

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA – UFSC
CENTRO SÓCIO ECONÔMICO
DEPARTAMENTO DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS**

DIEGO DAL-TOÉ RAMOS

**UTILIZAÇÃO DE REDES NEURAS ARTIFICIAIS PARA ANÁLISE DE
INVESTIMENTOS EM AÇÕES “DE VALOR”**

**FLORIANÓPOLIS,
JUNHO, 2009**

Diego Dal-Toé Ramos

Utilização de redes neurais artificiais para análise de investimentos em ações “de valor”

Monografia apresentada ao Curso de Graduação em Ciências Econômicas da Universidade Federal de Santa Catarina, como requisito parcial para obtenção do grau de em Bacharelado em Ciências Econômicas.

Orientador: Prof. Newton Carneiro Affonso da Costa Júnior

Florianópolis,
Junho, 2009

Diego Dal-Toé Ramos

Utilização de redes neurais artificiais para análise de investimentos em ações “de valor”

Monografia apresentada ao Curso de Graduação em Ciências Econômicas da Universidade Federal de Santa Catarina, como requisito parcial para obtenção do grau de em Bacharelado em Ciências Econômicas, submetido à Banca Examinadora e considerado ____ em __/__/__.

Prof. Newton Carneiro Affonso da Costa Júnior
Orientador

Prof. Eraldo Sérgio Barbosa da Silva
Membro da Banca Examinadora

Rodrigo Prante Dill
Membro da Banca Examinadora

Florianópolis, Junho de 2009

*Dedico este trabalho a minha família:
meu pai, Jair; minha mãe, Marlene;
minha irmã, Camila; por constituírem a
base de tudo aquilo em que acredito.*

AGRADECIMENTOS

À minha família, que sempre me apoiou e ajudou durante toda minha trajetória como estudante de graduação na UFSC. Em especial, ao meu pai e minha mãe por terem podido me oferecer uma ótima educação;

À minha namorada, importante pilar em minha vida;

Ao Prof. Newton C. A. da Costa Jr, pelo direcionamento e orientação deste trabalho;

A todos aqueles que me influenciaram direta ou indiretamente neste estudo.

RESUMO

Neste trabalho buscou-se utilizar metodologia computacional e estatística baseada em redes neurais artificiais para se tentar selecionar dentro de grupos anuais de ações listadas na Bolsa de Valores de São Paulo (BOVESPA), no período de 1997 a 2008, quais papéis tem maior potencial de rentabilidade para os anos imediatamente subseqüentes. Como principais objetivos, tentou-se verificar se as redes neurais, com sua característica de “aprendizado”, são eficazes na previsão de retornos ajustados por risco de ações e também se as empresas referentes a estas ações apresentam características financeiras e contábeis que permitam sua classificação como “de valor” (*value stocks*). Também, a performance de uma técnica tradicional de investimento em ações “de valor” foi utilizada como parâmetro de comparação. Ao final do trabalho concluiu-se que as redes neurais podem ser utilizadas em estratégias de investimento que permitam retornos ajustados por risco melhores que o do mercado. Também, verificou-se que a metodologia proposta escolhe freqüentemente, dentro de cada amostra anual de ações, as “de valor” como as que apresentarão melhores retornos ajustados por risco no próximo ano. No entanto, a técnica tradicional de investimento em ações “de valor” apresentou melhor desempenho do que a técnica que utiliza redes neurais.

Palavras Chaves: Redes Neurais Artificiais, Ações “De Valor”, BOVESPA, *Value Stocks*, Técnica de Investimento.

ABSTRACT

This study uses computational and statistical methodology based on artificial neural networks to forecast the investment returns of stocks negotiated in BOVESPA, the main Brazilian stock market, year by year, over the period of 12 years, from 1997 to 2008. The main objective is to analyze whether neural networks, with their “learning” ability, are able to choose the stocks with biggest returns adjusted by risk. We also check whether such stocks have financial and accounting characteristics similar as value stocks. The performance of a typical value stock investment strategy was then compared with that of neural networks. We find that the neural network investment strategy can beat the risk-adjusted average market return. However, typical value stock investment technique outperforms that of neural networks.

Keywords: Artificial Neural Network, BOVESPA, Value Stocks, Investment Technique.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1: Curva de oportunidade e fronteira eficiente.....	18
Figura 2: A “nova” fronteira eficiente	20
Figura 3: A linha de mercado de capitais	22
Figura 4: A linha de mercado de títulos	24
Figura 5: Exemplo de arquitetura de rede neural	27
Figura 6: “Linha do tempo” correspondente à metodologia utilizada.....	30
Figura 7: Arquitetura da rede neural.....	32
Gráfico 1: Evolução das rentabilidades totais para as carteiras selecionadas pela rede neural, a Amostra Total e o índice Bovespa no período de 1997 a 2008.	42

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Valores médios de cada variável, listados por ano para a Amostra Total	35
Tabela 2: Valores médios de cada variável, listados por ano, para as empresas referentes às 50% maiores previsões, feitas pela rede neural	38
Tabela 3: Valores médios de cada variável, listados por ano, para as empresas referentes às 25% maiores previsões, feitas pela rede neural	39
Tabela 4: Resumo das médias gerais das variáveis independentes	39
Tabela 5: Resumo das medianas gerais das variáveis independentes.....	40
Tabela 6: Retornos médios no período de 12 anos para os portfólios selecionados pela rede neural, para a amostra total e para o índice Bovespa (%).....	41
Tabela 7: Teste de nulidade individual das carteiras	42
Tabela 8: Teste de igualdade das carteiras selecionadas pela rede neural em relação à Amostra Total	43
Tabela 9: Retornos anuais e o índice de Sharpe para portfólios selecionados a partir das primeiras 25% e 50% empresas, depois de ordenadas em ordem decrescente dos índices P/VPA, P/L, PSR, e Valor percentual de mercado, além da ordem decrescente de <i>Dividend Yield</i>	45
Tabela 10: Ranqueamento das médias de rentabilidade total para os 14 portfólios mostrados nas tabelas 6 e 9, ordenadas de forma decrescente	46
Tabela 11: Ranqueamento dos índices de Sharpe para os 14 portfólios mostrados nas tabelas 6 e 9, ordenados de forma decrescente	47
Tabela 12: Teste de nulidade individual para as 10 novas carteiras criadas.....	47
Tabela 13: Teste de igualdade das 10 novas carteiras em relação à Amostra Total.....	48

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	8
1.1 TEMA E PROBLEMA.....	8
1.2 OBJETIVOS	11
1.2.1 Objetivo Geral	11
1.2.2 Objetivos Específicos	11
1.2.3 Justificativa	11
2 METODOLOGIA	13
3 REFERENCIAL TEÓRICO	16
3.1 A HIPÓTESE DO MERCADO EFICIENTE.....	16
3.2 TEORIA DAS CARTEIRAS.....	17
3.2.1 Diversificação	17
3.2.2 A Fronteira Eficiente	18
3.2.2 A “Nova” Fronteira Eficiente	19
3.3 O CAPM (CAPITAL ASSET PRICING MODEL)	20
3.4 O MODELO DOS TRÊS FATORES DE FAMA E FRENCH.....	24
3.5 REDES NEURAS ARTIFICIAIS	26
3.5.1 Funcionamento Básico das Redes Neurais Artificiais	27
4 DESCRIÇÃO DO EXPERIMENTO E RESULTADOS	30
4.1 DESCRIÇÃO DO EXPERIMENTO	30
4.1.1 Software Utilizado e Especificações da Rede Neural Artificial	31
4.1.2 Variáveis e Coleta de Dados	32
4.1.3 Avaliação dos Resultados	35
4.2 RESULTADOS.....	38
4.2.1 Avaliação das Características Contábeis que Definem as Empresas como “De Valor”	38
4.2.2 Avaliação Anual das Rentabilidades Totais Reais e da Relação Risco/Retorno	40
4.2.3 Comparação Com Técnica de Construção de Portfólio Baseada em Ranqueamento das Variáveis Independentes	44
5 CONCLUSÕES	49
6 REFERÊNCIAS	51
ANEXO 1	53

1 INTRODUÇÃO

Gestores de investimentos costumam desejar obter o máximo de retorno para suas aplicações com o mínimo de risco. Mas esse desejo sempre irá de encontro com a regra mais básica da teoria das carteiras, que é a correlação positiva entre risco sistemático (risco que não pode ser eliminado pela diversificação) e retorno. Diversos autores no passado, com destaque para Fama (1970, p.383), teorizaram que em um mercado dito eficiente existe uma carteira de aplicações que maximiza o retorno para um dado risco, e que não há maneira de se obter um desempenho melhor. Mas observou-se que a prática não tem correspondido a essa teoria. O mercado nem sempre é eficiente.

Neste trabalho tenta-se mostrar que existem maneiras de se montar uma carteira de aplicações com melhor desempenho do que a da carteira hipotética descrita pelos autores que supõem o mercado totalmente eficiente. Uma dessas maneiras é a montagem de um portfólio composto de ações ditas “de valor” (*value stocks*), estratégia inicialmente descrita por Graham e Dodd (1934) utilizando-se de técnicas contábeis para selecionar valores mobiliários que estão sendo negociados por um preço menor do que seu “valor intrínseco”. Para a seleção destas ações foi utilizado redes neurais artificiais, metodologia computacional relativamente atual e com a capacidade de capturar relações não lineares entre as variáveis em estudo.

1.1 TEMA E PROBLEMA

Desde o ano de 1994, quando o plano Real foi implementado, observou-se um conjunto de transformações que trouxeram maior estabilidade para a economia brasileira, refletindo hoje principalmente em baixa inflação, queda nas taxas de juros e interesse de investidores estrangeiros no mercado nacional (Costa, 2006, p.301). Foi consequência natural dessas mudanças o crescimento do mercado de capitais no país, sustentado em uma ponta por empresas que cada vez mais se interessaram em obter crédito para financiar a expansão de seus negócios através da venda de suas ações, e pela outra ponta, por investidores individuais e gestores profissionais de carteiras que foram buscar no mercado de renda variável um maior retorno para seus recursos.

No entanto a recente crise financeira internacional originada nos EUA parece ter vindo para alertar esses investidores de renda variável dos riscos envolvidos nesse tipo de negociação. Se, de 1995 a 2007 a rentabilidade nominal média anual do IBOVESPA, principal índice de ações da Bovespa, foi de +22,95%, em 2008 a rentabilidade do mesmo foi de -41,22%, fato que tem feito muitos gestores de carteiras de aplicações cuja rentabilidade se baseia no citado *benchmark* se perguntarem a respeito da possibilidade de se montar uma carteira que obtenha um retorno superior a ele correndo iguais riscos, ou retornos iguais correndo riscos menores.

Baseando-se na “hipótese do mercado eficiente” para responder a esta pergunta, a resposta será “não”. Fama (1970) demonstrou que em mercados onde há um grande número de investidores bem informados, os investimentos serão apreçados instantaneamente de modo a refletir todas as informações disponíveis no mercado. Assim seria impossível criar uma estratégia de investimento que conseguisse uma melhor relação risco/retorno que a de uma carteira hipotética com a máxima diversificação possível, carteira que índices como, por exemplo, o *S&P500 Index*, o *Dow Jones Industrial Average*, e o Ibovespa tentam reproduzir com razoável grau de exatidão para seus mercados.

Somada às hipóteses de Markowitz (1952) a respeito da moderna teoria das carteiras e do trabalho de Tobin (1958) definindo uma fronteira eficiente com máximo retorno para dados riscos, a hipótese dos mercados eficientes inspirou um conjunto de autores a desenvolver paralelamente na década 60, entre eles Sharpe (1964), um modelo que relacionava o risco e o retorno dos ativos chamado de *Capital Asset Pricing Model*, o CAPM. Segundo Málaga (2005, p. 23):

Pelo CAPM, o retorno de um ativo qualquer é determinado pelo retorno do ativo livre de risco e pelo prêmio de mercado ajustado pelo fator beta, o qual mede a sensibilidade dos retornos deste ativo em relação aos retornos da carteira de mercado. Este fator beta por sua vez, seria o fator que explicaria a diferença de retorno exigido entre os ativos. Desta forma, ativos com diferentes betas apresentariam diferentes retornos exigidos, sendo a relação entre retorno e beta linear.

Muitos pesquisadores após a formulação do modelo CAPM decidiram testá-lo empiricamente, buscando mensurar o quanto o fator de risco “mercado” pode influenciar a variação dos retornos dos ativos e verificar a relação linear entre retorno e o fator beta. Um dos principais trabalhos que se destacaram na crítica ao modelo CAPM, defendendo assim que o mercado não consegue ser completamente eficiente, foi o de Fama e French (1993). Segundo Málaga (2005, p. 60), a dupla de pesquisadores elaborou um modelo “de três fatores”, que, para uma explicação mais significativa a respeito do retorno das ações,

acrescenta ao CAPM, junto ao antes único fator “mercado”, o fator “tamanho da empresa”, definido pelo valor de mercado de suas ações ordinárias, e o índice *book-to-market* (ou B/M), definido pela relação entre os valores contábil e de mercado do patrimônio líquido. O modelo dos três fatores de Fama e French conclui que empresas pequenas e com alto B/M, chamadas pelo autor de *value stocks* (“empresas de valor”) tendem a ter melhores retornos, dado cada nível de risco, do que as empresas grandes e com B/M baixo, chamadas de *growth stocks* (“empresas de crescimento”).

Paralelamente ao debate acadêmico a respeito da hipótese dos mercados eficientes, investidores individuais e gestores de carteiras corporativas na prática agem como se essa eficiência não existisse, e de certa forma acabam colaborando para os mercados se tornarem mais eficientes. Segundo Bodie, Kane e Marcus (2000) é cada vez maior o interesse por parte desses agentes em coletar dados econômicos e estudá-los através de sofisticados métodos matemáticos e/ou estatísticos, de maneira que se há algum ativo cujo mercado o esteja subapreço, ele é descoberto de maneira continuamente mais rápida, tendo logo a seguir uma valorização que equilibra sua relação risco/retorno. Dentre estes métodos tem se popularizado a utilização de redes neurais artificiais. Bodie, Kane e Marcus (2000, p. 269) explicam de maneira simples as redes neurais como “programas de computador projetados para reconhecer padrões”. Ao identificar padrões em dados que podem não ser óbvios sem análise da informática, as redes neurais possibilitam aos negociadores obterem melhores retornos de seus investimentos.

Constitui-se assim o objetivo principal deste trabalho verificar a possibilidade de se obter uma relação risco/retorno melhor que a do mercado através da montagem de carteiras de investimentos constituídas por ações de empresas brasileiras “de valor”. Será utilizada assim a metodologia das redes neurais artificiais para se tentar “predizer”, dentro de amostras anuais de ações brasileiras, quais obterão melhores rentabilidades para o período imediatamente posterior, checando-se logo a seguir se as previsões estão corretas e se as empresas escolhidas apresentam características contábeis que permitam sua classificação como “de valor”.

1.2 OBJETIVOS

1.2.1 Objetivo Geral

Examinar, dentro do mercado acionário, se é possível obter retornos de investimentos ajustados pelo risco superiores ao do mercado, através do uso de redes neurais artificiais para a obtenção de previsões embasadas em uma seleção de índices financeiros que reflitam tradicionais técnicas de investimento em “ações de valor”.

1.2.2 Objetivos Específicos

- a) Descrever a hipótese dos mercados eficientes e suas posteriores críticas;
- b) Determinar se programas de computador baseados em redes neurais artificiais conseguem selecionar dentro de grupos de ações listadas na Bolsa de Valores de São Paulo (BOVESPA), no período de 1997 a 2008, quais papéis tem maior potencial de rentabilidade para os anos imediatamente subsequentes;
- c) Verificar se as ações com maior rentabilidade prevista são de empresas “de valor”;
- d) Testar se a metodologia das redes neurais é superior à de técnica de se construir carteiras de ações que utiliza ranqueamento de índices contábeis e valor de mercado das empresas;

1.2.3 Justificativa

Pode ser apontado a princípio como justificativa o enriquecimento do debate acadêmico a respeito da teoria dos mercados eficientes. Ao buscar provar empiricamente que os mercados, em especial o brasileiro, com frequência não tomam decisões racionais ao comprar ou vender ativos, este trabalho contribui defendendo que a hipótese descrita pode ser rejeitada em algumas situações.

Um das conseqüências de os mercados não agirem na prática de maneira eficiente é demonstrada no modelo teórico dos três fatores de Fama e French (1993). Ao testar se a rentabilidade de ações tem correlação estatística com as variáveis valor de mercado da empresa e índice preço/valor patrimonial, além de estender o teste para as variáveis *dividend yield*, preço/lucro e *price sales ratio*, este trabalho também busca colaborar cientificamente como evidência empírica do modelo dos três fatores no mercado de capitais brasileiro.

Outra justificativa importante para a elaboração deste trabalho é o teste de utilização de redes neurais artificiais no estudo de relações não-lineares entre variáveis econômicas. Eakins e Stansell (2003) ressaltam que é improvável que a relação entre as variáveis aqui estudadas seja linear. O uso de metodologia baseada em redes neurais em economia e finanças tem sido muito comum nesses casos, e a experiência aqui proposta tenta mostrar sua eficácia.

2 METODOLOGIA

O trabalho foi desenvolvido a princípio através de pesquisa bibliográfica em livros, artigos nacionais e internacionais a respeito do tema para a elaboração da fundamentação teórica. Buscou-se explicar as principais hipóteses da teoria dos mercados eficientes e sua aplicação na teoria das carteiras. Dentro desta a principal evolução como modelo de apreçamento de ações é o modelo CAPM e uma de suas principais críticas é o modelo Fama e French. Para o teste empírico, foi feita uma pesquisa documental através de dados secundários, coletados através de base de dados disponível no software Economática. Foram assim obtidos dados anuais a respeito de empresas de capital aberto listadas na Bovespa (Bolsa de Valores de São Paulo) no período de 1995 a 2008. Escolheu-se fazer o experimento com informações anuais devido a sua maior disponibilidade dentro do banco de dados do Economática em relação a informações com outras periodicidades. Estes dados são especificamente listados abaixo junto com suas freqüentemente usadas siglas e seus nomes em inglês entre parênteses:

- Índice Preço / Valor Patrimonial, P/VPA (*Price / Book*);
- Índice Preço / Vendas, PSR (*Price Sales Ratio*);
- Índice Preço / Lucro, P/L (*Price / Earnings*);
- Dividendos (*Dividend Yield*);
- Valor de Mercado da Empresa (*Market Capitalization*);
- Preço de Mercado das Ações;

Vale ressaltar que o índice P/VPA pode ser calculado como o inverso do já mencionado índice B/M (*book to market*) e o Valor de Mercado da Empresa é calculado pela multiplicação do número de ações da empresa pelo preço de mercado das ações em determinado momento. Este preço de mercado das ações foi coletado como a cotação de fechamento de cada ação para o último dia útil do ano, e a comparação de cada valor de um ano com o do ano imediatamente posterior permitiu o cálculo da rentabilidade percentual anual para cada ação. Estes dados serviram para a alimentação do software *Neurosolutions 5*, programa baseado em redes neurais artificiais que funciona como suplemento do software Microsoft Excel 2007. Segundo Barreto (2002), as redes neurais artificiais são um método

computacional não-linear que utiliza dados externos para aprender a reconhecer padrões através de um processo contínuo chamado de “treinamento”.

Assim uma rede neural, depois de treinada, utiliza dados de “entrada” referentes, por exemplo, a um período de tempo t para calcular na “saída” da rede previsões desses dados para o período $t+1$. Para este trabalho foi utilizado o algoritmo de treinamento de redes neurais chamado de *backpropagation*, que se caracteriza por utilizar também os dados de “saída” da própria rede como auxílio para seu treinamento através de um mecanismo de realimentação. Mais detalhes sobre o algoritmo *backpropagation* são mostrados na Seção 3.5.1.

Escolheu-se também que a arquitetura de rede neural utilizada para este trabalho terá cinco entradas, representadas pelos índices PSR, P/VPA, P/L, Dividendos e Valor de Mercado da Empresa, e uma saída, representada pelo retorno percentual anual mais dividendos de cada empresa. Mais detalhes sobre a arquitetura da rede são mostrados na Seção 4.1.1. O índice P/VPA e o Valor de Mercado da Empresa foram escolhidos como entradas por fazerem parte do modelo teórico dos três fatores de Fama e French (1993). Este modelo, que é explicado com mais detalhes na Seção 3.4, caracteriza como “ações de valor” papéis com baixo P/VPA (ou alto B/M) e baixo Valor de Mercado da Empresa. Já a escolha dos outros índices foi feita devido a Eakins e Stansell (2003) caracterizarem como “ações de valor” papéis com baixos P/L e PSR, além de alto *dividend yield*.

Utilizando-se as especificações de rede neural descritas acima, várias redes serão treinadas e utilizadas para previsão de rentabilidade das ações, uma para cada ano. O treinamento da primeira rede utilizará na entrada dados de 1995, calculando assim como saída uma previsão de rentabilidade das ações para o ano de 1996. Estes valores previstos são confrontados pela rede com os valores reais de 1996, gerando uma diferença que é realimentada na rede, aumentando progressivamente a precisão dos dados de saída em relação aos dados reais. Terminado o treinamento da rede, esta é alimentada na entrada com os dados referentes às empresas selecionadas no ano de 1996 visando observar como saída a previsão da rentabilidade das ações para o ano de 1997. Serão montadas duas carteiras com esses últimos dados, uma com as 25% maiores previsões de rentabilidade em relação a toda a amostra, outra com as 50% maiores previsões, tendo suas rentabilidades reais de 1997 apurados em seguida. As médias dos valores de entrada de 1996 referentes às empresas escolhidas para compor essas duas carteiras também serão calculadas para que possam ser comparadas com a média dos mesmos dados referentes à amostra total de empresas. Se em relação às médias da amostra total, as médias dos dados das duas carteiras montadas tiverem

valores de rentabilidade real de 1997 maior, além de *dividend yield* de 1996 maior e P/V, P/VPA, P/L e Valor de Mercado da Empresa de 1996 menor, constituir-se-á evidência empírica de que empresas definidas como “de valor” costumam ser subvalorizadas pelo mercado.

A segunda rede neural deve ser treinada logo a seguir com o mesmo objetivo, desta vez utilizando dados de entrada de 1996 e saída de 1997, possibilitando logo após alimentar a rede com entrada de 1997 para se obter como saída previsões para 1998, a terceira rede neural, utilizará dados de 1997 a 1998 de maneira a prever 1999 e assim por diante. No final do processo obter-se-á uma tabela com as rentabilidades das duas carteiras selecionadas pela rede neural para cada ano, possibilitando o cálculo de seus índices de Sharpe, medida muito usada pelo mercado para mensurar risco/retorno de ativos. Estes serão comparados com o índice de Sharpe da amostra total de ações e também para o índice Ibovespa no mesmo período, possibilitando assim concluir se é possível obter melhores retornos e menores riscos investindo-se em ações de empresas “de valor”. Como medidas complementares, ainda serão feitos testes de significância, com o objetivo de saber se os dados têm validade estatística ou se foram apenas ocasionais, além de uma comparação com estratégias de investimento em empresas “de valor” sem o uso de redes neurais.

3 REFERENCIAL TEÓRICO

3.1 A HIPÓTESE DO MERCADO EFICIENTE

Segundo Bodie, Kane e Marcus (2000) uma das primeiras aplicações de computadores na economia, da década de 50, foi para a análise de séries temporais econômicas. Acreditava-se que traçando a evolução de variáveis econômicas ao longo do tempo seria possível identificar padrões e fazer previsões de comportamento. Logo se utilizou o novo método para tentar fazer previsões de preços no mercado acionário, com resultados aparentemente satisfatórios. Mas testes científicos posteriores do método mostraram-se desanimadores. Estatisticamente não era possível identificar nenhum padrão previsível em séries temporais de preços das ações. Elas pareciam evoluir por um “caminho aleatório” e era tão provável caírem ou subirem independentemente de desempenhos passados, conclusão que parecia confirmar uma espécie de “irracionalidade” no “mercado”.

Bodie, Kane e Marcus (2000) também explicam que em meados da década de 60, autores das áreas de economia e finanças começaram a estudar essa aleatoriedade no preço de ativos por uma nova ótica. Logo se tornou aparente não mais um mercado irracional, mas um mercado dito “eficiente”. Percebeu-se que o próprio fato dos agentes econômicos, ao agirem racionalmente, estarem sempre inventando e utilizando as mais diferentes metodologias para identificar ativos sobrevalorizados ou subvalorizados, acaba levando estes ativos a serem “instantaneamente” negociados pelo seu preço “justo”. Isto acontece porque ao identificar um papel que julga estar abaixo ou acima do preço que considera justo, o investidor busca comprá-lo ou vendê-lo respectivamente, e a dinâmica da oferta e da demanda leva esse ativo financeiro a atingir um preço de equilíbrio no mercado. Dentre trabalhos de uma série de cientistas a respeito do tema destacou-se o de Fama (1970), que teorizou e demonstrou empiricamente a chamada “hipótese do mercado eficiente”, definida basicamente como a noção de que em mercados onde há um grande número de investidores bem informados, os investimentos serão precificados instantaneamente, de modo a refletir todas as informações disponíveis no mercado.

3.2 TEORIA DAS CARTEIRAS

3.2.1 Diversificação

Na década de 50, começaram a surgir no debate econômico as primeiras ideias a respeito de um tema que hoje em dia tem grande aplicação prática e é considerado conhecimento básico para gestores de carteiras de aplicações, gerenciadores de risco de ativos e outros vários profissionais do mercado financeiro: A Teoria de Carteiras. O artigo pioneiro a respeito do assunto foi de Markowitz (1952), que partiu implicitamente da hipótese dos mercados eficientes e do pressuposto de que os investidores são racionais para dar a primeira contribuição à Teoria das Carteiras, mostrando os benefícios da diversificação em carteiras de aplicações como maneira de se conseguir máximo retorno esperado, dado certo risco.

Para isso o autor a princípio define os ativos financeiros como dotados de retorno aleatório (medido pela variação do valor do ativo em cada período) e de risco (medido pelo desvio padrão dos retornos, dados vários períodos). Risco e retorno são positivamente correlacionados, ou seja, para tentar obter um maior retorno, o investidor precisa poder correr maior risco de não atingir o resultado desejado ao negociar um ativo específico. O risco de um ativo pode ser dividido em duas partes. A primeira é o risco individual, que segundo Araújo (2008) é a parcela do risco diretamente relacionada à instituição emissora, dependendo basicamente dos resultados dela. Se uma empresa, por exemplo, apresenta lucros surpreendentes ou prejuízos inesperados, o preço de sua ação pode apresentar variações significativas, reflexo de seu risco individual. Araújo (2008, p. 412) também descreve as características da segunda parte do risco, que é chamado de sistêmico ou sistemático. Este corresponde às variações no preço de um ativo relacionadas aos acontecimentos do mercado como um todo. Se por exemplo uma crise econômica atinge o país, se mudam as expectativas de taxas de juros para o futuro ou se espera mais ou menos inflação, a parcela componente do risco sistêmico de cada ativo faz seu preço variar.

A grande contribuição de Markowitz (1952) foi mostrar que o risco individual é diversificável. Se o investidor adquirir pequenas parcelas de ativos de instituições diferentes para compor o total de sua carteira, provavelmente será possível diminuir o risco para um

retorno esperado, quanto maior for a quantidade de ativos diferentes dentro desta carteira. Markowitz (1952) mostra que isto acontece devido à possibilidade de existência de correlação negativa ou não perfeitamente positiva entre os riscos individuais das instituições. Assim, muitas vezes os riscos individuais das empresas “se anulam” dentro de uma carteira bem diversificada, sendo que no limite, para uma carteira hipotética composta do máximo de empresas diferentes, o risco individual tende a ser insignificante. Assim é possível reduzir a um mínimo o risco de uma carteira de aplicações para dado retorno, e este risco será apenas o sistêmico.

3.2.2 A Fronteira Eficiente

As estratégias de diversificação elaboradas por Markowitz (1952) servem principalmente para maximizar o retorno que investidores obtêm ao “escolher” determinado nível de risco. Isto é possível quando os investidores optam por combinações de ativos pertencentes ao que o autor chamou de “fronteira eficiente”. Para se entender este último conceito, vejamos um exemplo. Dada uma carteira de aplicações hipotéticas composta por dois ativos negativamente correlacionados, ativo 1 e ativo 2, pode-se traçar uma curva que demonstra a relação de risco e retorno para cada combinação dos ativos. Esta curva, segundo Málaga (2005, p. 40) é chamada de “curva de oportunidade” e é mostrada no gráfico abaixo:

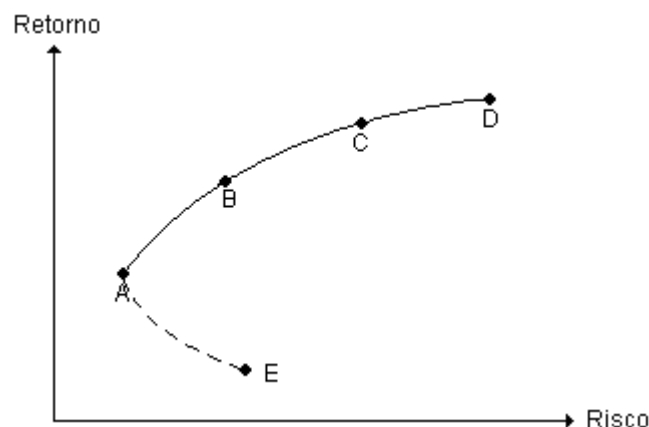


Figura 1: Curva de oportunidade e fronteira eficiente

Fonte: Adaptado de Málaga (2005, p. 40).

Suponhamos que o ponto E represente a carteira com 100% do ativo 1 e 0% do ativo 2, e o ponto D represente a carteira com 0% do ativo 1 e 100% do ativo 2. O ativo 1 é um investimento com baixo risco e baixo retorno, já o ativo 2 vem a ser de alto risco e alto retorno. Supondo que os ativos 1 e 2 apresentem correlação negativa, haverá um ponto no gráfico (ponto A) representando uma determinada combinação entre os dois ativos que minimiza o risco. Se os dois ativos tivessem correlação negativa máxima (igual a -1), a curva tocaria o eixo vertical, e a combinação específica dos ativos naquele ponto teria risco zero e retorno positivo. A linha pontilhada AE corresponde a combinações entre os dois ativos que não maximizam o retorno dado certo risco, combinações chamadas assim de ineficientes. Já a linha contínua AD, que passa pelos pontos B e C, maximiza o retorno para cada dado risco, sendo chamada assim de “fronteira eficiente”.

3.2.2 A “Nova” Fronteira Eficiente

Segundo Bodie, Kane e Marcus (2000, p. 172) é comum considerar títulos emitidos por governos nacionais como dotados de baixíssimo risco, principalmente devido aos seus poderes de emitir obrigações livres de inadimplência, já que controlam a oferta monetária. Esses títulos assim são considerados dentro da economia nacional, como “ativos livres de risco”. Tobin (apud MÁLAGA, 2005, p. 42), tomando por base o trabalho de Markowitz e considerando a existência desse ativo livre de risco na economia, mostra que decisões de investimento com relações de risco e retorno otimizadas se limitarão a combinações desse ativo livre de risco com um dos pontos componentes da fronteira eficiente de uma carteira hipotética formada por ativos não livres de risco. Vejamos um exemplo explicado com a ajuda da figura 2:

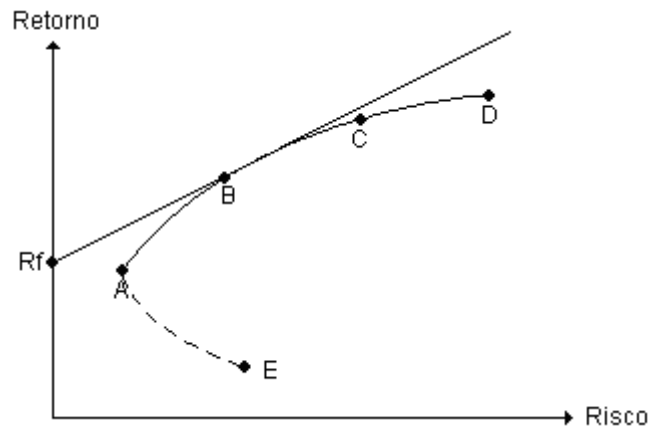


Figura 2: A “nova” fronteira eficiente.

Fonte: Adaptado de Málaga (2005, p. 42).

Parte-se aqui de um aprofundamento em cima do exemplo usado no tópico anterior. O ponto R_f representa o ativo livre de risco. Ao se traçar uma reta a partir do ponto R_f que tangencie algum ponto da fronteira eficiente formada por combinações dos ativos não livres de risco 1 e 2, atinge-se o ponto B. Assim, todas as combinações do ativo livre de risco com a carteira formada por ativos 1 e 2 representada em B serão representadas nessa reta, chamada por Tobin de “nova fronteira eficiente”. Como ela está totalmente acima da curva que representa a “velha” fronteira eficiente, deduz-se que ela maximiza o retorno para cada nível de risco. Esta nova fronteira domina a antiga em termos de risco e retorno, ou seja, para um dado nível de risco, o investidor racional sempre escolherá um ativo situado na Nova Fronteira Eficiente. Este ativo, na verdade, será uma combinação entre o ativo livre de risco e a carteira com risco, simbolizada pelo ponto B no gráfico acima.

3.3 O CAPM (CAPITAL ASSET PRICING MODEL)

Segundo Málaga (2005, p.43), a Teoria das Carteiras desenvolvida por Markowitz tratava do investidor e de suas decisões de investimento de forma individual. Os pontos situados na Fronteira Eficiente então servem como as melhores alternativas de investimento para esse investidor e, na existência de um ativo livre de risco, a Nova Fronteira Eficiente. Mas segundo Elton e Grubber (apud MÁLAGA, 2005, p. 43), estas fronteiras diferem de investidor para investidor, dependendo de sua expectativa de risco e retorno para cada ativo.

Assim pode-se dizer que a teoria de Markowitz não aborda as decisões conjunturais de todos os investidores.

Posteriormente esta limitação foi superada. Na década de 60, Jack Trynor, William Sharpe, John Lintner e Jan Mossin, desenvolveram independentemente a partir da teoria de Markowitz um modelo de equilíbrio geral de preços dos ativos nos mercados de capitais, chamado de Modelo de Precificação de Ativos de Capital (CAPM). Para o desenvolvimento teórico deste modelo adicionaram-se às premissas da Teoria das Carteiras de Markowitz algumas outras que segundo Araújo (2008, p. 426) são:

- O investidor somente se preocupa com duas variáveis: Risco e Retorno; por isso, racionalmente buscará maximizar seu retorno para um dado nível de risco que esteja disposto a assumir ou minimizar seu risco para um determinado nível de retorno esperado.
- Os mercados são atomizados, isto é, os investidores não têm condições de formar ou manipular preços, pois o valor de sua riqueza é muito pequeno em comparação à riqueza de todo o mercado.
- Os mercados não possuem imperfeições; todos os ativos são negociados por qualquer preço e em qualquer quantidade, tanto quantidades positivas quanto negativas.
- Não existem custos de transação nem impostos.
- As opções de investimento são limitadas a um conjunto de ativos negociados publicamente; além disso, os investidores podem aplicar ou tomar recursos à taxa livre de risco.
- O conjunto de informações sobre os ativos está disponível a todos os investidores do mercado e, por isso, eles possuem expectativas homogêneas acerca das oportunidades de investimento.

O desenvolvimento do modelo CAPM parte dos conceitos que definem a “Fronteira Eficiente” e a “Nova Fronteira Eficiente”. Primeiro substituímos o ativo 2 da carteira hipotética mostrada na figura 1 por uma chamada de “carteira de mercado”, composta segundo Sharpe (apud MÁLAGA, 2005, p. 48) de todos os ativos presentes na economia, na proporção do valor de cada ativo em relação ao valor total de mercado. Pelos mesmos raciocínios aplicados no tópico anterior, é possível obter a figura 3, que tem na curva inclinada a representação gráfica de todas as combinações de risco e retorno entre o ativo 1 e

a carteira de mercado. O Ponto M do gráfico representa o ponto em que os recursos estão integralmente alocados na carteira de mercado, sendo que sob esta condição, de acordo com a definição de “carteira de mercado”, também há uma alocação de recursos do ativo 1, já que ele também integra a carteira de mercado.

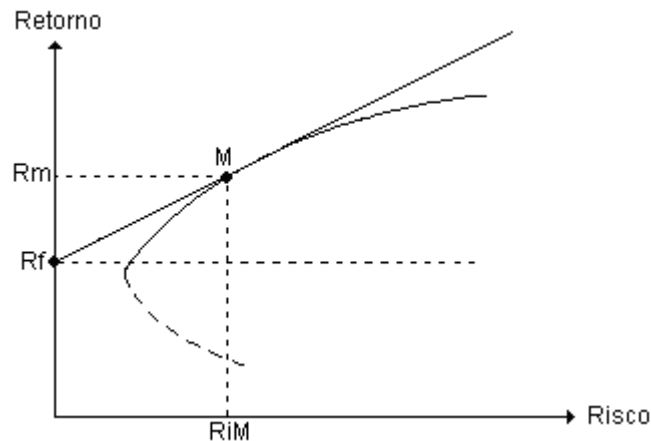


Figura 3: A linha de mercado de capitais.

Fonte: Adaptado de Araújo (2008, p. 426).

Segundo Sharpe (apud MÁLAGA, 2005, p. 44) essa “Nova Fronteira Eficiente” que tangencia a carteira de mercado é chamada de Linha de Mercado de Capitais. A partir dela Araújo (2008, p. 427) demonstra que “a razão entre os prêmios de risco de todos os ativos pertencentes a M e a covariância de seus retornos com os dessa carteira é constante para todos”. Esta relação é mostrada abaixo para dado ativo i:

$$\frac{R_i - R_f}{\text{Cov}(R_i, R_m)} = K$$

Onde:

R_i = Retorno esperado do Ativo i;

R_f = Retorno do ativo livre de risco;

R_m = Retorno esperado da Carteira de Mercado;

K = Constante.

A regra acima também vale para a carteira de mercado. Assim:

$$\frac{R_m - R_f}{\text{Cov}(R_m, R_m)} = K$$

Igualando as duas equações acima e considerando que $\text{Cov}(R_m, R_m)$ é igual a $\text{Var}(R_m)$:

$$\frac{R_i - R_f}{\text{Cov}(R_i, R_m)} = \frac{R_m - R_f}{\text{Cov}(R_m, R_m)}$$

Isolando o retorno de i do lado esquerdo da equação, chega-se à seguinte relação:

$$R_i = R_f + (R_m - R_f) \cdot \frac{\text{Cov}(R_i, R_m)}{\text{Var}(R_m)}$$

A equação mostrada acima diz que o retorno de um ativo qualquer i é composto do retorno do ativo livre de risco somado à multiplicação por uma constante da diferença entre o retorno da carteira de mercado e o retorno do ativo livre de risco. Chamaremos essa constante de β_i . Assim:

$$\beta_i = \frac{\text{Cov}(R_i, R_m)}{\text{Var}(R_m)}$$

Substituindo na equação anterior, finalmente chegamos na tradicional equação do CAPM:

$$R_i = R_f + \beta_i \cdot (R_m - R_f)$$

Araújo (2008, p.428) explica que β_i pode ser interpretado como o nível de sensibilidade dos movimentos do ativo em relação aos movimentos do mercado. Essa análise permite quatro hipóteses:

- a. $\beta_i > 1$: O ativo i se move no mesmo sentido que o mercado, mas suas variações são mais fortes que o mercado. Um exemplo é o ponto Y da figura 4;
- b. $\beta_i = 1$: O ativo i se move de maneira exatamente proporcional à carteira de mercado. Tem como exemplo o ponto M da figura 4;
- c. $0 < \beta_i < 1$: O ativo i se move no mesmo sentido que o mercado, mas em proporções menores. Um exemplo é o ponto X da figura 4.
- d. $\beta_i < 0$: O ativo i se move em sentido oposto ao do mercado.

O coeficiente β_i pode ser usado para se desenhar um gráfico que o mostre como variável independente (figura 4), sendo o retorno R_i a variável dependente, o resultado é uma linha inclinada que segundo Araújo (2008, p. 428), é chamada de “linha de mercado de títulos”:

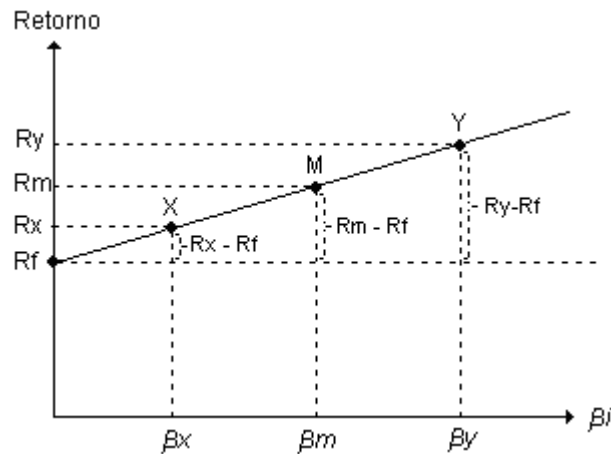


Figura 4: A linha de mercado de títulos

Fonte: Adaptado de Araújo (2008, p. 428).

Pode-se visualizar, através do uso do gráfico acima, que o retorno de um ativo, pelo modelo CAPM, sempre será composto do ativo livre de risco (R_f) somado a uma parcela que é proporcional ao β_i , ou seja, depende da sensibilidade do ativo em relação ao mercado.

3.4 O MODELO DOS TRÊS FATORES DE FAMA E FRENCH

Segundo Málaga (2005, p. 60), desde a formulação do CAPM, diversos pesquisadores vêm procurando evidenciar a validade do modelo, conduzindo testes empíricos em diversos mercados acionários. Muitos destes estudos identificaram que o risco de mercado, o β (beta), não é suficiente para explicar as variações nos retornos dos ativos. Percebeu-se que outros fatores não captados pelo CAPM influenciam de maneira bastante relevante os retornos dos ativos. Fama e French (1993), baseados em alguns desses fatores identificados por estudos anteriores, equacionaram um modelo de três fatores que explica significativamente as variações dos preços dos ativos. Fama e French (apud MÁLAGA, 2005, p. 60) mostram assim quais são esses três fatores:

- O risco de Mercado, conforme descrito no modelo CAPM ($R_m - R_f$);
- O tamanho da empresa (SMB ou *Small Minus Big*);
- A relação entre o valor contábil da empresa e seu valor de mercado (HML ou *High Minus Low*). Esta relação pode ser chamada de B/M (do inglês *book to market*).

Segundo Fama e French (apud MÁLAGA, 2005) o primeiro fator é igual ao do CAPM. Isto significa que o retorno de um ativo é em parte a soma do retorno do ativo livre de risco com um valor proporcional ao seu risco de mercado ($R_m - R_f$). Os outros dois fatores são resultados de evidências empíricas, apontados em trabalhos na área de finanças posteriores ao CAPM e anteriores ao de Fama e French. O primeiro deles refere-se ao tamanho da empresa, definido pelo valor de mercado de suas ações ordinárias. Segundo Fama e French (apud MÁLAGA, 2005, p. 64) empresas menores teriam melhores retornos, existindo assim um “prêmio pelo tamanho” (que o autor chama de SMB ou *Small Minus Big*), calculado pela diferença de retornos entre uma carteira hipotética composta de ações de empresas menores e outra composta por papéis de empresas maiores. O último fator é descrito por Fama e French (apud MÁLAGA, 2005, p. 64) como a relação do valor contábil do patrimônio líquido da empresa com o valor de mercado de suas ações ordinárias, também chamado de índice B/M (do inglês *book to market*). Nesse caso empresas com alto B/M teriam melhores retornos, existindo assim também um “prêmio pelo alto B/M” (que o autor chama de HML ou *High Minus Low*), definido como a diferença de retornos entre uma carteira hipotética composta de ações de alto B/M e outra composta por papéis de empresas com baixo B/M.

Assim, a equação matemática para o modelo dos três fatores, que pode ter seus β_{1i} , β_{2i} e β_{3i} estimados por regressão linear múltipla, é mostrada abaixo:

$$R_i = R_f + \beta_{1i}(R_m - R_f) + \beta_{2i}(\text{SMB}) + \beta_{3i}(\text{HML})$$

Onde:

R_i = Retorno esperado do Ativo i ;

R_f = Retorno do ativo livre de risco;

R_m = Retorno esperado da Carteira de Mercado;

$R_m - R_f$ = Prêmio de mercado;

β_{1i} = Beta 1 do ativo i , coeficiente de sensibilidade do ativo i em relação ao prêmio de mercado;

SMB = “Prêmio pelo tamanho”;

β_{2i} = Beta 2 do ativo i, coeficiente de sensibilidade do ativo i em relação ao “prêmio pelo tamanho;

HML = “Prêmio pelo alto B/M”;

β_{3i} = Beta 3 do ativo i, coeficiente de sensibilidade do ativo i em relação ao “prêmio pelo alto B/M”.

Em seu trabalho principal a respeito do modelo de três fatores, Fama e French (1993) demonstram, através de uma análise de retorno de ações de empresas americanas no período de 1963 a 1991, a significância do modelo, mostrando em comparação ao CAPM resultados estatísticos bem mais precisos. Mas a principal crítica, segundo os próprios autores é a falta de embasamento teórico do modelo. Fama e French (1993, p. 54) apenas especulam, dizendo que talvez o prêmio da variável “B/M” (HML) estaria relacionado ao risco de a empresa enfrentar dificuldades financeiras. Já o prêmio da variável “tamanho da empresa” (SMB) estaria relacionado aos maiores riscos das pequenas empresas e à incapacidade dos gestores de manter uma carteira diversificada e eficiente. Assim, os autores “encorajam” novos estudos a respeito desses prêmios de risco. (FAMA; FRENCH, 1993, p. 38).

3.5 REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS

Segundo Eakins e Stansell (2003), é improvável que a relação entre as rentabilidades e as variáveis que definem ações como “de valor” sejam matematicamente lineares. Em um trabalho mais antigo os mesmos autores (BUCK; EAKINS; STANSELL, 1998) afirmam que nesses casos modelos estatísticos de regressão utilizados tradicionalmente em finanças não apresentam resultados satisfatórios. É demonstrada assim como boa alternativa a utilização de redes neurais artificiais, método capaz comprovadamente de reconhecer padrões complexos entre os dados fornecidos, de maneira a serem utilizados para projetar relações futuras. Por isto Eakins e Stansell (2003, p.3) afirmam que “o uso de modelos baseados em redes neurais no estudo de economia e finanças tem se tornado bastante comum”. Neste capítulo, o objetivo é mostrar a lógica do funcionamento das redes neurais artificiais, através de algum detalhamento a respeito de seu conceito e características básicas, além de uma breve descrição a respeito de suas vantagens e desvantagens em relação a métodos estatísticos tradicionais.

3.5.1 Funcionamento Básico das Redes Neurais Artificiais

Mueller (1996) afirma que o funcionamento das redes neurais artificiais se baseia nos estudos sobre a estrutura do cérebro humano, de maneira a tentar imitar sua forma inteligente de processar informações.

Detalhadamente, Hetch (apud MUELLER, 1996) descreve as redes neurais como uma estrutura de processamento de informações formada por unidades de processamento (UPs), que emulam os neurônios biológicos, interconectadas por arcos unidirecionais, também chamados de ligações, conexões ou sinapses. As UPs possuem memória e podem realizar operações de processamento de informação localizada. Cada UP possui uma única saída, a qual pode se ramificar em muitas ligações colaterais com outras UPs.

Essas interconexões entre as UPs, segundo Eakins e Stansell (2003), determinam a estrutura ou arquitetura da rede neural, formando camadas. Cada rede divide-se usualmente em uma camada de entrada, pelo menos uma camada “escondida” e uma camada de saída. A figura 5 mostra um exemplo de arquitetura de rede neural, mostrando a camada de entrada composta por quatro UPs, uma camada “escondida”, de três UPs e uma de saída com duas UPs, juntamente com suas interconexões:

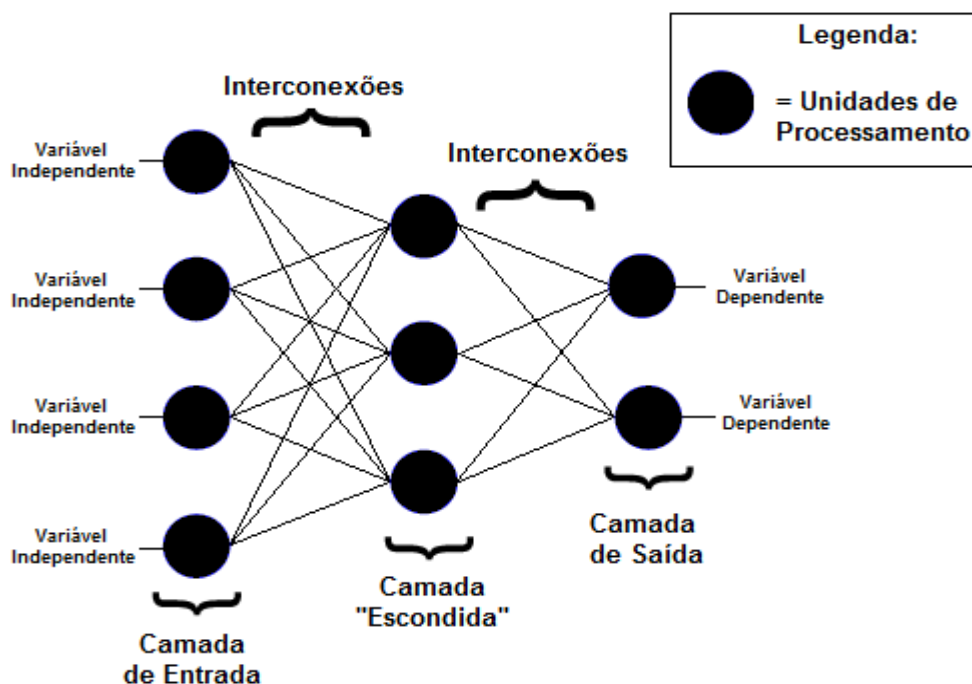


Figura 5: Exemplo de arquitetura de rede neural.

Fonte: O Autor

Como é possível notar na figura 5, as UPs da camada de entrada recebem os dados que são chamados tradicionalmente de variáveis explicativas ou independentes, já as UPs na camada de saída recebem as variáveis dependentes. Na medida em que é feita a “alimentação” da rede com os dados nas camadas de entrada e de saída, ela tem a característica de “aprender” as possíveis relações entre as variáveis independentes e dependentes.

Eakins e Stansell (2003) explicam que a rede apresenta essa capacidade de aprendizado por ser programada para desenvolver na camada “escondida” o que podem ser chamados de “pesos” ou ponderações com erros minimizados para as variáveis independentes. Desta maneira as redes neurais atuam como um método que gera uma fórmula complexa através de sua(s) camada(s) “escondida(s)” de maneira a estimar a melhor relação possível entre as camadas de entrada e saída, num processo que é chamado na linguagem técnica de “treinamento” ou “adaptação”.

Finalmente, para o adequado funcionamento da rede neural, é necessário um algoritmo de aprendizado. Mueller (1996) cita o algoritmo *backpropagation* (“propagação para trás”) como o mais largamente utilizado nos processos de treinamento das redes neurais. Conforme Beale (apud MUELLER, 1996), o *backpropagation* funciona a partir de um fluxo de informações que sai da camada de entrada, vai para as camadas “escondidas”, depois para a camada de saída e então se propaga de volta na rede, ou seja, retorna para as camadas “escondidas” e a de entrada. Isto acontece porque a partir da saída produzida pela rede é calculado um erro, representando a diferença entre o valor obtido e o desejado. O objetivo consiste, então, em reduzir continuamente o erro até um determinado valor aceitável, na medida em que o processo é repetido. Isto é alcançado pelo ajuste dos pesos entre as conexões das UPs, que calcula o erro para alguma unidade particular e propaga esse erro para a camada anterior. Cada unidade tem seus pesos ajustados de modo a minimizar o erro da rede.

Na explicação de Barreto (2002), o *backpropagation* funciona como uma regra de aprendizado supervisionado. Apresenta-se à rede um conjunto de dados composto pelas variáveis dependentes e independentes pelas quais se quer achar uma relação e verifica-se a saída da rede, que é comparada à saída esperada, resultando numa diferença, o erro. Calcula-se o vetor gradiente deste erro com relação aos valores sinápticos da camada de saída que é atualizada por um passo escolhido podendo-se então calcular o erro da saída da penúltima camada, e assim por diante propagando para trás o erro (origem do nome *backpropagation*) por todas as camadas de conexões. A seguir apresenta-se mais um novo conjunto de dados à rede (pode ser o mesmo repetido) e continua-se o processo até que o erro seja menor que uma tolerância pré estabelecida. Barreto (2002) ainda acrescenta que o *backpropagation* exige que

a rede seja composta por pelo menos três camadas, sendo uma “escondida”. Assim, ao menos uma camada de UPs não está envolvida com a entrada ou saída e é, portanto, interna à rede. Segundo o autor, “esta camada e suas conexões quando aprendem a efetuar uma função, agem como se houvesse uma representação interna da solução do problema”.

No trabalho de Hill et al.(1994), são discutidos os benefícios potenciais das redes neurais artificiais em relação a outros modelos de previsão e tomada de decisão. Segundo os autores, uma das principais vantagens é a sua capacidade de extrair uma mais complexa serie de informações a respeito de formas funcionais embutidas nos dados. De acordo com os cientistas, as redes neurais são capazes de “dividir em partes” o espaço da amostra e nelas estimar diferentes funções inerentemente não lineares.

Na visão de Eakins e Stansell (2003), o método das redes neurais se mostra um avanço em relação a técnicas tradicionais (como, por exemplo, os modelos de regressão), já que conseguem relativamente gerar coeficientes estáveis de previsão, mesmo quando o problema a ser resolvido não é “bem comportado”, ou seja, não tem solução única nem depende apenas dos dados disponíveis.

Comparando as redes neurais com modelos de regressão, Hill et al. (1994) concluíram que os modelos de redes neurais apresentam melhores resultados de previsão quando é(são) desconhecida(s) a(s) forma(s) funcional(is) que relaciona(m) as variáveis independentes com as dependentes. Já Eakins e Stansell (2003) afirmam que as redes neurais costumam produzir menor erro do que outras formas de reconhecimento de padrões, mas ressalta que sob certas circunstâncias, (quando os “pesos” estimados nas UPs tem valor 0 ou 1) os coeficientes da rede se tornam equivalentes a coeficientes de regressões lineares, recomendando a utilização de valores contínuos no cálculo dos pesos para evitar esse problema.

Hill et al. (1994) também apontam desvantagens no uso de metodologias baseadas em redes neurais. Segundo o autor, é impossível calcular algo análogo aos coeficientes de regressão para as variáveis independentes. Outro problema freqüente é o tempo às vezes muito longo para cálculo das estimativas, o que exige uma alta capacidade de processamento computacional. Também há o risco de “super-treinamento”, problema que faz a rede se “especializar” em determinado conjunto de dados de entrada e saída, perdendo sua capacidade de previsão caso seja alimentada com outros conjuntos de informações.

4 DESCRIÇÃO DO EXPERIMENTO E RESULTADOS

4.1 DESCRIÇÃO DO EXPERIMENTO

Segundo Eakins e Stansell (2003, p.5), estratégias de investimento são consideradas eficazes na medida em que permitem que agentes econômicos utilizem dados disponíveis em um período para tomar decisões que possibilitem consistentemente rentabilidades totais acima de determinado *benchmark* em períodos subsequentes. O termo “rentabilidade total” é definido com mais detalhes na Seção 4.1.2, mas pode se adiantar que ele consiste resumidamente na soma da valorização no preço da ação com os valores pagos como dividendos, ambos num mesmo período considerado. Tentou-se neste trabalho estabelecer uma estratégia de investimento eficaz através da utilização de metodologia baseada em redes neurais artificiais, esquematizada com auxílio da figura abaixo:

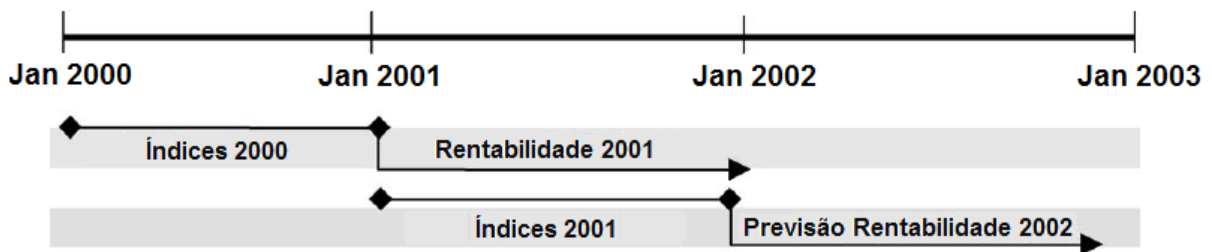


Figura 6: “Linha do tempo” correspondente à metodologia utilizada.

Fonte: Adaptado de Eakins e Stansell (2003).

A “linha do tempo” mostrada na figura 6 ajuda a entender como as redes neurais artificiais foram utilizadas de maneira a se prever a rentabilidade total das ações para o ano de 2002 (como exemplo). É suposto que em Janeiro de 2002 investidores potenciais têm acesso a dados financeiros, índices contábeis e valor de mercado das empresas, todos relacionados ao ano de 2000 (representados na figura 6 pela denominação “Índices 2000”). Também, em Janeiro de 2002, esses investidores conseguem calcular a rentabilidade total das ações em 2001 (na figura 6 representada como “Rentabilidade 2001”). Assim, em Janeiro de 2002 os investidores podem utilizar-se dos “Índices 2000” e da “Rentabilidade 2001” de várias ações previamente selecionadas para treinar uma rede neural específica que, após a finalização de

seu treinamento, pode ser “alimentada” com dados referentes ao ano de 2001 (mostrados na figura 6 como “Índices 2001”) para se prever a rentabilidade total de cada ação em 2002 (representada na figura 6 como “Previsão Rentabilidade 2002”). Esse método foi utilizado para a previsão das rentabilidades totais de 12 diferentes anos (de 1997 a 2008), treinando-se assim 12 redes neurais a partir de dados anuais coletados entre 1995 e 2007. Detalhes da amostra de dados utilizada são mostrados na Seção 4.1.2. Escolheu-se trabalhar com dados a partir de 1995 devido à ocorrência do fenômeno da hiperinflação na economia brasileira até meados de 1994, fato que dificultaria o cálculo das rentabilidades reais de ações para períodos anteriores. Também colaborou para a escolha dos anos citados a maior facilidade de encontro dos dados necessários para a experiência, disponíveis em banco de dados acessado através do software Economática

4.1.1 Software Utilizado e Especificações da Rede Neural Artificial

Com relação ao programa de computador selecionado para a experiência, optou-se pelo software *Neurosolutions 5*, escolha baseada principalmente por sua opção de funcionamento como suplemento do Microsoft Excel 2007.

A respeito do modelo de rede neural artificial, entre os diversos modelos que esse software oferece para uso, decidiu-se pelo chamado de *Multilayer Perceptron* (MLP), cujo funcionamento baseia-se em um mecanismo de *backpropagation* estático.

Sobre a arquitetura da rede, foram utilizados cinco neurônios na camada de entrada, um neurônio na camada “escondida” e um na camada de saída. Como regra de aprendizado foi escolhida a *momentum*, e como função de transferência de cada neurônio decidiu-se pela tangente hiperbólica (TanH). Por fim, o número de iterações utilizadas para o treinamento de cada rede foi de três vezes o número de ações de empresas contidas nas amostras anuais.

As especificações de modelo, arquitetura, regra de aprendizado, função de transferência e número de iterações da rede neural utilizadas nesse trabalho são resultado de extensivos testes e experimentações baseadas em “tentativa e erro” de todas as configurações disponíveis no software, com a intenção de escolher a que tivesse menores chances de sofrer um fenômeno chamado de “super-treinamento”. Segundo Navarro (2009), durante o treinamento de redes neurais chega-se a um ponto em que há a necessidade de sua

interrupção. Se isso não for feito, a rede se vicia nos dados de treinamento e deixa de responder satisfatoriamente a outros dados que serão fornecidos depois a ela. Assim, redes neurais podem ser consideradas mais “generalistas” na medida em que, sem sofrer super-treinamento, diminuem o erro de suas previsões.

A figura 7 representa a arquitetura da rede escolhida, com as variáveis de entrada e saída utilizadas no experimento proposto:

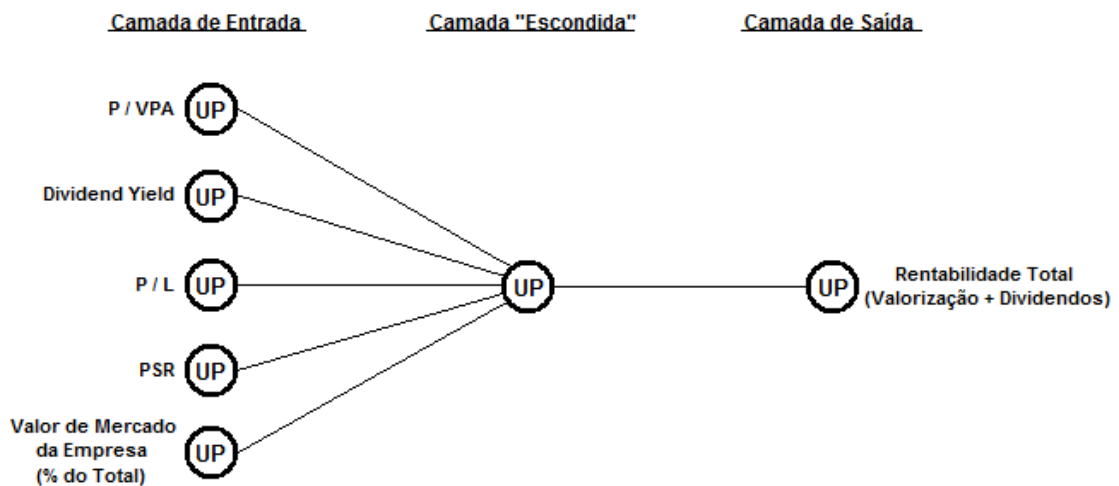


Figura 7: Arquitetura da rede neural.

Fonte: O autor.

4.1.2 Variáveis e Coleta de Dados

Para a obtenção dos dados necessários à execução do experimento proposto, utilizou-se o de banco de dados acessado através do software Economática. Assim, foram coletadas informações anuais de empresas listadas na Bovespa referentes às variáveis descritas a seguir:

1) Variáveis de Entrada (Coletadas para os períodos de 1995 a 2007)

- **P/VPA (Índice Preço / Valor Patrimonial):** Resultado da divisão do preço da ação pelo valor de seu patrimônio líquido por ação. É apurado no final de cada período. Seu valor é o inverso do índice *Book to Market* (B/M), utilizado em países de língua inglesa;

- **Dividend Yield:** Índice que mede o valor dos dividendos pagos por uma empresa durante um período em relação ao valor de sua ação no início do mesmo. Seu cálculo é demonstrado abaixo:

$$D_{yn} = \frac{D_{pan}}{P_{in}} \cdot 100$$

Onde:

D_{yn} = *Dividend Yield* da ação n no período;

P_{in} = Preço da ação n no início do período;

D_{pan} = Soma de valores pagos como dividendos da ação n no período.

- **P/L (Índice Preço / Lucro):** Resultado da divisão do preço da ação pelo seu lucro líquido por ação. É apurado no final de cada período;
- **PSR (Price Sales Ratio):** Resultado da divisão do preço da ação pela sua receita líquida por ação. É apurado no final de cada período;
- **Valor de Mercado da Empresa (% do Total):** Valores de mercado das empresas são obtidos pela multiplicação do número de ações que a empresa detém pela sua cotação de mercado em determinado momento. Aqui, a cotação utilizada foi a do final de cada período apurado. Posteriormente ao cálculo desses dados, para seu uso mais eficiente como uma das entradas da rede neural, foi utilizado um valor percentual, resultado da divisão de cada valor de mercado das empresas pela soma dos valores de mercado de todas as empresas que o software Económica detinha os dados num mesmo período.

2) Variável de Saída (Coletada para os períodos de 1996 a 2008)

- **Rentabilidade Total:** Soma da valorização da ação com os valores pagos como dividendos, ambos no mesmo período. Seu cálculo é mostrado abaixo:

$$R_{tn} = V_n + D_{yn}$$

$$V_{an} = \left[\left(\frac{P_{fn}}{P_{in}} \right) - 1 \right] \cdot 100$$

Onde:

R_{tn} = Rentabilidade total da ação n no período;

V_n = Valorização do preço da ação n no período;

D_{yn} = *Dividend Yield* da ação n no período;

P_{in} = Preço da ação n no início do período;

P_{fn} = Preço da ação n no final do período.

Não foi possível obter todos os dados desejados devido a deficiências no banco de dados do software mencionado. Após a coleta das informações descritas a princípio foram excluídos das amostras iniciais anuais os dados “repetidos”, decorrentes de a maioria das empresas terem pelo menos dois tipos de ações listadas na bolsa (preferenciais, ordinárias, e seus subtipos). A partir de todos os diferentes papéis de cada empresa, escolheu-se o que tinha maior quantidade de dados disponíveis, sendo os outros excluídos em todas as amostras anuais. Depois, dentro de cada amostra anual, excluiu-se empresas que não tinham disponível o conjunto completo de variáveis necessárias para a aplicação da metodologia. Por fim foram eliminadas de cada amostra anual empresas que tivessem qualquer uma de suas variáveis com valores três desvios-padrões abaixo ou acima de sua média. Segundo Eakins e Stansell (2003), este último passo é necessário para se eliminar variáveis muito discrepantes, com possíveis erros nos dados que possam vir a influenciar o treinamento das redes neurais. Nessas duas últimas etapas, a exclusão de uma empresa em amostra de determinado ano não significou necessariamente a exclusão da mesma em outros anos.

A lista das empresas selecionadas para cada amostra anual é colocada no Anexo 1. A Tabela 1 mostra o valor médio das variáveis de cada amostra anual. É conveniente notar, após a execução dos critérios de refinamento, o tamanho pequeno de cada uma das amostras totais anuais, começando por 50 no ano de 1995 e aumentando gradualmente até o valor de 134 no ano de 2007. A última coluna também merece comentário, já que representa a média das rentabilidades totais reais do ano seguinte ao representado na primeira coluna, informação que, segundo o método descrito na seção 4.1, é necessária para treinar cada rede neural. Finalmente, a penúltima linha mostra a média das médias anuais das variáveis e a última linha mostra a mediana das médias anuais. Segundo Barbetta (2002, p. 112), quando há grande diferença entre a média e a mediana de uma amostra, indica que sua distribuição é bastante assimétrica. Uma das possíveis causas dessa assimetria é a existência de variáveis com valores distantes da média, chamadas de discrepantes. Nesses casos, a mediana costuma ser considerada a melhor medida de tendência central, o que parece ser o caso na Tabela 1 das variáveis P/VPA, PSR e principalmente Rentabilidade Total Real futura.

Tabela1: Valores médios de cada variável, listados por ano para a Amostra Total

Ano	Tamanho Amostra	P/VPA	<i>Dividend Yield</i>	P/L	PSR	Valor Mercado (% / Total)	% de Rentabilidade Total Real (Futuro)
1995	50	0,608	3,662	5,152	0,486	0,340	44,216
1996	47	0,640	4,002	7,519	0,730	0,530	8,144
1997	52	0,610	5,288	9,323	0,646	0,280	-26,077
1998	44	0,352	7,839	5,250	0,289	0,270	227,262
1999	74	1,073	5,008	2,657	0,916	0,380	13,367
2000	77	1,045	3,726	7,391	0,801	0,491	9,233
2001	85	0,958	3,641	5,731	0,791	0,541	10,376
2002	91	1,004	4,540	3,340	0,722	0,433	98,691
2003	106	1,622	5,330	9,973	1,396	0,468	56,382
2004	106	1,679	3,855	12,659	1,437	0,389	14,265
2005	108	1,858	4,198	7,977	1,161	0,403	56,402
2006	136	2,593	3,332	11,879	2,615	0,333	64,526
2007	134	-3,060	2,603	16,600	4,827	0,252	-40,186
Média Geral		0,845	4,386	8,112	1,294	0,393	41,277
Mediana Geral		1,004	4,002	7,519	0,801	0,389	14,265

4.1.3 Avaliação dos Resultados

A avaliação dos resultados da experiência foi composta por quatro etapas:

- 1) Avaliação anual das rentabilidades totais reais;
- 2) Avaliação das relações risco/retorno;
- 3) Avaliação das características contábeis que definem empresas como “de valor”;
- 4) Comparação com técnica de construção de portfólio baseada em ranqueamento das variáveis independentes.

Na primeira etapa o objetivo foi verificar anualmente se carteiras compostas por ações cuja rede neural previu maior rentabilidade mostraram ganhos reais superiores ao do índice Ibovespa e ao da carteira composta por todas as ações da amostra anual.

Para que isto fosse possível, partiu-se dos dados de previsão de rentabilidade total, obtidos através do método descrito na seção 4.1. Foram verificadas as rentabilidades totais

reais referentes a essas previsões e em cada ano três carteiras de ações foram montadas. Como regra geral estas carteiras puderam ter quantidade variável de empresas em sua composição, mas a proporção do valor das ações de uma determinada empresa em relação a valor total da carteira é sempre igual dentro de cada carteira no início do período. Esta regra foi estabelecida para facilitar a avaliação da rentabilidade total de cada carteira, já que assim pode-se calculá-la através da média aritmética simples das rentabilidades totais de cada ação no período estudado. Portanto:

$$R_{tc} = \frac{(R_{t1} + R_{t2} + R_{t3} + \dots + R_{tn})}{n}$$

Onde:

R_{tc} = Rentabilidade total da carteira de ações no período;

R_{tn} = Rentabilidade total da ação n no período.

Os nomes das três carteiras montadas para cada ano são mostrados abaixo, junto com a descrição de suas características particulares:

- **Amostra Total:** Carteira formada por todas as ações pertencentes à amostra anual. A avaliação de sua rentabilidade total real serve como parâmetro de comparação do desempenho das outras duas carteiras;
- **50%+:** Carteira formada pelas ações referentes às 50% maiores previsões feitas pela rede neural. A partir das ações que compõem a Amostra Total, utiliza-se a metodologia baseada em redes neurais para quem sejam selecionadas as 50% com maior previsão de rentabilidade. Uma carteira com essas ações é montada com o propósito de se apurar sua rentabilidade total real;
- **25%+:** Análoga à carteira acima, mas utilizando apenas as 25% maiores previsões feitas pela rede neural.

A segunda etapa avaliou a relação risco/retorno das mesmas carteiras e do índice Bovespa, todos para o período completo para o qual a experiência foi feita, 12 anos. É necessário frisar que os investidores normalmente estão interessados em desfrutar de maiores rentabilidades de seus ativos desde que o risco não aumente na mesma ou em maior proporção. Para essa mensuração foi utilizado o índice de Sharpe, valor que indica o retorno por unidade de risco, sendo desejável para todos os investidores o maior índice de Sharpe possível. Pode-se calculá-lo da seguinte maneira:

$$\text{Sharpe} = \frac{(M_{ra} - M_{tl})}{\sigma_{pr}}$$

Onde:

Sharpe = Índice de Sharpe para o período completo;

M_{ra} = Média das rentabilidades totais anuais para o período completo;

M_{tl} = Média das taxas livres de risco anuais para o período completo. Neste trabalho foram utilizados os valores anuais do CDI (Certificado de Depósito Interbancário) como estimador da taxa livre de risco da economia.

σ_{pr} = Desvio padrão das rentabilidades totais anuais para o período completo.

Vale esclarecer que, segundo a página eletrônica da CETIP (Câmara de Custódia e Liquidação), os CDIs são títulos de emissão das instituições financeiras, que lastreiam as operações do mercado interbancário. São negociados diariamente pelas instituições financeiras com taxas definidas pela dinâmica da oferta e procura. Exatamente por esta característica que o CDI foi escolhido neste trabalho como estimador da taxa livre de risco da economia, e não a taxa SELIC. Esta última é estabelecida pelo CMN (Conselho Monetário Nacional) como uma meta de política monetária, não representando diretamente a taxa de juro básica da economia brasileira.

Na terceira etapa tentou-se avaliar se as duas carteiras formadas por ações selecionadas pela rede neural são compostas de empresas que apresentam características contábeis que as definam como empresas “de valor”. Estas últimas são caracterizadas por terem *Dividend Yields* altos, além de P/VPA, P/L, PSR e valor de mercado baixos. Para isso comparou-se a Tabela 1 (Amostra Total) com a Tabela 2 (50%+) e a Tabela 3 (25%+) , todas compostas por valores médios das variáveis que serviram como entrada para o treinamento das redes neurais. Buscou-se checar assim se as Tabelas 2 e 3 apresentam P/VPAs, P/Ls, PSRs e valores de mercado mais baixos do que a Tabela 1, além de *Dividend Yields* mais altos.

Por fim, a quarta etapa compara o uso das redes neurais com a de uma metodologia diferente de construção de portfólios. Para sua execução, praticamente toda a experiência é repetida cinco vezes, mas em vez do uso das redes neurais como previsores de rentabilidade futura, utilizou-se um “ranqueamento” de cada uma das suas variáveis de entrada. Ordenaram-se os P/VPAs, P/Ls, PSRs e valores de mercado das empresas de maneira crescente além dos *Dividend Yields* de maneira decrescente. As carteiras 25%+ e 50%+ foram

assim criadas respectivamente com as 25% e 50% primeiras ações que aparecem em cada "ranqueamento".

4.2 RESULTADOS

4.2.1 Avaliação das Características Contábeis que Definem as Empresas como "De Valor"

Iniciou-se pela terceira etapa da avaliação de resultados. A Tabela 2 reporta os valores médios de cada variável de entrada, listados por ano para as ações pertencentes às carteiras anuais 50%+, carteiras compostas pelas ações que tiveram as 50% maiores previsões feitas pela rede neural para cada um dos anos entre 1997 e 2008. Já a Tabela 3 é análoga à Tabela 2, mas com os dados referentes às carteiras 25%+. As tabelas reportam nas suas últimas linhas as médias e medianas gerais das variáveis independentes mostradas em cada coluna.

Tabela 2: Valores médios de cada variável, listados por ano, para as empresas referentes às 50% maiores previsões, feitas pela rede neural.

	P/VPA	<i>Dividend Yield</i>	P/L	PSR	Valor Mercado (% / Total)
1996	0,725	6,179	10,288	1,204	0,937
1997	0,491	8,909	11,922	0,604	0,379
1998	0,368	12,400	6,891	0,341	0,332
1999	0,527	5,703	6,789	0,338	0,091
2000	1,397	4,046	5,533	0,715	0,153
2001	0,628	6,393	5,593	0,691	0,295
2002	1,146	8,117	5,050	1,007	0,649
2003	1,391	2,153	-3,747	0,530	0,267
2004	2,157	5,053	2,089	0,794	0,180
2005	2,202	7,300	10,013	1,645	0,683
2006	0,833	3,549	13,551	3,072	0,139
2007	1,000	2,396	10,397	1,349	0,044
Média Geral	1,072	6,016	7,031	1,024	0,346
Mediana Geral	0,917	5,941	6,840	0,755	0,281

Tabela 3: Valores Médios de cada variável, listados por ano, para as empresas referentes às 25% maiores previsões, feitas pela rede neural.

	P/VPA	<i>Dividend Yield</i>	P/L	PSR	Valor Mercado (% / Total)
1996	0,933	5,517	13,142	1,883	1,723
1997	0,492	10,985	15,208	0,546	0,165
1998	0,391	15,709	2,800	0,273	0,143
1999	0,295	6,811	8,816	0,205	0,067
2000	2,060	3,705	6,705	1,015	0,211
2001	0,668	9,491	7,055	0,818	0,446
2002	1,139	11,761	3,239	1,157	0,511
2003	1,556	0,207	-13,852	0,456	0,280
2004	2,348	7,493	-1,570	0,774	0,166
2005	1,693	9,756	10,956	1,204	0,972
2006	0,294	3,323	15,454	5,280	0,050
2007	-0,476	2,359	3,671	0,871	0,028
Média Geral	0,949	7,260	5,969	1,207	0,397
Mediana Geral	0,801	7,152	6,880	0,844	0,189

Com esses dados é possível checar, através da comparação das duas últimas linhas da Tabela 1 com as da 2 e da 3, se a rede neural conseguiu selecionar empresas tipicamente classificadas como “de valor”. Mas antes é necessário um pequeno ajuste na Tabela 1, relacionado à linha do ano de 1995. As medias e medianas gerais foram recalculadas após a exclusão dessa linha para possibilitar corretas comparações com as outras tabelas. As Tabelas 4 e 5 mostram um resumo dessas comparações já com os valores da Amostra Total ajustados:

Tabela 4: Resumo das médias gerais das variáveis independentes.

Médias	P/VPA		Dividend Yield		P/L		PSR		Valor Mercado (%/Total)	
Amostra Total	0,865	100%	4,447	100%	8,358	100%	1,361	100%	0,398	100%
50%+	1,072	124%	6,016	135%	7,031	84%	1,024	75%	0,346	87%
25%+	0,949	110%	7,260	163%	5,969	71%	1,207	89%	0,397	100%

Tabela 5: Resumo das medianas gerais das variáveis independentes.

Medianas	P/VPA		Dividend Yield		P/L		PSR		Valor Mercado (%/Total)	
Amostra Total	1,025	100%	4,100	100%	7,748	100%	0,859	100%	0,396	100%
50%+	0,917	89%	5,941	145%	6,840	88%	0,755	88%	0,281	71%
25%+	0,801	78%	7,152	174%	6,880	89%	0,844	98%	0,189	48%

Espera-se que da Amostra Total para a carteira 50%+, e desta para a 25%+ sejam observadas quedas nas médias e medianas gerais para as variáveis P/VPA, P/L, PSR e valor de mercado. Já para a variável *Dividend Yield*, pela mesma lógica, espera-se um aumento. Nas Tabelas 4 e 5 são mostradas também as porcentagens de aumento ou queda em relação à Amostra total, com as cores indicando se o resultado veio de acordo com o esperado. A cor verde representa resultados esperados, a amarela, resultados próximos do neutro, e a vermelha resultados contrários ao esperado.

De maneira geral, as redes neurais conseguiram na sua maioria selecionar ações de empresas “de valor”. Comparando os resultados obtidos através do uso de médias com o de medianas, observa-se que estas últimas mostraram maior número de dados condizentes com o esperado. Convém citar novamente que Barbetta (2002, p. 112) diz que quando há diferença entre a média e a mediana de uma amostra, a melhor medida de tendência central é a mediana. Este parece ser o caso quando se faz a comparação entre médias e medianas da variável P/VPA, a única que obteve resultados contrários ao esperado. Observa-se que valores discrepantes nos anos de 2004 e 2005 acabaram por elevar de maneira significativa suas médias nas carteiras 50%+ e 25%+.

4.2.2 Avaliação Anual das Rentabilidades Totais Reais e da Relação Risco/Retorno

Neste tópico são mostrados os números referentes à primeira e segunda etapas da avaliação de resultados. Na Tabela 6 mostramos as médias anuais de rentabilidade total e de desvio-padrão para as carteiras selecionadas pela rede neural e Amostra Total no período de 1997 a 2008. Também são mostradas na tabela as valorizações anuais do índice Bovespa para o mesmo período, de maneira a servir como um parâmetro de comparação. Na última linha são mostrados os índices de Sharpe para cada portfólio.

Tabela 6: Retornos médios no período de 12 anos para os portfólios selecionados pela rede neural, para a amostra total e para o índice Bovespa (%)

	Portfólio Selecionado pela Rede Neural				Amostra Total		Ibovespa
	25%+		50%+		Retorno Médio	Desvio Padrão	Retorno Médio
	Retorno Médio	Desvio Padrão	Retorno Médio	Desvio Padrão			
1997	21,544	47,255	15,978	47,066	8,144	53,214	44,830
1998	-10,793	42,343	-11,822	35,550	-26,077	33,744	-33,460
1999	232,884	143,363	255,783	151,070	227,262	158,402	151,920
2000	13,481	51,061	10,316	47,127	13,367	47,981	-10,720
2001	-5,452	42,103	0,386	36,695	9,233	38,884	-11,020
2002	31,823	61,377	23,487	59,117	10,376	52,258	-17,000
2003	85,488	69,686	90,965	92,134	98,691	96,588	97,330
2004	70,564	79,987	62,053	65,382	56,382	59,546	17,810
2005	15,827	35,115	10,002	34,936	14,265	44,825	27,710
2006	62,972	50,098	53,968	44,831	56,402	58,846	32,930
2007	100,409	101,171	91,611	96,304	64,785	87,436	43,650
2008	-44,238	28,433	-39,912	27,437	-40,186	29,173	-41,220
Média	47,876	62,666	46,901	61,471	41,054	63,408	25,230
Índice de Sharpe	0,400		0,361		0,312		0,110

As carteiras 25%+ e 50%+, com composição acionária escolhida pelas redes neurais, tiveram média de rentabilidade total anual respectivamente de 47,876% e 46,901%, maiores portanto que a da Amostra Total (41,054%) e a do índice Bovespa (25,230%). Com base nos dados da Tabela 6 e nos resultados mostrados na seção 4.2.1, pode-se afirmar que aparentemente as redes neurais conseguiram selecionar empresas “de valor” para compor carteiras com rentabilidade total superior a da Amostra Total e a do índice Bovespa.

A magnitude das diferenças de rentabilidade total é mostrada no Gráfico 1. Nele é colocada a evolução da rentabilidade total nos 12 anos estudados. Representa para as três carteiras e o Ibovespa o quanto obteriam de retorno no final de 2008 após o investimento de R\$ 1,00 no início de 1997:

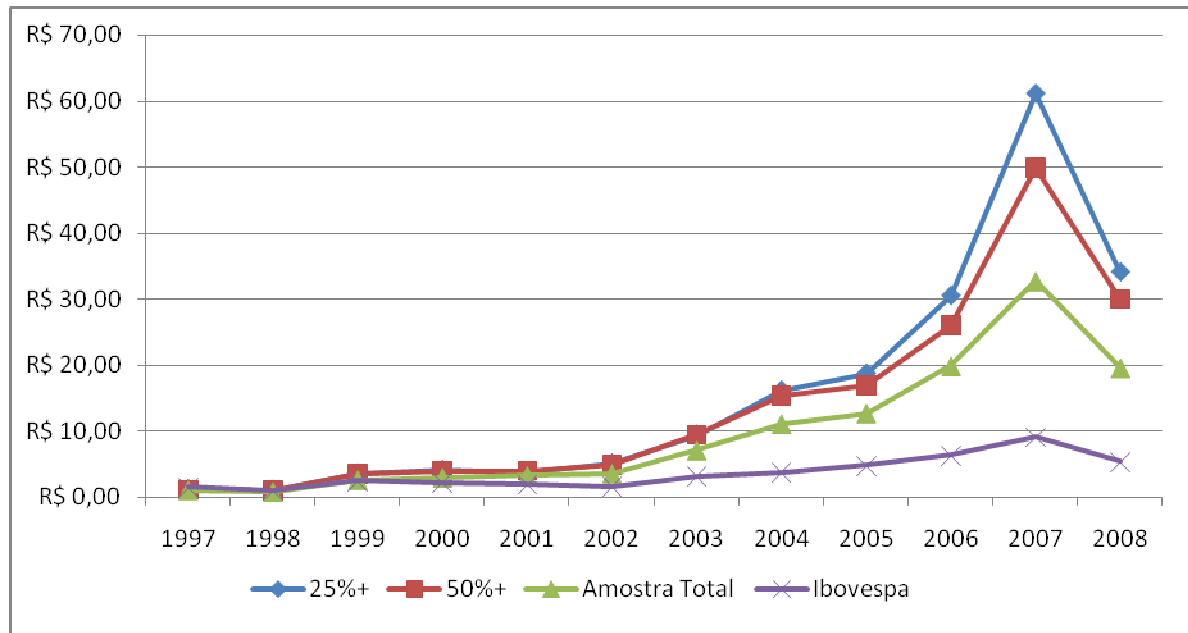


Gráfico 1: Evolução das rentabilidades totais para as carteiras selecionadas pela rede neural, a Amostra Total e o índice Bovespa no período de 1997 a 2008.

Respectivamente, as carteiras 25%+ e 50%+ teriam saldo de R\$ 34,07 e R\$ 30,02 no final do período, valores bem maiores que os da Amostra Total e Ibovespa, com saldo respectivo de R\$ 19,57 e R\$ 5,33.

Para que se possa confirmar a significância dos resultados mostrados nessa seção, é necessário executar um teste estatístico de hipóteses. Segundo Barbetta (2002, p. 196), “a aplicação de um teste estatístico serve para verificar se os dados fornecem evidência suficiente para que se possa aceitar como verdadeira a hipótese de pesquisa, precavendo-se, com certa segurança, de que as diferenças nesses dados não são meramente casuais”. Especificamente, o teste de hipóteses apropriado para esses casos é o teste t, executado com o auxílio do software Microsoft Excel 2007. Os resultados são mostrados a seguir:

Tabela 7: Teste de nulidade individual das carteiras

Carteiras (R_{tc})	25%+	50%+	A. Total
Média	0,479	0,469	0,411
Desvio Padrão	0,720	0,770	0,705
Teste t (gl=11)	2,302	2,110	2,018
Significância	2,09%	2,92%	3,43%
$\alpha=1\%$ ($t>2,718$)	Aceita H_0	Aceita H_0	Aceita H_0
$\alpha=5\%$ ($t>1,796$)	Rejeita H_0	Rejeita H_0	Rejeita H_0
$\alpha=10\%$ ($t>1,363$)	Rejeita H_0	Rejeita H_0	Rejeita H_0

Primeiramente, foi testado se as rentabilidades totais de cada carteira montada podem ser nulas. Na Tabela 7 mostramos os resultados com as hipóteses aceitas em negrito. Foram adotadas para todas as carteiras as hipóteses $H_0: R_{tc} = 0$ e $H_1: R_{tc} > 0$, e em todas se rejeitou a primeira hipótese, tanto para o nível de significância $\alpha = 10\%$ quanto para $\alpha = 5\%$. Pode-se dizer assim que, com no máximo 5% de chance de erro (valores corretos da chance de erro para cada carteira estão na linha “Significância” da Tabela 7), não existe evidencia suficiente para se afirmar que as rentabilidades totais de cada uma das carteiras montadas são nulas. No entanto, para $\alpha = 1\%$, se aceita a hipótese nula.

Tabela 8: Teste de igualdade das carteiras selecionadas pela rede neural em relação à Amostra Total

Carteiras (R_{tc})	(25%+) - (A.T.)	(50%+) - (A.T.)
Média	0,068	0,058
Desvio Padrão	0,144	0,127
Teste t (gl=11)	1,646	1,600
Significância	6,40%	6,89%
$\alpha=1\%$ (t>2,718)	Aceita H_0	Aceita H_0
$\alpha=5\%$ (t>1,796)	Aceita H_0	Aceita H_0
$\alpha=10\%$ (t>1,363)	Rejeita H_0	Rejeita H_0

Depois, foi testado se existe diferença significativa entre as rentabilidades totais das carteiras escolhidas pela rede neural e a Amostra Total. Na Tabela 8 são mostrados os resultados, calculados a partir de dados “pareados”, resultantes da subtração das rentabilidades totais da carteira 25%+ e da carteira 50%+ da carteira Amostra Total. As hipóteses aceitas também estão em negrito. Também foram adotadas as hipóteses $H_0: R_{tc} = 0$ e $H_1: R_{tc} > 0$. Conclui-se assim que, se for adotado 1% ou 5% de nível de significância, aceitam-se as hipóteses H_0 em ambos os testes, de maneira que se pode dizer que existe evidência suficiente para afirmar que as carteiras 25%+, 50%+ e Amostra Total têm rentabilidade igual. Já se fosse considerado 10% de nível de significância, as hipóteses H_0 seriam rejeitadas, e a conclusão seria que, com no máximo 10% de chance de erro (valores corretos da chance de erro para cada carteira estão na linha “Significância” da tabela 8), não existe evidencia suficiente para se afirmar que as rentabilidades totais das três carteiras são iguais.

Avaliada a significância dos dados, pode-se analisar finalmente a relação risco/retorno de cada portfólio montado. Voltando para a Tabela 6, observam-se também lá os

resultados dos cálculos do índice de Sharpe para as três carteiras e o Ibovespa. De novo são resultados de acordo com o esperado. Pode-se interpretar os 0,400 calculados para a carteira 25%+ como a sua rentabilidade total obtida para cada unidade de risco assumida, valor maior e mais atrativo para investidores potenciais do que os 0,361 da carteira 50%+, os 0,312 da carteira Amostra Total e os 0,110 obtidos por quem construiu carteiras baseadas no índice Bovespa.

4.2.3 Comparação Com Técnica de Construção de Portfólio Baseada em Ranqueamento das Variáveis Independentes

Finalmente, são mostrados os números da quarta etapa da avaliação de resultados. O objetivo é examinar se a técnica utilizada para construção de portfólios através de redes neurais artificiais é superior ao de outros métodos mais simples, baseados apenas no “ranqueamento” independente de cada uma das cinco variáveis utilizadas nesse trabalho que definem as empresas como “de valor”. Foram criadas assim mais dez carteiras para avaliação de rentabilidade total e índice de Sharpe a partir de método já descrito na seção 4.1.3, mostradas na Tabela 9.

Tabela 9: Retornos anuais e o índice de Sharpe para portfólios selecionados a partir das primeiras 25% e 50% empresas, depois de ordenadas em ordem decrescente dos índices P/VPA, P/L, PSR, e Valor percentual de mercado, além da ordem decrescente de *Dividend Yield*.

Ano	P/VPA				Dividend Yield			
	25%+		50%+		25%+		50%+	
	Média	D. Padrão	Média	D. Padrão	Média	D. Padrão	Média	D. Padrão
1997	23,539	64,657	13,270	59,296	33,276	50,039	6,269	51,838
1998	-31,612	39,238	-22,537	38,460	-6,881	33,723	-18,508	32,288
1999	334,194	204,547	289,879	194,935	242,005	136,128	225,216	134,654
2000	10,407	48,396	10,184	48,681	14,576	31,625	16,411	39,408
2001	22,393	39,410	16,985	36,502	31,430	44,713	19,946	37,154
2002	2,295	51,247	8,529	53,839	46,106	54,605	26,117	51,036
2003	114,297	129,696	109,315	106,651	103,657	98,467	98,158	96,697
2004	49,107	59,058	46,145	51,757	69,885	44,749	61,258	45,747
2005	3,072	51,129	14,952	50,040	29,354	42,725	21,113	41,224
2006	87,240	84,845	69,899	73,212	66,566	49,601	56,694	44,740
2007	100,016	112,815	90,471	98,620	63,737	51,898	65,850	78,685
2008	-36,407	35,182	-35,441	31,189	-26,215	25,546	-30,901	26,737
Média	56,545	76,685	50,971	70,265	55,625	55,318	45,635	56,684
Índice de Sharpe	0,375		0,368		0,534		0,395	
Ano	P/L				PSR			
	25%+		50%+		25%+		50%+	
	Média	D. Padrão	Média	D. Padrão	Média	D. Padrão	Média	D. Padrão
1997	-6,702	62,417	7,376	60,877	10,859	39,517	5,778	59,030
1998	-41,381	31,281	-33,110	29,852	-29,103	33,464	-27,466	35,742
1999	266,351	181,781	238,710	156,954	329,740	162,157	255,130	156,522
2000	10,692	52,536	8,511	52,064	5,790	52,900	10,939	54,536
2001	-9,895	33,134	3,776	31,417	15,964	37,728	10,722	35,492
2002	-21,496	52,388	1,919	55,406	-14,948	45,690	10,675	56,273
2003	133,279	109,202	120,146	114,700	130,881	136,751	119,754	110,396
2004	53,273	74,212	68,766	66,818	81,530	74,963	71,300	65,882
2005	-0,052	47,900	12,371	43,510	3,095	38,779	10,977	45,522
2006	58,621	76,890	53,846	59,634	66,848	69,293	59,455	64,354
2007	100,046	121,291	81,169	94,418	134,335	121,005	99,245	102,040
2008	-44,545	30,717	-37,988	27,011	-40,130	32,229	-37,424	29,136
Média	41,516	72,812	43,791	66,055	57,905	70,373	49,091	67,910
Índice de Sharpe	0,250		0,320		0,375		0,372	
Ano	Valor de Mercado (% Total)							
	25%+		50%+					
	Média	D. Padrão	Média	D. Padrão				
1997	27,278	72,343	17,430	65,488				
1998	-41,371	32,915	-31,947	35,818				
1999	237,460	177,119	250,273	168,545				
2000	7,997	49,834	10,748	54,504				
2001	12,336	38,871	9,374	35,372				
2002	3,067	50,927	6,644	52,046				
2003	117,008	137,357	94,064	107,078				
2004	76,913	74,336	66,922	68,770				
2005	-9,407	35,140	3,542	41,707				
2006	78,159	91,458	63,539	75,844				
2007	131,926	114,536	95,843	104,835				
2008	-41,838	32,361	-43,742	29,747				
Média	49,961	75,600	45,224	69,979				
Índice de Sharpe	0,376		0,332					

Em relação às rentabilidades totais, observam-se, para o mesmo período de 12 anos, seis das dez novas carteiras com valores médios anuais maiores do que o do melhor portfólio montado pelas redes neurais (que, como mostrado na seção 4.2.2, rendeu 47,876%). Nesse quesito as três melhores foram a PSR 25%+, com 57,905% de retorno, seguida pela P/VPA 25%+ (56,545%), e a *Dividend Yield* 25%+ (55,625%). Já as novas carteiras que apresentaram a pior rentabilidade total foram a P/L 50%+ e a P/L 25%+, com respectivamente 43,791% e 41,516%. Na tabela 10 são mostradas em ordem decrescente de rentabilidade total as 13 carteiras montadas nesse trabalho, além do índice Bovespa:

Tabela 10: Ranqueamento das médias de rentabilidade total para os 14 portfólios mostrados nas Tabelas 6 e 9, ordenadas de forma decrescente.

Carteiras	Rentabilidade Total (Média Anual)
PSR 25%+	57,905
P/VPA 25%+	56,545
<i>Dividend Yield</i> 25%+	55,625
P/VPA 50%+	50,971
Valor de Mercado 25%+	49,961
PSR 50%+	49,091
Rede Neural 25%+	47,876
Rede Neural 50%+	46,901
<i>Dividend Yield</i> 50%+	45,635
Valor de Mercado 50%+	45,224
P/L 50%+	43,791
P/L 25%+	41,516
Amostra Total	41,054
Ibovespa	25,230

Avaliando pela ótica da relação risco/retorno dos portfólios pode-se ver um melhor desempenho de uma das carteiras montadas com ajuda das redes neurais. Segundo a Tabela 11, análoga a 10, mas em ordem decrescente de índice de Sharpe, ela apresentou o segundo maior valor (0,400), perdendo apenas para a carteira *Dividend Yield* 25%+, que, por sinal, mostrou um desempenho muito superior (0,534). Como piores desempenhos, excluídos os portfólios “Amostra Total” e “Ibovespa”, observam-se de novo as carteiras P/L 50%+ e P/L 25%+, com resultados respectivos de 0,320 e 0,250.

Por fim, testou-se se as novas carteiras criadas nessa seção têm rentabilidade significativamente maior do que a carteira Amostra Total. As hipóteses adotadas são as mesmas, mas os dados testados são pareados com a Amostra Total, isto é, tiveram as rentabilidades da Amostra Total subtraídas de seus valores. Os resultados são mostrados na Tabela 13.

Tabela 13: Teste de igualdade das 10 novas carteiras em relação à Amostra Total.

Carteiras (R_{ic})	(P/VPA) - (A.T.)		<i>(Dividend Yield)</i> - (A.T.)		(P/L) - (A.T.)		(PSR) - (A.T.)		(V. de Mercado) - (A.T.)	
	25%+	50%+	25%+	50%+	25%+	50%+	25%+	50%+	25%+	50%+
Média	15,492	9,917	14,571	4,581	0,462	2,737	16,852	8,037	8,907	4,171
Desvio Padrão	32,610	18,916	10,334	5,587	23,446	10,060	36,425	13,138	23,636	12,570
Teste t (gl=11)	1,646	1,816	4,884	2,841	0,068	0,943	1,603	2,119	1,305	1,149
Significância	6,40%	4,83%	0,02%	0,08%	47,33%	18,30%	6,86%	2,88%	10,92%	13,73%
$\alpha=1\%$ ($t>2,718$)	Aceita H_0	Aceita H_0	Rejeita H_0	Rejeita H_0	Aceita H_0	Aceita H_0	Aceita H_0	Aceita H_0	Aceita H_0	Aceita H_0
$\alpha=5\%$ ($t>1,796$)	Aceita H_0	Rejeita H_0	Rejeita H_0	Rejeita H_0	Aceita H_0	Aceita H_0	Aceita H_0	Rejeita H_0	Aceita H_0	Aceita H_0
$\alpha=10\%$ ($t>1,363$)	Rejeita H_0	Rejeita H_0	Rejeita H_0	Rejeita H_0	Aceita H_0	Aceita H_0	Rejeita H_0	Rejeita H_0	Aceita H_0	Aceita H_0

Pode-se observar que, para 10% de significância, as carteiras P/L 25+, P/L 50%+, Valor de Mercado 25%+ e Valor de Mercado 50%+ tiveram a hipótese H_0 aceita, de maneira que se pode concluir que há evidência suficiente nesse caso para afirmar que suas rentabilidades são iguais às da carteira Amostra Total. No caso de se adotar $\alpha = 5\%$, acrescenta-se as carteiras P/VPA 25%+ e PSR 25%+ como significativamente iguais à Amostra Total em termos de rentabilidade Total, e se for adotado $\alpha = 1\%$, todas as carteiras menos as *Dividend Yield* 25%+ e *Dividend Yield* 50%+ tem H_0 aceita.

5 CONCLUSÕES

De uma maneira geral pode-se avaliar que este trabalho atingiu seu principal objetivo, que era o de verificar se métodos computacionais de previsão baseados em redes neurais, podem ser utilizados para se obter melhores relações risco / retorno dentro de estratégias de investimento em ações, além de checar se estas imperfeições eram relacionadas a empresas ditas “de valor”.

Para isto, focou-se a princípio na montagem das carteiras 25%+ e 50%+, através de seleção pelas redes neurais de ações com alto potencial de retorno para o ano seguinte dentro da carteira Amostra Total. Verificou-se que as duas primeiras carteiras apresentaram rentabilidades totais e relações risco/retorno (avaliadas pelo índice de Sharpe) melhores que a terceira, dados que apresentaram razoável significância após testes específicos de hipóteses. Estes resultados representam bom indício de que houve reconhecimento de padrões funcionais entre as variáveis de entrada (índices contábeis e valor de mercado da empresa em determinado ano) e as de saída (rentabilidade da ação da empresa no ano seguinte) utilizadas no treinamento das redes, fato que comprova a eficácia do uso destas para a previsão de retornos de ativos financeiros.

Através de análise de médias e medianas das variáveis independentes correspondentes aos papéis que compõem as carteiras 25%+, 50%+ e Amostra Total, pode-se avaliar se as redes neurais selecionaram como mais rentáveis as ações de empresas que a teoria descreve como “de valor”. Mais uma vez os resultados mostraram-se animadores. Apenas o índice P/VPA mostrou valores contrários ao esperado ao se verificar as médias das três carteiras, apesar de mostrar números de acordo com o esperado ao se utilizar medianas.

No que tange à comparação da metodologia baseada em redes neurais para montagem de carteiras de ações, com a de um “ranqueamento” simples para cada variável independente, os resultados não foram os esperados. Observou-se que a melhor carteira montada com redes neurais ficou apenas com a sétima melhor rentabilidade total média nos 12 anos avaliados, dentre 14 carteiras avaliadas. Em relação aos índices de Sharpe para avaliação de risco retorno, a melhor carteira montada com ajuda de redes neurais ficou na segunda posição dentre também 14, resultado que teria sido mais bem visto, se a carteira com melhor desempenho não tivesse apresentado um desempenho quase 34% maior.

Discorrendo a respeito da eficiência dos mercados, Fama (1970) dá a entender que em mercados eficientes há uma clara correlação positiva entre risco e retorno sistemático dos

ativos, se os agentes econômicos dispuserem de todas as informações financeiras possíveis. O resultado da experiência com redes neurais colocado nesse trabalho indica que o mercado de ações brasileiro não age de maneira completamente eficiente. As subvalorizações e supervalorizações de ativos aqui verificados parecem ocorrer devido à falta de acesso por parte de todos os investidores de informações financeiras e contábeis, ou sua falta de capacidade e vontade de avaliá-los. Estes fenômenos acabam por criar padrões de comportamento no preço e rentabilidade total das ações que podem ser detectados por vários métodos estatísticos, inclusive redes neurais artificiais. É possível que com a difusão de metodologias aptas a detectar ativos subvalorizados, o mercado chegue mais próximo do ideal eficiente, de maneira a impossibilitar a montagem de carteiras com relações risco / retorno significativamente maiores do que a carteira hipotética com diversificação máxima teorizada por Tobin.

6 REFERÊNCIAS

ARAÚJO, D,L. Teoria de Carteiras In: ROSSETTI, J,P. **Finanças Corporativas**. Rio de Janeiro. Elsevier, 2008.

BARBETTA, P. A. **Estatística aplicada as ciencias sociais**. 5. ed. Florianopolis: Ed. da UFSC, 2002.

BARRETO, J, M. **Introdução às Redes Neurais Artificiais**. Florianópolis: Departamento de Informática e Estatística, 2002. Disponível em: <www.inf.ufsc.br/~barreto/tutoriais/Survey.pdf.> Acessado em 28 out. 2008.

BODIE, Z; KANE, A; MARCUS, A. J. **Fundamentos de investimentos**. 3. ed. Porto Alegre: Bookman, 2000.

BOLSA DE VALORES DE SÃO PAULO. Disponível em: <<http://www.bovespa.com.br>>. Acesso em: 30 mar. 2009.

BUCK, J., EAKINS, S., & STANSELL, S. Neural network versus tobit models: analyzing the nature of the decision making. **International Journal of Forecasting**, v. 5, p. 5–15. Spring, 1998.

CETIP S.A. **Balcão Organizado de Ativos e Derivativos**. Disponível em:<<http://www.cetip.com.br>>. Acesso em: 30 mar. 2009.

COSTA, R, T. **Mercado de Capitais: uma trajetória de 50 Anos**. São Paulo: Imprensa Oficial do Estado de São Paulo, 2006.

EAKINS, S, G.; STANSELL, S, R. Can value-based stock selection criteria yield superior risk-adjusted returns: An application of neural networks. **International Review of Financial Analysis**. n. 12, p. 83-97, 2003.

FAMA, E. Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. **Journal of Finance**, 1970. p. 383–417.

FAMA, E. F.; FRENCH, K. Common risk factors in the returns on stocks and bonds. **Journal of Financial Economics**, n. 33, p.3-56, 1993.

GRAHAM, B; DODD, D, L. **Security Analysis: Principles and Technique**. New York and London: McGraw-Hill Book Company Inc,1934.

HILL, T., et al. Artificial neural network models for forecasting and institutional demand for common stocks. **Quarterly Journal of Business and Economics**, v. 37, n. 2, 33–48. 1994.

MÁLAGA, F. K. **Retorno de ações no Brasil** - Aplicação do modelo de Fama e French no mercado brasileiro. São Paulo: Saint Paul, 2005.

MARKOWITZ, H. Portfolio Selection. **Journal of Finance**, Issue 1, p. 77-91. 1952,

MUELLER, Alessandro. **Uma aplicação de redes neurais artificiais na previsão do mercado acionario**. 103f. 1996. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) - Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico. Florianópolis, 1996.

NAVARRO, P, L, K, G. **Freud e as Redes Neurais**. Disponível em:
<<http://www.batebyte.pr.gov.br/modules/conteudo/conteudo.php?conteudo=511>> Acesso em: 10 jun. 2009

SHARPE, W. Capital asset prices: a theory of market equilibrium. **Journal of Finance**, Set. 1964. Disponível em: <<http://www.jstor.org/stable/2977928>>. Acessado em: 26 out. 2008

TOBIN, J. Liquidity preference as behavior toward risk. **The Review of Economic Studies**, p.65-86, February, 1958.

ANEXO 1

Lista das empresas selecionadas para cada amostra anual.

1995							
Empresa	Classe	Empresa	Classe	Empresa	Classe	Empresa	Classe
Agroceres	PN	Cim Itau	PN	Ipiranga Pet	PN	Sadia S/A	PN
Alpargatas	PN	Continental	PN	Itausa	PN	Sam Industr	PN
Am Inox Br	ON	Duratex	PN	Klabin S/A	PN	Sharp	PN
Antarct Nordeste	PNA	Electrolux	PN	Lojas Americ	ON	Sid Riogran	PN
Antarctica Paulista	ON	F Cataguazes	PNA	Mannesmann	PN	Souza Cruz	ON
Antarctica PB	PNA	Ferbasa	PN	Minupar	PN	TAM Transp	PN
Arcelor BR	ON	Fertibras	PN	Perdigao S/A	PN	Tel B Campo	PN
Arno	PN	Fosfertil	PN	Petrobras	ON	Telemig	ON
Bardella	PN	Frigobras	PN	Petrobras Distrib	PN	Trafo	PN
Bombril	PN	Guararapes	PN	Petropar	PN	Transbrasil	PN
Bunge Brasil	ON	Inepar	PN	Polar	PN	WIm Ind Com	PN
Casa Anglo	PN	lochp-Maxion	PN	Pronor	PNA		
Chapeco	PN	Ipiranga Dis	PN	Ripasa	PN		

1996							
Empresa	Classe	Empresa	Classe	Empresa	Classe	Empresa	Classe
Am Inox Br	ON	Cim Itau	PN	Inepar	PN	Randon Part	PN
Antarctica Paulista	ON	Cofap	PN	Ipiranga Dis	PN	Ripasa	PN
Aracruz	PNB	Confab	PN	Klabin S/A	PN	S Gobain Canal	PN
Arcelor BR	ON	Docas	PN	Lojas Americ	ON	Sadia S/A	PN
Arno	PN	Duratex	PN	M G Poliest	ON	Sharp	PN
Bombril	PN	Eletropaulo (old)	PNB	Magnesita	PNA	Souza Cruz	ON
Brasmotor	PN	Eluma	PN	Marcopolo	PN	Tel B Campo	PN
Bunge Alimentos	PN	F Cataguazes	PNA	Minupar	PN	Telebrasil	PN
Caemi	PN	Fertisul	PN	Paranapanema	PN	Telemig	ON
Casa Anglo	PN	Forjas Taurus	PN	Petrobras	ON	Trafo	PN
Cesp	ON	Fosfertil	PN	Petrobras Distrib	PN	Vale R Doce	PNA
Chapeco	PN	Gerdau Met	PN	Pro Metalurg	PNB		

1997							
Empresa	Classe	Empresa	Classe	Empresa	Classe	Empresa	Classe
Am Inox Br	ON	Duratex	PN	M G Poliest	ON	Sid Nacional	ON
Arcelor BR	ON	Eleva	ON	Marcopolo	PN	Sid Tubarao	PN
Bardella	PN	F Cataguazes	PNA	Mont Aranha	ON	Suzano Papel	PNA
Bombril	PN	Ferti Serrana	PN	Perdigao S/A	PN	Tel B Campo	PN
Brasmotor	PN	Gerdau	PN	Petrobras Distrib	PN	Telebrasil	PN
Bunge Fertilizantes	PN	Gerdau Met	PN	Plascar Part	PN	Telemig	ON
Celg	PNB	Globex	PN	Polar	PN	Trafo	PN
Cesp	ON	Ipiranga Dis	PN	Pro Metalurg	PNB	Trikem	PN
Cim Itau	PN	Ipiranga Pet	PN	Randon Part	PN	Unipar	PNB
Coelce	PNA	Ipiranga Ref	PN	Ripasa	PN	Usiminas	PNA
Confab	PN	Klabin S/A	PN	S Gobain Canal	PN	Vale R Doce	PNA
Copesul	ON	Kuala	PN	Sadia S/A	PN	Whirlpool	PN
CRT CiaRGTelec	PNA	Lorenz	PN	Sharp	PN	White Martins	ON

1998							
Empresa	Classe	Empresa	Classe	Empresa	Classe	Empresa	Classe
Am Inox Br	ON	CRT CiaRGTelec	PNA	M G Poliest	ON	Caemi	PN
Antarct Nordeste	PNA	Duratex	PN	Perdigao S/A	PN	Sid Nacional	ON
Arcelor BR	ON	Eleva	ON	Petrobras Distrib	PN	Telebrasil	PN
Bardella	PN	Gerdau	PN	Plascar Part	PN	Telemig	ON
Brasmotor	PN	Gerdau Met	PN	Metisa	PN	Trafo	PN
Bunge Fertilizantes	PN	Globex	PN	Nitrocarbono	PNA	Trikem	PN
Fosfertil	PN	Ipiranga Dis	PN	Randon Part	PN	Unipar	PNB
Cesp	ON	Ipiranga Pet	PN	S Gobain Canal	PN	Usiminas	PNA
Cim Itau	PN	Klabin S/A	PN	Sadia S/A	PN	V C P	PN
Confab	PN	Kuala	PN	Sharp	PN	Vale R Doce	PNA
Copesul	ON	lochp-Maxion	PN	Samitri	PN	White Martins	ON

1999							
Empresa	Classe	Empresa	Classe	Empresa	Classe	Empresa	Classe
Albarus	ON	Confab	PN	Klabin S/A	PN	Sid Tubarao	PN
Amazonia Celular	PNB	Copesul	ON	Kuala	PN	Souza Cruz	ON
Ambev	PN	Cremer (ANTIGA)	PN	Light S/A	ON	Suzano Papel	PNA
Ampla Energ	ON	CRT CiaRGTelec	PNA	M G Poliest	ON	Teka	PN
Antarct Nordeste	PNA	Duratex	PN	Magnesita	PNA	Tele Nort CI	ON
Aracruz	PNB	Elektro	PN	Mangels Indl	PN	Tele Sudeste Celula	ON
Arcelor BR	ON	Eletropaulo	PNA	Minupar	PN	Telemar	ON
Bardella	PN	EMAE	PN	Paranapanema	PN	Telemig CI	PNC
Bombril	PN	Embratel Part	ON	Perdigao S/A	PN	Tim Nordeste	PNB
Brasil T Par	ON	EPTE	PN	Petrobras Distrib	PN	Tim Part S/A	ON
Brasilit	ON	F Cataguazes	PNA	Plascar Part	PN	Tim Sul	PNB
Bunge Alimentos	PN	Ferbasa	PN	Politeno	PNB	Trikem	PN
Bunge Fertilizantes	PN	Forjas Taurus	PN	Pronor	PNA	Unipar	PNB
Caemi	PN	Fosfertil	PN	Randon Part	PN	Usiminas	PNA
Cesp	ON	Globex	PN	Ripasa	PN	V C P	PN
Chapeco	PN	Guararapes	PN	S Gobain Vidro	ON	Vivo	ON
Cim Itau	PN	Inepar	PN	Sadia S/A	PN	Wetzel S/A	PN
Coelce	PNA	lochp-Maxion	PN	Sibra	PNC		
Comgas	PNA	Ipiranga Pet	PN	Sid Nacional	ON		

2000							
Empresa	Classe	Empresa	Classe	Empresa	Classe	Empresa	Classe
Am Inox Br	ON	EMAE	PN	Minupar	PN	Tele Leste Celular	ON
Amazonia Celular	PNB	Embratel Part	ON	Paranapanema	PN	Tele Nort CI	ON
Ampla Energ	ON	F Cataguazes	PNA	Paul F Luz	ON	Tele Sudeste Celula	ON
Aracruz	PNB	Fosfertil	PN	Perdigao S/A	PN	Telemar	ON
Arcelor BR	ON	Gerdau Met	PN	Petrobras Distrib	PN	Telemig CI	PNC
Bahia Sul	PNA	Globex	PN	Plascar Part	PN	Telesp	ON
Bardella	PN	Guararapes	PN	Politeno	PNB	Tim Nordeste	PNB
Brasil T Par	ON	Inepar	PN	Pronor	PNA	Tim Part S/A	ON
Caemi	PN	lochp-Maxion	PN	Randon Part	PN	Tim Sul	PNB
Cesp	ON	Ipiranga Ref	PN	Rasip Agro	PN	Trikem	PN
Chapeco	PN	Itausa	PN	Recrusul	PN	Ultrapar	PN
Coelce	PNA	Itautec	ON	Ripasa	PN	Unipar	PNB
Comgas	PNA	Jereissati	PN	Sadia S/A	PN	Usiminas	PNA
Copesul	ON	Klabin S/A	PN	Santistextil	PN	V C P	PN
Coteminas	PN	Kuala	PN	Sid Nacional	ON	Vale R Doce	PNA
CRT Celular	PNA	Light S/A	ON	Sid Tubarao	PN	Vivo	ON
Dimed	ON	Lojas Americ	ON	Souza Cruz	ON	Wetzel S/A	PN
Duratex	PN	M G Poliest	ON	Sultepa	PN		
Eletrobras	ON	Magnesita	PNA	Suzano Papel	PNA		
Eleva	ON	Mangels Indl	PN	Teka	PN		

2001							
Empresa	Classe	Empresa	Classe	Empresa	Classe	Empresa	Classe
Acos Vill	ON	Eleva	ON	P.Acucar-CBD	PN	Tele Nort Cl	ON
Alpargatas	PN	EMAE	PN	Paranapanema	PN	Tele Sudeste Celula	ON
Am Inox Br	ON	Embraer	ON	Perdigao S/A	PN	Telemar	ON
Amazonia Celular	PNB	Embratel Part	ON	Petrobras Distrib	PN	Telemig Part	PN
Ambev	PN	F Cataguazes	PNA	Plascar Part	PN	Telesp	ON
Aracruz	PNB	Ferro Ligas	PN	Politeno	PNB	Tim Nordeste	PNB
Arcelor BR	ON	Fosfertil	PN	Pro Metalurg	PNB	Tim Part S/A	ON
Bahia Sul	PNA	Guararapes	PN	Pronor	PNA	Tim Sul	PNB
Bardella	PN	Inepar	PN	Randon Part	PN	Tractebel	ON
Bombril	PN	lochp-Maxion	PN	Rasip Agro	PN	Trikem	PN
Bradespar	ON	Ipiranga Pet	PN	Rio Gde Ener	ON	Ultrapar	PN
Brasil T Par	ON	Ipiranga Ref	PN	Ripasa	PN	Unipar	PNB
Brasil Telec	PN	Itausa	PN	Sadia S/A	PN	Usiminas	PNA
Caemi	PN	Itautec	ON	Sanepar	PN	V C P	PN
Cesp	ON	Klabin S/A	PN	Santistextil	PN	Vale R Doce	PNA
Comgas	PNA	Light S/A	ON	Sid Tubarao	PN	Varig Transp	PN
Copesul	ON	M G Poliest	ON	Souza Cruz	ON	Vivo	ON
Cosipa	ON	Magnesita	PNA	Sultepa	PN	Weg	ON
Coteminas	PN	Marcopolo	PN	Suzano Papel	PNA	WIm Ind Com	PN
Docas	PN	Metisa	PN	Teka	PN		
Duratex	PN	Minupar	PN	Tele Centroeste Cel	ON		
Eletrabras	ON	Mundial	PN	Tele Nordeste Celul	ON		

2002							
Empresa	Classe	Empresa	Classe	Empresa	Classe	Empresa	Classe
Acos Vill	ON	CPFL Geracao	PN	Itautec	ON	Sid Tubarao	PN
Alpargatas	PN	CRT Celular	PNA	Klabin S/A	PN	Souza Cruz	ON
Am Inox Br	ON	Duratex	PN	Light S/A	ON	Sultepa	PN
Ambev	PN	Eletrabras	ON	Marcopolo	PN	Teka	PN
Ampla Energ	ON	Eletropaulo	PNA	Metisa	PN	Tele Centroeste Cel	ON
Aracruz	PNB	Eleva	ON	Minupar	PN	Tele Leste Celular	ON
Arcelor BR	ON	EMAE	PN	Mundial	PN	Tele Nordeste Celul	ON
Bahia Sul	PNA	Embraer	ON	Net	PN	Tele Nort Cl	ON
Bandeirante Energ	PN	Embratel Part	ON	P.Acucar-CBD	PN	Tele Sudeste Celula	ON
Bombril	PN	Estrela	PN	Perdigao S/A	PN	Telefonica Data Hld	ON
Bradespar	ON	Eternit	ON	Plascar Part	PN	Telemig Part	PN
Brasil T Par	ON	F Cataguazes	PNA	Politeno	PNB	Telesp	ON
Brasmotor	PN	Ferbasa	PN	Pronor	PNA	Tim Nordeste	PNB
CEB	PNB	Fertibras	PN	Randon Part	PN	Tim Part S/A	ON
Cemig	ON	Forjas Taurus	PN	Rasip Agro	PN	Tim Sul	PNB
Cesp	ON	Gerdau	PN	Rexam BCSA	ON	Tractebel	ON
Coelce	PNA	Gerdau Met	PN	Ripasa	PN	Trikem	PN
Comgas	PNA	Guararapes	PN	Sadia S/A	PN	Ultrapar	PN
Confab	PN	Ideiasnet	ON	Sanepar	PN	Unipar	PNB
Copel	ON	Inepar	PN	Santistextil	PN	V C P	PN
Copesul	ON	lochp-Maxion	PN	Savarg	PN	Vivo	ON
Cosipa	ON	Ipiranga Pet	PN	Seara Alim	PN	Weg	ON
Coteminas	PN	Ipiranga Ref	PN	Sid Nacional	ON		

2003							
Empresa	Classe	Empresa	Classe	Empresa	Classe	Empresa	Classe
Acos Vill	ON	Coteminas	PN	Karsten	PN	Savarg	PN
AES Tiete	ON	CRT Celular	PNA	Klabin S/A	PN	Seara Alim	PN
Albarus	ON	Duratex	PN	Light S/A	ON	Sid Nacional	ON
Alpargatas	PN	Eletrobras	ON	Lojas Americ	ON	Sid Tubarao	PN
Am Inox Br	ON	Eletropaulo	PNA	M G Poliest	ON	Souza Cruz	ON
Ambev	PN	Eleva	ON	Magnesita	PNA	Suzano Papel	PNA
Ampla Energ	ON	EMAE	PN	Mangels Indl	PN	Tectoy	PN
Aracruz	PNB	Embraer	ON	Marcopolo	PN	Tele Centroeste Cel	ON
Arcelor BR	ON	Embratel Part	ON	Mendes Jr	PNB	Tele Leste Celular	ON
Bardella	PN	Estrela	PN	Metal Leve	PN	Tele Nort Cl	ON
Bombril	PN	Eternit	ON	Metisa	PN	Tele Sudeste Celula	ON
Botucatu Tex	PN	F Cataguazes	PNA	Mundial	PN	Telefonica Data Hld	ON
Bradespar	ON	Ferbasa	PN	P.Acucar-CBD	PN	Telemar	ON
Brasil T Par	ON	Fertibras	PN	Perdigao S/A	PN	Telemig Part	PN
Brasil Telec	PN	Fosfertil	PN	Plascar Part	PN	Telesp	ON
Braskem	PNA	Fras-Le	PN	Polialden	PN	Tim Nordeste	PNB
Brasmotor	PN	Gerdau	PN	Politeno	PNB	Tim Part S/A	ON
Caemi	PN	Gerdau Met	PN	Pronor	PNA	Tim Sul	PNB
CCR Rodovias	ON	Gradiente	PNA	Quattor Petr	PN	Tractebel	ON
Celpe	PNA	Guararapes	PN	Randon Part	PN	Ultrapar	PN
Cemig	ON	Ideiasnet	ON	Recrusul	PN	Usiminas	PNA
Cesp	ON	Ienergia	PNA	Ripasa	PN	V C P	PN
Coelce	PNA	Inds Romi	ON	Rossi Resid	ON	Vivo	ON
Comgas	PNA	lochp-Maxion	PN	Sadia S/A	PN	Weg	ON
Confab	PN	Itausa	PN	Sanepar	PN	Whirlpool	PN
Copel	ON	Itautec	ON	Santistextil	PN		
Cosipa	ON	Jereissati	PN	Saraiva Livr	PN		

2004							
Empresa	Classe	Empresa	Classe	Empresa	Classe	Empresa	Classe
Acos Vill	ON	Embraer	ON	Magnesita	PNA	Savarg	PN
AES Elpa	ON	Embratel Part	ON	Mangels Indl	PN	Sid Nacional	ON
AES Tiete	ON	Estrela	PN	Marcopolo	PN	Souza Cruz	ON
Alpargatas	PN	F Cataguazes	PNA	Mendes Jr	PNB	Suzano Papel	PNA
Am Inox Br	ON	Ferbasa	PN	Metal Leve	PN	Tekno	PN
Ampla Energ	ON	Fertibras	PN	Metisa	PN	Tele Centroeste Cel	ON
Aracruz	PNB	Forjas Taurus	PN	Mundial	PN	Tele Leste Celular	ON
Bombril	PN	Fosfertil	PN	Net	PN	Tele Nort Cl	ON
Bradespar	ON	Fras-Le	PN	P.Acucar-CBD	PN	Tele Sudeste Celula	ON
Brasil T Par	ON	Gerdau	PN	Paranapanema	PN	Telefonica Data Hld	ON
Brasil Telec	PN	Gerdau Met	PN	Paul F Luz	ON	Telemar	ON
Caemi	PN	Gradiente	PNA	Perdigao S/A	PN	Telemar N L	ON
Caf Brasilia	PN	Guararapes	PN	Pet Manguinh	PN	Telemig Part	PN
CCR Rodovias	ON	Ideiasnet	ON	Petroflex	PNA	Telesp	ON
Cemig	ON	Ienergia	PNA	Petroq Uniao	PN	Tim Part S/A	ON
Cesp	ON	Inds Romi	ON	Plascar Part	PN	Tractebel	ON
Coelce	PNA	Inepar	PN	Polialden	PN	Trafo	PN
Comgas	PNA	lochp-Maxion	PN	Portobello	ON	Ultrapar	PN
Copel	ON	Ipiranga Dis	PN	Pro Metalurg	PNB	Unipar	PNB
Coteminas	PN	Ipiranga Pet	PN	Pronor	PNA	Usiminas	PNA
CRT Celular	PNA	Ipiranga Ref	PN	Randon Part	PN	V C P	PN
Dixie Toga	PN	Itausa	PN	Recrusul	PN	Vigor	PN
Duratex	PN	Itautec	ON	Ripasa	PN	Vivo	ON
Eletrobras	ON	Jereissati	PN	Sadia S/A	PN	Weg	ON
Eletropaulo	PNA	Klabin S/A	PN	Sanepar	PN	Whirlpool	PN
Eleva	ON	Light S/A	ON	Santistextil	PN		
EMAE	PN	M G Poliest	ON	Saraiva Livr	PN		

2005							
Empresa	Classe	Empresa	Classe	Empresa	Classe	Empresa	Classe
AES Elpa	ON	Duratex	PN	Itausa	PN	Sadia S/A	PN
AES Tiete	ON	Eletronbras	ON	Jereissati	PN	Sanepar	PN
Alfa Holding	PNB	Eletropaulo	PNA	Joao Fortes	ON	Saraiva Livr	PN
Alpargatas	PN	Eleva	ON	Kepler Weber	ON	Savarg	PN
Am Inox Br	ON	EMAE	PN	Klabin S/A	PN	Sergen	PN
Ambev	PN	Embraer	ON	Light S/A	ON	Sid Nacional	ON
Ampla Energ	ON	Embratel Part	ON	M G Poliest	ON	Souza Cruz	ON
Aracruz	PNB	Estrela	PN	Magnesita	PNA	Suzano Papel	PNA
Arcelor BR	ON	F Cataguazes	PNA	Mangels Indl	PN	TAM S/A	PN
Bardella	PN	Ferbasa	PN	Marcopolo	PN	Tectoy	PN
Bombril	PN	Forjas Taurus	PN	Metal Leve	PN	Tele Nort Cl	ON
Bradespar	ON	Fosfertil	PN	Metisa	PN	Telemar	ON
Brasil T Par	ON	Fras-Le	PN	Mundial	PN	Telemar N L	ON
Braskem	PNA	Gerdau	PN	Net	PN	Telemig Part	PN
Caf Brasilia	PN	Gerdau Met	PN	P.Acucar-CBD	PN	Telesp	ON
CCR Rodovias	ON	Globex	PN	Paranapanema	PN	Tex Renaux	PN
Cemat	ON	Gol	PN	Pet Manguinh	PN	Tim Part S/A	ON
Cemig	ON	Gradiente	PNA	Petroflex	PNA	Tractebel	ON
Cesp	ON	Graziotin	PN	Petroq Uniao	PN	Trafo	PN
Coelce	PNA	Grendene	ON	Porto Seguro	ON	Ultrapar	PN
Comgas	PNA	Guararapes	PN	Portobello	ON	Unipar	PNB
Confab	PN	Ienergia	PNA	Pro Metalurg	PNB	Usiminas	PNA
Copel	ON	Inepar	PN	Quattor Petr	PN	V C P	PN
Copesul	ON	lochp-Maxion	PN	Randon Part	PN	Vigor	PN
Coteminas	PN	Ipiranga Dis	PN	Recrusul	PN	Vivo	ON
CPFL Energia	ON	Ipiranga Pet	PN	Renner Part	PN	Weg	ON
Dixie Toga	PN	Ipiranga Ref	PN	Rossi Resid	ON	Whirlpool	PN

2006							
Empresa	Classe	Empresa	Classe	Empresa	Classe	Empresa	Classe
Aco Altona	PN	Docas	PN	Jereissati	PN	Savarg	PN
Acos Vill	ON	Duratex	PN	Karsten	PN	Schlosser	PN
AES Elpa	ON	Elekeiroz	PN	Klabin S/A	PN	Schulz	PN
AES Tiete	ON	Eletrobras	ON	Light S/A	ON	Sergen	PN
Alfa Holding	PNB	Eletropaulo	PNA	Lix da Cunha	PN	Sid Nacional	ON
ALL Amer Lat	PN	Eleva	ON	Localiza	ON	Souza Cruz	ON
Alpargatas	PN	EMAE	PN	Lojas Americ	ON	Suzano Papel	PNA
Am Inox Br	ON	Embraer	ON	Lojas Renner	ON	TAM S/A	PN
Ambev	PN	Embratel Part	ON	M G Poliest	ON	Tecel S Jose	PN
Ampla Energ	ON	Energias BR	ON	Magnesita	PNA	Tectoy	PN
Aracruz	PNB	Estrela	PN	Mangels Indl	PN	Teka	PN
Bardella	PN	Eternit	ON	Marcopolo	PN	Tele Nort Cl	ON
Bombriil	PN	Eucatex	PN	Marisol	PN	Telemar	ON
Botucatu Tex	PN	F Guimaraes	PN	Metal Iguacu	PN	Telemar N L	ON
Bradespar	ON	Ferbasa	PN	Metisa	PN	Telemig Part	PN
Brasil T Par	ON	Forjas Taurus	PN	Natura	ON	Telesp	ON
Brasil Telec	PN	Fosfertil	PN	Net	PN	Tex Renaux	PN
Braskem	PNA	Fras-Le	PN	OHL Brasil	ON	Tim Part S/A	ON
Brasmotor	PN	Gazola	PN	P.Acucar-CBD	PN	Tractebel	ON
CCR Rodovias	ON	Gerdau	PN	Petroflex	PNA	Trafo	PN
CEB	PNB	Gerdau Met	PN	Petroq Uniao	PN	Tupy	ON
Cemar	ON	Globex	PN	Porto Seguro	ON	Ultrapar	PN
Cemat	ON	Gol	PN	Portobello	ON	Unipar	PNB
Cemig	ON	Grazziotin	PN	Pro Metalurg	PNB	Uol	PN
Cesp	ON	Grendene	ON	Quattor Petr	PN	Usiminas	PNA
Coelba	ON	Guararapes	PN	Randon Part	PN	V C P	PN
Comgas	PNA	Habitasul	PNA	Rasip Agro	PN	Vigor	PN
Confab	PN	Ienergia	PNA	Rede Energia	PN	Vivo	ON
Contax	ON	Inepar	PN	Renar	ON	Weg	ON
Copel	ON	lochp-Maxion	PN	Rossi Resid	ON	Wetzel S/A	PN
Cosan	ON	Ipiranga Dis	PN	Sadia S/A	PN	Whirlpool	PN
Coteminas	PN	Ipiranga Pet	PN	Sanepar	PN	Wiest	PN
CPFL Energia	ON	Ipiranga Ref	PN	Sansuy	PNA		
Dixie Toga	PN	Itausa	PN	Sao Carlos	ON		
Doc Imbituba	PN	J B Duarte	PN	Saraiva Livr	PN		

2007							
Empresa	Classe	Empresa	Classe	Empresa	Classe	Empresa	Classe
Abnote	ON	Dimed	ON	J B Duarte	PN	Rossi Resid	ON
Abyara	ON	Dixie Toga	PN	Jereissati	PN	Sadia S/A	PN
Aco Altona	PN	Doc Imbituba	PN	Kepler Weber	ON	Sanepar	PN
Acos Vill	ON	DTCOM Direct	ON	Klabin S/A	PN	Sansuy	PNA
AES Elpa	ON	Duratex	PN	Klabinsegall	ON	Santanense	PN
AES Tiete	ON	Elekeiroz	PN	Leco	PN	Saraiva Livr	PN
Alfa Consorc	ON	EMAE	PN	Light S/A	ON	Schlosser	PN
Alfa Holding	PNB	Embraer	ON	Lix da Cunha	PN	Schulz	PN
ALL Amer Lat	PN	Embratel Part	ON	Localiza	ON	Sid Nacional	ON
Alpargatas	PN	Energias BR	ON	Lojas Americ	ON	Souza Cruz	ON
Ambev	PN	Equatorial	ON	Lojas Renner	ON	Suzano Papel	PNA
Aracruz	PNB	Estrela	PN	Lopes Brasil	ON	TAM S/A	PN
Bardella	PN	Eternit	ON	Lupatech	ON	Tectoy	PN
Botucatu Tex	PN	Eucatex	PN	M G Poliest	ON	Teka	PN
Bradespar	ON	F Guimaraes	PN	M. Diasbranco	ON	Telemar	ON
Brascan Res	ON	Ferbasa	PN	Mangels Indl	PN	Telemar N L	ON
Brasil T Par	ON	Forjas Taurus	PN	Marcopolo	PN	Telemig Part	PN
Brasil Telec	PN	Fosfertil	PN	Marisol	PN	Telesp	ON
Braskem	PNA	Fras-Le	PN	Medial Saude	ON	Terna Part	UNT N2
CCR Rodovias	ON	Gafisa	ON	Metal Leve	PN	Totvs	ON
CEB	PNB	Gazola	PN	Metisa	PN	Tractebel	ON
Cemig	ON	Gerdau	PN	MMX Miner	ON	Trafo	PN
Cesp	ON	Gerdau Met	PN	Natura	ON	Tupy	ON
Coelce	PNA	Gol	PN	Net	PN	Ultrapar	PN
Comgas	PNA	GP Invest	A	Odontoprev	ON	Unipar	PNB
Confab	PN	Grazziotin	PN	OHL Brasil	ON	Uol	PN
Contax	ON	Grendene	ON	P.Acucar-CBD	PN	Usiminas	PNA
Copel	ON	Habitasul	PNA	Porto Seguro	ON	V C P	PN
Cosan	ON	Hoteis Othon	PN	Portobello	ON	Varig Serv	PN
Coteminas	PN	Ideiasnet	ON	Pro Metalurg	PNB	Vivo	ON
CPFL Energia	ON	Ienergia	PNA	Profarma	ON	Weg	ON
CSU CardSystem	ON	Inds Romi	ON	Quattor Petr	PN	Wetzel S/A	PN
Dasa	ON	Inepar	PN	Randon Part	PN		
DHB	PN	Itausa	PN	Rasip Agro	PN		