



Fundação Educacional do Município de Assis
Instituto Municipal de Ensino Superior de Assis
Campus "José Santilli Sobrinho"

GABRIEL RODRIGUES DOS SANTOS

LÓGICA *FUZZY*: UMA APLICAÇÃO NA ÁREA DA SAÚDE

ASSIS – SP

2014



Fundação Educacional do Município de Assis
Instituto Municipal de Ensino Superior de Assis
Campus "José Santilli Sobrinho"

GABRIEL RODRIGUES DOS SANTOS

LÓGICA *FUZZY*: UMA APLICAÇÃO NA ÁREA DA SAÚDE

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Instituto Municipal do Ensino Superior de Assis, como requisito do Curso de Bacharelado em Ciência da Computação.

Orientador: Prof. Dr. Almir Rogério Camolesi

Área de Concentração: Informática

ASSIS – SP

2014

FICHA CATALOGRÁFICA

SANTOS, Gabriel Rodrigues

LÓGICA FUZZY: UMA APLICAÇÃO PARA A ÁREA DA SAÚDE / Gabriel Rodrigues dos Santos. Fundação Educacional do Município de Assis – FEMA – Assis, 2014.

63p.

Orientador: Prof. Dr. Almir Rogério Camolesi

Trabalho de Conclusão de Curso – Instituto Municipal de Ensino Superior de Assis – IMESA.

1. Lógica fuzzy 2. Método Mamdani 3. Ferramenta *Infuzzy*

CDD: 001.6

Biblioteca FEMA



Fundação Educacional do Município de Assis
Instituto Municipal de Ensino Superior de Assis
Campus "José Santilli Sobrinho"

GABRIEL RODRIGUES DOS SANTOS

LÓGICA *FUZZY*: UMA APLICAÇÃO NA ÁREA DA SAÚDE

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Instituto Municipal de Ensino Superior de Assis, como requisito do Curso de Bacharelado em Ciência da Computação, analisado pela seguinte comissão examinadora:

Orientador: Prof. Dr. Almir Rogério Camolesi

Analisador: Me. Fabio Eder Cardoso.

Assis

2014

AGRADECIMENTOS

Primeiramente a DEUS, por se fazer presente em minha vida, abençoando minhas escolhas e me guiando em seu caminho.

Ao meu orientador e amigo, Prof. Dr. Almir Rogério Camolesi, pelo apoio, incentivo e por acreditar em minha capacidade.

“Lancem sobre Ele toda a vossa ansiedade, porque Ele tem cuidado de vocês.” (1 Pedro 5:7),” Porque aos seus anjos dará ordem a teu respeito, para te guardarem em todos os teus caminhos.” (Salmo 91:11), com essas frases bíblicas quero agradecer a Prof^a Dr^a Marisa Atsuko Nitto, por estar presente na minha formação acadêmica, por se mostrar disposta a me ajudar a qualquer momento e principalmente por ter me ajudado nessa reta final.

A minha família, meu pai, minha mãe, minha irmã e sobrinho, pelo amor, carinho, por estarem ao meu lado a todo momento. Agradeço aos demais familiares por todo carinho e apoio.

“Algumas amizades não duram nada, mas um verdadeiro amigo é mais chegado que um irmão. (Provérbios 18:24), aos meus amigos Bruno Gaetano, Francisco Modotti e Matheus Mattioli.

“Por que ocorrem tantos reveses aos homens de bem? Nada de mal pode atingir o homem bom: os contrários não se misturam. Da mesma maneira que tantos rios, tantas chuvas que despençam do céu, tanta abundância das fontes de águas medicinais não mudam o sabor do mar, nem mesmo o suavizam, o ataque de calamidades não faz recuar o espírito do homem valoroso: ele permanece imutável e, haja o que houver, molda-o ao seu próprio feito, é de fato, mais poderoso do que tudo o que está à sua volta. Não estou querendo dizer que ele não sente ataques externos, mas que os derrota e, ademais, põe-se a enfrentá-los com calma e tranquilidade. Ele considera todas as adversidades como exercícios.”

SÊNECA (4 a.C.–65 d.C.)

RESUMO

Nos dias de hoje, a informação é de suma importância para o desenvolvimento de qualquer área. Muitos são os sistemas que gerenciam e geram informações, e esses por sua vez têm de ser alimentados, seja por máquinas, sensores ou pessoas. Para isso é necessário encontrar soluções eficientes para certos tipos de problemas, onde os dados são imprecisos ou ambíguos, principalmente aqueles em que são subjetivas e que apresenta dificuldade em representar esse conhecimento em um sistema. A modelagem e a lógica *fuzzy* são as técnicas adequadas para se manusear informações qualitativas de maneira rigorosa, onde consideram o modo como a falta de exatidão e a incerteza são descritas, tornando suficientemente poderosa para manipular de maneira conveniente o conhecimento. E a grande vantagem é a simplicidade de implementação de um sistema de controle *fuzzy*, pois ela reduz a complexidade de um projeto a um ponto em que problemas anteriormente intratáveis passam agora a ser solúveis.

A proposta deste trabalho é desenvolver uma aplicação computacional para a área da saúde, onde serão coletadas informações de um especialista sobre determinado indivíduo, e com base nos conhecimentos passados ao sistema, auxiliar na tomada de decisão. Para o desenvolvimento desta aplicação foi utilizado o conceito de sistemas *fuzzy*, pois ela se mostra uma excelente técnica para tratar esse tipo de problema e pela deficiência de sistemas inteligentes nesta área. O modelo de inferência utilizado no trabalho foi o método Mamdani por ser mais adequado para o problema abordado e também foi utilizada uma ferramenta gráfica chamada *Infuzzy*. A aplicação para a área de saúde foi desenvolvida utilizando a tecnologia Java.

Palavra chave: Lógica *fuzzy*. Método Mamdani. Ferramenta *Infuzzy*.

ABSTRACT

Nowadays, the information is extremely important to the development of many areas. There are many systems that manage and create information, and these have to be fed by machines, sensors or people. For this, it's necessary to find efficient solutions to certain kind of problems, where data is vague or ambiguous, especially the ones in which are subjective and express a difficulty in representing the knowledge in a system. The modeling and the Fuzzy logic, are the appropriate techniques to handle qualitative information in a rigorous manner, where they consider the way how the lacking of accuracy and uncertain are described, turning it powerful to manipulate, in a convenient way, the knowledge. The biggest advantage is the simplicity of the implementation of a Fuzzy control system, due to its decrease of a project's complexity in a way that the previously intractable issues are now solvable.

The purpose of this study is to develop a computational application for the health area, where information will be collected from a specialist about a specific individual, based on the given information to the system to guide the decision. To it's development, it was used the Fuzzy system's concept, whereas it's an excellent technic to handle this kind of issue and the limitation of smart systems in this area. In this study, the interference model used was the Mamdani method, since it is the most appropriate to this issue, and, also, it was used a graphic tool called infuzzy. The application in the health area was developed using Java's technology.

Key words: Fuzzy Logic; Mamdani Method, Infuzzy tool

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1: Sistema especialista	19
Figura 2: Representação do conjunto crisp	21
Figura 3: Conjunto fuzzy	22
Figura 4: Representação do conjunto fuzzy com respectiva modelagem	23
Figura 5: Conjunto difuso discreto.....	25
Figura 6: Conjunto difuso contínuo.....	26
Figura 7: Diferença entre a lógica clássica e a lógica fuzzy	27
Figura 8: Funções de pertinência, termos linguísticos e variáveis linguísticas	28
Figura 9: Conectivo E para valores binários e multivalorados	29
Figura 10: Conectivo OU para valores binários e multivalorados.....	30
Figura 11: Conectivo NOT para valores binários e multivalorados.....	30
Figura 12: Função de pertinência triangular	34
Figura 13: Função de pertinência trapezoidal	35
Figura 14: Função de pertinência gaussiana.....	35
Figura 15: Função de pertinência de Cauchy	36
Figura 16: Função de pertinência em conjuntos fuzzy discretos.....	37
Figura 17: Sistema de inferência fuzzy	37
Figura 18: Arquitetura Java.....	44
Figura 19: Interface principal da ferramenta infuzzy	45
Figura 20: Modelagem de um sistema fuzzy na ferramenta infuzzy	46
Figura 21: Modelagem do problema.....	49
Figura 22: função de pertinência da Classe Pessoa.....	50
Figura 23: Função de pertinência da Classe Saúde.....	51
Figura 24: Função de pertinência da Classe Entidade.....	52
Figura 25:Código fonte da Classe Pessoa	53
Figura 26: Interface da aplicação para a opção pessoa.....	53
Figura 27: Caso com nível de dependência química 3.2.....	54
Figura 28: Interface da aplicação para a opção saúde.....	55
Figura 29: Caso com nível de saúde 3.3	55
Figura 30: Agregação das regras fuzzy.....	57
Figura 31: Conjuntos fuzzy consequente.....	58
Figura 32: Processo de defuzzyficação	59
Figura 33: Interface da aplicação para a opção entidade.....	60

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Aplicações Fuzzy	18
Tabela 2: Estrutura condicional.....	39
Tabela 3: Base de regras.....	51
Tabela 4: Relação da base de regras.....	56
Tabela 5: Cálculos do ponto médio e área das figuras dos conjuntos consequentes.	59

Sumário

1.	INTRODUÇÃO	13
1.1	Objetivo	14
1.2	Justificativa	15
1.3	Motivação	15
1.4	Estrutura do trabalho	16
2.	FUNDAMENTAÇÃO TÉORICA BÁSICA	17
2.1	SISTEMA FUZZY	17
2.1.1	Conjunto fuzzy	20
2.1.1.1	Conjunto crisp	20
2.1.1.2	Conjuntos fuzzy	22
2.1.2	Lógica fuzzy	26
2.1.2.1	Variáveis linguísticas	27
2.1.2.2	Conectivos lógicos para lógica fuzzy	29
2.1.2.2.1	Operações aritméticas com lógica fuzzy	31
2.1.2.3	Função de pertinência	33
2.1.2.3.1	Função de pertinência triangular	34
2.1.2.3.2	Função de pertinência trapezoidal	34
2.1.2.3.3	Função de pertinência gaussiana	35
2.1.2.3.4	Função de pertinência de cauchy (Função de Sino)	36
2.1.2.3.5	Função de pertinência de conjuntos <i>fuzzy</i> discretos	36
2.1.2.4	Sistema de inferência fuzzy	37
2.1.2.4.1	Fuzzificação	38
2.1.2.4.2	Determinação das regras (inferência)	39

2.1.2.4.3	Defuzzificação	41
2.1.2.5	Modelo de inferência.....	41
2.1.2.5.1	Modelo de inferência de mamdani.....	42
2.1.2.5.2	Modelo de inferência de sugeno	43
2.2	Linguagem Java	43
2.3	Infuzzy.....	45
3.	DESENVOLVIMENTO DA APLICAÇÃO	48
3.1	DEFINIÇÃO DO PROBLEMA.....	48
3.2	MODELAGEM DO PROBLEMA.....	49
3.3	IMPLEMENTAÇÃO	49
3.3.1	Desenvolvimento da aplicação	49
3.3.1.1	Fuzzificação	52
3.3.1.2	Avaliação das regras fuzzy.....	56
3.3.1.3	Agregação das regras fuzzy	57
3.3.1.4	Defuzzificação.....	58
4.	CONCLUSÃO	61
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	62

1. INTRODUÇÃO

Nos últimos anos, o desenvolvimento de técnicas de Inteligência Artificial (IA), ocupa cada vez mais posição de destaque em pesquisas na área de controle de processos industriais e, aos poucos, começam a ser implantadas em plantas industriais com enorme sucesso e também em outras áreas, como medicina, economia e computação. Dentre as técnicas mais utilizadas, além do controle *fuzzy*, podem-se destacar as redes neurais aplicadas a sistemas de controle, que estão atualmente em tamanha evidência que os japoneses as consideram como duas das mais promissoras técnicas para o século XXI.

O conceito de conjunto *fuzzy* foi introduzido, em 1965, por Lotfi A. Zadeh (Universidade da Califórnia, Berkeley). A ele é atribuído o reconhecimento como grande colaborador do controle moderno. Em meados da década de 60, ele observou que os recursos tecnológicos disponíveis eram incapazes de automatizar as atividades relacionadas a problemas de natureza industrial, biológica ou química que compreendessem situações ambíguas, não passíveis de processamento através da lógica computacional fundamentada na lógica booleana. Procurando solucionar esses problemas, Zadeh publicou em 1965, um artigo resumindo os conceitos dos conjuntos *fuzzy* e revolucionando o assunto com a criação de sistemas com o mesmo nome. Com isso, essa teoria tem se mostrado mais adequada para tratar as imperfeições da informação geradas pelos infinitos graus de incertezas (KLIR e YUAN, 1995).

Esta técnica consiste em aproximar a decisão computacional da decisão humana, tornando as máquinas mais capacitadas a seu trabalho. Isto é feito de forma que a decisão de uma máquina não se resume apenas a um "sim" ou um "não", mas também tenha decisões "abstratas", do tipo "um pouco mais", "talvez sim", e outras tantas variáveis que representem as decisões humanas. É um modo de interligar inerentemente processos analógicos que se deslocam através de uma faixa contínua para um computador digital que podem ver coisas com valores numéricos bem definidos (valores discretos).

O sucesso dessa técnica só se deu a partir de 1974, quando o professor Mamdani, de Queen Mary College, Universidade de Londres, após inúmeras tentativas

frustradas em controlar uma máquina a vapor com tipos distintos de controladores, incluindo o PID (Proporcional-Integral-Derivativo), somente conseguiu fazê-lo através da aplicação do raciocínio *fuzzy*. Os japoneses começaram a utilizar essa técnica a partir de 1984, com amplo sucesso, pela empresa Hitachi na simulação de sistema de controle *fuzzy* para a estrada de ferro de Sendai.

Os sistemas *fuzzy* foram amplamente ignorados nos Estados Unidos porque foram associados com inteligência artificial, um campo que periodicamente se obscurecia, resultando numa falta de credibilidade por parte da indústria. A propósito disto, e apenas a título de ilustração, mais de 30% dos artigos até hoje publicados são de origem japonesa. No entanto, atualmente os trabalhos em sistemas *fuzzy* também são procedimentos nos Estados Unidos e Europa, mas não com o mesmo entusiasmo visto no Japão.

Para o desenvolvimento deste trabalho foi utilizado lógica *fuzzy* para modelar uma aplicação na área de saúde, onde se deseja coletar informações de indivíduos dependentes químicos e estabelecer um critério baseado em regras para o encaminhamento em uma clínica. A parte gráfica foi obtida utilizando a ferramenta *Infuzzy*, por ser gratuito e dotada de recursos de simulação e integração com outros softwares. A aplicação para a área de saúde foi desenvolvida utilizando tecnologia Java (DEITEL e DEITEL, 2010).

1.1 Objetivo

O objetivo deste trabalho é desenvolver uma aplicação para a área da saúde abordando o conceito de lógica *fuzzy*. Esta aplicação visa auxiliar um especialista na tomada de decisão, no que se refere ao controle de atendimento de indivíduos com dependências químicas. Para o desenvolvimento da aplicação foi utilizada a tecnologia Java e a ferramenta *Infuzzy* para a modelagem gráfica.

1.2 Justificativa

A lógica *fuzzy* é uma técnica de inteligência artificial e tem sido reconhecida como mais uma ferramenta para aplicações na área da saúde. E geralmente as informações e dados que devem ser trabalhados e analisados são imprecisos, justificando a utilização dessas técnicas. Sendo assim, os sistemas especialistas na área de saúde devem considerar a incerteza do processo de diagnóstico. Muitas pesquisas e aplicações têm sido feitas nesta área, mas ainda necessita de mais aplicações para comprovar e testar a eficiência dessas técnicas nas tomadas de decisão. E o interesse em desenvolver uma aplicação nesta área é no sentido de contribuir e adquirir conhecimentos sobre sistemas *fuzzy*. E o mercado de trabalho para os desenvolvedores mostra-se promissor e tem crescido bastante.

Na área da saúde, a incerteza não se restringe a variações aleatórias e podem ser agrupadas em duas classes: da variabilidade, originada na heterogeneidade da população e da ignorância parcial, que resulta de erros sistemáticos de medida (imprecisão) ou do desconhecimento de parte do processo (subjetividade). Portanto, variabilidade e ignorância devem ser analisadas por diferentes métodos. No caso da variabilidade, o mais indicado é o da teoria de probabilidades (estatística). Porém, na maioria das vezes, esse método não consegue abordar o problema da ignorância e da subjetividade. Esses últimos podem ser tratados pela análise bayesiana e pela lógica *fuzzy*.

1.3 Motivação

A motivação para o desenvolvimento deste trabalho foi a partir de um projeto existente chamado REDECA, que é um sistema computacional com tecnologia de software livre e foi concebido para unificar os registros de atendimentos na rede local de atenção à criança e ao adolescente em um determinado município. Dessa forma, possibilita que os usuários do Sistema de Garantia dos Direitos da Criança e do Adolescente (SGDCA) acessem essas informações, reunidas de uma maneira simplificada e objetiva, em um banco de dados comum. Por usar tecnologia de

software livre, pode ser adaptado a diferentes realidades e demandas. O software foi desenvolvido em linguagem de programação PHP e usa o banco de dados MySQL. Tem uma base de dados complexa, está na versão 4.0 e conta com 108 tabelas para guardar as informações sobre as diversas áreas referentes à criança e adolescente. O seu nome deriva das palavras REDE e ECA (Estatuto da Criança e Adolescente).

No entanto, as informações no cadastro, muitas vezes, são imprecisas e requer uma análise mais cuidadosa na tomada de decisão. Sendo assim, surgiu a ideia de desenvolver uma aplicação utilizando os conceitos da lógica *fuzzy*, tendo em vista que é uma tecnologia adequada para auxiliar na análise desses dados imprecisos, tornando mais eficiente o processo como um todo e com um grau de confiabilidade maior nos procedimentos que devem ser executados.

1.4 Estrutura do trabalho

O presente trabalho foi dividido em quatro capítulos:

Capítulo 1: Introdução

Capítulo 2: Fundamentação teórica básica

Capítulo 3: Desenvolvimento da aplicação

Capítulo 4: Conclusão

Referências bibliográficas

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA BÁSICA

Neste capítulo, será apresentado todo o embasamento teórico que foi necessário para o desenvolvimento do trabalho. O enfoque principal da teoria é o sobre sistema *fuzzy* e será feita uma descrição detalhada do funcionamento desta tecnologia. Será feita também, uma breve descrição da linguagem de programação utilizada e sobre a ferramenta Infuzzy.

2.1 SISTEMA FUZZY

Nesta seção, serão apresentados os conceitos fundamentais da teoria de conjuntos fuzzy, da lógica de fuzzy e de sistemas de inferência fuzzy, de modo a permitir um melhor entendimento com este campo extremamente vasto com aplicações nas mais diferentes áreas do conhecimento.

Os sistemas fuzzy têm demonstrado sua capacidade de resolver diversos tipos de problemas em várias aplicações de engenharia, em especial nas relacionadas com controle de processos que foram as primeiras aplicações bem sucedidas.

No entanto, tem se verificado uma utilização crescente de sistemas *fuzzy* em outros campos, como na classificação, previsão de séries, mineração de dados, planejamento e otimização. O uso conjunto da lógica *fuzzy* e de outros sistemas classificados como inteligentes, como redes neurais e programação evolutiva, tem propiciado a construção de sistemas híbridos, cuja capacidade de aprendizado tem ampliado o campo de aplicações (TANSCHKEIT, 2008). A tabela 1 mostra diversas aplicações de áreas distintas da lógica *fuzzy*.

Tipicamente, a implementação de um sistema *fuzzy* pode ser baseada em *hardware*, em *software* ou em ambos. As implementações em software costumam utilizar ambientes com simulação, de modo a facilitar o trabalho do projetista. Nesses casos, a análise do sistema fica imune às interferências que poderiam ser analisadas se o sistema estivesse operando diretamente em uma plataforma de hardware. As implementações em hardware podem ser com circuitos analógicos, microprocessadores ou sistemas digitais puros. Elas viabilizam sistemas de maior

desempenho. Também é possível a aplicação de técnicas evolutivas para projetar os sistemas *fuzzy* (AMARAL, 2003).

Produto	Empresa	Função
Freios anti-trava	Nissan	Controla o freio em situações perigosas, baseado na velocidade e aceleração do carro.
Transmissão Automática	Honda, Nissan, Subaru	Seleciona a relação de engrenagens de transmissão, baseado na carga do motor, estilo do motorista e condições da estrada.
Secadora	Matsushita	Ajuda a estratégia e tempo de secagem, baseado no tamanho da carga e tipo de tecido.
Sistema de Gerenciamento de Saúde	Omron	Avalia e acompanha a saúde e disposição de empregados de uma empresa.
Palmtop Computer	Sony	Reconhece caracteres “Kanji” escritos à mão.
Televisão	Goldstar, Hitachi, Samsung, Sony	Ajusta a cor e textura da tela para cada quadro, e estabiliza o volume baseado na localização do espectador.
Sistema de diagnóstico de Golf	Maruman Golf	Escolha do clube de golfe baseada no físico e tacada dos jogadores.

Tabela 1: Aplicações Fuzzy (SOUZA 2010; KOHAGURA 2007)

Os sistemas *fuzzy* possuem uma série de vantagens quando comparados a outros sistemas de controle (FABRO, 2003):

- simplificação do modelo que representa o processo;
- melhor tratamento das imprecisões inerentes aos sensores utilizados;
- facilidade na especificação das regras de controle, em linguagem próxima da natural;
- satisfação de múltiplos objetivos de controle;
- facilidade de incorporação do conhecimento de especialistas humanos.

O sistema fuzzy é baseado na arquitetura de um sistema especialista, que nada mais é do que um programa ou um conjunto de programas computacionais que usa a representação do conhecimento ou perícia humana de modo a executar certas funções semelhantemente às realizadas por um especialista humano naquele domínio específico. O sistema especialista necessita de uma vasta base de conhecimento específica ao domínio do problema e que deve ser preparada adequadamente para ser manipulada por um sistema computacional. Esse conhecimento pode ser factual, que é composto de informações e fatos aceitos pela comunidade científica publicado em livros e periódicos. Ou pode ser heurístico que é aquele apresentado sob a forma de regras que resultam da intuição e do bom senso dos especialistas, sem a necessidade de serem comprovados cientificamente. Em outras palavras o conhecimento heurístico são estratégias diferentes peculiares aos especialistas humanos e que podem contribuir para diminuir o espaço de busca de um problema, proporcionando uma solução final mais rápida.

A base de conhecimento geralmente é composta de fatos e de regras, onde seu conteúdo deve ser explorado por mecanismos de raciocínio inferencial. Isso é feito através de um conjunto de técnicas de manipulação de conhecimento denominadas de mecanismos de inferência. A máquina de inferência é responsável pelos procedimentos de busca do conhecimento representado na base de conhecimento, visando obter a solução do problema.

A figura 1 ilustra a arquitetura padrão de um sistema especialista, onde apresenta todas as etapas do processo.

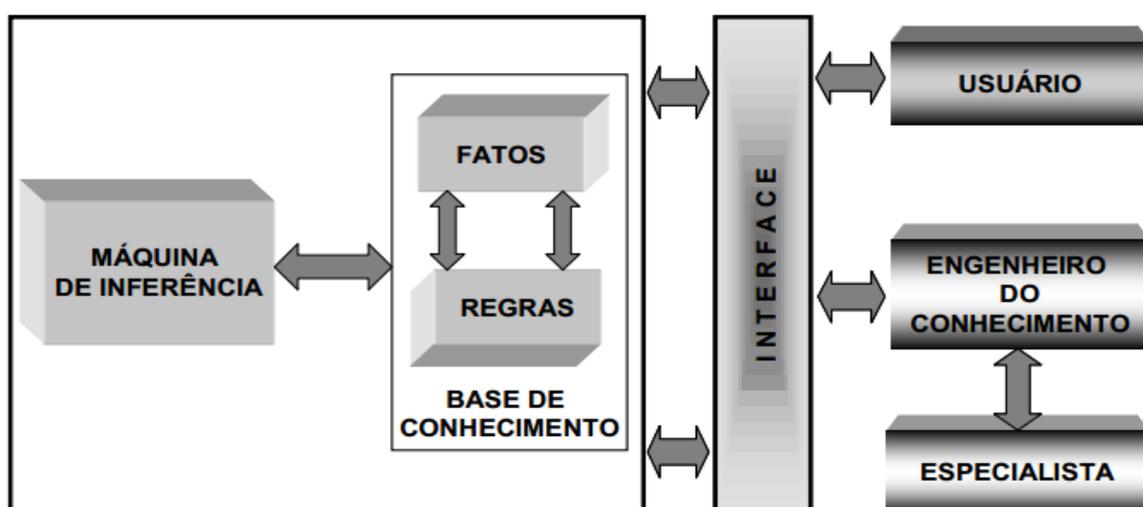


Figura 1: Sistema especialista (BIONDI NETO et al., 2006)

Desta forma, o sistema de inferência *fuzzy* é desenvolvido para automatizar o gerenciamento do processo por um especialista. Com isto, o primeiro passo na construção de um sistema *fuzzy* consiste na aquisição do conhecimento sobre o processo que se quer controlar.

2.1.1 Conjunto fuzzy

A teoria de conjuntos fuzzy foi concebida por L.A. Zadeh com o objetivo de fornecer uma ferramenta matemática para o tratamento de informações de caráter impreciso ou vago. A lógica baseada nessa teoria foi inicialmente construída a partir dos conceitos já estabelecidos de lógica clássica, sendo que operadores foram definidos à semelhança dos tradicionalmente utilizados e outros foram introduzidos ao longo do tempo, muitas vezes por necessidades de caráter eminentemente prático.

2.1.1.1 Conjunto crisp

Um conjunto crisp é definido como um subconjunto de um universo qualquer (conjunto universo U), onde possui elementos desse universo. Grande parte das ferramentas utilizadas hoje para modelagem formal são crisp, ou seja, determinísticas e precisas na forma de resolução (admitindo apenas duas situações), ou seja, elas aplicam a lógica binária convencional, onde os resultados gerados podem ser somente verdadeiros ou falsos.

A figura 2 apresenta as duas situações que podem ocorrer dentro de um conjunto clássico. A figura 2b representa que o elemento p pertence ao conjunto A ($p \in A$), enquanto a figura 2a representa que o elemento p não pertence ao conjunto A ($p \notin A$). O conjunto A pertence ao universo de discurso U .

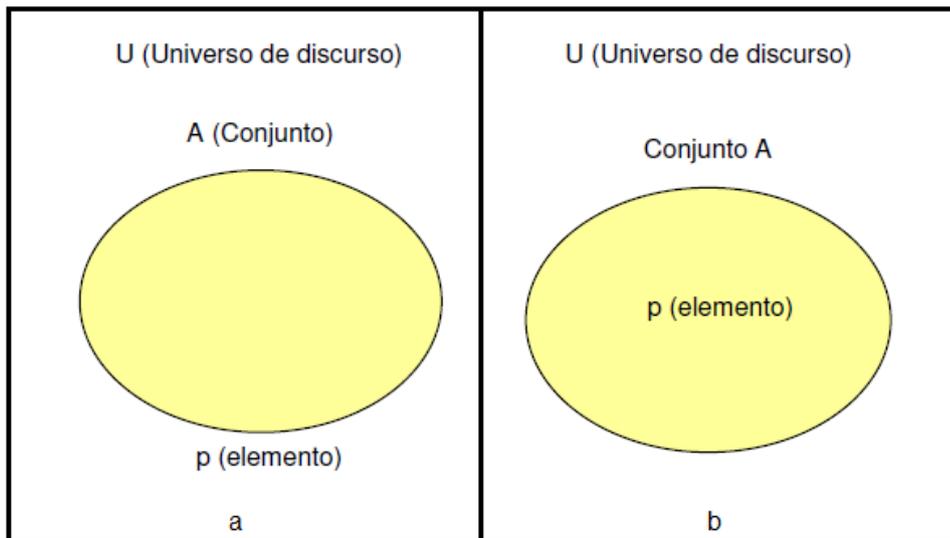


Figura 2: Representação do conjunto crisp (Adaptado de KAWAMURA, 2007)

A representação matemática desse conjunto pode ser expressa pela equação 1.

$$\mu_A(p): U \rightarrow \{0,1\} \quad \text{equação 1}$$

onde U é o universo de discurso e μ está associado a cada elemento $p \in A$, $A \subseteq U$, um valor binário como mostra a equação 2.

$$\begin{cases} 1, & \text{se } p \in A \\ 0, & \text{se } p \notin A \end{cases} \quad \text{equação 2}$$

A função $\mu_A(p)$ é conhecida como função de pertinência (ou função membro ou função característica). A função de pertinência informa se determinado elemento $p \in U$ pertence ou não ao conjunto A .

2.1.1.2 Conjuntos fuzzy

O conjunto fuzzy é uma extensão da teoria clássica de conjuntos. No conjunto fuzzy, a transição de uma determinada situação para outra é realizada de forma gradual, ou seja, na transição existem diversos graus de pertinência. Devido a esta graduação, as fronteiras do conjunto fuzzy são consideradas vagas ou ambíguas. No entanto, para o conjunto fuzzy, a transição tem um tratamento de graus de pertinência (ou níveis de associação) intermediários, ou seja, existe uma transição gradual entre um valor membro e um valor não membro (YAGER e FILEV, 1994; ROSS, 1995). Para ilustrar essa transição, será considerado um conjunto A cujos elementos pertencem ao universo de discurso U . Considerando um elemento p deste conjunto, umas das três situações podem ocorrer, conforme a figura 3.

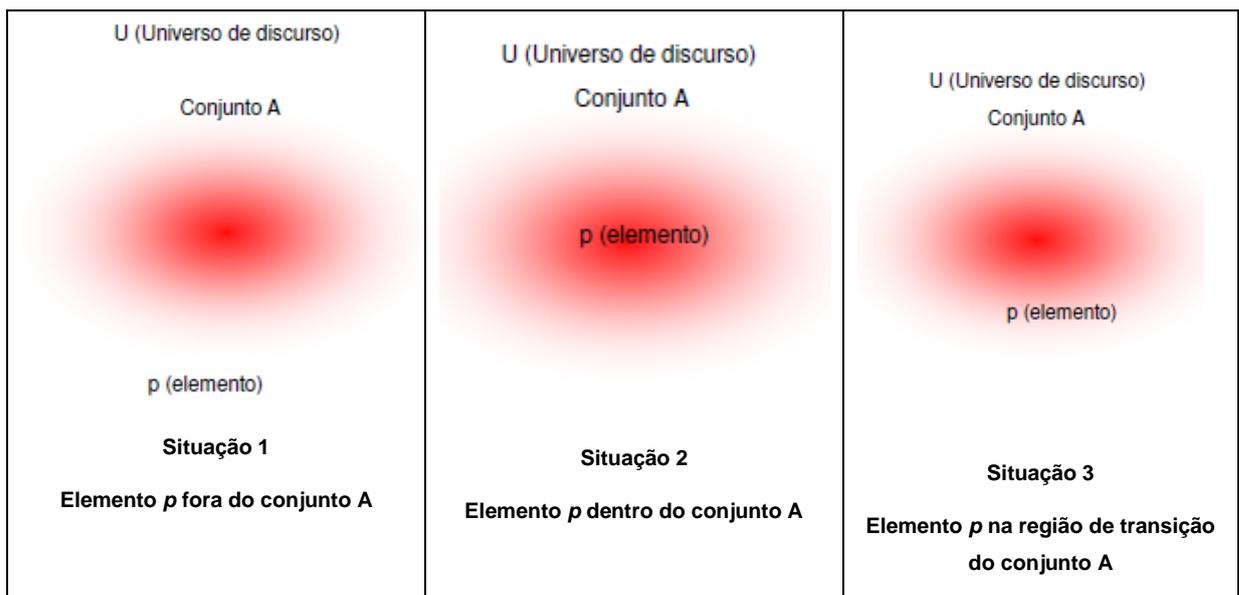


Figura 3: Conjunto fuzzy (Adaptado de KAWAMURA, 2007)

Na figura 3, a situação 3 mostra claramente a região de transição, e isso faz com que exista dúvida em relação à sua localização, ou seja, não se sabe se o elemento faz parte (pertence) ou não faz parte (não pertence) do conjunto A.

Essa dúvida gerada caracteriza o conjunto *fuzzy*, conhecido também como conjunto nebuloso ou conjunto difuso. Para se determinar qual o grau de envolvimento do elemento no conjunto é atribuído um grau de pertinência. O grau de pertinência pode

ser associado aos termos linguísticos, descrevendo assim as propriedades que definem o conjunto (KRUSE et al., 1994).

A representação matemática do conjunto fuzzy (generalização do conjunto clássico) pode ser descrita pela equação 3.

$$\mu_A(p): U \rightarrow [0,1] \quad \text{equação 3}$$

onde U é o universo de discurso e μ está associado a cada elemento $p \in A$, $A \subseteq U$, restrito a um intervalo fechado $[0, 1]$.

A figura 4 ilustra um conjunto *fuzzy* que classifica uma pessoa como jovem de acordo com a idade fornecida. Para esse caso, o universo do discurso é a idade, o termo linguístico é o jovem e a variável é a idade (x). A partir disto, é possível verificar o quanto uma pessoa é considerada jovem ou não, de acordo com a função característica adotada.

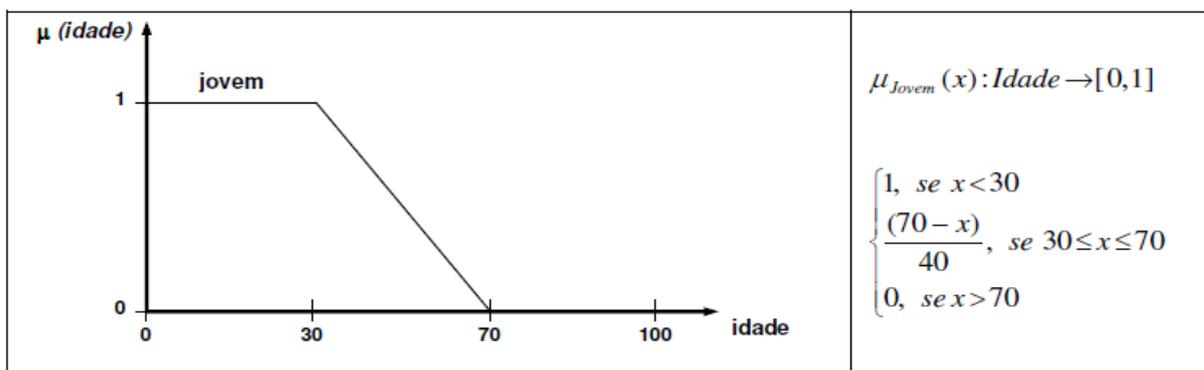


Figura 4: Representação do conjunto fuzzy com respectiva modelagem (KAWAMURA, 2007).

O que se pode notar é a região de transição gradual entre o intervalo $[30, 70]$. Este trecho caracteriza a região duvidosa do conjunto. Analisando o conjunto, para valores de x (idade) menores que 30 anos a pessoa é considerada jovem. Para valores de x maiores que 70 anos a pessoa é considerada não jovem. Para o valor

de x localizado entre 30 a 70 anos, a pessoa recebe um grau de pertinência (valor real entre 0 e 1) que indica o quanto ela está próxima de ser considerada como jovem. O valor do grau de pertinência é fornecido pela função de pertinência. Se o valor do nível de certeza estiver próximo de 1, maior é a certeza dela ser classificado como jovem.

E que a função de pertinência representa a associação do termo linguístico ao conjunto fuzzy. Isto significa que ao atribuir um valor igual a 20 anos a pessoa é considerada como jovem. Para um valor igual a 72 anos, a pessoa é considerada como não jovem. Para um valor igual a 40 anos, a pessoa tem um grau de pertinência igual a 0,75, o valor representa que a pessoa está mais próxima da região jovem. Para um valor igual á 55 anos o grau de pertinência é de 0,375 indicando que a pessoa está muito mais próxima da região não jovem. Portanto, o número encontrado pela função de pertinência quantifica os atributos físicos da realidade, ou seja, a teoria fuzzy permite definir um conjunto fuzzy próximo de um valor conhecido (grau de pertinência). Isso faz com que uma informação duvidosa se torne uma informação mais adequada para a linguagem natural, ou seja, associado à imprecisão (KAWAMURA, 2007).

Conjuntos *fuzzy* podem ser definidos em universos contínuos ou discretos. Se o universo X for discreto e finito, o conjunto *fuzzy* A é normalmente representado:

- por um vetor contendo os graus de pertinência no conjunto A dos elementos correspondentes de X ;
- por meio da seguinte notação (que não deve ser confundida com a soma algébrica), dada pela equação 4.

$$X \text{ (Discreto):} \quad A = \sum_{x_i \in X} \mu_A(x_i) | x_i \quad \text{equação 4}$$

Se o universo X for contínuo, emprega-se muitas vezes a seguinte notação (onde o símbolo de integral deve ser interpretado da mesma forma que o da soma no caso de um universo discreto)

X (Contínuo): $A = \int_x \mu_A(x) | x$ equação 5

Os símbolos Σ e \int representam o conjunto dos pares ordenados $(X, \mu_{A(x)})$.

Para ilustrar esse conceito de conjunto difuso discreto e um conjunto difuso contínuo será utilizado o conjunto de jovem presente na figura 4. A figura 5 demonstra um conjunto difuso discreto.

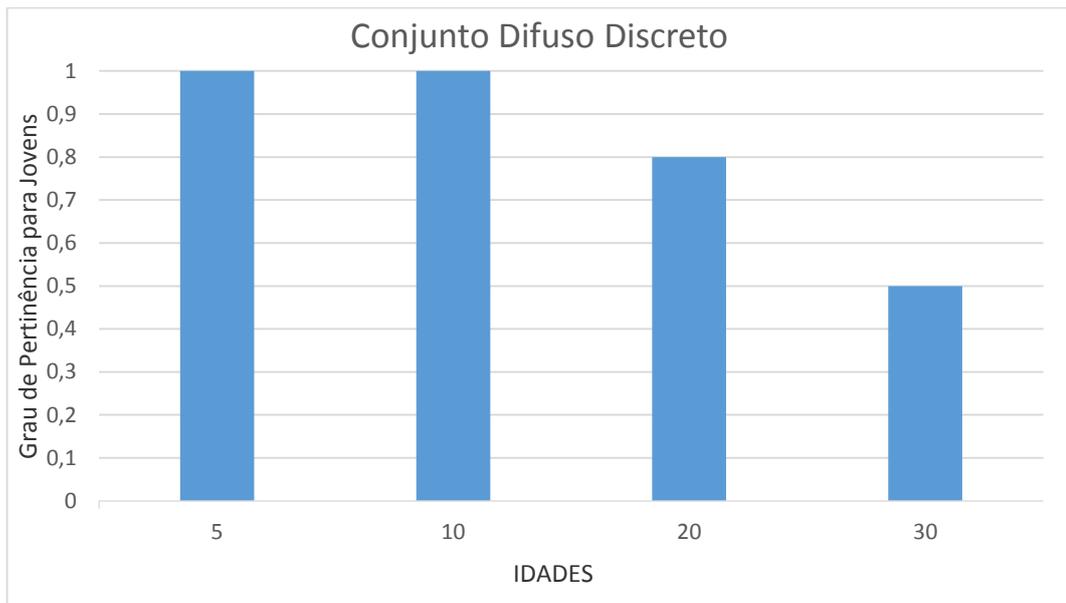


Figura 5: Conjunto difuso discreto (POSSELT, 2011)

A figura 6 mostra a representação do conjunto difuso contínuo.



Figura 6: Conjunto difuso contínuo (POSSELT, 2011)

No conjunto contínuo há um intervalo no eixo das abscissas de 10 a 50 anos, e no eixo das ordenadas estão presentes as pertinências das idades nesse intervalo no conjunto *fuzzy* dos adultos.

2.1.2 Lógica fuzzy

A lógica clássica sempre trabalha com os extremos 0 e 1, ou seja, pertencem ou não a determinado conjunto, descartando qualquer valor intermediário. Em contra partida a lógica *fuzzy* admite que todas as coisas tenham um grau de pertinência a um conjunto, isto é, ela possibilita trabalhar com os valores intermediários.

A figura 7 mostra a diferença entre a lógica clássica e a lógica *fuzzy*. O que se pode notar é que na lógica clássica uma pessoa jamais seria considerada com uma estatura média, porém na lógica *fuzzy* é verificado se essa pessoa está mais próxima de ser considerada alta ou baixa contanto que não tenha atingido nenhum dos extremos, então pode se dizer que sua estatura é mais pertencente à altura média.

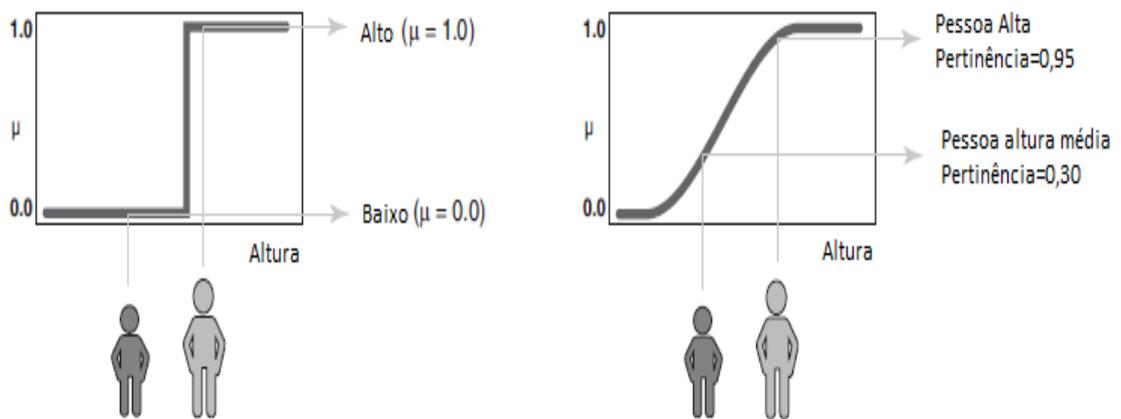


Figura 7: Diferença entre a lógica clássica e a lógica fuzzy (POSSET, 2011)

As representações matemáticas das lógicas clássica e *fuzzy* são dadas pelas equações 6 e 7, respectivamente. Será considerado o conjunto A e o elemento x .

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{se, e somente se, } x \in A \\ 0 & \text{se, e somente se, } x \notin A \end{cases} \quad \text{equação 6}$$

$$\mu(x) = \begin{cases} 1 & \text{se, e somente se, } x \in A \\ 0 & \text{se, e somente se, } x \notin A \\ 0 \leq \mu(x) \leq 1 & \text{se } x \text{ pertence parcialmente a } A \end{cases} \quad \text{equação 7}$$

2.1.2.1 Variáveis linguísticas

Uma variável linguística é uma variável cujos valores são nomes de conjuntos *fuzzy*. Elas são usadas para representar uma variável ou um determinado problema, sendo aceitáveis somente valores linguísticos, como por exemplo, frio, muito frio, grande, muito grande (REZENDE, 2003). De maneira que variável linguística é considerada uma variável difusa ao se considerar a faixa dos possíveis valores que ela pode assumir associando-a em um universo de discurso (ARAUJO, 2009).

A principal função das variáveis linguísticas é fornecer uma maneira sistemática para uma caracterização aproximada de fenômenos complexos ou mal definidos. Em essência, a utilização do tipo de descrição linguística empregada por seres humanos, e não de variáveis quantificadas, permite o tratamento de sistemas que são muito complexos para serem analisados através de termos matemáticos convencionais.

A representação formal de uma variável linguística pode ser feita pela definição de uma quintupla $(x, T(x), U, G, M)$, onde x é o nome referente à variável, U é o universo de discurso de x , $T(x)$ é um conjunto de conjuntos difusos em x chamados de termos linguísticos, G é a regra semântica sintática para geração dos nomes dos valores de x , e M é a regra semântica para se associar a cada valor seu significado. (ARAUJO, 2009). A figura 8 mostra a possível identificação da variável linguística, com seus termos linguísticos e seu grau de pertinência dentro de um conjunto difuso.

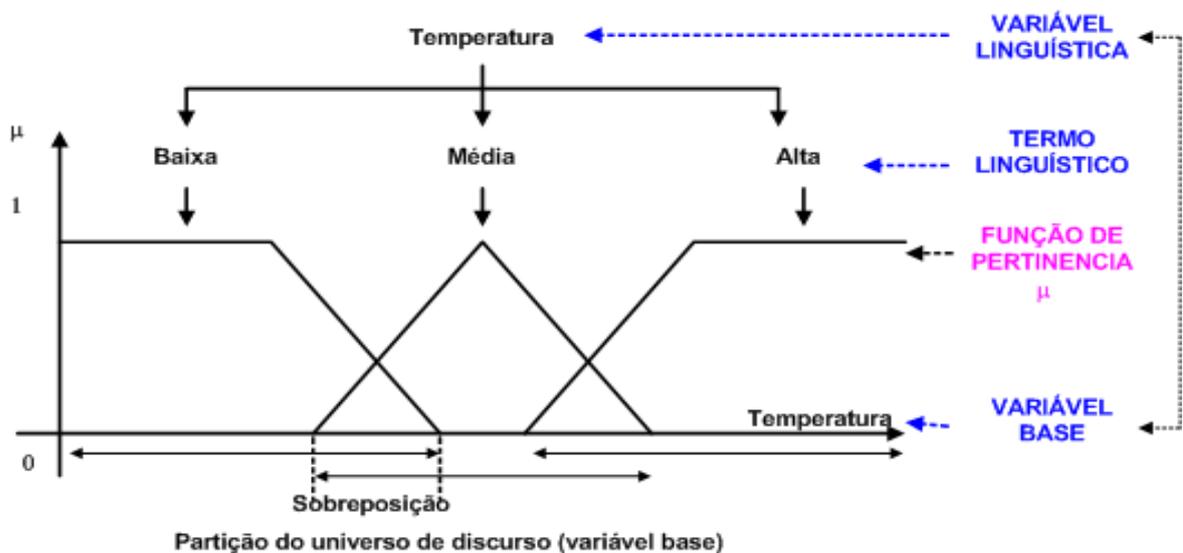


Figura 8: Funções de pertinência, termos linguísticos e variáveis linguísticas
(ARAUJO; 1994,1995,2005)

2.1.2.2 Conectivos lógicos para lógica fuzzy

Da mesma forma que às operações da lógica clássica, a manipulação dos conjuntos fuzzy é realizada pelos mesmos operadores, são eles: intersecção (\cap), união (\cup), e complemento (\neg). Na lógica fuzzy a verdade de qualquer situação é um problema de grau, que os valores de entrada podem ser números reais entre 0 e 1 e estes serem um super conjunto da lógica booleana clássica, pode-se dizer que as operações lógicas fuzzy são mantidas e a função preserva os resultados de uma tabela verdade E ou OU com números reais (ZIMMERMAN, 1987).

- **Intersecção:** tem por objetivo a minimização, representada pelo conectivo lógico **E (AND)**. A figura 9 mostra o conectivo **E** para valores binários e multivalorados.

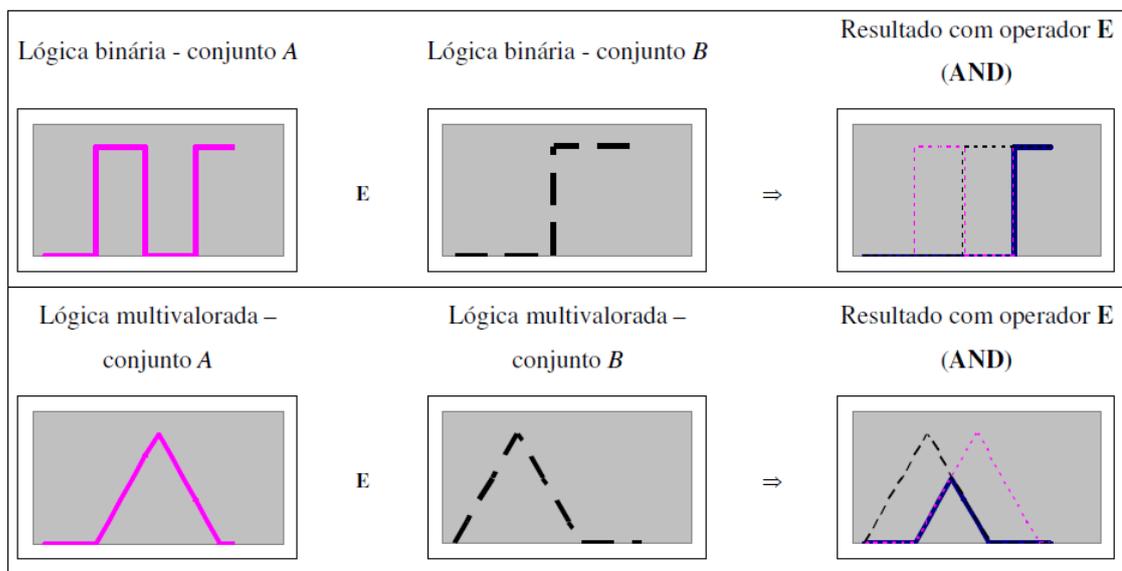


Figura 9: Conectivo E para valores binários e multivalorados (KAWAMURA, 2007)

- **União:** tem por objetivo a maximização, representada pelo conectivo lógico **OU** (**OR**). A figura 10 mostra o conectivo **OU** para valores binários e multivalorados.

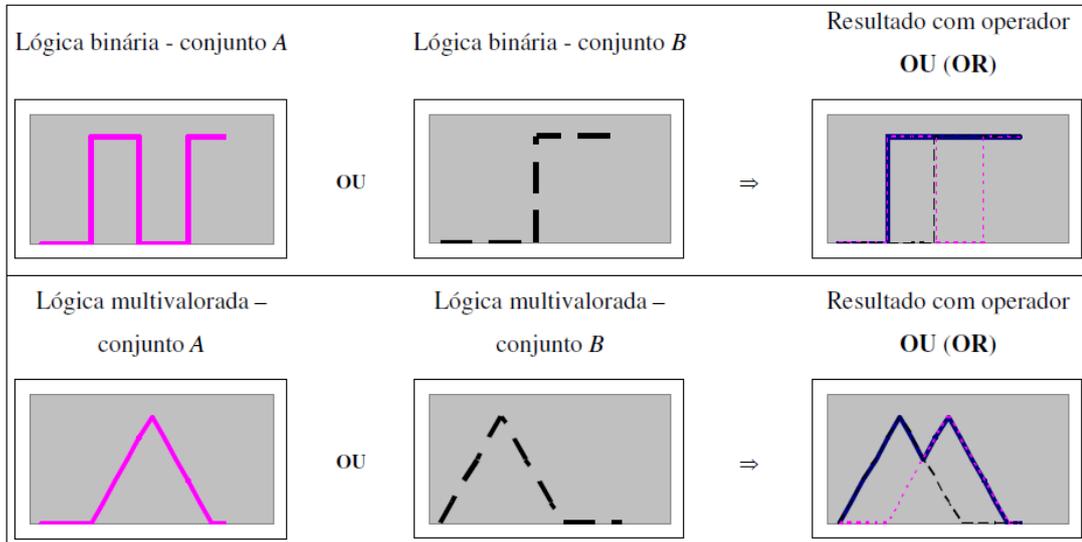


Figura 10: Conectivo OU para valores binários e multivalorados (KAWAMURA, 2007)

- **Complemento:** tem por objetivo a ideia de oposição, representado pelo conectivo lógico de negação **NOT**. A figura 11 mostra o conectivo **NOT** para valores binários e multivalorados.

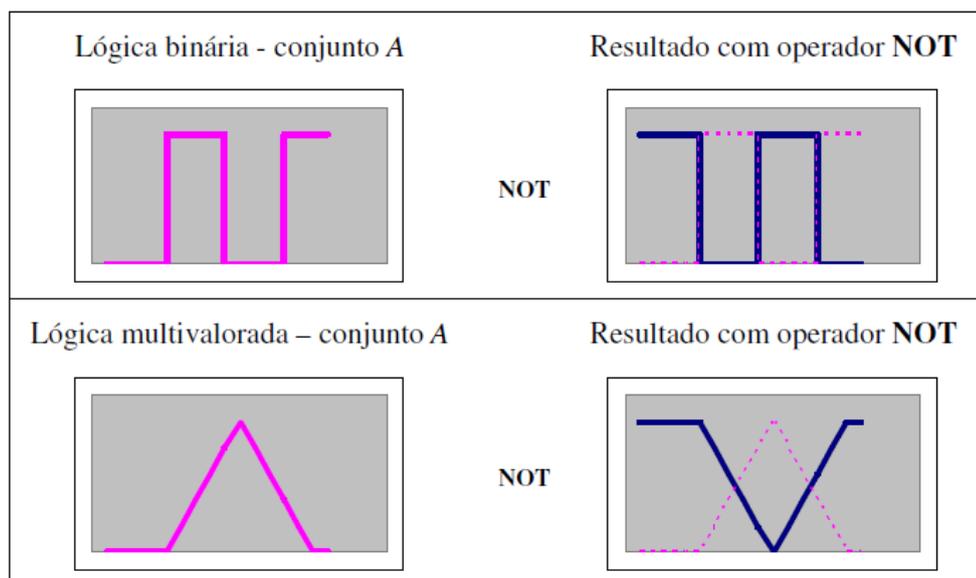


Figura 11: Conectivo NOT para valores binários e multivalorados (KAWAMURA, 2007)

2.1.2.2.1 Operações aritméticas com lógica fuzzy

A operação com lógica fuzzy, ou operação de agregação, consiste em definir uma função de transferência que combinem conjuntos fuzzy distintos em um único conjunto, ou seja, aplicar parcialmente ou simultaneamente um mesmo atributo à função de transferência (agregação dos n conjuntos) gerando um novo conjunto. Essas operações que utilizam a lógica fuzzy são derivadas da teoria dos conjuntos crisp e são baseadas nos conceitos de pertinência, onde são constituídas de três operações básicas, dadas pelas equações 8, 9 e 10.

$$\text{União (A } \cup \text{ B): } \mu_{A \cup B}(x) = \max\{\mu_A(x), \mu_B(x)\} \quad \text{equação 8}$$

$$\text{Interseção(A } \cap \text{ B): } \mu_{A \cap B}(x) = \min\{\mu_A(x), \mu_B(x)\} \quad \text{equação 9}$$

$$\text{Complemento: } \mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x) \quad \text{equação 10}$$

As operações aplicadas sobre os conjuntos fuzzy são divididas em dois grupos: Norma-T (Norma Triangular ou *T-norm*) e Conorma-T (Conorma Triangular ou *T-conorm*). Essas operações são aplicadas por meio do grau de pertinência (μ) dos elementos. As operações são análogas para os conjuntos discretos e contínuos (CAKDEURA et al, 2007). Para melhor compreensão serão utilizados dois conjuntos A e B descritos nas equações 11 e 12, respectivamente.

$$A(X) = \{0/0,0 + 1/0,4 + 2/0,6 + 3/1,0\} \quad \text{equação 11}$$

$$B(X) = \{0/1,0 + 1/1,0 + 2/0,5 + 3/0,2\} \quad \text{equação 12}$$

a) Norma-T (Mínimo - Tmin): a cada par ordenado entre os dois conjuntos, A e B, será comparado e pego o menor. $Tmin(A, B) = \{0/0,0 + 1/0,4 + 2/0,5 + 3/0,2\}$

- b) Norma-T (Produto Algébrico - Tpa):** o valor de pertinência de cada elemento será o produto da pertinência dos elementos de A por B. $Tpa(A, B) = \{0/0,0 + 1/0,4 + 2/0,3 + 3/0,2\}$
- c) Norma-T (Produto Limitado - Tpl):** a cada elemento será atribuído o valor da soma da pertinência de A e B, porém se a soma for maior que 1, o valor da pertinência será 1. $Tpl(A, B) = \{0/1,0 + 1/1,0 + 2/1,0 + 3/1,0\}$
- d) Norma-T (Produto Drástico - Tpd):** para atribuir a pertinência para cada elemento, temos que atender a uma das três regras: atribui a pertinência de A se pertinência de B = 1, atribui a pertinência de B se pertinência de A = 1, pertinência de 0 se a pertinência de A e B for menor que 1. $Tpd(A, B) = \{0/0,0 + 1/0,4 + 2/0,0 + 3/0,2\}$
- e) Conorma-T (Máximo - Smax):** para cada elemento, o valor atribuído será do elemento de A e B que tiver maior pertinência. $Smax(A, B) = \{0/1,0 + 1/1,0 + 2/0,6 + 3/1,0\}$
- f) Conorma-T (Soma Algébrica - Ssa):** para atribuir um valor de pertinência para cada elemento é necessário primeiro somar a pertinência de A e B e subtrair pelo produto da pertinência de A e B. $Ssa(A, B) = \{0/1,0 + 1/1,0 + 2/0,8 + 3/1,0\}$
- g) Conorma-T (Soma Limitada - Ssl):** será realizado a soma de pertinência dos elementos de A e B, da mesma forma que a Norma-T do produto limitado se o valor passar de 1, será atribuído 1 a sua pertinência. $Ssl(A, B) = \{0/1,0 + 1/1,0 + 2/1,0 + 3/1,0\}$
- h) Intersecção padrão:** a intersecção é dada pela função de mínimo: $\mu = \min(\mu_A, \mu_B)$: $A(X) = \{0/0,0 + 1/0,4 + 2/0,6\}$, $B(X) = \{0/1,0 + 1/1,0 + 2/0,5\} \rightarrow A \text{ AND } B = \{0/0,0 + 1/0,4 + 2/0,5\}$

- i) **União padrão:** ao contrário da intersecção, a união é dada pela função de máximo: $\mu = \max(\mu_A, \mu_B)$: $A(X) = \{0/0,0 + 1/0,4 + 2/0,6\}$, $B(X) = \{0/1,0 + 1/1,0 + 2/0,5\} \rightarrow A \text{ OR } B = \{0/1,0 + 1/1,0 + 2/0,6\}$
- j) **Complemento padrão:** é expresso pela função $\mu = 1 - \mu_A$: $A(X) = \{0/0,0 + 1/0,4 + 2/0,6\} \rightarrow A' (X) = \{0/1,0 + 1/0,6 + 2/0,4\}$
- k) **Concentração:** representada pela função $\mu = (\mu_A)^2$. Linguisticamente está relacionada ao termo “muito” tendo como consequência a diminuição da fuzificação. $A(X) = \{0/0,0 + 1/0,4 + 2/0,6\} \rightarrow A^2 (X) = \{0/0,0 + 1/0,16 + 2/0,36\}$
- l) **Dilatação:** representada pela função: $\mu = \mu\sqrt{A}$. Está associada ao termo linguístico “mais ou menos”, tendo como consequência o aumento da fuzificação. $A(X) = \{0/0,0 + 1/0,4 + 2/0,6\} \rightarrow A^{1/2} (X) = \{0/0,0 + 1/0,63 + 2/0,77\}$

2.1.2.3 Função de pertinência

Uma função de pertinência deverá refletir o conhecimento que se tem em relação à intensidade com que um objeto pertence a um conjunto *fuzzy*. A função de pertinência é utilizada para medir o grau de pertinência de um objeto a um conjunto *fuzzy*. Utiliza-se o conceito de conjunto *fuzzy* normalizado, ou seja, quando o grau de pertinência estiver no intervalo entre 0 e 1. Vale salientar que as funções de pertinência podem assumir várias formas, ficando a cargo do projetista a escolha da forma mais conveniente para sua aplicação. As funções de pertinência podem ser representadas através de equações, mas para uma melhor visualização será feita a representação gráfica de cada função de pertinência mais utilizadas.

2.1.2.3.1 Função de pertinência triangular

Para a representação da função de pertinência triangular são necessários três pontos (a, b, c). Esses valores devem atender a regra $a < b < c$. Deve existir um ponto onde um valor possa ter pertinência 1. A equação que representa a função de pertinência triangular é definida pela equação 13 e a figura 12 mostra a representação gráfica da respectiva função.

$$\text{trimf}(x; a, b, c) = \max\left(\min\left(\frac{x - a}{b - a}, \frac{c - x}{c - b}\right), 0\right). \quad \text{equação 13}$$

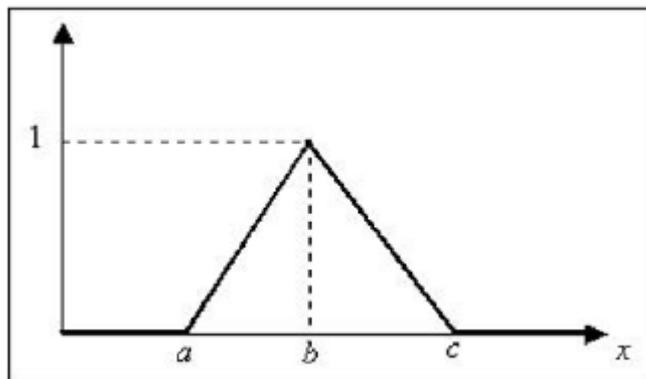


Figura 12: Função de pertinência triangular (CREMASCO et al., 2010)

2.1.2.3.2 Função de pertinência trapezoidal

Para a representação da função de pertinência trapezoidal são necessários quatro pontos, onde os mesmos obedecem a regra $a < b \leq c < d$. Uma característica marcante é que essa função permite um intervalo com pertinência 100%. A função trapezoidal pode ser representada pela equação 14 e a figura 13 mostra a representação gráfica da respectiva função.

$$\text{trapmf}(x, a, b, c, d) = \max\left(\min\left(\frac{x - a}{b - a}, 1, \frac{d - x}{d - c}\right), 0\right) \quad \text{equação 14}$$

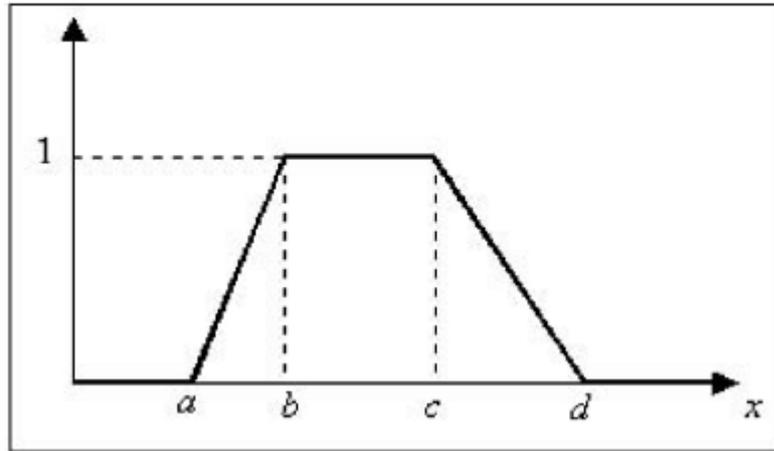


Figura 13: Função de pertinência trapezoidal (CREMASCO et al., 2010)

2.1.2.3.3 Função de pertinência gaussiana

Para a construção da função de pertinência gaussiana, utiliza-se de três parâmetros: x , média e desvio padrão. A função de pertinência gaussiana pode ser representada pela equação 15 e a figura14 mostra a representação gráfica da respectiva função.

$$gaussmf(x, a, b, c) = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{x - c}{\sigma} \right)^2} \quad \text{equação 15}$$

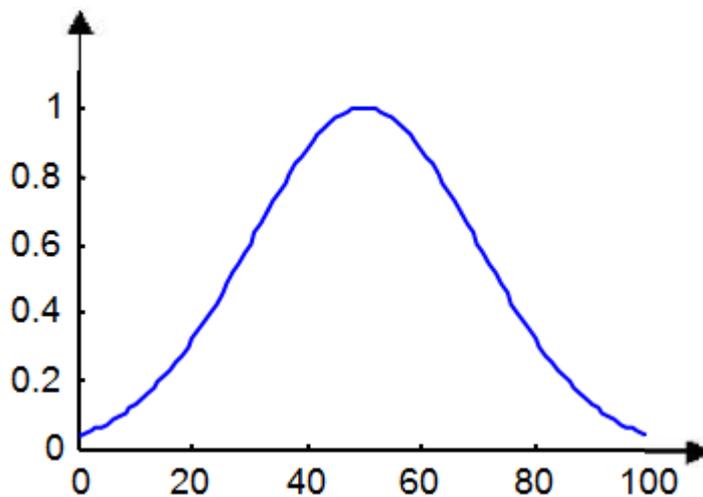


Figura 14: Função de pertinência gaussiana (SANTOS, 2008)

2.1.2.3.4 Função de pertinência de cauchy (Função de Sino)

A função de pertinência de Cauchy pode ser representada pela equação 16 e a figura15, mostra a representação gráfica da respectiva função.

$$g_{bellmf}(x, a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c}{b} \right|^{2b}} \quad \text{equação 16}$$

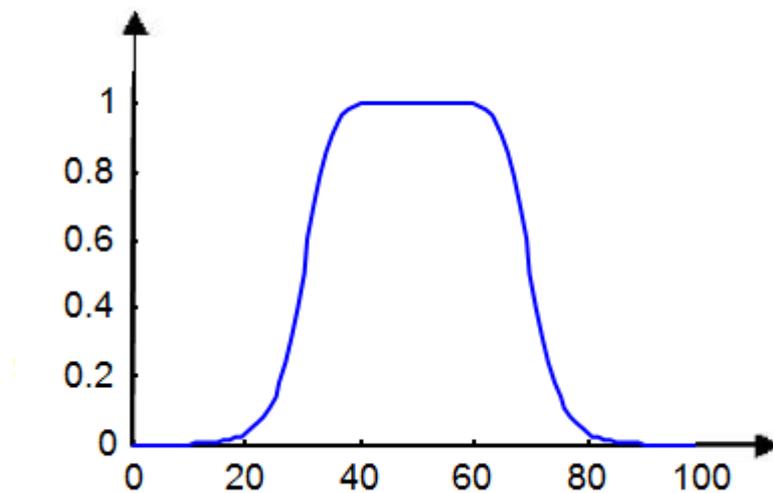


Figura 15: Função de pertinência de Cauchy (SANTOS, 2008)

2.1.2.3.5 Função de pertinência de conjuntos *fuzzy* discretos

Esta função de pertinência diferentemente das outras não há necessidade de fazer cálculos, pois para cada valor já existe uma pertinência definida. Esse modelo de pertinência é muito utilizado em aplicações embarcadas que possuem processadores de baixo desempenho. A figura 16 mostra a representação gráfica para esta função de pertinência.

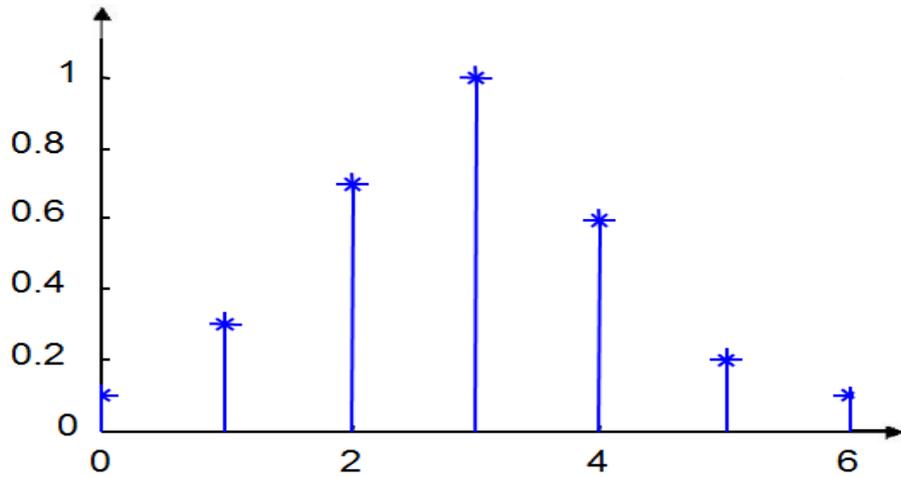


Figura 16: Função de pertinência em conjuntos fuzzy discretos (SANTOS, 2008)

2.1.2.4 Sistema de inferência fuzzy

Para a construção de um sistema especialista fuzzy é necessário definir o problema, as variáveis linguísticas, os conjuntos fuzzy, as regras fuzzy, além de testar e ajustar o sistema. A figura 17 mostra as principais etapas para a implementação de um sistema de inferência fuzzy.

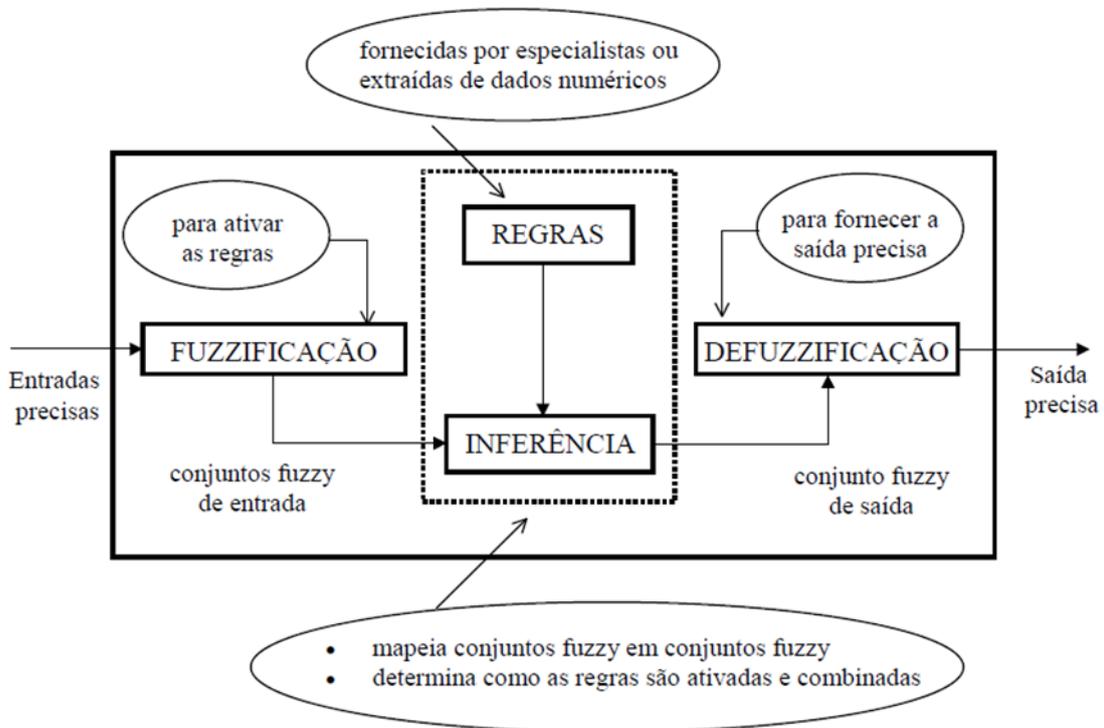


Figura 17: Sistema de inferência fuzzy (FABRO, 2003)

De acordo com (KAWAMURA, 2007), o processo para resolução utilizando sistema *fuzzy* consiste nas seguintes fases:

- Processo de fuzzificação das variáveis linguísticas com respectivos termos linguísticos e funções de pertinência;
- Obtenção dos valores numéricos de cada conjunto *fuzzy*;
- Processamento de cada valor de entrada (conjunto *fuzzy*) pela sua respectiva função de pertinência gerando um grau de pertinência;
- Processo de inferência que consiste na aplicação do operador *fuzzy* e implicação do antecedente para o consequente;
- Agregação dos graus de pertinência calculados por meio das regras de produção;
- Obtenção de um valor numérico a partir da base de conhecimento ou conjunto de instruções;
- Interpretação do resultado (defuzzificação).

2.1.2.4.1 Fuzzificação

A fuzzificação é a etapa inicial na qual os valores numéricos são transformados em graus de pertinência para um valor linguístico. Cada valor de entrada terá um grau de pertinência em cada um dos grupos. O tipo e a quantidade de funções de pertinência usados em um sistema dependem de alguns fatores tais como: precisão, estabilidade, facilidade de implementação, etc. Ou seja, para que seja possível uma máquina fuzzificar um dado numérico, usa-se as funções de pertinência, que tem como função determinar o quão pertencente esse dado é a certo conjunto fuzzy. (KOHAGURA, 2007).

Dado um universo de discurso, as funções de pertinência são responsáveis por associar uma entrada x à um determinado conjunto neste universo, essa associação é chamada de fuzzificação. A escolha das funções de pertinência que irão compor um conjunto fuzzy dependerá apenas de qual o desenvolvedor ache ser a mais adequada para a modelagem de determinado problema (CALDEIRA et al., 2007).

A fuzzificação está incumbida pela ativação das regras relevantes para uma determinada situação (TANSCHKEIT, 2003).

2.1.2.4.2 Determinação das regras (inferência)

Após as variáveis linguísticas serem interpretadas, através da fuzzificação, a próxima etapa será a descrição das situações nas quais existem reações através de regras de produção (IF-THEN). Cada regra na saída especifica uma ou várias conclusões.

A avaliação das regras é feita quando o sistema trabalha em função de regras de produção IF-THEN que controlam o comportamento do sistema difuso. Cada antecedente (lado IF) tem um grau de pertinência indicado para ele como resultado da fuzzificação. A ação da regra (lado THEN) representa a saída difusa da regra. Durante a avaliação das regras, a intensidade de saída é calculada com base em valores dos antecedentes e estão indicadas pelas saídas difusas da regra. Esta regra de produção é dada pela estrutura condicional, na tabela 2.

<p>IF <conjunto de condições> THEN <ações></p> <p>ou</p> <p>IF <precedentes> THEN <consequentes></p>
--

Tabela 2: Estrutura condicional

A obtenção do consequente global (ou precedente global) a partir de cada consequente individual (ou precedente individual) é conhecida como agregação de regras. De acordo com (ROSS, 1995), existem duas formas de agregação de regras:

- **Sistemas de regras conjuntivas:** neste sistema as regras são conectadas pelos conectivos E, e a saída agregada é encontrada pela intersecção de todos os consequentes individuais de cada regra, como exibido nas equações 17 e 18.

$$y = y^1 \text{ E } y^2 \text{ E } \dots \text{ E } y^n \quad \text{ou} \quad y = y^1 \cap y^2 \cap \dots \cap y^n \quad \text{equação 17}$$

$$\mu_y(x) = \min(\mu_{y^1}(x), \mu_{y^2}(x), \dots, \mu_{y^n}(x)) \quad \text{equação 18}$$

- **Sistemas de regras disjuntivas:** neste sistema as regras são conectadas pelos conectivos OU, e a saída agregada é encontrada pela união das contribuições individuais de cada regra, como exibido nas equações 19 e 20.

$$y = y^1 \text{ OU } y^2 \text{ OU } \dots \text{ OU } y^n \quad \text{ou} \quad y = y^1 \cup y^2 \cup \dots \cup y^n \quad \text{equação 19}$$

$$\mu_y(x) = \max(\mu_{y^1}(x), \mu_{y^2}(x), \dots, \mu_{y^n}(x)) \quad \text{equação 20}$$

O resultado (valor numérico) da combinação das variáveis linguísticas pode ser encontrado por meio de várias regras de associação encontradas na literatura (YAGER e FILEV, 1994; ROSS, 1995; PATYRA e MLYNEK, 1996) como:

- Clássico;
- Mínima correlação ou implicação de Mamdani;
- Implicação de Lukasiewicz;
- Implicação de Brouwerian;
- Implicação R-SEQ (sequência lógica padrão);
- Implicação somas limitadas;
- Implicação correlação produto.

2.1.2.4.3 Defuzzificação

A defuzzificação é o processo utilizado para converter o conjunto difuso de saída em um valor crisp correspondente através de um dos métodos de defuzzificação. De acordo com (COX,1994), a defuzzificação é onde os valores *fuzzy* são convertidos em números reais tendo como saída um conjunto matematicamente definido.

A interpretação do resultado (quantidade escalar) pode ser realizada por meio da defuzzificação do conjunto de saída fuzzy. Os métodos mais comuns para o processo de defuzzificação podem ser encontrados inúmeras literaturas (WEBER e KLEIN, 2003; DRIANKOV et al., 1996; RICADOR, 2010; PATYRA e MLYNEK, 1996) como os listados:

- Método do centro de gravidade;
- Método do máximo critério;
- Método da média dos máximos;
- Método do centro de massas;
- Método do centroide.

2.1.2.5 Modelo de inferência

A inferência é o mapeamento de uma dada entrada para uma saída utilizando lógica fuzzy, ou seja, tendo os métodos de fuzzificação, regras que agirão sobre os consequentes conforme o operador utilizado. Os modelos de inferência mais difundidos são os modelos de Mamdani e de Sugeno, e o que os difere é o método que obtém o valor de saída.

Esses sistemas têm sido aplicados nos campos de controle automático, classificação de dados, análise de decisão, sistemas especialistas e visão computacional. Apesar da ideia simplista, existem situações nas quais se podem aplicar o modelo *fuzzy* em fenômenos sob observação. De acordo com (PATYRA e MLYNEK, 1996) estas situações podem ser:

- Descrições linguísticas obtidas de um especialista humano, que refletem o conhecimento qualitativo de um processo e que permitam construir um conjunto de regras lógicas *fuzzy*;
- Casos onde se tem equações conhecidas que descrevem o comportamento de um processo, no entanto as variáveis envolvidas não podem ser precisamente identificadas, havendo uma região de imprecisão (interpretação de forma *fuzzy*);
- Equações conhecidas para o processo, mas demasiadamente complexas (interpretadas em um caminho *fuzzy* para construir um modelo);
- Os dados de entrada e saída são utilizados para estimar o comportamento de regras lógicas *fuzzy*. Este procedimento é conhecido como identificação *fuzzy* de sistema que pode ser dividido em identificação da estrutura do modelo e identificação das variáveis do modelo.

2.1.2.5.1 Modelo de inferência de mamdani

Este modelo de inferência foi desenvolvido em 1975, pelo professor Ebrahim Mamdani, da Universidade de Londres, sobre o contexto de sistemas *fuzzy* baseando-se em regras do conjunto *fuzzy* com o objetivo de representar experiências reais. O método de inferência *fuzzy* proposto por Mamdani é a metodologia mais utilizada (FUJIMOTO, 2005).

Neste método, para cada saída é agregado um valor e cada saída precisa ser defuzzificada, para isso é usado o centro de massa ou centro de gravidade (COG) das saídas unidas, dada pela equação 21.

$$\frac{\int \mu_{B_n^k}(y) \cdot y dy}{\int \mu_{B_n^k}(y) dy} \quad \text{equação 21}$$

onde, B_n^k : representa o k-ésimo conjunto difuso consequente para a n-ésima regra.

2.1.2.5.2 Modelo de inferência de sugeno

O modelo de Sugeno ou de Takagi-Sugeno-Kan, foi introduzido em 1985, similar ao método de inferência de Mamdani, porém a grande diferença está na forma de análise da função de saída. Não sendo necessário uma variável linguística de saída, mas sim a atribuição de pesos nas regras (KAWAMURA, 2007).

Para o consequente são utilizadas equações paramétricas, assim a saída é um valor ou uma função. A saída é calculada através da soma das saídas das regras dividida pela soma dos valores de ativação. O resultado dessa operação dá um valor preciso de saída, dada pela equação 22.

$$saida = \frac{\sum_{i=1}^N w_i z_i}{\sum_{i=1}^N w_i} \quad \text{equação 22}$$

onde W_i = valor de ativação, Z_i = valor de saída das regras e N = limite do somatório.

2.2 Linguagem Java

Para a implementação da aplicação proposta foi escolhido utilizar da linguagem de programação Java. Java é uma linguagem de programação de alto nível orientada a objetos. Desenvolvida pela Sun Microsystems, Java teve início em 1991 sendo baseado nas linguagens de programação C/C++ (DEITEL, 2003; DEITEL 2010).

Java é uma linguagem compilada e interpretada. O compilador gera um código chamado de *bytecode* e esse código é interpretado por uma máquina virtual chamada de Java Virtual Machine (JVM). A JVM é a abstração de uma máquina real, ela possibilita a portabilidade e a execução de um programa Java em diferentes plataformas, independente da arquitetura ou sistema operacional. Isso porque a compilação gera os *bytecodes*, e a JVM, por sua vez, traduz o código intermediário

para a linguagem de máquina (AUGUSTO; BRANDÃO, 2008). Como mostra a figura 18.

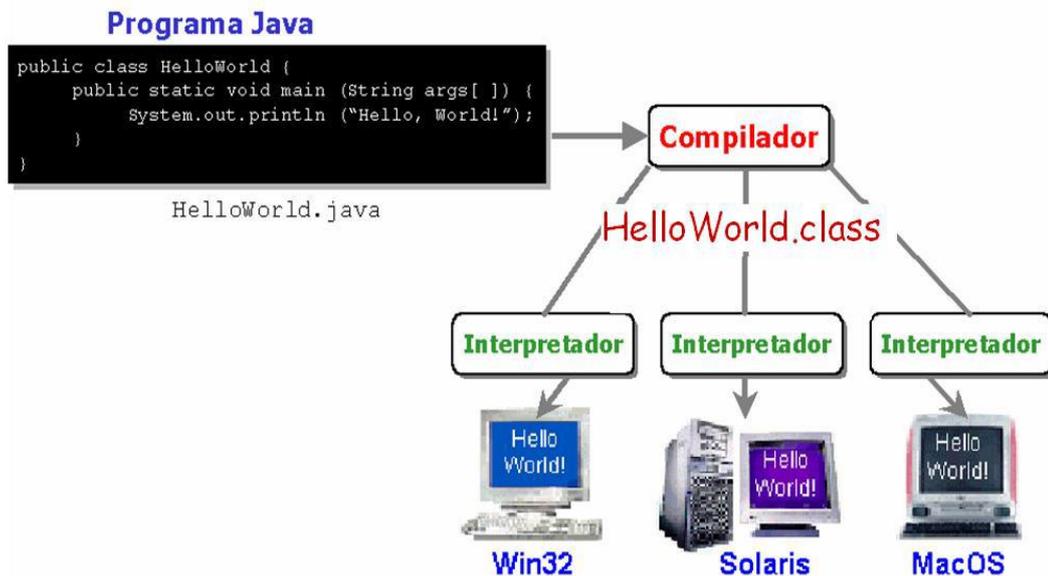


Figura 18: Arquitetura Java (Augustin, 2007)

De acordo com (DEITEL e DEITEL, 2010), dentre as vantagens e desvantagens de se utilizar a linguagem Java. As vantagens mais importantes são:

- É uma linguagem de programação free juntamente com seus ambientes de programação e servidores de aplicação, ou seja, não se tem custo para utilizar;
- Suporta processamento paralelo múltiplo, pois segue o paradigma de Orientação a Objetos;
- Possui portabilidade, por não depender da plataforma;
- Por ser orientada a objeto, possibilita o reuso de código.

E dentre as desvantagens pode-se citar:

- Demoram um pouco mais para começarem a funcionar, por causa de sua pré-compilação;
- Não aceita herança múltipla de implementação e nem aritmética de ponteiros;
- Java é mais lento em se tratando de aplicações que utilizem muitos processamentos numéricos.

2.3 Infuzzy

InFuzzy é uma ferramenta que aborda todas as funcionalidades envolvidas no processo de modelagem de um sistema *fuzzy*, tendo incluso desde sua criação até a simulação, possibilitando também a integração para modelagem de algum problema específico através do protocolo UDP/IP. Esta ferramenta está disponível desde 2011, e foi desenvolvida por (POSSELT, 2011), com o intuito de ampliar a quantidade de ferramentas (softwares) gratuitas que auxiliem na modelagem de sistemas difusos e que sejam de fácil manuseio. A implementação foi feita em Delphi. A figura 19 mostra a interface principal da ferramenta.



Figura 19: Interface principal da ferramenta infuzzy (POSSELT, 2011)

Para o processo de modelagem de um sistema *fuzzy* utilizando da ferramenta infuzzy é necessário, seguir os seguintes passos:

- Criação de um modelo;
- Definições iniciais do projeto;
- Modelagem de um projeto difuso;
- Edição de variáveis de entrada e saída;
- Edição de regras;

- Edição de preferências;
- Edição de texto;
- Edição de simulação.

A figura 20 mostra a interface de uma modelagem de sistema fuzzy, e será feita uma descrição resumida dos campos marcados numerados de 1 a 8 para facilitar o entendimento da ferramenta.

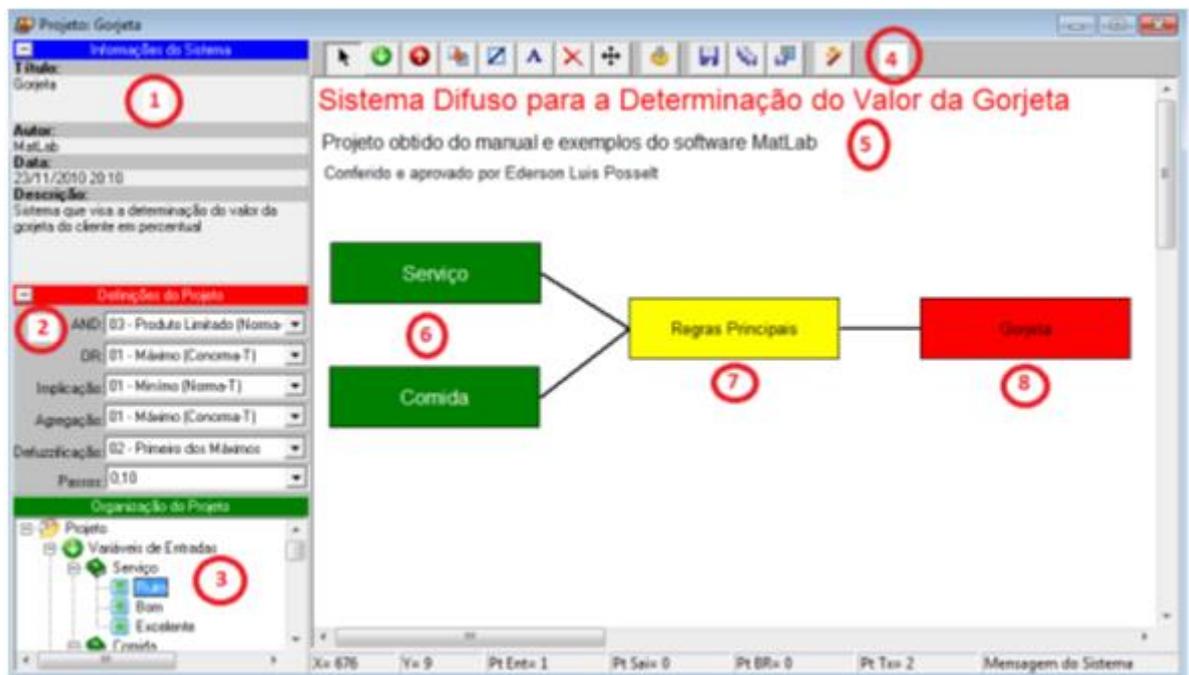


Figura 20: Modelagem de um sistema fuzzy na ferramenta infuzzy (POSSELT, 2011)

As descrições dos campos numéricos são:

1. **Informações referentes ao projeto:** título, autor, data e descrição.
2. **Configuração do projeto:** são realizadas as opções de controle do projeto, sendo elas: AND, OR, Implicação, Agregação, Defuzzificação e Passos.
3. **Estrutura do projeto:** utiliza-se uma estrutura em árvore.

4. **Barra de ferramentas:** sendo as principais responsáveis por: adicionar variáveis de entrada e saída, bloco de regras, conexão entre variáveis de entrada e saída com o bloco de regras, configuração de preferência e iniciar modo de simulação.
5. **Ambiente de desenvolvimento:** utilizada para a modelagem do sistema *fuzzy*.
6. **Variáveis de entrada.**
7. **Bloco de regras.**
8. **Variáveis de saída.**

3. DESENVOLVIMENTO DA APLICAÇÃO

Neste capítulo será apresentado o desenvolvimento da aplicação para a área de saúde, utilizando os conceitos de sistema *fuzzy*. Esta aplicação visa fortalecer a base de atendimento ao público infanto-juvenil e permitir que as instituições tenham um maior controle de seus atendimentos e das informações. O sistema REDECA apresentou uma possibilidade de incluir essa tecnologia devido a quantidade de dados imprecisos e dificuldade na tomada de decisão.

3.1 DEFINIÇÃO DO PROBLEMA

Neste trabalho, será desenvolvido uma aplicação para a área da saúde, para designar qual é o nível de dependência química de uma pessoa cadastrada no sistema REDECA, já que este sistema aceita somente duas respostas sim ou não. A aplicação com a inclusão dos conceitos *fuzzy* possibilita a separação de pessoas que usam drogas regularmente daquelas que usam eventualmente. E sabendo os níveis de dependência química de cada pessoa com o intuito de quantificar o estado de saúde na tomada de decisão. E a pessoa será encaminhada para uma instituição que possa atender de forma mais adequada dependendo do seu nível de dependência química. Para isso foi criado um modelo de inferência *fuzzy*, na qual o conjunto de regras estabelece uma associação entre o nível de dependência química com a instituição. A implementação da aplicação foi feita utilizando a tecnologia Java e os resultados gráficos foram realizados na ferramenta infuzzy.

3.2 MODELAGEM DO PROBLEMA

A figura 21 mostra a modelagem do problema que será desenvolvido no projeto.

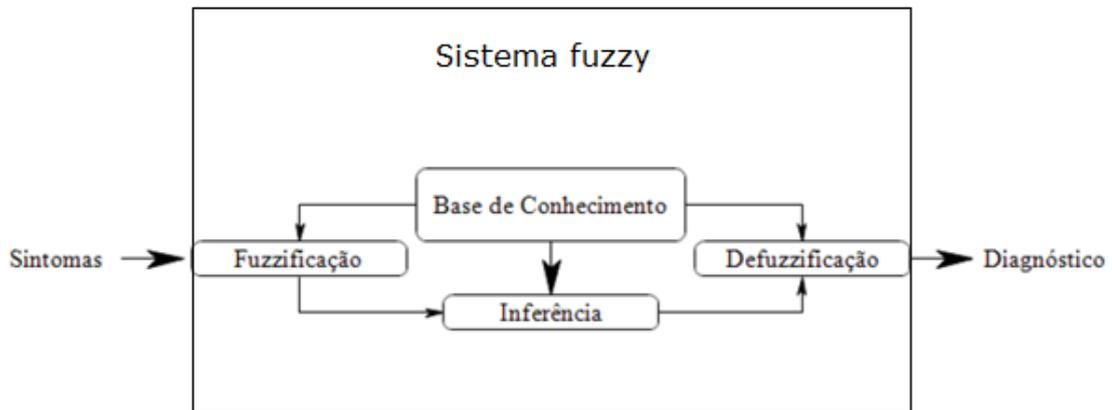


Figura 21: Modelagem do problema

3.3 IMPLEMENTAÇÃO

Nesta seção será feita a descrição da implementação do projeto. Foi escolhida a linguagem Java por ter muitos recursos e ser totalmente livre (*open source*), ou seja, sem nenhum custo. O protótipo foi criado no ambiente integrado de desenvolvimento (IDE – Integrated Development Environment) Eclipse. E a parte gráfica foi obtida pela simulação do modelo na ferramenta infuzzy.

3.3.1 Desenvolvimento da aplicação

O modelo de inferência adotado foi o de Mamdani, pois atende a necessidade do sistema e se tornou fácil o entendimento devido aos números de entradas proposta, número de saída e a base de regras. O aumento de uma entrada, saída ou bloco de

regras tornaria a resolução do problema mais complexo, podendo fazer com que o modelo escolhido deixe-se de ser o mais adequado.

O processo de desenvolvimento da aplicação foi dividido em quatro etapas:

- 1- Fuzzificação;
- 2- Avaliação das regras *fuzzy*;
- 3- Agregação ou associação das regras *fuzzy*;
- 4- Defuzzificação.

Para uma melhor compreensão do funcionamento do sistema *fuzzy* proposto, será feita uma descrição dessas quatro etapas, supondo valores de entrada e conseqüentemente gerando um valor de saída conforme o sistema *fuzzy* foi modelado. Para isso foram modeladas a classe pessoa, a classe saúde e a classe entidade, além das bases de regras.

A dependência química presente na Classe Pessoa, foi modelada com as seguintes funções de pertinência: Rampa a Direita, Triangular e Rampa a Esquerda. Juntamente com seu universo de discurso, como mostra a figura 22.

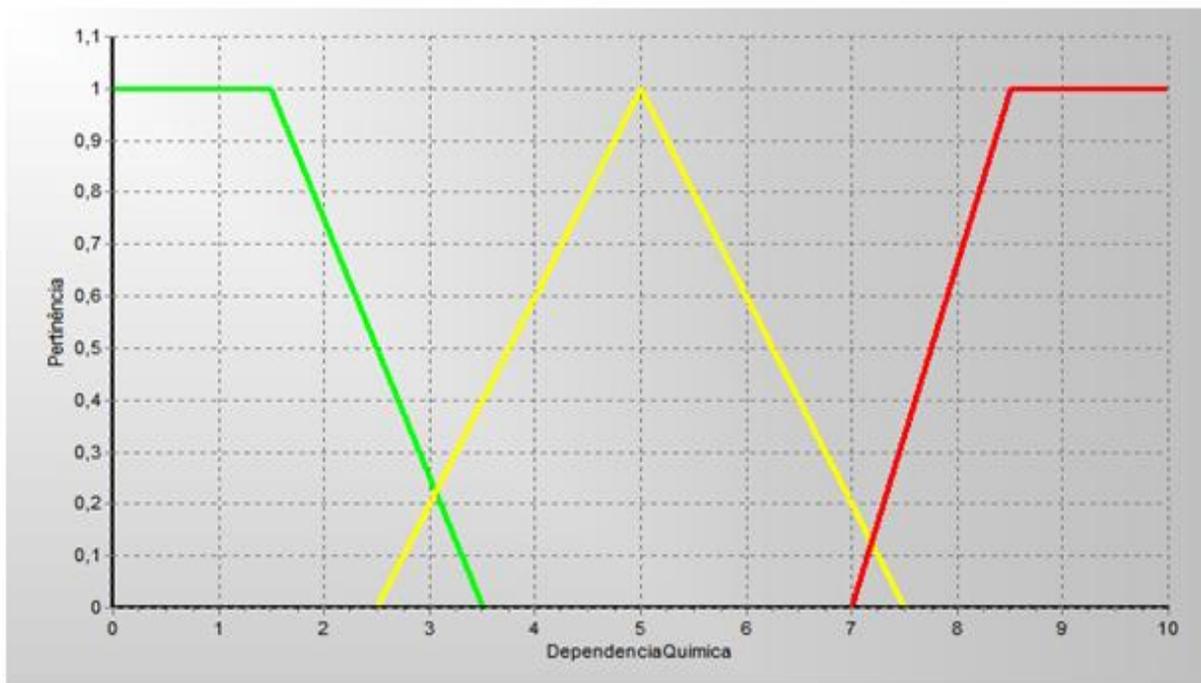


Figura 22: função de pertinência da Classe Pessoa.

Já o estado de saúde estará presente na Classe Saúde, modelado com as mesmas funções de pertinência, porém com o intervalo de pertinência distinto, como mostra a figura 23.

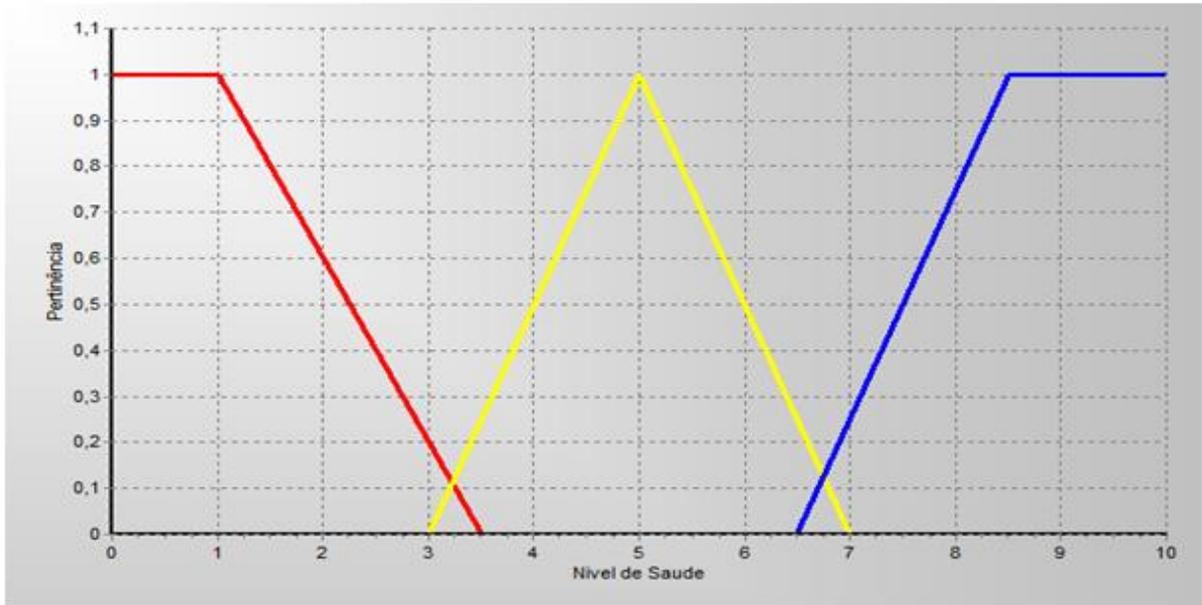


Figura 23: Função de pertinência da Classe Saúde.

A tabela 3 mostra a base de regras, na qual se pode notar que para cada par composto por um termo linguístico de Pessoa e Saúde há uma saída.

SAÚDE	PESSOA			
	ESTADO	Baixa	Média	Alta
Ruim		B	M	F
Média		G	B	F
Boa		G	B	F

Tabela 3: Base de regras

A Classe Entidade representa uma saída para as variáveis de entrada, sendo que ela foi modelada pelas seguintes funções de pertinência: Rampa a Direita, Trapezoidal, Triangular e Rampa a Esquerda, como mostra a figura 24.

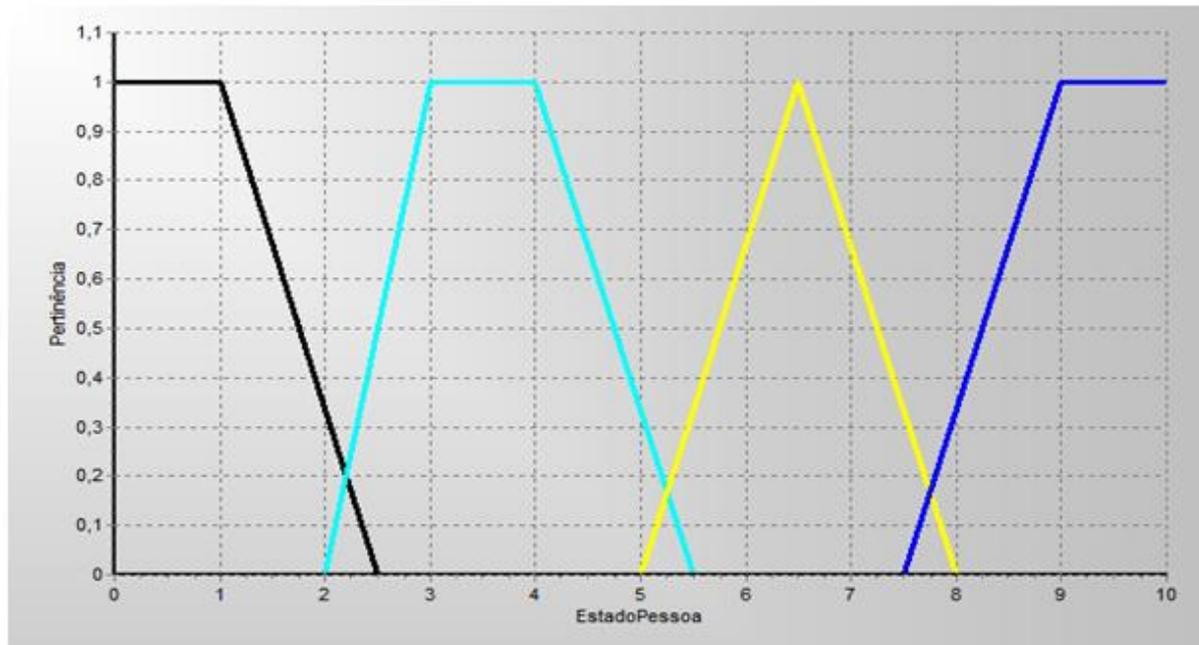


Figura 24: Função de pertinência da Classe Entidade

3.3.1.1 Fuzzificação

A dependência química de um indivíduo estará presente em uma classe, denominada Pessoa, sendo representada por um *Array* que conterà o valor pertinência. Para realizar a fuzzificação foi considerada uma matriz com os valores de início de fim de cada figura geométrica, essas que representam a pertinência a cada termo linguístico. A figura 25 mostra o trecho do código fonte da classe Pessoa.

```

public class Pessoa {
    private Double[][] dependencia = { { 0.0, 3.5 }, { 2.5, 7.5 },
        { 7.0, 10.0 } };
    private String[] variavelLinguistica = { "Baixa", "Média", "Alta" };
    private Double[] pertinenciaValor = { 0.0, 0.0, 0.0 };
    private String nome;
    private String dataNascimento;
    private String cpf;
    private String rg;
    private String telefone;
    private String sexo;
    private String raca;
    private Boolean validacao = false;
}

```

Figura 25: Código fonte da Classe Pessoa

A interface principal da aplicação para a área de saúde com a inclusão dos conceitos de lógica fuzzy apresenta três opções de seleção: Pessoa, Saúde e Entidade. A figura 26 mostra a seleção da opção Pessoa, na qual são inseridas as informações pessoais necessárias de cada pessoa.

Figura 26: Interface da aplicação para a opção pessoa

Para este caso, será considerado o valor de dependência química 3.2, ao localizar sua pertinência dentro da variável linguística, pode se notar que ela pertence aos termos linguísticos baixos e médios, rampa à esquerda e triangular. A figura 27 ilustra este caso junto com o valor de pertinência.

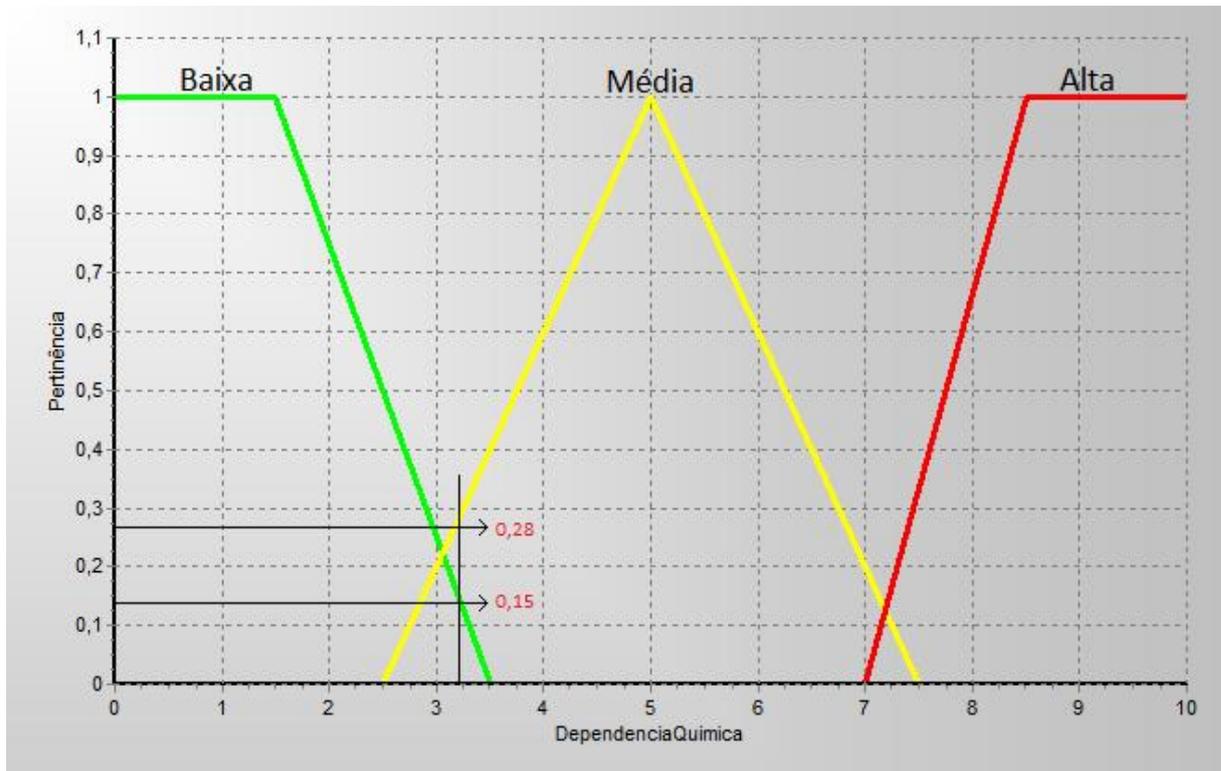


Figura 27: Caso com nível de dependência química 3.2

Na aplicação desenvolvida, esse valor foi auferido através de formulas, onde cada gráfico tem sua formula correspondente e uma regra própria para determinar a pertinência de um valor qualquer. Nesta aplicação foi usada a fórmula e regra para uma Rampa a Direita e um Triângulo.

De forma semelhante, o estado de saúde estará presente em uma chamada Classe Saúde. Neste caso, será considerado o valor de 3.3 para representar o estado de saúde. A figura 28 mostra a seleção da opção Saúde, na qual é fornecido as informações da saúde necessárias de cada pessoa.

Figura 28: Interface da aplicação para a opção saúde.

A figura 29 mostra que o valor 3.3 para determinar o estado de saúde tem pertinência em dois termos linguísticos, ruim e médio. Após a execução dos cálculos de cada função de pertinência obtém os valores contidos na figura 31.

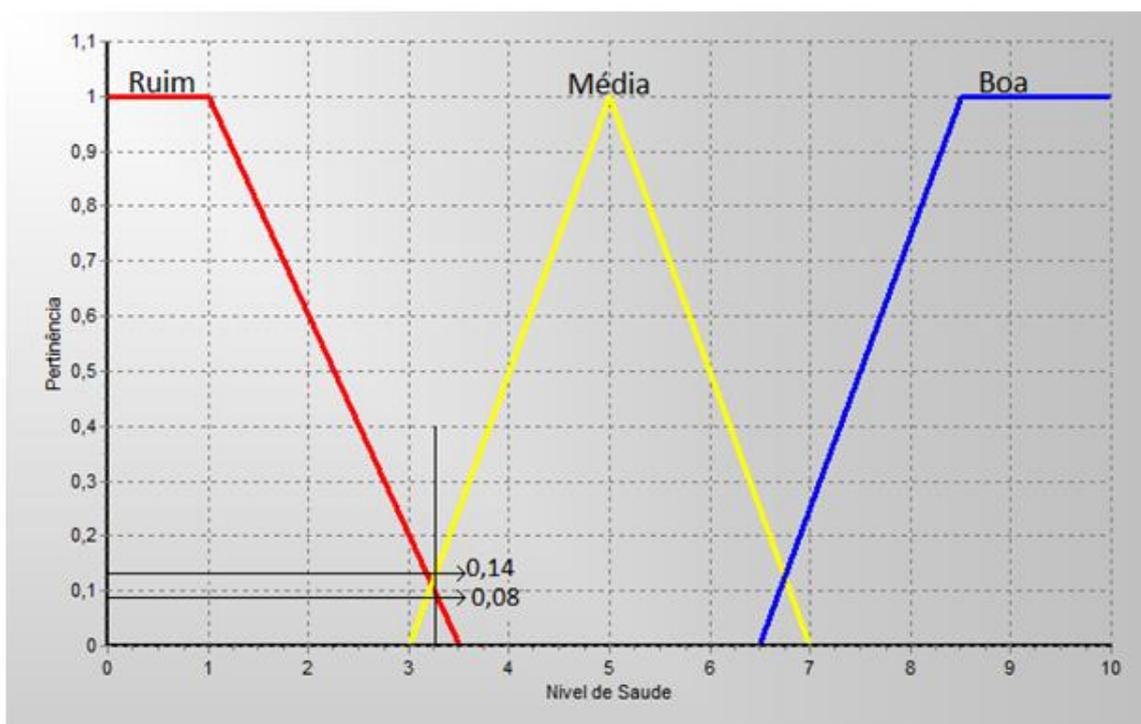


Figura 29: Caso com nível de saúde 3.3

3.3.1.2 Avaliação das regras fuzzy

Após auferir entradas fuzzificadas, será feita uma análise das regras *fuzzy*, ou seja, esta etapa é marcada pela operação de agregação (ou associação) que consistem em definir uma função que vai agregar, em um único conjunto, todos os conjuntos *fuzzy* distintos. A aplicação utiliza a operação de intersecção e será considerado o caso em que:

Se Pessoa é Baixa (0,15) **E** Saúde é Ruim (0,08) **então** consequente (0,08)

Para que se obtenha o consequente é necessário consultar o bloco de regras, e esse, por sua vez, está representado por uma classe denominada BaseRegras, onde possui uma matriz que denomina o consequente com as possíveis combinações de antecedentes. A tabela 4 mostra a relação da base de regras.

SAÚDE	PESSOA		
	ESTADO	Baixa	Média
Ruim	B	M	F
Média	G	B	F
Boa	G	B	F

Tabela 4: Relação da base de regras.

3.3.1.3 Agregação das regras fuzzy

Nesta etapa, será feita a agregação dos graus de pertinência em cada consequente indicado conforme a base de regras. O consequente dessa aplicação é uma classe chamada Entidade, onde estão presentes as entidades que serão sugeridas. A figura 30 mostra como é a agregação da Entidade.

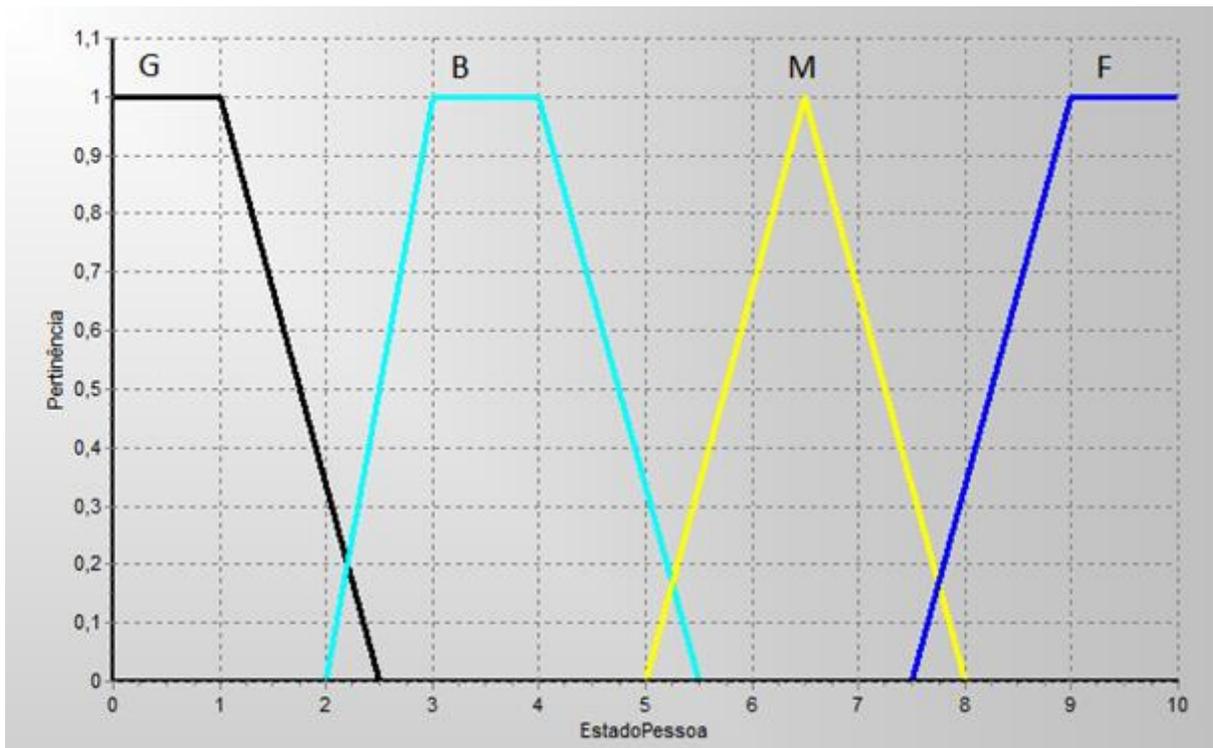


Figura 30: Agregação das regras fuzzy.

Após a realização da etapa de agregação das regras fuzzy, obtém-se como consequente três conjuntos fuzzy, sendo eles: G, B e M. E para cada conjunto será atribuído um grau de pertinência, como mostra a figura 31.

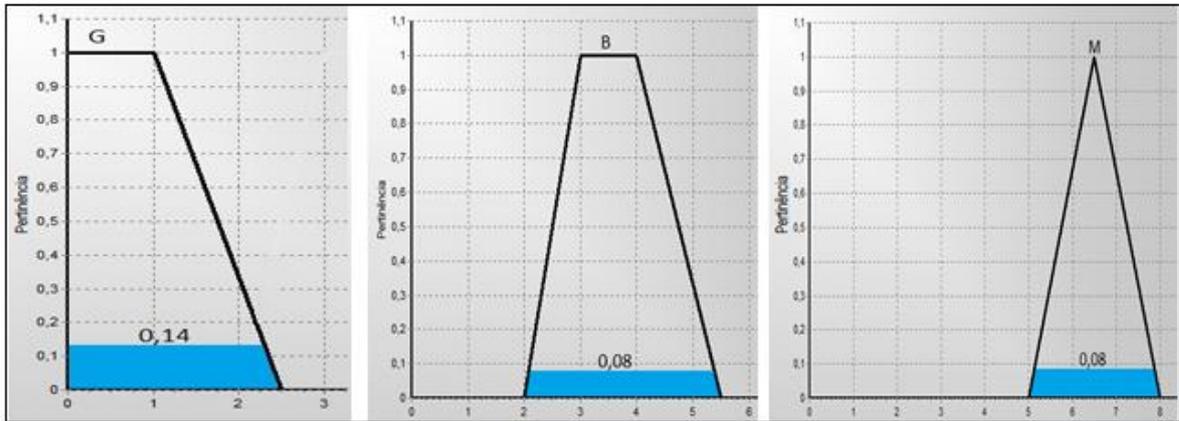


Figura 31: Conjuntos fuzzy consequente.

3.3.1.4 Defuzzificação

Para determinar o centro de gravidade das saídas fuzzyficadas foi utilizada a equação 23.

$$X = \frac{\sum \bar{x} \cdot A}{\sum A} \quad \text{equação 23}$$

onde, \bar{x} é o ponto médio no eixo x e A é a área da figura.

Os valores obtidos para calcular a equação 23 foram determinados após inúmeros cálculos feitos na figura dos conjuntos consequentes, através dos passos dados por:

1. Determinar a área de cada figura;
2. Encontrar o COG de cada figura;
3. Multiplicar o COG de cada figura pela sua área;
4. Somar todas as áreas;
5. Somar os resultados obtidos do passo 3;

A tabela 5 mostra os resultados obtidos após os cálculos.

	Área	\bar{x}	$\bar{x} \cdot A$
Figura 1	0,18	3,57	0,64
Figura 2	0,26	0,92	0,24
Figura 3	0,12	6	0,72
Σ	0,56	-	1,60

Tabela 5: Cálculos do ponto médio e área das figuras dos conjuntos consequentes.

E o valor de X é igual a 2.85, ou seja, $X = (1.60/0.56)$.

Após a obtenção do valor real, verifica se a qual entidade ele pertence, e neste caso ele pertence à entidade B, como mostra a figura 32.

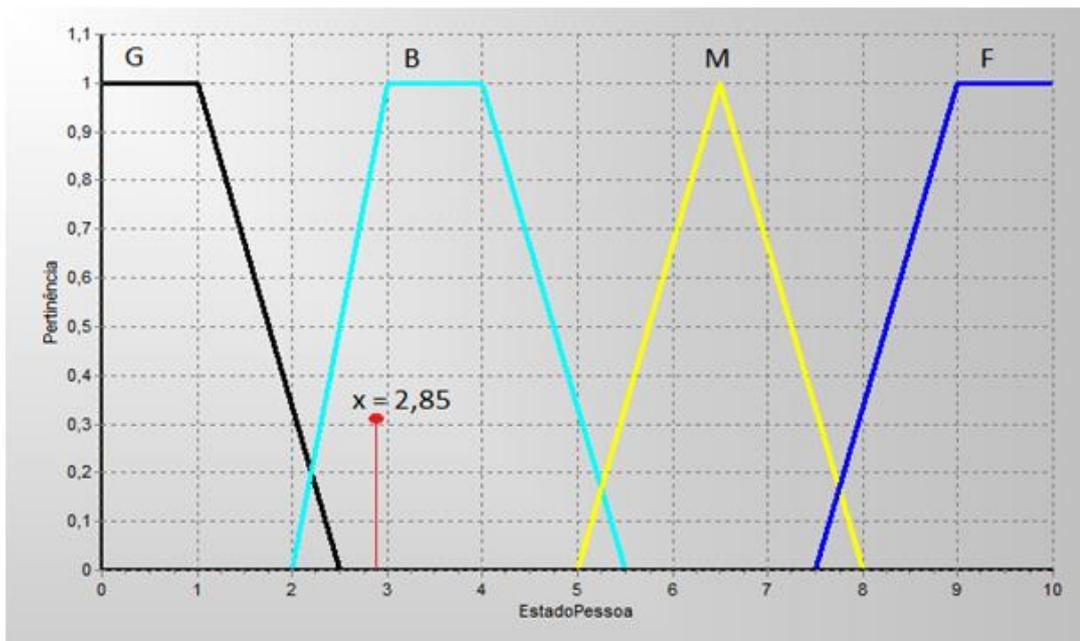


Figura 32: Processo de defuzzificação

Ao utilizar os valores de entrada considerados na primeira etapa, a aplicação indica que a entidade B é a mais adequada a lidar com tal indivíduo. A figura 33 mostra a seleção da opção Entidade da aplicação, onde mostra a interface com a sugestão da entidade mais adequada para cada indivíduo.

Informações Presentes

Nível de Dependencia

T. Ling...	Pertine...
Baixa	0,15
Média	0,28
Alta	0,00

Estado da Saúde

T. Ling...	Pertine...
Ruim	0,08
Média	0,15
Boa	0,00

Entidade Sugerida

Entidade

Entidades Cadastradas

Entidades
G
B
M

Sugerir Entidade

Figura 33: Interface da aplicação para a opção entidade.

4. CONCLUSÃO

A lógica fuzzy mostrou ser uma técnica muito adequada em tratar informações imprecisas, já que não se restringe a atribuir apenas dois valores para os dados, descartando qualquer possibilidade da existência de um meio termo. Porém, ainda é pouco difundida no mercado de trabalho,

Com os estudos realizados sobre lógica *fuzzy*, notou-se que ela já não faz parte apenas de sistemas complexos, estão presente em alguns equipamentos do cotidiano, como a televisão e o ar condicionado. Como essa tecnologia está cada vez mais presente no dia-a-dia das pessoas seja auxiliando ou agilizando os serviços, a lógica *fuzzy* é uma técnica muito promissora principalmente por conseguir “entender” os termos linguísticos, o que a torna mais apta em situações onde informações imprecisas são adquiridas.

Com o desenvolver do trabalho ficou claro que para modelar um sistema baseado na lógica Fuzzy demanda de mais tempo do que o usando a lógica clássica, dependendo também da complexidade do sistema. Ter uma boa ferramenta para a modelagem de um sistema *fuzzy* é de grande serventia, pois testes podem ser feitos e verificados, assim seria somente implementado quando se tivesse os resultados esperados.

O desenvolvimento deste trabalho foi muito importante para adquirir conhecimento desta tecnologia e futuramente atuar neste mercado de trabalho. E que este trabalho sirva de base para o desenvolvimento de outros trabalhos para quem se interessar pela área.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ANTUNES J.: **Lógica Nebulosa Para Avaliar Riscos na Auditoria**. USP, 2006.

AUGUSTO, F. e BRANDÃO, F.: **Máquinas Virtuais Java e .NET**. UNICAMP, 2008.

CAVALCANTI J.H. et al.: **Logica Fuzzy Aplicada ÀS Engenharias**, João Pessoa PB, 2012.

DEITEL, H.M.: **Java como programar**, trad. Carlos Arthur Lang Lisboa, 4 ed. Bookman, Porto Alegre, 2003.

FERREIRA, C.: **Estudo Comparativo entre as Técnicas de Controle Fuzzy, PI e Adaptativo Aplicado ao Processo de Fabricação de Papel Reciclado Utilizando a Ferramenta Delta Tune**. 77p. Dissertação de Mestrado, UEL, Londrina, 2009.

GOMIDE, F.; GUDWIN, R.R. e TANSCHKEIT, R.: **Conceitos Fundamentais da Teoria de Conjuntos Fuzzy, Lógica Fuzzy e Aplicações**. Unicamp, 1995.

KOHAGURA, T.: **LÓGICA FUZZY E SUAS APLICAÇÕES**. 49p. Trabalho de Conclusão de Curso, UEL, Londrina, 2007.

LAUDARES, F.: **Lógica Nebulosa: uma abordagem filosófica e aplicada**. Universidade Federal de Santa Catarina, 2002.

POSSELT, E.: **Infuzzi – Ferramenta para desenvolvimento de aplicações de sistemas difusos**. Dissertação Mestrado, UNISC, Santa Cruz do Sul, 2011.

SANDRI, S, e CORREA, C.: **Lógica Nebulosa**. Conselho Nacional de Redes Neurais.ITA, 1999.

SOUZA, Adilson Pereira et al. **Lógica Difusa**.ICPG – Instituto Catarinense de Pós-Graduação, ano desconhecido.

XAVIER, Ana Lúcia Pintar et al. **Rede Ciranda: Desenhando novos caminhos para o trabalho social com crianças e adolescentes**. São Carlos: Pedro & João Editores, 2012. 204 p.

ZADEH, L. A.: **Fuzzy sets. Information and control**, v.8, p. 338-353, 1965.

KLIR,G.J.;YUAN,B.. **Fuzzy Sets and Fuzzy Logic: Theory and Applications**. New Jersey, Prentice Hall, 1995.

DEITEL, P. ; DEITEL H.: **Java – Como Programar**, 8ª edição, Prentice Hall, 2010.

TANSCHUIT, R.: **Sistemas fuzzy**, PUC-RIO, 2008.

AMARAL, J.F.M, **Síntese de sistemas fuzzy por computação evolucionária**, Tese de Doutorado, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Brasil, 2003.

KAWAMURA, J.: **Aplicação de um sistema fuzzy para diagnóstico de câncer do esôfago**, Dissertação de mestrado. UNICAMP, 2007.

R. R. Yager; D. P. Filev.: **Essentials of Fuzzy Modeling and Control**. John Wiley & Sons, 1994.

ROSS, T. J.: **Fuzzy Logic with Engineering Applications**. New York, McGraw-Hill International Edition, Inc, 1995.

FABRO, J.A.: **Uma abordagem neuro-nebulosa para controle preditivo de processos multi-estágios**. Tese de doutorado. CEFET-PR, Curitiba, 2003.

ZIMMERMAN, H.J.: **Fuzzy set theory and its applications**. Boston, Kluwer Academic Publishers, 1987.

BIONDI NETO, L.; COELHO, P.H.G; AMARAL, J.L.M. e MELLO, M.H.C.S.: **Minicurso de sistema especialista nebuloso**. XXXVIII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, Goiânia-GO, 2006.

CREMASCO, C.P.; GABRIEL FILHO, L.R.A. e CATANEO, A.: **Metodologia de determinação de funções de pertinência de controladores fuzzy para a avaliação energética de empresas de avicultura de postura**, Revista Energia na agricultura, ISSN 1808-8759, vol. 25, n.1, Botucatu, 2010.

SANTOS. A.V.: **Avaliação fuzzy de trocas sociais entre agentes com personalidades**, Dissertação de mestrado, Universidade de Pelotas, 2008.

M.J. Patyra; D.M. Mlynek. **Fuzzy Logic: Implementation and Applications**. Wyley Teubner, 1996.

DEITEL, P. ; DEITEL H.: **Java – Como Programar**, 8ª edição, Prentice Hall, 2010.