados, as redes neurais são menos eficientes que para interpolação e, quanto maior o período de extrapolação a partir da base de treinamento, as previsões tendem a ser cada vez menos eficientes, devido à diminuição gradativa das correlações entre os dados iniciais e os novos dados, como se poderia esperar onde, devido à capacidade de generalização da rede, utilizam-se dados de um extenso período para a previsão de cada instante único.

Deve-se considerar ainda que foram utilizadas para a elaboração do modelo condições de mercado que na prática podem não existir de fato, haja vista a limitação de se mensurar a liquidez efetiva para cada momento de negociação e os reais custos de corretagem e custódia para todo o período, além de considerar que há liquidez suficiente para os participantes serem atendidos integralmente em suas ofertas no mesmo preço.

Dessa forma, o sistema de inteligência artificial elaborado foi eficiente no auxílio de tomada de decisão pelo gestor, e capaz de obter ganho adicional em relação ao mercado no curto prazo, sem que isso o qualificasse para ser efetivamente autônomo. Tal posição se dá devido à constante necessidade de

ajustes a serem realizadas no modelo, e a sua limitação em identificar estratégias de compra ou venda mesmo quando há o reconhecimento de padrões, gerando custos e aumentando a sua exposição ao risco em situações reais. Isto pode ser verificado por meio da indefinição entre compras e vendas do modelo para um curto período de tempo, resultando em 2638 operações no período de aprendizado e 983 operações para o período de testes, sem que este resultado invalide a eficácia do modelo como auxiliar para a tomada de decisões, mas apenas demonstrando a dificuldade de reconhecimento de padrões quando não são realizados ajustes constantes no modelo para se reconhecer padrões de tendência, por meio de um constante rebalanceamento dos pesos de suas conexões sinápticas.

Ao se realizar uma aplicação fictícia, considerando as condições de mercado acima mencionadas foi obtido um retorno bruto de 65,37% para respostas com dados desconhecidos, ante 53,51% do Ibovespa para o mesmo período. Pode-se dizer assim, que o modelo elaborado apresentou condições de tratar corretamente dados desconhecidos e obter um ganho adicional em relação ao mercado no período estudado, sem que isso se configure garantia de lucro na prática.

## 7. Considerações Finais

Pode-se dizer que o cérebro humano apresenta uma capacidade de processamento de dados de velocidade limitada, se comparada com os sistemas artificiais de inteligência, haja vista a complexidade dos cálculos que são elaborados eletronicamente em questão de minutos. Todavia, esses sistemas possuem limitações até o momento em sua capacidade de reconhecimento de situações desconhecidas. Disso decorre que eles não têm discernimento preciso para suas decisões caso as variáveis em questão sejam alteradas abruptamente e não lhes sejam concedidos dados suficientes para tratar com o problema.

Especificamente no mercado financeiro, atendo-se ao modelo elaborado nesta pesquisa, verificou-se que a rede neural multicamadas do tipo Perceptron multi-camadas, quando incumbida de trabalhar com dados desconhecidos, possui boa capacidade de generalização dos dados, antevendo com eficácia a direção que o Ibovespa à vista pode seguir no instante  $t+1$  de forma confiável estatisticamente,

desde que realizados ajustes constantes em sua capacidade de processamento. Seu resultado para a emulação dos dados, entretanto, não demonstra tal precisão, de forma que não é possível determinar de forma confiável a magnitude das oscilações com os dados disponíveis, mas ainda obtendo-se um ganho adicional ao do mercado no curto prazo.

Pode-se dizer ainda que o não reconhecimento de tendências faz com que se busque constantemente o aumento das conexões entre os neurônios, como forma de se tentar reconhecer padrões nos dados desconhecidos, fazendo com que os pesos sinápticos das relações sejam constantemente alterados. Verifica-se que desde 2006, as operações baseadas em redes neurais e sistemas de inteligência artificial, denominadas pela BM&FBovespa como sendo operações de alta frequência, têm adquirido maior participação no mercado brasileiro. Essas operações representaram em setembro de 2010 cerca de 8% da capacidade de processamento da BM&FBovespa, mas somente 0,7% do volume negociado. Devido à constante mudança de padrões, tais sistemas estão constantemente apregoando compras e vendas no mercado, sem que estas se configurem efetivamente em negócios realizados. Isso resulta em aumento do custo para os que utilizam este tipo de produto, como verificado no modelo, que em suas operações efetivamente realizadas foi em 78,24% das vezes obtido o lucro, acumulando um retorno de 65,37% no período de testes.

Ainda, considerando a longa base de dados coletada para treinamento e os eventos macroeconômicos ocorridos durante o período de testes com dados desconhecidos, não houve ganho durante o período compreendido de abril de 2008 a novembro de 2008, onde o Ibovespa obteve expressivo retorno negativo em decorrência da crise mundial. Neste período, foi possível, porém, obter resultados satisfatórios de proteção, com o modelo obtendo um retorno negativo de apenas 5,81% para o período ante um retorno de mais de 40% do Ibovespa. Em contrapartida, no ano de 2009, o Ibovespa se recuperou e obteve uma variação positiva de aproximadamente 82%, ante 67,29% do modelo. Dessa forma, pode-se inferir que o modelo obtido foi eficiente em seu objetivo de identificar padrões de comportamento no mercado e buscar a antecipação de tendências, sem que isso se configurasse ganho adicional para o longo prazo; estando seu lucro concentrado

somente em operações de curto prazo. Este resultado deve ser analisado com ressalvas, haja vista que condições de mercado fictícias foram utilizadas para fins de comparação.

Sugere-se por fim, como continuação do estudo realizado, a aplicação do modelo elaborado para períodos intradiários a fim de verificar se a capacidade preditiva e de reconhecimento de padrões do modelo para o período diário são similares quando se altera a base de dados do período diário para períodos intradiários. Apresenta-se ainda a proposta de inserção de variáveis adicionais aqui não incluídas como forma de melhorar a capacidade preditiva do modelo, além de sua operacionalização real, como forma de mensurar os resultados obtidos fidedignamente.

## 8. Referências Bibliográficas

- ABELEM, A. J. G. Redes neurais artificiais na previsão de séries temporais. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica), PUC/RJ, 1994.
- ANDERSON, D. R.; WILLIAMS, T. A.; SWEENEY, D. J. Estatística aplicada à administração e economia. São Paulo: Pioneira, 2003.
- ASSAF NETO, A. Mercado financeiro. São Paulo: Atlas, 2010.
- BLACK, F. The capital asset pricing model: some empirical tests. Studies in the theory of capital markets. New York: Praeger, 1972.
- BOLLERSLEV, T. Generalized autoregressive conditional heteroscedasticity. Journal of Econometrics, v. 31, p. 307-327, 1986.
- BONOMO, M. A.; AGNOL, I. Retornos anormais e estratégias reversas. Dissertação (Mestrado em Economia), Fundação Getúlio Vargas, 2003.
- BRAV, A.; HEATON, J. B. B. Testing behavioral theories of undervaluation and overvaluation. Evanston, 2006.
- BREALEY, R. A.; MYERS, S. C.; MARCUS, A. J. Fundamentos da administração financeira. Rio de Janeiro: McGraw-Hill Brasil, 2002.
- CORRÊA, A. C.; SOUZA, A. B. Fronteira eficiente de Markowitz: aplicação com ativos brasileiros. Adcontar, Belém, v. 2, n. 1, p. 7-10, 2001. Disponível em: <[http://www.nead.unama.br/site/bibdigital/pdf/artigos\\_revistas/236.pdf](http://www.nead.unama.br/site/bibdigital/pdf/artigos_revistas/236.pdf)>. Acesso em:

10/07/2011

COSTA, T.; FAMA, R. A turbulência das finanças modernas: será o fim do comportamento aleatório e o surgimento do comportamento determinístico do caos? In: X SEMEAD, USP, 2008. Disponível em: <<http://www.ead.fea.usp.br/semead/10semead/sistema/resultado/trabalhosPDF/239.pdf>>. Acesso em: 20/07/2011

DAMODARAN, A. Avaliação de investimentos. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2009.

ENGLE, R. F. Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica*, v. 50, p. 987-1007, 1982.

FAMA, E. Efficient capital markets: a review of theory and empirical work. *Journal of Finance*, v. 25, p. 383-417, 1970.

\_\_\_\_\_. Efficient capital markets II. *Journal of Finance*, v. 46, n. 5, p. 1575-1617, 1991.

FAMÁ, R.; BRUNI, A. L. Eficiência, previsibilidade dos preços e anomalias em mercados de capitais: teoria e evidências. *Cadernos de Pesquisas em Administração*, v. 1, n. 7, p. 71-85, 2º trimestre 1998.

GALA, P.; ROCHMAN, R. Estudos em finanças: investimentos. FGV, p. 13-28, 2010.

GRUBER, M. J.; ELTON, E. J.; BROWN, S. J.; GOETZMANN, W. N. Moderna teoria de carteiras e análise de investimentos. São Paulo, Atlas, 2003.

GUENA, R.; VASCONCELLOS, M. A. S. Manual de microeconomia. 2. ed. São Paulo: Atlas, 2009.

HAYASHI, A. D. Aplicação dos fractais ao mercado de capitais utilizando-se as Elliot Waves. Dissertação (Mestrado em Engenharia), UFSC, 2002.

HAYKIN, S. Redes neurais: princípios e prática. 2. ed. Porto Alegre: Bookman, 2001.

JENSEN, M. Some anomalous evidence regarding market efficiency. *Journal of Financial Economics*, v. 6, n. 2/3, p. 95-101, 1978.

JORION, P. Value at Risk: a nova fonte de referência para a gestão do risco financeiro. 2. ed. São Paulo: BM&F, 2003.

KULKARNI, A. S. Application of neural networks to stock market prediction, 1996. Disponível em: <<http://machine-learning.martinsewell.com/ann/Kulk96.pdf>>. Acesso em: 11/07/2011

LAWRENCE, R. Using neural networks to forecast stock market prices, 1997. Disponível em: <<https://people.ok.ubc.ca/rlawrenc/research/Papers/nn.pdf>>. Acesso

em: 12/07/2011

LEITE, H. P.; SANVICENTE, A. Z. Índice Ibovespa: um padrão para os investimentos brasileiros. São Paulo: Atlas, 1994.

LINTNER, J. The valuation of risk assets and the selection of risk investments in stock portfolios and capital budgets. *Review of Economics and Statistics*, v. 47, p. 13-37, 1965.

LINTZ, A. C. Dinâmica das bolhas especulativas e finanças comportamentais: um estudo aplicado ao mercado de câmbio brasileiro. Tese (Doutorado), FEA-USP, 2004.

MANDELROT, B. Mercados financeiros fora de controle: a teoria dos fractais explicando o comportamento dos mercados. São Paulo: Campus, 2004.

MARIJANA, Z. Neural network applications in stock market predictions: a methodology analysis. University of Josip Juraj Strossmayer in Osijek, Croatia, 2003. Disponível em: <[http://oliver.efos.hr/nastavnici/mzekic/radovi/mzekic\\_varazdin98.pdf](http://oliver.efos.hr/nastavnici/mzekic/radovi/mzekic_varazdin98.pdf)>. Acesso em: 11/07/2011

MARKOWITZ, H.M. Portfolio Selection. *Journal of Finance*, 1952.v.7, p. 77-91.

MELLO, M. T. Aplicação de Redes Neurais Artificiais no Processo de Precificação de Ações. Trabalho de conclusão de curso – Instituto de Física e Matemática, Universidade Federal de Pelotas, Pelotas 2004. Disponível em: [http://www.ufpel.tche.br/prg/sisbi/bibct/acervo/info/2004/mono\\_marilia.pdf](http://www.ufpel.tche.br/prg/sisbi/bibct/acervo/info/2004/mono_marilia.pdf). Acesso em: 10/07/2011

MOSSIN, J. Equilibrium in a capital asset market. *Econometrica*, p. 768-783, 1966.

MUELLER, A. Uma aplicação de redes neurais artificiais na previsão do mercado acionário. Dissertação (Mestrado em Engenharia), UFSC, 1996.

NORVIG, P.; RUSSEL L. S. Inteligência artificial. São Paulo: Campus, 2004.

PRIGOGINE, I. (1996). *As leis do caos*. São Paulo: Unesp, 2000.

RODRIGUES, R. F. Estudo da teoria dos fractais e da teoria do caos em matemática para finanças. Universidade Estadual do Oeste do Paraná, Cascavel, 2008.

ROLL, R. On computing mean returns and the small firm effect. *Journal of Financial Economics*, v. 12, p. 371-386, 1983.

SANTOS, E. P. Introdução à teoria do caos. In: II Semana de Pós-Graduação em Física, UFPA, 2007, p. 1-9.

SESTREM, E. Desenvolvimento de um protótipo para a predição de índices de

ações. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado), Universidade Regional de Blumenau, 2005.

SHARPE, W. F. Capital asset prices: a theory of market equilibrium under conditions of risk. *Journal of Finance*, v. 19, p. 425-442, 1964.

SHLEIFER, A.; SUMMERS, L. The noise trader approach to finance. *Journal of Economics Perspectives*, v. 4, p. 19- 33, 1990.

THALER, R.; BARBERIS, N. Survey of behavioral finance. In: CONSTANTINE, G., 2003.

THOMAZ, C. E.; VELLASCO, M. M. B. R. Análise de tendências de mercado por redes neurais artificiais. In: VII Congresso Brasileiro de Redes Neurais, Natal, 2005, p. 11/1. Disponível em: <<http://www.fei.edu.br/~cet/cbrn05.pdf>>. Acesso em: 14/07/2011