



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
Faculdade de Engenharia
Campus de Bauru



**APLICAÇÃO DE UM SISTEMA DE INFERÊNCIA FUZZY DE
SUPORTE À DECISÃO PARA ESTIMAÇÃO DE VALORES DE AÇÕES
COTADAS NA BOLSA DE VALORES DE SÃO PAULO**

FABIO AUGUSTO LEANDRIN CICHINI

BAURU – SP

Fevereiro / 2009



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
Faculdade de Engenharia
Campus de Bauru



**APLICAÇÃO DE UM SISTEMA DE INFERÊNCIA FUZZY DE
SUPORTE À DECISÃO PARA ESTIMAÇÃO DE VALORES DE AÇÕES
COTADAS NA BOLSA DE VALORES DE SÃO PAULO**

FABIO AUGUSTO LEANDRIN CICHINI

Orientadora: Prof. Dra. Rosani de Castro
Co-orientador: Prof Dr. Rogério Andrade Flauzino

Dissertação apresentada ao Programa de pós-graduação em Engenharia de Produção da Faculdade de Engenharia da UNESP – Campus de Bauru como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção.

BAURU – SP

Fevereiro / 2009

**DIVISÃO TÉCNICA DE BIBLIOTECA E DOCUMENTAÇÃO
UNESP - Campus de Bauru**

Cichini, Fabio Augusto Leandrin.

Aplicação de um Sistema de Inferência Fuzzy de suporte à decisão para estimação de valores de ações cotadas na Bolsa de Valores de São Paulo / Fabio Augusto Leandrin Cichini. - Bauru, 2009.

89 f. : il.

Orientadora: Rosani de Castro

Dissertação (Mestrado)-Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia, Bauru, 2009

1. Sistema de inferência Fuzzy. 2. Bolsa de Valores de São Paulo. 3. Estimação de séries temporais. 4. Otimização de sistemas. I. Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia. II. Título.

ATA DA DEFESA PÚBLICA DA DISSERTAÇÃO DE MESTRADO DE FABIO AUGUSTO LEANDRIN CICHINI, DISCENTE DO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, DO(A) FACULDADE DE ENGENHARIA DE BAURU.

Aos 06 dias do mês de fevereiro do ano de 2009, às 09:00 horas, no(a) ANFITEATRO DA PÓS-GRADUAÇÃO DA FACULDADE DE ENGENHARIA, reuniu-se a Comissão Examinadora da Defesa Pública, composta pelos seguintes membros: Prof. Dr. ROGÉRIO ANDRADE FLAUZINO do(a) Departamento de Engenharia Elétrica / Universidade de São Paulo - USP, Prof. Dr. MANOEL HENRIQUE SALGADO do(a) Departamento de Engenharia de Produção / Faculdade de Engenharia de Bauru, Prof. Dr. IVAN NUNES DA SILVA do(a) Departamento de Engenharia Elétrica / Universidade de São Paulo, sob a presidência do primeiro, a fim de proceder a arguição pública da DISSERTAÇÃO DE MESTRADO de FABIO AUGUSTO LEANDRIN CICHINI, intitulado "APLICAÇÃO DE UM SISTEMA DE INFERÊNCIA FUZZY DE SUPORTE À DECISÃO PARA ESTIMAÇÃO DE VALORES DE AÇÕES COTADAS NA BOLSA DE VALORES DE SÃO PAULO". Após a exposição, o discente foi argüido oralmente pelos membros da Comissão Examinadora, tendo recebido o conceito final: Aprovado ----. Nada mais havendo, foi lavrada a presente ata, que, após lida e aprovada, foi assinada pelos membros da Comissão Examinadora.


Prof. Dr. ROGÉRIO ANDRADE FLAUZINO


Prof. Dr. MANOEL HENRIQUE SALGADO


Prof. Dr. IVAN NUNES DA SILVA

Dedico este trabalho à minha amada noiva Elaine Cristina Feijó, pelo apoio incondicional, pela compreensão nos momentos de ausência, pela confiança e por ser a minha eterna companheira.

Dedico também aos meus queridos pais João Geraldo Cichini e Maria Helena Leandrin Cichini, por me presentarem com o maior amor do mundo e me concederem sempre com muito sacrifício e dedicação, as melhores oportunidades.

Agradecimentos

Ao professor Dr. Rogério Andrade Flauzino, designado no meu processo de obtenção do título de mestre, como co-orientador, mas que sem dúvida alguma, atuou como um exímio e dedicado orientador. Agradeço imensamente pelas oportunidades que por ele me foram dadas e, pelo fato de ter compartilhado comigo, através de seus ensinamentos, sua imensa inteligência e humildade.

À Professora Dra. Rosani de Castro pela orientação e pela confiança depositada em meu trabalho, não apenas como aluno do curso de mestrado, mas também na situação onde trabalhei como professor substituto do departamento de Engenharia de Produção, e esta atuava como chefe.

Aos professores Dr. José Carlos Martinez e Dr. Jair Wagner de Souza Manfrinato por todas as sugestões pertinentes ao desenvolvimento deste trabalho.

Aos professores Dr. Antonio Fernando Crepaldi, Dra. Maria Márcia Sartori e Ms. Gino Farina pelos ensinamentos e pelo companheirismo.

A todos os amigos e funcionários do Departamento de Engenharia de Produção.

Aos proprietários da empresa em que trabalho por permitirem que eu me ausentasse da empresa em horários comerciais afim de cumprir as disciplinas do curso.

Aos Grandes amigos Fernando Azeituno e Heliton Benetelli por confiarem em meu trabalho e por isso gerar oportunidades para que eu pudesse chegar ao curso de mestrado.

A todos os meus amigos Pedro Carmona, Mauri Camargo, Tiago Milani, José Félix, Rodolfo Guislene, Ricardo Fini entre outros, por estarem presentes em muitos momentos importantes da minha vida.

Aos inesquecíveis amigos da faculdade André Pigiani, Edilson Fernandes, Aparecido Pieri, Maria Cecília, Talita Arruda, Marcelo Manequini, por me presentear com a irreverência de uma fiel amizade.

Aos amigos do mestrado Walter Costa, Fabio Massumi, Fabio Marques, Paulo, Luís, Simone, e todos os outros que compartilharam comigo suas experiências, muitas horas de trabalho e muitos momentos de verdadeira alegria.

À todas as pessoas da minha família, meus irmãos João e Karen Cichini, meu querido sobrinho Raphael, meus cunhados Luciano, Marília, Keli e Celso, meus tios Cláudio e Rosângela Delfino e primo Victor Delfino, meus sogros Celso e Elisa Feijó, meus avós

Tereza e Adelino Leandrin (*in memorian*), Cláudia e Nicola Cichini (*in memorian*) pela presença sempre positiva em minha vida.

A todos que por algum descuido acabei por não citar devidamente e que de maneira direta ou indireta passaram por meu caminho e me ensinaram a crescer como ser humano.

Aprender é a única coisa que a mente nunca se
cansa, nunca tem medo e nunca se arrepende.
Leonardo da Vinci

Resumo

O mercado de ações no Brasil tem se popularizado de forma expressiva. A nova perspectiva que empresas e investidores brasileiros passaram a ter frente ao mercado de ações ocasionou uma grande difusão deste.

Assim como em outros mercados, o investidor espera obter os retornos financeiros condizentes com sua expectativa na compra ou venda desses ativos financeiros. Para que os investidores possam tomar suas decisões quanto aos melhores momentos de compra ou venda de ações existem vários tipos de ferramentas que possibilitam a realização de uma estimação de valores futuros desse mercado. Essas ferramentas se baseiam em óticas distintas, porém com objetivo único que é efetuar uma estimação precisa.

Algumas dessas técnicas de estimação são construídas valendo-se de ferramentas da inteligência computacional. Impulsionado por uma crescente demanda por esse tipo de ferramenta, aplicou-se um sistema baseado em Lógica Fuzzy com o objetivo de se estimar valores de ações da Bolsa de Valores de São Paulo e obter assim as melhores opções de investimento. Foi considerado um banco de dados contendo valores de 61 ações que participaram desse mercado em 860 dias de negociação no período de janeiro de 2004 a dezembro de 2007.

Os resultados obtidos refletem a eficiência dos sistemas de inferência fuzzy em realizar estimações de séries temporais, bem como validam a metodologia destacada. Além disso, esses resultados motivam investigações futuras.

Consolidando uma contribuição original desse trabalho, apresenta-se a forma pela qual as variáveis exógenas para a estimação podem ser escolhidas.

Abstract

The stock market in Brazil has become popular in an expressive way. The new outlook that Brazilian companies and investors have started to have inside the stock market has caused a great diffusion of it.

As in other markets, the investor expects to obtain financial returns which are consistent with their expectations in the purchase or sale of financial assets. In order to make investors take their decisions about the best time to buy or sell shares, there are several types of tools that enable the execution of an estimation of future market values. These tools are based on different perspectives, but with only one goal, that is to make an accurate estimation.

Some of these estimation techniques are built with the use of tools of computational intelligence. Driven by a growing demand for this type of tool, a system based on Fuzzy Logic with the purpose of estimating values of shares and thus getting the best investment choices of São Paulo Stock Exchange was applied. It was considered a database containing values of 61 shares that participated in that market at 860 days of trading from January 2004 to December 2007.

The results reflect the effectiveness of fuzzy inference systems to carry out estimations of time series as well as validate the highlighted methodology. Additionally, these results motivate future investigations.

Strengthening an original contribution of this work, we present the way through which exogenous variables to this estimation can be chosen.

Lista de Figuras

Figura 2.1 – Gráfico da evolução da capitalização de mercado das ações da Bolsa de Valores de São Paulo.....	15
Figura 2.2 – Representação de um CandleStick.....	21
Figura 2.3 – Gráfico de um modelo baseado em CandleStick.....	22
Figura 3.1 – Funções de pertinência.....	29
Figura 3.2 – Representação da variável lingüística Distância.....	33
Figura 3.3 – Mecanismo de inferência fuzzy.....	36
Figura 4.1 – Ilustração das entradas de um sistema fuzzy.....	51
Figura 4.2 – Representação de um sistema fuzzy multicamada.....	53
Figura 4.3 – Algoritmo de geração da base de regras fuzzy.....	55
Figura 4.4 – Algoritmo de sintonia paramétrica.....	58
Figura 5.1 – Representação de decomposição de vetores.....	64
Figura 5.2 – Comportamento temporal da cotação normalizada da ação PMAM4.....	65
Figura 5.3 – Correlação entre a cotação da ação PMAM4 e as entradas candidatas.....	66
Figura 5.4 – Comportamento temporal para a ação a ser estimada, para a primeira variável de entrada e para a ação a ser estimada sem a influência da primeira variável de entrada.....	67
Figura 5.5 – Correlação entre a cotação da ação PMAM4 sem a influência da primeira variável de entrada e as demais entradas candidatas.....	68
Figura 5.6 – Comportamento do erro quadrático médio ao longo do ajuste estrutural do sistema fuzzy.....	71
Figura 5.7 – Regras geradas pelo sistema fuzzy.....	72
Figura 5.8 – Comportamento do erro quadrático médio ao longo do ajuste paramétrico do sistema fuzzy.....	73
Figura 5.9 – Funções de pertinência da variável de entrada PMAM4 ($t - 1$).....	74
Figura 5.10 – Funções de pertinência da variável de entrada KLBN4 ($t - 5$).....	74
Figura 5.11 – Funções de pertinência da variável de entrada VALE3 ($t - 1$).....	75
Figura 5.12 – Funções de pertinência da variável de entrada KLBN4 ($t - 3$).....	75
Figura 5.13 – Funções de pertinência da variável de entrada CPLE6 ($t - 4$).....	76
Figura 5.14 – Funções de pertinência da variável de saída PMAM4 (t).....	76

Figura 5.15 – Representação dos ponderadores das regras fuzzy.....	77
Figura 5.16 – Gráfico dos valores esperado e estimado para a ação PMAM4.....	78
Figura 5.17 – Gráfico Função densidade de Probabilidade Acumulada do erro.....	79
Figura 5.18 – Gráfico do Histograma do erro.....	80

Lista de Tabelas

Tabela 2.1 – Capitalização Bursátil do IBovespa.....	15
Tabela 5.1 – Descrição das ações consideradas.....	61
Tabela 5.2 – Relação das variáveis de entrada para estimação da ação PMAM4.....	69
Tabela 5.3 – Ações em análise e suas respectivas variáveis de entrada.....	80
Tabela 5.4 – Estatísticas das ações em análise.....	83

Sumário

CAPÍTULO 1. INTRODUÇÃO À DISSERTAÇÃO

1.1 Introdução.....	1
1.2 Objetivo.....	4
1.3 Estrutura organizacional da dissertação.....	5
1.4 Contribuições da dissertação.....	5

CAPÍTULO 2. ASPECTOS INTRODUTÓRIOS AO MERCADO DE CAPITAIS E AO USO DE FERRAMENTAS DE ANÁLISE

2.1 Introdução.....	6
2.2 O mercado financeiro e a Bolsa de Valores.....	6
2.3 Recorrência ao Mercado de Capitais.....	9
2.4 Importância do Mercado de Capitais.....	12
2.5 Evolução do Mercado de Capitais no Brasil.....	13
2.6 Técnicas utilizadas para estimação de valores do Mercado de Capitais.....	17
2.6.1 Escolas Tradicionais para análise de investimento.....	18
2.6.1.1 Método de análise Fundamentalista.....	18
2.6.1.2 Método de análise Técnica.....	20
2.6.2 Utilização de técnicas de Inteligência Computacional para análise de investimento.....	24

CAPÍTULO 3. FUNDAMENTOS DE LÓGICA FUZZY, SISTEMAS FUZZY E SISTEMAS DE APRENDIZADO

3.1 Introdução.....	26
3.2 Fundamentos da Teoria de Conjuntos fuzzy e Lógica Fuzzy.....	29
3.2.1 Operações e operadores da Lógica Fuzzy.....	32
3.2.2 Regras de inferência Fuzzy.....	32
3.2.3 Agregação.....	35
3.2.4 Defuzzificação.....	36
3.3 Sistemas de Aprendizado.....	37

CAPÍTULO 4. ABORDAGEM FUZZY MULTICAMADAS

4.1 Introdução.....	40
4.1.1 Definição de sistema.....	41
4.1.2 Identificação de sistemas.....	41
4.1.3 Processo de sintonia de sistemas Fuzzy.....	44
4.2 Apresentação da Abordagem Multicamadas para sintonia estrutural e paramétrica de sistemas de inferência Fuzzy.....	47
4.2.1 Composição do Modelo do sistema Fuzzy Multicamadas.....	48
4.2.2 Apresentação do ajuste estrutural de sistemas de inferência Fuzzy.....	53
4.2.3 Apresentação do ajuste paramétrico de sistemas de inferência Fuzzy.....	55
4.2.4 Composição de parâmetros do sistema Fuzzy Multicamadas.....	58

CAPÍTULO 5. METODOLOGIA E ANÁLISE DE RESULTADOS

5.1 Introdução.....	60
5.2 Coleta de Dados.....	60
5.3 Definição das variáveis de entrada.....	63
5.4 Ajuste estrutural e paramétrico do sistema de inferência Fuzzy.....	69
5.5 Análise dos resultados para a Ação PMAM4.....	77
5.6 Apresentação dos resultados para as ações de interesse.....	80

CAPÍTULO 6. CONCLUSÕES

6.1 Conclusões.....	85
---------------------	----

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Referências.....	86
------------------	----

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO À DISSERTAÇÃO

Neste Capítulo é discutida a importância do tema abordado. Além disso, são descritos os objetivos, a estruturação do trabalho e a maneira pela qual ocorrerá a divulgação dos resultados alcançados ao longo do desenvolvimento dessa dissertação.

1.1. INTRODUÇÃO

A popularização do mercado de ações tem feito com que o número de investidores em bolsas de valores no Brasil cresça de maneira expressiva. Se for observado os dados compreendidos entre o início de 2002 a meados de 2008 é possível afirmar que o índice IBOVESPA, principal indicador do desempenho das empresas listadas na Bolsa de Valores de São Paulo, saltou de 14.500 pontos a 73.000 pontos.

Esse crescimento pode em parte ser explicado quando se considera o fato de que as empresas estão mais adeptas à forma de financiamento que o mercado acionário oferece e também em função de os investidores individuais ou mesmo institucionais estarem interessados no crescimento deste mercado. Esses aspectos, aliados a uma série de conjecturas favoráveis, fazem com que esse mercado se desenvolva de forma substancial e ganhe destaque junto a diversidade de investimentos existentes.

Dentre o conjunto de conjecturas favoráveis, tem destaque especial à obtenção da classificação de “Investment Grade” pelo Brasil. Essa classificação foi conferida por meio das agências de avaliação de risco Standard & Poor’s em 30/04/2008 e Fitch em 29/05/2008. O termo “Investment Grade” indica o grau de confiabilidade para a realização de investimento, ou seja, o país classificado desta maneira é visto pelos investidores mundiais como um país que oferece pequeno risco de inadimplência.

Segundo informações da Gazeta Mercantil (2008), a agência Standard & Poor's relaciona a elevação da classificação do país a uma maturação das instituições e do quadro

político, como melhoras no âmbito fiscal e da dívida externa, além de perspectivas melhores para o crescimento da economia.

A manutenção dessa classificação por parte do país indica um aumento significativo no recebimento de investimentos internacionais. Pode-se mencionar, por exemplo, o fato de que o Brasil fica apto a receber parte dos valores dos fundos de pensão europeus e americanos que somam nos anos atuais o valor de 10 trilhões de dólares. Esses fundos, assim como vários outros fundos internacionais, possuem uma política de não investir em países considerados de risco, ou seja, países que não possuem a classificação de grau de investimento (GUANDALINI; BORSATO, 2008).

Apesar do bem estar do mercado de ações nacional originado por fatores econômicos favoráveis e das perspectivas otimistas em relação ao seu futuro, muitos aspectos como, por exemplo, a estrutura tributária e trabalhista, tem de ser aprimorados para que o país continue em sua progressão. Essa expansão é necessária não apenas com o intuito de manter bons níveis perante o cenário mundial, mas também, com aspirações para atingir níveis ainda melhores, tanto nos índices relacionados à economia como também para aqueles que retratam a qualidade de vida de seus cidadãos.

Os países desenvolvidos ou em processo de desenvolvimento acelerado, apresentam altos índices de poupança, grande eficiência na sua intermediação ou, uma combinação desses dois elementos. Alguns países se destacaram nas últimas décadas por apresentar altas taxas de poupança. Esse é o caso, por exemplo, de países asiáticos como a Coreia do Sul e Singapura que se tornaram países industrializados, saíram da situação de pobreza e apresentaram poupança, respectivamente de 35% e 46% do PIB. O crescimento econômico está diretamente associado a elementos que incentivam a formação de poupança e sua intermediação eficiente. É também cabível a menção de que o desenvolvimento da Europa e dos Estados Unidos, a partir do final do século passado, foi impulsionado por uma constante e eficiente intermediação financeira de poupanças. Um dos fatores que explicam o maior período de prosperidade da economia americana é a existência de um mercado de capitais com vigor e flexibilidade para financiar a economia (BOVESPA,2000).

A função principal do mercado de capitais, segundo Ross (1995), é a de promover o encontro entre poupadores de recursos e tomadores de recursos, ou seja, por meio do mercado de capitais, as empresas que necessitam de recursos para poder gerir o seu negócio o tomam de forma direta com pessoas, sendo essas de natureza física ou jurídica, que tem uma determinada quantia de capital disponível para investir.

Ambas as partes nesse processo de transferência de recursos são tomadores diretos de decisão. À empresa, parte que recebe o recurso, cabe a decisão de analisar a viabilidade financeira e econômica deste tipo de captação e ao investidor, cabe a decisão de optar pela melhor empresa na qual investir e, além disso, decidir qual o momento ideal para que se invista e obtenha o melhor retorno financeiro.

Para que o investidor possa tomar a decisão que lhe traga maior rentabilidade, existem inúmeras ferramentas de análise do comportamento do mercado. Basicamente essas ferramentas estão vinculadas à duas escolas de análise: a Escola Fundamentalista e a Escola Técnica.

Apesar das duas escolas de análise trabalharem com o mesmo objetivo, que é o sucesso na estimação de valores futuros dos ativos, suas premissas de como fazê-la são diferentes. A Escola Fundamentalista considera para na sua estimação, os fatores que causam o movimento do mercado acionário e por este motivo, baseia-se em estudos oriundos da análise econômica da empresa.

Por meio dos preceitos estabelecidos pela Escola Fundamentalista é calculado o preço justo do ativo que é submetido à análise, portanto pode haver uma comparação para se saber se o ativo, com o preço de mercado atual, está sub-avaliado, avaliado ou condizente (CHAVES, 2004).

Por outro lado, a Escola Técnica, de acordo com Murphy (1986) objetiva estimar os valores futuros dos ativos financeiros baseada em estudos dos movimentos passados, por acreditar que estes possuem padrões repetitivos e identificáveis. Dentre as técnicas preconizadas por essa escola destacam-se: Candlesticks, Elliot Waves, Fibonacci e Médias Móveis.

De maneira independente à técnica, essa escola se norteia por três princípios básicos:

- 1 - Todas as informações se refletem no preço dos ativos no Mercado;
- 2 - Os preços se movimentam em tendências e as tendências são persistentes;
- 3 - Os movimentos do mercado são repetitivos.

Além destas duas escolas de análises de ativos, foi disponibilizado no mercado mundial um tipo de ferramenta computacional bastante eficiente para esse objetivo. São sistemas que se baseiam em inteligência computacional e oferecem a estimação dos valores

dos ativos, além de efetivarem negociações como compra e venda destes (BALTAZAR, 2006).

Essas ferramentas, construídas com base em técnicas de inteligência computacional, como as redes neurais, computação evolucionária, lógica fuzzy e sistemas híbridos, se concretizaram devido as suas aplicabilidades no importante mercado acionário (KOULOURIOTIS *et al.*, 2001).

Na última década, inúmeros tipos de sistemas baseados em inteligência computacional, com o objetivo de estimar os valores do mercado de ações, foram desenvolvidos. Pode-se citar os trabalhos, Setnes e Van Drempt (1999), Lazo (2000), Rong e Zhi (2005), Yoo (2005), Souto-Maior *et al.*, (2006), além de outros. Em geral, esses sistemas respondem de maneira adequada no desempenho deste tipo de tarefa, uma vez que apresentaram resultados de estimação bastante próximos dos valores realizados pelo mercado.

Assim, motivados pela importância do mercado de capitais no desenvolvimento da economia de um país e pelo fato de que o Brasil tem aumentado a sua participação no mercado de capitais é que muitos pesquisadores tem de longa data investido seus esforços para que se consiga o valioso objetivo de estimar valores desse mercado. Não distante dessa tendência se posicionou o trabalho que norteou essa dissertação de mestrado.

Este trabalho tem o intuito de aplicar aos dados históricos das ações componentes da carteira de negociações da Bolsa de Valores de São Paulo um sistema computacional baseado em lógica fuzzy. O sistema em questão foi proposto por Flauzino (2004) e se caracteriza por uma abordagem fuzzy multicamadas. Por meio desta aplicação, espera-se estimar os valores das ações da carteira analisada e com isso, desenvolver uma técnica que seja parte constituinte de uma ferramenta de suporte à decisão em investimentos do mercado acionário.

1.2. OBJETIVO

O objetivo desta dissertação consiste em aplicar um sistema de inferência fuzzy aos valores históricos de ações cotadas na Bolsa de Valores de São Paulo e, obter através desta aplicação, a identificação do sistema que rege a referida série temporal para que seja possível estimar os valores futuros destes ativos financeiros.

1.3. ESTRUTURA ORGANIZACIONAL DA DISSERTAÇÃO

Após o Capítulo introdutório, trata-se de alguns aspectos relativos ao mercado de capitais do Brasil. No Capítulo 3, é feita uma descrição dos fundamentos da lógica fuzzy e do uso de sistemas de aprendizado. No Capítulo 4, tem-se a descrição da abordagem fuzzy multicamadas que foi aplicada neste trabalho e, no Capítulo 5, são apresentadas a metodologia e análise dos resultados. As conclusões referentes a esse trabalho são tecidas no Capítulo 6.

1.4. CONTRIBUIÇÕES DA DISSERTAÇÃO

No decorrer do desenvolvimento desta pesquisa, foram publicados em congressos nacionais e internacionais artigos relacionados aos procedimentos utilizados no trabalho e aos resultados preliminares obtidos. As publicações são citadas abaixo:

- CICHINI, F.A.L; CASTRO, R.; FLAUZINO, R.A. Análise do coeficiente de correlação de ações cotadas na Bolsa de Valores de São Paulo-BOVESPA. *XIII Simpósio de Engenharia de Produção*, Bauru-SP, 2006.
- CICHINI, F.A.L; CASTRO, R.; FLAUZINO, R.A. Uma abordagem baseada em Sistemas de Inferência Fuzzy para estimação de cotações de ações. *XXVII Encontro Nacional de Engenharia de Produção*, Foz do Iguaçu-PR, 2007.
- CICHINI, F.A.L; CASTRO, R.; FLAUZINO, R.A. Using the Fuzzy Inference System as a Proposed Method to Develop Operations Strategies in the Stock Market. *19th annual conference of the Production and Operations Management Society*, La Jolla – California, 2008.

CAPÍTULO 2

ASPECTOS INTRODUTÓRIOS AO MERCADO DE CAPITAIS E AO USO DE FERRAMENTAS DE ANÁLISE

Neste Capítulo são abordados assuntos referentes ao mercado de capitais, aos motivos pelos quais as empresas recorrem a este mercado e sua importância para o desenvolvimento da economia de um país. Além disso, é evidenciada a evolução do mercado de capitais no Brasil e a utilização de técnicas tanto convencionais, quanto aquelas baseadas em inteligência computacional para o procedimento de estimação de valores futuros.

2.1. INTRODUÇÃO

O mercado de capitais mundial desenvolveu-se de maneira significativa nos últimos anos. O crescente movimento de demanda pelo investimento em ações tornou esse mercado cada vez maior e representativo. A forma de captação de recursos que é alcançada por meio deste, é tal que incentiva e possibilita o crescimento econômico de um país da maneira mais direta possível, pois se tem o encontro de empresas que necessitam de capital para o crescimento e manutenção de suas atividades com os investidores, que pretendem poupar seu capital em um investimento que lhes tragam melhores retornos. Esta forma direta de captação de recursos que o mercado de capitais disponibiliza, gera importantes benefícios tanto para as empresas quanto para os investidores.

Os fatores que estão envolvidos nesse mercado são econômicos e podem alterar a expectativa de lucros das empresas, decisões quanto ao destino de seus investimentos, expectativa dos investidores com relação ao futuro da empresa e mesmo com relação aos seus próprios investimentos.

2.2. O MERCADO FINANCEIRO E A BOLSA DE VALORES

O mercado financeiro se subdivide em quatro grupos nomeados por: Monetário, Crédito, Câmbio e de Capitais. Nesta dissertação será enfatizado este último que

tem como características de utilização, o objetivo de retorno a médio e principalmente a longo prazo e a finalidade de financiamento de investimentos de empresas. Essas características são efetivadas por meio de negociações de ações de empresas em Bolsas de Valores. Há em especial no sistema financeiro, um agente o qual pretende-se enfatizar denominada por: Bolsa de Valores. A palavra Bolsa, no sentido comercial e financeiro, se originou na Bélgica onde eram realizadas assembléias de comerciantes na residência de um senhor cujo nome era Van der Burse (CAVALCANTE *et al.*, 2005).

No final do século XVIII, instituições que participaram do primeiro sistema financeiro integrado atingiram um grande desenvolvimento quando os banqueiros foram obrigados a fracionar os empréstimos em títulos de participação, em função das exigências de crédito. Devido ao crescimento das sociedades acionistas, as Bolsas passaram assumir um papel de extrema importância na sociedade financeira.

As Bolsas de valores no seu conceito Legal e objetivo social, são associações civis sem fins lucrativos, ou ainda podem ser classificadas como sociedades anônimas. As Bolsas possuem autonomia administrativa, financeira, e no caso do Brasil, está sob a supervisão da Comissão de Valores Mobiliários. O objetivo das Bolsas de Valores é disponibilizar um mercado para cotação dos títulos nela negociados, organizando, administrando, aperfeiçoando o mecanismo de registro e liquidação das operações, fiscalizando o cumprimento das Leis que disciplinam as operações, assegurando aos investidores garantia pelos negócios realizados (CAVALCANTE *et al.*, 2005).

O desenvolvimento da Bolsa de Valores no Brasil se deve ao crescimento da estrutura financeira do país. A Bolsa de Valores de São Paulo, que após concluir em 2001 um acordo de unificação para integração de todas as Bolsas Brasileiras com a finalidade de fortalecimento do mercado de capitais no país, passou a ser a única Bolsa de Valores do Brasil.

Não é apenas no Brasil que a Bolsa de Valores passou a desempenhar nos últimos anos papel de grande valia, mas também na economia mundial. Segundo a Federação Mundial das Bolsas (2002), durante os anos 90, as bolsas de valores exerceram funções fundamentais para que o desenvolvimento da economia mundial pudesse se concretizar. Os mercados que operam por intermédio de bolsas de valores regulamentadas cresceram de forma expressiva, o que atribuiu às elas uma sensível responsabilidade no andamento da economia mundial.

No entanto, para que isso fosse possível os administradores das bolsas fizeram uso do alinhamento de suas estratégias corporativas ao potencial do mercado, do treinamento de seu pessoal e do investimento em infra-estrutura, da expansão da integração do setor financeiro às novas tecnologias de informática e telecomunicações, do estímulo e do aperfeiçoamento do gerenciamento de risco por meio dos mercados derivativos, do apoio ao investimento em ações por meio de fundos de pensão e outras entidades previdenciárias, da participação na reorientação financeira de empréstimos bancários para títulos e valores mobiliários (FEDERAÇÃO MUNDIAL DAS BOLSAS, 2002).

Do ponto de vista das bolsas, essa expansão comercial coincidiu com uma grande tendência, na última metade dos anos 90, de passar de uma estrutura baseada em associações de sociedades corretoras proprietárias para uma estrutura de companhias limitadas com fins lucrativos e com proprietários externos.

Seja na forma de uma associação sem fins lucrativos ou de uma instituição que objetive lucratividade, as bolsas devem executar os seus serviços e gerar dinheiro para que possa se manter ativa. Isso significa os seguintes fatores devem ser seguidos:

- Aperfeiçoar as operações do seu pessoal, bem como sua competência;
- Reeditar regras de funcionamento à medida que o know-how, a tecnologia, os produtos e as oportunidades gradualmente modifiquem o mercado e criem novos desafios;
- Readequar sistemas de tecnologia da informação e de telecomunicações;
- Conectar os mercados a um número cada vez maior de agentes;
- Aperfeiçoar as funções de supervisão e controle, à medida em que participantes, instrumentos e tipos de títulos e valores mobiliários tornarem-se mais complexos e interagem entre si, muitas vezes envolvendo operações de cross-border;
- Melhorar a qualidade da informação divulgada sobre as empresas e os dados do mercado;
- Enfrentar a competição agressiva tanto nacional quanto cross-border;
- Investir suas reservas de forma estratégica;
- Assegurar um bom retorno sobre o capital.

Um número cada vez maior de bolsas passou a oferecer suas próprias ações no mercado, o que enfatiza a natureza pública e de fins lucrativos referentes a esse setor. Este é o caso por exemplo da própria BM&FBOVESPA, que em outubro de 2007 lançou ações de sua propriedade no mercado de capitais.

2.3. RECORRÊNCIA AO MERCADO DE CAPITAIS

Quando uma empresa faz a opção pela abertura de seu capital, significa que esta passa a objetivar a captação de recursos financeiros para promover seu crescimento. Segundo Rudge e Cavalcante (1993), para que uma empresa decida abrir seu capital, é interessante que esta faça o balanceamento ideal entre o nível de endividamento e o de capitalização, ou seja, a abertura de capital é uma decisão que deve ser tomada sob influência de muitas análises pois, tal procedimento gera uma considerável mudança estrutural na empresa, como por exemplo a criação de departamentos de relacionamento com investidores, a própria profissionalização dos funcionários da empresa para que esta possa ser convidativa aos novos investidores e, por se tratar de uma operação que irá capitalizar a empresa, e como consequência dessa capitalização, irá gerar diversas obrigações, é de fato imprescindível que seja realizada uma análise da viabilidade da captação de recursos via mercado de capitais.

As ações são títulos que representam a menor parcela do capital social de uma empresa. Ao adquirir ações, o investidor, nomeado também de acionista, não é caracterizado apenas como um credor da empresa, mas sim um sócio, com sua sociedade dada pela proporção de ações que possui em relação ao total de ações disponibilizadas pela empresa. Basicamente existem ações de dois tipos: As Preferenciais e as Ordinárias. As ações preferenciais são aquelas que dão direito ao acionista à preferência nos recebimentos que a empresa gera. Por outro lado, as ações ordinárias são aquelas que dão ao acionista, direito a votos nas assembléias realizadas pela empresa com o objetivo de decidir sobre seu destino (CAVALCANTE *et al.*, 2005).

O fato de a empresa disponibilizar ações de sua propriedade no mercado é indicativo que existe uma demanda por capital como a que também seria suprida, por exemplo, se empresa pleiteasse um capital por meio de um financiamento em um banco. Porém, ao invés da empresa passar a ter obrigações com os acionistas, assim como teria se tivesse efetuado um empréstimo qualquer, como pagamento de juros e o próprio pagamento do valor principal, a empresa passa a tratar o acionista como um sócio, ou seja, tem a obrigação de lhe prestar contas sobre os seus resultados. Concomitantemente, como

conseqüência da abertura de capital, deverá tornar publica a sua demonstração de resultados para que não negligencie informações sobre sua atividade e com isso lese seus acionistas e acabe também por transmitir uma imagem negativa de administração, o que diminuiria as possibilidades da empresa de captar novos recursos no mercado acionário em momentos futuros.

A atividade empresarial em âmbitos gerais, tem por objetivo gerar lucros. Para o caso das empresas que recorrem ao mercado de capitais através de ações, ao gerar lucros, estas tem obrigações de pagar aos seus acionistas, uma parcela deste. De acordo com a Lei 6.404, de 15 de dezembro de 1976(artigo 202, parágrafo 2º), o dividendo obrigatório não pode ser inferior a 25% do lucro líquido, ou seja, pelo menos um quarto do lucro que a empresa gerar em cada exercício tem que ser distribuído aos acionistas em forma de dividendos.

Segundo Oliveira (2002), com a abertura de capital, a empresa consegue adquirir um recurso menos oneroso do que se o fosse demandar por intermédio de uma instituição financeira. Para o investidor, ou seja, a pessoa ou instituição que tem o capital disponível para ser investido, por outro lado, a abertura de capital das empresas o beneficia no sentido de aumento da oferta de ações, o que deixa a possibilidade da escolha para o investimento em vários segmentos, de acordo com o objetivo de ter maximizado o retorno do seu investimento.

A partir do momento que as empresas recorrem ao mercado de capitais, com a abertura do seu capital, estas passam a ser nomeadas de Companhias ou ter a sigla S/A(Sociedade Anônima) ao final de sua razão social. Essa sigla é explicada pelo fato de que como as ações da empresa são negociadas em Bolsa de Valores, ou seja, os acionistas compram e vendem ações que estão disponíveis no mercado, a empresa, apesar dos registros documentais mantidos pela CBLC (Central Brasileira de Liquidação e Custódia), que identificam cada um de seus acionistas, não há a necessidade de conhecer seus acionistas, a não ser é claro acionistas que possuam ações denominadas ordinárias, e que portanto, dão o direito ao acionista a votos na Assembléias que a empresa realiza com intuito de elaborar estratégias para o seu andamento (CAVALCANTE *et al.*, 2005).

O Brasil passa por várias mudanças em sua economia onde avançam formas organizadas de produção, elevam-se a produtividade e a competição. O novo paradigma produtivo impõe um aumento de capital. Esse fato aliado à ausência de antigos mecanismos de financiamento, além da estabilização e retomada do crescimento da economia, decorre no

aumento do interesse por parte das empresas com relação à abertura de capital. Algumas empresas que não consideravam o mercado de capitais como uma fonte de financiamento até a pouco tempo, começam a mudar de mentalidade e postura. Para reforçar ainda mais esse paradigma, nascem as empresas que não possuem alguns dos vícios tradicionais e visam o mercado de capitais como uma alternativa de aquisição de recursos.

Em geral, o preconceito que eliminava possibilidades das empresas pleitearem financiamento junto ao mercado de capitais, está sendo substituído por uma visão ampla que valoriza sua importância como fonte de financiamento e que vê no seu desenvolvimento, condições para o crescimento sustentado (BOVESPA, 2000).

Como já foi mencionado anteriormente, o mercado de capitais é resultado da interação de empresas que demandam capital e pessoas, físicas ou jurídicas que desejam investir parte do seu capital em tais empresas. Essas pessoas são denominadas de Investidores, e são sem dúvida, Figuras fundamentais ao desenvolvimento do mercado.

Quando um indivíduo opta em poupar parte de seu capital, ele procede com a consideração de que é mais propício reter o capital ganho no primeiro momento, com o objetivo de gastá-lo numa data futura. Existem duas opções para o consumo do capital: A curto prazo e a longo prazo. O poupador de recursos é aquele que faz opção pelo consumo a longo prazo, ou seja, no momento atual ele aplica esse capital em um determinado investimento, com intuito de ter como retorno um rendimento sobre esse capital, assim poderá consumir num futuro, tanto o capital principal, quanto a parcela de rendimento que obteve pela privação do uso imediato.

Qualquer investimento que seja feito tem que ser inteligentemente planejado e analisado para que os objetivos do investidor sejam alcançados e assim, ao final do período de manutenção do capital no investimento, este possa gozar de um rendimento significativo do capital aplicado.

Para que a análise de investimentos seja feita de maneira correta, o investidor deverá considerar três fatores fundamentais: rentabilidade, risco e liquidez. A Rentabilidade representa o resultado financeiro do investimento, ou seja, a razão entre o valor de venda e o valor de compra do ativo em questão, portanto, o quanto mais rentável for tal investimento, maior será essa razão. Risco pode ser apresentado como a probabilidade de se obter prejuízo no investimento. Em termos de estatística, risco é o desvio padrão de uma distribuição, ou seja, o risco indica o quanto os valores estão dispersos em relação à média. Quanto maior o

risco, maior a dispersão dos valores, o que indica que de acordo com o modelo de distribuição, pode-se obter um valor tanto superior à média, assim como um valor inferior à média. A questão da liquidez indica a capacidade de um ativo se converter em dinheiro, em outras palavras, quanto mais líquido um ativo é considerado, mais facilmente ele será negociado e se realizará em capital.(CAVALCANTE *et al.*, 2005).

Como dito anteriormente, uma das figuras principais para que a “máquina” do mercado de capitais se desenvolva é o investidor. Este para efetivar sua participação neste mercado, deve analisar os fatores citados para que tenha seus recursos maximizados, o que provavelmente irá gerar uma tendência positivista e como consequência, o emprego de mais capital no mercado, o que diretamente aumenta a possibilidade de expansão das empresas.

2.4. IMPORTÂNCIA DO MERCADO DE CAPITAIS

O desenvolvimento sustentável de uma economia depende de sua capacidade de expandir continuamente sua produção. Este fato tem total dependência à quantidade de investimentos que é gerada na economia. Segundo Neto e Félix (2002), os níveis de investimento têm uma relação direta com o mercado financeiro, e principalmente o mercado de capitais. Segundo estes autores, o meio mais eficiente de captação de recursos para o desenvolvimento da economia se efetiva via mercado de capitais, pois ao contrário do mercado de crédito, empresas de capital aberto têm a capacidade de diluir o risco do empreendimento para todos os componentes da sociedade. Segundo Pinheiro (2001), “o surgimento do mercado de capitais deveu-se a necessidade de atendimento da atividade produtiva, no sentido de garantir o fluxo de recursos nas condições adequadas em termos de prazo, custo e exigibilidade”, sustentado por princípios: como a contribuição para o desenvolvimento econômico ao atuar como captador de recursos para os investimentos e com isso incentivar a formação de poupança e permitir suporte para a constituição de uma sociedade baseada na economia de mercado.

Para Rocca (1998), segundo Sir John Hicks, ganhador do prêmio Nobel de Economia, a “revolução industrial teve que aguardar a revolução financeira na medida em que o surgimento dos mercados de capitais permitiram financiar projetos de longa maturação sem prejuízo da liquidez oferecida aos poupadores. Apesar de a maioria das inovações que constituíram a revolução industrial estarem disponíveis muito antes de sua deflagração, somente após a consolidação do mercado de capitais, sua difusão tornou-se possível”.

A função do mercado financeiro é promover o encontro entre dois interesses

que se convergem: O de adquirir recursos e o de poupar recursos (Ross,1995). O mercado financeiro é de extrema importância na sociedade contemporânea pois “permite ajuste permanente das necessidades e das capacidades de financiamento dos agentes econômicos – empresas, instituições financeiras, particulares, Estado e coletividades públicas” (SAINT-GEOURS, 1998).

Todos os países desenvolvidos ou emergentes trabalham com altas taxas de poupanças e com boa gestão desse fundo, o que garante recursos com preços atrativos e de fácil acesso ao setor empresarial. Países da Europa e o próprio EUA garantiram seu desenvolvimento a partir de uma gestão eficiente na intermediação de suas poupanças, o que foi possível devido a um mercado de capitais desenvolvido.

Para Lima (1999), “já há uma aceitação generalizada que um sistema financeiro desenvolvido proporciona na economia em tempos de produtividade, acumulação de capital, aumento da poupança e investimentos e crescimento econômico”.

De acordo com Rudge e Cavalcante (1993), para a aproximação entre agentes tomadores e ofertadores de capitais, deverá haver informações entre os negócios disponíveis e as condições gerais de mercado. Esse fluxo de informações torna o mercado mais ágil e mais eficiente. A questão da informação da disponibilidade da informação é de grande importância pois este mercado traz junto a si, incertezas e riscos, o que exige dos seus participantes, um bom conjunto de informações disponibilizadas e antes disso, um conhecimento prévio considerável a respeito dos fatores envolvidos nas operações para que decisões sobre possíveis negociações, sejam tomadas de forma acertada.

2.5. EVOLUÇÃO DO MERCADO DE CAPITAIS NO BRASIL

A perspectiva que o brasileiro tem hoje frente ao mercado de ações é muito diferente do que se tinha até alguns anos atrás, quando se via a Bolsa de Valores como uma “casa de apostas” onde os milionários jogam sorte com seu dinheiro de forma destemida como se estivessem apostando em corridas de cavalos. Para Bazin (1992), “qualquer pessoa, por menor que seja o seu capital, desde que suficiente para comprar uma só ação, pode tornar-se acionista de empresas com ações na Bolsa”.

Do ano de 2002 até meados de maio de 2007, o Índice Bovespa, IBovespa, que é o indicador mais importante da Bolsa de São Paulo registrou uma valorização de 360%, o que a posiciona entre uma das maiores altas do mundo. Em resumo, quem fez uma aplicação

de R\$ 10.000,00 na bolsa em 2002, teria na data em questão a quantia de R\$ 46.000,00. O número de pessoas físicas, ou seja, cidadãos comuns que investem diretamente na Bolsa, se alterou de 85 mil para 245 mil sendo que o volume de negócios gerados diariamente por estes indivíduos sofreu um acréscimo de aproximadamente 15 vezes, passando de R\$ 250 milhões para R\$ 3,78 bilhões. Em maio de 2007, o valor atual das ações de todas as empresas cotadas em bolsa era de R\$ 1,8 trilhão, o que equivale a 85% do Produto Interno Bruto (PIB). No ano de 2002 o valor era de R\$ 438 milhões, o que representava 33% do PIB.

Para atingir esse patamar, a Bolsa de Valores do Brasil, e conseqüentemente o mercado de ações percorreu um longo desenvolvimento. Em 1991, o governo facilitou o investimento estrangeiro na bolsa de valores, o que resultou num impacto positivo, aumentando a pontuação do índice IBovespa, criado em 1968. Porém, em 1994 com o início do Plano Real, as cotações do IBovespa iniciaram um grande processo de desenvolvimento oriundo de alguns fatores como por exemplo a contenção dos valores da inflação, a redução das taxas de juros. Antes desse período, era mais conveniente a compra de títulos do governo à ações. A criação da Lei de responsabilidade Fiscal o que faz com que se controle os gastos públicos, a acumulação de reservas de câmbio, o que em maio de 2007 era superior a US\$ 120 bilhões, o que indica o crescente interesse efetivo por parte do investidor estrangeiro em negócios no Brasil (FRIEDLANDER; FUCS, 2007).

A Tabela 2.1 retrata o comportamento da capitalização bursátil do índice IBovespa. Capitalização bursátil indica o valor de todas as ações das empresas que são cotadas na Bolsa de Valores. O índice IBovespa é o índice mais tradicional da Bolsa de Valores de São Paulo. Este índice foi criado em 1968 e manteve até os dias atuais, sua metodologia de cálculo, por isso é o indicador mais utilizado e que melhor retrata o desenvolvimento do mercado de ações Brasileiro.

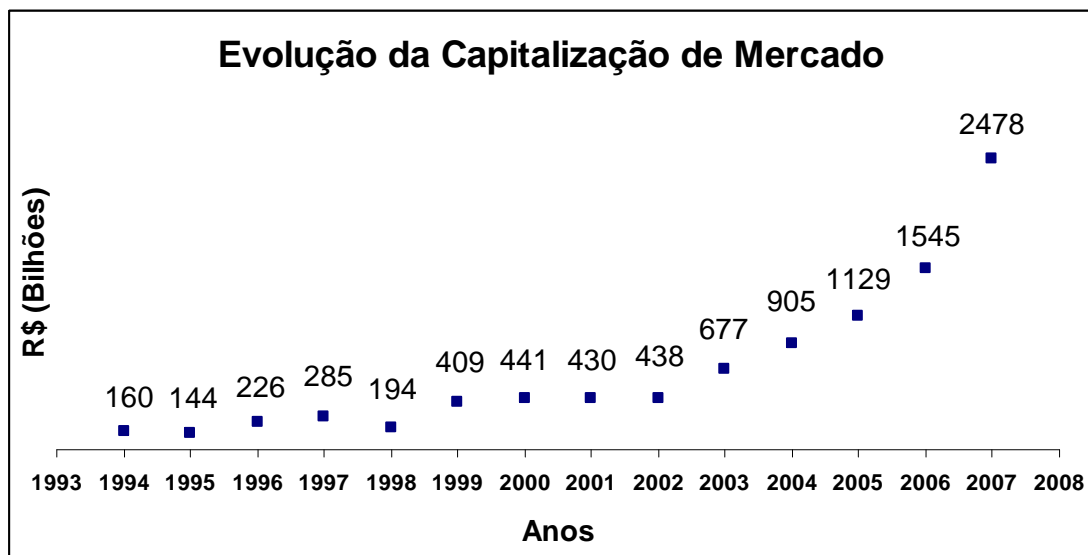
O índice IBovespa considera as maiores empresas de sua carteira, empresas que juntas compõe 80% do valor das negociações realizadas no estabelecimento. Portanto é um índice de grande representatividade. Pode-se perceber pela Tabela 2.1, um acentuado crescimento na capitalização bursátil desse índice, principalmente a partir do ano de 2003.

Tabela 2.1 - Capitalização Bursátil do IBovespa

Mês/ano	Nº Cias	Valor de mercado (R\$)
12/1998	50	119.129.690.000,00
12/1999	39	276.959.470.000,00
12/2000	48	299.720.065.572,62
12/2001	48	294.498.513.157,02
12/2002	47	294.017.021.302,36
12/2003	45	493.633.378.332,31
12/2004	45	642.025.875.690,20
12/2005	48	841.225.776.500,14
12/2006	48	1.180.653.283.021,59
12/2007	57	1.764.960.547.416,13

Fonte: BM&FBOVESPA (2008)

A Figura 2.1 mostra a evolução da capitalização do mercado de ações Brasileiro a partir do ano de 1994. Este não apenas considera as empresas listadas no índice IBovespa, mas todas as empresas que têm suas ações negociadas na Bolsa de Valores de São Paulo. Condizente com a Tabela 2.1, o gráfico retrata o acentuado crescimento durante todo período selecionado e principalmente a partir do ano de 2003.



Fonte: Dados e Notas Bovespa (Março/2008)

Figura 2.1 – Gráfico da evolução da capitalização de mercado das ações da Bolsa de Valores de São Paulo

A capitalização de mercado das empresas com ações negociadas na BM&FBOVESPA atingiu o patamar dos R\$ 2,478 trilhões no final de 2008. A partir do ano de 2003 o crescimento da capitalização é ainda mais expressivo. Dados como estes reforçam a idéia de que o mercado de capitais brasileiro está num processo muito sadio de desenvolvimento e que atenções voltadas para o referido mercado muito certamente resultarão em valores otimistas, tanto para o investidor, que estiver disposto a participar desse mercado emergente, como para a própria economia, pois essa capitalização que é fruto de investimentos, é a aplicação direta feita à produção, o que é base de qualquer economia do mundo.

Apesar do mercado de capitais dos países em desenvolvimento, como por exemplo o do Brasil, não ter uma expressão tão grande quanto ocorre nos países desenvolvidos, a sua importância tem aumentado significativamente, o que se pode ver ao observar a Figura 2.1. O aumento do fluxo de capitais para esses países é reflexo de que esses mercados têm melhorado muito, o que os torna mais atraentes e acessíveis para investidores internacionais que procuram o aumento dos lucros ou diminuição dos riscos (GRÓPPO, 2004).

O mercado de ações, no mundo todo e em especial no Brasil, se concretiza como um dos principais sustentadores do desenvolvimento econômico, à medida que atua no financiamento de recursos de médio e longo prazo para os agentes da economia, o que acaba também por contribuir para a democratização do poder nas empresas. Deve-se mencionar que, em especial no caso do Brasil, apesar da tendência positiva que se concretiza com relação a este mercado, há ainda alguns fatores que dificultam a ocorrência do pleno desenvolvimento. Pode-se citar a estrutura tributária que não incentiva as operações de renda variável; a falta de estrutura para administração da Comissão dos Valores Mobiliários (BOVESPA, 2000).

Ao tentar explicar os motivos para o crescente interesse sobre estudos do mercado de ações, depara-se com a própria função desempenhada por este. Sabe-se que o mercado de capitais em qualquer sociedade tem o objetivo de direcionar os recursos das unidades que apresentam superávit para aquelas unidades que apresentam déficit, que necessitam de capitais e que apresentam projetos para induzir o pleito de investimento. Sendo o capital um recurso escasso, este objetivo se concretiza com eficiência tão logo que o direcionamento desse recurso é efetivado para as oportunidades de investimento mais vantajosas.

Devido a essa crescente demanda pelo ingresso no mercado de capitais, tanto

por parte de empresas que pretendem socializar seu capital, quanto por parte dos investidores, o interesse pelos estudos que sobre questões que relativas ao mercado de capitais tem aumentado. Dentre os estudos realizados sobre tal mercado, um de intenso interesse é o que se baseia em técnicas com o objetivo de estimar os valores dos ativos que compõe a carteira administrada pelas bolsas.

2.6. TÉCNICAS UTILIZADAS PARA A ESTIMAÇÃO DE VALORES DO MERCADO DE CAPITAIS

Segundo exposto por Yamaguchi (2005), em 1696, o físico inglês Isaac Newton, no momento consagrado pela proposição das leis de movimento e gravitação universal, assumiu o cargo de Superintendente da Casa da Moeda Inglesa e teve participação de forma bastante direta e decisiva no processo de reforma monetária do ano corrente. Todavia, numa ocasião que Isaac Newton investiu determinado capital no mercado acionário, sofreu uma grande perda na quebra da South Sea Blue, a primeira grande queda (crash) do mercado inglês, no ano de 1720. Do fato ocorrido, Newton fez a seguinte observação: “Consigno calcular o movimento dos corpos, mas não a insanidade das pessoas”.

Passados mais de 280 anos da morte de Isaac Newton, pode-se dizer que a ciência moderna está propondo maneiras de quantificar o grau de insanidade das pessoas ao desenvolver técnicas, ferramentas computacionais que tem como objetivo mais relevante, a estimação dos parâmetros gerados pelo mercado de capitais. Muitas instituições financeiras já descobriram o quanto essas novas tecnologias podem ser recompensadoras, não apenas para obter lucro, mas também e principalmente para reduzir a possibilidade de que os seus clientes (investidores) tenham o mesmo destino que Isaac Newton que conforme já foi dito, presenciou o desaparecimento de suas reservas financeiras devido à obstinação impetuosa do mercado de capitais (YAMAGUCHI, 2005).

A questão da estimação de valores de ações é algo que há muito tempo faz parte do trabalho de pesquisadores, estudiosos e participantes do mercado. A tentativa pioneira de se modelar o mercado acionário foi feita em 1900 por Bachelier, um matemático francês, em sua tese intitulada: A Teoria da Especulação (*Théorie de la spéculation*), onde o preço das ações em mercados especulativos era descrito como um processo aleatório. Novas tentativas de modelagem do mercado acionário só se deram a partir dos anos 50, quando resultados empíricos sobre a correlação temporal das variações nos preços dos ativos financeiros mostraram que estas correlações eram desprezíveis e que o comportamento da

série temporal de preços dos ativos poderiam ser manchas aleatórias não correlacionadas (movimento Browniano aritmético). No entanto a proposta de Bachelier de que as mudanças de preços estariam distribuídas de acordo com uma curva gaussiana foi trocada pelo modelo no qual, os preços dos ativos são distribuídos de acordo com uma curva log-normal, isto é, os preços estariam sofrendo um movimento Browniano geométrico (YAMAGUCHI, 2005).

2.6.1. ESCOLAS TRADICIONAIS PARA A ANÁLISE DE INVESTIMENTO

Para que sejam realizados procedimentos de análise de investimento em ações no mercado de capitais, pode-se basicamente contar com dois métodos: o Método de análise fundamentalista e o Método de análise técnica. Cada um dos dois métodos tem como base uma escola de análise as quais estão alicerçadas sobre pontos de vista consideravelmente distintos. Apesar das diferentes perspectivas que existem em cada uma dessas escolas de análise, o objetivo que ambas almejam atingir é exatamente o mesmo, ou seja, tomar conhecimento de qual ou quais os momentos mais oportunos para compra ou venda de determinados ativos.

2.6.1.1. MÉTODO DE ANÁLISE FUNDAMENTALISTA

Segundo Noronha (2007) a escola fundamentalista leva em consideração o estudo das causas do movimento do mercado financeiro. Baseia-se em estudos provenientes da análise econômico-financeira das empresas, forma de gerenciamento das empresas e da perspectiva de desenvolvimento do segmento a que as empresas pertencem. Observa-se para realizar uma análise por esta escola, o comportamento da economia em seus segmentos micro e macroeconômicos.

O método fundamentalista, para estimar os valores do mercado, utiliza vários modelos/índices, tais como: Índice de preços/Lucros projetados; Índice de preços/Lucros históricos, Fluxo de caixa descontados das projeções, rentabilidade do patrimônio, apuração do dividendo pago por ação, etc.

Para Chaves (2004) o objetivo da análise fundamentalista é calcular o valor intrínseco do ativo, o qual poderá ser comparado com o mercado e classificado como condizente, avaliado ou sub avaliado. Deste, surgem os aspectos de tomada de decisão com relação a definição de qual ativo será negociado.

Ao considerar a obra de Cavalcante *et al.*, (2005), apresenta-se que a análise fundamentalista é um tipo de análise que objetiva determinar o preço justo de uma ação. Esse preço justo tem como base a expectativa de resultado no futuro. A escola fundamentalista defende a idéia de que o preço da ação na Bolsa de Valores não é o verdadeiro preço justo desta, mas sim uma média das expectativas entre os negociadores da ação. De acordo com essa definição, se o valor da ação na Bolsa estiver menor do que o preço justo, a compra se caracteriza como uma boa opção de investimento, porém se o valor da ação na Bolsa estiver maior que o preço justo calculado, esta ação deixa de ser uma opção viável de investimento.

A Escola Fundamentalista considera alguns fatores para determinar o preço justo das ações das empresas. São estes: o custo de oportunidade da renda fixa, o prêmio pelo risco vinculado ao investimento na instituição, a liquidez das ações da empresa no mercado, e a geração de lucros.

Por Cavalcante *et al.*, (2005), um investimento em ações indica uma opção em renda variável, onde o investidor trabalha com a incerteza sobre o valor que irá resultar da operação. Todo investimento em renda variável oferece ao investidor, um prêmio pelo risco, que nada mais é do que a diferença entre a taxa de rendimento de uma aplicação com risco e de uma aplicação sem risco. O prêmio pelo risco somado ao rendimento mínimo requerido (custo de oportunidade da renda fixa) é igual ao retorno esperado para um investimento em ações. Ao considerar o fator liquidez das ações para a determinação do preço justo, utiliza-se o conceito de que as ações com liquidez altas são aquelas que podem ser negociadas (compradas/vendidas) no volume almejado, de forma imediata, sem causar grandes variações nos preços. O último fator citado que influencia na determinação do preço justo é a geração de lucros. Quando se compra ações de uma empresa, espera-se que além do aumento no seu valor causado pelas forças de oferta e demanda no mercado, a empresa gere e distribua dividendos. A maior ou menor expectativa de geração/distribuição dos lucros está diretamente relacionada com um aumento no preço justo das ações.

A Análise fundamentalista é um método que se baseia no estudo dos fatores que determinam as leis de oferta e demanda do mercado com o objetivo de determinar o valor justo de um ativo. De acordo com essa técnica, o analista pode comparar o preço advindo da análise com o preço real de mercado da ação e assim classificá-lo como sub-avaliado, o que indica que é um bom momento para se comprar determinado ativo, sobre-avaliado, fato que aponta para um momento de venda de determinado ativo, ou classificá-lo como preço justo, o que ocorre quando os preços calculados pelo analista e o praticado pelo mercado são

equivalentes.

Bodie et.al (2002) definem análise fundamentalista como a determinação do valor presente das ações, portanto o valor teórico que os acionistas deveriam receber frente a um processo de venda ou o valor teórico que um possível investidor pagaria por uma ação da empresa. Os analistas segundo essa técnica devem considerar informações advindas do meio empresarial tal como lucros e dividendos projetados pela empresa, além das expectativas econômicas e avaliação de risco.

2.6.1.2. MÉTODO DE ANÁLISE TÉCNICA

Por outro lado, a escola técnica considera como fundamental para a efetivação do processo de análise os efeitos do movimento do mercado financeiro. Utiliza informações de dados gerados pelo desenrolar dos preços e volume de negócios, gráficos e indicadores estatísticos, e foca-se principalmente no comportamento histórico do mercado financeiro para determinar o estado atual ou futuro deste.

Para Murphy (1986), a análise técnica se baseia em três princípios: no preço de mercado já estão contidas todas as informações e expectativas dos agentes, tanto os fundamentos psicológicos como os políticos e econômicos; os preços se movimentam de acordo com tendências; o comportamento dos preços no passado se repete no futuro. Segundo Noronha (2007) a análise técnica não leva em consideração os motivos pelos quais os preços se alteram mais sim os reflexos no preço causados pela interação dos agentes. Para a análise técnica, mesmo que se tenha conhecimento dos fatores fundamentais que afetam o preço de uma mercadoria ou ações de uma empresa como o clima, greve, decisões políticas e fatores de demanda, não se terá todos os fatores necessários para compreender a formação de preços, pois, não são estes fatores que os afetam e sim a forma com o que os participantes do mercado reagem a estes fatores. Para a análise técnica é o mercado que deve ser estudado pois é o único local onde a oferta e demanda, a psicologia das massas com seus medos e crenças e suas expectativas se encontram. (BORGES, 2007).

Winger e Frasca (1995) definem análise técnica como um método de avaliação de ativos que despreza os fundamentos econômicos. No mercado de ações, por exemplo, a análise técnica desconsidera qualquer informação relativa à instituição sobre a qual se realiza a análise. Os analistas técnicos afirmam que os preços do mercado já são reflexos dos estudos feitos pelos fundamentalistas.

Para Ehrman (2004), a análise técnica pressupõe a elaboração de um modelo que exclui o fator humano do momento da execução ou da tomada de decisão sobre o investimento, ou seja, remove o componente emocional sempre presente no ser humano do processo de análise.

Rotella (1992) classifica a análise técnica em dois grupos:

1-) Análise subjetiva: Se refere ao estudo que fica sujeito a interpretações independentes ao uso de ferramentas estatísticas.

2-) Análise objetiva: Se refere ao estudo que se baseia em ferramentas estatísticas ou modelos matemáticos para realizar seu objetivo.

Pode-se mencionar uma importante técnica do método de análise técnica que é a CandleSticks. Essa é uma técnica que foi desenvolvida no Japão e que apresenta uma forma particular de esboçar o gráfico de preço dos ativos e também alguns padrões particulares de comportamento do gráfico (LELIS, 2007).

O CandleStick que é a representação dos valores dos ativos para um dado período, é composto pelos valores de abertura, fechamento, máximo e mínimo. A Figura 2.2 apresenta os dois tipos fundamentais. O Candlestick utilizado para momentos de tendência de alta no preço do ativo financeiro é representado por (a) e o utilizado para momentos de tendência de queda no preço é representado por (b):

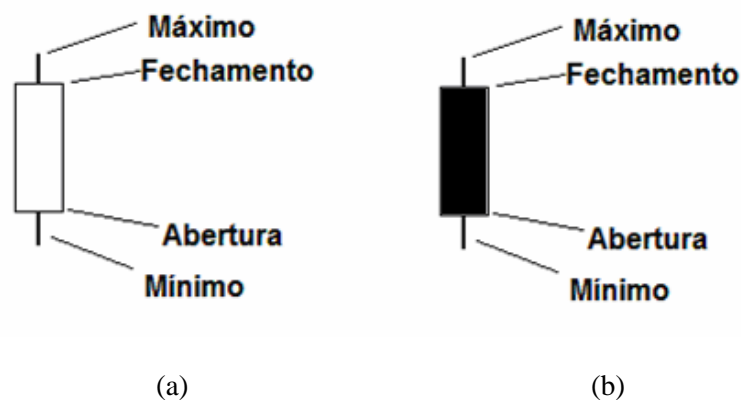


Figura 2.2 – Representação de um CandleStick

O objetivo de se trabalhar com esse tipo de figura para representar a variação dos preços de um determinado período é a de facilitar a visualização de informações como a de abertura e fechamento e assim o processo de análise do gráfico fica mais acessível.

Na Figura 2.3 é apresentado um gráfico baseado em CandleStick para que se

visualize a forma como qual essa técnica trabalha no objetivo de estimar os valores futuros dos ativos.



Fonte: LELIS (2007)

Figura 2.3 – Gráfico de um modelo baseado em CandleStick

Os padrões envolvidos nessa técnica são baseados nos tamanhos e formas dos CandleSticks ou mesmo na seqüências com que eles se apresentam no gráfico. Recomenda-se a leitura do trabalho de Lelis (2007) para a obtenção de maiores detalhes sobre essa técnica.

Ao retratar outra técnica específica do método de análise técnica, que representa bem as características envolvidas na Escola Técnica, decidiu-se por mencionar também a teoria das Elliot Waves. De acordo com Neely (1990), a teoria das Elliot Waves faz a descrição de como dados locais se relacionam com dados da vizinhança, a maneira como um dado deveria se comportar sob várias circunstâncias, quando e como tendências psicológicas se iniciam e se finalizam, como um ambiente psicológico influencia no início de outro ambiente e qual comportamento a evolução dos preços deve exibir. A teoria das Ondas de Elliot, portanto, organiza o fluxo de aparência randômica dos preços das ações em padrões identificáveis e previsíveis com base no transcorrer da psicologia das massas. De acordo com essa teoria, a evolução dos dados ou preço de mercado descritos em um gráfico é a representação geométrica da psicologia das massas.

As pessoas se comportam conforme seus sentimentos e opiniões. Numa situação onde a grande parte da população tem opiniões e sentimentos similares em relação ao futuro, um ação cumulativa gera uma realimentação positiva, ou seja, quando há a ocorrência

de um evento, há um outro elemento ou outros elementos que auxiliam a aumentar a magnitude desse evento, o que implica na definição de uma tendência, conseqüentemente, um padrão de comportamento previsível. As massas podem mudar de padrão de comportamento instantaneamente, assim como indivíduos podem e fazem. Alterações repentinas no comportamento das massas causam grandes alterações no mercado, como por exemplo a queda das maiores bolsas de valores do mundo em 1987, onde a perspectiva das massas com relação ao mercado de ações foi alterada.

Segundo a teoria das Elliot Waves, não há acasos nos padrões das atividades do mercado, nem aberrações. Essa teoria auxilia o analista de mercado a verificar que sempre há uma razão que explica uma reação do mercado e também alerta o analista quanto o mercado irá se comportar diferentemente do que no passado.

De acordo com Hayashi (2002) ao tratar sobre as Ondas de Elliot, “a partir de correspondências estabelecidas, historicamente entre padrões e eventos futuros de maior probabilidade de ocorrência, pode-se prever os movimentos dos preços nos mercados financeiros após o término de um padrão de Elliot legítimo ou após a conclusão de uma fase de um padrão”.

Uma outra técnica comumente utilizada para estimação dos valores de ações é aquela baseada na série de Fibonacci, um matemático italiano do século XIII que desenvolveu a seguinte seqüência numérica: 1, 1, 2, 3, 5, 8, 13, 21, 34, ...

Com finalidade de notação, nomearemos cada elemento dessa seqüência por $a_1, a_2, a_3, \dots, a_n$. Tem-se para essa seqüência, que a partir de a_3 , cada elemento $a_n = a_{n-1} + a_{n-2}$. Tem-se também que quando n tende ao infinito, a divisão entre a_n e a_{n+1} tende ao número 0,618.

Este valor e algumas variações do tipo : $1-0,618 = 0,382$ ocorrem com certa freqüência em formas geométricas na natureza como em conchas, flores, em partes do corpo humano, etc.

Desta maneira se induziu que estes números poderiam também estar associados ao comportamento dos preços das ações. Não há provas de que existe essa associação, porém, mesmo assim, os números de Fibonacci são bastante utilizados para determinação de valores futuros das ações (GRAF BOLSA, 2008).

Pode-se citar também a técnica das Médias Móveis, onde basicamente são calculadas médias para cada ação analisada. A cada média calculada, o elemento mais antigo do conjunto de dados que é utilizado é desprezado e o próximo elemento da série de dados

que representa os valores da ação é considerado. Desta maneira os conjuntos bases para cálculo das médias sempre terão o mesmo número de elementos.

Obtém-se como resultados desses cálculos uma linha de tendência. Essa técnica apresenta resultados satisfatórios principalmente quando há movimentos de grandes altas ou grandes quedas nos preços. Contudo, para momentos de variações não tão acentuadas, essa técnica pode apresentar resultados inconsistentes (INVESTSHOP, 2008).

2.6.2. UTILIZAÇÃO DE TÉCNICAS DE INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL PARA ANÁLISE DE INVESTIMENTO

Para reforçar ainda mais o acesso e a permanência tanto do grande público, como a participação de mais empresas na utilização do mercado de capitais, surgiu no mercado mundial um tipo de ferramenta computacional que tem se mostrado eficiente na estimação do mercado de capitais. Ao se tratar de desafios expressos em termos matemáticos, o computador é sem dúvidas uma ótima ferramenta para resolvê-los. A administração de fundos de investimento por computadores atingiu em 2006, o valor de 1,5 trilhões de dólares, ou seja, 7% do total mundial negociado. São sistemas computacionais baseados em inteligência computacional que além de efetuarem estimações dos ativos financeiros, efetuam a compra e venda destes. Estes são denominados Sistemas Quantitativos e segundo pesquisa baseada em setenta fundos de investimento americano mostrou-se que estes sistemas apresentam melhores resultados em comparação aos seus concorrentes humanos. No Brasil, no ano de 2006, o volume gerenciado por esses tipos de sistema atingiu o índice de 0,8% dos 800 bilhões de Reais que a indústria de fundos movimentava no país (BALTAZAR, 2006).

De acordo com Koulouriotis *et al.*, (2001), a expansão de ferramentas de modelagem avançada, como redes neurais, técnicas evolucionárias, fuzzy e sistemas híbridos se concretizou devido as suas aplicabilidades no desafiador campo do mercado de ações. Esses tipos de técnicas, apresentam resultados melhores do que aqueles modelos baseados em estimadores lineares ou não lineares; No intuito de inovar, uma interessante direção de pesquisa surge para analisar da forma completa e explorar as variáveis quantitativamente relacionadas. O uso de ferramentas baseadas na teoria Fuzzy, constitui uma poderosa ferramenta para o desenvolvimento de um sistema de estimação de valores referentes ao mercado de capitais.

A introdução de técnicas inteligentes no mercado de capitais traz inovações importantes para o projeto e implementação de modelos de previsão e estratégia de negócios.

Em muitos trabalhos, como os citados neste Capítulo, por exemplo, já se relatam a obtenção de lucros e uma intensa redução nos riscos ao tomar a decisão quanto aos negócios, porém, aceitáveis níveis de precisão com relação à estimação estão por serem desenvolvidos. A razão para a existência de restrições quanto à aplicabilidade confiável desses tipos de sistemas é a própria natureza do mercado de ações. Há a ação de inúmeros fatores interrelacionados como o desenvolvimento dos negócios vinculados à empresa, a situação econômica, política e etc, afetam decisivamente os preços das ações, direta ou indiretamente. A questão de fazer uso de informações qualitativas manuseadas com informações quantitativas (medidas), já está sendo trabalhada através da implementação de sistemas híbridos com aplicações de regras fuzzy ou outras metodologias. Para exemplificar tais tipos de estudos, tem-se os trabalhos de Yoon e Swales (1991) e Kohara et. Al (1997)

As redes neurais são amplamente utilizadas na estimação de valores do mercado de capitais devido as suas propriedades de tratamento aos sistemas não lineares com capacidade de auto-aprendizagem. Porém as redes neurais têm dificuldades em tratar com informações de ordem qualitativa. Com o intuito de vencer as limitações das redes neurais, Rong e Zhi (2005) propuseram um estudo com um sistema híbrido que utiliza as técnicas fuzzy e redes neurais, que pertence a classe das redes adaptativas e funciona equivalentemente como um sistema de inferência fuzzy. Este tipo de sistema recebe o nome de ANFIS (Adaptive - Neuro Fuzzy Inference System). O resultado obtido foi adequado, o que conclui que este tipo de sistema pode ser usado com eficiência na estimação de valores de ações do mercado de capitais.

Durante a última década, vários tipos de sistemas inteligentes utilizados para a tomada de decisão quanto aos negócios relativos ao mercado de ações foram desenvolvidos. Fazel Zarandi et. al (2007) utilizaram em seu trabalho um sistema que se baseia em lógica fuzzy para estimar valores do mercado de capitais e concluíram que o sistema proposto demonstrou por meio dos resultados obtidos, uma superioridade com relação a robustez, flexibilidade e minimização de erro. O autor apresenta que tal sistema pode ser utilizado por instituições financeiras e também por investidores para a obtenção de maiores lucros nos negócios efetuados no mercado de capitais.

CAPÍTULO 3

FUNDAMENTOS DE LÓGICA FUZZY, SISTEMAS FUZZY E SISTEMAS DE APRENDIZADO

Neste Capítulo são apresentados os conceitos fundamentais relacionados à lógica, aos conjuntos e aos sistemas de inferência fuzzy. O texto é uma compilação dos principais aspectos abordados no trabalho de Gomide e Gudwin (1994), Shaw e Simões (1999) e Flauzino (2004).

3.1. INTRODUÇÃO

Há um grande descompasso entre a capacidade criativa do ser humano na resolução de problemas e as possibilidades que os computadores proporcionam para as resoluções. Este fato se deve a questão de que os seres humanos têm a capacidade de trabalhar processos de alta complexidade, processos que se baseiam em informações imprecisas, vagas ou aproximadas, enquanto que os computadores trabalham por raciocínio preciso, binário.

Existem alguns tipos de sistemas que permitem que as máquinas raciocinem da mesma maneira imprecisa que os seres humanos. Esses sistemas são nomeados “Sistemas inteligentes”. É daí que surge o termo inteligência computacional, que representa o estudo de como as pessoas resolvem problemas e como as máquinas podem utilizar esse comportamento para a solução de problemas (SHAW; SIMÕES, 1999).

A estratégia adotada pelos operadores humanos é também de natureza imprecisa e sendo assim, normalmente se torna possível de ser expressa em termos lingüísticos. Esse fator é o responsável pela necessidade do uso da ferramenta Fuzzy. A Teoria de Conjuntos Fuzzy e os Conceitos de Lógica Fuzzy são ferramentas que podem ser utilizadas para transformar em termos matemáticos a informação imprecisa captada do meio externo por um conjunto de regras lingüísticas. Dado que um operador humano é capaz de articular uma estratégia de ação como um conjunto de regras da forma se ... então, há a possibilidade da construção de um algoritmo que é passível de ser implementado em um

computador. O resultado pois, é um sistema de inferência baseado em regras, no qual a Teoria de Conjuntos Fuzzy e a Lógica Fuzzy fornecem suporte necessário para o tratamento matemático das variáveis lingüísticas (TANSCHKEIT, 2008). Para o trabalho de Gomide e Gudwin (1994) a lógica fuzzy pode ser aceita como a melhor forma de representar o raciocínio humano que é parcial e aproximado e, modelagem e controle fuzzy são ferramentas que objetivam tratar informações qualitativas de uma forma rigorosa.

Em 1964, Lofti A. Zadeh concebeu a idéia de Grau de pertinência, que é o conceito que se tornou a espinha dorsal da Teoria de Conjuntos Fuzzy. A partir deste importante fundamento, houve a publicação do primeiro artigo intitulado *Fuzzy Sets* na revista *Information and Control* sobre Conjuntos Fuzzy em 1965. Porém, Zadeh há alguns anos antes, tinha como seus princípios que os problemas reais do mundo poderiam ser resolvidos de forma eficiente com métodos analíticos e/ou grandes computadores e em um artigo publicado em 1961 mencionou que um diferente tipo de matemática era necessário (ZADEH Apud YEN;LANGARI,1999)

A Lógica Fuzzy, que é baseada na Teoria de Conjuntos Fuzzy, foi em princípio desenvolvida a partir dos conceitos já estabelecidos da lógica clássica. Em um primeiro momento a Teoria Fuzzy se apresentou na área de Controle, porém, desde então, um aumento significativo da utilização de sistemas fuzzy tem se verificado em outras áreas como por exemplo, previsão de séries, mineração de dados, planejamento e otimização. Também tem sido utilizada juntamente com outros sistemas denominados inteligentes como redes neurais e programação evolutiva, o que é responsável pela geração de sistemas híbridos cuja a capacidade de aprendizado tem aumentado as aplicações.

A lógica fuzzy é uma ferramenta que utiliza a forma de raciocínio do ser humano para trabalhar num sistema de controle. Para Yen e Langari (1999), a lógica fuzzy pode ser considerada por duas óticas. Na primeira, considerando um senso restrito, é dada como um sistema lógico que generaliza o sistema lógico binário. Na segunda, considerando um senso abrangente, a lógica fuzzy refere-se a toda a teoria e tecnologia que emprega conjuntos fuzzy que são classes com fronteiras não bem definidas.

Quando o assunto é implementação de um sistema, o primeiro passo para a abordagem tradicional de um processo é a derivação do modelo matemático que faz a descrição do processo. Este procedimento exige o conhecimento detalhado do processo o que para sistemas complexos é algo praticamente inatingível (GOMIDE; GUDWIN, 1994).

Kruse *et al.*, (1994) afirmam que uma forma de simplificar sistemas complexos é permitir o uso de uma lógica de imprecisão e incerteza durante a fase de modelagem. Com sistemas de controle fuzzy, a atenção é voltada para a redução da complexidade e isto é alcançado pelo inteligente uso das informações imprecisas. A qualidade de um modelo não pode ser medida pelo grau de precisão de uma informação concluída isoladamente, mas sim pela consideração de critérios como exatidão, integridade, adequação, eficiência e conveniência em uso. Portanto não é surpreendente que um modelo que apresente uma redução da complexidade do sistema, onde exatamente esta redução de complexidade se dá pela inclusão de informações imprecisas, possa ser melhor. Através da lógica fuzzy, um sistema pode ser representado por conceitos imprecisos como “alto”, “veloz” e “novo”. Tais propriedades resultam na facilidade do mapeamento do conhecimento de determinado sistema a partir de observações realizadas sobre este.

Segundo Lee (1990), esta estruturação do raciocínio possibilita até o tratamento de dados que são conflitantes. Diversas áreas são exemplos da aplicação da tecnologia oriunda da teoria de conjuntos fuzzy e lógica fuzzy (GOMIDE; GUDWIN, 1994; HIROTA, 1993; YEN; LANGARI, 1999). Pode-se exemplificar este fato através dos sistemas fuzzy de controle, que podem possibilitar um controle mais preciso e desempenho estável. Também pode-se citar a modelagem de sistemas, que pelo uso de técnicas de inferência fuzzy, possibilita uma representação mais fiel e extração de informações qualitativas do sistema. Também pode-se citar aplicações na robótica, processos industriais, imagens médicas e negociações financeiras.

Ao se trabalhar com um sistema de inferência fuzzy, os dados são normalizados e convertidos para valores fuzzy. Esse processo é denominado de fuzzificação das variáveis de entrada. Fuzzificação representa a atribuição de valores lingüísticos, descrições vagas ou qualitativas, definidas por funções de pertinência às variáveis de entrada. Funções de pertinência representam os fatores fundamentais de todas as ações teóricas e práticas de sistemas fuzzy. Uma função de pertinência é uma função numérica que atribui valores de pertinência fuzzy para valores discretos de uma variável em seu universo de discurso. Considera-se que universo de discurso de uma variável representa o intervalo numérico de todos os possíveis valores que a variável pode assumir. A fuzzificação é uma espécie de pré-processamento de categorias ou classes dos sinais de entrada, reduzindo grandemente o número de valores a serem processados. Uma menor quantidade de valores processados significa que há uma computação mais veloz. As regras que serão geradas no

sistema fuzzy serão executadas em paralelo, em consequência, cada variável terá sua região fuzzy. A criação desta região fuzzy através das regras ativas do sistema é conhecida por agregação. Depois do processamento das regras de inferência, as regiões fuzzy são convertidas em valores não fuzzy, também conhecidos como valores “crisp”. Esse último processo é o de defuzzificação. O objetivo é obter-se um único valor discreto que melhor represente os valores fuzzy inferidos da variável lingüística de saída. Assim a defuzzificação é uma transformação inversa que traduz a saída do domínio fuzzy para o domínio discreto (SHAW; SIMÕES,1999)

3.2. FUNDAMENTOS DA TEORIA DE CONJUNTOS FUZZY E LÓGICA FUZZY

Apesar da existência de uma complexa base formal que sustenta o uso na modelagem e controle de sistemas, nesta Seção serão apenas consideradas as características elementares para a compreensão da teoria básica de modelagem fuzzy.

Na teoria clássica de conjuntos , um elemento ou pertence a um conjunto ou não. Dado um universo de discurso U e um elemento $x \in U$, o grau de pertinência do elemento x , $\mu_A(x)$ com relação a um conjunto $A \subseteq U$ é dado por:

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1, & \text{se } x \in A \\ 0, & \text{se } x \notin A \end{cases} \quad (3.1)$$

A função $\mu_A(x): U \rightarrow \{0, 1\}$ é nomeada de função característica na teoria clássica de conjuntos. Essa função, na teoria clássica pode somente assumir valores discretos. Pode-se se observar esse fato pela expressão (3.1).

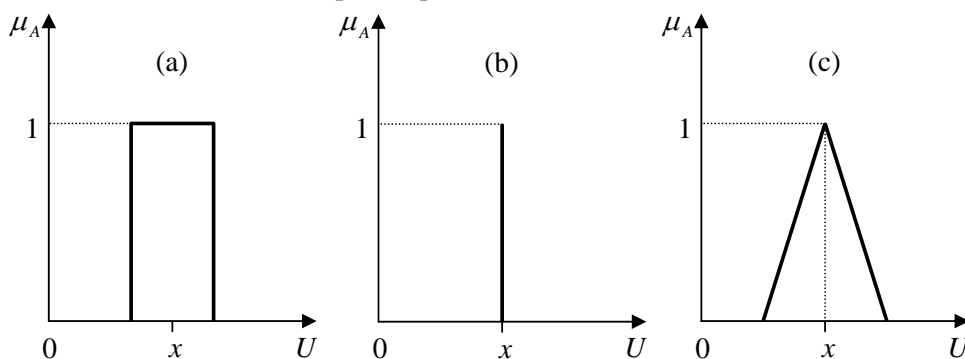


Figura 3.1 – Funções de pertinência.

Na Figura 3.1 (a) pode-se verificar que um intervalo de dados tem pertinência 1 em relação ao conjunto A considerado. Para elementos que não pertencem a esse intervalo

mas pertencem ao conjunto universo U , o grau de pertinência tem valor 0. Essa é representação de pertinência referente à lógica clássica. Na Figura 3.1 (b) o caso preciso é apresentado e deste tem-se que o grau de pertinência tem valor 1 somente em determinado valor, sendo 0 para os demais valores.

Já um conjunto fuzzy é um conjunto com uma fronteira gradual. O conjunto fuzzy generaliza o conjunto clássico, pois permite um grau de pertinência parcial de cada elemento com relação ao conjunto, não mais estando limitada por resultados binários. Dado um conjunto clássico, um elemento pertence ou não pertence ao conjunto. Já ao considerar um conjunto fuzzy, um elemento x pertencente ao conjunto universo U tem um determinado grau de pertinência com relação ao conjunto A , grau este que é definido no intervalo $[0,1]$ e descrito por $\mu_A(x)$, onde 0 significa exclusão total do elemento em relação ao conjunto, 1 significa inclusão total do elemento e qualquer valor entre esses dois representam uma pertinência parcial (SHAW; SIMÕES,1999).

Uma caracterização mais ampla foi proposta por Zadeh (1973) na medida em que sugere que alguns elementos são mais membros de um conjunto do que outros. Como o grau de pertinência pode assumir valores no intervalo $[0, 1]$, a função característica se torna contínua no seu domínio. A generalização da função característica aumenta o seu poder de expressão. Na Figura 3.1 (c), tal abordagem descrita é apresentada na forma de uma função de pertinência triangular com pico em x , o que sugere a idéia de que quanto mais próximo de x , mais o elemento se identifica com o conceito representado por x em relação ao conjunto A .

Já que o grau de pertinência não é mais um dado binário, não faz sentido definir um conjunto apenas pelos seus elementos. Conjuntos Fuzzy são definidos por pares ordenados que indicam cada elemento com seu grau de pertinência para com o conjunto em questão assim como indica a expressão 3.2:

$$A = \{(x, \mu_A(x)) \mid x \in U\} \quad (3.2)$$

Os conjuntos contínuos são representados pela função de pertinência. Já os conjuntos discretos podem ser representados conforme a expressão 3.3, onde a somatória representa a operação união (disjunção) e o termo $u_A(x_i)/x_i$ indica que o elemento x_i pertence ao conjunto A com grau de pertinência $\mu_A(x_i)$.

$$A = \sum_i u_A(x_i)/x_i \quad (3.3)$$

Normalmente para simplificar a visualização, a lista dos elementos de conjuntos discretos apresenta apenas os elementos que possuem grau de pertinência diferente de zero.

Há alguns conceitos que são utilizados na teoria de conjuntos fuzzy e lógica fuzzy que serão aqui brevemente apresentadas. São eles: Conjunto suporte, conjunto α -nível, cardinalidade de um conjunto e altura de um conjunto.

O conjunto suporte de um conjunto fuzzy A é o conjunto clássico de elementos cujo grau de pertinência seja diferente de zero.

$$S(A) = \{x \in U | \mu_A(x) > 0\} \quad (3.4)$$

Um conjunto fuzzy cujo conjunto suporte é um único ponto de U com $\mu_A=1$ é chamado de um conjunto unitário fuzzy

O conjunto α -nível de um conjunto fuzzy A é o conjunto de elementos cujo grau de pertinência é maior que α .

$$A_\alpha = \{x \in U | \mu_A(x) > \alpha\} \quad (3.5)$$

Na teoria de conjuntos clássica a cardinalidade representa o número de elementos do conjunto. Já na teoria de conjuntos fuzzy, como os elementos podem pertencer parcialmente ao conjunto, a cardinalidade é dada pela soma dos graus de pertinência de cada elemento:

$$\text{Card}(A) = \sum_{x_i} \mu_A(x_i) \quad (3.6)$$

A altura de um conjunto fuzzy é dada pelo valor máximo de sua função de pertinência. Os conjuntos cuja altura é 1 são denominados normais e os de altura inferior a 1 são os subnormais.

$$\text{Alt}(A) = \max[\mu_A(x_1), \mu_A(x_2), \dots, \mu_A(x_i)] \quad (3.7)$$

Pode-se considerar a partir das informações detalhadas acima que os conjuntos da teoria clássica são vistos como um caso específico na teoria de conjuntos fuzzy. Na Figura 3.1 (c) tem-se uma função de pertinência do tipo triangular, porém, pode-se utilizar qualquer função $f: \mathfrak{R} \rightarrow [0,1]$ para a representação de um determinado conjunto fuzzy. As funções de pertinência mais utilizadas são as triangulares, quadráticas e gaussianas.

3.2.1. OPERAÇÕES E OPERADORES DA LÓGICA FUZZY

Sejam as funções de pertinência μ_A e μ_B referentes respectivamente aos conjuntos A e B pertencentes ao universo de discurso U. Ao definir as operações formais que envolvem conjuntos do mesmo universo de discurso têm-se as operações de união ($A \cup B$), intersecção ($A \cap B$) e o complemento ($\neg A$) que são definidas de maneira formal pelas expressões (3.8), (3.9) e (3.10).

$$\mu_{A \cup B}(u) = \mu_A(u) \& \mu_B(u) \quad (3.8)$$

$$\mu_{A \cap B}(u) = \mu_A(u) \Gamma \mu_B(u) \quad (3.9)$$

$$\mu_{\neg A}(u) = 1 - \mu_A(u) \quad (3.10)$$

onde Γ é uma norma triangular (t -norma) e $\&$ é uma co-norma triangular (s -norma).

Para exemplificar a s -norma tem-se a expressão (3.11) e para exemplificar da t -norma tem-se a expressão (3.12).

$$\mu_{A \cup B} = \max\{\mu_A(u), \mu_B(u)\} \quad (3.11)$$

$$\mu_{A \cap B} = \min\{\mu_A(u), \mu_B(u)\} \quad (3.12)$$

Zadeh (1965) quem apresentou inicialmente o emprego do operador “max” que representa a s -norma e o emprego do operador “min” que representa a t -norma, porém, existem várias outras s -norma e t -norma que podem ser utilizadas em sistemas fuzzy (PEDRYCZ, GOMIDE, 1998).

3.2.2. REGRAS DE INFERÊNCIA FUZZY

Para expressar conceitos ou relacionamentos por intermédio de elementos da linguagem natural é muito comum o uso de elementos qualitativos ao invés de valores quantitativos. Elementos lingüísticos típicos incluem expressões do tipo “meio perto”, “forte”, “mais ou menos baixo”, etc. Estas idéias são capturadas pela definição de variáveis lingüísticas. Variáveis lingüísticas são a composição de um valor simbólico e um valor numérico. Uma variável lingüística assume valores em um conjunto de termos lingüísticos com a finalidade de expressar os conceitos e o conhecimento da comunicação humana. Por exemplo, uma variável lingüística “peso” poderá ter os termos {Baixo, Médio, Alto}. Para atribuir um significado numérico aos termos, associa-se a cada um dos termos um conjunto

fuzzy através de uma função de pertinência sobre um universo de discurso comum neste caso representado pela variável lingüística “Peso” (GIBILINI, 2006).

Na teoria fuzzy, os parâmetros de entrada do sistema são mapeados em variáveis lingüísticas que são utilizadas na definição de regras para o processamento de variáveis de saída, também representadas por variáveis lingüísticas.

Assim, ao invés de assumir instâncias numéricas, estas variáveis assumem instâncias lingüísticas. Por exemplo, uma variável lingüística “Distância” poderá assumir como valor um dos termos do conjunto {“pequena”, “média”, “grande”}. Para se atribuir um significado aos termos lingüísticos, associa-se a cada um destes termos um conjunto fuzzy definido sobre um universo de discurso comum, que neste exemplo será a “Distância”. A Figura 3.2 ilustra três possíveis termos lingüísticos para variável lingüística representando a distância.

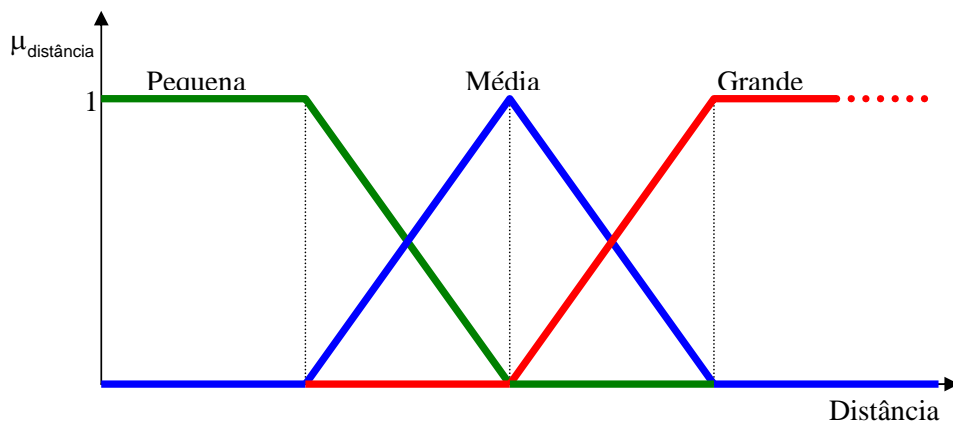


Figura 3.2 – Representação da variável lingüística Distância

A forma mais comum de expressar o conhecimento é por meio de regras do tipo condição–ação. As regras são formadas por antecedentes e conseqüentes:

SE <antecedentes> ENTÃO <conseqüentes>

Os termos denominados antecedentes descrevem as condições necessárias para que haja um determinado resultado e os termos denominados conseqüentes representam os próprios resultados ou ações que podem ser executadas quando os antecedentes são verificados. De uma forma distinta das regras na Teoria Clássica, uma regra fuzzy pode ser avaliada mesmo se os antecedentes não forem completamente satisfeitos (GIBILINI, 2006).

Nas regras fuzzy, um conjunto de condições que descreve uma parcela observável das entradas do processo é associado a uma ação de saída que resultará na

manutenção ou conquista de condições ideais para o sistema, ou seja, condições que expressem o conhecimento que está atrelado ao sistema permitindo assim uma modelagem mais flexível e que comporte informações qualitativas.

Um sistema de inferência fuzzy baseado em regras permite a fusão de múltiplas regras fuzzy. Esta fusão é obtida pelo uso de ponderadores, ou seja, valores que se associam às regras e que determinam um grau de importância a cada uma delas.

De um ponto de vista lógico, um sistema de inferência fuzzy baseado em regras é uma generalização do esquema lógico de raciocínio denominado *modus ponens*. Na lógica clássica, se o antecedente de uma regra é dito verdadeiro, então é possível se afirmar que o conseqüente dessa regra também o é. Por exemplo, suponha que se saiba que a regra R_1 é verdadeira:

R_1 : SE a estatura de uma pessoa é maior que 1,80 metros ENTÃO a pessoa é alta.

Também se sabe que a seguinte sentença é verdadeira: A estatura de João é 1,81.

Com base em *modus ponens*, a lógica clássica pode concluir que esta sentença é verdadeira: João é alto.

Uma limitação de *modus ponens* é que este não pode considerar resultados parciais. Para exemplificar esta afirmação, considere a regra R_1 para um segundo caso: A altura de Pedro é 1,799.

Obviamente no conceito geral as pessoas considerariam Pedro uma pessoa alta, porém *modus ponens* não pode inferir se Pedro é ou não alto usando a regra R_1 pois a altura de Pedro não satisfaz o antecedente da regra. Este problema tem duas causas:

- 1- O antecedente de R_1 não representa uma transição suave dentro da categoria altura, o que é normalmente efetuado pelo raciocínio humano.
- 2- *Modus ponens* não pode trabalhar com situações onde o antecedente da regra é parcialmente satisfeito.

Um sistema de inferência fuzzy baseado em regras generaliza *modus ponens* para permitir que a conclusão da regra seja inferida pelo grau em que o antecedente é satisfeito. Está é a essência dos sistemas de inferência fuzzy baseados em regras (YEN; LANGARI,1999).

Os sistemas de inferência fuzzy absorvem a idéia embutida junto às regras fuzzy de representar o conhecimento através de um conjunto de termos lingüísticos em associação com as variáveis de entrada e saída do processo. As regras fuzzy ou também chamadas de declarações condicionais fuzzy são do tipo Se-Então. Ainda dependendo do propósito, sendo modelagem ou controle, as regras podem ser chamadas de regras de controle fuzzy ou regras de modelagem fuzzy. Este tipo de regra pode ser representada por:

$$\begin{aligned}\mu_{R_i} &= \mu_{(A_i \text{ and } B_i \rightarrow C_i)}(u, v, w) \\ \mu_{R_i} &= [\mu_{A_i}(u) \text{ and } \mu_{B_i}(v)] \rightarrow \mu_{C_i}(w)\end{aligned}\quad (3.13)$$

onde A_i , B_i e C_i são conjuntos fuzzy que pertencem aos universos de discursos U , V e W , respectivamente e o operador (\rightarrow) indica uma função de implicação fuzzy.

Ao utilizar a regra de inferência composicional de Zadeh (ZADEH, 1973) para uma relação do tipo $R_{A \rightarrow B}$, onde $A \in U$ e $B \in V$, e considerando um conjunto fuzzy de U denotado por A' e um conjunto fuzzy B' de V , a inferência de A' é dada pela função de pertinência abaixo:

$$\mu_{B'}(v) = \max_u \{ \min(\mu_{A'}(u), \mu_{R}(u, v)) \}; u \in U, v \in V \quad (3.14)$$

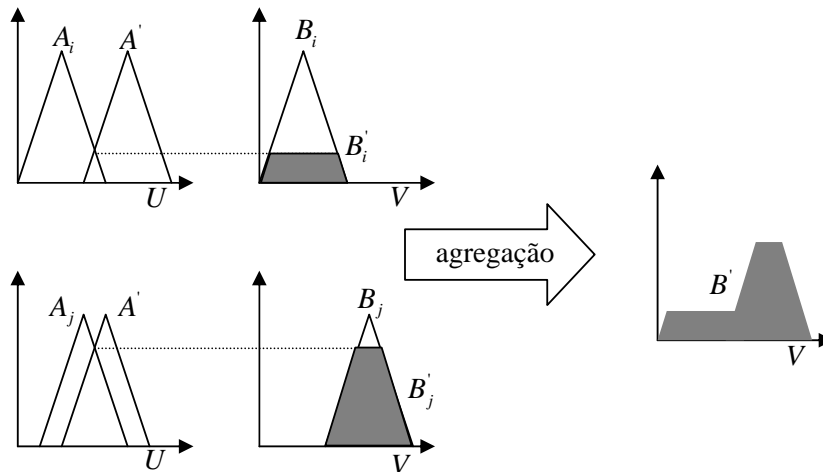
A ação de controle do sistema de inferência se efetivará pela união de todas as funções fuzzy ativadas. Após a ação de controle, é realizado o processo de defuzzificação, que determinará ao realizar procedimentos sobre os valores de saída do sistema, o valor final do sistema (crisp).

3.2.3. AGREGAÇÃO

O operador de agregação é aquele que combina todas as saídas que são processadas como resultado do acionamento das regras fuzzy. Estas regras são processadas em paralelo e todas as saídas são obtidas simultaneamente. Para ilustração, suponha que B'_1, \dots, B'_n são todos os resultados advindos das várias regras fuzzy acionadas, todos com relação a uma mesma variável lingüística, o resultado da implicação de todas as regras B' será:

$$B' = \bigcup_i^n B'_i \quad (3.15)$$

cujo o símbolo \cup indica o operador agregação. O operador união é um exemplo para o operador agregação.



Fonte: Flauzino, 2004

Figura 3.3 – Mecanismo de inferência fuzzy.

A Figura 3.3 exemplifica um processo de inferência max–min numa situação onde existem duas regras, $A_i \rightarrow B_i$ e $A_j \rightarrow B_j$. A' é o fato de entrada, representado como um conjunto fuzzy.

3.2.4. DEFUZZIFICAÇÃO

Depois do processo de agregação das regras, tem-se como resultado um conjunto nebuloso representativo da saída do sistema de inferência fuzzy. Em muitas aplicações, há a necessidade de se expressar os resultados em valores numéricos, denominados “crisp”. Dessa necessidade surge o processo de defuzzificação que consiste na interpretação quantitativa de uma variável de saída do sistema fuzzy para expressar o seu valor numérico (FLAUZINO, 2004).

Existem diversas metodologias para se realizar esse processo, dentre os quais pode-se destacar a média dos máximos, o centro de massa e o centro de área. Assim, seja A um conjunto nebuloso definido no universo Y , então:

- Média dos máximos (MoM): Os valores do domínio correspondentes ao máximo da função de pertinência do conjunto C são identificados e a média define o valor não-nebuloso.

- Centro de Massa (CoG): O resultado da transformação de A em um valor não-nebuloso é o centro de massa, dado por:

$$\hat{y} = \frac{\int \mu_a(y) y dy}{\int \mu_a(y) dy} \quad (3.16)$$

- Centro de área (Coa): Y resulta do balanço entre duas áreas de A determinada por y:

$$\int_{-\infty}^{\hat{y}} \mu_a(y) dy = \int_{\hat{y}}^{\infty} \mu_a(y) dy \quad (3.17)$$

Existem três categorias nas quais os conseqüentes das regras fuzzy podem ser classificadas: Conseqüente Crisp, onde A é um valor numérico não fuzzy; Conseqüente Fuzzy, onde A é um conjunto fuzzy, ou seja, é representado por informações lingüísticas; e o Conseqüente Funcional, onde se utiliza funções para expressar os resultados das regras fuzzy. Alguns modelos trabalham com valores crisp no conseqüente de cada regra, pois estes podem ser processados com maior eficiência. Porém esse fato gera uma diminuição da interpretabilidade do modelo, pois desta maneira, não se trabalha com uma informação lingüística no conseqüente de cada regra. Neste sentido, algumas abordagens têm proposto métodos para a transformação de informação não-nebulosa em informação nebulosa, representada por funções de pertinência associadas à termos lingüísticos específicos (DELGADO, 2002).

3.3. SISTEMAS DE APRENDIZADO

Nesta secção serão apresentados aspectos sobre os sistemas de aprendizado de acordo com a abordagem de Shaw e Simões (1999) que tem como objetivo, a geração de sistemas fuzzy sem que haja um especialista no processo ou planta devido, por exemplo, ao alto grau de complexidade de um sistema.

Ao se valer de um sistema de aprendizado obtém-se uma geração adaptativa da base de conhecimento do sistema fuzzy. Em princípio, a proposta de se utilizar a lógica fuzzy em sistema de controle era a de utilizar da contribuição de um especialista no tipo de sistema a ser modelado, porém em muitos casos, o especialista não era disponível. Devido a

esse fato, para se modelar o conhecimento, deve-se utilizar um processo de aprendizado que se baseia em dados de entrada e de saída do processo.

A palavra aprendizado significa codificação de informação, portanto, um determinado sistema consegue aprender um padrão se ele tem a capacidade codificar este padrão em sua estrutura. Aprendizado é um processo que se efetiva por um par estímulo-resposta (u_i, y_i) . Quando um sistema responde com y_i quando é estimulado por u_i em cada tempo discreto k , $k = 1, 2, \dots, N$, afirma-se que este sistema aprendeu corretamente (SHAW; SIMÕES, 1999).

Dada uma função $f: U \Rightarrow Y$ que representa um mapeamento dos vetores $u[k], u[k] \in U$ aos vetores $y[k], y[k] \in Y$, $k = 1, 2, \dots, N$. O par (u_i, y_i) revela uma amostragem da função f . Se o sistema retornar a saída y quando a entrada for u , o aprendizado da função f como $y = f(u)$ é preciso. Por outro lado, se o sistema retornar com a mesma entrada, um valor y' , aproximado de y , a função foi aproximadamente aprendida.

Ao modificar a estrutura ou os parâmetros de um sistema de aprendizado, pode-se melhorar o seu desempenho. Por isso, a base de conhecimento de um sistema de aprendizado pode ser dinamicamente alterada com o intuito de manter a representação do sistema sempre atualizada para o caso de sistemas dinâmicos ou otimizar sua qualidade para o caso de sistemas estáticos.

Existem basicamente dois tipos de sistemas de aprendizado. O primeiro, chamado de aprendizado supervisionado, ocorre quando existe um avaliador de desempenho que age como um supervisor toma decisões sobre necessidade de alteração estrutural ou de modificação de parâmetros, através da comparação com um padrão predeterminado. O segundo tipo de aprendizado chamado por não-supervisionado ou autodidata não envolve supervisão, ou seja, não existe comparação com nenhum padrão predeterminado. Esse tipo de sistema busca padrões similares montando estes padrões em conjuntos. Tal enfoque é baseado em sistemas biológicos, como por exemplo, na forma de aprendizado de uma criança em idade pré-escolar (SHAW; SIMÕES, 1999).

O termo “sistema de aprendizado” indica que os valores da saída dependem de uma experiência anterior e que dados do presente modificam à todo momento a relação fuzzy ao se incorporar na estrutura. Em outras palavras, baseando-se nos dados históricos, é construída a estrutura do sistema. Assim, o sistema está continuamente num processo de

modelagem e, é de extrema importância ressaltar que a capacidade de esquecimento que esse tipo de sistema tem é de tanta importância quanto a sua capacidade de aprendizado, fato que caracteriza o dinamismo de tal sistema.

Esse tipo de sistema tem vasta utilidade nos casos onde não se conhece um modelo matemático que descreva o fenômeno estudado. Este é exatamente o caso das informações que são tratadas nesta dissertação.

O trabalho de estimação de valores do mercado de capitais é de grande importância e, por este motivo se encontra numa considerável fase de crescimento. Contudo, não se conhece os modelos matemáticos que regem tais informações, para tanto, o uso de sistemas de aprendizado, ferramentas que dispensam o conhecimento de especialistas é de vital importância para o desenvolvimento de tais estudos visto que o sistema trabalha de maneira específica sobre o fenômeno.

CAPÍTULO 4

ABORDAGEM FUZZY MULTICAMADAS

Para que se componha um sistema de inferência fuzzy que objetive agir sobre determinada aplicação é necessário que sejam especificados alguns parâmetros na sua fase de desenvolvimento. Ao se tratar os parâmetros relacionados à estrutura do sistema, pode-se mencionar o número de funções de pertinência para cada entrada e para cada saída, o número de regras e também a definição de cada uma das regras. Para determinar estes parâmetros, pode-se utilizar de técnicas de associações empíricas ou de experiências práticas, porém, muitas aplicações não possibilitam o uso de tais técnicas para a determinação correta dos parâmetros necessários aos sistemas fuzzy.

Devido a esse fator, se faz necessário o desenvolvimento de técnicas de sintonia que procedam de forma eficiente com a otimização estrutural e paramétrica do sistema fuzzy. O sistema fuzzy que será utilizado neste trabalho é apresentado segundo uma abordagem multicamadas. Desta maneira, este Capítulo é dividido em duas Seções. Na Seção 4.1 são apresentados aspectos relacionados à definição e identificação de sistemas e a sintonia dos sistemas fuzzy e na Seção 4.2 é apresentada a abordagem fuzzy multicamadas utilizada neste trabalho, a qual será aplicada na estimação de valores das ações de empresas cotadas na Bolsa de Valores de São Paulo.

4.1. INTRODUÇÃO

Uma das grandes funções da ciência é a tarefa de observar fenômenos que ocorrem no ambiente em que vivemos com o objetivo de construir modelos que permitam entender, controlar ou prever estes fenômenos. A construção desses modelos referentes a tais fenômenos está diretamente vinculada à avaliação das teorias científicas (Fogel, 1991), foco primordial da ciência. Em especial neste trabalho, pretende-se utilizar de métodos de sintonia de sistemas fuzzy previamente desenvolvidos para que se possa estimar com precisão considerável os valores que o mercado de ações brasileiro produz.

Para que este procedimento seja efetivado, julga-se de primeira importância a definição de termos como: sistema e identificação de sistemas.

4.1.1. DEFINIÇÃO DE SISTEMA

Para que se trabalhe o conceito da identificação de sistemas, é necessário primeiramente que se faça uma definição formal de sistemas. Para isto, são utilizadas idéias desenvolvidas por Caswell (1972).

Define-se um sistema como um conjunto de agentes, onde cada qual tem um comportamento próprio e a capacidade de interagir com os outros para satisfazer um determinado número de exigências e manter assim um comportamento coerente com seu ambiente.

Com relação aos agentes, estes podem ser desde simples células, variáveis numéricas, departamentos de uma empresa, indicadores econômicos, ações do mercado de capitais ou até mesmo um organismo humano.

Uma vez definido o que se entende por sistema, pode-se estabelecer a tarefa do construtor do modelo. Essa tarefa consiste na identificação dos agentes e de seus comportamentos, bem como das relações significativas entre os agentes do sistema, e também as relações destes com o ambiente (MORALES, 1997).

4.1.2. IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS

Há diversas maneiras de se obter um modelo de um determinado sistema (Ljung, 1987) as quais incluem os modelos matemáticos, intuitivos e gráficos, onde os primeiros são os mais utilizados. As técnicas de análise quantitativa são muito utilizadas. Baseadas na modelagem matemática e no conhecimento objetivo que através do uso de símbolos e outras sentenças matemáticas, representam uma certa realidade, (Zadeh, 1973). Ou seja, tanto os agentes quanto seus comportamentos e relações são expressos por meio de um modelo matemático.

Segundo Aguirre (2004), um modelo matemático de um sistema é algo que representa algumas das características do sistema. Dependendo dos objetivos que se têm para o modelo, foca-se aproximação melhor de algumas dessas características em relação a outras. Devido a essa colocação, tem-se que um modelo de um determinado sistema é apenas uma representação aproximada do sistema, não existindo, pois, o modelo do sistema, mas sim um

conjunto de modelos com características e objetivos variados.

Ainda conforme as colocações de Aguirre (2004), a obtenção de um modelo matemático a partir de equações que regem a física de um processo exige um grande conhecimento sobre o processo e um tempo considerável, o que em muitas situações não ocorre. Daí surge o termo Identificação de Sistemas, caracterizado por ser um procedimento alternativo. A identificação de Sistemas se propõe a obter um modelo matemático, que explique pelo menos em parte e de forma aproximada, a relação de causa e efeito que consta nos dados, sem tomar como base as leis que regem o fenômeno.

Para que se construa um modelo matemático de um dado sistema, pode-se adotar duas formas (LJUNG, 1987):

a) baseando-se em leis físicas e relações que teoricamente regem o comportamento do sistema;ou

b) utilizando procedimentos de identificação, para inferir um modelo baseado em dados do comportamento do sistema. Essa forma é necessária em ocasiões onde a modelagem direta é de grande dificuldade devido ao fato de que o conhecimento do mecanismo do sistema é incompleto, ou mesmo que suas características se alterem de forma imprevisível.

Ljung (1987) descreve diversos procedimentos para a obtenção de modelos matemáticos estimulados por dados de entrada-saída de em determinado fenômeno. Porém, muitos sistemas têm um comportamento que torna a identificação bastante difícil, resistindo aos tais procedimentos matemáticos. Nesses casos, o construtor do modelo se depara com dois problemas:

a) a identificação das partes componentes do sistema (agentes, comportamentos e relações) e

b) a dificuldade de representar o conhecimento e a intuição que ele detém do sistema com as técnicas de análise quantitativa.

Desta maneira, para se obter um modelo do sistema valendo-se das ferramentas disponíveis, o construtor tende a simplificar a realidade observada. Dada esta simplificação, observa-se basicamente as relações entre os agentes e entre agentes-ambiente devido ao fato de que os procedimentos quantitativos são limitados no tratamento de relações fortemente

não-lineares e dinâmicas. Como consequência, o modelo que é obtido não representa fielmente a realidade do sistema.

Ao se retratar sobre alguns tipos de sistemas que representam uma grande dificuldade quanto à identificação, pode-se mencionar, por exemplo os processos de tomada de decisão, os sistemas econômicos e financeiros (CROSBY, 1987; ROSEN, 1987). A dificuldade na identificação provém do fato de que há influências de fatores humanos sobre eles.

De acordo com Zadeh (1973), a habilidade na manipulação de conceitos vagos, imprecisos, ambíguos e conseqüentemente, a inferência de conhecimento destes conceitos, são habilidades humanas. Tais habilidades são muito complexas para serem descritas com todas as suas propriedades, limites e tolerâncias por meio de uma ferramenta matemática que seja capaz de descrever e integrar todas essas medidas:

"(...) as técnicas quantitativas convencionais de análise de sistemas são intrinsecamente inadequadas para delinear sistemas fortemente influenciados pelo homem (...)" além do que, *" (...) para ser capaz de fazer inserções significativas a respeito do comportamento de sistemas humanistas, é necessário abandonar o alto rigor e precisão de nossa análise matemática e ser mais tolerante, pois tal comportamento é aproximado por natureza (...)"*.

A dificuldade no processo de identificação de sistemas com características iguais as citadas acima tem o motivo explicado por alguns autores como por exemplo Ruthen (1993) para quem, a tentativa de identificação de todos os agentes e relações de um sistema, se não é impossível, é pelo menos em muitos casos, impraticável. Este fato se justifica devido à existência de muitas relações e agentes no sistema. Os autores Bak e Chen (1991) enfocam o problema com a seguinte visão:

"(...) tradicionalmente, tem-se analisado grandes sistemas do mesmo modo que os pequenos, principalmente porque os métodos desenvolvidos para Sistemas Simples têm tido sucesso. Eles tentam prever o comportamento de grandes sistemas, estudando seus elementos separadamente e analisando seus mecanismos individualmente (...)" e portanto afirmam que, *"(...) tais sistemas contêm muitos componentes e são governados por muitas interações, o que torna impossível construir modelos matemáticos que sejam realistas e teoricamente manejáveis (...)"*.

Por este motivo e outros citados nos Capítulos anteriores há um crescente aumento na demanda por técnicas de Inteligência Computacional, em especial a que será utilizada neste trabalho, a lógica fuzzy, que possui ótimos requisitos para o trabalho com conceitos vagos, imprecisos, ambíguos que são componentes presentes em sistemas de difícil identificação.

4.1.3. PROCESSO DE SINTONIA DE SISTEMAS FUZZY

Os sistemas de inferência fuzzy são uma das implementações da lógica fuzzy e conseqüente teoria de conjuntos fuzzy que mais se destacam e também mais usuais. Esses sistemas atuam com importância muito significativa em trabalhos de reconhecimentos de padrões, nas simulações e diagnósticos de processos, identificação de sistemas, etc.

Pode-se citar duas propriedades que tornam os sistemas de inferência fuzzy mais atrativos em áreas diversas: São capazes de incorporar conceitos lingüísticos, conforme já mencionado anteriormente e são considerados aproximadores universais, com capacidade de mapear as relações entre as entradas e saídas de um sistema em questão. Estas propriedades podem ser empregadas para definir dois principais tipos de sistemas de inferência fuzzy (GUILLAUME, 2001).

O primeiro tipo de sistema de inferência fuzzy é focado na habilidade de modelar a linguagem natural, linguagem esta inerente à lógica fuzzy (MANDANI; ASSILIAN, 1975). As regras fuzzy desse tipo de sistema são definidas a partir de uma base de conhecimento especialista. Por esse motivo esses tipos de sistemas são nomeados por sistemas fuzzy especialistas ou controladores fuzzy, de acordo com a utilização em modelagem ou controle, respectivamente.

O uso deste primeiro tipo de sistema de inferência fuzzy, devido à forma de sua estruturação, oferece uma robustez adequada aos propósitos desejados tanto na modelagem quanto controle, pois é possível por meio deste, a incorporação gradual de regras à sua base de conhecimento sem que haja perda ou inconsistência no resultado final. Além desse fator, cabe mencionar que o primeiro tipo de sistema disponibiliza um considerável nível semântico e uma alta capacidade de generalização. No entanto, quando se trabalha com sistemas de médio a grande porte o que normalmente envolve um nível de complexidade mais elevado, pode-se gerar uma insuficiência de precisão nos resultados, o que implica em um desempenho modesto do sistema.(GUILLAUME, 2001).

O segundo tipo de sistema de inferência fuzzy pode ser anunciado como sendo aqueles que assimilam o aprendizado através de um conjunto de dados onde estão mapeadas as variáveis de entrada com suas respectivas saídas. Sendo assim, verifica-se que este segundo tipo de sistema de inferência fuzzy é determinado com base em dados coletados do sistema ao qual se deseja modelar; Este fato o torna diferente do primeiro tipo de sistema onde o conhecimento especialista adquirido por um exame minucioso do sistema define o sistema de inferência fuzzy.

Os autores Takagi e Sugeno (1985) foram um dos primeiros pesquisadores a proporem estruturas de sistemas de inferência fuzzy desenvolvidas através da utilização de algoritmos de sintonia, ou seja, sistemas de inferência fuzzy baseados em um conjunto de padrões de ajuste para a sua definição.

Com relação à questão da estimação dos valores das ações das empresas cotadas na Bolsa de Valores de São Paulo, apesar da existência de várias técnicas que utilizam ferramentas gráficas, ou mesmo de modelos contábeis, aqueles compreendidos pela escola fundamentalista, as informações existentes relativas ao desenvolvimento do mercado acerca do conhecimento especialista representam apenas uma pequena parcela do conjunto de informações necessárias para que se desenvolva um sistema de estimação, tal fato torna necessário nesse trabalho, o emprego de algoritmos de sintonia que são capazes de mapear corretamente os parâmetros de tal problema.

De forma geral, os métodos de ajuste de sistemas de inferência fuzzy são compostos de técnicas de geração de regras que se concretizam pela utilização de dados disponíveis para o ajuste e também de técnicas voltadas ao ajuste dos parâmetros livres do sistema.

Pode-se decompor o processo de geração de regras de inferência em duas partes principais:

- Indução das regras.
- Otimização da base de regras.

A reunião destas duas partes principais é normalmente referenciada por otimização estrutural do sistema de inferência fuzzy.

Para a modelagem de pequenos sistemas, a otimização da base de regras é em muitas ocasiões, dispensável. Isto se explica pelo fato de que os sistemas com características

simplificadas, exigem uma base de regras com tamanho reduzido. Por outro lado, em sistemas maiores, onde sua estrutura é definida através de uma maior complexidade, a segunda parte do processo de criação de regras de inferência, que é a otimização da base de regras se torna necessária e fundamental. Para este caso, a base de regras que representa o funcionamento do sistema se torna muito grande e a descrição de cada uma das regras é mais complexa devido ao número de variáveis. Desta maneira, a interpretabilidade das regras pode ficar comprometida (GUILLAUME, 2001).

Para resolver este problema de interpretabilidade das regras, procura-se referenciar as regras em função das variáveis mais representativas. Deste modo, o conhecimento armazenado na base de regras poderá ser melhor compreendido e o número de regras será menor.

Como citado, os métodos de ajuste de sistemas de inferência fuzzy são compostos de técnicas de geração de regras e técnicas de ajuste dos parâmetros livres. Um sistema de inferência fuzzy possui diversos parâmetros com necessidade de otimização. São por exemplo os parâmetros das funções de pertinência e a ponderação de cada regra fuzzy. Referencia-se usualmente esse processo como otimização paramétrica do sistema de inferência fuzzy.

Diversos autores apresentam estudos relacionados a otimização paramétrica de sistemas de inferência fuzzy. Como exemplo, tem-se os autores Roger Jang *et al.*, (1997) e Glorennec (1999).

Ao tratar da otimização estrutural, cabe mencionar que existem basicamente dois tipos de família de métodos para a geração das regras. A primeira família se baseia no particionamento do espaço multidimensional do sistema. Este particionamento pode ser realizado com os dados disponíveis ou mesmo definido pelo conhecimento especialista em alguns casos. Esse procedimento implica na definição de um número de conjuntos fuzzy para cada variável do sistema e tem o pressuposto de que estas variáveis serão compartilhadas por todas as regras.

A segunda família de métodos disponível para a geração das regras é conhecido como *clustering*. Nesta família, os pares de dados (entradas – saídas) são reunidos em grupos homogêneos e existe uma regra associada a cada grupo. Nestes métodos as variáveis fuzzy não são compartilhadas por todas as regras, mas cada uma delas é associada a algumas regras em específico.

Ainda com relação à otimização estrutural, pode-se citar uma outra família de métodos conhecida como família de métodos híbridos. Esta família procura integrar muitas ferramentas diferentes e por isso envolve outras abordagens da inteligência computacional. As que mais se destacam nessa utilização são os algoritmos genéticos e as redes neurais artificiais.

Ao considerar abordagens que utilizam os métodos híbridos neuro-fuzzy, destaca-se a ANFIS (Adaptive-Network-based Fuzzy Inference Systems) proposta por Roger Jang (1993). Este algoritmo de sintonia de sistemas é aplicável a estruturas fuzzy que exibem funções reais polinomiais como conseqüente das regras fuzzy assim como a apresentada em Takagi e Sugeno (1985) e em Sugeno e Kang (1988). Porém, a representação de um determinado sistema de acordo com tais estruturas acarreta na perda de interpretabilidade junto à base de regras gerada, pois os membros conseqüentes das regras são expressos por funções polinomiais e não por variáveis lingüísticas.

Deste modo, torna-se interessante a utilização de algoritmos de ajuste de sistemas de inferência fuzzy baseados em arquiteturas Mandani, como é o de Flauzino (2004), onde os conseqüentes das regras fuzzy são variáveis lingüísticas.

Assim, ao aplicar a abordagem fuzzy multicamadas nos dados históricos das ações da BM&FBOVESPA, torna-se possível a obtenção de uma estrutura fuzzy com alto grau de interpretabilidade, pois os membros antecedentes e membros conseqüentes das regras serão definidos por variáveis lingüísticas. Ou seja, o sistema poderá desta maneira, fornecer informações de ordem qualitativa sobre o relacionamento das grandezas envolvidas nesse processo de estimação de valores.

4.2. APRESENTAÇÃO DA ABORDAGEM MULTICAMADAS PARA SINTONIA ESTRUTURAL E PARAMÉTRICA DE SISTEMAS DE INFERÊNCIA FUZZY

Nesta Seção será apresentado um método de sintonia de sistemas de inferência fuzzy desenvolvido por Flauzino (2004). O método se baseia em algoritmos de retropropagação de erro e técnicas de otimização. O objetivo deste método é a minimização de uma função custo que é associada ao sistema de inferência fuzzy.

Ao se trabalhar com problemas que envolvem identificação de sistemas e modelagem fuzzy é conveniente a utilização de funções custo. Funções custo são as que expressam o desvio entre os resultados efetivos, ou seja, os desejados, e os resultados

fornecidos pelo sistema de inferência fuzzy. Esta função pode ser definida em termos do erro quadrático médio entre a saída do sistema de inferência fuzzy e os resultados efetivos.

Essa função custo vem a ser uma nova tarefa no processo de criação de um sistema de inferência fuzzy, e este fato pode parecer em princípio dispendioso, porém, tal função quando associada às técnicas utilizadas neste trabalho, resultará numa sensível redução de esforço do projetista nas etapas de sintonia das funções de pertinência e também no desenvolvimento das regras de inferência.

Neste trabalho, o sistema de inferência fuzzy passará a ser definido sob um novo ponto de vista. Um modelo de três camadas é apresentado. Cada uma das três camadas representa determinadas tarefas efetuadas pelo sistema de inferência fuzzy. As tarefas são basicamente: a fuzzificação, a inferência das regras e a defuzzificação.

Para que se ajuste o sistema de inferência fuzzy proposto neste trabalho, o objetivo é a minimização da função custo. Essa minimização é conseguida através da adaptação dos parâmetros livres de cada uma das três camadas.

A diferenciação operacional de cada camada do sistema, onde o ajuste paramétrico de uma camada pouco tem influência nas outras, permite que o ajuste seja efetuado separadamente, camada a camada. Este fato, porém, não impede a realização do ajuste para todas as camadas a cada iteração. E devido a esta característica, o procedimento de sintonia ganha em flexibilidade quando comparada ao processo de treinamento utilizado nas redes neurais artificiais.

O algoritmo de ajuste que é utilizado nesta dissertação é composto por duas partes distintas. Na primeira parte, a base de regras é gerada e otimizada com o objetivo de reduzir a função custo associada ao sistema. Já na segunda parte são adequados todos os parâmetros livres do sistema, parâmetros como os das funções de pertinência de entrada e saída além dos fatores de ponderação de cada regra fuzzy com intuito de otimizar o sistema, ou seja, reduzir o erro entre os resultados desejados e os estimados pela aplicação.

4.2.1. COMPOSIÇÃO DO MODELO DO SISTEMA FUZZY MULTICAMADAS

Os sistemas de inferência fuzzy utilizam os conceitos da teoria de conjuntos fuzzy e do processo de inferência fuzzy para desempenhar suas funções operacionais. Essas

funções são a fuzzificação dos dados de entrada do sistema, a inferência das regras fuzzy, e por último, a agregação das regras fuzzy e a defuzzificação.

Como essas funções são operacionalmente distintas e bem definidas, pode-se interpretar um sistema fuzzy através da representação por um modelo multicamadas. Mais especificamente, de acordo com essas funções operacionais, é conveniente que a representação desse sistema seja feita por um modelo de três camadas, sendo estas respectivamente: Camada de entrada, camada de inferência das regras fuzzy e camada de saída.

Ao especificar as camadas que compõe o sistema, temos a camada de entrada, que tem por objetivo receber as variáveis de entrada, oriundas do meio externo, e conecta-las ao sistema de inferência fuzzy através do processo de fuzzificação, processo que utiliza as funções de pertinência associadas a cada variável de entrada.

A funcionalidade da camada de inferência das regras fuzzy é de combinar entre si, de acordo com as regras definidas, as variáveis de entrada que foram fuzzificadas na camada de entrada. Para realizar esta combinação, são utilizadas as operações definidas na teoria de conjuntos fuzzy.

Na camada de saída do sistema são realizados dois processos. O primeiro processo é o de agregação, e em seguida, o processo de defuzzificação. A agregação consiste na combinação dos resultados de todas as regras individuais. Após a realização da agregação, tem-se um conjunto que precisa ser defuzzificado. Por meio da defuzzificação obtém-se a saída do sistema de inferência fuzzy. Tanto o processo de agregação quanto o processo de defuzzificação são feitos segundo métodos específicos.

A camada de saída é a responsável pelo processamento da agregação e da defuzzificação do conjunto fuzzy de saída. Com relação à camada de saída, é conveniente frisar que além desta executar os dois processos descritos, também é responsável pelo armazenamento das funções de pertinência das variáveis de saída (FLAUZINO, 2004).

A seguir, SÃO apresentadas em maiores detalhes, essas três camadas que compõe o sistema fuzzy multicamadas utilizado neste trabalho.

(a) Camada de Entrada

A camada de entrada é responsável pela conexão das entradas oriundas do mundo real com o sistema fuzzy, além da fuzzificação destas entradas pelas funções de pertinência compreendidas no sistema fuzzy.

O processo de fuzzificação é dado pela determinação do grau de pertinência de cada variável de entrada em relação a todos os conjuntos fuzzy associados a ela. A determinação desse grau de pertinência é dada através das funções de pertinência, que têm a propriedade de definirem os conjuntos fuzzy associados a cada entrada. A cada variável do sistema, podem estar associados quantos conjuntos fuzzy forem necessários. Assim, dado um sistema fuzzy com uma única variável de entrada e considerando que tal variável está associada a N funções de pertinência, ou seja, N conjuntos fuzzy, tem-se que o resultado da camada de entrada é um vetor coluna com N elementos onde cada um desses elementos representa o grau de pertinência da entrada com relação seu respectivo conjunto fuzzy.

Ao definir a única entrada desse sistema pelo escalar x , tem-se que o resultado da camada de entrada será o vetor Y representado a seguir:

$$\mathbf{Y}(x) = \mathbf{p}(x) = \begin{bmatrix} p_1(x) \\ p_2(x) \\ \vdots \\ p_N(x) \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

onde $p_k(\cdot)$ representa a função de pertinência definida para o k -ésimo conjunto fuzzy associado a entrada x (FLAUZINO, 2004).

Representa-se a generalização do conceito de camada de entrada para um sistema fuzzy que possui por m variáveis de entrada pelo preceito de que cada uma das entradas do sistema seja modelada como uma subcamada da camada de entrada. Deste modo, o vetor de resultado da camada de entrada $\mathbf{Y}(x)$ pode ser apresentado como em (4.2):

$$\mathbf{Y}(x) = \begin{bmatrix} \mathbf{Y}^{(1)} \\ \mathbf{Y}^{(2)} \\ \vdots \\ \mathbf{Y}^{(m)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{p}^{(1)}(x_1) \\ \mathbf{p}^{(2)}(x_2) \\ \vdots \\ \mathbf{p}^{(m)}(x_m) \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

onde x_i é a i -ésima entrada do sistema fuzzy e $\mathbf{p}^{(k)}(\cdot)$ é o k -ésimo vetor de funções de pertinência fuzzy associado à entrada x_k e $\mathbf{Y}^{(k)}$, ou seja, é o vetor que contém os graus de

pertinência de uma variável x_k com relação a todos os conjuntos fuzzy associados a esta variável. Cada subcamada possui seus conjuntos fuzzy definidos por meio do vetor de funções de pertinência fuzzy $p^{(k)}(\cdot)$ (FLAUZINO, 2004).

Assim, o vetor $\mathbf{Y}(\mathbf{x})$ apresentado em (4.1) passa a ser definido como a concatenação vetorial dos vetores $\mathbf{Y}^{(1)}$, $\mathbf{Y}^{(2)}$, ..., $\mathbf{Y}^{(m)}$. Para ilustrar, consideremos um sistema composto por duas variáveis de entrada, a expressão (4.2) seria dada por:

$$\mathbf{Y}(\mathbf{x}) = \left[\underbrace{p_1^{(1)}(x_1) \ p_2^{(1)}(x_1) \ \cdots \ p_N^{(1)}(x_1)}_{p^{(1)}(x_1)} \mid \underbrace{p_1^{(2)}(x_2) \ p_2^{(2)}(x_2) \ \cdots \ p_N^{(2)}(x_2)}_{p^{(2)}(x_2)} \right]^T \quad (4.3)$$

A Figura 4.1 ilustra um sistema fuzzy com duas variáveis de entrada, x_1 e x_2 . Neste exemplo, cada uma das variáveis tem três conjuntos fuzzy associados a si.

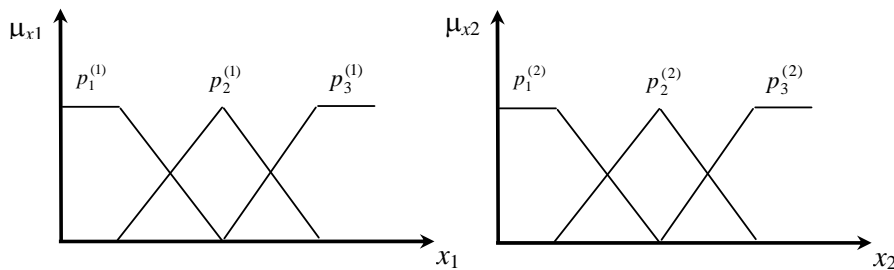


Figura 4.1 – Ilustração das entradas de um sistema fuzzy.

O único requisito para estas funções é que as mesmas estejam definidas no domínio fechado $[0,1]$. Porém, é conveniente que as funções de pertinência sejam definidas de forma simples e conveniente para a respectiva implementação computacional tendo como objetivo uma maior velocidade de processamento e uso racional de memória.

(b) Camada de Inferência

A camada de inferência em um sistema fuzzy, tem por tarefa o processamento das regras de inferência fuzzy além de proporcionar uma base de conhecimento sobre o fenômeno estudado. As regras de inferência são processadas de maneira conjunta, assim como são feitas as subcamadas da camada de entrada.

É de se considerar, portanto, que a definição de um conjunto de regras é de vital importância para o funcionamento do sistema. Existem diversos métodos para a obtenção

do conjunto de regras fuzzy a partir de um conjunto de dados de ajuste. O método utilizado neste trabalho será especificado na subSeção 4.2.2

Um fator importante para a base de regras fuzzy é a ponderação das regras. A ponderação é uma forma adequada de considerar no sistema, as regras que são mais importantes, ou até mesmo, uma forma de permitir que regras conflitantes se relacionem sem que haja perda de completude verbal das regras.

Pode-se expressar a i -ésima regra fuzzy como em (4.4), ou seja:

$$R_i(\mathbf{Y}(\mathbf{x})) = w_i r_i(\mathbf{Y}(\mathbf{x})) \quad (4.4)$$

onde $R_i(\cdot)$ é a função que expressa o valor ponderado da i -ésima regra fuzzy, $r_i(\cdot)$ expressa o valor fuzzy da i -ésima regra fuzzy e w_i é o fator de ponderação da i -ésima regra fuzzy.

(c) Camada de Saída

Os processos de agregação das regras de inferência fuzzy e a defuzzificação do conjunto fuzzy gerado pela agregação são objetivos da camada de saída do sistema fuzzy.

A escolha dos métodos utilizados para o processo de agregação bem como o de defuzzificação, constitui uma tarefa muito importante para o projeto do sistema fuzzy. Com relação à agregação, o método escolhido deve ser aquele que permita que o conjunto resultante desse processo seja capaz de inferir de maneira adequada o conhecimento gerado pela base de regras fuzzy. Da mesma maneira, para o processo de defuzzificação, o método selecionado deve permitir a expressão de um valor não fuzzy (crisp), do conjunto fuzzy resultante do processo de agregação.

Os métodos de agregação e defuzzificação, além de responder adequadamente às suas funções operacionais básicas, devem atender um outro requisito importante que é o de desempenho computacional. O objetivo É reduzir o esforço computacional necessário para o processamento do sistema. Neste trabalho, utiliza-se o operador “máximo” como método do processo de agregação e para o processo de defuzzificação é utilizado o método de “centro de área”, o qual irá gerar uma única saída defuzzificada como resultado do sistema (PEDRYCZ; GOMIDE, 1998).

A camada de saída é representada por conjuntos fuzzy de saída. Neste trabalho, esta camada de saída do sistema fuzzy também passa por ajustes. O ajuste ocorre de forma análoga ao da camada de entrada do sistema.

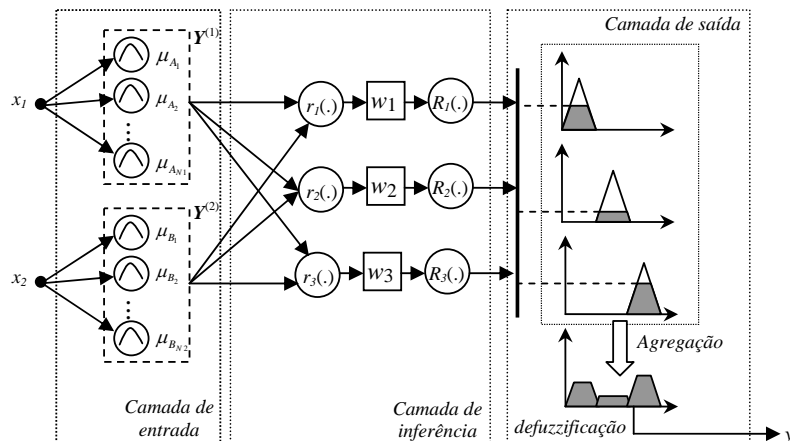


Figura 4.2 – Representação de um sistema fuzzy multicamada.

A Figura 4.2 representa um diagrama esquemático de um modelo fuzzy multicamadas de um sistema formado por duas entradas e três regras de inferência ativadas.

4.2.2. APRESENTAÇÃO DO AJUSTE ESTRUTURAL DE SISTEMAS DE INFERÊNCIA FUZZY

Para a criação da base de regras para este trabalho, Flauzino (2004) baseou-se no algoritmo de otimização *Hill Climbing* (ROGER JANG *et al.*, 1997). Desta maneira, o procedimento desenvolvido objetiva efetuar uma busca em um determinado espaço válido. De uma maneira formal, dado um espaço de busca S e um conjunto factível F , $F \subseteq S$, deve-se obter r^* tal que a expressão (4.5) seja verdadeira, ou seja:

$$\xi(r^*) \leq \xi(r) ; \quad \forall r \in F \quad (4.5)$$

onde $\xi(\cdot)$ representa a função custo associada ao sistema, r representa uma determinada base de regras pertencente ao conjunto das bases de regras válidas e r^* representa a base de regras que atribui à função custo o menor valor em relação a região factível.

Porém, o processo de busca por uma base de regras que minimize a função custo é de uma sistemática extremamente complexa devido ao fato de que o conjunto F , que representa todas as bases de regras factíveis, possui inúmeros elementos. Além do mais, a superfície definida pela função custo é formada por pontos de mínimos e de máximos locais, o que compromete a busca pela solução de mínimo global.

Assim, considera-se mais conveniente adotar estratégias que trabalhem de forma local. Desta maneira, a expressão (4.5) pode ser modificada para a expressão 4.6:

$$\xi(r^{(1)}) \leq \xi(r^{(2)}); \forall r^{(2)} \in N(r^{(1)}) \quad (4.6)$$

onde:

$$N(r^{(1)}) = \{r^{(2)} \in F : dist(r^{(1)}, r^{(2)}) \leq \varepsilon\} \quad (4.7)$$

onde $dist(r^{(1)}, r^{(2)})$ é a função que expressa a distância entre $r^{(1)}$ e $r^{(2)}$, e ε é uma constante que define o raio da função vizinhança $N(\cdot)$.

Portanto, devido à complexidade associada ao processo de busca pela base de regras que minimize a função custo, o algoritmo de otimização estrutural utilizado opera em dois momentos distintos. No primeiro momento são sorteadas diversas bases de regras. Entre estas, a base de regras que gerar o menor valor da função custo é aceita. Desta forma o espaço de busca se restringirá a uma região definida pelo conjunto $N(r^{(1)})$, onde $r^{(1)}$ representa a base de regras sorteada que resultou no menor custo quando comparada às demais.

Ao se definir a base de regras $r^{(1)}$, parte-se para o segundo momento da otimização estrutural que consiste no ajuste local da base de regras através da inserção de pequenas perturbações nessa base. Se a perturbação inserida gerar uma melhora na resposta da função custo, esta será aceita. Esse processo de inserção de perturbações e consequente verificação de resultados é feito até que não se observe mais melhoras significativas no sistema por um determinado número de iterações. A Figura 4.3 ilustra o algoritmo de geração da base de regras utilizado neste trabalho.

```

Inicializar o sistema fuzzy
R1 ← Selecionar uma base de regras aleatória
Contador ← 0
REPITA
    R2 ← Selecionar uma base de regras
        aleatória
    SE custo(R2) < custo(R1)
        ENTÃO
            R1 ← R2
            Contador ← Contador + 1
    FIM SE
ATÉ Contador muito grande

Contador ← 0
REPITA
    R2 ← Inserir uma pequena perturbação em R1
    SE custo(R2) < custo(R1)
        ENTÃO
            R1 ← R2
            Contador ← Contador + 1
    FIM SE
ATÉ Contador muito grande

```

Figura 4.3 – Algoritmo de geração da base de regras fuzzy.

4.2.3. APRESENTAÇÃO DO AJUSTE PARAMÉTRICO DE SISTEMAS DE INFERÊNCIA FUZZY

A apresentação de um sistema de inferência fuzzy em uma abordagem multicamadas como feito na secção 4.2.1, não apenas se justifica pela divisão operacional distinta de cada uma das camadas, mas também pela presença em cada uma destas camadas, de parâmetros livres distintos. Os parâmetros livres considerados para ajuste nesse tipo de sistema são: os parâmetros das funções de pertinência dos conjuntos associados à camada de entrada, a ponderação das regras fuzzy na camada de inferência e os parâmetros das funções de pertinência dos conjuntos associados à camada de saída.

Considerando-se o conjunto de ajuste $\{x, y\}$ é possível escrever a função custo, responsável pela sintonia dos parâmetros livres do mapeamento fuzzy $g: x \rightarrow y$ da seguinte maneira:

$$\xi_g = \xi(\mathbf{h}^{(1)}, \mathbf{h}^{(2)}, \mathbf{h}^{(3)}) \quad (4.8)$$

onde ξ_g representa a função custo relacionada a sintonia dos parâmetros livres e $\mathbf{h}^{(1)}$, $\mathbf{h}^{(2)}$ e $\mathbf{h}^{(3)}$ representam o vetor dos parâmetros das funções de pertinência da camada de entrada, o

vetor da ponderação das regras da camada de inferência e o vetor dos parâmetros das funções de pertinência da camada de saída respectivamente.

Assim, após a minimização da função custo ξ_g , os diversos parâmetros livres incorporados nos vetores $\mathbf{h}^{(1)}$, $\mathbf{h}^{(2)}$ e $\mathbf{h}^{(3)}$ corresponderão aos valores que minimizam a respectiva função custo.

A questão do ajuste paramétrico de um sistema de inferência fuzzy pode ser vista como sendo um problema de otimização irrestrita, portanto pode ser resolvido por qualquer método disponível. Neste trabalho, para efetuar a minimização da função custo, foi utilizado o método do gradiente descendente e o cálculo do gradiente foi estimado através da utilização do método de equações às diferenças.

Para ilustrar este processo de ajuste, considera-se um sistema fuzzy que tenha na camada de entrada uma variável com duas funções de pertinência gaussiana, na camada de inferência três regras de inferência e na camada de saída uma variável representada por duas funções de pertinência gaussiana. Deste modo, os vetores de parâmetros $\mathbf{h}^{(1)}$, $\mathbf{h}^{(2)}$ e $\mathbf{h}^{(3)}$ serão dados por:

$$\mathbf{h}^{(1)} = [\mu_1^e \quad \sigma_1^e \quad \vdots \quad \mu_2^e \quad \sigma_2^e]^T \quad (4.9)$$

$$\mathbf{h}^{(2)} = [w_1 \quad w_2 \quad w_3]^T \quad (4.10)$$

$$\mathbf{h}^{(3)} = [\mu_1^s \quad \sigma_1^s \quad \vdots \quad \mu_2^s \quad \sigma_2^s]^T \quad (4.11)$$

onde μ_i^e e σ_i^e são a média e a variância da i -ésima função de pertinência de entrada respectivamente; w_1 , w_2 e w_3 são os fatores de ponderação das regras fuzzy; μ_i^s e σ_i^s são a média e a variância da i -ésima função de pertinência de saída respectivamente.

Para ajustar camada a camada, basta aplicar o método do gradiente descendente em cada uma delas. Com intuito de ilustrar o processo, apresenta-se o caso do ajuste da segunda camada, que representa os fatores de ponderação das regras. Tem-se portanto a seguinte expressão:

$$\mathbf{h}^{(2)}(k) = \mathbf{h}^{(2)}(k-1) + \eta \cdot \nabla \xi(\mathbf{h}^{(2)}(k-1)) \quad (4.12)$$

onde η representa a taxa de aprendizagem e $\nabla \xi(\mathbf{h}^{(2)})$ o vetor gradiente. Neste caso, o vetor gradiente pode ser dado de forma genérica por:

$$\nabla \xi(\mathbf{h}^{(i)}) = \left[\frac{\partial \xi}{\partial h_1^{(i)}} \quad \frac{\partial \xi}{\partial h_2^{(i)}} \quad \dots \quad \frac{\partial \xi}{\partial h_n^{(i)}} \right]^T \quad (4.13)$$

Sendo que $h_i^{(i)}$ representa o i -ésimo elemento do vetor de parâmetros $\mathbf{h}^{(i)}$ e n configura o número de elementos deste vetor. Para este caso, utiliza-se a aproximação numérica do vetor gradiente devido ao fato de que a obtenção analítica deste é dispendiosa. Para que se obtenha essa aproximação numérica utiliza-se o método de equações às diferenças (DENNIS; SCHNABEL, 1983), ou seja:

$$\frac{\partial \xi}{\partial h_i^{(i)}} \cong \frac{\xi(\mathbf{h}^{(i)} + \rho \cdot \mathbf{e}_i) - \xi(\mathbf{h}^{(i)})}{\rho} \quad (4.14)$$

onde ρ é um valor demasiado pequeno e \mathbf{e}_i é dado por $\mathbf{e}_i = [0 \ 0 \dots 1 \dots 0]^T$, sendo que o elemento igual a 1 ocupa a posição i .

Neste caso, a função custo ξ_g é a própria função erro quadrático médio em relação aos p padrões de sintonia, ou seja:

$$\xi_g = \frac{1}{p} \sum_{k=1}^p \xi_{g(k)} \quad (4.15)$$

onde $\xi_{g(k)}$ representa o erro quadrático em relação ao k -ésimo padrão de treinamento, ou seja:

$$\xi_{g(k)} = (d_k - y_k)^2 \quad (4.16)$$

Sendo que d_k é o valor desejado da saída com relação ao k -ésimo padrão de treinamento e y_k é a saída resultante do sistema fuzzy também relacionado ao k -ésimo padrão de treinamento.

A Figura 4.4 apresenta o algoritmo de sintonia paramétrica utilizado neste trabalho. Nesta Figura, assim como foi citado acima, a otimização é feita na camada $\mathbf{h}^{(2)}$.

```

Inicializar os parâmetros livres do sistema fuzzy
multicamadas
Codificar os parâmetros em  $\mathbf{h}^{(1)}$ ,  $\mathbf{h}^{(2)}$  e  $\mathbf{h}^{(3)}$ 
Deixar  $\mathbf{h}^{(1)}$  e  $\mathbf{h}^{(3)}$  fixos
Época  $\leftarrow 0$ 
REPITA
  PARA todos os padrões de sintonia FAÇA
    Propagar padrão camada a camada e obter saída  $y_k$ 
    Guardar o erro quadrático do respectivo padrão
    Calcular  $\nabla \xi(\mathbf{h}^{(2)})$  por (4.13)
    Atualizar  $\mathbf{h}^{(2)}$  por (4.12)
  FIM PARA
  Obter o erro quadrático médio  $\xi_g$ 
  Época  $\leftarrow$  Época + 1
ATÉ ( $\xi_g < \varepsilon$ ) OU (Contador muito grande)

```

Figura 4.4 – Algoritmo de sintonia paramétrica.

Para que sejam feitos os ajustes das camadas $\mathbf{h}^{(1)}$ e $\mathbf{h}^{(3)}$ os procedimentos são similares aos representados na Figura 4.4.

4.2.4. COMPOSIÇÃO DE PARÂMETROS DO SISTEMA FUZZY MULTICAMADAS

Para um sistema fuzzy multicamadas como o utilizado neste trabalho, além do número de entradas do mesmo, pode-se definir também o número de funções de pertinência associado a cada uma das variáveis e também número de funções de pertinência associadas a cada variável de saída, assim como o número de regras que compõe a base de regras.

Desta maneira, como ilustração do sistema fuzzy multicamadas utilizado, toma-se um sistema de três entradas e para cada uma das entradas tem-se associadas três funções de pertinência gaussiana. Também considera-se que a variável de saída tem duas funções de pertinência gaussiana associadas e uma base composta de oito regras. Ao considerar que cada função gaussiana é composta por dois parâmetros livres, sendo eles a média e a variância, então a camada de entrada terá neste caso 18 parâmetros livres para ajuste. Já a camada de saída contará com 4 parâmetros livres. Para o caso da base de regras, como cada uma das regras tem seu respectivo fator de ponderação, então são mais 8 parâmetros passíveis de ajuste. Em âmbito global esse sistema tem portanto o número de 30 parâmetros livres.

De acordo com Flauzino (2004) durante a fase de teste deste algoritmo, verificou-se que o ajuste dos parâmetros, camada a camada em fases distintas apresentaram maior eficiência no processo de sintonia.

CAPÍTULO 5

METODOLOGIA E ANÁLISE DE RESULTADOS

5.1. INTRODUÇÃO

Neste Capítulo é evidenciada a metodologia utilizada para a coleta de dados e conseqüente desenvolvimento do sistema de inferência fuzzy. São também apresentados os procedimentos de levantamento das variáveis de entrada do sistema e os resultados das estimações de ações que foram submetidas ao sistema e análises pertinentes a esses resultados.

5.2. COLETA DE DADOS

Para o desenvolvimento deste trabalho, foram utilizados dados de ações cotadas na Bolsa de Valores de São Paulo referentes ao período de 02 de janeiro de 2004 até 28 de dezembro de 2007. São várias as ações cotadas na Bolsa durante este período. Destas, porém, foram utilizadas neste trabalho 61 ações, as quais participaram de todos os dias de negociação nesse período, portanto são as que apresentam as séries históricas mais consistentes.

Esse período de quatro anos corresponde a 860 dias de negociações. Portanto, para cada uma das 61 ações consideradas, tem-se um conjunto com 860 valores. O critério de valorização das ações que foi utilizado foi o de fechamento, ou seja, valores que as ações encerraram cada um dos 860 dias considerados.

Para cada uma das ações foram feitos ajustes estruturais e paramétricos, de acordo com o exposto no Capítulo 4, com o intuito de se obter o conjunto de dados que o sistema de inferência fuzzy estimou para essas ações.

Ao considerar os valores esperados de cada ação, tem-se o próprio conjunto de dados que representa os seus 860 dias de negociação. Já para os valores estimados, tem-se o conjunto gerado pelo sistema de inferência fuzzy.

Considerando uma ação, para cada estimação realizada pelo sistema fuzzy, foram consideradas informações de cinco dias anteriores das variáveis de entrada. Dessa forma, supondo que um determinado dia de negociação seja nomeado por n . Para a estimação de n , são consideradas informações dos dias $n - 1$, $n - 2$, $n - 3$, $n - 4$ e $n - 5$.

Desta maneira, o primeiro dia a ser estimado pelo sistema é o 6°. Tem-se que o conjunto de valores estimados para cada ação conterá 855 elementos.

O conjunto de ações considerado nesse trabalho é apresentado na Tabela 5.1.

Tabela 5.1 – Descrição das ações consideradas.

Código da Ação	Razão Social da empresa
ACES4	Acesita S.A.
AMBV4	Cia Bebidas das Américas – AMBEV
ARCZ6	Aracruz Celulose S.A.
BBAS3	Bco Brasil S.A.
BBDC3	Bco Bradesco S.A.
BBDC4	Bco Bradesco S.A.
BRAP4	Bradespar S.A.
BRKM5	Braskem S.A.
BRT04	Brasil Telecom S.A.
B RTP3	Brasil Telecom Participações S.A.
B RTP4	Brail Telecom Participações S.A.
CCRO3	Cia Concessões Rodoviárias
CGAS5	Cia Gás de São Paulo – COMGAS
CLSC6	Centrais Elet de Santa Catarina S.A.
CMIG3	Cia Energética de Minas – CEMIG
CMIG4	Cia Energética de Minas – CEMIG
CNFB4	Confab Industrial S.A.
CPLE6	Cia Paranaense de Energia – COPEL
CRUZ3	Souza Cruz S.A.
CSNA3	Cia Siderúrgica Nacional
CTNM4	Cia Tecidos Norte de Minas Coteminas
DURA4	Duratex S.A.
EBTP4	Embratel Participações S.A.

Código da Ação	Razão Social da empresa
ELET3	Centrais Elet Bras S.A. – ELETROBRAS
ELET6	Centrais Elet Bras S.A. – ELETROBRAS
EMBR3	EMBRAER – Empresa Brasileira de Aeronáutica S.A.
FFTL4	Fertilizantes Fosfatados S.A. – FOSFERTIL
GGBR4	Gerdau S.A.
GOAU4	Metalúrgica Gerdau S.A.
ITAU4	Bco Itaú Holding Financeira S.A.
ITSA4	Itausa Investimentos Itaú S.A.
KLBN4	Klabin S.A.
LAME4	Lojas Americanas S.A.
MAGS5	Magnesita Refratários S.A.
PCAR4	Cia Brasileira de Distribuição
PETR3	Petróleo Brasileiro S.A – PETROBRAS
PETR4	Petróleo Brasileiro S.A – PETROBRAS
PMAM4	Paranapanema S.A.
POMO4	Marcopolo S.A.
PTIP4	Ipiranga Petróleo S.A.
RAPT4	Randon S.A. Implementos e Participações
SBSP3	Cia Saneamento Básico Est São Paulo
SDIA4	Sadia S.A.
TBLE3	Tractebel Energia S.A.
TCSL3	Tim Participações S.A.
TCSL4	Tim Participações S.A.
TLPP3	Telec de São Paulo S.A. – TELESP
TLPP4	Telec de São Paulo S.A. – TELESP
TMAR5	Telemar Norte Leste S.A.
TMCP3	Telemig Celular Participações S.A.
TMCP4	Telemig Celular Participações S.A.
TNCP3	Tele Norte Celular Participações S.A.
TNCP4	Tele Norte Celular Participações S.A.
TNLP3	Tele Norte Leste Participações S.A.

Código da Ação	Razão Social da empresa
TNLP4	Tele Norte Leste Participações S.A.
TRPL4	CTEEP – Cia Transmissão Energia Elétrica Paulista
UNIP6	Unipar União de Ind Petroq S.A.
USIM5	Usinas Sid de Minas Gerais S.A. – USIMINAS
VALE3	Cia Vale do Rio Doce
VALE5	Cia Vale do Rio Doce
VCPA4	Votorantim Celulose e Papel S.A.

5.3. DEFINIÇÃO DAS VARIÁVEIS DE ENTRADA

A determinação das variáveis de entrada do sistema de inferência fuzzy foi desenvolvida, assim como todo o sistema, com o objetivo de minimizar o erro entre os resultados esperados e os resultados estimados. O primeiro passo para a determinação dessas variáveis foi verificar o grau de correlação de Pearson entre os conjuntos de ações. Utilizou-se o coeficiente de correlação, pois esta é uma ferramenta estatística que expressa o quanto duas variáveis estão linearmente relacionadas.

Com intuito de explicitar como esse processo foi desenvolvido, será considerada uma ação dentre as 61 consideradas. Essa ação é codificada por: PMAM4.

Como já foi mencionado, o conjunto de valores da ação PMAM4 é composto por dados do 6º dia até o 860º dia.

O primeiro passo na escolha das variáveis empregadas na estimação almejada foi o cálculo do valor da correlação da ação PMAM4 com cada uma das 305 possíveis variáveis de entrada. Considerou-se como possíveis variáveis de entradas as séries históricas das 61 ações atrasadas de 1 até 5 dias.

Para fins de notação, será nomeado cada um desses conjuntos de ações candidatas à variáveis de entrada por p .

Após a obtenção desses dados de correlação, comparou-se todos para verificar qual deles apresentou o maior valor em módulo. Assim identificou-se o vetor que representa o conjunto de dados de uma ação candidata, com um determinado número de dias que atraso que melhor se relaciona linearmente com o vetor da ação PMAM4, este que por finalidade de notação, chamaremos de q .

Deste modo, tem-se que a primeira variável de entrada é representada pelo vetor

p que obteve o maior valor de correlação em módulo.

Para obtermos a segunda variável de entrada do sistema, antes de verificar qual é o segundo maior valor de correlação dentre aqueles 305 que foram calculados, foi feita uma decomposição do vetor q , que representa o conjunto de valores da ação PMAM4, com relação ao vetor p , que representa o conjunto de valores de uma determinada ação candidata com um determinado número de dias de atraso. Desta maneira, obteve-se um novo vetor PMAM4, representado na Figura 5.1 por $q - \text{proj}_p(q)$, que é independente do vetor p .

Após a obtenção de $q - \text{proj}_p(q)$, calcula-se a correlação deste com os 304 vetores das ações candidatas restantes e a partir daí, obtém-se o vetor de maior correlação p_1 e o processo se repete até se verificar um nível inferior a 0,1, em módulo, para o valor de correlação.

Os vetores em questão contêm 855 elementos e, portanto, devido a sua multidimensionalidade é impossível de representar o processo de decomposição que foi desenvolvido, a não ser através de exemplo utilizando vetores bidimensionais, como a Figura 5.1:

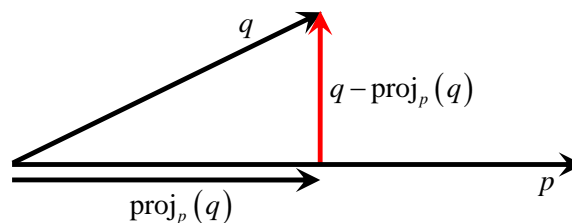


Figura 5.1 – Representação de decomposição de vetores

Onde q é o vetor que representa a ação PMAM4, p é vetor que representa a ação candidata com um determinado número que dias de atraso que obteve o maior valor em módulo no calculo de correlação, $\text{proj}_p(q)$ é o vetor da projeção de q em p e $q - \text{proj}_p(q)$ é o vetor independente.

Para a obtenção de $q - \text{proj}_p(q)$ utiliza-se a seguinte expressão:

$$q - \text{proj}_p(q) = q - \frac{\langle q, p \rangle}{\|p\|^2} \cdot p \quad (5.1)$$

onde $\langle q, p \rangle$ representa o produto escalar entre os vetores q e p , $\|p\|$ representa o módulo do vetor p .

Com o objetivo de ilustrar a determinação das variáveis empregadas para a estimação da ação código PMAM4 é inicialmente considerado o comportamento temporal da mesma ao longo do horizonte considerado para a análise. O referido comportamento é apresentado por meio da Figura 5.2.

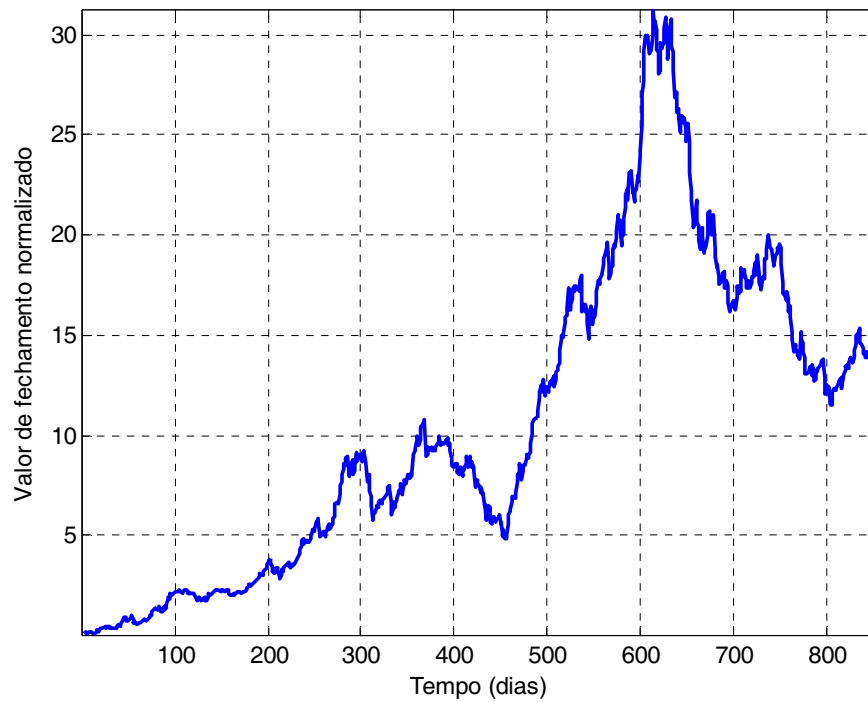


Figura 5.2 – Comportamento temporal da cotação normalizada da ação PMAM4.

Fazendo-se o cálculo de correlação da série temporal apresentada na Figura 5.2 com cada uma das 305 possíveis variáveis de entrada, é possível encontrar a primeira variável de entrada para a estimação da referida ação. Assim, na Figura 5.3 tem-se como se comporta o coeficiente de correlação entre a ação sob estudo e as entradas candidatas.

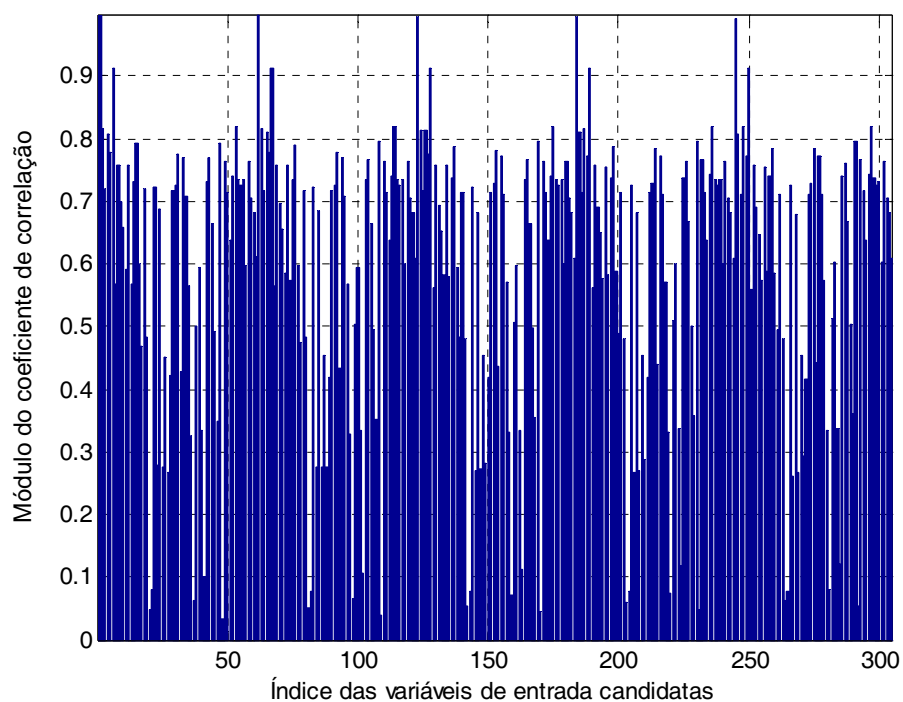


Figura 5.3 – Correlação entre a cotação da ação PMAM4 e as entradas candidatas.

Por meio da Figura 5.3 é possível verificar a existência de variáveis com alto grau de correlação com a cotação da ação a ser estimada. De maneira mais específica, após a análise numérica das correlações calculadas, verifica-se que a cotação da ação PMAM4 com um dia de atraso é a que mais correlação possui com a cotação atual dessa mesma ação. Dessa forma, a cotação da ação PMAM4 com um dia de atraso será aquela escolhida como primeira entrada para estimação da cotação atual da ação PMAM4.

Após a escolha de uma ação como entrada para o processo de estimação é necessário remover a influência dessa variável de entrada da variável a ser estimada. Assim, por meio da Figura 5.4 apresenta-se o comportamento temporal da ação a ser estimada, a primeira variável de entrada e a série temporal resultante após a remoção da influência da primeira variável de entrada da série temporal a ser estimada.

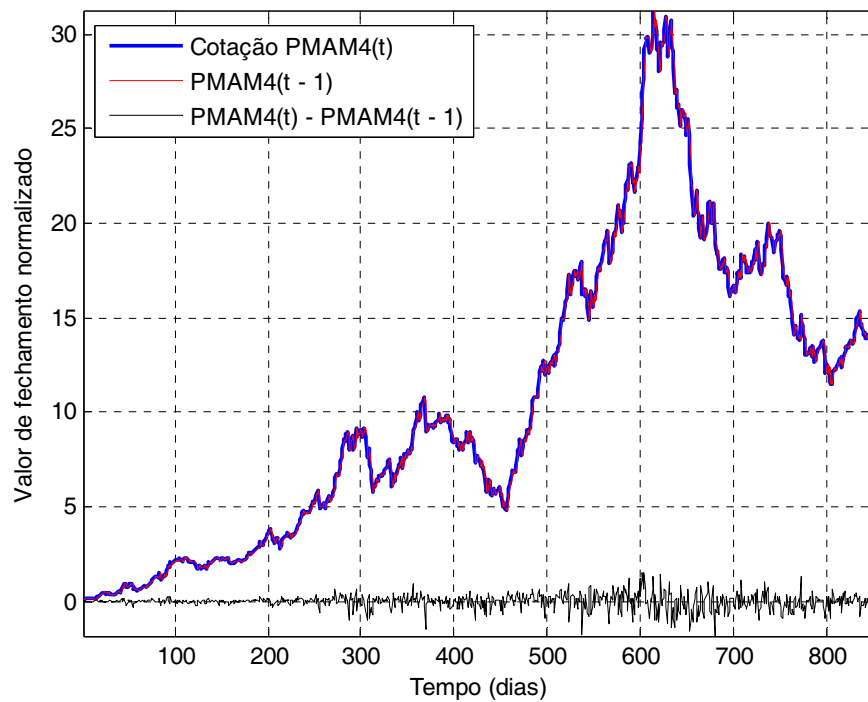


Figura 5.4 – Comportamento temporal para a ação a ser estimada, para a primeira variável de entrada e para a ação a ser estimada sem a influência da primeira variável de entrada.

O processo de escolha das demais variáveis de entrada deve repetir o procedimento ilustrado nessa Seção de maneira iterativa. Assim, considerando-se o cálculo da correlação da cotação da ação PMAM4 sem a influência da primeira variável, tem o comportamento retratado na Figura 5.5.

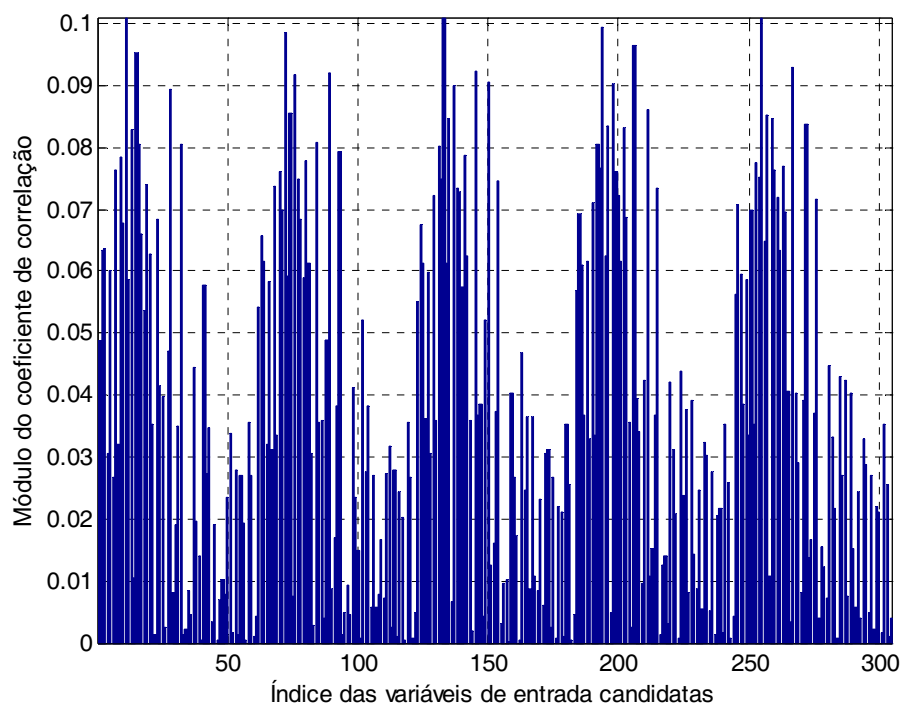


Figura 5.5 – Correlação entre a cotação da ação PMAM4 sem a influência da primeira variável de entrada e as demais entradas candidatas.

A Figura 5.5 mostra os valores dos coeficientes de correlação entre a ação PMAM4, sem a influência da primeira variável de entrada, com as demais entradas candidatas. Verifica-se uma sensível redução nos valores das correlações resultantes. O maior deles é 0,101, correspondente a ação KLBN4 com 5 dias que atraso, que é portanto definida como segunda variável.

Repetindo esse processo de escolha recursivamente é possível determinar o conjunto de cotações a ser empregado como entrada na estimação da ação PMAM4. O referido conjunto é apresentado na Tabela 5.2. O critério de parada para escolha das variáveis de entrada foi o módulo da correlação inferior a 0,10.

Tabela 5.2 – Relação das variáveis de entrada para estimação da ação PMAM4.

Código da ação	Dias de atraso
PMAM4	1
KLBN4	5
VALE3	1
KLBN4	3
CPLE6	4

5.4. AJUSTE ESTRUTURAL E PARAMÉTRICO DO SISTEMA DE INFERÊNCIA FUZZY

Na Seção 5.3, além de se apresentar como fora formulada a metodologia para escolha das variáveis de entrada para o sistema fuzzy responsável pela estimação da cotação das ações de interesse a esse estudo, realizou-se a determinação de quais das ações seriam empregadas como variáveis de entrada para estimação da cotação da ação código PMAM4. O procedimento descrito na referida Seção resultou na seleção de cinco potenciais variáveis as quais foram enumeradas por meio da Tabela 5.2. Essas entradas foram eleitas dentro de um universo com 305 variáveis. Assim, diante dessas variáveis eleitas e de todo o conjunto de dados disponibilizados, nessa Seção é apresentado o processo de ajuste do sistema de inferência fuzzy empregado na estimação da cotação da ação PMAM4.

O algoritmo de ajuste paramétrico e estrutural para sistemas de inferência fuzzy descrito nesse trabalho, conforme no Capítulo 4, prevê a execução de duas etapas distintas e seqüenciais de ajuste. A primeira dessas etapas realiza, a partir dos pares entrada-saída, a extração da base de regras de inferência, ou seja, as regras que modelam o relacionamento existente entre o espaço fuzzy das entradas e o espaço fuzzy de saída. Uma vez constituída a base de regras, a segunda etapa de ajuste, atua de maneira a parametrizar as funções de pertinência contidas nos universos de discurso das entradas e da saída, bem como ponderando as regras de inferência obtidas na primeira etapa. Portanto recebe o nome de ajuste paramétrico.

No entanto, independente da etapa de ajuste ser a primeira ou a segunda, faz-se necessário a constituição de um conjunto de ajuste representativo do processo que se deseja modelar ou identificar. Nesse caso, o interesse é ajustar um sistema de inferência que seja

capaz de estimar uma série temporal, tendo como entradas as variáveis eleitas conforme a Tabela 5.2.

Assim, partindo-se desse conjunto de ajuste, o sistema fuzzy fora iniciado com um número máximo de 5 funções de pertinência por universo de discurso, fosse ele de entrada ou de saída. Além dessa imposição, o número de regras fuzzy fora limitado em 20. Dessa forma e por meio do algoritmo proposto para extração de regras apresentado no Capítulo 4, o sistema fuzzy fora submetido à primeira etapa de ajuste, decorrendo, por sua vez, na redução progressiva do erro quadrático médio ao longo das iterações de ajuste. A forma como o sistema fora se ajustando, iteração a iteração, nessa primeira etapa é ilustrada por meio da Figura 5.6. É possível observar que no início do processo de ajuste, ou seja, quando o sistema fuzzy fora criado, o erro quadrático médio observado era próximo à 87, enquanto que ao término da primeira etapa de ajuste esse erro passou a ser de aproximadamente à 13. O número de iterações para esse ajuste, assim como para o ajuste paramétrico, foi de 10.000. Essa evolução na redução do erro quadrático médio ao longo das iterações do algoritmo de ajuste reflete, primeiramente, o alto grau de correlação entre as variáveis eleitas e a ação cuja cotação deseja-se estimar. Como segundo aspecto, tem-se a eficiência do algoritmo de ajuste em obter as regras fuzzy que melhor representam o processo de estimação dos valores da ação.

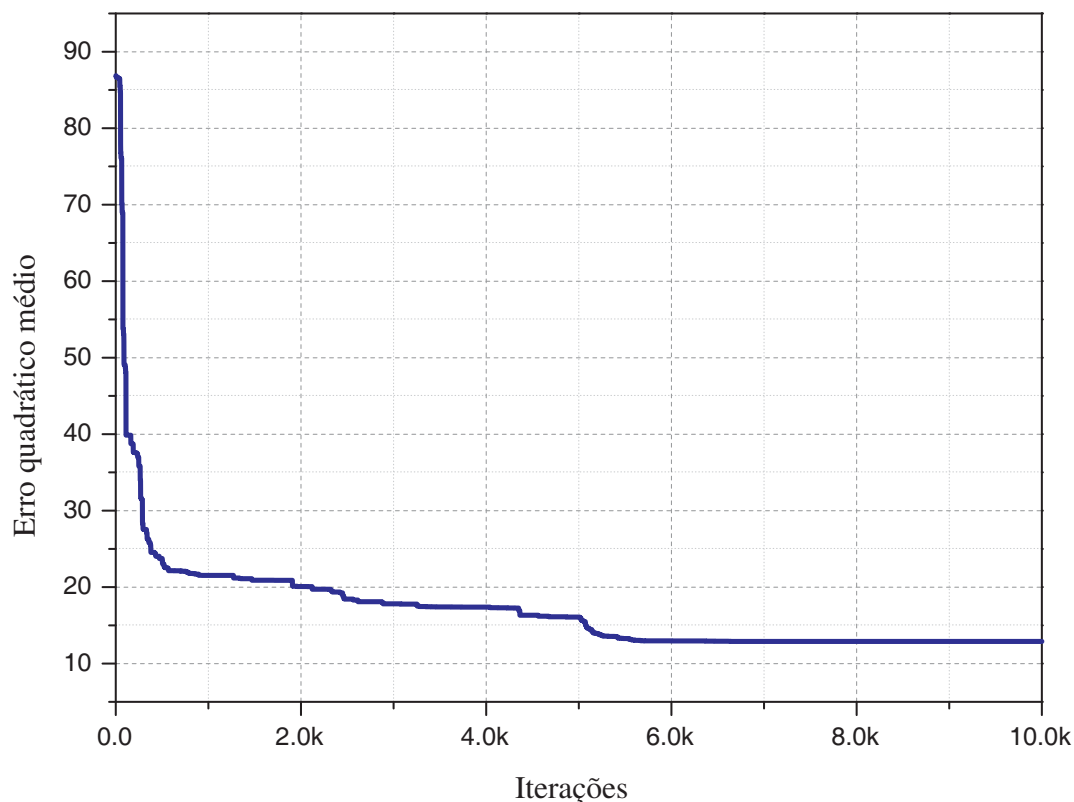


Figura 5.6 – Comportamento do erro quadrático médio ao longo do ajuste estrutural do sistema fuzzy.

Ao término do ajuste estrutural do sistema de inferência fuzzy, obtém-se as regras fuzzy. Na Figura 5.7, são apresentadas todas as 20 regras obtidas para esse processo de estimação da ação PMAM4. Em cada uma das regras estão identificadas as variáveis utilizadas no processo de estimação além da nomeação das funções de pertinência associadas a cada universo de discurso.

Após a obtenção da base de regras, procedeu-se com a segunda etapa de ajuste do sistema que é realizada através do ajuste dos parâmetros livres do sistema, estes que são representados pelos parâmetros das funções de pertinência de entrada e saída, bem como pela ponderação de cada uma das regras fuzzy obtidas no processo anterior.

1. Se (PMAM4(t-1) é mf_3) e (KLBN4(t-5) é mf_1) e (VALE3(t-1) é mf_2) e (CPLE6(t-4) é não mf_4) então (PMAM4(t) é mf_2)
2. Se (PMAM4(t-1) é mf_4) e (KLBN4(t-5) é mf_4) e (VALE3(t-1) é não mf_4) e (KLBN4(t-3) é mf_1) e (CPLE6(t-4) é mf_1) então (PMAM4(t) é mf_3)
3. Se (PMAM4(t-1) é mf_4) e (KLBN4(t-5) é mf_1) e (VALE3(t-1) é não mf_3) e (KLBN4(t-3) é não mf_3) e (CPLE6(t-4) é não mf_3) então (PMAM4(t) é não mf_1)
4. Se (PMAM4(t-1) é mf_3) e (VALE3(t-1) é mf_3) e (KLBN4(t-3) é não mf_4) e (CPLE6(t-4) é não mf_2) então (PMAM4(t) é mf_2)
5. Se (PMAM4(t-1) é mf_5) e (KLBN4(t-5) é mf_2) e (VALE3(t-1) é não mf_1) e (CPLE6(t-4) é não mf_1) então (PMAM4(t) é mf_5)
6. Se (PMAM4(t-1) é mf_4) e (VALE3(t-1) é mf_5) e (CPLE6(t-4) é não mf_2) então (PMAM4(t) é mf_5)
7. Se (PMAM4(t-1) é mf_3) e (KLBN4(t-5) é não mf_4) e (VALE3(t-1) é não mf_4) e (CPLE6(t-4) é não mf_2) então (PMAM4(t) é mf_3)
8. Se (PMAM4(t-1) é não mf_5) e (KLBN4(t-5) é mf_4) e (VALE3(t-1) é não mf_5) e (KLBN4(t-3) é não mf_1) e (CPLE6(t-4) é mf_2) então (PMAM4(t) é mf_1)
9. Se (PMAM4(t-1) é mf_4) e (KLBN4(t-5) é mf_1) e (VALE3(t-1) é não mf_5) e (KLBN4(t-3) é não mf_4) e (CPLE6(t-4) é mf_2) então (PMAM4(t) é mf_5)
10. Se (PMAM4(t-1) é mf_4) e (KLBN4(t-5) é não mf_2) e (VALE3(t-1) é não mf_4) e (KLBN4(t-3) é não mf_1) e (CPLE6(t-4) é não mf_4) então (PMAM4(t) é não mf_1)
11. Se (PMAM4(t-1) é mf_5) e (KLBN4(t-5) é não mf_1) e (VALE3(t-1) é mf_4) e (KLBN4(t-3) é não mf_5) e (CPLE6(t-4) é mf_4) então (PMAM4(t) é mf_5)
12. Se (PMAM4(t-1) é não mf_2) e (KLBN4(t-5) é não mf_2) e (VALE3(t-1) é mf_5) e (KLBN4(t-3) é mf_1) e (CPLE6(t-4) é mf_1) então (PMAM4(t) é não mf_2)
13. Se (PMAM4(t-1) é mf_4) e (KLBN4(t-5) é não mf_2) e (KLBN4(t-3) é não mf_1) e (CPLE6(t-4) é mf_1) então (PMAM4(t) é não mf_1)
14. Se (PMAM4(t-1) é mf_3) e (KLBN4(t-5) é não mf_2) e (VALE3(t-1) é mf_5) e (KLBN4(t-3) é não mf_5) e (CPLE6(t-4) é não mf_3) então (PMAM4(t) é mf_2)
15. Se (PMAM4(t-1) é mf_4) e (KLBN4(t-5) é não mf_3) e (VALE3(t-1) é não mf_2) e (KLBN4(t-3) é não mf_3) e (CPLE6(t-4) é mf_5) então (PMAM4(t) é não mf_1)
16. Se (PMAM4(t-1) é mf_4) e (KLBN4(t-5) é mf_1) e (VALE3(t-1) é não mf_3) e (KLBN4(t-3) é mf_2) e (CPLE6(t-4) é não mf_3) então (PMAM4(t) é não mf_1)
17. Se (PMAM4(t-1) é não mf_5) e (KLBN4(t-5) é mf_3) e (VALE3(t-1) é mf_3) e (KLBN4(t-3) é mf_4) e (CPLE6(t-4) é não mf_4) então (PMAM4(t) é mf_1)
18. Se (PMAM4(t-1) é mf_1) e (VALE3(t-1) é não mf_3) então (PMAM4(t) é mf_1)
19. Se (PMAM4(t-1) é não mf_5) e (KLBN4(t-5) é não mf_1) e (VALE3(t-1) é não mf_4) e (KLBN4(t-3) é não mf_4) e (CPLE6(t-4) é mf_1) então (PMAM4(t) é mf_1)
20. Se (PMAM4(t-1) é não mf_4) e (VALE3(t-1) é mf_1) então (PMAM4(t) é mf_1)

Figura 5.7 – Regras geradas pelo sistema fuzzy.

De maneira semelhante à executada para o ajuste estrutural, a Figura 5.8 mostra como o erro quadrático médio se reduz ao longo das iterações da etapa de ajuste paramétrico. O número de iterações, assim como para o ajuste estrutural, foi de 10.000. Verifica-se que o erro quadrático médio no início dessa etapa de ajuste fora de aproximadamente 13, enquanto que ao término do processo esse erro passou a apresentar valores inferiores a 2, ou seja, uma redução do erro quadrático médio em cerca de 85%. A redução do erro quadrático obtida pela segunda etapa de ajuste se dá pela parametrização das funções de pertinência do sistema fuzzy, bem como pela ponderação das regras de inferência. Para ilustrar os resultados desse processo de ajuste sobre os parâmetros das funções de pertinência de entrada, são apresentadas os gráficos relativos às Figura 5.9 a 5.13. A Figura 5.14 representa o ajuste

paramétrico procedido na função de pertinência de saída do sistema e a Figura 5.15, apresenta os valores de ponderação obtidos no processo de otimização para cada uma das 20 regras existentes no sistema de inferência fuzzy. Esta Figura retrata uma sensível importância da regra de número 15 frente às demais. Porém, em geral, pode-se verificar que não existem diferenças tão acentuadas entre a ponderação das regras, principalmente ao considerar o fato que os ponderadores podem assumir valores positivos ilimitados.

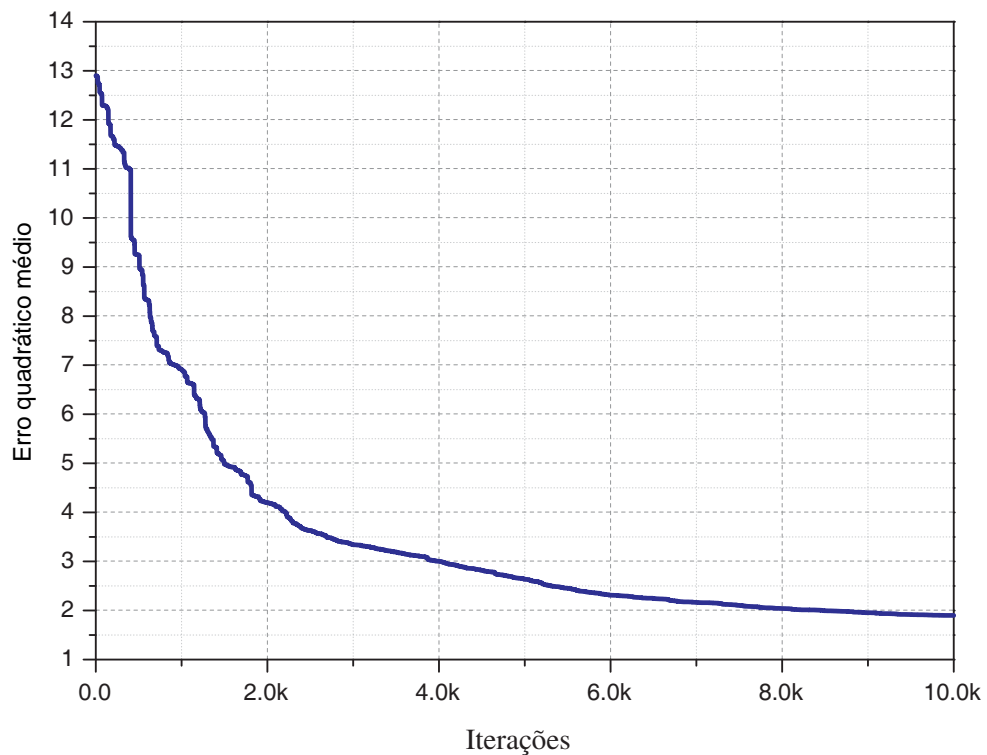


Figura 5.8 – Comportamento do erro quadrático médio ao longo do ajuste paramétrico do sistema fuzzy.

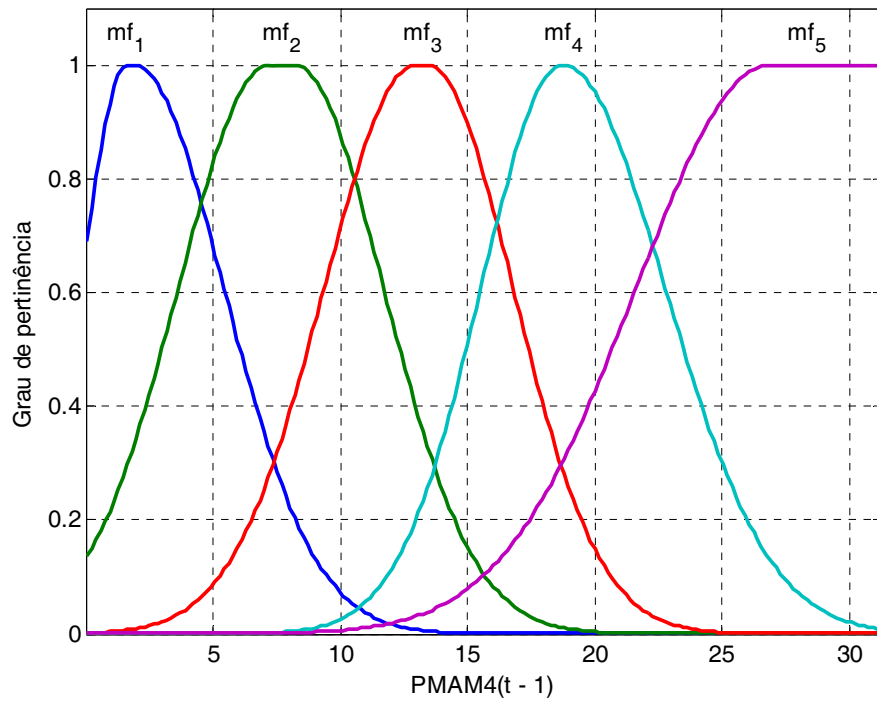


Figura 5.9 – Funções de pertinência da variável de entrada PMAM4 ($t - 1$)

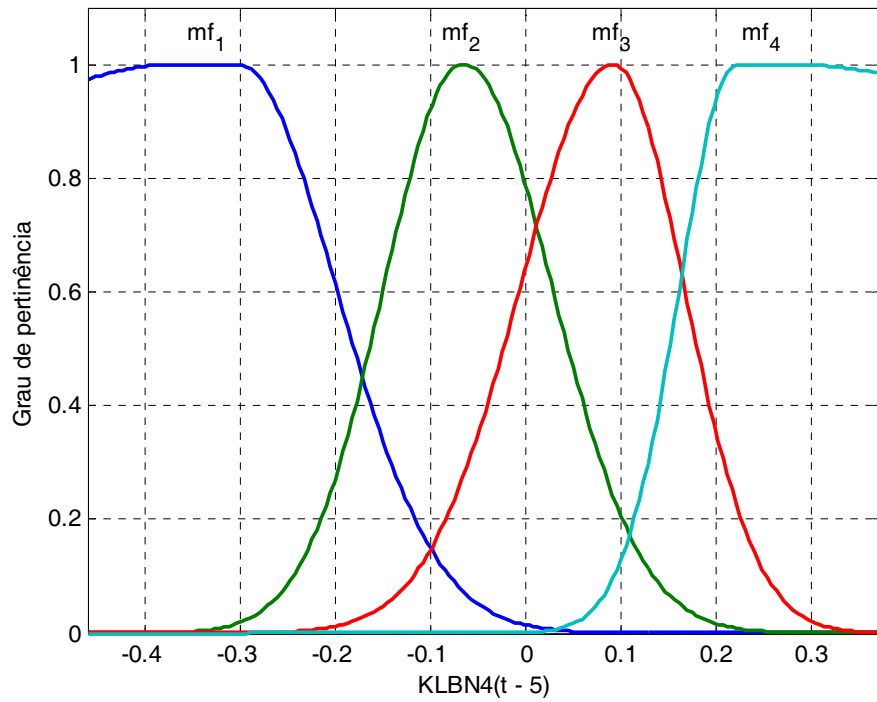


Figura 5.10 – Funções de pertinência da variável de entrada KLBN4 ($t - 5$)

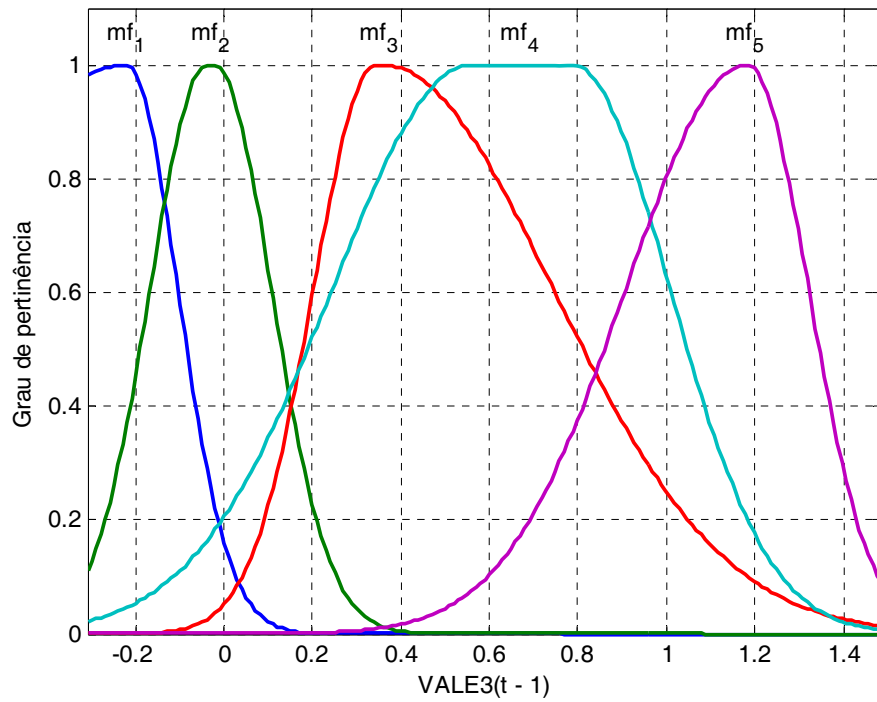


Figura 5.11 – Funções de pertinência da variável de entrada VALE3 ($t - 1$)

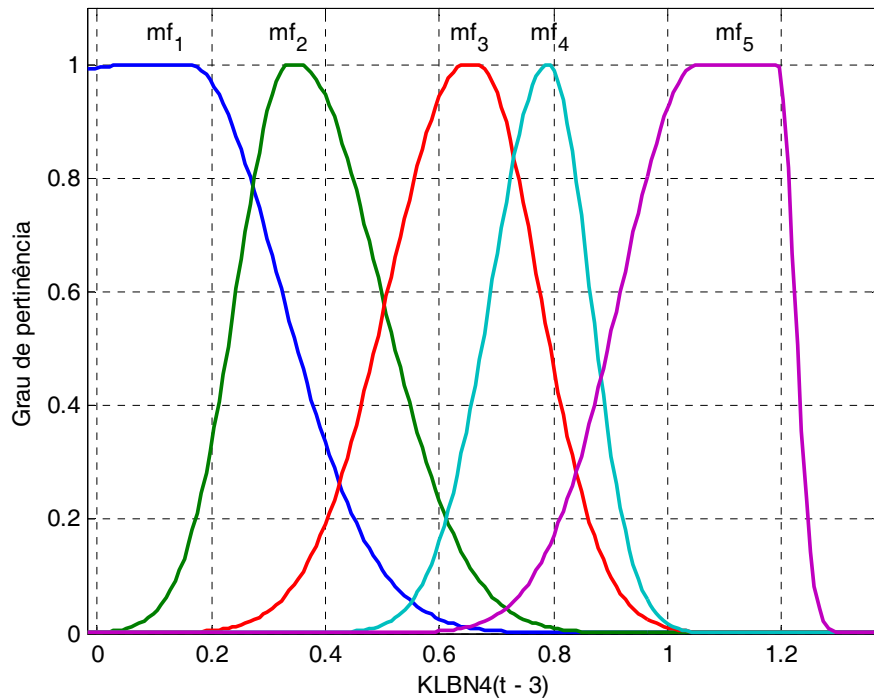


Figura 5.12 – Funções de pertinência da variável de entrada KLBN4 ($t - 3$)

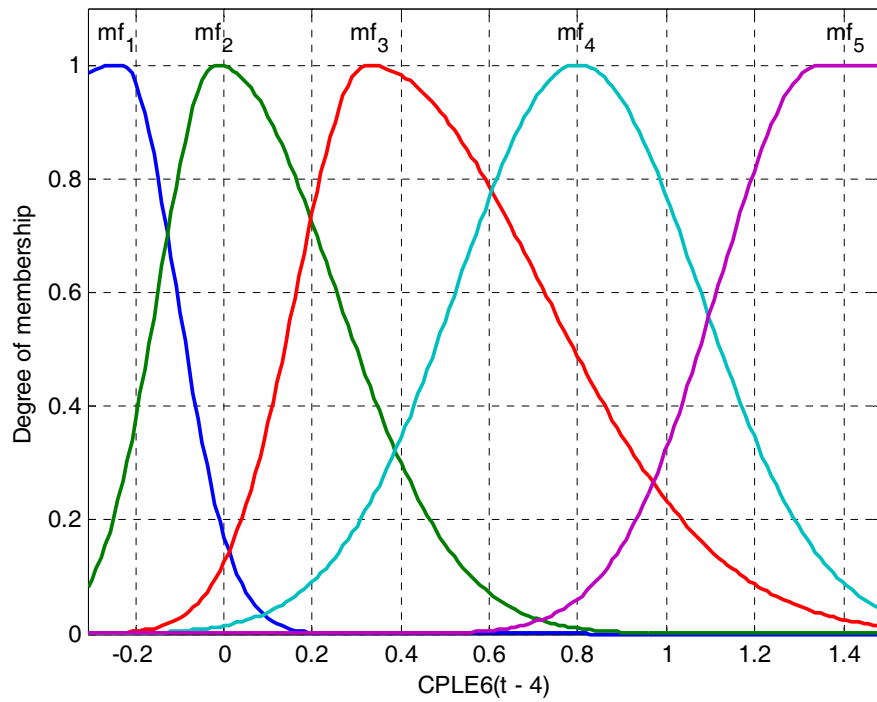


Figura 5.13 – Funções de pertinência da variável de entrada $CPLE6(t-4)$

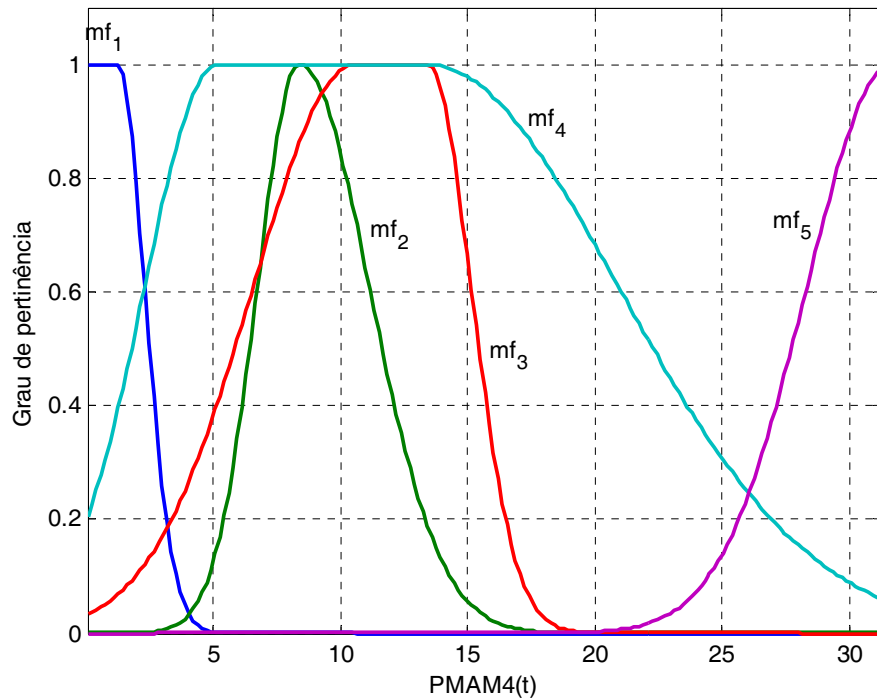


Figura 5.14 – Funções de pertinência da variável de saída $PMAM4(t)$

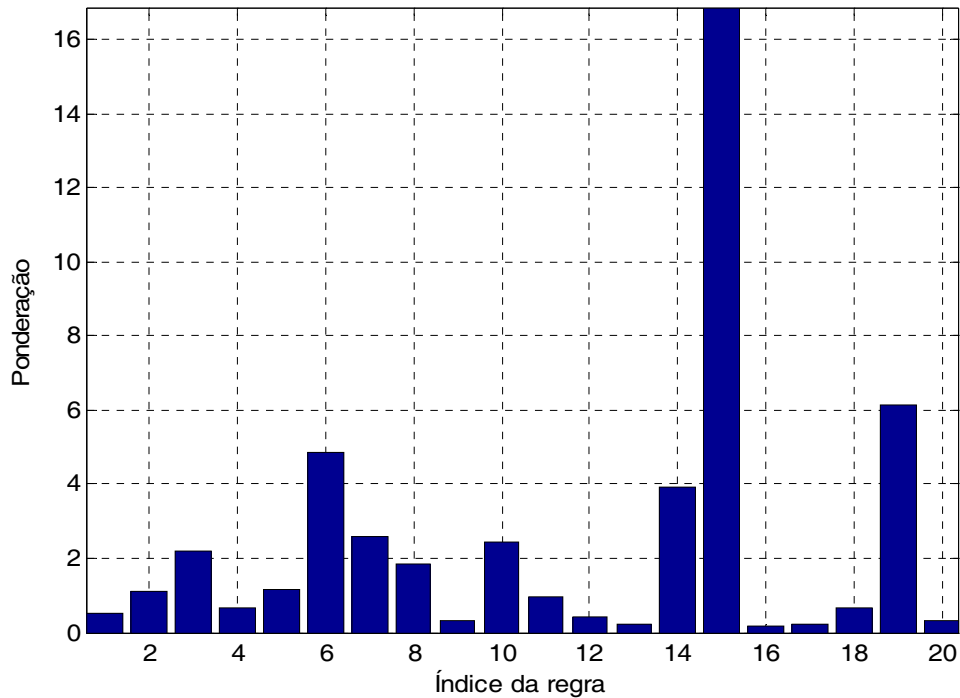


Figura 5.15 – Representação dos ponderadores das regras fuzzy

5.5. ANÁLISE DOS RESULTADOS PARA A AÇÃO PMAM4

Os resultados obtidos na estimação dos valores da ação PMAM4 para a referida série temporal são explicitados nessa Seção. Através da Figura 5.16, que representa um comparativo entre os valores esperados e estimados para a ação, nota-se a proximidade entre as duas curvas o que denota a precisão obtida no processo de estimação.

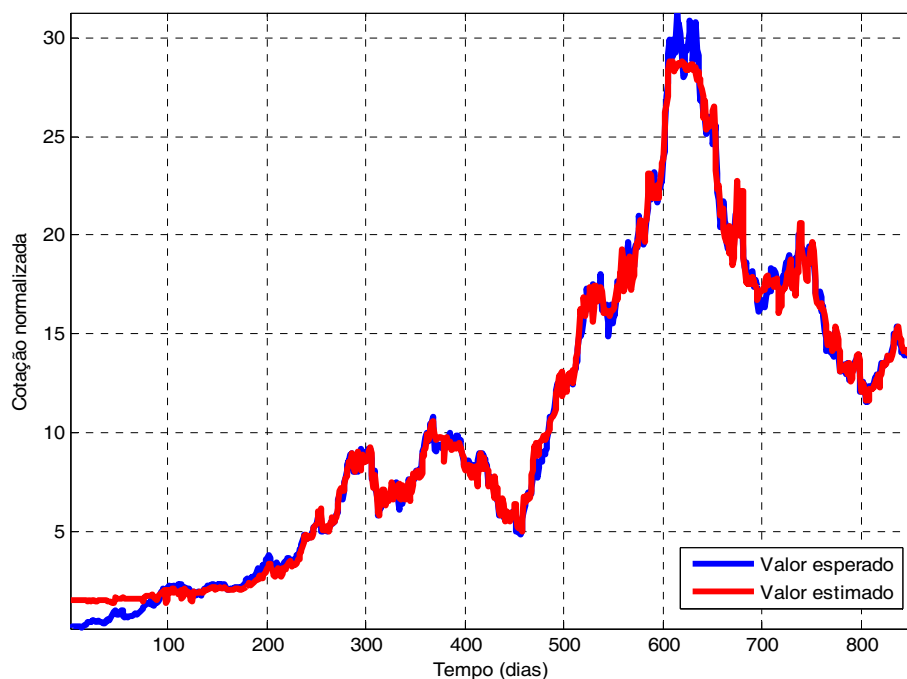


Figura 5.16 – Gráfico dos valores esperado e estimado para a ação PMAM4

Para expressar a precisão que se obteve no processo de estimação da ação PMAM4, são considerados os seguintes parâmetros estatísticos: Média e Desvio Padrão. Ambos os parâmetros são incidentes na variável erro.

A média calculada para o erro de estimação foi de 0,0638 e o desvio padrão para o erro foi de 0,1112.

Através da Figura 5.17, que representa a função densidade de probabilidade acumulada para o erro, pode-se perceber que praticamente a totalidade dos pontos estimados é compreendida até uma estimação com erro de 0,2. Verifica-se também que a essa função acumula um percentual de 50% para um erro próximo de zero, o que pode indicar que o erro comporta-se de acordo com uma tendência de distribuição normal de probabilidade.

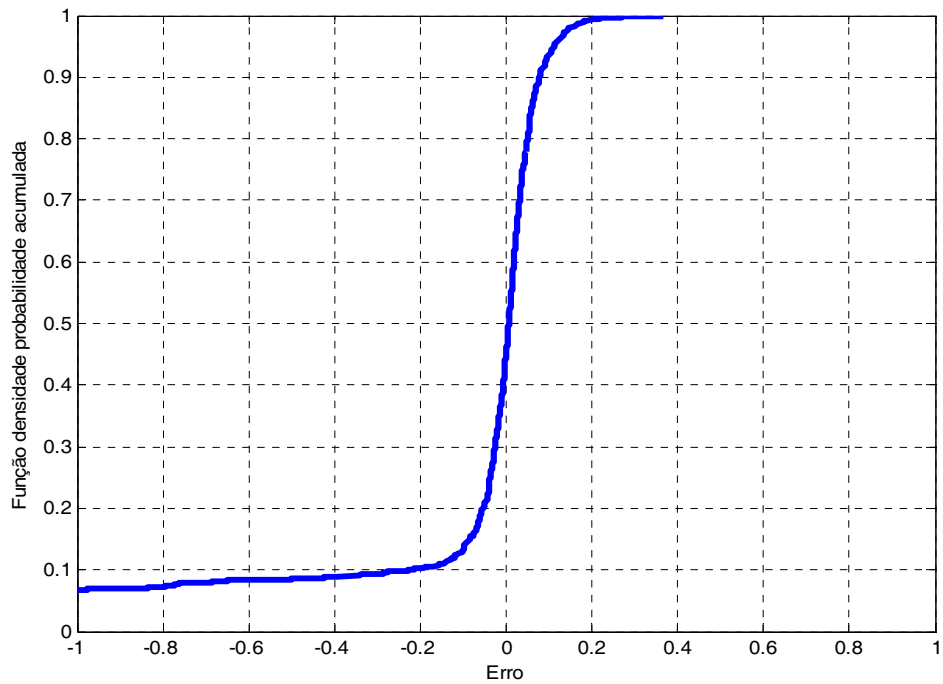


Figura 5.17 – Gráfico Função densidade de Probabilidade Acumulada do erro

A Figura 5.18 representa o histograma do erro. Através desta, verifica-se a grande concentração de valores de erro nas proximidades de zero, fato este que contribuiu para confirmar a média e o desvio encontrados, bem como a distribuição normal do erro.

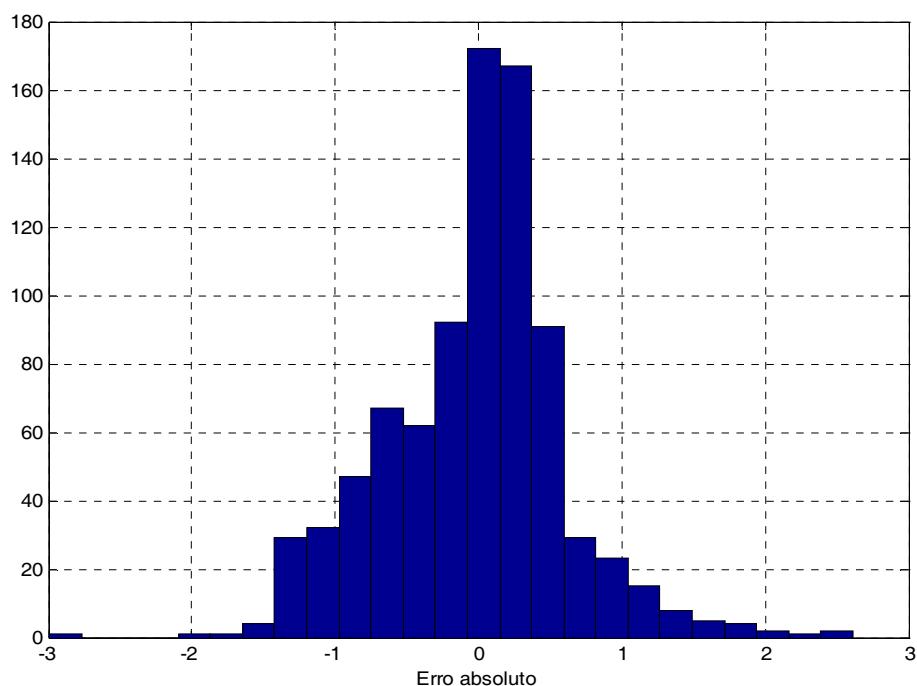


Figura 5.18 – Gráfico do Histograma do erro

5.6. APRESENTAÇÃO DOS RESULTADOS PARA AS AÇÕES DE INTERESSE

A Tabela 5.3 apresenta cada uma das 61 ações que foram utilizadas com as suas respectivas variáveis de entrada. Variáveis estas que foram escolhidas segundo metodologia explicitada na Seção 5.3.

Tabela 5.3 – Ações em análise e suas respectivas variáveis de entrada

Ação em análise	Variável 1	Variável 2	Variável 3	Variável 4	Variável 5
ACES4	ACES4 (t-1)	SDIA4 (t-4)	CPL6 (t-5)	KLBN4 (t-2)	ELET6 (t-2)
AMV4	AMV4 (t-1)	CPL6 (t-2)	TNCP3 (t-5)	TNCP3 (t-4)	TMCP3 (t-2)
ARCZ6	ARCZ6 (t-1)	CRUZ3 (t-3)	GOAU4 (t-4)	ARCZ6 (t-4)	FFTL4 (t-2)
BBAS3	BBAS3 (t-1)	CLSC6 (t-1)	CCRO3 (t-5)	CCRO3 (t-4)	CCRO3 (t-3)
BBDC3	BBDC3 (t-1)	CPL6 (t-1)	ELET6 (t-3)	ELET6 (t-4)	ELET6 (t-5)
BBDC4	BBDC4 (t-1)	ELET6 (t-2)	CPL6 (t-1)	TMCP4 (t-5)	CSNA3 (t-5)
BRAP4	BRAP4 (t-1)	TMCP4 (t-5)	CLSC6 (t-3)	TCSL4 (t-2)	BBAS3 (t-1)
BRKM5	BRKM5 (t-1)	FFTL4 (t-1)	TCSL4 (t-1)	BRKM5 (t-4)	CRUZ3 (t-3)
BRTO4	BRTO4 (t-1)	GGBR4 (t-2)	ELET6 (t-4)	FFTL4 (t-1)	ELET6 (t-5)

Ação em análise	Variável 1	Variável 2	Variável 3	Variável 4	Variável 5
B RTP3	B RTP3 (t-1)	BRAP4 (t-1)	BRAP4 (t-2)	DURA4 (t-1)	CSNA3 (t-1)
B RTP4	B RTP4 (t-1)	KLBN4 (t-3)	CSNA3 (t-3)	MAGS5 (t-5)	ELET6 (t-2)
CCRO3	CCRO3 (t-1)	CCRO3 (t-2)	CCRO3 (t-3)	CSNA3 (t-4)	CCRO3 (t-4)
CGAS5	CGAS5 (t-1)	CLSC6 (t-1)	CSNA3 (t-1)	ELET6 (t-1)	RAPT4 (t-2)
CLSC6	CLSC6 (t-1)	CGAS5 (t-1)	CGAS5 (t-5)	CGAS5 (t-2)	CGAS5 (t-3)
CMIG3	CMIG3 (t-1)	CMIG3 (t-3)	CMIG3 (t-2)	CMIG3 (t-4)	CMIG3 (t-5)
CMIG4	CMIG4 (t-1)	ELET6 (t-4)	ELET6 (t-3)	ELET6 (t-5)	ELET6 (t-2)
CNFB4	CNFB4 (t-1)	FFTL4 (t-2)	RAPT4 (t-2)	GGBR4 (t-1)	ACES4 (t-3)
CPLE6	CPLE6 (t-1)	POMO4 (t-4)	CPLE6 (t-3)	CPLE6 (t-2)	CPLE6 (t-4)
CRUZ3	CRUZ3 (t-1)	RAPT4 (t-2)	CRUZ3 (t-2)	CLSC6 (t-2)	ELET6 (t-1)
CSNA3	CSNA3 (t-1)	CSNA3 (t-5)	CSNA3 (t-4)	CSNA3 (t-3)	CSNA3 (t-2)
CTNM4	CTNM4 (t-1)	GGBR4 (t-2)	CPLE6 (t-1)	CPLE6 (t-2)	CPLE6 (t-3)
DURA4	DURA4 (t-1)	FFTL4 (t-3)	B RTP3 (t-1)	CLSC6 (t-1)	DURA4 (t-2)
EBTP4	EBTP4 (t-1)	SDIA4 (t-1)	RAPT4 (t-3)	TMCP4 (t-1)	TMCP4 (t-2)
ELET3	ELET3 (t-1)	TLPP4 (t-3)	TLPP4 (t-4)	TLPP4 (t-1)	TLPP4 (t-2)
ELET6	ELET6 (t-1)	ELET6 (t-4)	CGAS5 (t-1)	ELET6 (t-3)	ELET6 (t-2)
EMBR3	EMBR3 (t-1)	PTIP4 (t-5)	TIP4 (t-4)	PTIP4 (t-3)	PTIP4 (t-2)
FFTL4	FFTL4 (t-1)	RAPT4 (t-3)	TCSL4 (t-1)	VALE3 (t-1)	TMAR5 (t-1)
GGBR4	GGBR4 (t-1)	CPLE6 (t-4)	RAPT4 (t-1)	GGBR4 (t-4)	ELET6 (t-3)
GOAU4	GOAU4 (t-1)	POMO4 (t-2)	GOAU4 (t-4)	GOAU4 (t-3)	GOAU4 (t-2)
ITAU4	ITAU4 (t-1)	ELET6 (t-4)	CPLE6 (t-1)	TCSL4 (t-3)	B RTP3 (t-2)
ITSA4	ITSA4 (t-1)	ITSA4 (t-5)	ITSA4 (t-4)	ITSA4 (t-3)	POMO4 (t-5)
KLBN4	KLBN4 (t-1)	TMCP4 (t-2)	PMAM4 (t-3)	PMAM4 (t-2)	PMAM4 (t-4)
LAME4	LAME4 (t-1)	LAME4 (t-2)	LAME4 (t-5)	LAME4 (t-3)	LAME4 (t-4)
MAGS5	MAGS5 (t-1)	VALE3 (t-4)	CLSC6 (t-4)	CSNA3 (t-3)	TNCP3 (t-3)
PCAR4	PCAR4 (t-1)	PTIP4 (t-1)	PTIP4 (t-2)	PTIP4 (t-3)	RAPT4 (t-5)
PETR3	PETR3 (t-1)	ELET6 (t-1)	PTIP4 (t-2)	PETR4 (t-2)	PTIP4 (t-3)
PETR4	PETR4 (t-1)	ELET6 (t-2)	TNCP3 (t-1)	TNCP3 (t-5)	LAME4 (t-4)
PMAM4	PMAM4 (t-1)	KLBN4 (t-5)	VALE3 (t-1)	KLBN4 (t-3)	CPLE6 (t-4)
POMO4	POMO4 (t-1)	GGBR4 (t-2)	CLSC6 (t-3)	RAPT4 (t-5)	CPLE6 (t-5)
PTIP4	PTIP4 (t-1)	PTIP4 (t-2)	PTIP4 (t-4)	PTIP4 (t-3)	PTIP4 (t-5)
RAPT4	RAPT4 (t-1)	FFTL4 (t-5)	ELET6 (t-2)	ELET6 (t-1)	CLSC6 (t-1)
SBSP3	SBSP3 (t-1)	VALE3 (t-1)	CLSC6 (t-1)	SBSP3 (t-5)	GGBR4 (t-4)
SDIA4	SDIA4 (t-1)	CSNA3 (t-1)	TCSL4 (t-2)	GGBR4 (t-2)	TMAR5 (t-1)
TBLE3	TBLE3 (t-1)	TBLE3 (t-5)	TBLE3 (t-3)	TBLE3 (t-4)	TBLE3 (t-2)
TCSL3	TCSL3 (t-1)	PTIP4 (t-5)	PTIP4 (t-4)	PTIP4 (t-3)	TCSL3 (t-3)
TCSL4	TCSL4 (t-1)	PTIP4 (t-5)	PTIP4 (t-4)	PTIP4 (t-3)	PETR4 (t-2)
TLPP3	TLPP3 (t-1)	PTIP4 (t-1)	TNCP3 (t-2)	TNCP3 (t-1)	TNCP3 (t-3)
TLPP4	TLPP4 (t-1)	TLPP4 (t-3)	TLPP4 (t-4)	TLPP4 (t-2)	TLPP4 (t-5)
TMAR5	TMAR5 (t-1)	CPLE6 (t-2)	CPLE6 (t-1)	CPLE6 (t-3)	TMCP4 (t-3)
TMCP3	TMCP3 (t-1)	TMCP3 (t-2)	TMCP3 (t-3)	TMCP3 (t-5)	TMCP3 (t-4)

Ação em análise	Variável 1	Variável 2	Variável 3	Variável 4	Variável 5
TMCP4	TMCP4 (t-1)	TRPL4 (t-5)	CPLE6 (t-3)	CPLE6 (t-2)	CPLE6 (t-4)
TNCP3	TNCP3 (t-1)	TNCP3 (t-5)	TNCP3 (t-2)	TNCP3 (t-4)	TNCP3 (t-3)
TNCP4	TNCP4 (t-1)	TNCP4 (t-2)	TNCP4 (t-3)	TNCP4 (t-4)	TNCP4 (t-5)
TNLP3	TNLP3 (t-1)	TNLP3 (t-3)	TNLP3 (t-4)	TNLP3 (t-2)	TNLP3 (t-5)
TNLP4	TNLP4 (t-1)	FFTL4 (t-1)	CMIG4 (t-3)	CCRO3 (t-1)	CCRO3 (t-2)
TRPL4	TRPL4 (t-1)	TMCP4 (t-3)	BBDC4 (t-1)	PETR3 (t-1)	PETR3 (t-2)
UNIP6	UNIP6 (t-1)	FFTL4 (t-1)	POMO4 (t-4)	KLBN4 (t-4)	CRUZ3 (t-3)
USIM5	USIM5 (t-1)	USIM5 (t-5)	FFTL4 (t-1)	USIM5 (t-2)	ELET6 (t-5)
VALE3	VALE3 (t-1)	MAGS5 (t-1)	CCRO3 (t-2)	CCRO3 (t-3)	CCRO3 (t-5)
VALE5	VALE5 (t-1)	MAGS5 (t-1)	MAGS5 (t-2)	MAGS5 (t-3)	MAGS5 (t-4)
VCPA4	VCPA4 (t-1)	CTNM4 (t-2)	ITSA4 (t-2)	CPLE6 (t-5)	ELET6 (t-5)

É possível observar por meio da Tabela 5.3 que todas as ações têm como primeira variável de entrada a variável ($t - 1$), ou seja, seu próprio conjunto de informações com 1 dia de atraso. Essa característica ocorre pois a série temporal de cada ação com 1 dia de atraso é a que possui o maior valor de correlação com a série da ação analisada.

Algumas ações em específico têm as cinco variáveis de entrada oriundas dos seus próprios conjuntos de informações, ou seja, todos os dias de atraso considerados são utilizados para compor as variáveis da ação em análise. Percebe-se que os dias são considerados de forma aleatória, não havendo um padrão de ordenação crescente ou decrescente. Pode-se citar o exemplo das ações de código: TBLE3, CSNA3, LAME4 e TNLP3.

Quanto às demais ações em análise, percebe-se que aquelas que compõem suas variáveis de entrada, não necessariamente são de empresas de segmentos próximos. Como exemplo pode-se citar a ação analisada PETR4. As ações que compõem suas variáveis de entrada são: PETR4, ELET6, TNCP3, TNCP3 e LAME4. A primeira ação é referente à empresa Petrobrás, que como já citado, é a ação da própria empresa analisada porém com um dia de atraso. Além dessa, há também a ação ELET6 que é referente à empresa Eletrobrás, a TNCP3 da empresa Tele Norte Celular e a LAME4 da empresa Lojas Americanas.

Com o intuito de explicitar as medidas estatísticas obtidas no processo de estimação de cada uma das 61 ações analisadas, disponibiliza-se a Tabela 5.4 que apresenta os valores de média do erro e desvio padrão do erro:

Tabela 5.4 – Estatísticas das ações em análise

Ação em análise	Média do erro	Desvio padrão do erro
ACES4	0,077	0,085
AMBV4	0,085	0,091
ARCZ6	0,072	0,080
BBAS3	0,129	0,112
BBDC3	0,078	0,092
BBDC4	0,064	0,095
BRAP4	0,070	0,091
BRKM5	0,100	0,122
BRT04	0,047	0,052
B RTP3	0,041	0,049
B RTP4	0,070	0,071
CCRO3	0,051	0,063
CGAS5	0,057	0,077
CLSC6	0,112	0,098
CMIG3	0,075	0,078
CMIG4	0,088	0,103
CNFB4	0,064	0,073
CPL6	0,067	0,071
CRUZ3	0,161	0,121
CSNA3	0,067	0,070
CTNM4	0,119	0,103
DURA4	0,117	0,116
EBTP4	0,052	0,089
ELET3	0,105	0,093
ELET6	0,088	0,079
EMBR3	0,135	0,116
FFTL4	0,112	0,111
GGBR4	0,121	0,110
GOAU4	0,026	0,032
ITAU4	0,067	0,098
ITSA4	0,047	0,073
KLBN4	0,095	0,089
LAME4	0,046	0,071
MAGS5	0,030	0,055
PCAR4	0,059	0,057
PETR3	0,079	0,098
PETR4	0,107	0,099
PMAM4	0,051	0,057
POMO4	0,099	0,089
PTIP4	0,053	0,069
RAPT4	0,144	0,119

Ação em análise	Média do erro	Desvio padrão do erro
SBSP3	0,122	0,105
SDIA4	0,137	0,113
TBLE3	0,062	0,054
TCSL3	0,064	0,094
TCSL4	0,096	0,102
TLPP3	0,049	0,072
TLPP4	0,044	0,078
TMAR5	0,103	0,099
TMCP3	0,014	0,028
TMCP4	0,125	0,108
TNCP3	0,037	0,046
TNCP4	0,028	0,066
TNLP3	0,036	0,058
TNLP4	0,112	0,126
TRPL4	0,091	0,099
UNIP6	0,146	0,114
USIM5	0,082	0,090
VALE3	0,152	0,118
VALE5	0,054	0,053
VCPA4	0,088	0,096

Verifica-se nesta Tabela que a maior dentre as médias dos erros calculadas é a referente à ação CRUZ3 com a medida de 0,161 e, que a menor dentre as médias dos erros calculadas é a que se refere à ação TMCP3 com a medida de 0,014.

Ao considerar essas 61 ações e suas respectivas médias, pode-se obter uma nova medida que é a média de todas essas 61 médias. A partir desta nova medida, verifica-se em qual patamar o sistema concentrou os erros que foram obtidos para a estimação do conjunto de ações considerado. Essa medida é igual a 0,081.

Com relação aos desvios padrão que foram calculados, observa-se que o menor deles é o referente à ação TMCP3 com o valor de 0,028. O maior valor do desvio padrão é aquele que se refere à ação TNLP4 com a medida de 0,126.

Observa-se então que a ação calculada com menor média e também menor desvio padrão foi a TMCP3. Estes valores indicam que esta foi a ação que o sistema estimou com maior precisão. A pequena amplitude dessas estatísticas confirma a adequação desse tipo de sistema de inferência fuzzy para estimação de séries temporais.

CAPÍTULO 6

CONCLUSÕES

Este trabalho teve seu foco em efetuar a aplicação de um sistema de inferência fuzzy, baseado em uma abordagem multicamadas, previamente desenvolvida por Flauzino (2004), aos dados históricos de ações cotadas na Bolsa de Valores de São Paulo com intuito de estimar seus valores futuros.

Muitas são as técnicas e ferramentas utilizadas para que se consiga estimar os valores futuros do mercado de ações. Esta realidade se concretiza devido ao fato de que o conhecimento do comportamento desses ativos financeiros implica em decisões acertadas sobre os momentos ideais para comprar ou vender tais ativos, o que possibilita melhorias nos resultados financeiros dos investidores.

A otimização do sistema de inferência fuzzy obtida através dos ajustes estruturais e paramétricos, isentam da necessidade do conhecimento do processo, ou seja, de um especialista no processo que determine as regras e todos os parâmetros do sistema de acordo com o conhecimento que detém. Este fato implica numa sensível redução de custo operacional.

Os resultados alcançados através desta aplicação confirmam o fato de que os sistemas de inferência fuzzy podem ser utilizados como um instrumento de aproximação de processos. Mesmo não se conhecendo o processo que rege o fenômeno da variação dos preços das ações da Bolsa de Valores, o sistema fuzzy obteve sucesso no aprendizado de seu comportamento e com isso foi possível verificar resultados satisfatórios quanto à estimação dos valores futuros.

Referências

AGUIRRE, L.A. *Introdução à identificação de sistemas: Técnicas Lineares e Não-Lineares Aplicadas a Sistemas Reais*. 2. ed. Belo Horizonte: UFMG, 2004.

BAK, P.; CHEN, K. Self-Organized criticality. *Scientific American*, p. 26-33, Jan. 1991.

BALTAZAR, A.P. Uma cena em extinção. *Veja*, São Paulo, v.41, n.1978, p.100-104, 2006.

BODIE, Z.; KANE, A.; MARCUS, A. *Investments 5*. Boston: McGraw-Hill/Irwin, 2002.

BORGES, R. *Curso de análise técnica: Introdução*. Disponível em: <http://www.ricardoborges.com/iniciando_bovespa.htm>. Acesso em 10 jan. 2008.

BOVESPA. *O mercado de capitais: Sua importância para o Desenvolvimento e os entraves com que se defronta no Brasil*. São Paulo: Tendências – Consultoria Integrada, 2000. Disponível em: <<http://www.bovespa.com.br/pdf/relatorio2.pdf>>. Acesso em 10 mai. 2008.

BOVESPA. *O mercado de capitais: Desafios e oportunidades para o mercado de capitais brasileiro*. São Paulo: MB associados, 2000. Disponível em: <http://www.bovespa.com.br/pdf/mercado_capitais_desafios.pdf>. Acesso em 05 jan. 2008.

CASWELL, H. Systems analysis and simulation in ecology. In: PATTERN, BERNARD C. *An introduction to systems science for ecologists*. London: Academic Press, 1972. v. 2, p. 1- 78.

CAVALCANTE, F.; MISUMI, J.Y.; RUDGE, L.F. *Mercado de Capitais: O que é, como funciona*. 6.ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2005. 371 p.

CHAVES, D.A.T. *Análise técnica e fundamentalista: divergências, similaridades e complementariedades*. 2004. 119 f. Monografia (Graduação em Administração) – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2004.

CROSBY, R.W. Toward a classification of complex systems. *European Journal of Operational Research*, n. 30, p. 291-293, 1987.

EHRMAN, D. Equity Trading Techniques. *Futures Magazine*. Chicago: mai. 2004. p. 32-34.

FAZEL ZARANDI, M.H. A type-2 fuzzy rule based expert system model for stock price analysis. *Expert systems with applications*. 2007, doi:10.1016/j.eswa.2007.09.034.

FEDERAÇÃO MUNDIAL DAS BOLSAS. *A importância Econômica das Bolsas*, 2002.

FLAUZINO, R.A. *Uma abordagem fuzzy multicamadas aplicada na estimação da concentração de gases em transformadores de potência*. 2004. 117 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Industrial) – Faculdade de Engenharia de Bauru, Universidade Estadual Paulista, Bauru, 2004.

FOGEL, D.B. *System identification through simulated evolution: a machine learning approach to modeling*. Needham Heights, MA: Ginn Press, 1991.

- FRIEDLANDER, D; FUCS, J. A bolsa e você. *Época*, São Paulo, n.470, p.38-50, 2007.
- GAZETA MERCANTIL. Grau de investimento. 2-4 mai. 2008. Suplemento especial.
- GIBILINI, D. *Aplicação de técnicas de inteligência artificial na alocação dinâmica de canais em redes sem fio*. 2006. 140 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia) – Universidade de São Paulo, São Paulo, 2006.
- GOMIDE, F.A.C.; GUDWIN, R.R. Modelagem, controle, sistemas e lógica fuzzy. *SBA Controle & Automação*, Campinas, v.4, n.3, p.97-115,1994.
- GRAF BOLSA. *Fibonacci*. Disponível em <<http://www.grafbolsa.com/help/fibonac.html>>. Acesso em 20 set.2008.
- GRÓPPO, G.S. *Causalidade das Variáveis Macroeconômicas sobre o Ibovespa*. 2004. 107 f. Dissertação (Mestrado em Ciências) – Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Universidade de São Paulo, Piracicaba,2004.
- GUANDALINI, G.; BORSATO, C. Em fim, um país normal. *Veja*, São Paulo,v.18, n.2059, p.56-59, 2008.
- HAYASHI, A. D. *Aplicação dos fractais ao mercado de capitais utilizando-se as Elliott Waves*. 2002. 122 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2002.
- INVESTSHOP. *Mercado de ações: Análise Técnica*. Disponível em <<http://www.scribd.com/doc/222410/Mercado-de-Acoes-Metodos-de-Analises>>. Acesso em 22 set.2008.
- KOHARA, K.; ISHIKAWA, T.; FUKUHARA, Y.; NAKAMURA, Y. Stock price prediction using prior knowledge and neural networks. *Intelligent Systems Accounting, Finance & Management*, vol 6, p.11-22, 1997.
- KOULOURIOTIS, D.E.; DIAKOULAKIS, I.E.; EMIRIS, D.M. A Fuzzy Cognitive Map based Stock Market Model: Synthesis, Analysis and Experimental Results. *IEEE International Fuzzy Systems Conference*, p.465-468, 2001.
- KRUSE, R.; GEBHARDT, J.; KLAWONN, F. *Foundations of Fuzzy Systems*. Chichester: John Wiley & Sons Ltd, 265 p, 1994.
- LAZO, J.G.L. *Sistema Híbrido Genético-Neural para montagem e gerenciamento de carteiras de ações*. 2000. 168 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Pontifícia Universidade Católica, Rio de Janeiro, 2000.
- LELIS, L.H.S. *Aprendizagem Semi-Supervisionada aplicada à Engenharia Financeira*. 2007. 114 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2007.
- LIMA, I.S. *Mercado financeiro: Aspectos históricos e conceituais*. São Paulo: Pioneira, 1999.

- LJUNG, L. *System identification: Theory for the user*. Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice Hall, 1987.
- MORALES, A.B.T. *Identificação difusa de sistemas: Proposta de um modelo adaptativo*. 1997. f. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção) – Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 1997.
- MURPHY, J. *Technical Analysis of the Future Markets*. New York. New York Institute of Finance, 1986.
- NELLY, G. *Mastering elliot wave*. Version 2.0. New York: Windsor Books, 1990.
- NETO, L.V.; FÉLIX, L.F.F. A importância da participação do investidor individual no desenvolvimento do Mercado de capitais Brasileiro. *Confiança: Revista do Pensamento econômico de Minas Gerais*, v.1, n.1, p.38-43, 2002.
- NORONHA, M. *Análise Técnica: Teorias, Ferramentas, Estratégias*. Rio de Janeiro: Editec, 1995.
- NORONHA, M. *Curso básico de análise gráfica*. Disponível em: <<http://www.timing.com.br/download/AG01.pdf>>. Acesso em: 05 jan. 2008.
- OLIVEIRA, C. J. *Implementação da simulação de abertura do capital no jogo de empresas Gi-Micro*. 2002. 97 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2002.
- PINHEIRO, J.L. *Mercado de capitais. Fundamentos e técnicas*. São Paulo: Atlas, 2001.
- ROCCA, C.A. *Mercado de capitais e a retomada do crescimento econômico*. São Paulo: BOVESPA, 1998.
- RONG, J.L.; ZHI, B.X. Forecasting stock market with fuzzy neural networks. *Proceedings of 2005 International Conference on Machine Learning and Cybernetics*. V.6, p.3475-3479, 2005.
- ROSEN, R. On complex systems. *European Journal of Operational Research*, n. 30, p. 129-134, 1987.
- ROSS, S.A WESTERFIELD, R.W.; JAFFE, J.F.; *Administração financeira: Corporate finance*. São Paulo: Atlas, 1995.
- ROTELLA, R.P. *The elements o Successful Trading*. New York: Institute of Finance Simon & Schuster, 1992.
- RUDGE, L.F.; CAVALCANTE, F. *Mercado de capitais*. Belo Horizonte: CNBV, 1993.
- RUTHEN, R. Trends in nonlinear dynamics: adapting to complexity. *Scientific American*, p.110-117, Jan. 1993.
- SAINT-GEOURS, J. *Os mercados financeiros*. São Paulo: Ática, 1998.

SETNES, M.; VAN DREMPT, O.J.H. Fuzzy Modeling in stock-Market analysis. In: Computational Intelligence for Financial Engineering, 1999, New York Proceedings... New York: IEEE/IAFE, 1999. p. 250-258.

SHAW, I.S.; SIMÕES, M.G. *Controle e Modelagem Fuzzy*. São Paulo: Edgard Blücher: FAPESP, 1999.

SILVA, L.A.F. *A verificação das relações entre estratégias de investimento e as hipóteses de eficiência de mercado: Um estudo na Bolsa de Valores de São Paulo*. 2003.99 f. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção) – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2003.

SOUTO-MAIOR, C.D.; BORBA, J.A; MURCIA, F.D.R; COSTA JR, N.C.A. O índice IBOVESPA e a Lógica Fuzzy: Uma nova estratégia de investimento. *III Congresso Virtual Brasileiro de Administração*, 24-26 nov. 2006.

SUGENO, M. *Theory of fuzzy integrals and its applications*. 1974. Tese (Doutorado) – Instituto de Tecnologia de Tóquio, Tóquio, 1974.

TANSCHKEIT, R. *Sistemas Fuzzy*. Disponível em: <<http://www.ici.unifei.edu.br/ramos/download/ia/ica/sistemas%20fuzzy.pdf>>. Acesso em 26 fev. 2008.

ZADEH, L.A. Fuzzy sets, *Information and Control*, v. 8, p.29-44, 1965.

ZADEH, L.A. Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, v. 3, n. 1, p. 28-44, 1973.

WINGER, B.; FRASCA, R. *Investments: Introduction to analysis and Planning*, 3. ed. Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1995.

YAMAGUCHI, P.S. *Distribuição estatística de um índice econômico em mercado emergente – Bolsa de Valores de São Paulo (IBOVESPA)*. 2005.73 f. Dissertação (Mestrado em Física) – Instituto de Geociências e Ciências Exatas, Universidade Estadual Paulista, Rio Claro, 2005.

YEN, J.; LANGARI, R. *Fuzzy Logic: Intelligence, Control, and Information*. New Jersey: Prentice Hall, 1999. 548 p.

YOO, P. D; KIM, M.H.; JAN, T. Financial Forecasting: Advanced Machine Learning Techniques in Stock Market Analysis. *9th International Multitopic Conference, IEEE INMIC 2005*.

YOON, Y.; SWALES, G. Predicting stock price performance: a neural network approach. *IEEE 24th AIC of Systems Sciences*, p.156-162, 1991.