

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO

CESAR DUARTE SOUTO-MAIOR

PREVISÃO DA DIREÇÃO DE MOVIMENTO DE ÍNDICES DE AÇÕES
USANDO UM SISTEMA FUZZY

FLORIANÓPOLIS
2007
Cesar Duarte Souto-Maior

PREVISÃO DA DIREÇÃO DE MOVIMENTO DE ÍNDICES DE AÇÕES USANDO UM SISTEMA FUZZY

Dissertação apresentada como requisito parcial à
obtenção do grau de Mestre em Administração.
Universidade Federal de Santa Catarina.
Curso de Pós-Graduação em Administração.
Área de concentração: Política e Gestão
Institucional.
Linha de Pesquisa: Gestão de Custos e Finanças.

Orientador: José Alonso Borba, Dr.

FLORIANÓPOLIS
2007

Cesar Duarte Souto-Maior

PREVISÃO DA DIREÇÃO DE MOVIMENTO DE ÍNDICES DE AÇÕES USANDO UM SISTEMA FUZZY

Esta dissertação foi julgada adequada para a obtenção do Grau de Mestre em Administração na área de concentração Política e Gestão Institucional e na linha de pesquisa Gestão de Custos e Finanças do Curso de Pós-Graduação em Administração da Universidade Federal de Santa Catarina e aprovada, em sua forma final, em 28 de junho de 2007.

Prof. Dr. Rolf Hermann Erdmann
Coordenador do Curso

Apresentada à Comissão Examinadora composta pelos professores:

Prof. Dr. José Alonso Borba
Universidade Federal de Santa Catarina

Prof. Dr. Newton C. A. da Costa Jr.
Universidade Federal de Santa Catarina

Prof. Dr. Leandro dos Santos Coelho
Pontifícia Universidade Católica do Paraná

AGRADECIMENTOS

A Deus, sempre presente, conduzindo e dando todas as condições para que esse trabalho fosse realizado.

A todos os meus familiares e amigos, por estarem sempre do meu lado, torcendo e me apoiando.

Ao meu orientador, Prof. Alonso, um agradecimento pela paciência, pela motivação e por estar sempre em busca de idéias novas.

Ao professor Newton pelas dicas e apoio para a realização deste trabalho.

Aos professores e a toda equipe do Curso de Pós-Graduação de Administração (CPGA) e do Programa de mestrado em contabilidade (PPGC).

Aos participantes do NECC - Núcleo de Estudos em Contabilidade e Controladoria.

Aos meus amigos e colegas de curso pelo companheirismo e constante troca de informações, em especial ao Fernando Murcia.

E a todos aqueles que contribuíram de alguma forma, direta ou indiretamente, para a realização deste trabalho.

“October. This is one of the peculiarly dangerous months to speculate in stocks. The others are July, January, September, April, November, May, March, June, December, August, and February.”

Mark Twain (1835-1910)

RESUMO

SOUTO-MAIOR, Cesar Duarte. **Previsão da direção de movimento de índices de ações usando um sistema *fuzzy***. 2007. 197. Dissertação (Mestrado em Administração) - Curso de Pós-Graduação em Administração, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2007.

Orientador: José Alonso Borba
Defesa: 28/06/2007

Este trabalho apresenta um novo modelo para previsão da direção de índices de mercados usando um sistema *fuzzy*. O modelo proposto foi aplicado na previsão do IBOVESPA e do S&P 500. Foram utilizados quatro períodos de estudo: (P1) de 8 de janeiro de 1997 até 2 de fevereiro de 2005, utilizado para previsão do IBOVESPA e S&P 500; (P2) de 8 de janeiro de 1986 até 29 de dezembro de 2005, utilizado para a previsão do IBOVESPA; (P3) de 8 de janeiro de 1970 até 30 de dezembro de 2005, utilizado para a previsão do S&P 500; e (P4) de 8 de janeiro de 1993 até 29 de dezembro de 2005, utilizado para a previsão do IBOVESPA Futuro. Ao todo, foram utilizadas 1824 regras de inferência. Embora o modelo produza uma saída lingüística, foi possível delinear uma estratégia de investimento estatisticamente significativa, que superou a rentabilidade da estratégia passiva na maioria dos períodos de teste. Somente não superou a estratégia passiva quando aplicado ao IBOVESPA no período P2 (de 1986 até 2005). Esse período englobou uma época de grande inflação no Brasil, isso pode indicar que talvez a estratégia não seja aplicável em situações de hiperinflação. Para o período P1, verificou-se que a estratégia *fuzzy* foi estatisticamente superior à estratégia passiva para o IBOVESPA (S&P 500) com um nível de significância de 10% (20%). Isso pode significar que é mais difícil obter ganhos anormais no mercado americano, teoricamente mais eficiente que o mercado brasileiro. Também para o P1 o rendimento da estratégia usando a lógica *fuzzy* foi estatisticamente superior em relação a uma estratégia usando a lógica clássica com um nível de significância de 10%, tanto para o IBOVESPA quanto para o S&P 500. É importante ressaltar que o presente modelo não pretende refutar outros modelos paramétricos ou não paramétricos, mas propor uma nova solução, baseada nos conceitos da lógica *fuzzy*. Além disso, o modelo proposto, com sua saída probabilística, pode ser utilizado como suporte à decisão, tendo em vista que o investidor pode possuir outras informações, confidenciais ou não, assim como pode ter até intuições a respeito de tendências políticas ou econômicas.

Palavras-chave: Lógica *Fuzzy*, Previsão de índices de mercado, IBOVESPA, S&P 500.

ABSTRACT

SOUTO-MAIOR, Cesar Duarte. **Forecast of the movement direction of stock market indices applying a fuzzy system. 2007.** 197 p. Dissertation (Administration Master Degree) – Post-graduation Program in Administration, Federal University of Santa Catarina, Florianópolis, 2007.

Adviser: José Alonso Borba

Defense: 28/06/2007

This work presents a new model to forecast of the direction of stock market indices making use of a fuzzy system. The model was applied in the forecast of the IBOVESPA and the S&P 500. It was used four periods of study: (P1) from January 8th 1997 to February 2nd 2005 (IBOVESPA forecast and S&P 500); (P2) from January 8th 1986 to December 29th 2005 (IBOVESPA forecast); (P3) from January 8th 1970 to December 30th 2005 (S&P 500 forecast); and (P4) from January 8th 1993 to December 29th 2005 (IBOVESPA Future forecast). It was used 1824 inference rules. Even though the model produces a linguistic output, it was possible to delimited an investment strategy statistically significant. It outperforms the profitability of the passive strategy in the majority of the test period. It didn't outperform the passive strategy only when applied to IBOVESPA in the period P2 (from 1986 to 2005). This period comprises a time of high inflation in Brazil, this can indicate that this strategy is perhaps not applicable in hyperinflation situations. It was verified that the fuzzy strategy was statistically superior to the passive strategy to the IBOVESPA (S&P 500) with a significance level of 10% (20%) for period P1. This can mean that it is harder to get unusual profit in the American market since it is theoretically more efficient than the Brazilian one. Also to P1, the strategy performance using the fuzzy logic was statistically superior in relation to strategy using classical logic with a significant level of 10%. It occurred to IBOVESPA and to S&P 500. It is important to emphasize that the present model does not intent to disprove other parametric or non-parametric models, but to suggest a new solution based in the fuzzy logic concepts. Besides that the suggested model can be used like a decision support because its probability output. Having in mind that the investor can have other confidential or non-confidential information and can also have intuition about political and economical trends.

Key words: Fuzzy Logic. Stock Market Index Forecast. IBOVESPA. S&P 500.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Sobre-reação e sub-reação.	30
Figura 2: Porcentagem de artigos por tipo de previsão (nível ou direção).....	46
Figura 3: Horizontes de previsão.....	46
Figura 4: Modelos mais utilizados.	48
Figura 5: Índices mais utilizados.....	49
Figura 6: Países mais pesquisados.....	51
Figura 7: Autores com maior quantidade de artigos.	53
Figura 8: Índices pesquisados por tipo de país (desenvolvido ou em desenvolvimento).....	54
Figura 9: Índices futuros mais pesquisados.....	56
Figura 10: Conjuntos clássicos x conjuntos nebulosos.	58
Figura 11: Visão geral do modelo.	62
Figura 12: Gráfico da função de pertinência “subida” da variável linguística d_1	64
Figura 13: Distribuição probabilística dos dados de treinamento e teste quando a entrada é ($d_3 =$ queda; $d_2 =$ subida; $d_1 =$ queda).....	67
Figura 14: Distribuição probabilística dos dados de treinamento e teste quando a entrada é ($d_3 =$ subida; $d_2 =$ queda; $d_1 =$ subida).....	68
Figura 15: Períodos utilizados.....	69
Figura 16: Rentabilidade do IBOVESPA e da estratégia fuzzy (para $\varepsilon = 0,505$).....	79
Figura 17: Rentabilidade do S&P 500 e da estratégia fuzzy (para $\varepsilon = 0,43$).....	82
Figura 18: Diferença de rentabilidade da estratégia fuzzy e do S&P 500 (para $\varepsilon = 0,47$).	89
Figura 19: Rentabilidade do S&P 500 e da estratégia fuzzy (para $\varepsilon = 0,47$).....	89
Figura 20: Diferença de rentabilidade da estratégia fuzzy e do IBOVESPA futuro (para $\varepsilon = 0,43$).	93
Figura 21: Rentabilidade do IBOVESPA futuro e da estratégia fuzzy (para $\varepsilon = 0,43$).....	93
Figura 22: Regras para o IBOVESPA e para o S&P 500 quando a entrada é ($d_3 =$ subida; $d_2 =$ subida; $d_1 =$ subida).....	96
Figura 23: Regras para o IBOVESPA e para o S&P 500 quando a entrada é ($d_3 =$ queda; $d_2 =$ queda; $d_1 =$ subida).	96
Figura 24: Variação das regras para o S&P 500 quando a entrada é ($d_3 =$ queda; $d_2 =$ queda; $d_1 =$ queda).	97
Figura 25: Variação das regras para o S&P 500 quando a entrada é ($d_3 =$ subida; $d_2 =$ subida; $d_1 =$ subida).	98
Figura 26: Rentabilidade para cada valor de D, considerando $\varepsilon = 0,505$	100
Figura 27: Rentabilidade para cada valor de D, considerando $\varepsilon = 0,43$	101

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Lista com os 48 artigos utilizados.	44
Tabela 2: Modelos mais utilizados.	47
Tabela 3: Índices mais utilizados.	48
Tabela 4: Países mais pesquisados.	50
Tabela 5: Periódicos com maior quantidade de artigos utilizados.	51
Tabela 6: Quantidade de artigos por autor.	52
Tabela 7: Índices futuros mais pesquisados.	55
Tabela 8: Dados selecionados para treinamento.	66
Tabela 9: Dados selecionados para teste.	66
Tabela 10: Períodos utilizados.	69
Tabela 11: Regras de inferência.	77
Tabela 12: Resultados obtidos com a estratégia <i>fuzzy</i>	78
Tabela 13: Resultados obtidos com a estratégia <i>fuzzy</i>	80
Tabela 14: Regras de inferência.	80
Tabela 15: Resultados obtidos com a estratégia <i>fuzzy</i>	81
Tabela 16: Resultados obtidos com a estratégia <i>fuzzy</i>	83
Tabela 17: Resultados obtidos com a estratégia <i>fuzzy</i>	84
Tabela 18: Resultados obtidos com a estratégia <i>fuzzy</i>	85
Tabela 19: Resultados obtidos com a estratégia <i>fuzzy</i>	86
Tabela 20: Diferença de rentabilidade da estratégia <i>fuzzy</i> e do S&P 500 (para $\varepsilon = 0,47$).	87
Tabela 21: Resultados obtidos com a estratégia <i>fuzzy</i>	90
Tabela 22: Resultados obtidos com a estratégia <i>fuzzy</i>	91
Tabela 23: Diferença de rentabilidade da estratégia <i>fuzzy</i> e do IBOVESPA futuro (para $\varepsilon = 0,43$).	92
Tabela 24: Resultados obtidos com a estratégia <i>fuzzy</i>	94
Tabela 25: Regras de inferência.	95
Tabela 26: Síntese dos resultados em relação aos objetivos específicos.	102

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANN	<i>Artificial Neural Network</i>
APT	<i>Arbitrage Pricing Theory</i>
AR	<i>Auto-Regressive</i>
ARCH	<i>Auto-Regressive Conditional Heteroscedasticity</i>
ARIMA	<i>Auto-Regressive Integrated Moving Average</i>
ARMA	<i>Auto-Regressive Moving Average</i>
ATX	<i>Austrian Trade Index</i>
BM&F	<i>Bolsa de Mercadorias e Futuros</i>
BOVESPA	<i>Bolsa de Valores de São Paulo</i>
BSE	<i>Bombay Stock Exchange</i>
CBR	<i>Case Based Reasoning</i>
CRSP	<i>Center for Research in Security Prices</i>
DA	<i>Directional Accuracy</i>
DAX	<i>Deutscher Aktienindex</i>
DJI	<i>Dow Jones Industry</i>
DJIA	<i>Dow Jones Industrial Average</i>
DOS	<i>Degree of Support</i>
ECM	<i>Error Correction Model</i>
ECM-COC	<i>Error Correction Model – Cost of Carry</i>
FIECM	<i>Fractionally Integrated Error Correction Model</i>
FTSE	<i>Financial Times Stock Exchange</i>
GARCH	<i>Generalized Auto-Regressive Condicional Heteroskedasticity</i>
GMM	<i>Generalized Methods of Moments</i>
GRNN	<i>Generalized Regression Neural Network</i>
HEX	<i>Helsinki Stock Exchange</i>
HIS	<i>Hang Seng Index</i>
IGBM	<i>Índice General de la Bolsa de Madrid</i>
IPC	<i>Índice de Precios e Cotizaciones</i>
ISE	<i>Istanbul Stock Exchange</i>
KNN	<i>K Nearest Neighbour</i>
KOSPI	<i>Korea Composite Stock Price Index</i>
KSE	<i>Karachi Stock Exchange</i>
LAR	<i>Linear Auto-Regressive Model</i>
LDA	<i>Linear Discriminant Analysis</i>
NASDAQ	<i>North American Securities Dealers Automated Quotation</i>
NSA	<i>Nikkei Stock Average</i>
NYSE	<i>New York Stock Exchange</i>
PNN	<i>Probabilistic Neural Network</i>
PT	<i>Pesaran e Timmermann</i>
QDA	<i>Quadratic Discriminant Analysis</i>
RCBR	<i>Regression Case Based Reasoning</i>
RS	<i>Rough Sets</i>
RW	<i>Random Walk</i>

S&P	<i>Standard & Poor's</i>
SENSEX	<i>Sensitive Index</i>
SESALL	<i>Singapore All Equities Index</i>
SET	<i>Stock Exchange of Thailand</i>
SIMEX	<i>Singapore International Monetary Exchange</i>
SNN	<i>Stochastic Neural Network</i>
SR	<i>Success Ratio</i>
SRI	<i>Success Ratio in Case of Independence</i>
STAR	<i>Smooth Transition Auto Regression</i>
SVM	<i>Support Vector Machine</i>
TAIEX	<i>Taiwan Stock Exchange Capitalization Weighted Stock Index</i>
TAIFEX	<i>Taiwan Futures Exchange</i>
TOPIX	<i>Tokyo Stock Price Index</i>
TSE	<i>Toronto Stock Exchange</i>
VAR	<i>Vector Auto Regressive</i>

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	14
1.1	TEMA E PROBLEMA DA PESQUISA.....	14
1.2	OBJETIVOS.....	16
1.2.1	Objetivo geral.....	16
1.2.2	Objetivos específicos.....	17
1.3	JUSTIFICATIVA.....	19
2	REFERENCIAL TEÓRICO.....	21
2.1	EFICIÊNCIA DE MERCADO.....	21
2.1.1	Formas de eficiência de mercado.....	22
2.1.2	Testes de eficiência de mercado.....	23
2.1.3	Algumas anomalias descritas na literatura.....	24
2.1.3.1	Efeito fim-de-semana.....	24
2.1.3.2	Efeito mês do ano.....	25
2.1.3.3	<i>Splits</i>	25
2.2	PREVISÃO DO RETORNO DE AÇÕES.....	26
2.2.1	Análise fundamentalista.....	27
2.2.2	Análise técnica.....	28
2.2.3	Seleção de portfólio.....	31
2.3	PREVISÃO DO RETORNO DE ÍNDICES DE AÇÕES.....	32
2.3.1	Nível versus direção.....	33
2.3.2	Estudos sobre previsão do nível de índices de mercado.....	34
2.3.2.1	Previsão do nível com sistemas <i>fuzzy</i>	38
2.3.3	Estudos sobre previsão de direção de índices de mercado.....	39
2.3.4	Síntese de pesquisas sobre previsão de índices de ações.....	44
2.3.5	Estudos sobre previsão em países em desenvolvimento.....	53
2.3.6	Previsão do retorno de derivativos.....	55
2.4	LÓGICA <i>FUZZY</i>	57
2.5	ÍNDICES FINANCEIROS UTILIZADOS NESTE TRABALHO.....	59
2.5.1	BOVESPA e o índice IBOVESPA.....	59
2.5.1.1	O índice IBOVESPA.....	60
2.5.1.2	O índice IBOVESPA futuro.....	60
2.5.2	<i>Standard & Poors</i> e o S&P 500.....	61
2.5.2.1	O S&P 500.....	61
3	METODOLOGIA.....	62
3.1	O MODELO PROPOSTO.....	62
3.1.1	Estabelecimento das variáveis para o modelo de previsão.....	63
3.1.2	Processo de fuzzificação.....	64
3.1.3	Estabelecimento das regras de inferência.....	64
3.1.4	Estabelecimento das variáveis de saída.....	68
3.2	DADOS USADOS.....	69
3.2.1	IBOVESPA no período P1.....	70
3.2.2	S&P 500 no período P1.....	70
3.2.3	IBOVESPA no período P2.....	70
3.2.4	S&P 500 no período P3.....	71

3.2.5 IBOVESPA futuro no período P4	71
3.3 MÉTRICAS PARA ANÁLISE DE RESULTADOS.....	72
3.3.1 Cálculo da taxa de acerto.....	72
3.3.2 Cálculo da rentabilidade da estratégia de investimento em comparação com a estratégia passiva	73
3.4 ANÁLISES ADICIONAIS.....	74
3.4.1 Diferença entre as regras usadas no IBOVESPA e no S&P 500.....	74
3.4.2 Não-estacionariedade das regras com o passar dos anos.....	75
3.4.3 Testes para vários intervalos: sistema <i>fuzzy</i> versus sistema binário	75
4 ANÁLISE DOS RESULTADOS	77
4.1 RESULTADOS BÁSICOS.....	77
4.1.1 Resultados para o IBOVESPA no período P1	77
4.1.2 Resultados para o S&P 500 no período P1	80
4.1.3 Resultados para o IBOVESPA no período P2.....	83
4.1.4 Resultados para o S&P 500 no período P3.....	86
4.1.5 Resultados para o IBOVESPA futuro no período P4.....	91
4.2 RESULTADOS ADICIONAIS	95
4.2.1 Diferença de regras no IBOVESPA e no S&P 500.....	95
4.2.2 Regras não-estacionárias	97
4.2.2 Testes para vários intervalos: sistema <i>fuzzy</i> versus sistema binário	99
5 CONCLUSÕES.....	102
5.1 LIMITAÇÕES.....	104
5.2 POSSIBILIDADES FUTURAS.....	105
REFERÊNCIAS	106
ANEXOS	119
ANEXO 1 - Impossibilidade da aplicação do teste PT	120
ANEXO 2 – Regras de inferência	122

1 INTRODUÇÃO

Este capítulo trata dos aspectos introdutórios da pesquisa, com destaque para a exposição do tema e problema, o objetivo geral e específicos do trabalho, e a justificativa. Estas etapas tornam-se fundamentais para o entendimento do estudo e para o seu posicionamento em relação ao contexto no qual está inserido.

1.1 TEMA E PROBLEMA DA PESQUISA

Desde a década de 1980, a literatura relacionada com séries financeiras temporais tem produzido importantes estudos que têm questionado as hipóteses de eficiência de mercado fraca e o *Random Walk* (RW), como, por exemplo, os trabalhos de Lo e Mackinley (1988), Poterba e Summers (1988) e Fama e French (1988). Esses autores argumentam que existe considerável evidência de que o retorno das ações é de alguma forma previsível. Eles mostraram que há fortes evidências de heteroscedasticidade condicional em muitas séries temporais financeiras, significando isto que os retornos dessas séries não são independentes e identicamente distribuídos como estabelece o modelo RW. Entretanto, para Chun, Kim e Kim (2002), o mercado financeiro pode ser previsível, mas exibe uma dinâmica não linear e comportamento caótico.

Esses fatos têm despertado interesses teóricos e práticos em modelos não lineares de séries financeiras temporais baseadas em técnicas como *Auto-Regressive Moving Average* (família ARMA), *Generalized Auto-Regressive Conditional Heteroskedasticity* (família GARCH) e, mais recentemente, métodos baseados em inteligência computacional, tais como as Redes Neurais Artificiais (ANNs), Computação Evolutiva e Sistemas *Fuzzy*. Basicamente, a

previsão de séries financeiras temporais pode ser vista de duas formas: modelos de previsão do nível e modelos de previsão por classificação.

A primeira se baseia na previsão acurada do nível de preços das ações, índices e outros instrumentos de séries financeiras. O grau de acurácia e aceitabilidade da previsão é medido pelo seu desvio das observações reais, minimizando os erros de previsão.

A segunda maneira é a previsão da direção ou sinal da mudança do nível de preço. Essa abordagem é defendida por alguns autores (WU e ZHANG, 1997; AGGARWAL e DEMASKEV, 1997; TSAIH, HSU e LAI, 1998; LEUNG, DAOUK e CHEN, 2000; CHEN, LEUNG e DAOUK, 2003; KIM e CHUN, 2005) que argumentam que uma estratégia de negociação baseada em certa previsão, com um pequeno erro de previsão, pode não ser tão rentável quanto uma estratégia de negociação baseada em uma acurada previsão da direção ou sinal de movimento.

Paralelamente a isso, várias pesquisas na área dos negócios têm utilizado sistemas *fuzzy* para tratar incertezas e obter melhores resultados. Entre elas, destacam-se as de: Shehab e Abdalla (2002), na modelagem de um sistema de custeio; Sahin e Dogan (2003), no relacionamento entre fornecedores e clientes; Jiang e Hsu (2003), na avaliação de manufatura e ciclo do de vida dos produtos; Lin, Hwang e Becker (2003) na detecção de fraudes contábeis; e Beynon, Peel e Tang (2004), na análise e determinação dos preços dos serviços de auditoria.

Em finanças, há alguns trabalhos relacionados com a composição de portfólios de ações (TANAKA e GUO, 1999; INUIGUCHI e TANINO, 2000; LEÓN, LIERN e VERCHER, 2002; WANG e SHU, 2002; SERGUIIEVA e HUNTER, 2004) e também com a previsão de insolvência (TSENG e LIN, 2005), que utilizam sistemas *fuzzy*.

Mais especificamente na previsão de índices de mercados, alguns trabalhos tratam da previsão de nível usando a lógica *fuzzy* (HUARNG, 2001a, 2001b; YU, 2005a, 2005b; HUARNG e YU, 2005, 2006), mas nenhum desses trabalhos aborda a previsão da direção de movimento.

Diante dessas constatações, elaborou-se a seguinte questão problema: **É possível prever a direção de movimento de índices de ações usando um sistema *fuzzy*, de forma estatisticamente significativa?**

1.2 OBJETIVOS

A partir do tema e do problema propostos, foram determinados os objetivos a serem alcançados com a pesquisa, tanto os de natureza geral quanto os específicos. As proposições seguintes intentam, portanto, a elucidação dos objetivos perseguidos e as etapas vencidas para alcançá-los.

Os objetivos estabeleceram a direção a ser seguida pelo estudo. Assim, tem-se primeiramente o objetivo geral, que norteou a pesquisa, e em seguida os objetivos específicos, que operacionalizaram os propósitos deste estudo.

1.2.1 Objetivo geral

Constituiu-se como objetivo geral desta pesquisa **verificar se é possível prever a direção de movimento de índices de ações usando um sistema *fuzzy*, de forma estatisticamente significativa.**

1.2.2 Objetivos específicos

Para verificar a possibilidade de previsão estatisticamente significativa, foram utilizados quatro períodos de estudo:

- P1: de 8 de janeiro de 1997 até 2 de fevereiro de 2005, utilizado para previsão do IBOVESPA e S&P 500;
- P2: de 8 de janeiro de 1986 até 29 de dezembro de 2005, utilizado para a previsão do IBOVESPA;
- P3: de 8 de janeiro de 1970 até 30 de dezembro de 2005, utilizado para a previsão do S&P 500;
- P4: de 8 de janeiro de 1993 até 29 de dezembro de 2005, utilizado para a previsão do IBOVESPA Futuro.

Além disso, foram realizadas análises adicionais, a fim de verificar:

- se as regras para os índices IBOVESPA e S&P 500 eram estatisticamente diferentes para o período P1;
- se as regras mudavam com o passar dos anos, para isso foi utilizado o período P3, por ser o período mais longo. Contudo, não foi usado nenhum método estatístico para essa verificação;
- se o modelo *fuzzy* apresentava um desempenho estatisticamente superior a um modelo binário similar para o IBOVESPA no período P1;
- se o modelo *fuzzy* apresentava um desempenho estatisticamente superior a um modelo binário similar para o S&P no período P1.

Portanto, para se conseguir atingir o objetivo geral proposto, fez-se necessário alcançar os seguintes objetivos específicos:

- 1) verificar a possibilidade de previsão estatisticamente significativa do índice IBOVESPA no período P1;
- 2) verificar a possibilidade de previsão estatisticamente significativa do índice S&P 500 no período P1;
- 3) verificar a possibilidade de previsão estatisticamente significativa do índice IBOVESPA no período P2;
- 4) verificar a possibilidade de previsão estatisticamente significativa do índice S&P 500 no período P3;
- 5) verificar a possibilidade de previsão estatisticamente significativa do índice IBOVESPA Futuro no período P4;
- 6) verificar se as regras para os índices IBOVESPA e S&P 500 são estatisticamente diferentes para o período P1;
- 7) verificar (embora sem nenhum método estatístico) se as regras para o S&P 500 são estacionárias para o período P3;
- 8) verificar se o modelo *fuzzy* apresenta um desempenho estatisticamente superior em comparação com um modelo binário similar para o IBOVESPA no período P1;
- 9) verificar se o modelo *fuzzy* apresenta um desempenho estatisticamente superior em comparação com um modelo binário similar para o S&P 500 no período P1.

1.3 JUSTIFICATIVA

Segundo Leung, Daouk e Chen (2000), a negociação de índices de mercado tem se tornado popular nos maiores mercados financeiros do mundo. Em outro trabalho, Chen, Leung e Daouk (2003) alegam que existem duas razões básicas para o sucesso da negociação desses índices: (1) eles provêm uma maneira efetiva dos investidores diminuírem seus riscos; e (2) eles criam novas oportunidades de especulações e arbitragem.

A diminuição do risco, conforme Armano, Marchesi e Murru (2005), ocorre porque diminui o impacto de notícias relacionadas a uma única empresa. Isso é algo importante, por exemplo, para fundos de previdência. Novas oportunidades de especulação e arbitragem ocorrem com a composição de fundos baseados nos índices de mercado e também pela negociação dos derivativos desses índices. Outra razão que merece ser mencionada é que os índices de mercado fornecem uma referência, para os investidores, da rentabilidade de um determinado mercado.

Se, de alguma forma, for possível prever os índices financeiros, então haverá a possibilidade de obter lucro através do *market timing*. O *market timing* significa aproveitar os momentos de alta e baixa do mercado. Nos momentos de alta, o ideal seria investir no mercado de ações, e nos momentos de baixa, o ideal seria investir em ativos com retorno garantido, como títulos de renda fixa. Entretanto, conseguir prever períodos de alta e baixa não é algo trivial e a complexidade desse problema justifica a quantidade de pesquisas que buscam prever índices de ações.

Um dos modelos utilizados para a previsão de índices de mercados são os sistemas baseados em lógica *fuzzy*. A lógica *fuzzy* tem como vantagem considerar variáveis lingüísticas comumente utilizadas no processo de decisão humana, como, por exemplo, “ontem o índice

apresentou uma subida” ou “ontem o índice permaneceu estável”, sendo que a transição entre duas variáveis lingüísticas é tratada de uma forma gradual.

Sistemas *fuzzy* têm sido utilizados para a previsão do nível de índices de mercado. Entretanto, conforme Leung, Daouk e Chen (2000), estratégias baseadas na previsão do nível de índices não são tão rentáveis quanto estratégias baseadas na previsão da direção de movimento de um índice de mercado.

Este estudo difere dos demais por utilizar um sistema *fuzzy* na previsão da direção de movimento de índices de mercado. Além disso, o modelo proposto não retorna um valor exato, e sim uma saída probabilística de variáveis lingüísticas. Essa saída lingüística pode ser utilizada com outras informações econômicas e não econômicas, inclusive com a intuição, para auxiliar a decisão de investimento. Isso também o torna diferente em comparação com os trabalhos de Huarng (2001a, 2001b), Yu (2005a, 2005b) e Huarng e Yu (2005, 2006), que utilizam sistemas *fuzzy* para a previsão do nível de índices de mercado.

Outro fato interessante é que este estudo analisa um índice de um país desenvolvido (S&P 500) e um índice de um país em desenvolvimento (IBOVESPA). Isso é importante porque um determinado mercado poderia ser mais eficiente que outro.

É importante ressaltar que o presente modelo não pretende refutar outros modelos paramétricos ou não paramétricos, mas propor uma nova solução, baseada no uso de um sistema *fuzzy*.

Este trabalho é organizado da seguinte maneira: no capítulo 2 são apresentadas uma breve revisão teórica do problema abordado e uma introdução da lógica *fuzzy* e de seus conceitos. O capítulo 3 apresenta a metodologia empregada para a construção do modelo proposto e as métricas utilizadas para avaliar os resultados. O capítulo 4 apresenta os resultados finais e, por fim, o capítulo 5 discute, conclui o trabalho e apresenta possibilidades para pesquisas futuras.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 EFICIÊNCIA DE MERCADO

Segundo Armano, Marchesi e Murru (2005), pela hipótese de mercado eficiente, o preço de uma ação reflete - em qualquer tempo - as informações disponíveis para os investidores. Uma nova informação é processada pelos investidores e altera imediatamente o preço da ação.

Para que a teoria do mercado eficiente seja válida, conforme Haugen (1997), não é necessário que os preços sejam definidos pelo consenso de todos os investidores. Segundo este autor, os preços seriam definidos por investidores que negociam ativamente no mercado. Ou seja, existe um “exército” de analistas inteligentes e bem informados dedicados à busca de novas oportunidades de negócios. Esses profissionais usam computadores, têm acesso a bancos de dados com as informações necessárias, e usam tais informações com as melhores técnicas analíticas disponíveis. Além disso, essas pessoas acessam, assimilam e agem rapidamente. Dessa forma, o mercado acaba refletindo todas as informações disponíveis, tornando-se, portanto, eficiente.

Outra definição de mercado eficiente é proposta por Jensen (1978), para quem um mercado seria eficiente se, com base em todas as informações disponíveis, fosse impossível “vencer o mercado”. Neste caso, “vencer o mercado” significa obter rendimentos superiores ao rendimento médio do mercado.

2.1.1 Formas de eficiência de mercado

Existem três formas de eficiência de mercado, originalmente propostas por Fama (1970): eficiência fraca, eficiência semiforte e eficiência forte. Essas três formas são abordadas por Haugen (1997) e, resumidamente, descritas a seguir:

- a) Eficiência de mercado da forma fraca: os preços das ações refletem todas as informações contidas no histórico de preços e volumes negociados. Assim, não é possível “vencer o mercado” com base na análise do histórico de preços e volumes. Outros analistas já fizeram isso antes e os preços já foram ajustados com essas informações.
- b) Eficiência de mercado da forma semiforte: os preços das ações refletem todas as informações públicas. Além do histórico de preços e volumes negociados, outras informações são consideradas, por exemplo, os relatórios contábeis de uma empresa e de suas concorrentes, dados econômicos, como taxas de juros e crescimento da economia, e as informações públicas relevantes para a avaliação de uma empresa. Assim, não é possível “vencer o mercado” com base na análise das informações disponíveis publicamente. Outros analistas já fizeram isso antes e os preços já foram ajustados com essas informações.
- c) Eficiência de mercado da forma forte: os preços das ações refletem todas as informações públicas e também as informações que ainda não foram publicadas, incluindo as informações sigilosas. Assim, não é possível “vencer o mercado” com base na análise de qualquer tipo de informação, seja pública ou não pública. Outros analistas que também possuíam essas informações já atuaram e os preços já foram ajustados com essas informações.

2.1.2 Testes de eficiência de mercado

Em termos estatísticos, na visão de Disornetiwat (2001), a teoria do mercado eficiente implica no conhecido modelo “*Random Walk (RW)*”, segundo o qual a melhor expectativa para o período seguinte é o valor atual. Esse autor complementa que, ao contrário da visão popular, a eficiência de mercado não necessita que o preço de mercado seja sempre igual ao valor verdadeiro. O que é necessário é que essas diferenças sejam aleatórias. O fato de esses desvios serem aleatórios implica que existe uma chance igual da ação estar subavaliada e sobreavaliada, e que esses desvios não estão relacionados com qualquer variável observada.

As pesquisas realizadas nos anos 1970 não conseguiram refutar o modelo RW com dados diários, semanais e mensais. Os primeiros testes foram conduzidos por Fama (1970) e reforçaram a hipótese do mercado eficiente. Segundo Costa Jr. (1990), com o desenvolvimento de computadores mais poderosos e bancos de dados cada vez mais completos, parte das pesquisas começou a detectar certas anomalias quanto ao comportamento dos retornos de ativos financeiros que antes não haviam sido notadas, anomalias que iam de encontro às hipóteses de eficiência de mercado.

Um ramo de pesquisa, denominado Finanças Comportamentais, tem questionado a hipótese de eficiência de mercado. Conforme Halfeld e Torres (2001), alguns estudiosos das Finanças Comportamentais, com base em observações do comportamento do mercado, acreditam que as variações nos preços não são tão aleatórias quanto a teoria do mercado eficiente defende, e que elas seguem o princípio de retorno à média, além de serem fortemente influenciadas pela subjetividade do comportamento humano.

2.1.3 Algumas anomalias descritas na literatura

A seguir, serão relatadas algumas anomalias comumente descritas na literatura de finanças: o efeito fim-de-semana, o efeito mês do ano e os splits.

2.1.3.1 Efeito fim-de-semana

O efeito fim-de-semana diz respeito ao fato de que os retornos diários seriam diferentes ao longo dos dias da semana. A maioria das pesquisas a esse respeito detectou um retorno menor nos primeiros dias da semana quando comparados aos últimos dias. Isso aparentemente contraria a hipótese de mercado eficiente. Essa anomalia foi detectada em diversos estudos, realizados originalmente no mercado americano, tais como os de Cross (1973), French (1980), Gibbons e Hess (1981), Lakonishok e Levi (1982), Rogalski (1984) e Keim e Stambaugh (1984). Evidências parecidas também foram encontradas em outros mercados, tais como os de Santesmases (1986), na Espanha; Theobald e Price (1984) e Condoyanni, O'Hanlon e Ward (1987), no Reino Unido e Costa Jr. (1990), no Brasil.

Um das explicações para isso pode ser o fato de que, conforme Maberly (1986), as evidências indicam que as boas notícias são divulgadas de forma uniforme por toda a semana e as más notícias tendem a ser divulgadas no final de semana. Outra explicação é que, durante o fim-de-semana, investidores com pouca experiência fariam análises equivocadas e na segunda-feira fariam investimentos errados.

Entretanto, em um estudo realizado recentemente, Hui (2005) não verificou o efeito dia da semana no Japão, nos Estados Unidos e na Coreia do Sul.

2.1.3.2 Efeito mês do ano

O chamado efeito mês do ano diz respeito ao fato de que os retornos mensais seriam diferentes ao longo dos meses do ano. No mercado americano, foi detectado um retorno maior no mês de janeiro, em relação aos outros meses do ano. Wachtel (1946) foi o primeiro a observar esse fenômeno e Rozeff e Kinney (1976) foram os primeiros a estudar essa anomalia em detalhes. Outros estudos no mercado americano foram feitos por Tinic e West (1984) e Keim (1983) e Reiganum (1983). Fora dos Estados Unidos, podem ser citados os trabalhos de Gultekin e Gultekin (1983); Kato e Schallheim (1985); e Brown *et al.* (1983).

Uma das explicações para isso seria o fato de que investidores venderiam ativos em dezembro, para registrar um valor menor de imposto, e reinvestiriam em janeiro. Entretanto, por estar relacionada ao sistema fiscal adotado em cada país no período de estudo, nem sempre essa anomalia é encontrada. Por exemplo, Costa Jr. (1990) não encontrou evidências dessa anomalia no mercado brasileiro.

2.1.3.3 *Splits*

Outra anomalia relatada é a análise dos *splits*. Splits são desdobramentos de capital de empresas, por exemplo, para cada ação de uma determinada empresa o investidor passará a possuir duas ações com a metade do preço original. O que se tem verificado é que após um desdobramento de capital ocorre um aumento anormal do valor da ação. Essa anomalia foi primeiramente analisada por Fama *et al.* (1969).

Uma explicação para isso, segundo Haugen (1997), é que quando ocorre um *split*, existe cerca de 80% de chance de, no futuro, ocorrer um aumento no valor dos dividendos. Outra

explicação possível é que a diminuição do valor da ação acarretaria um aumento de liquidez com a presença de pequenos investidores que teriam acesso devido ao novo valor.

No mercado americano, Ikenbery e Rammath (2002) verificaram um aumento anormal, nas ações das empresas que desdobraram seu capital, até um ano após o desdobramento. Leite (1994) analisou os desdobramentos de capital em ações de empresas listadas na BOVESPA e encontrou evidências que contradizem a hipótese de mercado eficiente na forma semiforte.

2.2 PREVISÃO DO RETORNO DE AÇÕES

Apesar da teoria da eficiência de mercado, muitos investidores acreditam que é possível vencer o mercado. Por isso, tais investidores se dedicam à tarefa de analisar as informações disponíveis para, de alguma forma, prever o retorno de ações e, conseqüentemente, vencer o mercado.

Segundo Leigh, Purvis e Ragusa (2002), duas abordagens para a análise de ações dominam a prática: a análise fundamentalista e a análise técnica. Essas abordagens diferem nas suas premissas básicas quanto à eficiência de mercado.

A análise fundamentalista aceita a eficiência da forma fraca e ignora a forma semiforte. Ou seja, a análise fundamentalista assume que os preços nos mercados financeiros são baseados em princípios econômicos, e os preços podem ser previstos com base em informações econômicas divulgadas publicamente, tais como taxas de juros, tendências de custo e dados contábeis.

Já a análise técnica aceita a eficiência da forma semiforte e ignora a forma fraca. Ou seja, a análise técnica se preocupa com a dinâmica do preço de mercado e o comportamento do volume negociado, ao invés de se preocupar com variáveis de natureza econômica.

2.2.1 Análise fundamentalista

Conforme Titman (2002), nem todos os investidores têm acesso a bancos de dados poderosos como, por exemplo, o *Center for Research in Security Prices* (CRSP) ou o Compustat. E nem todos os que têm acesso a essas bases de dados têm tempo e capacidade para analisar e atuar no mercado com essas informações.

Segundo Leung, Daouk e Chen (2000), vários estudos realizados no mercado americano têm analisado o relacionamento entre o retorno de ações e as variáveis fundamentais. Variáveis, como rentabilidade, fluxo de caixa, valor de mercado/valor patrimonial e tamanho têm demonstrado poder preditivo no retorno das ações em estudos anteriores. Basu (1977), Banz e Breen (1986), Jaffe, Keim e Westerfield (1989), Fama e French (1992) e Lakonishok, Shleifer e Visny (1994) são exemplos desses estudos. Esses estudos, em geral, encontraram relações positivas entre retornos de ações e rentabilidade, fluxo de caixa e relação valor de mercado/patrimonial, e relação negativa entre o retorno de ações e o tamanho.

Na Europa, os resultados de Ferson e Harvey (1993) indicam que os retornos, de alguma forma, são previsíveis em vários mercados (por exemplo, Reino Unido, França e Alemanha). Em seu estudo sobre previsão de ações no Reino Unido, Jung e Boyd (1996) reportam um bom desempenho preditivo.

Para o mercado japonês, Jaffe e Westerfield (1985) encontraram evidência de previsibilidade no comportamento dos retornos diários. Kato e Schalheim (1985) documentaram anomalias sazonais e de tamanho. Chan, Hamao e Lakonishok (1991) relatam diferenças nos retornos de ações japonesas de acordo com a rentabilidade, o fluxo de caixa e a relação entre valor de mercado/patrimonial.

Segundo Leung, Daouk e Chen (2000), é uma prática estabilizada nos recentes trabalhos empíricos verificar a previsibilidade de retornos de ações em função de variáveis macroeconômicas. Fama e Schwert (1977), Rozeff (1984), Keim e Stambaugh (1986), Chen, Roll e Ross (1986), Fama e Bliss (1987) e Campbell (1987) encontraram variáveis macroeconômicas que tinham poder preditivo no retorno das ações. Breen, Glosten e Jagannathan (1989) pesquisaram vários trabalhos que reportavam correlações negativas entre a taxa de juros e o retorno das ações.

Os estudos citados podem ser analisados no contexto do *Arbitrage Pricing Theory* (APT), que foi introduzido por Ross (1976). Segundo o APT, o retorno das ações é uma função linear de um conjunto de variáveis (fatores).

Ferson e Harvey (1991) mostraram que a previsibilidade dos retornos das ações não é necessariamente devida à ineficiência do mercado ou à sobre-reação de investidores irracionais, mas devida à previsibilidade de algumas variáveis agregadas, que são parte do conjunto de informações. Mais especificamente, eles argumentam que os retornos das ações são previsíveis porque certas variáveis macroeconômicas que influenciam o retorno das ações (tais como taxa de juros e crescimento do consumo) são previsíveis.

2.2.2 Análise técnica

De acordo com Leigh, Paz e Purvis (2002a), os fundamentos da análise técnica foram desenvolvidos por Charles Dow, em 1884. Desde então, conforme Conrad e Kaul (1998), até a formulação da hipótese do mercado eficiente (ou seja, antes de 1960), muitos investidores e acadêmicos acreditavam que a previsão de padrões nos retornos das ações poderia gerar lucros anormais. Nos anos recentes, está havendo um ressurgimento do interesse acadêmico na previsão

de retornos baseados em dados passados. Um grande número de pesquisadores argumenta que os padrões das séries históricas são decorrentes das ineficiências do mercado e, conseqüentemente, podem gerar lucros anormais.

Segundo Dourra e Siy (2002), a análise técnica tenta prever os movimentos futuros dos preços das ações analisando a seqüência de preços. A análise técnica ignora fatores como política fiscal do governo, ambiente econômico, tendências industriais e eventos políticos. O que importa para a análise técnica é o histórico dos movimentos de preços e as forças de oferta e procura.

Para Conrad e Kaul (1998), existem basicamente dois tipos de estratégias de investimento, opostas filosoficamente e na forma de execução: (1) as estratégias baseadas na reversão das tendências de preço; e (2) as estratégias baseadas na continuação das tendências de preço. Embora tenha havido uma ênfase maior nas estratégias contrárias, existem evidências de que as estratégias de continuação de tendências resultam em lucros anormais consistentes. Outro aspecto interessante é que essas duas estratégias parecem funcionar simultaneamente, mas para períodos de investimento diferentes. As estratégias contrárias são aparentemente rentáveis para horizontes curtos (semanas, meses) e longos (de três a cinco anos), e as estratégias de continuidade parecem ser rentáveis para períodos intermediários (de 3 a 12 meses).

As estratégias de reversão e de continuidade podem ser compreendidas através de duas anomalias encontradas no mercado: (1) sobre-reação e (2) sub-reação.

Segundo Brav e Heaton (2002), a sobre-reação refere-se à previsão de bons (ruins) retornos futuros baseados em desempenhos anteriores ruins (bons). A sub-reação refere-se à previsão de bons (ruins) retornos futuros baseados em desempenhos anteriores bons (ruins), conforme apresentado na Figura 1.

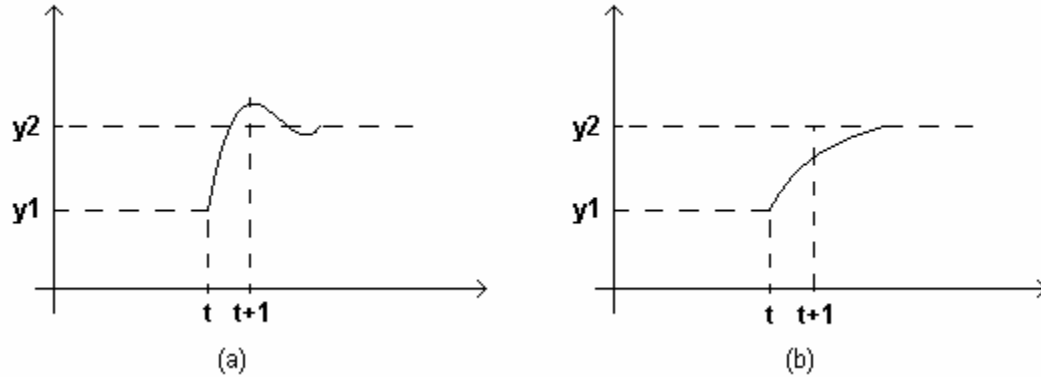


Figura 1: Sobre-reação e sub-reação.

A Figura 1 exemplifica um caso de sobre-reação e um caso de sub-reação. Nos dois casos, um evento ocorrido no tempo t alterará o preço de um ativo do nível y_1 para o nível y_2 . Na figura 1(a), esse evento é assimilado de forma exagerada pelo mercado e no tempo $t+1$ o valor é superior ao nível y_2 . Ou seja, ocorreu uma sobre-reação que será corrigida nos períodos seguintes. Na figura 1(b), o evento é assimilado de forma lenta, sendo que no período $t+1$ o valor é inferior ao nível y_2 . Ou seja, ocorreu uma sub-reação, e isso será corrigido nos períodos seguintes. Tanto na sobre-reação quanto na sub-reação é possível inferir lucros, desde que seja possível saber se o ativo está sobre-avaliado ou subavaliado. O mesmo tipo de raciocínio é válido quando $y_2 < y_1$.

As estratégias de continuidade estariam relacionadas ao efeito de sub-reação e as estratégias de reversão estariam relacionadas ao efeito de sobre-reação.

Conrad e Kaul (1998) implementaram esses dois tipos de estratégias de investimento para vários períodos de tempo. Ambas as estratégias foram rentáveis, entretanto, as estratégias de continuidade foram mais rentáveis para períodos intermediários e as estratégias de reversão foram mais rentáveis para períodos longos.

Vários trabalhos recentes têm utilizado a análise técnica com propósito de investimento. Por exemplo, Dourra e Siy (2002) criaram um modelo juntando análise técnica e lógica *fuzzy* para o investimento em quatro empresas (Compaq, Intel, GM e Western Digital).

2.2.3 Seleção de portfólio

Seja com o uso da análise fundamentalista ou da análise técnica, é possível criar modelos para a seleção de portfólios a fim de obter um bom retorno e reduzir riscos.

De Bondt e Thaler (1985, 1987) e Chopra, Lakonishok e Ritter (1992) documentaram que a rentabilidade de uma ação em relação ao mercado também pode conter habilidade preditiva. Um portfólio com as ações de pior desempenho mostrou desempenho superior em relação a um portfólio com as ações de melhor desempenho nos anos seguintes.

Lee *et al.* (1990) desenvolveram um sistema especialista para seleção de portfólio que foi aplicado e utilizado por uma companhia de investimentos na Coréia do Sul.

Quah e Srinivasan (1999) utilizaram um modelo de redes neurais para selecionar um portfólio de ações na bolsa de Singapura, conseguindo superar o índice SESALL (índice que agrega todas as ações negociadas na bolsa de Singapura).

O uso de sistemas *fuzzy* para seleção de portfólio tem gerado diversos trabalhos acadêmicos. Tanto Tanaka e Guo (1999) quanto Inuiguchi e Tanino (2000) propõem modelos *fuzzy* para seleção de um portfólio de ações. Já León, Liern e Vercher (2002) argumentam que existem situações em que a minimização do risco de portfólio usando o modelo de Markowitz não é possível. Segundo esses autores, essa situação pode ser contornada com o uso da lógica *fuzzy*. Uma boa revisão sobre trabalhos de seleção de portfólio usando sistemas *fuzzy* pode ser encontrada em Wang e Shu (2002). Em um trabalho mais recente, Serguieva e Hunter (2004)

propuseram um modelo *fuzzy* para selecionar um portfólio de ações, dentre 35 negociadas na Bolsa de Valores de Londres.

2.3 PREVISÃO DO RETORNO DE ÍNDICES DE AÇÕES

Segundo Leung, Daouk e Chen (2000), a negociação de índices de mercado tem se tornado popular nos maiores mercados financeiros do mundo. Em outro trabalho, Chen, Leung e Daouk (2003) alegam que existem duas razões básicas para o sucesso da negociação desses índices: (1) eles provêm uma maneira efetiva dos investidores diminuírem seus riscos e (2) eles criam novas oportunidades de especulações e arbitragem.

Conforme Armano, Marchesi e Murru (2005), considerar um índice de mercado ao invés de uma única ação diminui o impacto de notícias relacionadas a uma única empresa, favorecendo a previsão com base nas cotações anteriores.

Se, de alguma forma, for possível prever os índices financeiros, então haverá a possibilidade de obter lucro através do *market timing*. O *market timing* significa aproveitar os momentos de alta e baixa do mercado. Nos momentos de alta, o ideal seria investir no mercado de ações, e nos momentos de baixa, o ideal seria investir em ativos com retorno garantido, como títulos de renda fixa. Vários estudos abordam o ganho que poderia ser obtido com o *market timing*. O primeiro foi conduzido por Sharpe (1975). Outros que podem ser citados são Droms (1989), nos Estados Unidos; Chua, Woodward e To (1987), no Canadá; Kester (1992), no Japão; Firer, Sandler e Ward (1992) e Waksman *et al.* (1997), na África do Sul.

Entretanto, conseguir prever períodos de alta e baixa, não é algo trivial e a complexidade desse problema justifica a quantidade de pesquisas que buscam prever índices de ações.

2.3.1 Nível versus direção

Basicamente, a previsão de séries financeiras temporais pode ser vista de duas formas: modelos de estimação do nível e modelos de previsão por classificação. A primeira forma baseia-se na previsão acurada do nível de preços das ações, índices e outros instrumentos de séries financeiras. A segunda maneira é a previsão da direção ou sinal da mudança do nível de preço.

Toda previsão de nível pode ser convertida em previsão de direção. Para isto, é necessário usar a seguinte fórmula:

$$SR = \frac{1}{N} \sum a_i$$

$$\text{Se } ((y_{t+1} - y_t)(p_{t+1} - y_t) > 0)$$

$$\text{Então } \alpha_i = 1$$

$$\text{Senão } \alpha_i = 0$$

onde SR significa “*Success Ratio*”, ou seja, a porcentagem de vezes que foi prevista a direção correta, também denominada de taxa de acerto de direção; y_t é o valor do índice no tempo i ; y_{t+1} é o valor do índice no tempo $t+1$; e p_{t+1} é o valor da previsão para o tempo $t+1$.

Porém, conforme Leung, Daouk e Chen (2000), a previsão de direção obtida por meio desses sistemas é pior do que a obtida por sistemas desenvolvidos exclusivamente para prever a direção.

Leung, Daouk e Chen (2000) argumentam que, embora existam muitos artigos sobre previsão do retorno de índices e preços de derivativos de índices (por exemplo, o S&P 500 futuro), a maioria dos modelos propostos busca a previsão do nível do índice ou do seu retorno.

Na maioria dos casos, o grau de acurácia da previsão de nível é medido pela diferença entre os valores estimados e os valores observados.

Segundo Leung, Daouk e Chen (2000), dependendo das estratégias de negociação adotadas pelos investidores, métodos de previsão baseados na minimização do erro de previsão podem não ser tão lucrativos quanto estratégias baseadas na previsão de sinal ou direção do movimento. Portanto, a previsão da direção de mudança de um índice de ações também é significativa no desenvolvimento de estratégias de negociação efetivas.

Nos anos recentes, existe um número crescente de estudos baseados na direção de movimento de vários instrumentos financeiros (MABERLY, 1986; WU e ZHANG, 1997; O'CONNOR, REMUS e GRIGGS, 1997). Neste contexto, o estudo de Hodgson e Nicholls (1991) sugere, para as pesquisas futuras, a condução e avaliação da significância econômica da mudança da direção dos preços.

2.3.2 Estudos sobre previsão do nível de índices de mercado

Teixeira e Rodrigues (1997) utilizaram redes neurais para previsão do nível diário do *Lisbon Stock Exchange Index* (índice da Bolsa de Valores de Lisboa) e obtiveram bons resultados.

Gençay (1998) usou ANN e GARCH para previsão do nível diário do *Dow Jones Industrial Average Index* (DJIA). O período analisado foi de 1897 até 1988. O modelo ANN apresentou um desempenho melhor.

Fernández-Rodríguez, Sosvilla-Rivero e Garça-Artiles (1999) desenvolveram um modelo para previsão do nível diário do NIKKEI 225, baseado na abordagem k *Nearest-*

Neighbour (KNN). O erro percentual foi maior do que o erro do *Random Walk* e também foi calculada a taxa de acerto.

Lien e Tse (1999) desenvolveram um modelo para previsão do nível diário do *Nikkei Stock Average* (NSA) *Spot Index*, usando informações do NSA futuro. Vários modelos tradicionais foram testados, mas o modelo proposto, que usava *Fractionally Integrated Error Correction Model* (FIECM), apresentou melhores resultados.

Yu (1999) aplicou redes neurais para previsão do nível diário do NIKKEI 225 futuro negociado no *Singapore International Monetary Exchange* (SIMEX) e verificou que seu modelo superou o modelo ARIMA.

Granger e Sin (2000) compararam um novo modelo *Auto-Regressive* (AR) e um modelo *Auto-regressive Conditional Heteroscedasticity* (ARCH) na previsão do nível diário de três índices: *Hang Seng Index* (HSI), NIKKEI 225 e S&P 500. O novo modelo AR apresentou melhores resultados.

Brooks, Rew e Ritson (2001) analisaram quatro modelos para previsão do nível do FTSE 100 a cada 15 minutos, baseados na relação entre o FTSE 100 e o FTSE 100 futuro. Foi criada uma estratégia de negociação baseada nos resultados de cada modelo e também foi calculada a taxa de acerto de direção. O modelo *Error Correction Model – Cost of Carry* (ECM-COC) apresentou melhores resultados, com uma taxa de acerto de 68,75% e superando a estratégia passiva se os custos de transação não forem considerados.

Disorntetiwat (2001), desenvolveu um modelo de *Generalized Regression Neural Networks* (GRNNs) para previsão do nível diário de índices, em vários países: Austrália (*All ordinaries*), Brasil (IBOVESPA), Alemanha (DAX), Japão (NIKKEI 225), Estados Unidos (S&P 500), Singapura (*Straits Times*), Tailândia (SET), Turquia (*ISE National-100*), Reino Unido (FTSE 100) e África do Sul (*Johannesburg All Share*). Também foi calculada a taxa de acerto de

direção. O modelo superou outras estruturas de redes neurais, tanto no erro de previsão quanto na taxa de acerto de direção.

Kanas (2001) usou redes neurais e um modelo linear para previsão do nível diário do *FT All Share Index* e do *Dow Jones Industrial Average*. Os dois modelos tiveram um baixo desempenho preditivo.

Kim e Han (2001) desenvolveram um modelo para previsão do nível diário do KOSPI 200 futuro usando *Rough Sets* (RS). Com base na previsão de nível foi implementada uma estratégia de negociação que superou a estratégia passiva.

Kuo, Chen e Hwang (2001) desenvolveram um sistema para previsão do nível diário do TAIEX, baseado em entradas quantitativas e qualitativas, juntando redes neurais, algoritmos genéticos e a lógica *fuzzy*. Com base nesse sistema, foi criada uma estratégia de negociação que superou a estratégia passiva considerando os custos de transação. Também foi calculada a taxa de acerto de direção.

Chun, Kim e Kim (2002) usaram *Case Base Reasoning* (CBR) e ANN para previsão do nível diário do *Polish Stockprice Index*. O erro de previsão de nível do CBR foi menor do que o erro das redes neurais que, por sua vez, foi menor do que o erro do *Random Walk*.

Haefke e Helmestein (2002) desenvolveram um modelo usando redes neurais e médias aritméticas e geométricas para previsão do nível diário do *Austrian Traded Index* (ATX). Com base na previsão de nível, foi implementada uma estratégia de negociação que superou a estratégia passiva.

Chun e Kim (2004) usaram *Case Base Reasoning* (CBR) e redes neurais para previsão do nível diário do KOSPI 200. O erro de previsão de nível do CBR foi menor do que o erro das redes neurais que, por sua vez, foi menor do que o erro do *Random Walk*.

Pérez-Rodrigues, Torra e Andrada-Félix (2005) desenvolveram um sistema para previsão do nível diário do IBEX 35, um índice oficial da Bolsa de Madri (*Madrid Stock Market*). Para isso eles utilizaram redes neurais e um modelo *Smooth Transition Auto Regression* (STAR). Também foi calculada a taxa de acerto de direção, que variou de 55% a 57%.

Chakraborty (2006) aplicou o modelo ARMA com a abordagem de Box e Jenkins (1976) na previsão do nível diário do KSE 100, um índice da *Karachi Stock Market* (KSE), a mais importante bolsa de valores do Paquistão.

Chun e Park (2006) desenvolveram um sistema usando *Regression Case Base Reasoning* (RCBR) para previsão do nível diário do KOSPI. Também foi calculada a taxa de acerto de direção, que variou de 55% a 57%. Tanto a taxa de acerto quanto o erro de previsão de nível superaram o *Random Walk*.

Dutta *et al.* (2006) aplicaram redes neurais para previsão do nível semanal do *Sensitive Index* (Sensex), um índice da *Bombay Stock Exchange* (BSE). O modelo proposto obteve um erro de 3,93%.

Panda e Narasimhan (2006) aplicaram um modelo de redes neurais e um modelo *Linear Auto-Regressive* (LAR) para previsão do nível diário do *Sensitive Index* (Sensex). O modelo de redes neurais apresentou melhores resultados e obteve uma taxa de acerto de até 75,98%.

Sohn e Lim (2007) usaram um modelo AR-GARCH para previsão do nível diário do *Dow Jones Industrial Average Index* (DJIA), que considerava a correlação entre as empresas que compunham o índice. O modelo proposto apresentou bons resultados.

No Brasil, Gomes (1989) aplicou o modelo ARIMA com a abordagem de Box e Jenkins (1976) na previsão do nível diário do IBOVESPA e conseguiu obter um erro percentual médio de 2,67%. Posteriormente, Ribeiro e Silva (2005) compararam diversos métodos baseados em

inteligência artificial com o RW e outros métodos lineares, concluindo que os métodos de ANN apresentam melhor desempenho.

2.3.2.1 Previsão do nível com sistemas *fuzzy*

Vários trabalhos tratam da previsão de nível usando sistemas *fuzzy*, a maioria analisando a previsão diária do nível do TAIEX. Conforme Huarng (2001a), as primeiras definições de uma série temporal *fuzzy* foram propostas por Song e Chissom (1993a). Baseados nessas definições, Song e Chissom (1993b, 1994) apresentaram um modelo para prever o número de inscrições na Universidade do Alabama.

Sullivan e Woodall (1994); Chen (1996); e Hwang, Chen e Lee (1998) apresentaram novos modelos de previsão. O modelo de Chen (1996) era mais simples, eficiente e robusto, e segundo Huarng (2001b), todos os estudos posteriores consideram o modelo de Chen (1996) como referência na previsão de séries temporais *fuzzy*.

O modelo heurístico de Huarng (2001a) apresentou melhor desempenho na previsão diária do nível do TAIEX em função dos valores do TAIEX, em comparação com o modelo de Chen (1996). Em outro trabalho, Huarng (2001b), apresenta um método para calcular a largura dos intervalos, ao invés da escolha arbitrária dos intervalos, e mostra que a utilização desse método traz melhores resultados. Huarng e Yu (2005) comparam o desempenho de séries temporais *fuzzy* do tipo 1 e do tipo 2 e concluem que as séries de tipo 2 apresentam um menor erro de previsão.

Um modelo refinado (YU, 2005a), um modelo com regras ponderadas (YU, 2005b) e um modelo *neuro-fuzzy* (HUARNG e YU, 2006) são apresentados. Todos esses modelos superam o modelo de Chen (1996) na previsão diária do nível do TAIEX.

2.3.3 Estudos sobre previsão de direção de índices de mercado

Trippi e DeSieno (1992) desenvolveram um modelo juntando redes neurais e técnicas de especialistas para prever a direção de movimento diária do S&P 500 futuro. O desempenho dos modelos foi avaliado por dois critérios: (1) porcentagem de acerto da direção de movimento; e (2) retorno obtido por uma estratégia de negociação baseada nesse modelo. Os resultados mostraram que o modelo híbrido superou a estratégia passiva no período de teste.

Grudnitski e Osburn (1993) utilizaram redes neurais para previsão da direção de movimento mensal do S&P 500 futuro. O desempenho do modelo foi avaliado pela porcentagem de acerto da direção de movimento. O modelo obteve uma taxa de acerto de até 75% no período de teste.

Kim e Chun (1998) comparam a previsão da direção de movimento usando quatro tipos de redes neurais e o *Case Based Reasoning* (CBR). A análise foi conduzida usando as informações diárias do *Singapore Stock Price Index* (índice da Bolsa de Valores de Singapura). Além do índice, foram usadas outras variáveis de entrada: retorno total, dividendos, volume e relação entre preço e lucro. O desempenho dos modelos foi avaliado pela porcentagem de acerto da direção de movimento. Os resultados mostraram que o CBR apresentou os melhores resultados no período de teste.

Tsaih, Hsu e Lai (1998) propõem um modelo híbrido juntando um sistema baseado em regras e redes neurais para prever a direção de movimento diária do S&P 500 futuro. O desempenho dos modelos foi avaliado por dois critérios: (1) porcentagem de acerto da direção de movimento; e (2) retorno obtido por uma estratégia de negociação baseada nesse modelo. Os resultados mostraram que o modelo híbrido superou a estratégia passiva no período de teste. Custos de transação foram considerados.

Fernández-Rodríguez, González-Martel e Sosvilla-Rivero (2000) utilizaram redes neurais e análise técnica para previsão da direção de movimento diária do *Índice General de la Bolsa de Madrid* (IGBM). O desempenho dos modelos foi avaliado por dois critérios: (1) porcentagem de acerto da direção de movimento; e (2) retorno obtido por uma estratégia de negociação baseada nesse modelo. Os resultados mostraram que o modelo híbrido superou a estratégia passiva no período de teste e obteve uma taxa de acerto de até 58% no período de teste.

Hellström e Holmström (2000) desenvolveram um modelo para previsão da direção de movimento usando vários horizontes de previsão. O modelo foi implantado em índices de vários países: Alemanha (DAX), Estados Unidos (*Dow Jones*), Reino Unido (FTSE 100) e Suécia (*Swedish General Index*). O desempenho do modelo foi avaliado pela porcentagem de acerto da direção de movimento, mas segundo esses autores, os resultados foram fracos e necessitam de novos estudos.

Kim e Han (2000) propõem um modelo híbrido com algoritmos genéticos e redes neurais para prever a direção de movimento diário do KOSPI (índice que agrega todas as ações negociadas na bolsa de valores da Coreia do Sul). O desempenho do modelo foi avaliado pela porcentagem de acerto da direção de movimento, que atingiu 61,7% no período de teste.

Leung, Daouk e Chen (2000) analisam quatro métodos para previsão mensal de nível e quatro métodos para previsão mensal de direção. A análise foi conduzida usando as informações de três índices de mercados desenvolvidos: S&P 500 (Estados Unidos), FTSE (Reino Unido) e NIKKEI 225 (Japão). O desempenho dos modelos foi avaliado por dois critérios: (1) porcentagem de acerto da direção de movimento; e (2) retorno obtido por uma estratégia de negociação baseada nesse modelo. Os resultados mostraram que os desempenhos dos modelos de previsão de direção foram superiores aos obtidos pelos modelos de previsão de nível no período de teste.

Uma série de trabalhos foi conduzida por William Leigh e diversos co-autores. Leigh, Paz e Purvis (2002a, 2002b) criaram um modelo que junta redes neurais e análise técnica para prever subidas (*bull flags*) no *New York Stock Exchange (NYSE) Composite Index*. Em outro trabalho, Leigh, Purvis e Ragusa (2002) acrescentaram o uso de algoritmos genéticos para o mesmo problema. Leigh, Modani e Hightower (2004) desenvolveram um outro modelo que superou a estratégia passiva, mas sem considerar os custos de transação.

Em um trabalho mais recente, Leigh, Hightower e Modani (2005) propõem um modelo de redes neurais para prever a direção de movimento do *NYSE Composite Index* (índice que agrega todas as ações negociadas na bolsa de Nova York). As variáveis usadas para a previsão são os picos de volume, as mudanças da taxa de juros e o comportamento passado dos preços. O desempenho do modelo foi avaliado pelo retorno obtido por uma estratégia de negociação baseada nesse modelo. Os resultados mostraram que o modelo proposto superou a estratégia passiva no período de teste. Neste caso os custos de transação foram considerados.

Chen, Leung e Daouk (2003) comparam a previsão mensal da direção de movimento usando *Probabilistic Neural Networks (PNN)* e *Generalized Methods of Moments (GMM)* com filtro de Kalman. A análise foi conduzida usando as informações do *TSE Index* (índice da Bolsa de Valores de Taiwan). O desempenho dos modelos foi avaliado por dois critérios: (1) porcentagem de acerto da direção de movimento; e (2) retorno obtido por uma estratégia de negociação baseada nesse modelo. Os resultados mostraram que o PNN superou o GMM e ambos superaram a estratégia passiva e o *Random Walk* no período de teste, considerando custos de comissão.

Kamitsuji e Shibata (2003) utilizam *Stochastic Neural Networks (SNNs)* para previsão da direção de movimento diário do *Tokyo Stock Price Index (TOPIX)*. O desempenho do modelo

foi avaliado pela porcentagem de acerto da direção de movimento. O modelo obteve uma taxa de acerto de até 60,28% no período de teste.

Kim (2003) utiliza *Support Vector Machines* (SVMs) para previsão da direção de movimento diário do KOSPI. Foram usados 12 indicadores técnicos para a previsão. O desempenho do modelo foi avaliado pela porcentagem de acerto da direção de movimento. O modelo obteve uma taxa de acerto de até 57,83% no período de teste.

Kim (2004) utiliza redes neurais para previsão da direção de movimento diário do KOSPI futuro. O desempenho do modelo foi avaliado pela porcentagem de acerto da direção de movimento. O modelo obteve uma taxa de acerto de até 73,33% no período de teste.

Kim, Han e Lee (2004) propõem um sistema híbrido que junta redes neurais, algoritmos genéticos e lógica *fuzzy* para prever a direção de movimento semanal do KOSPI. O desempenho do modelo foi avaliado pela porcentagem de acerto da direção de movimento.

Armano, Marchesi e Murru (2005) propõem um modelo híbrido usando redes neurais e algoritmos genéticos para prever a direção de movimento diária do S&P 500 e do COMIT. Com base na resposta do modelo foram desenvolvidas duas estratégias usando derivativos dos índices pesquisados. O desempenho dos modelos foi avaliado por dois critérios: (1) porcentagem de acerto da direção de movimento; e (2) retorno obtido por uma estratégia de negociação baseada nesse modelo. Os resultados mostraram que o modelo híbrido superou a estratégia passiva no período de teste. Custos de transação foram considerados. Porém a taxa de acerto superou o *Random Walk* para o S&P 500 e perdeu para o COMIT.

Huang, Nakamori e Wang (2005) usam *Support Vector Machines* (SVMs) e outros métodos para previsão da direção de movimento semanal do NIKKEI 225 (índice que agrega as 225 ações mais capitalizadas da Bolsa de Valores de Tóquio). As variáveis usadas para a previsão foram o S&P 500 e o câmbio do Yen em relação ao dólar americano. O desempenho dos modelos

foi avaliado pela porcentagem de acerto da direção de movimento. O modelo SVM obteve o melhor resultado, com uma taxa de acerto de 73% no período de teste.

Kim, Min e Han (2006) propõem um modelo de algoritmos genéticos, combinando técnicas de inteligência artificial com técnicas de resolução de especialistas e usuários do mercado financeiro para prever a direção de movimento semanal do KOSPI. O desempenho do modelo foi avaliado pela porcentagem de acerto da direção de movimento, que atingiu 79,5% no período de teste.

Parisi e Parisi (2006) usam autômatos celulares para prever a direção de movimento de quatro índices: *Dow Jones Industry* (DJI), *Nasdaq*, *Índice de Precios e Cotizaciones* (IPC) e o *Toronto Stock Exchange* (TSE). As variáveis usadas para a previsão foram as variações de movimento de outros índices de ações. O desempenho dos modelos foi avaliado por dois critérios: (1) porcentagem de acerto da direção de movimento; e (2) retorno obtido por uma estratégia de negociação baseada nesse modelo. Os resultados mostraram que o modelo baseado em autômato celular obteve uma taxa de acerto de 60% a 67% e superou a estratégia passiva no período de teste. Custos de transação foram considerados.

No Brasil, Saffi (2003) utilizou várias estratégias de análise técnica para previsão da direção de movimento diário do IBOVESPA futuro. O desempenho de cada estratégia foi avaliado em relação à estratégia passiva.

Não foi encontrado nenhum trabalho sobre previsão da direção de índices de mercado usando apenas a lógica *fuzzy*.

2.3.4 Síntese de pesquisas sobre previsão de índices de ações

Embora haja vários artigos que abordem a previsão de índices variados, tais como inflação, taxa de câmbio, desemprego, ou previsão de algumas determinadas ações, a quantidade de artigos relacionados com previsão de índices de ações é bem menor.

Foi realizada uma pesquisa no Portal Capes por artigos relacionados com previsão de índices de ações. As bases de dados pesquisadas foram: Blackwell, Emerald, Pró Quest, Sage, Science Direct e Springer. Algumas revistas brasileiras, que estão disponíveis no Portal Capes, também foram pesquisadas, mesmo não estando em nenhuma das bases de dados citadas.

As palavras-chave utilizadas foram “*stock*” e “*index*”, e também palavras relacionadas com previsão: (1) *forecast*, (2) *forecasting* e (3) *prediction*. Para as revistas em português foram usadas as palavras-chave “previsão” e “índice”.

Ao todo foram selecionados 48 artigos. Algo interessante foi o fato de não ter sido encontrado nenhum trabalho de revisão de literatura sobre previsão de índices de ações.

Vale lembrar que os trabalhos de Ribeiro e Silva (2005), Parisi e Parisi (2006) e Disornetiwat (2001), apesar de serem citados no texto de revisão de literatura, foram desconsiderados para as análises a seguir. Os dois primeiros, por serem trabalhos apresentados em congresso, e o último, por ser uma tese de doutorado. Foram considerados apenas os artigos publicados em periódicos acadêmicos. A Tabela 1 apresenta a lista dos 48 artigos utilizados.

Tabela 1: Lista com os 48 artigos utilizados.

Autores	Periódico	Ano
Armano, Marchesi, Murru	Information Sciences	2005
Brooks, Rew e Ritson	International Journal of Forecasting	2001
Chakraborty	South Asia Economic Journal	2006
Chen, Leung e Daouk	Computers and Operations Research	2003

Tabela 1 Continuação

Chun e Kim	Expert Systems	2004
Chun e Park	Expert Systems with Applications	2004
Chun, Kim e Kim	Expert Systems	2002
Dutta et al	Journal of Emerging Market Finance	2006
Fernández-Rodríguez, González-Martel e Sosvilla-Rivero	Economics Letters	2000
Fernández-Rodríguez, Sosvilla-Rivero e Garça-Artiles	Japan and the World Economy	1999
Gençay	Journal of Empirical Finance	1998
Gomes	Revista de Administração de Empresas	1989
Granger e Sin	Journal of Forecasting	2000
Grudnitski e Osburn	The Journal of Futures Markets	1993
Haefke e Helmestein	Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management	2002
Hellström e Holmström	Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management	2000
Huang, Nakamori e Wang	Computers and Operations Research	2005
Huarng	Fuzzy Sets and Systems	2001a
Huarng	Fuzzy Sets and Systems	2001b
Huarng e Yu	Physica A	2005
Huarng e Yu	Physica A	2006
Kamitsuji e Shibata	Asia-Pacific Financial Markets	2003
Kanas	International Journal of Finance and Economics	2001
Kim	Neurocomputing	2003
Kim	Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management	2004
Kim e Chun	International Journal of Forecasting	1998
Kim e Han	Expert Systems	2001
Kim e Han	Expert Systems with Applications	2000
Kim, Han e Lee	Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management	2004
Kim, Min e Han	Expert Systems with Applications	2006
Kuo, Chen e Hwang	Fuzzy Sets and Systems	2001
Leigh, Hightower e Mondani	Expert Systems with Applications	2005
Leigh, Modani e Hightower	Decision Support Systems	2004
Leigh, Paz e Purvis	Omega	2002
Leigh, Paz e Purvis	Economics Letters	2002
Leigh, Purvis e Ragusa	Decision Support Systems	2002
Leung, Daouk, Chen	International Journal of Forecasting	2000
Lien e Tse	Journal of Forecasting	1999
Panda e Narasimhan	South Asia Economic Journal	2006
Pérez-Rodríguez, Torra e Andrada-Félix	Journal of Empirical Finance	2005
Saffi	Revista Brasileira de Economia	2003
Sohn e Lim	European Journal of Operational Research	2007
Teixeira e Rodrigues	European Journal of Operational Research	1997
Trippi e DeSieno	Journal of Portfolio Management	1992
Tsaih, Hsu e Lai	Decision Support Systems	1998
Yu	Asia-Pacific Financial Markets	1999
Yu	Physica A	2005a
Yu	Physica A	2005b

Dos 48 artigos, 26 (54%) tratavam da previsão de nível; 21 (44%) tratavam da previsão de direção; e 1 artigo (2%), o de Leung, Daouk e Chen (2000), tratava da previsão de nível e de direção. A Figura 2 ilustra essa situação.

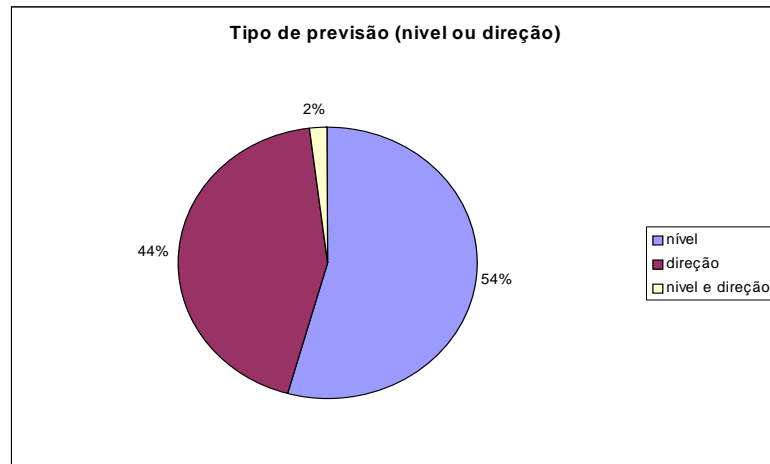


Figura 2: Porcentagem de artigos por tipo de previsão (nível ou direção).

Quanto ao horizonte de previsão, 34 artigos (71%) utilizavam a previsão diária; 4 (8%) utilizavam a previsão semanal; 3 (6%) utilizavam a previsão mensal; e 7 (15%) utilizavam outros horizontes de previsão. A Figura 3 ilustra essa situação.



Figura 3: Horizontes de previsão.

A Tabela 2 mostra os modelos mais utilizados. Vale lembrar que, em um mesmo artigo, vários modelos podem ser utilizados e comparados. Vários tipos de redes neurais foram agrupados em “redes neurais” e vários tipos de modelos auto-regressivos foram agrupados em “família AR”.

Tabela 2: Modelos mais utilizados.

Modelo	Número de Artigos
Redes neurais	18
Híbridos	12
Família AR	11
Fuzzy	6
CBR	4
VAR	3
Análise Discriminante	2
ECM	2
KNN	2
SVM	2
Análise técnica	1
GMM	1
Logit	1
Probit	1
RS	1

O modelo mais utilizado foi o de redes neurais, presentes em 18 artigos. Os modelos híbridos são aqueles que juntam dois ou mais modelos, por exemplo, redes neurais e análise técnica, ou algoritmos genéticos e regras de especialistas. Vale a pena notar que 11 dos 12 modelos híbridos utilizavam redes neurais junto com outras técnicas. Portanto, nota-se a grande difusão das redes neurais nos trabalhos de previsão. A Figura 4 contém a mesma informação da Tabela 2, porém em forma gráfica.

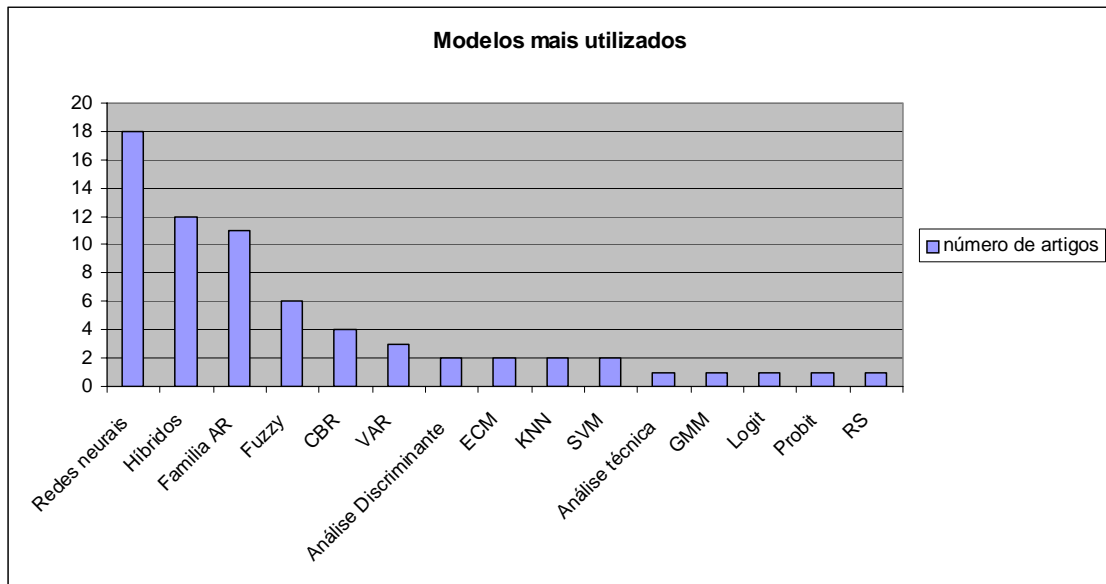


Figura 4: Modelos mais utilizados.

A Tabela 3 mostra os índices de ações mais utilizados. Vale lembrar que em um mesmo artigo, vários índices podem ser pesquisados. Algumas considerações devem ser feitas: (1) índices da mesma família foram considerados em conjunto, por exemplo, o *FTSE All Share* e o *FTSE 100* foram agrupados como “FTSE”; (2) índices futuros também foram agregados, por exemplo, o *KOSPI* e o *KOSPI futuro* foram agrupados como “KOSPI”.

Tabela 3: Índices mais utilizados.

Índices	Número de Artigos
KOSPI	8
TAIEX	8
NIKKEI	6
S&P 500	6
NYSE	5
Dow Jones	4
FTSE	4
IBOVESPA	2
SENSEX	2
ATX	1
COMIT	1
DAX	1

Tabela 3 Continuação

HSI	1
IBEX	1
IGBM	1
KSE	1
Lisboa stock index	1
Polish stockprice index	1
Singapore stock index	1
Swedish General Index	1
TOPIX	1

Os índices mais utilizados foram o KOSPI e o TAIEX, presentes em 8 artigos cada. Vale a pena notar que esses índices foram os únicos índices pesquisados de seus respectivos países: Coréia do Sul e Taiwan. As pesquisas sobre índices do mercado japonês estão divididas entre o NIKKEI e o TOPIX e as pesquisas sobre índices americanos estão divididas nos índices S&P 500, NYSE e Dow Jones. Como os mercados acionário americano e japonês são, atualmente, os maiores do mundo, causa surpresa que o KOSPI e o TAIEX sejam os índices mais pesquisados. A Figura 5 contém a mesma informação da Tabela 3, porém em forma gráfica.

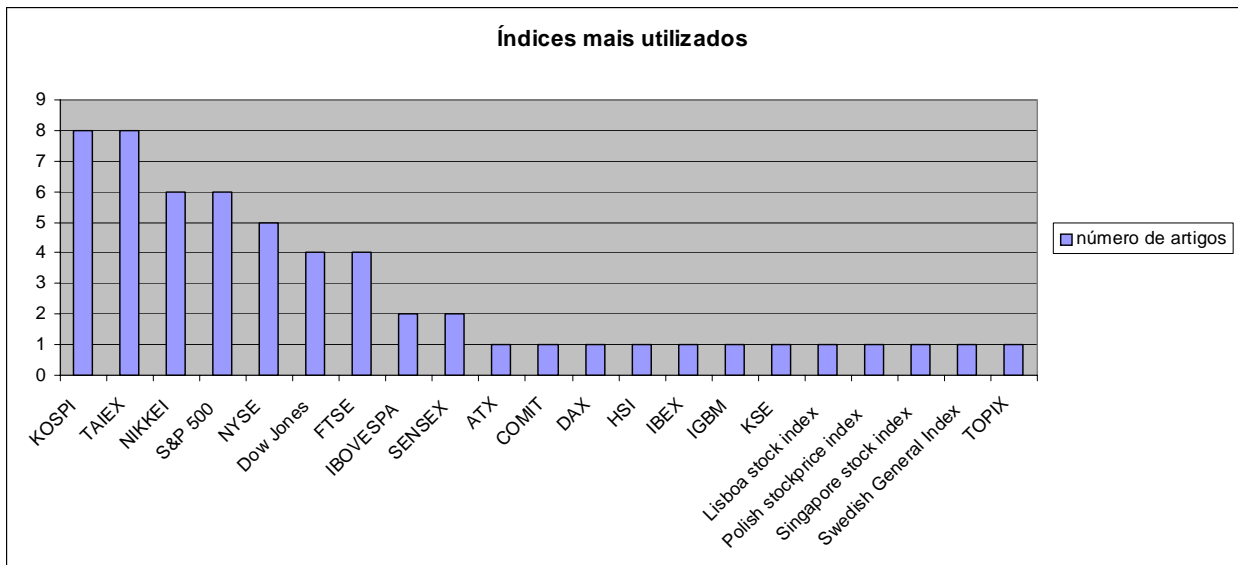


Figura 5: Índices mais utilizados.

A Tabela 4 mostra os países mais pesquisados. Vale lembrar que em um mesmo artigo, vários modelos podem ser utilizados e comparados. Aqui as pesquisas sobre índices de um mesmo país, por exemplo, S&P 500, NYSE e Dow Jones serão consideradas como pesquisas no mercado acionário dos Estados Unidos.

Tabela 4: Países mais pesquisados.

País	Número de Artigos
Estados Unidos	15
Coréia do Sul	8
Taiwan	8
Japão	7
Inglaterra	4
Brasil	2
Espanha	2
Índia	2
Alemanha	1
Áustria	1
China	1
Itália	1
Paquistão	1
Polônia	1
Portugal	1
Singapura	1
Suécia	1

O mercado mais pesquisado foi o americano, o que era esperado por ser, atualmente, o maior de todos. Novamente a quantidade de pesquisas nos mercados da Coréia do Sul e Taiwan chamou a atenção, principalmente por superar mercados como os do Japão e o da Inglaterra. A Figura 6 contém a mesma informação da Tabela 4, porém em forma gráfica.

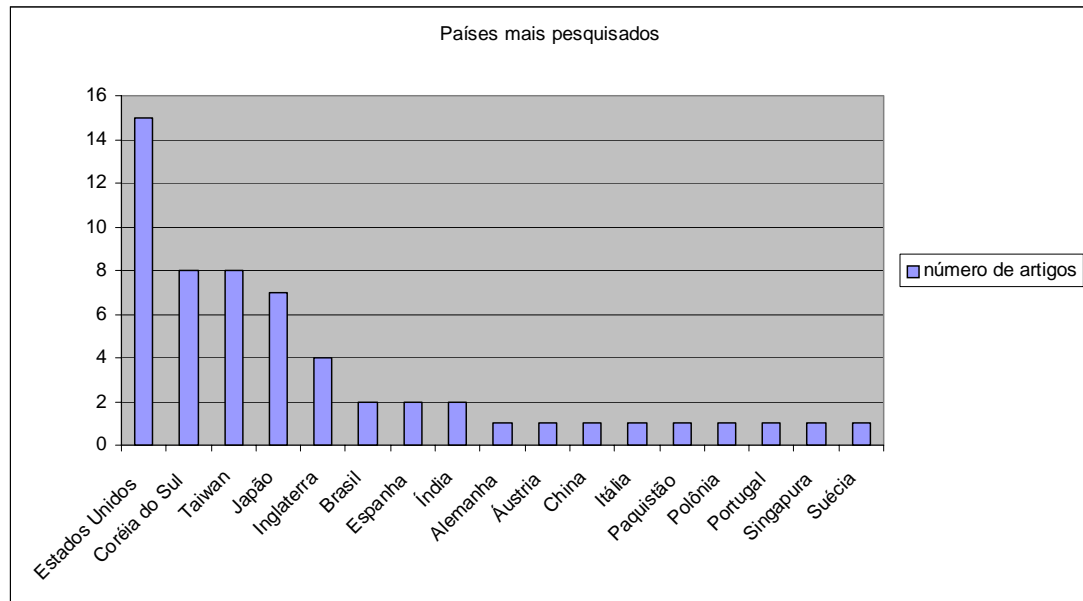


Figura 6: Países mais pesquisados.

A Tabela 5 mostra os periódicos dos quais os 48 artigos de previsão foram extraídos e a respectiva quantidade de artigos extraídos. Os periódicos com maior quantidade de artigos foram “*Expert Systems with Applications*”, “*Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*” e “*Physica A*”, com quatro artigos cada.

Tabela 5: Periódicos com maior quantidade de artigos utilizados.

Periódico	Número de Artigos
Expert Systems with Applications	4
Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management	4
Physica A	4
Decision Support Systems	3
Expert Systems	3
Fuzzy Sets and Systems	3
International Journal of Forecasting	3
Asia-Pacific Financial Markets	2
Computers and Operations Research	2
Economics Letters	2
European Journal of Operational Research	2
Journal of Empirical Finance	2
Journal of Forecasting	2
South Asia Economic Journal	2

Tabela 5 Continuação

Information Sciences	1
International Journal of Finance and Economics	1
Japan and the World Economy	1
Journal of Emerging Market Finance	1
Journal of Portfolio Management	1
Neurocomputing	1
Omega	1
Revista Brasileira de Economia	1
Revista de Administração de Empresas	1
The Journal of Futures Markets	1

Os 48 artigos analisados foram elaborados por 71 autores. A Tabela 6 mostra os autores com dois ou mais artigos publicados. Não foi feita distinção entre autoria e co-autoria.

Tabela 6: Quantidade de artigos por autor.

Autor	Número de Artigos
Kyoung-Jae Kim	5
William Leigh	5
Ingoo Han	4
Kunhuang Huarng	4
Se-Hak Chun	4
Tiffany Hui-Kuang Yu	4
Russell Purvis	3
Steven H. Kim	3
An-sing Chen	2
Fernando Fernández-Rodríguez	2
Hazem Daouk	2
Mark T. Leung	2
Myoung Jong Kim	2
Naval Modani	2
Noemi Paz	2
Ross Hightower	2
Simón Sosvilla-Rivero	2

A Figura 7 apresenta apenas os autores com dois ou mais artigos sobre previsão de índices. Kyoung-Jae Kim e William Leigh foram os autores com a maior quantidade de artigos, cada um deles com 5 artigos.

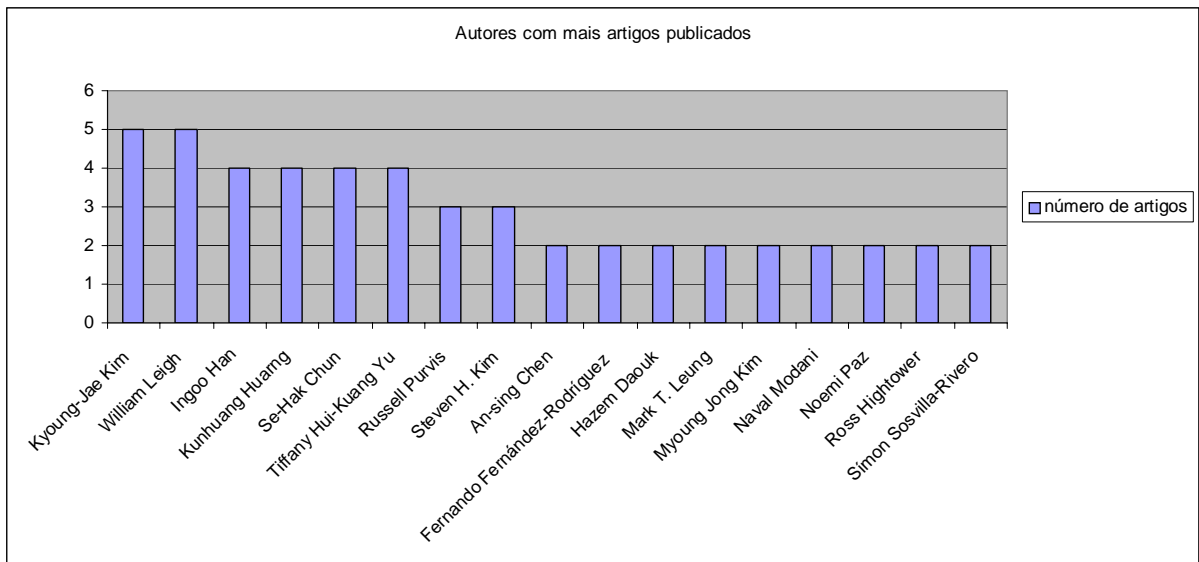


Figura 7: Autores com maior quantidade de artigos.

2.3.5 Estudos sobre previsão em países em desenvolvimento

Segundo Chen, Leung e Daouk (2003), embora a maioria das pesquisas seja focada em mercados desenvolvidos, alguns trabalhos recentes têm enfatizado mercados em desenvolvimento. Ferson e Harvey (1993) examinaram 18 mercados internacionais, alguns deles de países em desenvolvimento. Harvey (1995) analisou o retorno de 800 ações de 20 mercados emergentes. Ele constatou que o grau de previsibilidade nos mercados emergentes é maior do que o encontrado nos mercados desenvolvidos.

Harvey (1995) argumenta que o investimento em mercados emergentes pode ser muito vantajoso e destaca a importância desses mercados ao lembrar que a capitalização do México e de Taiwan é comparável a da Itália e da Holanda.

Chen, Leung e Daouk (2003) afirmam que a maioria dos estudos sobre previsão de índices de ações é associada com mercados financeiros de países desenvolvidos, como USA, Reino Unido e Japão. Essa afirmação tem sido considerada como verdade e é citada em vários trabalhos sobre previsão de índices. Mas será essa afirmação realmente verdadeira? E se for verdadeira, será que ainda é válida?

Para tentar responder a primeira pergunta, dos 48 artigos de previsão de índices, selecionaram-se 26 artigos que foram publicados até 2002, ou seja, antes de 2003. Conforme pode ser visto na parte esquerda da Figura 8, 76% dos índices pesquisados eram de países desenvolvidos e 24% eram de países em desenvolvimento, o que condiz com a afirmação de Chen, Leung e Daouk (2003).

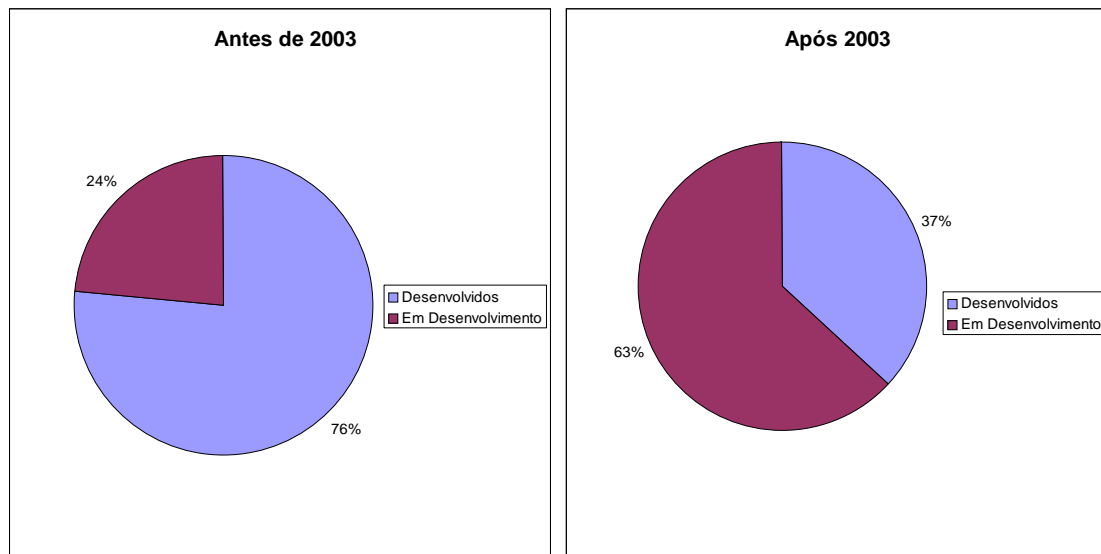


Figura 8: Índices pesquisados por tipo de país (desenvolvido ou em desenvolvimento).

Para tentar responder a segunda pergunta, dos 48 artigos de previsão de índices, selecionaram-se 18 artigos que foram publicados de 2004 em diante, ou seja, após 2003. Conforme pode ser visto na parte direita da Figura 8, 37% dos índices pesquisados eram de países desenvolvidos e 63% eram de países em desenvolvimento. Isso pode indicar que a afirmação de Chen, Leung e Daouk (2003), provavelmente, não seja mais válida para os dias atuais, embora deva ser ressaltado que grande parte das pesquisas em índices de países em desenvolvimento refere-se a pesquisas na Coréia do Sul e Taiwan.

2.3.6 Previsão do retorno de derivativos

Segundo Tsaih, Hsu e Lai (1998), derivativos, tais como futuros e opções, têm exercido um papel crescente, não somente no gerenciamento de riscos, mas também em atividades de especulação de preços. Investidores podem ter enormes lucros com uma pequena quantidade de capital se eles conseguirem prever com precisão os movimentos do mercado. Entretanto, muitos fatores influenciam os mercados financeiros, incluindo eventos políticos, condições econômicas e expectativas dos investidores. Portanto, prever os movimentos do mercado é algo difícil.

Dos 48 artigos sobre previsão de índices, 8 abordavam diretamente a previsão de índices futuros. A Tabela 7 mostra os índices futuros mais pesquisados.

Tabela 7: Índices futuros mais pesquisados.

Índice futuro	Número de Artigos
S&P 500	3
KOSPI	2
IBOVESPA	1
NIKKEI	1
TAIEX	1

O índice futuro mais pesquisado foi o S&P 500 futuro, com três artigos, seguido pelo KOSPI futuro, com dois artigos. Logo depois, vieram o IBOVESPA futuro, o NIKKEI 225 futuro e o TAIEX (índice futuro do TAIEX). A Figura 9 contém a mesma informação da Tabela 7, porém em forma gráfica.

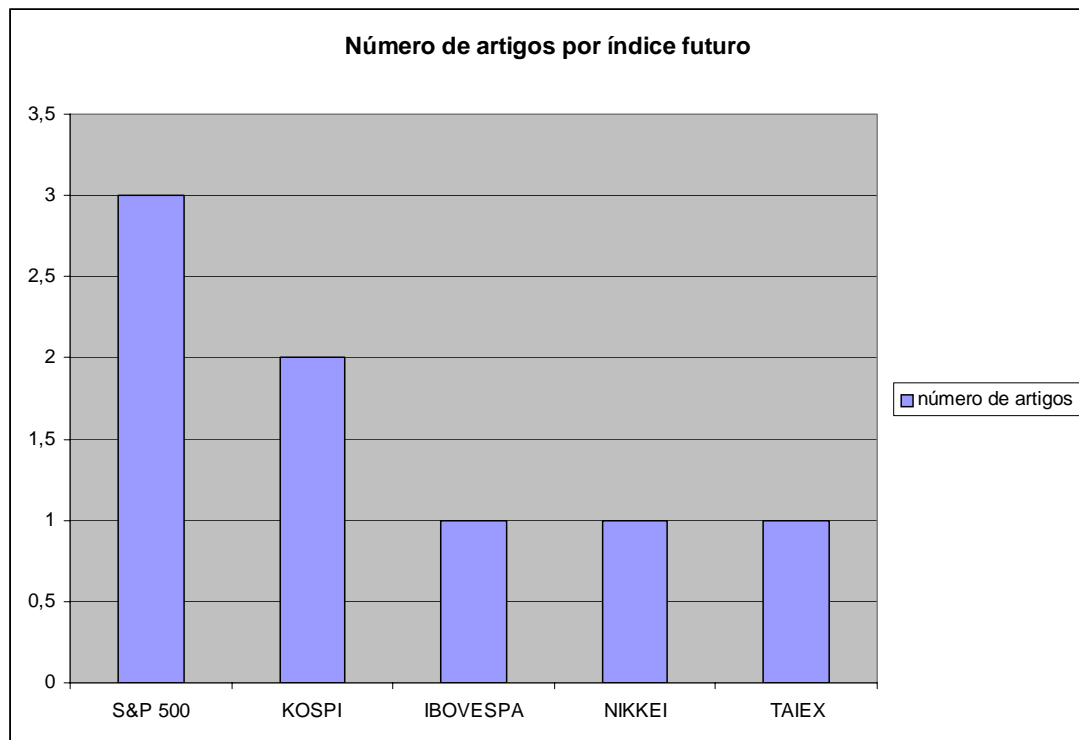


Figura 9: Índices futuros mais pesquisados.

Mesmo sem abordar diretamente a previsão de derivativos, outros estudos também merecem ser mencionados. Maberly (1986) analisou a previsibilidade do S&P 500 futuro, estudando a relação entre as mudanças de preço entre os dias e durante os dias de negociação.

Östermark e Hernesniemi (1995) verificaram a relação entre as alterações do *Helsinki Stock Exchange* (HEX) futuro no preço do *HEX Index* e constataram que essa informação poderia ser usada na previsão do HEX.

Embora o trabalho de Armano, Marchesi e Murru (2005) busque a previsão do índice S&P 500, eles montaram uma estratégia de investimento usando derivativos do S&P 500.

2.4 LÓGICA FUZZY

Na lógica convencional (binária), inicialmente desenvolvida pelo filósofo grego Aristóteles (384 – 322 a.C.), uma proposição é verdadeira ou falsa. Essa lógica assume que o estado natural dos eventos seja totalmente definido. Entretanto, na maioria dos problemas gerenciais, os estados dos eventos são vagos, e as transições entre o pertencer e o não pertencer não são totalmente definidas.

Zadeh (1965) publicou o primeiro artigo sobre lógica *fuzzy* intitulado “*Fuzzy Sets*”. O modelo foi desenvolvido para converter valores subjetivos em valores objetivos. Um conjunto nebuloso não possui um limite preciso. A diferença entre pertencer e não pertencer é *fuzzy* e, portanto, há uma graduação de pertinência. De acordo com Zebda (1998, p.27), “a teoria dos conjuntos *fuzzy* não é uma teoria de decisão, mas sim um cálculo (uma linguagem de modelagem) onde fenômenos vagos nos sistemas humanísticos podem ser tratados de forma sistemática”.

Em um conjunto nebuloso, o grau de pertinência associado a cada elemento define o quanto cada objeto do universo do discurso satisfaz a propriedade associada ao conjunto.

Bojadziev e Bojadziev (1997, p. 9) definem um conjunto nebuloso como um conjunto de pares ordenados, uma relação binária da forma:

$$A' = \{(x, \mu_A(x)) \mid x \in A, \mu_A(x) \in [0,1]\},$$

onde $\mu_A(x)$ é chamada de função de pertinência e especifica o grau no qual cada elemento x em A pertence ao conjunto nebuloso A' .

Para Von Altrock (1997), a teoria dos conjuntos nebulosos é uma generalização que engloba os conjuntos convencionais quando $\mu a(x) = 0$ ou $\mu a(x) = 1$. Em outras palavras, os conjuntos convencionais são casos especiais dos conjuntos nebulosos.

O Quadro 1 e a Figura 10 ilustram as diferenças entre os conjuntos clássicos e os conjuntos nebulosos.

Quadro 1: Conjuntos clássicos x conjuntos nebulosos.

Conjuntos Clássicos – Lógica Binária	Conjuntos Nebulosos – Lógica Fuzzy
Limites precisos	Limites Imprecisos
Transição brusca entre pertencer e não pertencer	Transição gradual entre pertencer e não pertencer
Representa conceitos bem definidos	Representam conceitos vagos e imprecisos

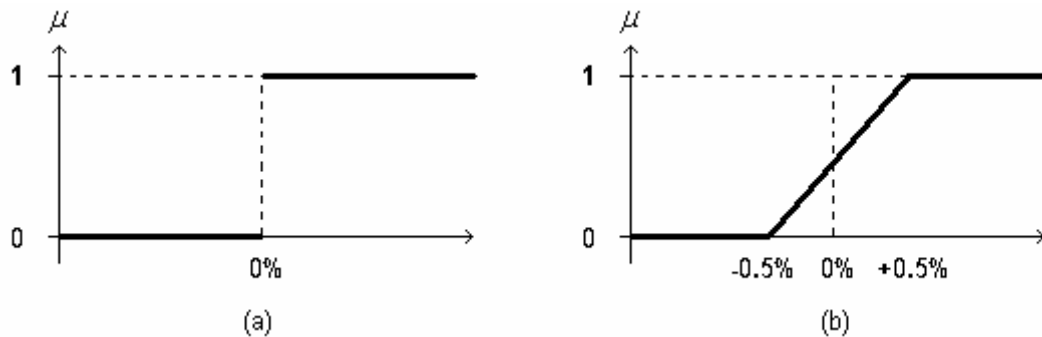


Figura 10: Conjuntos clássicos x conjuntos nebulosos.

A Figura 10 exemplifica um caso típico. Na figura 10(a), é utilizada a lógica clássica. Se a variação de um índice for positiva, a variação é considerada como “subida”, e se for negativa, a variação é considerada como “queda”. A transição entre pertencer e não pertencer é abrupta. Valores “infinitesimalmente” negativos são classificados como “queda” e valores “infinitesimalmente” positivos são classificados como “subida”. Porém, o mercado pode considerar esses dois valores como a mesma informação e, dessa forma, um sistema baseado na

lógica clássica pode apresentar um desempenho insatisfatório. A figura 10(b) mostra como a lógica *fuzzy* pode ser utilizada provendo uma transição suave entre “queda” e “subida”.

2.5 ÍNDICES FINANCEIROS UTILIZADOS NESTE TRABALHO

Nesta seção serão fornecidas algumas informações históricas e metodológicas dos índices utilizados no presente trabalho.

2.5.1 BOVESPA e o índice IBOVESPA

Em 1890, um grupo liderado por Emílio Rangel Pestana inaugura a Bolsa Livre, que é a semente da Bolsa de Valores de São Paulo. Em 1934, se instala no Palácio do Café, ganhando, no ano seguinte, o nome de Bolsa Oficial de Valores de São Paulo, e em 1967, passa a se chamar Bolsa de Valores de São Paulo.

Em 1972, a BOVESPA é a primeira bolsa brasileira a implementar o pregão automatizado, mediante uma rede de terminais de computador, e no fim da década de 1970, a BOVESPA é pioneira na introdução de operações com opções no Brasil. Atualmente, a BOVESPA realiza negócios apenas no sistema eletrônico. No fim da década de 1990, são lançados o *Home Broker* e o *After-Market*.

De 2000 até 2006, é realizada a integração das bolsas de valores brasileiras. A BOVESPA passa, então, a concentrar toda a negociação de ações do Brasil. Portanto, atualmente, a BOVESPA é o único centro de negociação de ações do Brasil e o maior da América Latina, concentrando cerca de 70% do volume de negócios da região.

2.5.1.1 O índice IBOVESPA

O Índice Bovespa é o mais importante indicador do desempenho médio das cotações do mercado de ações brasileiro. A carteira teórica do IBOVESPA é composta pelas ações que atenderam cumulativamente aos seguintes critérios, com relação aos doze meses anteriores à formação da carteira: (1) estar incluída em uma relação de ações cujos índices de negociabilidade somados representem 80% do valor acumulado de todos os índices individuais; (2) apresentar participação, em termos de volume, superior a 0,1% do total; e (3) ter sido negociada em mais de 80% do total de pregões do período.

Sua relevância advém do fato do IBOVESPA retratar o comportamento dos principais papéis negociados na BOVESPA e também de sua tradição, pois o índice manteve a integridade de sua série histórica e não sofreu modificações metodológicas desde sua implementação em 1968. O índice reflete não apenas as variações dos preços das ações, mas também o impacto da distribuição dos proventos, sendo considerado um indicador que avalia o retorno total de suas ações componentes.

2.5.1.2 O índice IBOVESPA futuro

O Índice IBOVESPA futuro é baseado nos contratos futuros do índice IBOVESPA negociados na Bolsa de Mercadorias e Futuros (BM&F). A Económica calcula a série temporal do IBOVESPA futuro unindo os preços dos contratos mais negociados em um dado momento. Como é necessário unir valores de datas diferentes, essa correção é feita através da multiplicação pelo percentual esperado de valorização ou desvalorização expressa nos preços dos contratos futuros.

2.5.2 *Standard & Poors* e o S&P 500

Em 1860, Henry Varnum Poor publica um livro compilando informações financeiras e operacionais das companhias ferroviárias americanas, na época, o setor mais capitalizado da economia americana. Em virtude do sucesso obtido com o livro, ele funda uma empresa para publicação de informações.

Paralelamente a isso, Luther Lee Blake funda, em 1906, a *Standard Statistics Bureau*, também voltada à publicação de informações financeiras. Em 1923 a *Standard Statistics* desenvolve o primeiro índice de mercado de ações, englobando 233 empresas. Esse índice pode ser considerado o embrião do S&P 500 e dos demais índices da família S&P (S&P 100, S&P 1000, etc).

Em 1941, ocorre a fusão da *Poor's Publishing* com a *Standard Statistics*, formando a *Standard & Poor's Corporation*. O S&P 500 é introduzido em 1957, englobando 500 empresas. Em 1983, derivativos do S&P 500 começam a ser negociados.

2.5.2.1 O S&P 500

O índice S&P 500 inclui 500 empresas americanas, usando uma metodologia detalhada que engloba capitalização, liquidez e outros critérios. Esse índice é considerado um dos melhores parâmetros para avaliar o desempenho do mercado acionário norte-americano.

3 METODOLOGIA

3.1 O MODELO PROPOSTO

Na Figura 11, tem-se uma visão geral do modelo desenvolvido que, basicamente, está dividido em três partes principais: a fuzzificação das variáveis de entrada, as regras de inferências e as variáveis de saída. Aqui, a fuzzificação (defuzzificação) é entendida como a conversão de valores numéricos (lingüísticos) em valores lingüísticos (numéricos).

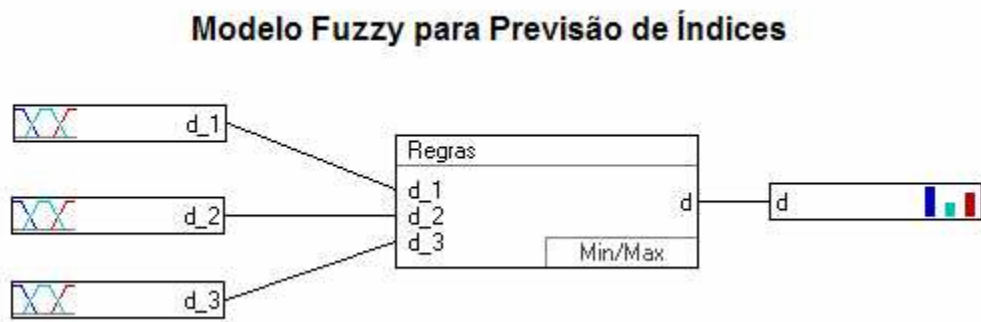


Figura 11: Visão geral do modelo.

No modelo, d , d_1 , d_2 e d_3 são as variações percentuais (em valores lingüísticos) de um índice de mercado nos dias d , $d-1$, $d-2$ e $d-3$, respectivamente.

Todavia, a construção do modelo conceitual foi dividida em quatro partes:

- a) escolha das variáveis para o modelo de previsão;
- b) fuzzificação;
- c) regras de inferência;
- d) variáveis de saída.

Cada uma dessas etapas será descrita nas próximas sessões.

3.1.1 Estabelecimento das variáveis para o modelo de previsão

Analogamente ao trabalho de Kamitsuji e Shibata (2003), as variações percentuais do índice nos três dias anteriores ao dia a ser previsto foram escolhidas como variáveis de entrada. Kamitsuji e Shibata (2003) também testaram seu modelo para quatro e cinco variações diárias, mas esse aumento dos dados de entrada piorou os resultados. Tais autores alegam que o acréscimo de dados causou um “*over-fitting*” no treinamento da rede neural, ou seja, o sistema se tornou específico e perdeu a generalização para os períodos seguintes.

O horizonte de previsão utilizado foi o diário, o que está em sintonia com 71% das 48 pesquisas de previsão de índices abordadas na revisão de literatura.

A escolha da utilização das variações anteriores está baseada no estudo de O’Connor, Remus e Griggs (1997). Esse estudo mostra que indivíduos apresentam diferentes tendências e comportamentos para série de subidas e descidas. Assim, as pessoas podem tomar decisões com base em informações recentes. Por exemplo, se um índice apresentar alta durante vários dias consecutivos, poderá haver uma tendência à realização de lucros e com isso uma queda, mesmo que o cenário macroeconômico esteja favorável. Por outro lado, se um índice cair durante vários dias consecutivos, poderá haver uma tendência para que os preços voltem a subir, mesmo com um cenário macroeconômico desfavorável.

Para o cálculo da variação percentual no dia d , foi utilizada a seguinte fórmula:

$$Var_d = \frac{(V_d - V_{d-1})}{V_{d-1}},$$

onde Var_d é a variação numérica do índice no dia d e V_d e V_{d-1} são os valores do índice no dia d e no dia $d-1$, respectivamente.

3.1.2 Processo de fuzzificação

Todas as variáveis numéricas de entrada do modelo *fuzzy* precisam ser convertidas em variáveis lingüísticas. Neste estudo, os valores lingüísticos de entrada adotados foram “queda” e “subida”. Neste trabalho, “baixo” será considerado sinônimo de “queda”, “médio” será considerado sinônimo de “estabilidade” e “alto” e de “subida”.

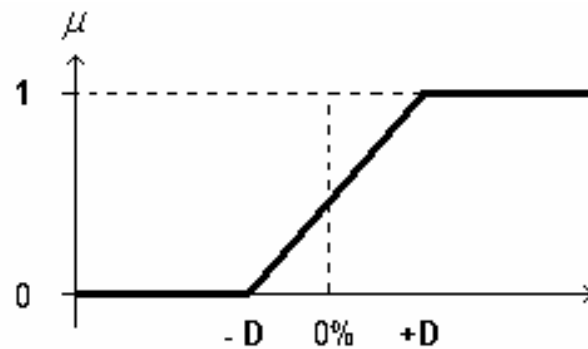


Figura 12: Gráfico da função de pertinência “subida” da variável lingüística d_1 .

A figura 12 mostra a função de pertinência “subida” da variável lingüística d_1 , que pode ser descrita da seguinte maneira:

$$\mu_s = \begin{cases} 0, & \text{para } Var_{d-1} \leq -D \\ 1/2 + Var_{d-1} / 2D, & \text{para } -D < Var_{d-1} < +D \\ 1, & \text{para } Var_{d-1} \geq +D \end{cases}$$

onde μ_s é a função de pertinência “subida” e Var_{d-1} é a variação numérica do índice no dia $d-1$, ou seja, no dia anterior.

3.1.3 Estabelecimento das regras de inferência

Depois da fuzzificação das variáveis de entrada, o próximo passo envolve o estabelecimento de regras de inferência. Essas regras representam uma das formas que a inteligência humana usa para tomar decisões, partindo de premissas lógicas. Essas regras são declarações lógicas e para cada regra pode ser atribuído um valor, de zero até um, chamado *Degree of Support* (DoS), que depende de características do conjunto de treinamento. Quando uma regra possui o DoS igual a zero (um), a regra é considerada insignificante (significante). O DoS também admite valores entre zero e um para regras parcialmente significativas. A seguir, apresenta-se uma das regras utilizadas.

Se ($d_3 = \text{“subida”}$ e $d_2 = \text{“subida”}$ e $d_1 = \text{“subida”}$),

então $d = \text{“subida”}$, com um DoS de 0,44.

Neste trabalho, foram utilizadas 1824 regras de inferência. Para que seja possível estabelecer as regras de inferência, os dados disponíveis são divididos em dois grupos: dados para treinamento e dados para teste. Com base nos dados de treinamento são estabelecidas as regras de inferência que, por sua vez, são utilizadas para previsão dos dados de teste.

O modelo foi aplicado pela primeira vez utilizando o índice IBOVESPA para o período P1. Os primeiros 1000 conjuntos diários de dados foram utilizados para o treinamento e estabelecimento das regras do modelo, e os 1000 conjuntos diários de dados seguintes foram utilizados para o teste do modelo. Como essa foi a primeira vez em que a modelagem foi empregada, descrever-se-á, a seguir, os testes preliminares que foram efetuados.

Para a atribuição das regras de inferências foram selecionados, dos 1000 conjuntos de treinamento, 557 conjuntos característicos. Esses conjuntos característicos têm os valores de d_1 associados com 100% “queda” ou 100% “subida”; os valores de d_2 associados com 100%

“queda” ou 100% “subida”; e os valores de d_3 associados com 100% “queda” ou 100% “subida”. A Tabela 8 mostra a distribuição desses conjuntos.

Tabela 8: Dados selecionados para treinamento.

d_3	d_2	d_1	conjuntos
baixo	baixo	baixo	71
baixo	baixo	alto	74
baixo	alto	baixo	58
baixo	alto	alto	83
alto	baixo	baixo	65
alto	baixo	alto	56
alto	alto	baixo	67
alto	alto	alto	83

Para uma verificação preliminar do modelo foram selecionados, dos 1000 conjuntos de teste, 422 conjuntos característicos. Como anteriormente, esses conjuntos característicos têm os valores de d_1 associados com 100% “queda” ou 100% “subida”; os valores de d_2 associados com 100% “queda” ou 100% “subida”; e os valores de d_3 associados com 100% “queda” ou 100% “subida”. A Tabela 9 mostra a distribuição desses conjuntos.

Tabela 9: Dados selecionados para teste.

d_3	d_2	d_1	conjuntos
baixo	baixo	baixo	44
baixo	baixo	alto	63
baixo	alto	baixo	48
baixo	alto	alto	61
alto	baixo	baixo	50
alto	baixo	alto	50
alto	alto	baixo	50
alto	alto	alto	56

A Figura 13 apresenta a distribuição probabilística dos dados de treinamento e de teste quando a entrada é o conjunto ($d_3 = queda$; $d_2 = subida$; $d_1 = queda$). As probabilidades de

queda e subida são bem parecidas. Nesse caso, o gestor de um fundo de investimento não teria informação adicional para auxiliar o processo decisório, apenas a incerteza inerente ao mercado.

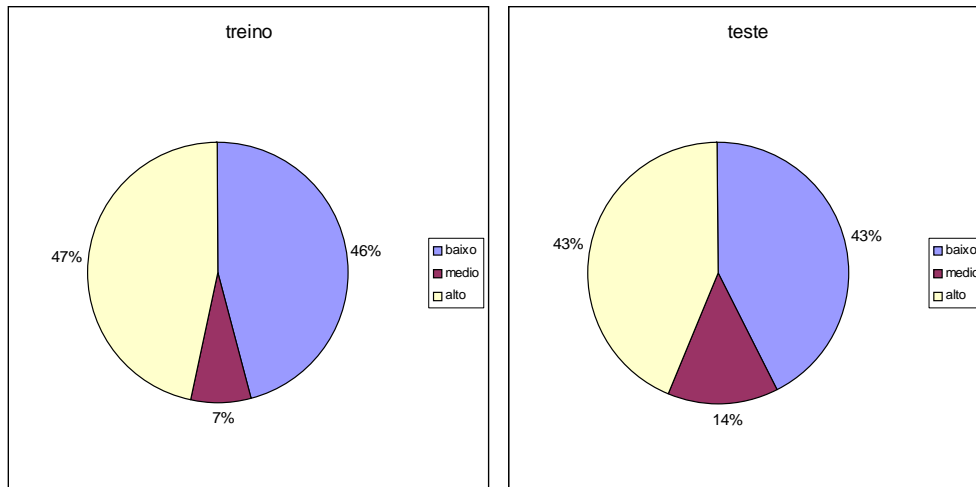


Figura 13: Distribuição probabilística dos dados de treinamento e teste quando a entrada é ($d_3 = \text{queda}$; $d_2 = \text{subida}$; $d_1 = \text{queda}$).

Já a Figura 14 apresenta a distribuição probabilística dos dados de treinamento e de teste quando a entrada é o conjunto ($d_3 = \text{subida}$; $d_2 = \text{queda}$; $d_1 = \text{subida}$). Nesse caso, a probabilidade de subida é maior do que a probabilidade de queda. O gestor de um fundo de investimento poderia utilizar essa informação para auxiliar o processo decisório.

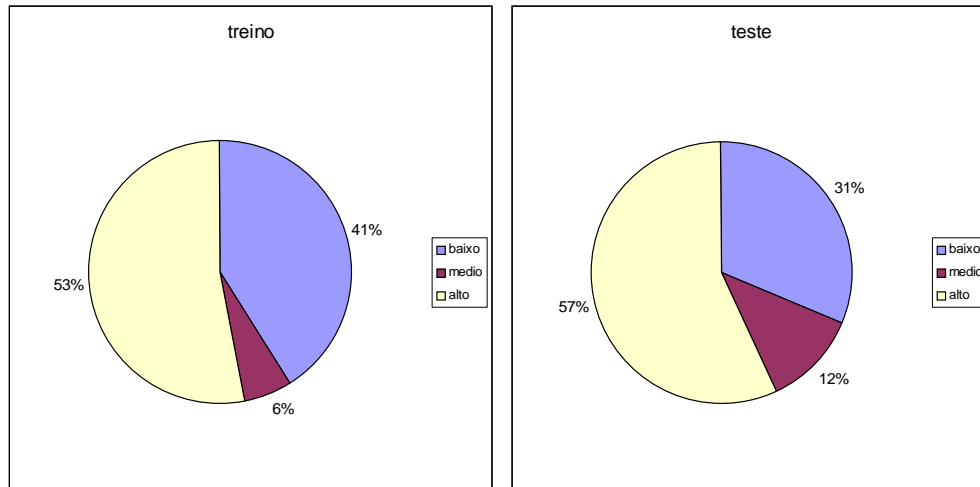


Figura 14: Distribuição probabilística dos dados de treinamento e teste quando a entrada é ($d_3 = subida$; $d_2 = queda$; $d_1 = subida$).

3.1.4 Estabelecimento das variáveis de saída

A saída do modelo será denominada d , que representa a variação do índice no dia a ser previsto. Os valores lingüísticos de saída adotados foram: “queda”, “estabilidade” e “subida”. No presente estudo não foi necessária a defuzzificação. Os valores lingüísticos da variável de saída representam a probabilidade do índice apresentar um comportamento de queda, estabilidade ou subida.

A variável de saída d pode ser representada como um vetor de dimensão 3x1 da seguinte forma:

$$d = \begin{bmatrix} d1 \\ d2 \\ d3 \end{bmatrix},$$

onde $d1$ é o componente lingüístico “queda” da saída d ; $d2$ é o componente lingüístico “estabilidade” da saída; d e $d3$ é o componente lingüístico “subida” da saída d .

3.2 DADOS USADOS

Os dados utilizados neste trabalho foram coletados na Economática. Os dados foram agrupados em conjuntos diários de dados, com a variação percentual do dia em questão e as variações percentuais dos três dias anteriores.

Foram utilizados quatro períodos de estudo, conforme pode ser observado na Tabela 10.

Tabela 10: Períodos utilizados.

Período	Índices pesquisados
P1: de 8 de janeiro de 1997 até 2 de fevereiro de 2005	IBOVESPA e S&P 500
P2: de 8 de janeiro de 1986 até 29 de dezembro de 2005	IBOVESPA
P3: de 8 de janeiro de 1970 até 30 de dezembro de 2005	S&P 500
P4: de 8 de janeiro de 1993 até 29 de dezembro de 2005	IBOVESPA futuro

A Figura 15 ilustra os períodos utilizados neste trabalho.

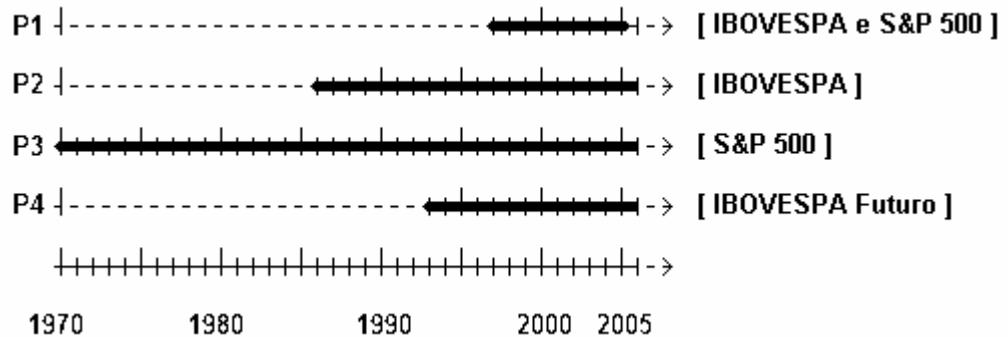


Figura 15: Períodos utilizados.

A seguir, apresentam-se detalhes de cada análise realizada.

3.2.1 IBOVESPA no período P1

A primeira análise consiste em 2000 conjuntos diários de dados do IBOVESPA. O período analisado foi o período P1, que vai de 8 de janeiro de 1997 até 2 de fevereiro de 2005. Os primeiros 1000 conjuntos diários de dados foram utilizados para o treinamento e estabelecimento das regras do modelo, correspondendo ao período de 8 de janeiro de 1997 até 22 de janeiro de 2001. Os 1000 conjuntos diários de dados seguintes foram utilizados para o teste do modelo, correspondendo ao período de 23 de janeiro de 2001 até 2 de fevereiro de 2005.

3.2.2 S&P 500 no período P1

Em seguida, foram analisados os dados do S&P 500 para o período P1. Em virtude de serem países diferentes, com seus feriados e particularidades, a quantidade de conjunto de dados foi diferente. Mas o período analisado foi o mesmo: de 8 de janeiro de 1997 até 2 de fevereiro de 2005. Os dados correspondentes ao período de 8 de janeiro de 1997 até 22 de janeiro de 2001 foram utilizados para o treinamento e estabelecimento das regras do modelo. Os conjuntos diários de dados seguintes foram utilizados para o teste do modelo, correspondendo ao período de 23 de janeiro de 2001 até 2 de fevereiro de 2005.

3.2.3 IBOVESPA no período P2

Foram utilizados os dados do IBOVESPA no período P2, que vai de 8 de janeiro de 1986 até 29 de dezembro de 2005. Os dados de 1986 até 1990 (5 anos) foram usados como treinamento para criação de regras que foram aplicadas no ano de 1991, e assim por diante. Dessa

forma, o período de 1986 até 2004 foi usado para treinamento e o período de 1991-2005 (15 anos) foi usado como teste.

3.2.4 S&P 500 no período P3

Foram utilizados os dados do S&P 500 no período P3, que vai de 8 de janeiro de 1970 até 30 de dezembro de 2005. Os dados de 1970 até 1974 (5 anos) foram usados como treinamento para criação de regras que foram aplicadas no ano de 1975, e assim por diante. Dessa forma, o período de 1970 até 2004, foi usado para treinamento e o período de 1975-2005 (31 anos) foi usado como teste.

3.2.5 IBOVESPA futuro no período P4

Foram utilizados os dados do IBOVESPA futuro no período P4, que vai de 8 de janeiro de 1993 até 29 de dezembro de 2005. Os dados de 1993 até 1997 (5 anos) foram usados como treinamento para criação de regras que foram aplicadas no ano de 1998, e assim por diante. Dessa forma, o período de 1993 até 2004, foi usado para treinamento e o período de 1998-2005 (8 anos) foi usado como teste.

O IBOVESPA futuro é baseado nos contratos futuros do IBOVESPA negociados na Bolsa de Mercadorias e Futuros (BM&F). A Economatica calcula a série temporal do IBOVESPA futuro, unindo os preços dos contratos mais negociados em um dado momento.

3.3 MÉTRICAS PARA ANÁLISE DE RESULTADOS

Dos 48 artigos analisados, 22 abordavam a previsão de direção de movimento. De acordo com esses 22 artigos, as principais medidas para avaliar o poder preditivo são:

- a) Taxa de acerto de direção, usada como métrica de avaliação em 17 (77%) dos artigos de previsão de direção e em 6 (23%) dos artigos de previsão de nível.
- b) Rentabilidade de uma estratégia de investimento baseada no modelo de previsão em relação à estratégia passiva, usada como métrica de avaliação em 11 (50%) dos artigos de previsão de direção e em 4 (15%) dos artigos de previsão de nível.

Portanto, serão utilizadas essas duas métricas para avaliação do modelo.

3.3.1 Cálculo da taxa de acerto

Muitos autores utilizam a taxa de acerto para justificar o seu método de previsão. Contudo, sozinha, essa taxa pode conduzir a conclusões enganosas. Portanto, é importante calcular a taxa de acerto, mas também é aconselhável realizar algum tipo de teste estatístico. Uma das formas utilizadas para verificar o poder preditivo de um modelo de previsão de direção é a aplicação do teste de Pesaran e Timmermann (1992). Entretanto, no presente trabalho, o foco é a previsão das quedas dos índices, para que o dinheiro seja retirado do fundo passivo nesses dias. No ANEXO 1 mostra-se que, para o presente caso, a estatística de Pesaran e Timmermann (PT) não é aplicável.

Apesar disso, Pesaran e Timmermann (1992) afirmam que o teste PT e o teste qui-quadrado são assintoticamente equivalentes. O teste qui-quadrado verifica se há associação entre duas variáveis qualitativas. No presente trabalho, verifica-se que o conjunto de dias previstos

como “queda” apresenta uma distribuição de “quedas” e “subida” estatisticamente diferente dos demais dias que não foram previstos como “queda”.

3.3.2 Cálculo da rentabilidade da estratégia de investimento em comparação com a estratégia passiva

Após a construção do modelo, foi estabelecida uma estratégia para um fundo de investimentos fictício. A estratégia adotada resume-se a um fundo passivo baseado no índice, porém, nos dias em que o componente lingüístico “queda” da variável de saída d for maior do que uma variável denominada ε , o dinheiro será retirado do fundo e reinvestido no dia seguinte. Por exemplo, se $\varepsilon = 0,5$, isto significa que o dinheiro será retirado do fundo quando a probabilidade de queda, indicada pelo modelo *fuzzy*, for maior que 50%. Está implícita, nessa estratégia, a suposição de que o fundo é capaz de comprar e vender ações na mesma proporção que o índice.

Em suma, foi utilizado o seguinte algoritmo:

Se ($d1_i > \varepsilon$)

Então $\alpha_i = 0$

Senão $\alpha_i = 1$

onde $d1_i$ é o componente lingüístico “queda” para o dia i ; $\alpha_i = 1$ significa que o dinheiro deve ser aplicado no fundo no dia i ; e $\alpha_i = 0$ significa que o dinheiro deve ser retirado do fundo no dia i .

Para a simulação do modelo foram adotadas as premissas de um *frictionless market*. Em outras palavras, todos os custos associados com as transações foram considerados inexistentes.

Também não foram considerados os retornos que poderiam ser obtidos em títulos de renda fixa nos dias em que o dinheiro não é aplicado no fundo.

Para calcular o rendimento do fundo passivo, ou seja, a estratégia de *buy-and-hold* (comprar e segurar), foi utilizada a seguinte fórmula:

$$\prod_{i=1}^{1000} (1 + Var_{di} / 100)$$

O valor resultante da equação mencionada é o retorno total do índice durante o período de teste.

Para calcular o rendimento do fundo baseado na estratégia do modelo *fuzzy*, foi utilizada a seguinte fórmula:

$$\prod_{i=1}^{1000} [\alpha_i \times (1 + Var_{di} / 100) + (1 - \alpha_i)]$$

Mesmo que o rendimento da estratégia *fuzzy* seja superior à estratégia passiva, é necessário aplicar o teste t para verificar se foi estatisticamente superior.

3.4 ANÁLISES ADICIONAIS

Além das análises já detalhadas, foram realizadas algumas análises adicionais, que serão apresentadas a seguir.

3.4.1 Diferença entre as regras usadas no IBOVESPA e no S&P 500

Será que as regras aplicadas para a previsão do IBOVESPA seriam as mesmas usadas para a previsão do S&P 500? Intuitivamente, pode-se dizer que não, que os dois mercados possuem comportamentos diferentes e, portanto, precisariam de regras diferentes.

Para verificar se as regras para os dois índices são significativamente diferentes para o período de 8 de janeiro de 1997 até 2 de fevereiro de 2005, foi aplicado o teste t para dados pareados.

3.4.2 Não-estacionariedade das regras com o passar dos anos

Será que as regras aplicadas para um determinado período de tempo seriam as mesmas aplicadas em outro período? As regras seriam estáticas?

Para determinar ou descobrir isso, foi analisado o comportamento das regras para o S&P 500, de 1974 até 2005, por ser o maior conjunto de dados usados neste trabalho, abrangendo 31 anos. Entretanto, não foi aplicado nenhum teste estatístico para verificar a não-estacionariedade das regras.

3.4.3 Testes para vários intervalos: sistema *fuzzy* versus sistema binário

Outra análise interessante é verificar se realmente o sistema *fuzzy* apresenta melhores resultados em relação à um sistema binário para o problema abordado. Os resultados obtidos poderiam advir do fato de usar regras baseadas nos dados de treinamento e não do uso do sistema *fuzzy*.

Conforme comentado anteriormente, o valor da variável D desempenha um papel importante no processo de fuzzificação. Quanto maior o valor de D, mais suave será a transição entre uma variação ser considerada como “queda” ou “subida”. Por outro lado, quanto menor o valor de D, mais brusca será a transição entre uma variação ser considerada como “queda” ou

“subida”. Quando o valor de D for zero, então a lógica aplicada é a lógica clássica, pois a transição entre pertencer e não pertencer é abrupta. Valores “infinitesimalmente” negativos são classificados como “queda” e valores “infinitesimalmente” positivos são classificados como “subida”.

Foram conduzidos testes para verificar a importância da lógica *fuzzy* usando o índice IBOVESPA e o índice S&P 500 no período P1. O rendimento obtido com o sistema *fuzzy* e com o sistema binário foram comparados usando a estatística t .

4 ANÁLISE DOS RESULTADOS

Este capítulo está dividido em duas partes principais. Primeiramente, são abordados os resultados básicos, relacionados com os primeiros cinco objetivos específicos. Após isso, são abordados resultados adicionais, relacionados com os quatro últimos objetivos específicos.

4.1 RESULTADOS BÁSICOS

4.1.1 Resultados para o IBOVESPA no período P1

Para essa análise, foram criadas 24 regras de inferência. A Tabela 11 apresenta essas regras utilizadas.

Tabela 11: Regras de inferência.

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,43	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,06	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,51	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,45	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,04	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,51	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,46	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,07	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,47	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,38	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,14	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,48	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,45	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,06	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,49	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,41	Baixo

Tabela 11 Continuação

Alto	Baixo	Alto	0,06	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,53	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,53	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,08	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,38	Alto
Alto	Alto	Alto	0,42	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,14	Médio
Alto	Alto	Alto	0,44	Alto

A estratégia foi simulada com a aplicação de vários valores de ε . A Tabela 12 apresenta os resultados obtidos.

Tabela 12: Resultados obtidos com a estratégia *fuzzy*.

Valores de ε	(a) <i>Fuzzy</i>	(b) IBOVESPA	diferença (a-b)	Índice de Sharpe
0,480	71,04%	41,48%	29,56%	0,0393
0,485	54,89%	41,48%	13,41%	0,0336
0,490	61,80%	41,48%	20,32%	0,0360
0,495	68,52%	41,48%	27,04%	0,0382
0,500	76,74%	41,48%	35,26%	0,0408
0,505	77,80%	41,48%	(*) 36,33%	0,0409
0,510	71,68%	41,48%	30,20%	0,0389
0,515	65,63%	41,48%	24,15%	0,0368
0,520	67,52%	41,48%	26,04%	0,0374
0,525	67,23%	41,48%	25,75%	0,0372
0,530	41,48%	41,48%	0,00%	0,0278

Nota: (*) indica significante ao nível de 10%, teste unicaudal

A estratégia passiva apresentou um rendimento de 41,48% no período de teste, ou seja, de 23 de janeiro de 2001 até 2 de fevereiro de 2005. Como pode ser observado, se o valor de ε for maior ou igual a 0,53, o rendimento será igual ao fundo passivo, pois o sistema *fuzzy* não retornou nenhum valor de probabilidade de queda superior a 0,53 para o conjunto de teste. Como pode ser observado na Tabela 12, a estratégia baseada no modelo *fuzzy* apresentou um rendimento de até 77,80% no mesmo período. Em valores absolutos, o modelo *fuzzy* superou o

fundo passivo em até 36,33% com o valor da estatística t para o modelo unicaudal de 1,26, estatisticamente significativa para o nível de 10%.

O índice de Sharpe generalizado da estratégia passiva foi de 0,0278 e a Tabela 12 apresenta o índice de Sharpe generalizado (para cada valor de ϵ).

A Figura 16 mostra a rentabilidade de uma unidade monetária investida no fundo passivo e na estratégia *fuzzy* (para $\epsilon = 0,505$) durante o período de teste.

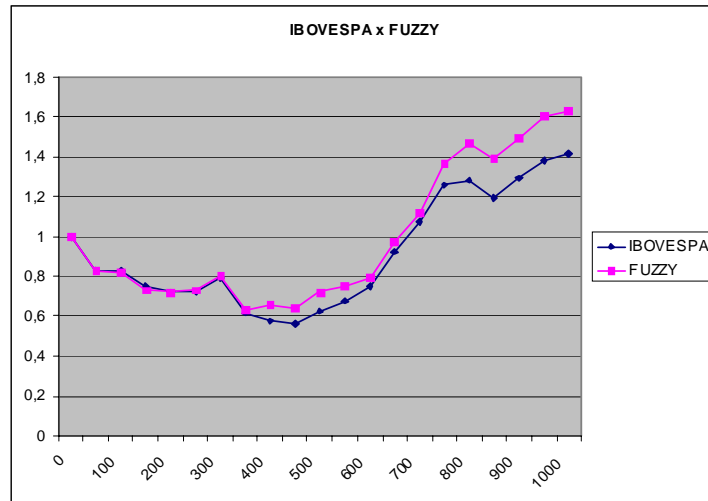


Figura 16: Rentabilidade do IBOVESPA e da estratégia *fuzzy* (para $\epsilon = 0,505$).

Também foi calculada a taxa de acerto de direção para os dias em que o dinheiro seria retirado do fundo para os vários valores de ϵ . A Tabela 13 apresenta os resultados obtidos. Como pode ser observado, foi alcançada uma taxa de acerto de até 55,42%, para $\epsilon = 0,51$. Para esse valor de ϵ , o dinheiro teria sido retirado em 83 dias, e o índice teria apresentado um valor menor em 46 desses dias. Para $\epsilon = 0,480$ ($\chi^2 = 2,77$), o teste qui-quadrado foi estatisticamente significativo para o nível de 10%.

Tabela 13: Resultados obtidos com a estratégia *fuzzy*.

Valores de ϵ	dias	acerto	taxa de acerto
0,480	134	73	(*) 54,48%
0,485	127	67	52,76%
0,490	117	62	52,99%
0,495	110	59	53,64%
0,500	103	56	54,37%
0,505	90	49	54,44%
0,510	83	46	55,42%
0,515	72	39	54,17%
0,520	68	36	52,94%
0,525	61	33	54,10%
0,530	0	0	Não aplicável

Nota: (*) indica significante ao nível de 10%, teste unicaudal

4.1.2 Resultados para o S&P 500 no período P1

A mesma metodologia também foi aplicada para o mesmo período P1 usando os dados do S&P 500. Para essa análise, foram criadas 24 regras de inferência. A Tabela 14 apresenta essas regras utilizadas.

Tabela 14: Regras de inferência.

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,31	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,08	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,61	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,44	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,05	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,51	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,47	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,08	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,45	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,45	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,11	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,44	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,47	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,02	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,51	Alto

Tabela 14 Continuação

Alto	Baixo	Alto	0,40	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,09	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,52	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,49	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,05	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,46	Alto
Alto	Alto	Alto	0,52	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,11	Médio
Alto	Alto	Alto	0,37	Alto

A estratégia foi simulada com a aplicação de vários valores de ε . A Tabela 15 apresenta os resultados obtidos.

Tabela 15: Resultados obtidos com a estratégia *fuzzy*.

Valores de ε	(a) <i>Fuzzy</i>	(b) S&P 500	diferença (a-b)	Índice de Sharpe
0,41	38,09%	6,77%	31,32%	0,0571
0,42	42,99%	6,77%	36,22%	0,0610
0,43	47,76%	6,77%	(*) 40,99%	0,0649
0,44	21,72%	6,77%	14,95%	0,0295
0,45	8,19%	6,77%	1,43%	0,0137
0,46	13,40%	6,77%	6,63%	0,0188
0,47	20,65%	6,77%	13,89%	0,0234
0,48	11,93%	6,77%	5,16%	0,0161
0,49	11,91%	6,77%	5,15%	0,0158
0,50	11,89%	6,77%	5,13%	0,0158
0,51	6,67%	6,77%	-0,09%	0,0115
0,52	6,77%	6,77%	0,00%	0,0125

Nota: (*)indica significante ao nível de 20%, teste unicaudal

A estratégia passiva apresentou um rendimento de 6,77% no período de teste, ou seja, de 23 de janeiro de 2001 até 2 de fevereiro de 2005. Como pode ser observado, se o valor de ε for maior ou igual a 0,52, o rendimento será igual ao fundo passivo, pois o sistema *fuzzy* não retornou nenhum valor de probabilidade de queda superior a 0,52 para o conjunto de teste. Como se pode observar na Tabela 15, a estratégia baseada no modelo *fuzzy* apresentou um rendimento de até 47,76% no mesmo período. Em valores absolutos, o modelo *fuzzy* superou o fundo passivo

em até 40,99% com o valor da estatística t para o modelo unicaudal de 0,86, estatisticamente significativa para o nível de 20%.

O índice de Sharpe generalizado da estratégia passiva foi de 0,0125 e a Tabela 15 apresenta o índice de Sharpe generalizado (para cada valor de ϵ).

A Figura 17 mostra a rentabilidade de uma unidade monetária investida no fundo passivo e na estratégia *fuzzy* (para $\epsilon = 0,43$) durante o período de teste.

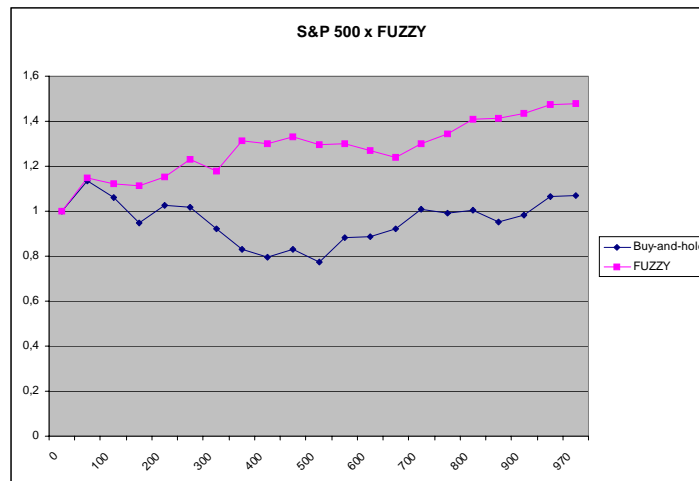


Figura 17: Rentabilidade do S&P 500 e da estratégia *fuzzy* (para $\epsilon = 0,43$).

Vale a pena notar que:

- a) o período de teste (de 23/3/2001 até 2/2/2005) coincidiu com um período de retração de mercado, logo após o estouro da bolha da internet;
- b) as regras válidas para o S&P 500 não foram as regras válidas para o IBOVESPA.

Também foi calculada a taxa de acerto de direção para os dias em que o dinheiro seria retirado do fundo para os vários valores de ϵ . A Tabela 16 apresenta os resultados obtidos. Como pode ser observado, foi alcançada uma taxa de acerto de até 61,22%, para $\epsilon = 0,51$. Para esse

valor de ε , o dinheiro teria sido retirado em 49 dias e o índice teria apresentado um valor menor em 30 desses dias. Para $\varepsilon = 0,43$ ($\chi^2 = 2,99$) e $\varepsilon = 0,51$ ($\chi^2 = 3,05$), o teste qui-quadrado foi estatisticamente significativo para o nível de 10%.

Tabela 16: Resultados obtidos com a estratégia *fuzzy*.

Valores de ε	dias	acerto	taxa de acerto
0,41	778	391	50,26%
0,42	750	377	50,27%
0,43	724	367	(*) 50,69%
0,44	630	317	50,32%
0,45	511	255	49,90%
0,46	459	231	50,33%
0,47	277	141	50,90%
0,48	223	112	50,22%
0,49	111	60	54,05%
0,50	76	44	57,89%
0,51	49	30	(*) 61,22%
0,52	0	0	Não aplicável

Nota: (*) indica significativo ao nível de 10%, teste unicaudal

4.1.3 Resultados para o IBOVESPA no período P2

A mesma metodologia foi aplicada para o período de 1986 até 2005, usando os dados do IBOVESPA. Os dados de 1986 até 1990 (5 anos) foram usados como treinamento para criação de regras que foram aplicadas no ano de 1991, e assim por diante. Dessa forma, o período de 1986 até 2004, foi usado como treinamento, e o período de 1991 até 2005 (15 anos) foi usado como teste. Ao todo foram geradas 360 regras. Essas regras podem ser visualizadas no ANEXO 2.

A estratégia foi simulada com a aplicação de vários valores de ε . A Tabela 17 apresenta os resultados obtidos.

Tabela 17: Resultados obtidos com a estratégia *fuzzy*.

Valores de ϵ	(a) <i>Fuzzy</i>	(b) Ibovespa	diferença (a-b)	Índice de Sharpe
0,41	96,67%	152,94%	-56,27%	0,1167
0,42	102,56%	152,94%	-50,38%	0,1193
0,43	117,16%	152,94%	-35,78%	0,1265
0,44	115,32%	152,94%	-37,62%	0,1235
0,45	124,56%	152,94%	-28,38%	0,1276
0,46	126,10%	152,94%	-26,84%	0,1278
0,47	129,96%	152,94%	-22,98%	0,1285
0,48	126,59%	152,94%	-26,35%	0,1260
0,49	132,42%	152,94%	-20,52%	0,1290
0,50	136,71%	152,94%	-16,23%	0,1299
0,51	136,69%	152,94%	-16,25%	0,1296
0,52	139,60%	152,94%	-13,34%	0,1306
0,53	138,63%	152,94%	-14,31%	0,1299
0,54	139,40%	152,94%	-13,54%	0,1303
0,55	139,05%	152,94%	-13,89%	0,1301
0,56	143,22%	152,94%	-9,72%	0,1321
0,57	144,21%	152,94%	-8,73%	0,1326
0,58	143,20%	152,94%	-9,74%	0,1320
0,59	152,94%	152,94%	0,00%	0,1364

Aplicando a média geométrica, pode-se observar que a estratégia passiva apresentou um rendimento anual médio de 152,94% no período de teste, ou seja, de 1991 até 2005. Como pode ser observado, se o valor de ϵ for maior ou igual a 0,59, o rendimento será igual ao fundo passivo, pois o sistema *fuzzy* não retornou nenhum valor de probabilidade de queda superior a 0,59 para o conjunto de teste. Como se observa na Tabela 17, a estratégia baseada no modelo *fuzzy* apresentou um rendimento anual médio menor do que a estratégia passiva para todos os valores de ϵ no mesmo período.

O índice de Sharpe generalizado da estratégia passiva foi de 0,1364 e a Tabela 17 apresenta o índice de Sharpe generalizado (para cada valor de ϵ).

Vale lembrar que no período analisado houve uma época de grande inflação no Brasil. Isso pode indicar que a estratégia proposta não é rentável em períodos de hiperinflação. Os

ganhos obtidos quando o dinheiro é retirado do fundo e o índice cai é anulado pelas perdas quando o dinheiro é retirado do fundo e o índice sobe, pois a magnitude de subida em períodos de hiperinflação seria muito superior à magnitude de queda.

Também foi calculada a taxa de acerto de direção para os dias em que o dinheiro seria retirado do fundo para os vários valores de ε . A Tabela 18 apresenta os resultados obtidos. Como pode ser observado, foi alcançada uma taxa de acerto de até 46,43% para $\varepsilon = 0,43$. Para esse valor de ε , o dinheiro teria sido retirado em 1051 dias, e o índice teria apresentado um valor menor em 488 desses dias. Para $\varepsilon = 0,41$ ($\chi^2 = 3,35$), o teste qui-quadrado foi estatisticamente significativo para o nível de 10%.

Tabela 18: Resultados obtidos com a estratégia *fuzzy*.

Valores de ε	dias	acerto	taxa de acerto
0,41	1508	698	(*) 46,29%
0,42	1341	621	46,31%
0,43	1051	488	46,43%
0,44	832	379	45,55%
0,45	640	289	45,16%
0,46	508	228	44,88%
0,47	385	171	44,42%
0,48	308	131	42,53%
0,49	226	100	44,25%
0,50	130	55	42,31%
0,51	100	41	41,00%
0,52	71	27	38,03%
0,53	56	18	32,14%
0,54	51	17	33,33%
0,55	50	16	32,00%
0,56	42	15	35,71%
0,57	41	15	36,59%
0,58	38	12	31,58%
0,59	0	0	Não aplicável

Nota: (*) indica significativo ao nível de 10%, teste unicaudal

4.1.4 Resultados para o S&P 500 no período P3

A mesma metodologia foi aplicada para o período de 1970 até 2005, usando os dados do S&P 500. Os dados de 1970 até 1974 (5 anos) foram usados como treinamento para criação de regras que foram aplicadas no ano de 1975, e assim por diante. Dessa forma, o período de 1970 até 2004 foi usado para treinamento e o período de 1975 até 2005 (31 anos) foi usado como teste. Ao todo foram geradas 744 regras. Essas regras podem ser visualizadas no ANEXO 2.

A estratégia foi simulada com a aplicação de vários valores de ϵ . A Tabela 19 apresenta os resultados obtidos.

Tabela 19: Resultados obtidos com a estratégia *fuzzy*.

Valores de ϵ	(a) <i>Fuzzy</i>	(b) S&P 500	diferença (a-b)	Índice de Sharpe
0,41	11,94%	9,81%	2,13%	0,0734
0,42	12,21%	9,81%	2,40%	0,0735
0,43	12,48%	9,81%	2,67%	0,0718
0,44	12,21%	9,81%	2,40%	0,0641
0,45	14,13%	9,81%	4,32%	0,0697
0,46	13,63%	9,81%	3,82%	0,0657
0,47	14,46%	9,81%	(*) 4,65%	0,0669
0,48	13,38%	9,81%	3,57%	0,0612
0,49	12,51%	9,81%	2,70%	0,0564
0,50	13,00%	9,81%	(*) 3,19%	0,0573
0,51	12,86%	9,81%	(*) 3,05%	0,0565
0,52	12,22%	9,81%	(*) 2,41%	0,0536
0,53	12,02%	9,81%	(*) 2,21%	0,0523
0,54	11,41%	9,81%	1,60%	0,0497
0,55	11,01%	9,81%	1,20%	0,0485
0,56	11,11%	9,81%	1,30%	0,0482
0,57	10,67%	9,81%	0,86%	0,0460
0,58	10,72%	9,81%	0,91%	0,0464
0,59	10,30%	9,81%	0,49%	0,0447
0,60	10,32%	9,81%	0,51%	0,0446
0,61	10,36%	9,81%	0,55%	0,0448
0,62	10,12%	9,81%	0,31%	0,0440
0,63	9,98%	9,81%	0,17%	0,0434
0,64	9,81%	9,81%	0,00%	0,0427

Nota: (*) indica significante ao nível de 1%, teste unicaudal

Aplicando a média geométrica, pode-se verificar que a estratégia passiva apresentou um rendimento anual médio de 9,81% no período de teste, ou seja, de 1975 até 2005. Como pode ser observado, se o valor de ε for maior ou igual a 0,64, o rendimento será igual ao fundo passivo, pois o sistema *fuzzy* não retornou nenhum valor de probabilidade de queda superior a 0,64 para o conjunto de teste. Como se observa na Tabela 19, a estratégia baseada no modelo *fuzzy* apresentou um rendimento anual médio de até 14,46% no mesmo período. Em valores absolutos o modelo *fuzzy* superou o fundo passivo em até 4,65% anuais. Para alguns valores de ε o teste t foi estatisticamente significativo para o nível de 1%.

O índice de Sharpe generalizado da estratégia passiva foi de 0,0427 e a Tabela 19 apresenta o índice de Sharpe generalizado (para cada valor de ε).

A Tabela 20 apresenta o rendimento das duas estratégias nos 31 anos de teste, considerando $\varepsilon = 0,47$.

Tabela 20: Diferença de rentabilidade da estratégia *fuzzy* e do S&P 500 (para $\varepsilon = 0,47$).

ano	<i>fuzzy</i>	S&P 500	diferença
1975	51,98%	31,55%	20,43%
1976	21,23%	19,15%	2,08%
1977	5,59%	-11,50%	17,09%
1978	12,87%	1,06%	11,81%
1979	26,99%	12,31%	14,68%
1980	21,06%	25,77%	-4,72%
1981	5,51%	-9,73%	15,25%
1982	28,98%	14,76%	14,22%
1983	9,29%	17,27%	-7,98%
1984	4,89%	1,40%	3,49%
1985	19,67%	26,33%	-6,67%
1986	14,46%	14,62%	-0,16%
1987	21,01%	2,03%	18,98%
1988	12,40%	12,40%	0,00%
1989	27,25%	27,25%	0,00%
1990	-6,56%	-6,56%	0,00%
1991	26,31%	26,31%	0,00%
1992	4,46%	4,46%	0,00%

Tabela 20 Continuação

1993	7,06%	7,06%	0,00%
1994	0,69%	-1,54%	2,23%
1995	29,73%	34,11%	-4,38%
1996	20,26%	20,26%	0,00%
1997	31,01%	31,01%	0,00%
1998	26,24%	26,67%	-0,43%
1999	35,09%	19,53%	15,56%
2000	-8,06%	-10,14%	2,08%
2001	10,71%	-13,04%	23,75%
2002	-2,19%	-23,37%	21,18%
2003	12,35%	26,38%	-14,03%
2004	4,33%	8,99%	-4,67%
2005	-2,39%	3,00%	-5,39%

Dos 31 anos analisados:

- a) a estratégia *fuzzy* superou o S&P 500 em 14 anos;
- b) a estratégia *fuzzy* perdeu do S&P 500 em 9 anos;
- c) entre 1988 e 1993, e em 1996 e 1997 (8 anos), nenhuma regra foi ativada e, por isso, os rendimentos das duas estratégias foram iguais nesses anos.

Em geral, quando a estratégia *fuzzy* superou o S&P 500, os valores foram maiores do que quando perdeu do S&P 500. Também vale lembrar que o período de 1990 até 1999 foi uma época de otimismo no mercado americano.

A Figura 18 mostra a diferença anual de rentabilidade da estratégia *fuzzy* e do S&P 500, de 1975 até 2005.

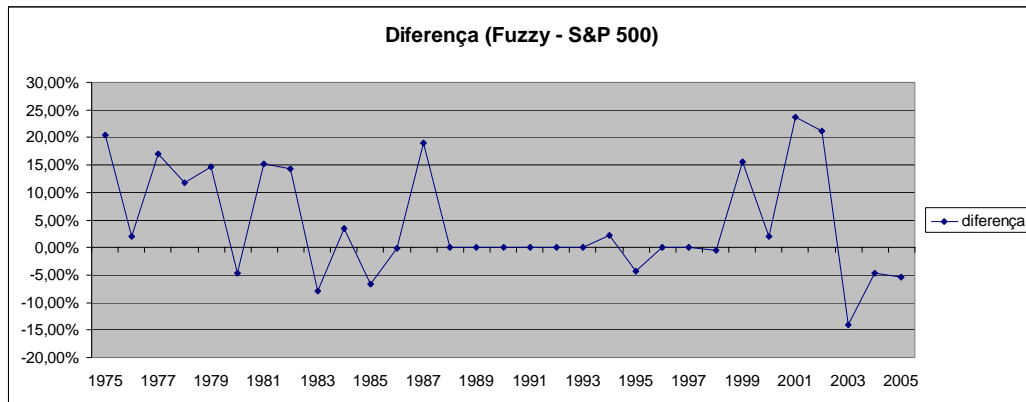


Figura 18: Diferença de rentabilidade da estratégia *fuzzy* e do S&P 500 (para $\varepsilon = 0,47$).

A Figura 19 mostra a rentabilidade de uma unidade monetária investida, no final de 1974, no fundo passivo e na estratégia *fuzzy* (para $\varepsilon = 0,47$), durante o período de teste.

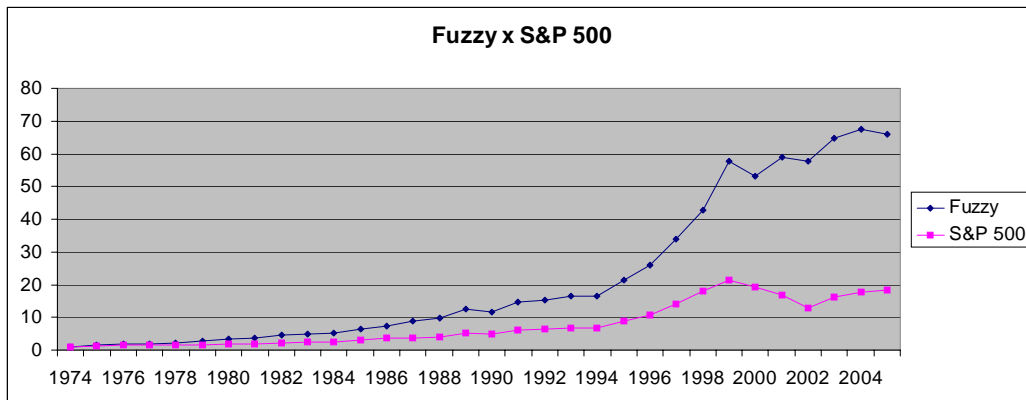


Figura 19: Rentabilidade do S&P 500 e da estratégia *fuzzy* (para $\varepsilon = 0,47$).

No final de 2005, o S&P 500 teria retornado 18,21 unidades monetárias, o equivalente a uma rentabilidade média de 9,21% ao ano.

No final de 2005, a estratégia *fuzzy* teria retornado 65,88 unidades monetárias, o equivalente a uma rentabilidade média de 14,46% ao ano.

Também foi calculada a taxa de acerto de direção para os dias em que o dinheiro seria retirado do fundo para os vários valores de ε . A Tabela 21 apresenta os resultados obtidos. Como pode ser observado, foi alcançada uma taxa de acerto de até 60,47%, para $\varepsilon = 0,61$. Para esse valor de ε , o dinheiro teria sido retirado em 86 dias e o índice teria apresentado um valor menor em 52 desses dias. Conforme pode ser verificado na tabela citada, o teste qui-quadrado foi, para vários valores de ε , estatisticamente significativo para o nível de 1%.

Tabela 21: Resultados obtidos com a estratégia *fuzzy*.

Valores de ε	dias	acerto	taxa de acerto
0,41	4681	2299	(*) 49,11%
0,42	4385	2158	(*) 49,21%
0,43	3989	1963	(*) 49,21%
0,44	3589	1780	(*) 49,60%
0,45	3245	1636	(*) 50,42%
0,46	2958	1489	(*) 50,34%
0,47	2581	1300	(*) 50,37%
0,48	2384	1203	(*) 50,46%
0,49	1936	973	(*) 50,26%
0,50	1630	836	(*) 51,29%
0,51	1345	690	(*) 51,30%
0,52	1103	566	(*) 51,31%
0,53	877	451	(*) 51,43%
0,54	706	360	50,99%
0,55	556	288	51,80%
0,56	425	227	(*) 53,41%
0,57	321	166	51,71%
0,58	205	116	(*) 56,59%
0,59	145	79	54,48%
0,60	97	58	59,79%
0,61	86	52	60,47%
0,62	61	35	57,38%
0,63	26	14	53,85%
0,64	0	0	Não aplicável

Nota: (*) indica significativo ao nível de 1%, teste unicaudal

4.1.5 Resultados para o IBOVESPA futuro no período P4

A mesma metodologia foi aplicada para o período de 1993 até 2005, usando os dados do IBOVESPA futuro. Os dados de 1993 até 1997 (5 anos) foram usados como treinamento para criação de regras que foram aplicadas no ano de 1998, e assim por diante. Dessa forma, o período de 1993 até 2004 foi usado como treinamento e o período de 1998 até 2005 (8 anos) foi usado como teste. Ao todo foram criadas 192 regras. Essas regras podem ser visualizadas no ANEXO 2.

A estratégia foi simulada com a aplicação de vários valores de ε . A Tabela 22 apresenta os resultados obtidos.

Tabela 22: Resultados obtidos com a estratégia *fuzzy*.

Valores de ε	(a) <i>Fuzzy</i>	(b) Ibovespa	diferença (a-b)	Índice de Sharpe
0,41	3,86%	-3,40%	7,26%	0,0213
0,42	7,71%	-3,40%	11,11%	0,0351
0,43	8,52%	-3,40%	11,92%	0,0316
0,44	5,46%	-3,40%	8,86%	0,0213
0,45	0,25%	-3,40%	3,65%	0,0101
0,46	5,49%	-3,40%	8,89%	0,0207
0,47	3,08%	-3,40%	6,48%	0,0165
0,48	-3,32%	-3,40%	0,08%	0,0052
0,49	0,61%	-3,40%	4,01%	0,0125
0,50	-1,67%	-3,40%	1,73%	0,0089
0,51	-1,50%	-3,40%	1,90%	0,0092
0,52	0,31%	-3,40%	3,71%	0,0124
0,53	-0,34%	-3,40%	3,06%	0,0113
0,54	0,51%	-3,40%	(*) 3,91%	0,0129
0,55	0,25%	-3,40%	(*) 3,65%	0,0124
0,56	0,11%	-3,40%	3,51%	0,0122
0,57	-1,51%	-3,40%	1,89%	0,0095
0,58	-0,97%	-3,40%	2,43%	0,0104
0,59	-3,40%	-3,40%	0,00%	0,0064

Nota: (*) indica significante ao nível de 5%, teste unicaudal

Aplicando a média geométrica, pode-se observar que a estratégia passiva apresentou um rendimento anual médio de -3,40% no período de teste, ou seja, de 1998 até 2005. Como pode ser

observado, se o valor de ε for maior ou igual a 0,59, o rendimento será igual ao fundo passivo, pois o sistema *fuzzy* não retornou nenhum valor de probabilidade de queda superior a 0,59 para o conjunto de teste. Como se observa na Tabela 22, a estratégia baseada no modelo *fuzzy* apresentou um rendimento anual médio de até 8,52% no mesmo período. Em valores absolutos, o modelo *fuzzy* superou o fundo passivo em até 11,92% anuais. Para $\varepsilon = 0,54$ e $\varepsilon = 0,55$, o teste t foi estatisticamente significativo para o nível de 5%.

O índice de Sharpe generalizado da estratégia passiva foi de 0,0064 e a Tabela 22 apresenta o índice de Sharpe generalizado (para cada valor de ε).

A Tabela 23 apresenta o rendimento das duas estratégias nos 8 anos de teste, considerando $\varepsilon = 0,43$.

Tabela 23: Diferença de rentabilidade da estratégia *fuzzy* e do IBOVESPA futuro (para $\varepsilon = 0,43$).

ano	<i>fuzzy</i>	passivo	diferença
1998	25,39%	-46,76%	72,16%
1999	6,12%	94,33%	-88,21%
2000	-2,04%	-27,35%	25,30%
2001	-14,26%	-19,58%	5,32%
2002	-6,17%	-33,00%	26,82%
2003	19,39%	65,24%	-45,84%
2004	12,36%	2,99%	9,37%
2005	36,68%	9,99%	26,69%

Dos 8 anos analisados:

- a) a estratégia *fuzzy* superou o IBOVESPA futuro em 6 anos;
- b) a estratégia *fuzzy* perdeu do IBOVESPA futuro em 2 anos.

A Figura 20 mostra a diferença anual de rentabilidade da estratégia *fuzzy* e do IBOVESPA futuro de 1998 até 2005.

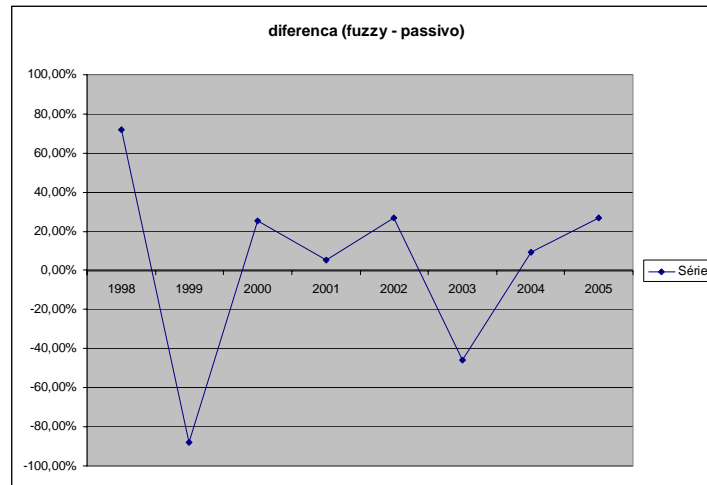


Figura 20: Diferença de rentabilidade da estratégia *fuzzy* e do IBOVESPA futuro (para $\varepsilon = 0,43$).

A Figura 21 mostra a rentabilidade de uma unidade monetária investida, no final de 1997, no fundo passivo e na estratégia *fuzzy* (para $\varepsilon = 0,43$), durante o período de teste.

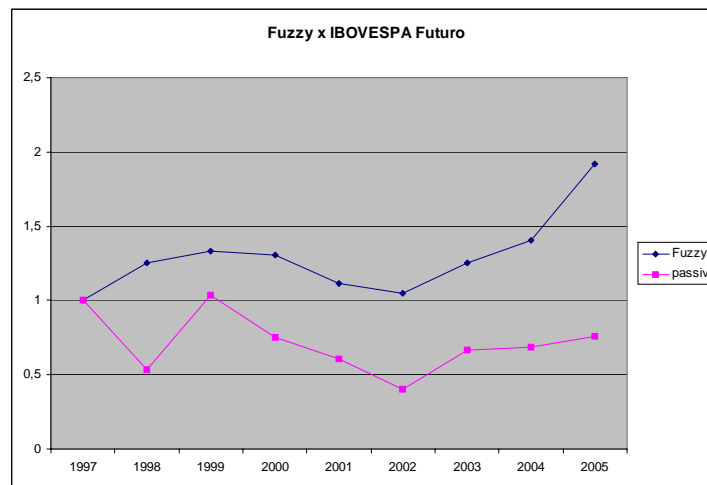


Figura 21: Rentabilidade do IBOVESPA futuro e da estratégia *fuzzy* (para $\varepsilon = 0,43$).

No final de 2005, o fundo passivo teria retornado 0,76 unidades monetárias, o equivalente a uma rentabilidade média de -3,40% ao ano.

No final de 2005, a estratégia *fuzzy* teria retornado 1,92 unidades monetárias, o equivalente a uma rentabilidade média de 8,52% ao ano.

Também foi calculada a taxa de acerto de direção para os dias em que o dinheiro seria retirado do fundo para os vários valores de ε . A Tabela 24 apresenta os resultados obtidos. Como pode ser observado, foi alcançada uma taxa de acerto de até 60,61%, para $\varepsilon = 0,58$. Para esse valor de ε , o dinheiro teria sido retirado em 33 dias e o índice teria apresentado um valor menor em 20 desses dias. Para $\varepsilon = 0,42$ ($\chi^2 = 3,49$), o teste qui-quadrado foi estatisticamente significativo para o nível de 10%.

Tabela 24: Resultados obtidos com a estratégia *fuzzy*.

Valores de ε	dias	acerto	taxa de acerto
0,41	1749	861	49,23%
0,42	1674	831	(*) 49,64%
0,43	1478	735	49,73%
0,44	1207	597	49,46%
0,45	964	472	48,96%
0,46	802	397	49,50%
0,47	564	274	48,58%
0,48	439	200	45,56%
0,49	319	150	47,02%
0,50	180	84	46,67%
0,51	137	67	48,91%
0,52	118	62	52,54%
0,53	92	49	53,26%
0,54	45	27	60,00%
0,55	43	26	60,47%
0,56	40	24	60,00%
0,57	37	21	56,76%
0,58	33	20	60,61%
0,59	0	0	Não aplicável

Nota: (*) indica significativo ao nível de 10%, teste unicaudal

4.2 RESULTADOS ADICIONAIS

4.2.1 Diferença de regras no IBOVESPA e no S&P 500

A Tabela 25 mostra a diferença das regras aplicadas para previsão do IBOVESPA e para o S&P 500 para o período P1.

Tabela 25: Regras de inferência.

SE			ENTÃO		
d_3	d_2	d_1	IBOVESPA	S&P 500	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,43	0,31	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,06	0,08	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,51	0,61	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,45	0,44	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,04	0,05	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,51	0,51	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,46	0,47	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,07	0,08	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,47	0,45	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,38	0,45	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,14	0,11	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,48	0,44	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,45	0,47	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,06	0,02	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,49	0,51	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,41	0,40	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,06	0,09	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,53	0,52	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,53	0,49	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,08	0,05	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,38	0,46	Alto
Alto	Alto	Alto	0,42	0,52	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,14	0,11	Médio
Alto	Alto	Alto	0,44	0,37	Alto

A Figura 22 mostra as regras quando a entrada é o conjunto (d_3 = subida; d_2 = subida; d_1 = subida). Nessa situação, as regras do IBOVESPA indicam incerteza, pois as probabilidades

de queda e subida são bem parecidas. Já as regras do S&P 500 indicam que a probabilidade de queda é maior do que a probabilidade de subida.

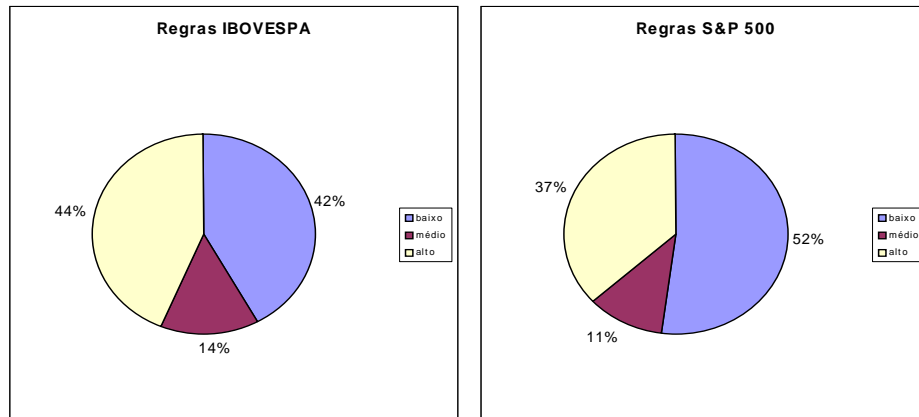


Figura 22: Regras para o IBOVESPA e para o S&P 500 quando a entrada é ($d_3 =$ subida; $d_2 =$ subida; $d_1 =$ subida).

A Figura 23 mostra as regras quando a entrada é o conjunto ($d_3 =$ queda; $d_2 =$ queda; $d_1 =$ subida). Nessa situação, tanto as regras do IBOVESPA quanto as regras do S&P 500 indicam que a probabilidade de subida é maior do que a probabilidade de queda.

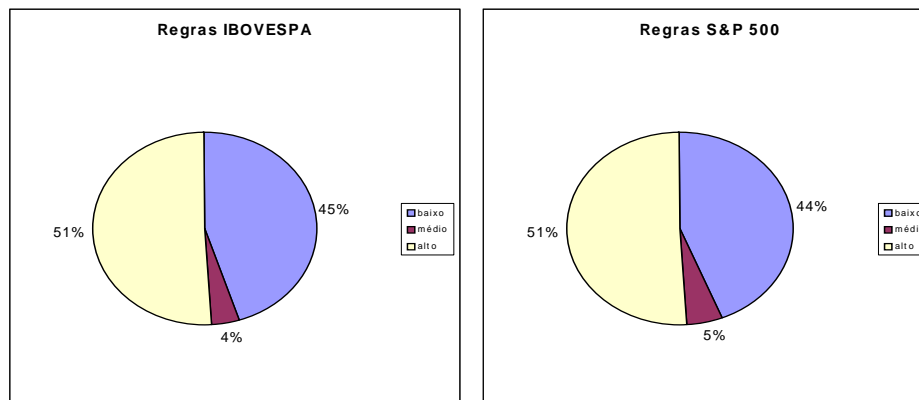


Figura 23: Regras para o IBOVESPA e para o S&P 500 quando a entrada é ($d_3 =$ queda; $d_2 =$ queda; $d_1 =$ subida).

Foi aplicado o teste t para dados pareados, mas as diferenças entre as regras para o IBOVESPA e o S&P 500 não foram estaticamente significativas.

Entretanto, isso não quer dizer que os dois conjuntos de regras sejam equivalentes. Recomenda-se que sejam usadas as regras do IBOVESPA para previsão do IBOVESPA e as regras do S&P 500 para previsão do S&P 500.

4.2.2 Regras não-estacionárias

A Figura 24 mostra a variação das regras utilizadas para o S&P 500 no período P3, quando a entrada é o conjunto ($d_3 = \text{queda}$; $d_2 = \text{queda}$; $d_1 = \text{queda}$). Como pode ser visto, as regras mudaram com o passar dos anos. Até 1985, as regras indicavam que para uma seqüência de três quedas era mais provável que haveria outra queda. Já a partir de 1987, as regras indicavam que, para uma seqüência de três quedas, era mais provável que haveria uma subida.

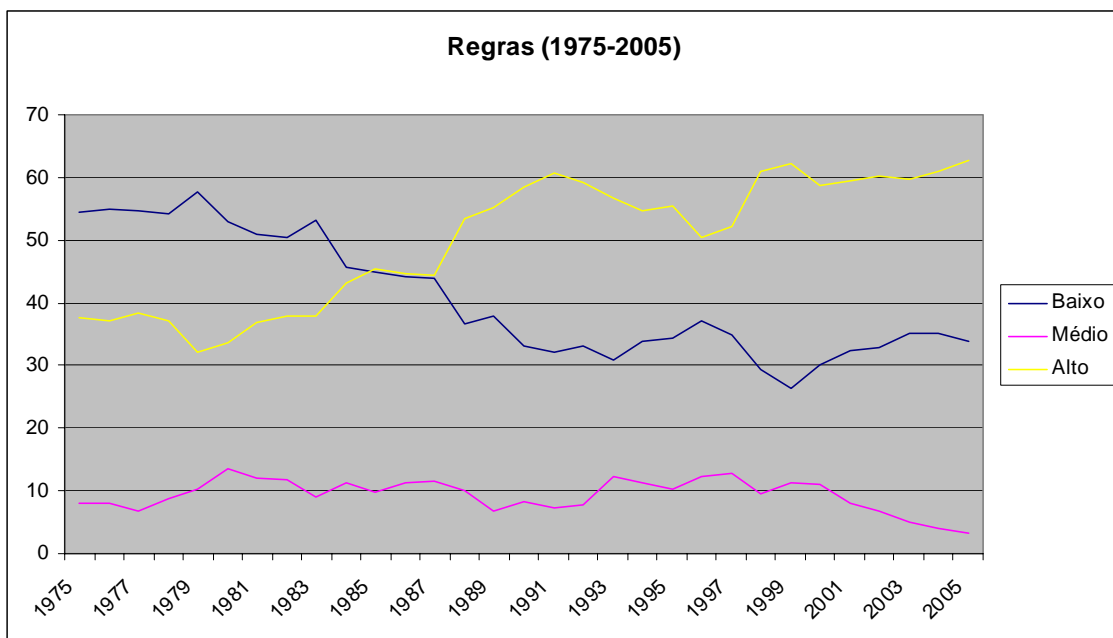


Figura 24: Variação das regras para o S&P 500 quando a entrada é ($d_3 = \text{queda}$; $d_2 = \text{queda}$; $d_1 = \text{queda}$).

A Figura 25 mostra a variação das regras para o S&P 500 no período P3, quando a entrada é o conjunto ($d_3 = \text{subida}$; $d_2 = \text{subida}$; $d_1 = \text{subida}$). Como pode ser visto, as regras mudaram com o passar dos anos. Em alguns períodos, as regras indicavam que para uma seqüência de três subidas era mais provável que haveria outra subida. Contudo, em outros períodos, as regras indicavam que para uma seqüência de três subidas era mais provável que haveria uma queda.

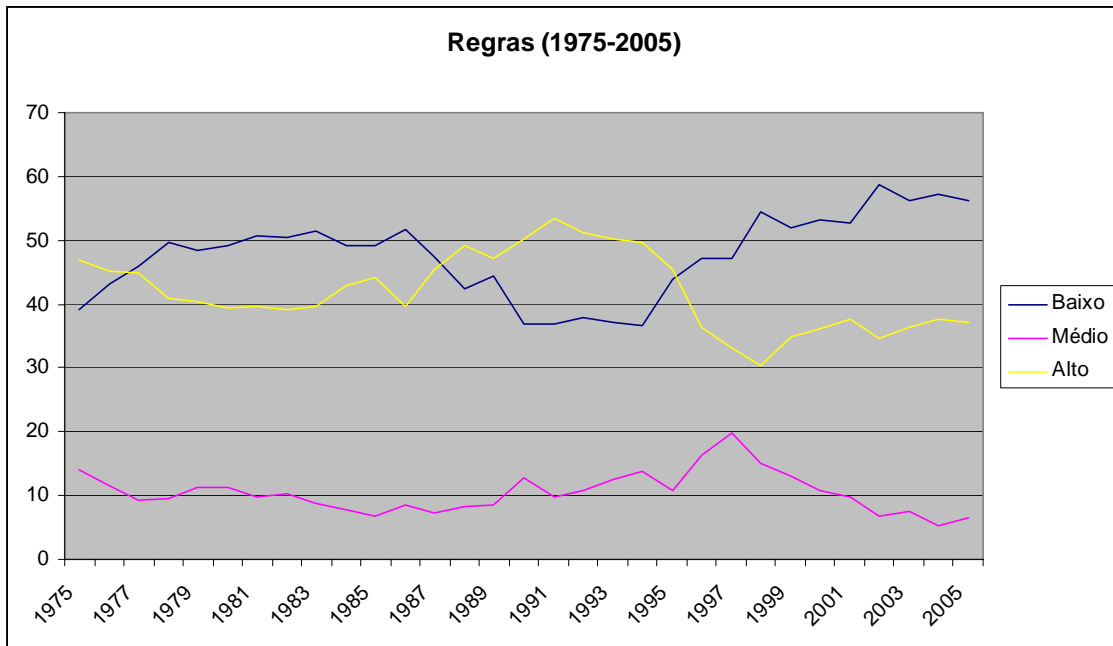


Figura 25: Variação das regras para o S&P 500 quando a entrada é ($d_3 = \text{subida}$; $d_2 = \text{subida}$; $d_1 = \text{subida}$).

A variação das regras durante o período P3, pode gerar especulações teóricas e possíveis justificativas, entre elas, as seguintes:

- a) Momentos de expansão/recessão econômica poderiam gerar comportamentos diferentes e, conseqüentemente, regras diferentes.
- b) O mercado se comporta de acordo com a soma do comportamento de seus vários participantes. Com o passar dos anos, pessoas entram e saem do mercado

acionário, fazendo com que o comportamento do mercado se altere. Além disso, o peso de cada participante do mercado se altera, por exemplo, um determinado investidor pode alterar a sua proporção de capital investido em ações, com o passar dos anos. A proporção de pessoas de certo perfil ou horizonte de investimento pode se alterar com o passar do tempo.

- c) Desenvolvimentos teóricos e novos softwares de suporte também podem gerar comportamentos diferentes.

Embora a não-estacionariedade das regras possa ser facilmente visualizada, nenhum teste estatístico foi conduzido para comprovar essa não-estacionariedade.

4.2.2 Testes para vários intervalos: sistema *fuzzy* versus sistema binário

A análise do IBOVESPA no período P1 foi conduzida originalmente usando 0,5% como valor de D. Foram geradas novas regras para uma série de valores de D que englobavam o valor 0,5% (0,0%; 0,1%; 0,2%; 0,3%; 0,4%; 0,5%; 0,6%; 0,7%; 0,8%; 0,9%; 1,0%), ou seja, 240 novas regras, além das regras para D = 0,5%. Essas regras estão no ANEXO 2. Com base nessas regras, foi calculado o rendimento para cada valor de D, considerando $\varepsilon = 0,505$. Na Figura 26 é apresentado o rendimento para cada valor de D.

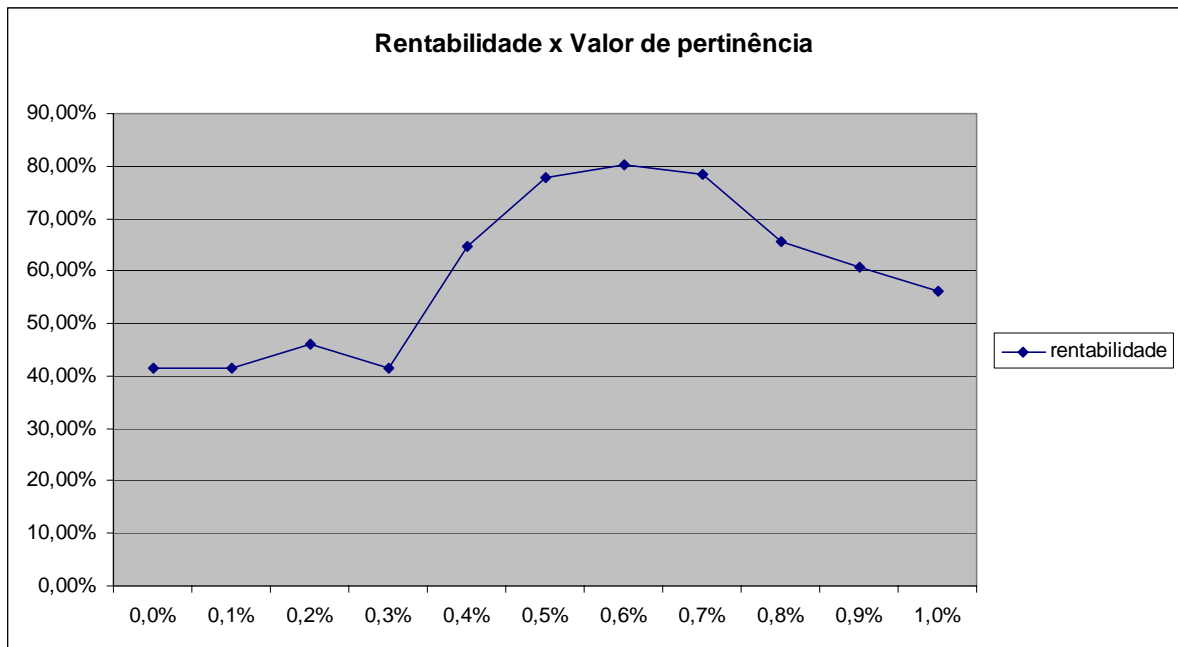


Figura 26: Rentabilidade para cada valor de D, considerando $\varepsilon = 0,505$.

Nota-se pela Figura 26, que a aplicação do sistema *fuzzy* apresenta um rendimento maior em comparação ao uso do sistema binário para um intervalo de valores de D. Se o valor de D é muito pequeno, o rendimento é parecido com o obtido com o sistema binário. Porém, se o valor de D se torna muito grande, o rendimento também cai. Por exemplo, se o valor de D for 1,0%, uma variação de 0,95% seria considerada “subida” parcial, e na realidade, talvez o mais apropriado fosse considerar uma variação de 0,95% como “subida” e não como “subida” parcial.

O rendimento do sistema *fuzzy* foi superior ao do sistema clássico, com o valor da estatística t para o modelo unicaudal de 1,26, estatisticamente significativa para o nível de 10%.

A análise do S&P 500 no período P1 foi conduzida, originalmente, usando 0,25% como valor de D. Foram geradas novas regras para uma série de valores de D que englobavam o valor 0,25% (0,00%; 0,05%; 0,10%; 0,15%; 0,20%; 0,25%; 0,30%; 0,35%; 0,40%; 0,45%; 0,50%), ou seja, 240 novas regras, além das regras para $D = 0,25\%$. Essas regras estão no ANEXO 2. As regras para cada um desses valores estão no ANEXO 2. Com base nessas regras, foi calculado o

rendimento para cada valor de D, considerando $\varepsilon = 0,43$. Na Figura 27 é apresentado o rendimento para cada valor de D.

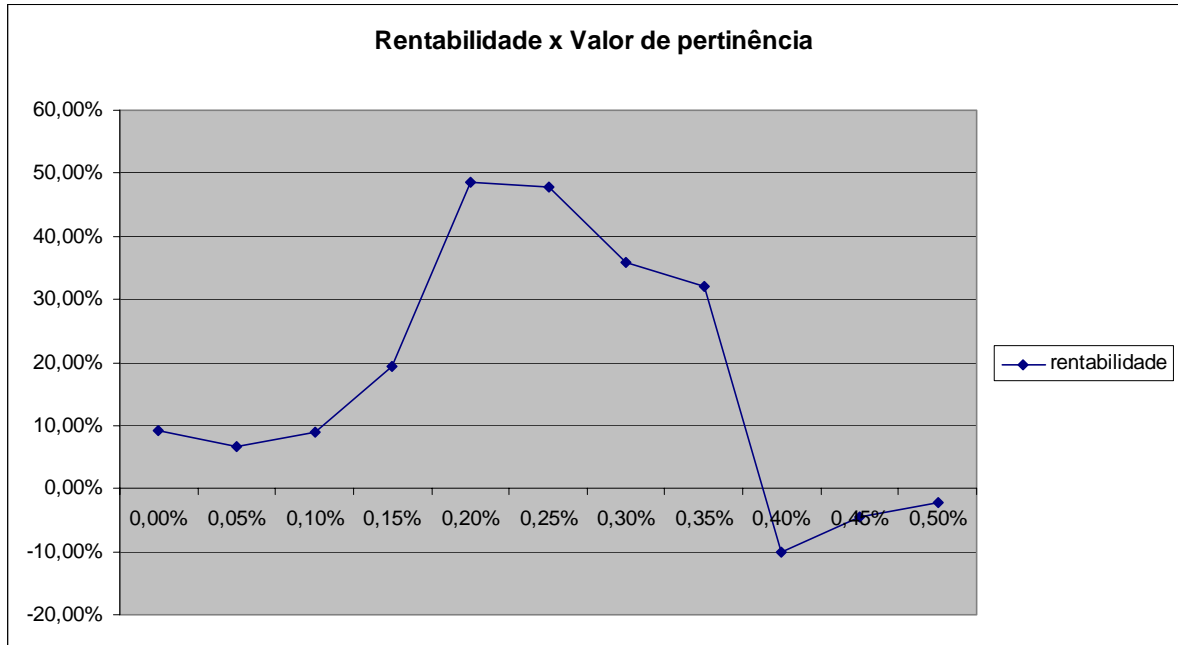


Figura 27: Rentabilidade para cada valor de D, considerando $\varepsilon = 0,43$.

Como pode ser observado na Figura 27, a aplicação do sistema *fuzzy* apresenta um rendimento maior em comparação ao uso do sistema binário para um intervalo de valores de D. Se o valor de D é muito pequeno, o rendimento é parecido com o obtido com o sistema clássico. Porém, se o valor de D se torna muito grande o rendimento também cai. Por exemplo, se o valor de D for 0,5%, uma variação de 0,49% seria considerada “subida” parcial, e na realidade, talvez o mais apropriado fosse considerar uma variação de 0,49% como “subida” e não como “subida” parcial.

O rendimento do sistema *fuzzy* foi superior ao do sistema clássico, com o valor da estatística t para o modelo unicaudal de 1,54, estatisticamente significativa para o nível de 10%.

5 CONCLUSÕES

Este estudo apresenta um modelo baseado em um sistema *fuzzy* para prever a direção de movimento do índice IBOVESPA, do índice S&P 500 e do IBOVESPA futuro. Vários períodos de estudo foram utilizados: o período de 8 de janeiro de 1997 até 2 de fevereiro de 2005 (IBOVESPA e S&P 500); o período de 8 de janeiro de 1986 até 29 de dezembro de 2005 (IBOVESPA); o período de 8 de janeiro de 1970 até 30 de dezembro de 2005 (S&P 500) e o período de 8 de janeiro de 1993 até 29 de dezembro de 2005 (IBOVESPA futuro). Ao todo, foram utilizadas 1824 regras de inferência.

A Tabela 26 apresenta uma síntese dos resultados em relação aos objetivos específicos.

Tabela 26: Síntese dos resultados em relação aos objetivos específicos.

	Estratégia <i>Fuzzy</i> x Passiva	Teste qui-quadrado	Análise Adicional	Objetivo alcançado?
Objetivo 1	10%	10%		Sim
Objetivo 2	20%	10%		Sim
Objetivo 3	Não	10%		Parcialmente
Objetivo 4	1%	1%		Sim
Objetivo 5	5%	10%		Sim
Objetivo 6			Não	Não
Objetivo 7			Sim	Sim
Objetivo 8			10%	Sim
Objetivo 9			10%	Sim

O modelo proposto retorna uma resposta não exata, com uma saída em termos probabilísticos. Porém, mesmo sendo imprecisa, a saída do modelo propicia a adoção de uma

estratégia de investimento rentável (estatisticamente significativa) que superou a estratégia passiva durante a maioria dos períodos de teste, conforme se pode conferir na Tabela 26.

Somente não superou a estratégia passiva quando aplicado ao IBOVESPA no período P2 (de 1986 até 2005). Esse período englobou uma época de grande inflação no Brasil, e isso pode indicar que talvez a estratégia não seja aplicável em situações de hiperinflação. Nesse mesmo período, o teste qui-quadrado foi estatisticamente significativo ao nível de 10%, ou seja, o modelo revelou habilidade na previsão de sinal, embora não tenha proporcionado uma estratégia rentável.

Ao analisar os resultados encontrados para o período P1, pode-se verificar que a estratégia *fuzzy* foi estatisticamente superior à estratégia passiva para o IBOVESPA (S&P 500) com um nível de significância de 10% (20%). Isso pode significar que é mais difícil obter ganhos anormais no mercado americano, teoricamente mais eficiente que o mercado brasileiro. Na previsão da direção de sinal, tanto no IBOVESPA quanto no S&P 500 obteve-se uma significância de 10% ao aplicar o teste qui-quadrado.

Foram encontradas diferenças nas regras aplicadas no IBOVESPA e no S&P 500, o que pode significar comportamentos diferentes em mercados diferentes, especificamente no mercado brasileiro e americano. Entretanto, essas diferenças não foram estatisticamente significativas.

Também foram encontradas diferenças nas regras, no passar dos anos, o que pode significar que os padrões de investimento podem variar com o transcorrer do tempo, seja por uma mudança no comportamento dos investidores, seja pela adoção de novas técnicas, quer dizer, pela entrada e saída de investidores no mercado, o que afetaria o comportamento global. Essa análise foi conduzida com os dados do S&P 500 (de 1970 até 2005).

Foi comparada a utilização do sistema *fuzzy* com um sistema binário, tanto no IBOVESPA quanto no S&P 500. Em ambos os casos, o sistema *fuzzy* apresentou resultados estatisticamente superiores ao nível de 10%.

É importante ressaltar que o presente modelo não pretende refutar outros modelos paramétricos ou não paramétricos, mas propor uma nova solução, baseada no uso de um sistema *fuzzy*.

Além disso, o modelo proposto, com sua saída probabilística, pode ser utilizado como suporte à decisão, tendo em vista que o investidor pode ter outras informações, confidenciais ou não, assim como pode ter até intuições a respeito de tendências políticas ou econômicas.

5.1 LIMITAÇÕES

Algumas limitações e ressalvas devem ser feitas. Primeiramente, certos aspectos de um mercado real, como a diferença dos preços de compra e venda e os custos de transação, não foram considerados.

É possível que a estratégia não seja aplicável em situações de hiperinflação, conforme pode ser observado nos resultados obtidos com o IBOVESPA no período P2.

Neste trabalho, não foi determinado um procedimento para a escolha do valor de ϵ . Caso a estratégia seja aplicada em um mercado real, deve-se pensar em uma maneira de escolher o epsilon a ser utilizado.

Foram considerados os valores do índice como fixos. Se a estratégia fosse aplicada, a negociação desse fundo afetaria os valores do índice. Talvez, para montantes de investimento pequenos, o índice não fosse afetado. Entretanto, se o valor aplicado no fundo fosse muito grande, é possível que o índice fosse afetado significativamente. Em um caso extremo, poderia ser especulado o que aconteceria se todos os investidores do mercado tivessem à disposição o sistema *fuzzy* proposto neste trabalho.

5.2 POSSIBILIDADES FUTURAS

Há muitas possibilidades de novas pesquisas decorrentes deste trabalho.

Uma delas é a escolha de novas variáveis de entrada e termos lingüísticos. Algo interessante seria testar o uso de mais do que três dias de variações anteriores. Por exemplo, testar para 4 e 5 variações anteriores. Além disso, testar o mesmo procedimento para previsão semanal e mensal pode obter resultados promissores e reduzir os custos de transação.

Pode ser feita a associação com anomalias consagradas, como o efeito fim-de-semana e o efeito mês do ano, bem como com regras da análise técnica.

Também pode ser feita a associação com as outras técnicas de inteligência artificial, tais como as ANNs e os algoritmos genéticos.

Considerar a influência de outros índices no índice a ser previsto, como foi feito em Parisi e Parisi (2006), pode trazer melhores resultados, pois o mercado acionário de um determinado país não está isolado e há investidores globais que investem em mais de um mercado.

REFERÊNCIAS

AGGARWAL, R.; DEMASKEY, A. Using derivatives in major currencies for cross-hedging currency risks in Asian emerging markets. **Journal of Futures Markets**. v. 17, p. 781-796, 1997.

ARMANO, G.; MARCHESI, M.; MURRU, A. A hybrid genetic-neural architecture for stock indexes forecasting. **Information Sciences**. v. 170, p. 3-33, 2005.

BANZ, R.; BREEN, W. Sample-dependent results using accounting and market data: some evidence. **Journal of Finance**. v. 41, p. 779-793, 1986.

BASU, S. The investment performance of common stocks in relation to their price-earnings ratios: a test of the efficient market hypothesis. **Journal of Finance**. v. 32, p. 663-682, 1977.

BEYNON, M. J.; PEEL, M. J.; TANG, Y. The application of fuzzy decision tree analysis in an exposition of the antecedents of audit fees. **The International Journal of Management Science**. v. 32, p. 231-244, 2004.

BOJADZIEV, G.; BOJADZIEV, M. **Fuzzy logic for business, finance and management**. Singapore: World Scientific, 1997.

BOX, G. E. P.; JENKIS, G. M. **Time series analysis: forecasting and control**. San Francisco: Holden-Day, 1976.

BRAV, A.; HEATON, J. B. Competing theories of financial anomalies. **The Review of Financial Studies**. v. 15, n. 2, p. 575-606, 2002.

BREEN, W.; GLOSTEN, L.; JAGANNATHAN, R. Economic significance of predictable variations in stock index returns. **Journal of Finance**. v. 44, p. 1177-1189, 1989.

BROOKS, C.; REW, A. G.; RITSON, S. A trading strategy based on the lead-lag relationship between the spot index and futures contract for the FTSE 100. **International Journal of Forecasting**. v. 17, p. 31-44, 2001.

BROWN, P.; KEIM, D. B.; KLEIDON, A. W.; MARSH, T. A. Stock return seasonality and the tax-loss selling hypothesis: analysis of the arguments and Australian evidence. **Journal of Financial Economics**. v. 12, p. 105-127, 1983.

CAMPBELL, J. Stock returns and the term structure. **Journal of Financial Economics**. v. 18, p. 373-399, 1987.

CHAKRABORTY, M. Market efficiency for the Pakistan stock market: evidence from the Karachi stock exchange. **South Asia Economic Journal**. v. 7, n. 1, p. 67-81, 2006.

CHAN, L.; HAMAO, Y.; LAKONISHOK, J. Fundamental and stock returns in Japan. **Journal of Finance**. v. 46, p. 1739-1764, 1991.

CHEN, S. Forecasting enrollments based on fuzzy time series. **Fuzzy Sets and Systems**. v. 81, p. 311-319, 1996.

CHEN, A.; LEUNG, M. T.; DAOUK, H. Application of neural networks to an emerging financial market: forecasting and trading the Taiwan stock index. **Computers & Operational Research**. v. 30, p. 901-923, 2003.

CHEN, N.; ROLL, R.; ROSS, S. Economic forces and the stock market. **Journal of Business**. v. 59, p. 383-403, 1986.

CHOPRA, N.; LAKONISHOK, J.; RITTER, J. R. Measuring abnormal performance: do stocks overreact? **Journal of Financial Economics**. v. 31, p. 235-268, 1992.

CHUA, J. H.; WOODWARD, R. S.; TO, E. C. Potential gains from stock market timing in Canada. **Financial Analysts Journal**. v. 43, n. 5, p. 50-56, 1987.

CHUN, S.; KIM, S. H. Automated generation of new knowledge to support managerial decision-making: case study in forecasting a stock market. **Expert Systems**. v. 21, n. 4, p. 192-207, 2004.

CHUN, S.; KIM, K.; KIM, S. H. Chaotic analysis of predictability versus knowledge discovery techniques: case study of the Polish stock market. **Expert Systems**. v. 19, n. 5, p. 264-272, 2002.

CHUN, S.; PARK, Y. A new hybrid data mining technique using a regression case based reasoning: application to financial forecasting. **Expert Systems with Applications**. v. 31, p. 329-336, 2006.

CONDOYANNI, L.; O'HANLON, J. WARD, C. W. R. Day of the week effects on stock returns: international evidence. **Journal of Business Finance and Accounting**. v. 14, n. 2, p. 159-174, 1987.

CONRAD, J.; KAUL, G. An Anatomy of trading Strategies. **The Review of Financial Studies**. v. 11, n. 3, p. 489-519, 1998.

COSTA JR, N. C. A. Sazonalidades do IBOVEPA. **Revista de Administração de Empresas**. v. 30, n. 3, p. 79-84, 1990.

CROSS, F. The behavior os stock prices on Fridays and Mondays. **Financial Analysts Journal**. v. 29, n. 6, p. 67-69, 1973.

DE BONDT, W. F.; THALER, R. Do stock market overreact? **Journal of Finance**. v. 40, p. 793-805, 1985.

DE BONDT, W. F.; THALER, R. Futher evidence on investor overreaction and stock market seasonality. **Journal of Finance**. v. 42, p. 557-581, 1987.

DISORNTETIWAT, P. **Global stock index forecasting using multiple generalized regression neural networks with a gating network**. PhD Thesis, University of Missouri-Rolla, 2001.

DOURRA, H.; SIY, P. Investment using technical analysis and fuzzy logic. **Fuzzy Sets and Systems**. v. 127, p. 221-240, 2002.

DROMS, W. G. Market timing as an investment policy. **Financial Analysts Journal**. v. 45, n. 1, p. 73-77, 1989.

DUTTA, G.; JHA, P.; LAHA, A. K.; MOHAN, N. Artificial neural network models for forecasting stock price index in Bombay stock exchange. **Journal of Emerging Market Finance**. v. 5, n. 3, p. 283-295, 2006.

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

FAMA, E.; BLISS, R. The information in long-maturity forward rates **American Economic Review**. v. 77, p. 680-692, 1987.

FAMA, E. F.; FISHER, L.; JENSEN, M. C.; ROLL, R. The adjustment of stock prices to new information. **International Economic Review**, v. 10, p. 1-25, 1969.

FAMA, E. F.; FRENCH, K. R. Permanent and temporary components of stock prices. **Journal of Political Economics**, v. 96 (2), p. 246-273, 1988.

FAMA, E. F.; FRENCH, K. R. The cross-section of expected stock returns. **Journal of Finance**. v. 47, p. 427-465, 1992.

FAMA, E.; SCHWERT, W. Asset returns and inflation. **Journal of Financial Economics**. v. 5, p. 115-146, 1977.

FERNÁNDEZ-RODRÍGUEZ, F.; GONZÁLEZ-MARTEL, C.; SOSVILLA-RIVERO, S. On the profitability of technical trading rules based on artificial neural networks: evidence from the Madrid stock market. **Economics Letters**. v. 69, p. 89-94, 2000.

FERNÁNDEZ-RODRÍGUEZ, F.; SOSVILLA-RIVERO, S. GARCA-ARTILES, M. D. Dancing with bulls and bears: nearest-neighbour forecasts for the Nikkei index. **Japan and World Economy**. v. 11, p. 395-413, 1999.

FERSON, W. E.; HARVEY, C. R. The variation of economic risk premiums. **Journal of Political Economy**. v. 99, p. 385-415, 1991.

FERSON, W. E.; HARVEY, C. R. The risk and predictability of international equity returns. **The Review of Financial Studies**. v. 6, n. 3, p. 527-566, 1993.

FIRER, C.; SANDLER, M.; WARD, M. Market timing: A worthwhile strategy? **Omega**. v. 20, p. 313-322, 1992.

FRENCH, K. R. Stock returns and the weekend effect. **Journal of Financial Economics**. v. 8, p. 55-69, 1980.

GENÇAY, R. The predictability of security returns with simple technical trading rules. **Journal of Empirical Finance**. v. 5, p. 347-359, 1998.

GIBBONS, M.; HESS, P. Day of the week effects and asset returns. **Journal of Business**. v. 54, p. 579-596, 1981.

GOMES, F. C. Os modelos ARIMA e a abordagem de Box-Jenkins: uma aplicação na previsão do IBOVEPA a curtíssimo prazo. **Revista de Administração de Empresas**. v. 29, n. 2, p. 63-70, 1989.

GRANGER, C. W. J.; SIN, C. modeling the absolute returns of different stock indices: exploring the forecastability of an alternative measure of risk. **Journal of Forecasting**. v. 19, n. 4, p. 277-298, 2000.

GRUDNITSKI, G.; OSBURN, L. Forecasting S&P and gold futures prices: an application of neural networks. **Journal of Futures Markets**. v. 13, n. 6, p. 631-643, 1993.

GULTEKIN, M. N.; GULTEKIM, N. B. Stock market seasonality: international evidence. **Journal of Financial Economics**. v. 12, p. 469-481, 1983.

HAEFKE, C.; HELMENSTEIN, C. Index forecasting and model selection. **Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management**. v. 11, n. 2, p. 119-135, 2002.

HALFELD, M.; TORRES, F. F. L. Finanças comportamentais: aplicações no contexto brasileiro. **Revista de Administração de Empresas**. v. 41, n. 2, p. 64-71, 2001.

HARVEY, C. R. Predictable risk and returns in emerging markets. **The Review of Financial Studies**. v. 8, n. 3, p. 773-816, 1995.

HAUGEN, R. A. **Modern Investment Theory**. Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall, 1997.

HELLSTRÖM, T.; HOLMSTRÖM, K. The relevance of trends for predictions of stock returns. **Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management**. v. 9, n. 1, p. 23-34, 2000.

HODGSON, A.; NICHOLLS, D. The impact of index futures markets on Australian share market volatility. **Journal of Business Finance and Accounting**. v. 18, p. 267-280, 1991.

HUANG, W.; NAKAMORI, Y.; WANG, S. Forecasting stock market movement direction with support vector machine. **Computers & Operational Research**. v. 32, p. 2513-2522, 2005.

HUANG, K. Heuristic models of fuzzy time series for forecasting. **Fuzzy Sets and Systems**. v. 123, n. 3, p. 369-386, 2001a.

HUANG, K. Effective lengths of intervals to improve forecasting in fuzzy time series. **Fuzzy Sets and Systems**. v. 123, n. 3, p. 387-394, 2001b.

HUANG, K.; YU, H. A type 2 fuzzy time series model for stock index forecasting. **Physica A**. v. 353, p. 445-462, 2005.

HUANG, K.; YU, H. The application of neural networks to forecasting fuzzy time series. **Physica A**. v. 363, p. 481-491, 2006.

HUI, T. Day-of-the-week effects in US and Asia-Pacific stock markets during the Asian financial crisis: a non-parametric approach. **Omega**. v. 33, p. 277-282, 2005.

HWANG, J.; CHEN, S.; LEE, C. Handling forecasting problems using fuzzy time series. **Fuzzy Sets and Systems**. v. 100, p. 217-228, 1998.

IKENBERRY, D.; RAMMATH, S. Underreaction to self-selected new events: the case of stock splits. **Review of Financial Studies**, v. 15, n. 2, p. 489-536, 2002.

INUIGUCHI, M.; TANINO, T. Portfolio selection under independent possibilistic information. **Fuzzy Sets and Systems**. v. 155, p. 83-92, 2000.

JAFFE, J.; KEIM, D.; WESTERFIELD, R. Earnings yields, market values and stock returns. **Journal of Finance**. v. 44, p. 135-148, 1989.

JAFFE, J.; WESTERFIELD, R. Patterns in Japanese common stock returns: day of the week and turn of the year effects. **Journal of Financial and Quantitative Analysis**. v. 20, p. 261-272, 1985.

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

JIANG, B.; HSU, C. Development of a fuzzy decision model for manufacturing. **Journal of Intelligent Manufacturing**. v. 14, p. 169-181, 2003.

JUNG, C.; BOYD, R. Forecasting UK stock prices. **Applied Financial Economics**. v. 6, p. 279-286, 1996.

KAMITSUJI, S.; SHIBATA, R. Effectiveness of stochastic neural network for prediction of fall or rise of TOPIX. **Asia-Pacific Financial Markets**. v. 10, p. 187-204, 2003.

KANAS, A. Neural network linear forecasts for stock returns. **International Journal of Finance and Economics**. v. 6, n. 3, p. 245-254, 2001.

KATO, K.; SCHALHEIM, J. Seasonal and size anomalies in the Japanese stock market. **Journal of Financial and Quantitative Analysis**. v. 20, p. 243-260, 1985.

KEIM, D. B. Size-related anomalies and stock return seasonality: further empirical evidence. **Journal of Financial Economics**. v. 12, p. 13-32, 1983.

KEIM, D. B.; STAMBAUGH, R. F. A further investigation of the weekend effect in stock returns. **Journal of Finance**. v. 39, p. 819-839, 1984.

KEIM, D. B.; STAMBAUGH, R. F. Predicting returns in the stock and bond markets. **Journal of Financial Economics**. v. 17, p. 357-390, 1986.

KESTER, G. W. Likely gains from market timing in Japan. **Asia Pacific Journal of Management**. v. 9, n.1, p. 71-85, 1992.

KIM, K. Financial time series forecasting using support vector machines. **Neurocomputing**. v. 55, p. 307-319, 2003.

KIM, K. Artificial neural networks with feature transformation based on domain knowledge for the prediction of stock index futures. **Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management**. v. 12, n. 3, p. 167-176, 2004.

KIM, S. H.; CHUN, S. H. Graded forecasting using an array of bipolar predictions: application of probabilistic neural networks to a stock market index. **International Journal of Forecasting**. v. 14, p. 323-337, 1998.

KIM, K.; HAN, I. Genetic algorithms to feature discretization in artificial neural networks for the prediction of stock price index. **Expert Systems with Applications**. v. 19, p. 125-132, 2000.

KIM, K.; HAN, I. The extraction of trading rules from stock market data using rough sets. **Expert Systems**. v. 18, n. 4, p. 194-202, 2001.

KIM, M. J.; HAN, I.; LEE, K. C. Hybrid knowledge integration using the fuzzy genetic algorithm: prediction of the Korea stock price index. **Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management**. v. 12, n. 1, p. 43-60, 2004.

KIM, M.; MIN, S.; HAN, I. An evolutionary approach to the combination of multiple classifiers to predict a stock price index. **Expert Systems with Applications**. v. 31, p. 241-247, 2006.

KUO, R. J.; CHEN, C. H.; HWANG, Y. C. An intelligent stock trading decision support system through integration of genetic algorithm based fuzzy neural network and artificial neural network. **Fuzzy Sets and Systems**. v. 118, p. 21-45, 2001.

LAKONISHOK, J.; LEVI, M. Weeknd effects on stock returns: a note. **Journal of Finance**. v. 37, p. 883-889, 1982.

LAKONISHOK, J.; SHLEIFER, A.; VISHY, R. W. Contrarian investment, extrapolation, and risk. **Journal of Finance**. v. 49, p. 1541-1578, 1994.

LEE, J. K.; TRIPPI, R. R.; CHU, S. C.; KIM, H. S. K-Folio: integrating the Markowitz model with a knowledge-based system. **Journal of Portfolio Management**. v. 17, n. 1, p. 89-93, 1990.

LEIGH, W.; HIGHTOWER, R.; MODANI, N. Forecasting the New York stock exchange composite index with past price and interest rate on condition of volume spike. **Expert Systems with Applications**. v. 28, p. 1-8, 2005.

LEIGH, W.; MODANI, N.; HIGHTOWER, R. A computational implementation of stock charting: abrupt volume increase as signal for movement in New York stock exchange composite index. **Decision Support Systems**. v. 37, p. 515-530, 2004.

LEIGH, W.; PAZ, M.; PURVIS, R. An analysis of hybrid neural network and pattern recognition technique for prediction short-term increases in the NYSE composite index. **Omega**. v. 30, p. 69-76, 2002a.

LEIGH, W.; PAZ, M.; PURVIS, R. Market timing; a test of a charting heuristic. **Economics Letters**. v. 77, p. 55-63, 2002b.

LEIGH, W.; PURVIS, R.; RAGUSA, J. M. Forecasting the NYSE composite index with technical analysis, pattern recognizer, neural network, and genetic algorithm: a case study in romantic decision support. **Decision Support Systems**. v. 32, p. 361-377, 2002.

LEITE, J. C. Splits: ineficiência no mercado de ações. **Revista de Administração de Empresas**. v.34, n. 5, p. 40-48, 1994.

LEÓN, T.; LIERN, V.; VERCHER, E. Viability of infeasible portfolio selection problems: a fuzzy approach. **European Journal of Operational Research**. v. 139, p. 178-189, 2002.

LEUNG, M. T.; DAOUK, H.; CHEN, A. Forecasting stock indices: a comparison of classification and level estimation models. **International Journal of Forecasting**. v. 16, p. 173-190, 2000.

LIEN, D.; TSE, Y. K. Forecasting the nikkei spot index with fractional cointegration. **Journal of Forecasting**. v. 18, n 4, p. 259-273, 1999.

LIN, J.; HWANG, M.; BECKER, J. A fuzzy neural network for accessing the risk of fraudulent financial reporting. **Managerial Auditing Journal**. v. 18, p. 657-665, 2003.

LO, A. W.; MACKINLAY, C. Stock market prices do not follow random walks: evidence from a simple specification test. **Review of Financial Studies**, v. 1 (1), p. 41-66, 1988.

MABERLY, E. D. The informational content of the intraday price with respect to stock index futures. **Journal of Futures Market**. v. 6, p. 385-395, 1986.

O'CONNOR, M.; REMUS, W.; GRIGGS, K. Going up-going down: How good are people at forecasting trends and changes in trends? **Journal of Forecasting**. v. 16, p. 165-176, 1997.

ÖSTERMARK, R.; HERNESNIEMI, H. The impact of information timelessness on the predictability of stock and futures returns: an application of vector models. **European Journal of Operational Research**. v. 85, p. 111-131, 1995.

PANDA, C.; NARASIMHAN, V. Predicting stock returns: an experiment of the artificial neural network in Indian stock market. **South Asia Economic Journal**. v. 7, n. 2, p. 205-218, 2006.

PARISI, A.; PARISI, F. Autómatas celulares en índices bursátiles de América del norte: DJI, Nasdaq, IPC y TSE. In: **CLADEA**, 41, 2006, Montpellier.

PÉREZ-RODRÍGUES, J. V. P.; TORRA, S.; ANDRADA-FÉLIX, J. A. STAR ANN models: forecasting performance on the Spanish "IBEX-35" stock index. **Journal of Empirical Finance**. v. 12, p. 490-509, 2005.

PESARAN, M. H.; TIMMERMANN, A. A simple nonparametric test of predictive performance. **Journal of Business and Economic Statistics**. v. 10, n. 4, p. 461-465, 1992.

POTERBA, J.; SUMMERS, L. Mean reversion in stock prices: evidence and implications. **Journal of Financial Economics**, v. 22 (1), p. 27-59, 1988.

QUAH, T.; SRINIVASAN, B. Improving returns on stock investment through neural network selection. **Expert Systems with Applications**. v. 17, p. 295-301, 1999.

REIGANUM, M. R. The anomalous stock market behavior return of small firms in January: empirical tests for tax-loss selling effects. **Journal of Financial Economics**. v. 12, p. 69-104, 1983.

RIBEIRO, T. S.; SILVA, A. L. C. Do artificial neural networks provide better forecasts? Evidence from latin american stock indexes. In: **XXIX Enampad**, 2005, Brasília.

ROGALSKI, R. New findings regarding day of the week returns over trading and non-trading periods: a note. **Journal of Finance**. v. 39, p. 1603-1614, 1984.

ROSS, S. The arbitrage theory of capital asset pricing. **Journal of Economic Theory**. v. 13, p. 341-360, 1976.

ROZEFF, M. Dividend yields are equity risk premiums. **Journal of Portfolio Management.** v. 11, p. 68-75, 1984.

ROZEFF, M.; KINNEY, W. Capital market seasonality: the case of stock market returns. **Journal of Financial Economics.** v. 2, p. 379-402, 1976.

SAFFI, P. A. C. Análise técnica: sorte ou realidade. **Revista Brasileira de Economia.** v. 57, n. 4, p. 953-974, 2003.

SAHIN, U.; DOGAN, I. Supplier selection using activity based costing and fuzzy present-worth techniques. **Logistics Information Management.** v. 16, p. 420-426, 2003.

SANTAMASES, M. An investigation of the Spanish stock market seasonalities. **Journal of Business Finance and Accounting.** v. 13, p. 267-276, 1986.

SERGUIIEVA, A.; HUNTER, J. Fuzzy interval methods in investment risk appraisal. **Fuzzy Sets and Systems.** v. 142, p. 443-466, 2004.

SHARPE, W. F. Are gains likely from market timing. **Financial Analysts Journal.** v. 31, n. 2, p. 60-69, 1975.

SHEHAB, E.; ABDALLA, H. Intelligent knowledge based system for product cost modeling. **Advanced Manufacturing Technology.** v. 19, p. 49-65, 2002.

SOHN, S. Y.; LIM, M. Hierarchical forecasting based on AR-GARCH model in a coherent structure. **European Journal of Operational Research.** v. 176, p. 1033-1040, 2007.

SONG, Q.; CHISSOM, B. S. Fuzzy time series and its models. **Fuzzy Sets and Systems.** v. 54, p. 269-277, 1993a.

SONG, Q.; CHISSOM, B. S. Forecasting enrollments with fuzzy time series – part 1. **Fuzzy Sets and Systems.** v. 54, p. 1-9, 1993b.

SONG, Q.; CHISSOM, B. S. Forecasting enrollments with fuzzy time series – part 2. **Fuzzy Sets and Systems.** v. 62, p. 1-8, 1994.

SULLIVAN, J.; WOODALL, W. H. A comparison of fuzzy forecasting and Markov modeling. **Fuzzy Sets and Systems**. v. 64, p. 279-293, 1994.

TANAKA, H.; GUO, P. Portfolio selection based on upper and lower exponential possibility distributions. **European Journal of Operational Research**. v. 114, p. 115-126, 1999.

TEIXEIRA, J. C.; RODRIGUES, A. J. An applied study on recursive estimation methods, neural networks and forecasting. **European Journal of Operational Research**. v. 101, p. 406-417, 1997.

THEOBALD, M.; PRICE, V. Seasonality estimation in thin markets. **Journal of Finance**. v. 39, p. 377-392, 1984.

TINIC, S. M.; WEST, R. R. Risk and return. **Journal of Financial Economics**. v. 13, p. 561-574, 1984.

TITMAN, S. Discussion of underreaction to self-selected news events. **The Review of Financial Studies**. v. 15, n. 2, p. 527-531, 2002.

TRIPPI, R. R.; DESIENO, D. Trading equity index futures with a neural network. **Journal of Portfolio Management**. v. 19, n. 1, p. 27-33, 1992.

TSAIH, R.; HSU, Y.; LAI, C. C. Forecasting S&P 500 stock index futures with a hybrid AI system. **Decision Support Systems**. v. 23, p. 161-174, 1998.

TSENG, F. M.; LIN, L. A quadratic interval logit model for forecasting bankruptcy. **Omega**. v. 33, p. 85-91, 2005.

VON ALTROCK, C. **Fuzzy logic and neurofuzzy applications in business and finance**. Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall, 1997.

WAKSMAN, G.; SANDLER, M.; WARD, M.; FIRER, C. Market timing on the Johannesburg stock exchange using derivative instruments. **Omega**. v. 25, p. 81-91, 1997.

WANG, S.; ZHU, S. On fuzzy portfolio selection problems. **Fuzzy Optimization and Decision Making**. v. 1, n. 4, p. 361-377, 2002.

WATCHEL, S. Certain observations on seasonal movements in stock prices. **Journal of Business**. v. 15, p. 184-193, 1946.

WU, Y.; ZHANG, H. Forward premium as unbiased predictors of future currency depreciation: a non-parametric analysis. **Journal of International Money and Finance**. v. 16, n. 4, p. 609-623, 1997.

YU, H. A refined fuzzy time-series for forecasting. **Physica A**. v. 346, p. 657-681, 2005a.

YU, H. Weighted fuzzy time series models for TAIEX forecasting. **Physica A**. v. 349, p. 609-624, 2005b.

YU, S. Forecasting and arbitrage of the Nikkei stock index futures: an application of backpropagation networks. **Asia-Pacific Financial Markets**. v. 6, p. 341-354, 1999.

ZADEH, L. Fuzzy Sets. **Information and Control**. v.8, p.338-353, 1965.

ZEBDA, A. The problem of ambiguity and the use of fuzzy set theory in accounting: a perspective and opportunities for research. **Applications of fuzzy sets and the theory of evidence to accounting II**. v. 7, p. 20-33, London: Jai Press, 1998.

ANEXOS

ANEXO 1 - Impossibilidade da aplicação do teste PT

Prove que se $\hat{P} = 0$, então não é possível aplicar a estatística de Pesaran e Timmermann (1992).

Solução:

O teste de Pesaran e Timmermann (1992) é baseado na comparação do sinal da variável prevista \hat{y}_{n+i} com a variável verificada y_{n+i} , para as observações $i = 1, 2, \dots, m$ do conjunto de teste. A taxa de sucesso (SR) é definida como:

$$SR = m^{-1} \sum_{i=1}^m I_i[\hat{y}_{n+i} * y_{n+i} > 0]$$

onde $I_i[]$ é uma função que retorna 1 quando o argumento é verdade e 0 quando é falso.

Também são definidas:

$$P = m^{-1} \sum_{i=1}^m I_i[y_{n+i} > 0]$$

$$\hat{P} = m^{-1} \sum_{i=1}^m I_i[\hat{y}_{n+i} > 0]$$

No presente caso, o conjunto de dados de previsão se refere aos dias em que o índice teria grande chance de cair. Quando a chance do índice subir é alta, o dinheiro é mantido no fundo passivo. Portanto tem-se que $\hat{P} = 0$ e $(1 - \hat{P}) = 1$. Além disso, o acerto da direção ocorre quando o índice cai, ou seja, $SR = (1 - P)$.

A taxa de sucesso no caso de independência, ou *Success Rate in Case of Independence* (SRI) é definida como:

$$SRI = P * \hat{P} + (1 - P) * (1 - \hat{P})$$

Então para o presente caso temos que $SRI = (1 - P)$.

A variância de SRI é definida como:

$$\text{var}(SRI) = m^{-1} \begin{bmatrix} m * (2 * \hat{P} - 1)^2 * P * (1 - P) \\ + m * (2 * P - 1)^2 * \hat{P} * (1 - \hat{P}) \\ + 4 * P * \hat{P} * (1 - P) * (1 - \hat{P}) \end{bmatrix}$$

Então para o presente caso temos que $\text{var}(SRI) = m^{-1} * P * (1 - P)$.

A variância de SR é definida como:

$$\text{var}(SR) = m^{-1} * SRI * (1 - SRI)$$

Então para o presente caso temos que $\text{var}(SR) = m^{-1} * P * (1 - P)$.

Por fim, o *Directional Accuracy* (DA) de Pesaran e Timmermann (1992) é dado por:

$$DA = [\text{var}(SR) - \text{var}(SRI)]^{-1/2} * (SR - SRI)$$

Para o presente caso o DA resulta em uma divisão de zero por zero, o que é indeterminado. Portanto se $\hat{P} = 0$, então não é possível aplicar a estatística de Pesaran e Timmermann (1992).

ANEXO 2 – Regras de inferência

Regras S&P 500 no período P3.

Regras para o ano de 1975:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,54	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,08	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,38	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,35	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,16	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,49	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,60	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,13	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,26	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,39	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,11	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,50	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,57	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,12	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,31	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,27	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,11	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,62	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,64	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,13	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,23	Alto
Alto	Alto	Alto	0,39	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,14	Médio
Alto	Alto	Alto	0,47	Alto

Regras para o ano de 1976:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,55	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,08	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,37	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,36	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,13	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,51	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,57	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,11	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,32	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,34	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,08	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,58	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,58	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,10	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,32	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,24	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,09	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,67	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,62	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,11	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,27	Alto
Alto	Alto	Alto	0,43	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,12	Médio
Alto	Alto	Alto	0,42	Alto

Regras para o ano de 1977:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,55	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,07	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,38	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,39	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,10	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,51	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,49	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,13	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,38	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,34	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,08	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,57	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,55	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,10	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,35	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,29	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,06	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,65	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,63	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,12	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,25	Alto
Alto	Alto	Alto	0,46	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,09	Médio
Alto	Alto	Alto	0,45	Alto

Regras para o ano de 1978:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,54	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,09	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,37	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,44	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,11	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,45	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,50	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,14	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,36	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,35	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,07	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,58	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,55	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,10	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,35	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,29	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,10	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,62	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,63	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,09	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,29	Alto
Alto	Alto	Alto	0,50	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,09	Médio
Alto	Alto	Alto	0,41	Alto

Regras para o ano de 1979:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,58	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,10	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,32	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,45	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,10	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,45	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,54	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,13	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,32	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,32	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,10	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,59	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,49	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,13	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,39	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,26	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,11	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,64	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,60	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,08	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,33	Alto
Alto	Alto	Alto	0,49	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,11	Médio
Alto	Alto	Alto	0,40	Alto

Regras para o ano de 1980:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,53	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,13	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,34	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,40	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,11	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,48	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,49	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,15	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,36	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,28	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,13	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,59	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,44	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,14	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,42	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,23	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,13	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,64	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,52	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,09	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,39	Alto
Alto	Alto	Alto	0,49	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,11	Médio
Alto	Alto	Alto	0,39	Alto

Regras para o ano de 1981:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,51	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,12	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,37	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,39	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,11	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,49	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,53	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,15	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,32	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,30	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,16	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,55	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,47	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,13	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,40	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,29	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,11	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,60	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,48	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,08	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,44	Alto
Alto	Alto	Alto	0,51	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,10	Médio
Alto	Alto	Alto	0,40	Alto

Regras para o ano de 1982:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,50	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,12	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,38	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,32	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,13	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,54	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,52	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,16	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,33	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,33	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,15	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,52	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,54	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,12	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,35	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,34	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,11	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,55	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,48	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,11	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,41	Alto
Alto	Alto	Alto	0,50	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,10	Médio
Alto	Alto	Alto	0,39	Alto

Regras para o ano de 1983:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,53	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,09	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,38	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,30	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,12	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,58	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,50	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,13	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,37	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,37	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,13	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,50	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,56	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,09	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,34	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,38	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,10	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,52	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,43	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,10	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,47	Alto
Alto	Alto	Alto	0,51	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,09	Médio
Alto	Alto	Alto	0,40	Alto

Regras para o ano de 1984:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,46	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,11	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,43	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,30	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,14	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,56	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,41	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,15	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,44	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,38	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,14	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,48	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,59	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,08	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,33	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,43	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,09	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,49	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,42	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,12	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,46	Alto
Alto	Alto	Alto	0,49	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,08	Médio
Alto	Alto	Alto	0,43	Alto

Regras para o ano de 1985:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,45	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,10	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,46	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,37	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,12	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,51	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,41	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,14	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,45	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,36	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,12	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,52	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,59	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,07	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,34	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,49	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,08	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,43	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,44	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,13	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,43	Alto
Alto	Alto	Alto	0,49	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,07	Médio
Alto	Alto	Alto	0,44	Alto

Regras para o ano de 1986:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,44	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,11	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,45	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,41	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,12	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,47	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,39	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,14	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,47	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,36	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,14	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,50	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,58	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,09	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,33	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,49	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,12	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,39	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,47	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,15	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,38	Alto
Alto	Alto	Alto	0,52	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,09	Médio
Alto	Alto	Alto	0,40	Alto

Regras para o ano de 1987:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,44	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,12	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,45	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,44	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,11	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,45	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,46	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,11	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,43	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,33	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,16	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,51	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,49	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,12	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,38	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,46	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,13	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,42	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,46	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,11	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,44	Alto
Alto	Alto	Alto	0,47	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,07	Médio
Alto	Alto	Alto	0,45	Alto

Regras para o ano de 1988:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,37	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,10	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,53	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,43	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,08	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,49	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,45	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,09	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,45	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,31	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,16	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,53	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,47	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,12	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,40	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,47	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,11	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,42	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,47	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,13	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,41	Alto
Alto	Alto	Alto	0,42	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,08	Médio
Alto	Alto	Alto	0,49	Alto

Regras para o ano de 1989:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,38	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,07	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,55	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,39	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,06	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,55	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,43	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,10	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,47	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,37	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,15	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,48	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,45	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,11	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,43	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,44	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,11	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,45	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,44	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,13	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,43	Alto
Alto	Alto	Alto	0,44	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,08	Médio
Alto	Alto	Alto	0,47	Alto

Regras para o ano de 1990:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,33	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,08	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,58	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,34	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,06	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,60	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,43	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,10	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,47	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,40	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,14	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,46	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,41	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,12	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,47	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,41	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,11	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,47	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,41	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,10	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,49	Alto
Alto	Alto	Alto	0,37	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,13	Médio
Alto	Alto	Alto	0,50	Alto

Regras para o ano de 1991:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,32	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,07	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,61	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,36	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,09	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,55	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,44	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,10	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,46	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,41	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,12	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,47	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,41	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,11	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,48	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,45	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,09	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,47	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,40	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,11	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,49	Alto
Alto	Alto	Alto	0,37	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,10	Médio
Alto	Alto	Alto	0,53	Alto

Regras para o ano de 1992:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,33	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,08	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,59	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,37	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,09	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,54	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,40	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,12	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,48	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,41	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,10	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,49	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,44	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,09	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,47	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,46	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,09	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,46	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,39	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,12	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,49	Alto
Alto	Alto	Alto	0,38	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,11	Médio
Alto	Alto	Alto	0,51	Alto

Regras para o ano de 1993:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,31	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,12	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,57	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,35	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,11	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,54	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,36	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,13	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,50	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,41	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,14	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,45	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,43	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,08	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,48	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,45	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,10	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,45	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,41	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,11	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,48	Alto
Alto	Alto	Alto	0,37	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,13	Médio
Alto	Alto	Alto	0,50	Alto

Regras para o ano de 1994:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,34	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,11	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,55	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,32	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,19	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,49	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,40	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,12	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,48	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,40	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,16	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,44	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,41	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,12	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,47	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,48	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,11	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,42	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,41	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,11	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,48	Alto
Alto	Alto	Alto	0,37	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,14	Médio
Alto	Alto	Alto	0,50	Alto

Regras para o ano de 1995:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,34	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,10	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,55	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,34	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,19	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,47	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,40	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,10	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,50	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,40	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,18	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,41	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,38	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,13	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,49	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,50	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,13	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,37	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,42	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,17	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,41	Alto
Alto	Alto	Alto	0,44	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,11	Médio
Alto	Alto	Alto	0,45	Alto

Regras para o ano de 1996:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,37	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,12	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,51	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,35	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,21	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,44	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,36	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,11	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,54	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,38	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,20	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,42	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,36	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,12	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,52	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,43	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,18	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,39	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,37	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,18	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,45	Alto
Alto	Alto	Alto	0,47	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,16	Médio
Alto	Alto	Alto	0,36	Alto

Regras para o ano de 1997:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,35	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,13	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,52	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,30	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,21	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,50	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,35	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,06	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,59	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,33	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,23	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,44	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,37	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,13	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,51	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,38	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,19	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,43	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,36	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,15	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,49	Alto
Alto	Alto	Alto	0,47	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,20	Médio
Alto	Alto	Alto	0,33	Alto

Regras para o ano de 1998:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,29	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,10	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,61	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,35	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,18	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,47	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,37	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,06	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,58	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,32	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,16	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,52	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,43	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,09	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,49	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,33	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,15	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,52	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,43	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,10	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,47	Alto
Alto	Alto	Alto	0,54	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,15	Médio
Alto	Alto	Alto	0,30	Alto

Regras para o ano de 1999:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,26	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,11	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,62	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,42	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,10	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,48	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,43	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,06	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,51	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,34	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,15	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,52	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,49	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,05	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,45	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,29	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,14	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,58	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,40	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,08	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,52	Alto
Alto	Alto	Alto	0,52	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,13	Médio
Alto	Alto	Alto	0,35	Alto

Regras para o ano de 2000:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,30	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,11	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,59	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,40	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,07	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,52	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,45	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,07	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,48	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,34	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,12	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,54	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,49	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,04	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,46	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,32	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,10	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,58	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,43	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,05	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,53	Alto
Alto	Alto	Alto	0,53	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,11	Médio
Alto	Alto	Alto	0,36	Alto

Regras para o ano de 2001:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,32	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,08	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,60	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,41	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,06	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,53	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,49	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,06	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,44	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,41	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,11	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,48	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,50	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,02	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,48	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,38	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,08	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,54	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,48	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,05	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,47	Alto
Alto	Alto	Alto	0,53	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,10	Médio
Alto	Alto	Alto	0,38	Alto

Regras para o ano de 2002:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,33	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,07	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,60	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,45	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,06	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,49	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,50	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,07	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,43	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,46	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,06	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,48	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,47	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,03	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,49	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,45	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,07	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,48	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,49	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,05	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,46	Alto
Alto	Alto	Alto	0,59	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,07	Médio
Alto	Alto	Alto	0,35	Alto

Regras para o ano de 2003:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,35	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,05	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,60	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,46	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,06	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,48	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,53	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,05	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,42	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,51	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,08	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,42	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,45	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,05	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,50	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,52	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,07	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,43	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,49	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,05	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,46	Alto
Alto	Alto	Alto	0,56	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,07	Médio
Alto	Alto	Alto	0,36	Alto

Regras para o ano de 2004:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,35	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,04	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,61	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,47	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,06	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,47	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,49	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,06	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,45	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,53	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,07	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,40	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,41	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,05	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,54	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,54	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,09	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,37	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,51	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,05	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,44	Alto
Alto	Alto	Alto	0,57	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,05	Médio
Alto	Alto	Alto	0,38	Alto

Regras para o ano de 2005:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,34	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,03	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,63	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,49	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,07	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,43	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,50	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,07	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,44	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,58	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,10	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,32	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,42	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,07	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,52	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,51	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,09	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,40	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,52	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,05	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,43	Alto
Alto	Alto	Alto	0,56	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,07	Médio
Alto	Alto	Alto	0,37	Alto

Regras IBOVESPA futuro no período P4.

Regras para o ano de 1998:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,44	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,03	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,53	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,43	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,07	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,50	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,45	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,08	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,46	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,41	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,07	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,52	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,33	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,08	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,59	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,47	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,09	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,45	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,43	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,06	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,51	Alto
Alto	Alto	Alto	0,59	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,08	Médio
Alto	Alto	Alto	0,33	Alto

Regras para o ano de 1999:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,47	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,04	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,49	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,45	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,05	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,50	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,45	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,09	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,46	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,43	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,07	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,50	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,37	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,07	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,55	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,46	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,09	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,46	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,47	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,06	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,47	Alto
Alto	Alto	Alto	0,54	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,07	Médio
Alto	Alto	Alto	0,39	Alto

Regras para o ano de 2000:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,49	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,04	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,47	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,47	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,05	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,48	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,46	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,11	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,43	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,42	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,09	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,50	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,40	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,09	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,51	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,44	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,08	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,48	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,41	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,07	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,52	Alto
Alto	Alto	Alto	0,52	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,08	Médio
Alto	Alto	Alto	0,40	Alto

Regras para o ano de 2001:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,43	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,07	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,50	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,44	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,06	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,51	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,47	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,09	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,44	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,44	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,09	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,48	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,44	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,10	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,45	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,43	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,07	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,50	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,45	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,07	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,48	Alto
Alto	Alto	Alto	0,54	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,09	Médio
Alto	Alto	Alto	0,37	Alto

Regras para o ano de 2002:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,44	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,07	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,49	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,48	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,04	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,48	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,46	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,09	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,45	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,44	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,07	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,49	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,42	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,10	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,48	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,45	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,07	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,47	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,48	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,06	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,46	Alto
Alto	Alto	Alto	0,50	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,11	Médio
Alto	Alto	Alto	0,38	Alto

Regras para o ano de 2003:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,45	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,08	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,47	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,53	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,04	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,43	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,43	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,09	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,48	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,49	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,10	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,41	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,43	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,08	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,49	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,47	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,07	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,46	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,50	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,07	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,43	Alto
Alto	Alto	Alto	0,50	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,10	Médio
Alto	Alto	Alto	0,40	Alto

Regras para o ano de 2004:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,41	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,09	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,50	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,54	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,05	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,42	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,42	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,10	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,48	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,46	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,11	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,43	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,39	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,09	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,52	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,49	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,08	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,43	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,45	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,11	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,44	Alto
Alto	Alto	Alto	0,49	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,13	Médio
Alto	Alto	Alto	0,38	Alto

Regras para o ano de 2005:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,36	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,12	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,53	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,51	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,07	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,41	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,39	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,13	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,48	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,47	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,10	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,42	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,39	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,09	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,53	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,49	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,07	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,43	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,50	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,13	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,38	Alto
Alto	Alto	Alto	0,47	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,16	Médio
Alto	Alto	Alto	0,37	Alto

Regras IBOVESPA no período P2.

Regras para o ano de 1991:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,45	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,06	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,48	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,33	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,06	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,62	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,50	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,08	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,42	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,37	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,05	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,58	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,59	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,03	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,38	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,22	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,04	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,75	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,52	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,05	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,43	Alto
Alto	Alto	Alto	0,30	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,06	Médio
Alto	Alto	Alto	0,64	Alto

Regras para o ano de 1992:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,44	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,05	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,50	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,40	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,09	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,51	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,41	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,06	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,52	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,35	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,05	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,61	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,50	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,03	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,47	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,25	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,03	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,72	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,47	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,05	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,47	Alto
Alto	Alto	Alto	0,32	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,06	Médio
Alto	Alto	Alto	0,62	Alto

Regras para o ano de 1993:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,41	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,08	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,51	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,42	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,08	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,51	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,37	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,07	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,56	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,30	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,05	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,66	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,43	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,04	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,53	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,30	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,04	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,66	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,43	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,05	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,51	Alto
Alto	Alto	Alto	0,33	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,05	Médio
Alto	Alto	Alto	0,61	Alto

Regras para o ano de 1994:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,40	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,07	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,52	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,41	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,08	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,51	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,39	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,08	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,53	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,27	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,05	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,68	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,41	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,04	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,55	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,32	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,04	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,64	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,40	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,04	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,57	Alto
Alto	Alto	Alto	0,36	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,05	Médio
Alto	Alto	Alto	0,58	Alto

Regras para o ano de 1995:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,38	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,06	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,56	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,39	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,07	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,54	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,39	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,09	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,53	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,29	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,04	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,67	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,45	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,04	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,52	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,31	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,06	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,63	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,40	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,05	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,55	Alto
Alto	Alto	Alto	0,36	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,05	Médio
Alto	Alto	Alto	0,59	Alto

Regras para o ano de 1996:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,38	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,05	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,57	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,38	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,07	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,56	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,39	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,08	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,52	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,32	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,04	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,64	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,38	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,04	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,57	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,34	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,05	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,61	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,38	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,06	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,56	Alto
Alto	Alto	Alto	0,38	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,06	Médio
Alto	Alto	Alto	0,56	Alto

Regras para o ano de 1997:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,39	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,05	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,56	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,35	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,05	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,60	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,41	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,10	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,49	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,34	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,06	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,61	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,39	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,06	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,55	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,32	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,06	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,63	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,38	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,06	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,57	Alto
Alto	Alto	Alto	0,38	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,06	Médio
Alto	Alto	Alto	0,56	Alto

Regras para o ano de 1998:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,33	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,04	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,63	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,33	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,07	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,60	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,47	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,10	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,43	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,32	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,08	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,60	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,42	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,06	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,52	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,32	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,06	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,63	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,39	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,06	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,55	Alto
Alto	Alto	Alto	0,37	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,08	Médio
Alto	Alto	Alto	0,55	Alto

Regras para o ano de 1999:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,41	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,05	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,54	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,39	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,06	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,55	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,44	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,08	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,47	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,39	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,08	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,52	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,43	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,06	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,51	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,38	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,06	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,56	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,49	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,07	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,44	Alto
Alto	Alto	Alto	0,38	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,09	Médio
Alto	Alto	Alto	0,53	Alto

Regras para o ano de 2000:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,39	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,06	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,55	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,43	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,06	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,51	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,43	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,09	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,48	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,37	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,12	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,51	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,41	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,07	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,52	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,45	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,05	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,51	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,48	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,08	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,44	Alto
Alto	Alto	Alto	0,43	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,12	Médio
Alto	Alto	Alto	0,45	Alto

Regras para o ano de 2001:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,42	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,05	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,52	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,44	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,05	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,51	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,46	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,08	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,46	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,38	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,12	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,50	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,45	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,06	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,49	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,40	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,08	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,52	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,51	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,08	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,41	Alto
Alto	Alto	Alto	0,46	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,12	Médio
Alto	Alto	Alto	0,42	Alto

Regras para o ano de 2002:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,42	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,06	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,51	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,44	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,06	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,50	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,45	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,07	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,47	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,38	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,13	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,49	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,43	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,06	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,52	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,45	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,06	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,49	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,53	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,08	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,39	Alto
Alto	Alto	Alto	0,43	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,12	Médio
Alto	Alto	Alto	0,45	Alto

Regras para o ano de 2003:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,45	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,08	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,47	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,49	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,06	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,45	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,47	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,08	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,45	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,44	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,13	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,42	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,41	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,08	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,51	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,39	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,07	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,55	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,59	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,08	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,34	Alto
Alto	Alto	Alto	0,43	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,11	Médio
Alto	Alto	Alto	0,45	Alto

Regras para o ano de 2004:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,40	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,08	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,51	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,50	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,08	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,43	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,49	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,10	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,40	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,40	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,13	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,47	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,38	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,09	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,53	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,37	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,12	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,51	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,48	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,10	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,42	Alto
Alto	Alto	Alto	0,42	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,12	Médio
Alto	Alto	Alto	0,47	Alto

Regras para o ano de 2005:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,39	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,10	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,51	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,46	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,11	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,43	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,49	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,11	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,40	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,40	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,13	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,47	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,40	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,10	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,50	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,34	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,13	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,53	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,50	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,12	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,38	Alto
Alto	Alto	Alto	0,43	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,11	Médio
Alto	Alto	Alto	0,47	Alto

Regras IBOVESPA no período P1.

Regras para 0,0% como valor de D:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,50	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,00	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,50	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,43	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,00	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,57	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,50	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,00	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,50	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,46	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,00	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,54	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,50	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,00	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,50	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,46	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,00	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,54	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,47	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,00	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,53	Alto
Alto	Alto	Alto	0,43	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,00	Médio
Alto	Alto	Alto	0,57	Alto

Regras para 0,1% como valor de D:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,47	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,00	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,53	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,42	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,01	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,57	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,49	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,01	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,50	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,44	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,02	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,54	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,50	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,00	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,50	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,48	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,00	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,52	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,48	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,02	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,49	Alto
Alto	Alto	Alto	0,42	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,03	Médio
Alto	Alto	Alto	0,55	Alto

Regras para 0,2% como valor de D:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,48	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,01	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,50	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,43	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,02	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,55	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,51	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,02	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,47	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,43	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,06	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,52	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,47	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,01	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,52	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,45	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,01	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,53	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,50	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,05	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,46	Alto
Alto	Alto	Alto	0,43	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,05	Médio
Alto	Alto	Alto	0,51	Alto

Regras para 0,3% como valor de D:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,48	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,02	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,50	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,45	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,02	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,53	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,49	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,04	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,47	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,42	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,08	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,50	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,44	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,02	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,54	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,43	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,03	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,53	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,50	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,07	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,43	Alto
Alto	Alto	Alto	0,45	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,08	Médio
Alto	Alto	Alto	0,47	Alto

Regras para 0,4% como valor de D:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,45	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,04	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,51	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,45	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,02	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,54	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,48	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,05	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,47	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,39	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,11	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,51	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,46	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,04	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,50	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,43	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,05	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,51	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,54	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,07	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,40	Alto
Alto	Alto	Alto	0,45	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,11	Médio
Alto	Alto	Alto	0,44	Alto

Regras para 0,5% como valor de D:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,43	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,06	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,51	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,45	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,04	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,51	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,46	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,07	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,47	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,38	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,14	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,48	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,45	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,06	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,49	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,41	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,06	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,53	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,53	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,08	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,38	Alto
Alto	Alto	Alto	0,42	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,14	Médio
Alto	Alto	Alto	0,44	Alto

Regras para 0,6% como valor de D:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,41	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,07	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,51	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,45	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,04	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,51	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,45	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,07	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,48	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,37	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,18	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,45	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,47	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,07	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,46	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,40	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,07	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,52	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,55	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,10	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,36	Alto
Alto	Alto	Alto	0,46	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,14	Médio
Alto	Alto	Alto	0,40	Alto

Regras para 0,7% como valor de D:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,42	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,10	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,49	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,46	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,06	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,48	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,45	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,09	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,46	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,35	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,20	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,45	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,47	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,06	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,47	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,36	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,09	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,55	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,55	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,10	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,34	Alto
Alto	Alto	Alto	0,45	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,15	Médio
Alto	Alto	Alto	0,40	Alto

Regras para 0,8% como valor de D:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,41	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,11	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,48	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,47	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,08	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,45	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,45	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,10	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,46	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,35	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,22	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,43	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,47	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,07	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,46	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,31	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,09	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,60	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,53	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,12	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,35	Alto
Alto	Alto	Alto	0,50	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,13	Médio
Alto	Alto	Alto	0,38	Alto

Regras para 0,9% como valor de D:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,42	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,12	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,46	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,47	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,10	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,43	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,42	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,14	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,44	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,33	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,22	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,45	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,46	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,09	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,46	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,30	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,08	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,62	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,56	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,13	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,31	Alto
Alto	Alto	Alto	0,49	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,14	Médio
Alto	Alto	Alto	0,37	Alto

Regras para 1,0% como valor de D:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,42	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,15	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,42	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,42	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,14	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,44	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,31	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,14	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,55	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,33	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,21	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,47	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,54	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,09	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,37	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,32	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,10	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,58	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,54	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,16	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,31	Alto
Alto	Alto	Alto	0,49	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,14	Médio
Alto	Alto	Alto	0,38	Alto

Regras S&P 500 no período P1.

Regras para 0,00% como valor de D:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,36	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,00	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,64	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,41	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,00	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,59	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,50	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,00	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,50	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,46	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,00	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,54	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,54	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,00	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,46	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,46	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,00	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,54	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,49	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,00	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,51	Alto
Alto	Alto	Alto	0,57	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,00	Médio
Alto	Alto	Alto	0,43	Alto

Regras para 0,05% como valor de D:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,35	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,02	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,64	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,42	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,02	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,57	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,49	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,02	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,49	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,47	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,02	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,52	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,54	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,01	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,45	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,46	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,00	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,53	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,50	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,01	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,50	Alto
Alto	Alto	Alto	0,58	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,01	Médio
Alto	Alto	Alto	0,41	Alto

Regras para 0,10% como valor de D:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,32	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,03	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,65	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,41	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,02	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,57	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,48	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,04	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,48	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,48	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,04	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,49	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,54	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,01	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,45	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,46	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,02	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,52	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,52	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,02	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,47	Alto
Alto	Alto	Alto	0,55	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,04	Médio
Alto	Alto	Alto	0,42	Alto

Regras para 0,15% como valor de D:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,33	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,05	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,62	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,43	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,03	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,54	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,49	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,06	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,46	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,45	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,05	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,49	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,50	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,02	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,47	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,43	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,04	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,53	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,51	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,03	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,46	Alto
Alto	Alto	Alto	0,55	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,06	Médio
Alto	Alto	Alto	0,38	Alto

Regras para 0,20% como valor de D:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,32	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,07	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,60	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,44	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,05	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,51	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,49	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,07	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,45	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,45	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,07	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,48	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,47	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,02	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,51	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,41	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,06	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,52	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,50	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,05	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,46	Alto
Alto	Alto	Alto	0,57	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,08	Médio
Alto	Alto	Alto	0,36	Alto

Regras para 0,25% como valor de D:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,31	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,08	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,61	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,44	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,05	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,51	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,47	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,08	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,45	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,45	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,11	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,44	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,47	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,02	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,51	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,40	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,09	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,52	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,49	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,05	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,46	Alto
Alto	Alto	Alto	0,52	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,11	Médio
Alto	Alto	Alto	0,37	Alto

Regras para 0,30% como valor de D:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,32	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,13	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,56	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,46	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,06	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,48	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,52	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,12	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,36	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,46	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,13	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,40	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,47	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,03	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,50	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,42	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,12	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,46	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,44	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,07	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,49	Alto
Alto	Alto	Alto	0,53	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,14	Médio
Alto	Alto	Alto	0,34	Alto

Regras para 0,35% como valor de D:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,32	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,14	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,53	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,45	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,06	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,49	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,59	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,12	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,28	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,43	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,15	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,41	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,44	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,03	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,52	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,42	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,15	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,43	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,45	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,10	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,45	Alto
Alto	Alto	Alto	0,53	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,18	Médio
Alto	Alto	Alto	0,29	Alto

Regras para 0,40% como valor de D:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,35	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,15	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,49	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,41	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,08	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,51	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,61	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,16	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,23	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,42	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,17	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,41	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,39	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,05	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,56	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,46	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,20	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,35	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,42	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,14	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,44	Alto
Alto	Alto	Alto	0,47	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,22	Médio
Alto	Alto	Alto	0,31	Alto

Regras para 0,45% como valor de D:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,28	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,20	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,53	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,38	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,09	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,53	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,61	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,17	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,22	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,39	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,19	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,42	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,34	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,09	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,56	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,46	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,22	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,32	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,43	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,17	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,41	Alto
Alto	Alto	Alto	0,44	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,24	Médio
Alto	Alto	Alto	0,32	Alto

Regras para 0,50% como valor de D:

SE			ENTÃO	
d_3	d_2	d_1	DoS	d
Baixo	Baixo	Baixo	0,23	Baixo
Baixo	Baixo	Baixo	0,24	Médio
Baixo	Baixo	Baixo	0,53	Alto
Baixo	Baixo	Alto	0,41	Baixo
Baixo	Baixo	Alto	0,08	Médio
Baixo	Baixo	Alto	0,51	Alto
Baixo	Alto	Baixo	0,56	Baixo
Baixo	Alto	Baixo	0,19	Médio
Baixo	Alto	Baixo	0,25	Alto
Baixo	Alto	Alto	0,36	Baixo
Baixo	Alto	Alto	0,21	Médio
Baixo	Alto	Alto	0,43	Alto
Alto	Baixo	Baixo	0,33	Baixo
Alto	Baixo	Baixo	0,12	Médio
Alto	Baixo	Baixo	0,55	Alto
Alto	Baixo	Alto	0,42	Baixo
Alto	Baixo	Alto	0,20	Médio
Alto	Baixo	Alto	0,38	Alto
Alto	Alto	Baixo	0,38	Baixo
Alto	Alto	Baixo	0,21	Médio
Alto	Alto	Baixo	0,41	Alto
Alto	Alto	Alto	0,47	Baixo
Alto	Alto	Alto	0,27	Médio
Alto	Alto	Alto	0,26	Alto