

**UNIVERSIDADE DO EXTREMO SUL CATARINENSE - UNESC**

**CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO**

**ROSANGELA WESTPHAL DA SILVA**

**MODELAGEM HÍBRIDA DA INCERTEZA *FUZZY*-BAYES EM UM  
SISTEMA INTELIGENTE NA ÁREA DE UROLOGIA**

**CRICIÚMA, DEZEMBRO DE 2007**

**ROSANGELA WESTPHAL DA SILVA**

**MODELAGEM HÍBRIDA DA INCERTEZA *FUZZY*-BAYES EM UM  
SISTEMA INTELIGENTE NA ÁREA DE UROLOGIA**

**Trabalho de Conclusão do Curso  
apresentado para obtenção do Grau de  
Bacharel em Ciência da Computação pela  
Universidade do Extremo Sul Catarinense.**

**Orientadora: Prof<sup>ª</sup>. MSc. Priscyla Waleska  
Targino de Azevedo Simões.**

**Co-Orientador: Prof. MSc. Rozenir Ramos.**

**CRICIÚMA, DEZEMBRO DE 2007**

**ROSANGELA WESTPHAL DA SILVA**

**Modelagem Híbrida da Incerteza *Fuzzy*-Bayes em um Sistema  
Inteligente na Área de Urologia**

Submetido ao corpo docente do Curso de Ciência da Computação da Unidade Acadêmica de Ciências, Engenharias e Tecnologias da Universidade do Extremo Sul Catarinense como um dos requisitos para obtenção do grau de Bacharel em Ciência da Computação.

---

Prof<sup>a</sup> MSc. Ana Cláudia Garcia Barbosa  
Coordenadora do Curso de Ciência da Computação

Banca Examinadora:

---

Prof<sup>a</sup>. MSc. Priscyla Waleska T. de A. Simões (UNESC)  
Orientadora

---

Prof. MSc. Rozenir Ramos (UNESC)  
Co-Orientador

---

Prof. Esp. Luciano Antunes (UNESC)

---

Prof. MSc Merisandra Côrtes de Mattos (UNESC)

Aos meus queridos pais Jamilton e Maria Aparecida.

À minha amada filha Rosana.

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço primeiramente a Deus e a Nossa Senhora Aparecida por iluminar e guiar meus caminhos constantemente nos momentos difíceis, me impulsionando a enfrentar os desafios e a seguir em frente com muita fé e determinação na realização de meus sonhos e objetivos.

A minha família em especial aos meus pais, Jamilton e Maria Aparecida por serem o meu alicerce e pelo apoio incondicional, mesmo na distância estávamos sempre juntos pela fé e pelo amor familiar que sempre foi ensinado, e principalmente me dando forças nos momentos que mais precisei.

A minha filha Rosana pela compreensão, paciência e amor.

A Jean Pierre pelas palavras de incentivo.

Aos meus amigos, em especial a Patrícia e Vanessa, pelos momentos de amizade, de compreensão, palavras de incentivo durante esta caminhada.

Aos meus colegas do curso pelos momentos bons vividos durante todos esses anos especialmente a Edroaldo pela ajuda concedida.

Ao meu co-orientador Rozenir e aos professores Ana Cláudia, Fabrício e Merisandra pela ajuda concedida.

Aos professores do curso por terem transmitidos seus conhecimentos.

A todos aqueles que contribuíram para esta pesquisa.

E finalmente a minha orientadora Priscyla que esteve no meu lado, contribuindo com o seu conhecimento, orientação e incentivo.

Você não pode provar uma definição.

O que você pode fazer é mostrar que ela faz sentido

(Albert Einstein).

## RESUMO

A presente pesquisa apresenta uma aplicação da modelagem híbrida *fuzzy*-bayes para sistemas inteligentes. Para tal, foram utilizadas duas técnicas de inteligência artificial voltadas para o tratamento de incertezas imprecisas e aleatórias. Desta forma, a idéia da modelagem híbrida é aplicar nos dados de entrada do sistema evidências imprecisas, com isso, foi utilizada uma modificação do Teorema de Bayes que gera uma redistribuição do vetor de probabilidades da saída da rede bayesiana. A metodologia utilizada contou com as etapas de definição da *shell* para a rede bayesiana, ambiente de desenvolvimento do sistema, definição da problemática da área da saúde, modelagem e aquisição do conhecimento *fuzzy* e bayes para o modelo híbrido. Teve-se como resultado um sistema híbrido voltado à área médica de Urologia especificamente ao processo de raciocínio e diagnóstico de câncer de próstata e hiperplasia prostática benigna, contando para isso, com um especialista desse domínio de conhecimento, docente do curso de medicina da UNESC. Na modelagem do sistema utilizou-se a inferência bayesiana, e os sinais, sintomas e exames que levam ao diagnóstico foram representados pelas rede bayesianas com exceção dos exames PSA total, e densidade do PSA, que foram consideradas informações imprecisas, e portanto concebidas pela lógica *fuzzy* e suas funções de pertinências L e trapezoidal. O desenvolvimento do aplicativo Centauro resultante desta pesquisa deu-se na linguagem Java, no ambiente NetBeans IDE 5.5 para a representação *fuzzy* do conhecimento e ainda neste software, pela Netica Java API para acesso a rede bayesiana construída na *Shell* Netica, apresentando versões nas modalidades desktop, e *applet* disponível no site do grupo de Pesquisa e Informática Medica e Telemedicina da UNESC. Conforme testes realizados pelo especialista

concluiu-se que o sistema apresentou resultados satisfatórios modelando adequadamente o domínio de conhecimento proposto.

Palavras chave: Inteligência Artificial; Modelagem da Incerteza; Incerteza por Imprecisão; Incerteza por Aleatoriedade; Sistemas Híbridos; Urologia; Hibridismo *fuzzy*-bayes

## **ABSTRACT**

This research presents an application of hybrid modeling fuzzy-bayes for intelligent systems. To this end, two techniques were used in artificial intelligence focused on the treatment of uncertainties imprecise and random. Thus, the idea of hybrid modeling is applied in the data input of the system inaccurate evidence, that was used a modification of Bayes's theorem that generates a redistribution of probability vector output of the network bayesiana. The methodology used relied on the steps of defining the shell for the network bayes, the development environment of the system, defining the problem in the area of health, modeling and acquisition of knowledge and bayes for fuzzy hybrid model. He had as a result a system hybrid returned to the area of medical Urology specifically to the process of reasoning and diagnosis of prostate cancer and benign prostate hyperplasia, counting for this, with a specialist knowledge of this field, teaching of the course of medicine's UNESC. In modeling the system used to inference bayes, and the signs, symptoms and examinations leading to the diagnosis were represented by network bayesianas except the examinations PSA, and PSA density of which were considered inaccurate information, and therefore designed by logic fuzzy and his duties Le pulley. The development of the application of this research has Centauro resulting in the Java language, the environment NetBeans IDE 5.5 for the representation of knowledge and fuzzy yet this software, by Netica Java API to access the network bayesiana built in the Shell Netica, presenting ways in desktop versions , and applets available on the site of the Group for Research and Informatics and Telemedicine Medica's UNESC. As tests conducted by specialist concluded that the system was satisfactory modeling properly the domain of knowledge proposed.

Keywords: Artificial Intelligence; Modeling of Uncertainty; Uncertainties by Imprecise;  
Uncertainty by Randomness; Hybrid Systems; Urology; Hybrid Fuzzy-Bayes

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

|                                                                             |    |
|-----------------------------------------------------------------------------|----|
| Figura 1. Processo Indutivo .....                                           | 23 |
| Figura 2. Processo de generalização .....                                   | 24 |
| Figura 3. Processo de especialização .....                                  | 25 |
| Figura 4. Processo de analogia.....                                         | 26 |
| Figura 5.Física Qualitativa .....                                           | 28 |
| Figura 6.Função de pertinência .....                                        | 36 |
| Figura 7. Função L .....                                                    | 38 |
| Figura 8. Função Trapezoidal .....                                          | 38 |
| Figura 9. Função Triangular.....                                            | 38 |
| Figura 10. Função Gama .....                                                | 39 |
| Figura 11. Função Z .....                                                   | 39 |
| Figura 12. Função Pi-Sino .....                                             | 39 |
| Figura 13. Função S .....                                                   | 40 |
| Figura 14. Conexões em Séries.....                                          | 47 |
| Figura 15. Divergir ligações.....                                           | 47 |
| Figura 16. Tela SEHIB.....                                                  | 53 |
| Figura 17. Tela da abordagem híbrida <i>fuzzy</i> -bayesiana. ....          | 54 |
| Figura 18. Interface do Simulador. ....                                     | 56 |
| Figura 19. Diagrama de Atividade do Sistema .....                           | 65 |
| Figura 20. Diagrama de Estado.....                                          | 66 |
| Figura 21. Diagrama de Caso de Uso .....                                    | 67 |
| Figura 22. Representação do conhecimento por meio de Rede Bayesiana.....    | 70 |
| Figura 23. Hipótese de Câncer de Próstata dado que USRT esta alterado ..... | 71 |

|                                                                                                                |    |
|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Figura 24. Hipótese de Câncer de Próstata dado que USRT esta alterado e toque retal<br>alterado a textura..... | 72 |
| Figura 25. Função L e trapezoidal do PSA Total.....                                                            | 73 |
| Figura 26. Função L e trapezoidal da Densidade do PSA.....                                                     | 73 |
| Figura 27. Tela Inicial do Sistema .....                                                                       | 81 |
| Figura 28. Módulo de Explicação .....                                                                          | 82 |
| Figura 29. Tela Ilustrando a Inferência Bayesiana.....                                                         | 82 |
| Figura 30. Tela Ilustrando a Inferência Bayesiana.....                                                         | 83 |
| Figura 31. Tela Ilustrando o botão limpar.....                                                                 | 83 |
| Figura 32. Tela de Ajuda.....                                                                                  | 84 |
| Figura 33. Tela dos Cálculos das probabilidades diagnósticas .....                                             | 84 |
| Figura 34. Grupo de Pesquisa em Informática Médica-Kiron .....                                                 | 85 |

## LISTAS DE TABELAS

|                                                                                                     |    |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Tabela 1. Probabilidade a <i>priori</i> .....                                                       | 69 |
| Tabela 2. Distribuição das probabilidades a <i>priori</i> evidências da modelagem.....              | 69 |
| Tabela 3. Conjuntos <i>fuzzy</i> e graus de pertinência da variável PSA total .....                 | 74 |
| Tabela 4. Conjuntos <i>fuzzy</i> e graus de pertinência da variável Densidade do PSA.....           | 75 |
| Tabela 5. Distribuição das probabilidades a <i>priori</i> evidências <i>fuzzy</i> da modelagem..... | 77 |

## LISTA DE SIGLAS

|       |                                         |
|-------|-----------------------------------------|
| CF    | Conjunto <i>Fuzzy</i>                   |
| CP    | Câncer de Próstata                      |
| FP    | Função de Pertinência                   |
| GP    | Grupo de Pertinência                    |
| HPB   | Hiperplasia Prostática Benigna          |
| IA    | Inteligência Artificial                 |
| LF    | Lógica <i>Fuzzy</i>                     |
| RB    | Rede Bayesiana                          |
| RBC   | Raciocínio Baseado em Casos             |
| RF    | Rede <i>Fuzzy</i>                       |
| RN    | Rede Neurais                            |
| RNF   | Redes Neurais <i>Fuzzy</i>              |
| SC    | Santa Catarina                          |
| SE    | Sistema Especialista                    |
| SEP   | Sistema Especialista Probabilístico     |
| SI    | Sistemas Inteligentes                   |
| SIH   | Sistema Inteligente Híbrido             |
| UML   | Unified Modeling Language               |
| Unesc | Universidade do Extremo Sul Catarinense |
| USTR  | Ultra-sonografia Trans-retal            |

## SUMÁRIO

|                                             |           |
|---------------------------------------------|-----------|
| <b>1 INTRODUÇÃO .....</b>                   | <b>16</b> |
| 1.1 OBJETIVO GERAL .....                    | 17        |
| 1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....              | 17        |
| 1.3 JUSTIFICATIVA.....                      | 18        |
| 1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO.....              | 20        |
| <b>2 MECANISMOS DE RACIOCÍNIO .....</b>     | <b>21</b> |
| 2.1 RACIOCÍNIO PLAUSÍVEL .....              | 21        |
| <b>2.1.1 Indução.....</b>                   | <b>22</b> |
| <b>2.1.2 Experiência .....</b>              | <b>23</b> |
| <b>2.1.3 Generalização .....</b>            | <b>24</b> |
| <b>2.1.4 Especialização .....</b>           | <b>24</b> |
| <b>2.1.5 Analogia .....</b>                 | <b>25</b> |
| 2.2 RACIOCÍNIO NEBULOSO .....               | 27        |
| 2.3 RACIOCÍNIO QUALITATIVO .....            | 28        |
| <b>2.3.1 Física Qualitativa .....</b>       | <b>28</b> |
| <b>2.3.2 Física Intuitiva.....</b>          | <b>29</b> |
| <b>2.3.3 Senso Comum .....</b>              | <b>29</b> |
| 2.4 RACIOCÍNIO PROBABILÍSTICO.....          | 29        |
| <b>2.4.1 Causal.....</b>                    | <b>30</b> |
| <b>2.4.2 Relevância .....</b>               | <b>31</b> |
| <b>2.4.3 Condicional .....</b>              | <b>31</b> |
| <b>2.4.4 Verossimilhança .....</b>          | <b>33</b> |
| <b>3 INCERTEZA POR IMPRECISÃO .....</b>     | <b>34</b> |
| 3.1 TEORIA DOS CONJUNTOS <i>FUZZY</i> ..... | 35        |

|                                                                                                                                   |           |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------|
| 3.2 ASPECTOS CONCEITUAIS DA LÓGICA <i>FUZZY</i> .....                                                                             | 41        |
| 3.3 ESTRUTURA DO SISTEMA <i>FUZZY</i> .....                                                                                       | 42        |
| <b>4 INCERTEZA POR ALEATORIEDADE .....</b>                                                                                        | <b>44</b> |
| 4.1 TEOREMA DE BAYES .....                                                                                                        | 44        |
| 4.2 REDES BAYESIANAS .....                                                                                                        | 46        |
| <b>5 SISTEMAS HÍBRIDOS .....</b>                                                                                                  | <b>48</b> |
| 5.1 HÍBRIDA REDE NEURO- <i>FUZZY</i> .....                                                                                        | 50        |
| 5.2 HÍBRIDO <i>FUZZY</i> -BAYESIANO.....                                                                                          | 50        |
| <b>6 TRABALHOS CORRELATOS.....</b>                                                                                                | <b>52</b> |
| 6.1 HIBRIDISMO <i>FUZZY</i> -BAYES .....                                                                                          | 52        |
| 6.1.1 Modelo Híbrido Difuso-Probabilístico: Uma Alternativa Para Sistemas Especialistas .....                                     | 52        |
| 6.1.2 Uma Abordagem Híbrida <i>Fuzzy</i> -Bayesiana para a Modelagem da Incerteza.....                                            | 53        |
| 6.2 OUTROS HIBRIDISMOS .....                                                                                                      | 55        |
| 6.2.1 Raciocínio Baseados em Caso, Uma Abordagem <i>Fuzzy</i> para o Diagnóstico Nutricional. ....                                | 55        |
| 6.2.2 Agentes Inteligentes <i>Fuzzy</i> : Uma Ferramenta Híbrida para a Exploração de Processos Espaciais em Zonas Costeiras..... | 56        |
| 6.2.3 Utilização de um Modelo Neuro- <i>Fuzzy</i> para a Localização de Defeitos em Sistemas de Potência .....                    | 57        |
| 6.2.4 Interpretação Lingüística da Operação de uma Usina Hidroelétrica através de Redes Neurais Nebulosas Adaptáveis.....         | 57        |
| 6.2.5 Controle Neuro- <i>Fuzzy</i> de Processo de Nível Multivariável.....                                                        | 58        |
| 6.2.6 A Neural -Bayesian Approach For Predicting Smear Negative Pulmonary Tuberculosis.....                                       | 58        |

|                                                                                                           |           |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------|
| <b>7 SISTEMA INTELIGENTE HÍBRIDO FUZZY-BAYESIANO.....</b>                                                 | <b>60</b> |
| 7.1 LEVANTAMENTO BIBLIOGRÁFICO.....                                                                       | 60        |
| 7.2 DEFINIÇÃO DA <i>SHELL</i> , AMBIENTE DE DESENVOLVIMENTO E<br>PROBLEMÁTICA PARA O ESTUDO DE CASO ..... | 61        |
| <b>7.2.1 <i>Shell</i> Modelagem Bayesiana.....</b>                                                        | <b>61</b> |
| <b>7.2.2 Ambiente de desenvolvimento do Sistema híbrido fuzzy-bayesiano.....</b>                          | <b>62</b> |
| <b>7.2.3 Problemática para o estudo de caso .....</b>                                                     | <b>62</b> |
| 7.2.3.1 Raciocínio do Diagnóstico de Câncer de Próstata X Hiperplasia Prostática<br>Benigna .....         | 63        |
| 7.3 MODELAGEM DO SISTEMA.....                                                                             | 65        |
| 7.4 MODELAGEM HÍBRIDA DO CONHECIMENTO .....                                                               | 67        |
| <b>7.4.1 Aquisição e Representação do Conhecimento .....</b>                                              | <b>68</b> |
| 7.4.1.1 Aquisição e Representação do Conhecimento Bayesiano .....                                         | 68        |
| 7.4.1.2 Aquisição e Representação do Conhecimento <i>Fuzzy</i> .....                                      | 72        |
| 7.4.1.3 Modelagem Híbrida <i>Fuzzy</i> -Bayesiana .....                                                   | 76        |
| 7.5 RESULTADOS OBTIDOS .....                                                                              | 80        |
| <b>8 CONCLUSÃO .....</b>                                                                                  | <b>86</b> |
| <b>REFERÊNCIAS .....</b>                                                                                  | <b>88</b> |
| <b>BIBLIOGRAFIA COMPLEMENTAR .....</b>                                                                    | <b>93</b> |
| <b>APÊNDICE.....</b>                                                                                      | <b>94</b> |
| <b>APÊNDICE A .....</b>                                                                                   | <b>95</b> |

## 1 INTRODUÇÃO

Sistemas Especialistas (SE) são sistemas computacionais que apresentam um comportamento semelhante ao de um especialista em seu processo de tomada de decisão, sobre um determinado domínio de aplicação. Essa categoria de sistema costuma utilizar em sua modelagem somente uma técnica de Inteligência Artificial (IA), porém segundo Rezende (2003), essa área merece crescente atenção, pois consegue reunir diferentes técnicas da IA, processo obtido por meio do desenvolvimento de Sistemas Inteligentes Híbridos (SIH), que resultam na combinação de duas ou mais técnicas distintas, para resolver um dado problema.

Diversas são as combinações das técnicas de IA à concepção de sistemas híbridos, destacando-se várias aplicações desenvolvidas pelos modelos *neuro-fuzzy*, e algoritmos *genéticos-fuzzy*. Nesse sentido, percebe-se a existência da relação *fuzzy-bayes*, para tratamento de incertezas em sistemas que apresentam de forma híbrida (TIBIRIÇA, 2005), (BRIGNOLI, 2001). Logo, a lógica *fuzzy* (LF) e as redes bayesianas são técnicas que combinadas permitem também uma aplicação em SIH, oferecendo a esses sistemas o melhor de cada técnica.

A incerteza por imprecisão modelada pela lógica *fuzzy* é adequada a certos problemas, como descrito por Tibiriçá (2005), em que um banco fornece crédito financeiro pelo caixa automático para indivíduos com renda superior a R\$ 1.000,00, considerando-se, porém que os usuários com renda inferior a esse valor terão crédito negado.

Já a incerteza por aleatoriedade, explicitada por meio da teoria da probabilidade e representada por meio das Redes Bayesianas (RB), é adequada a situações como a do exemplo clássico da estatística, que se refere ao arremesso de

moedas, em que, ao lança - lá é possível obter cara ou coroa independente da ordem do lançamento, o que destaca a aleatoriedade dos eventos.

Entretanto, existem domínios onde a incerteza por imprecisão e por aleatoriedade co-existem, sendo cada uma das teorias adequada à resolução de uma parte específica do problema, e, considerando a incerteza por imprecisão em dois dados de entrada da rede (PSA total e Densidade do PSA), propõe-se nesta pesquisa um estudo e utilização da abordagem híbrida *fuzzy*-bayesiana, para o desenvolvimento de uma aplicação na área de Urologia, que será resultante da escolha da melhor forma de integração das teorias *fuzzy*-bayesiana.

### 1.1 OBJETIVO GERAL

Desenvolver um sistema inteligente híbrido *fuzzy*-bayesiano aplicado na área de Urologia.

### 1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- a) compreender o raciocínio bayesiano, o raciocínio *fuzzy* e processo de desenvolvimento de SIH;
- b) disponibilizar entradas *fuzzy* e bayesiana, inferência e saída bayesiana ao sistema híbrido;
- c) demonstrar matematicamente o raciocínio *fuzzy* utilizado para a modelagem das entradas e saídas do sistema híbrido;
- d) comprovar matematicamente o raciocínio bayesiano utilizado na inferência do sistema híbrido;
- e) aplicar a modelagem *fuzzy*-bayesiana a uma problemática da área da saúde.

### 1.3 JUSTIFICATIVA

Os SE são programas modelados pelo conhecimento de especialistas, e que desempenham uma atuação semelhante a esse profissionais na solução de problemas, por isso têm o propósito de representar informações de um domínio específico da aplicação. Nesse aspecto, a inteligência computacional costuma utilizar somente uma técnica para modelagem de seus sistemas, como as Redes Neurais (RN), o Raciocínio Baseado em Casos (RBC), entre outras, destacando-se nos sistemas baseados no conceito da incerteza, o raciocínio probabilístico e a lógica *fuzzy*.

Segundo Rezende (2003) o fato de utilizar somente uma técnica na modelagem de um sistema inteligente, em razão de suas limitações ou deficiência, pode não possibilitar a resolução de determinados problemas. Logo, utilizar duas abordagens da inteligência artificial pode resultar em uma solução melhor ao problema, quando comparada a usar um único método para o mesmo problema.

Dentre os sistemas que apresentam somente uma técnica para a modelagem da incerteza, seja a LF ou as RB, observa-se que em alguns casos essa técnicas utilizadas individualmente não proporcionam uma modelagem satisfatória, pois, por exemplo, em um Sistema Especialista Probabilístico (SEP) as informações de entrada ou saída da RB podem apresentar imprecisão, não atendendo à expectativa do especialista ou usuário do sistema, que ficaria sem um resultado mais próximo à sua realidade.

Observa-se nesse sentido, uma limitação das RB na aquisição do conhecimento para definição de uma base de conhecimento, pois o especialista precisaria definir uma enorme quantidade de probabilidades condicionais, o que torna o

processo lento, e difícil de ser viabilizado (geralmente por falta de tempo). Por outro lado, segundo Rezende (2003), observa-se como limitação na LF, que as regras para inferência *fuzzy* são geradas a partir do conhecimento do especialista, cuja definição das funções de pertinência é normalmente baseada em sua avaliação subjetiva, sem considerar nenhum método de aprendizado.

Algumas aplicações da área da saúde costumam apresentar incertezas híbridas em seu raciocínio por deficiência ou limitação de uma das técnicas originais utilizadas, conforme é observado em alguns trabalhos desenvolvidos nessa área como descrito por Brignoli (2001).

Nesse sentido, Tibiriçá (2005) destaca como exemplo dessa questão na área da saúde, que no desenvolvimento de um sistema especialista de diagnóstico de distúrbios nutricionais, utilizou-se na aquisição do conhecimento uma das formas de tratamento de incerteza usualmente utilizada nessa área, que não resultou em uma modelagem satisfatória ao especialista do domínio de aplicação. Logo, verificou-se que esse assunto apresentava dois tipos distintos de incerteza, por imprecisão e por aleatoriedade, cujo tratamento conjunto resultou em um SIH, que, conforme opinião do engenheiro do conhecimento e especialista, foi melhor representado pela combinação da LF e do raciocínio probabilístico.

Nesse sentido, busca-se com essa pesquisa o desenvolvimento de um sistema híbrido *fuzzy*-bayesiano, esperando-se contribuir para essa área de estudo de forma a explorar alguns potenciais da combinação da RB com a LF, para melhor representar um domínio de conhecimento da área de Urologia, com isso será disponibilizada uma ferramenta de apoio ao processo de ensino aprendizagem para a diferenciação de hiperplasia prostática benigna e câncer de próstata.

## 1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO

Esta pesquisa está estruturada em sete capítulos. No primeiro encontra-se a contextualização da pesquisa, bem como os objetivos e justificativa para realização desta pesquisa.

Os conceitos fundamentais de alguns mecanismos de raciocínio estão descritos no segundo capítulo desta pesquisa.

No terceiro e quarto capítulo são apresentados os conceitos de incertezas para o modelo híbrido proposto, que são considerados indispensáveis para o entendimento desta pesquisa.

O Capítulo 5 descreve determinadas formas de hibridismo e o sexto capítulo apresenta alguns trabalhos correlatos.

O trabalho desenvolvido é detalhado no Capítulo 7 e contém a descrição das modelagens probabilística, *fuzzy* e híbrida do sistema, além da problemática para o estudo de caso e implementação do sistema.

Por fim, tem-se o capítulo de conclusão, que inclui as sugestões para trabalhos futuros.

## 2 MECANISMOS DE RACIOCÍNIO

O raciocínio é uma peculiaridade humana que permite ao homem ponderar, afirmar ou negar quanto aos assuntos que lhe são apresentados e, a partir daí, chegar a conclusões e tomar decisões para um determinado problema (LINARES, 1997).

Conforme Coelho (1995) descreve os mecanismos de raciocínio são classificados conforme a precisão com que são feitos os seus passos, a condições em que são realizadas, e a sua generalidade.

Associado as formas de raciocínio existentes, encontram-se as tarefas de diagnóstico, previsão, interpretação de imagens, apoio à decisão, reconhecimentos de planos<sup>1</sup> e por isso serão apresentadas a seguir, algumas formas de raciocínio, o plausível, *fuzzy*, qualitativo e probabilístico, por ser tratar dos mais citados na literatura pesquisadas (SAVARIS, 2002), (MATTOS, 2001), (LINARES, 1997).

### 2.1 RACIOCÍNIO PLAUSÍVEL

O raciocínio plausível refere-se à forma usada para se chegar a uma conclusão a partir do conhecimento de evidências quanto ao fato/assunto que está sendo analisado. A ciência neurológica admite que todos os conhecimentos não matemáticos e a lógica demonstrativa<sup>2</sup> são formados de hipóteses. Algumas destas teorias são formais e respeitáveis como as existentes em muitas das leis da ciência física, mas, existem outras tantas que além de não serem formais, não são respeitáveis, podendo ser aceitas como verdadeiras ou não (MATTOS, 2001).

---

<sup>1</sup> É um aspecto importante nas interfaces cooperativas de banco de dados, que contêm todas as intenções do usuário (CÂMARA, 2002).

<sup>2</sup> Serve somente para mostrar verdades já conhecidas (RUSSELL; NORVIG, 2004);

Os padrões nesse tipo de raciocínio são nítidos, e não existe qualquer teoria deste tipo de raciocínio que possa ser comparada à lógica demonstrativa, e que possa produzir um entendimento comum (consenso) ante o fato analisado. A meta principal do raciocínio plausível é distinguir uma suposição da outra, ou seja, uma suposição confiável de uma menos confiável (LINARES, 1997).

Por exemplo, a evidência circunstancial<sup>3</sup> do advogado, a evidência indutiva<sup>4</sup> do físico, a evidência documental<sup>5</sup> do historiador ou a evidência de sintomas/sinais do médico em relação ao paciente são exemplos típicos do raciocínio plausível, ou seja, em um diagnóstico médico de um paciente que apresenta os seguintes sintomas: febre alta, dor de cabeça, tosse, considerando esses sintomas possivelmente o médico poderá diagnosticar um resfriado ou uma gripe, onde os sintomas são praticamente idênticos.

Segundo Linares (1997), o raciocínio plausível trabalha com suposições e transitoriedade<sup>6</sup>, e isso envolve processos como: indução, experiência, generalização, especialização e analogia vista no próximo item.

### **2.1.1 Indução**

Segundo Rover (2001) o raciocínio indutivo ocorre quando é possível que sua conclusão seja falsa na medida em que há fatos não considerados entre as suas premissas (ditas verdadeiras) o que pode ser explicado por intermédio de exemplos.

Se um médico precisa conseguir algum resultado medicinal ao observar o distúrbio de micção, deverá estar familiarizado com ela. Contudo, para conseguir

---

<sup>3</sup> Que depende das circunstâncias (CÂMARA, 2002);

<sup>4</sup> diz-se do raciocínio que parte dos fatos para as leis gerais ou dos efeitos para as causas (CÂMARA, 2002);

<sup>5</sup> Relativo a documento (CÂMARA, 2002).

<sup>6</sup> Qualidade do que é transitório. Transitório que tem pouca duração, passageiro (CÂMARA, 2002);

diferenciar a disúria<sup>7</sup>, polaciúria<sup>8</sup>, deverá, necessariamente, conhecer as características e os sintomas específicos destas patologias.

Conforme ilustrado na Figura 1 observa-se o raciocínio que permite chegar a uma conclusão (genérica quanto ao fato), pois é um fato do paciente ter dores ao urinar e outros sintomas podendo levar por experiência do médico a probabilidade de ter alguma doença no aparelho urinário, e ainda pelo conhecimento tem-se a conclusão que o paciente possivelmente tenha infecção urinária.

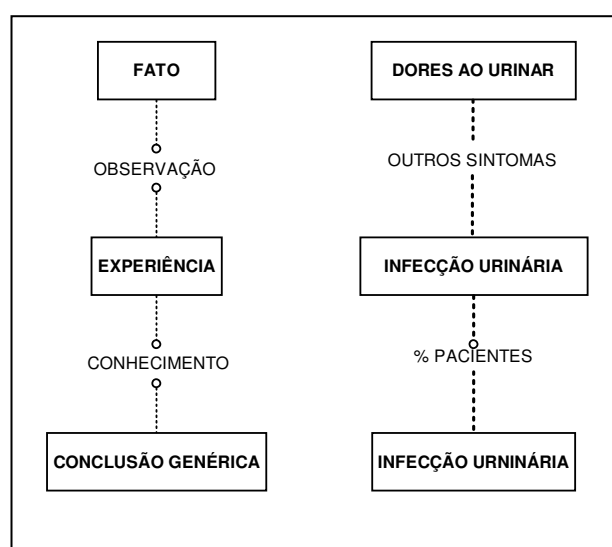


Figura 1. Processo Indutivo

Fonte: Adaptado de LINARES, K. (1997).

### 2.1.2 Experiência

Conforme Savaris (2002) a experiência é o conhecimento dos fatos pela observação, alterando o comportamento humano. De acordo com essa teoria é importante fazer uso das experiências para que, da observação dos fatos passados, possam ser evitados os erros do futuro. Como exemplo prático sobre a experiência, uma pessoa tem alergia ao comer camarão, logo, quando se alimentar sempre evitará comer

<sup>7</sup> Dor ou ardência miccional (ARAÚJO, 1996);

<sup>8</sup> O aumento do número de micções com intervalo menor que duas horas sem alteração do volume miccional de 24 horas (ARAÚJO, 1996).

um alimento que contenha camarão, baseando-se nas experiências anteriores.

### 2.1.3 Generalização

Refere-se a um conjunto de objetos para outro conjunto maior que contenha o anterior (MATTOS, 2001). Conforme ilustra na Figura 2, a área de urologia médica costuma generalizar quando passa dos sintomas característicos de diferentes patologias urológicas.

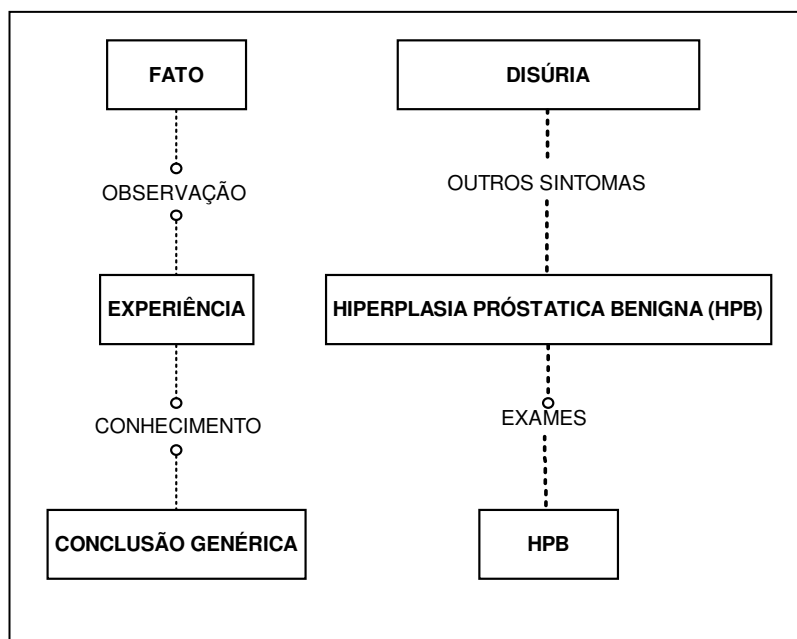


Figura 2. Processo de generalização

Fonte: Adaptado de SAVARIS, S. (2002).

### 2.1.4 Especialização

Para os sintomas específicos relacionados à obstrução urinária na área de urologia, o médico costuma realizar o processo de especialização quando analisa os

sintomas destas doenças que caracterizam cada tipo de patologia: disúria, polaciúria, noctúria<sup>9</sup>, entre outras.

Figura 3 ilustra a especialização entre a consideração de um conjunto de objetos a um conjunto menor que está contido no anterior (BARRETO, 2001).

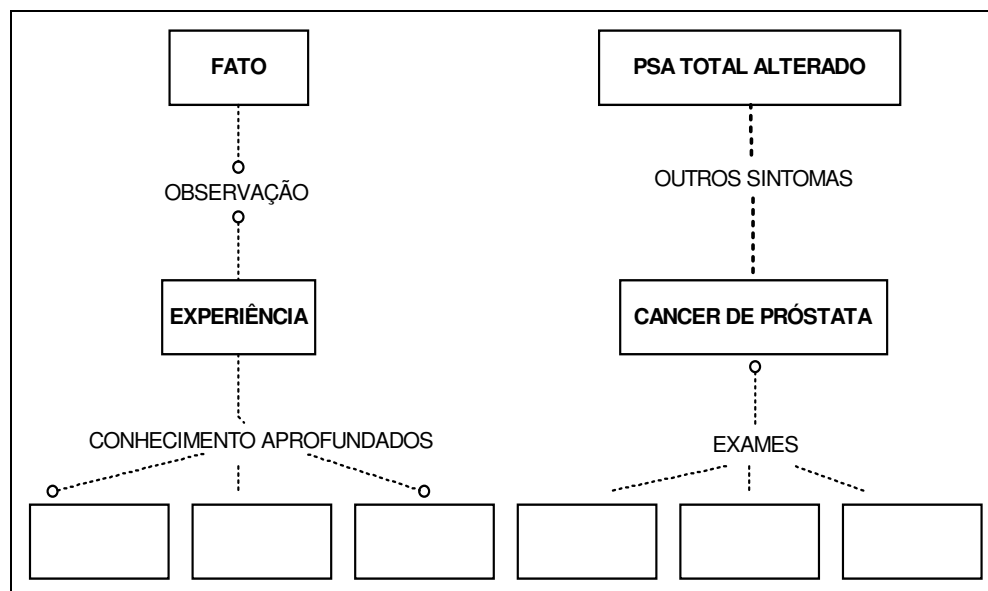


Figura 3. Processo de especialização

Fonte: BARRETO, J. (2001).

### 2.1.5 Analogia

Segundo Linares (1997) a analogia é uma espécie de similaridade, pois considera apenas as características mais importantes que identificam o objeto em questão, que são definidas de acordo com as intenções do observador. Quando o observante realiza a diminuição dos aspectos comuns para conceitos claramente definidos, estes casos similares são entendidos como análogos.

Dois sistemas são considerados análogos, caso forem similares em relações claramente categorizadas as suas respectivas partes.

<sup>9</sup> Aumento da frequência miccional que ocorre a noite (ARAÚJO, 1996);

A Figura 4 ilustra o processo de uma analogia na qual um fato novo observado é similar a outro já conhecido e sobre o qual já se tem uma opinião, então pode-se ter uma idéia sobre o fato novo baseado na experiência anterior, isto é, chega-se a um resultado por analogia (SAVARIS,2002).

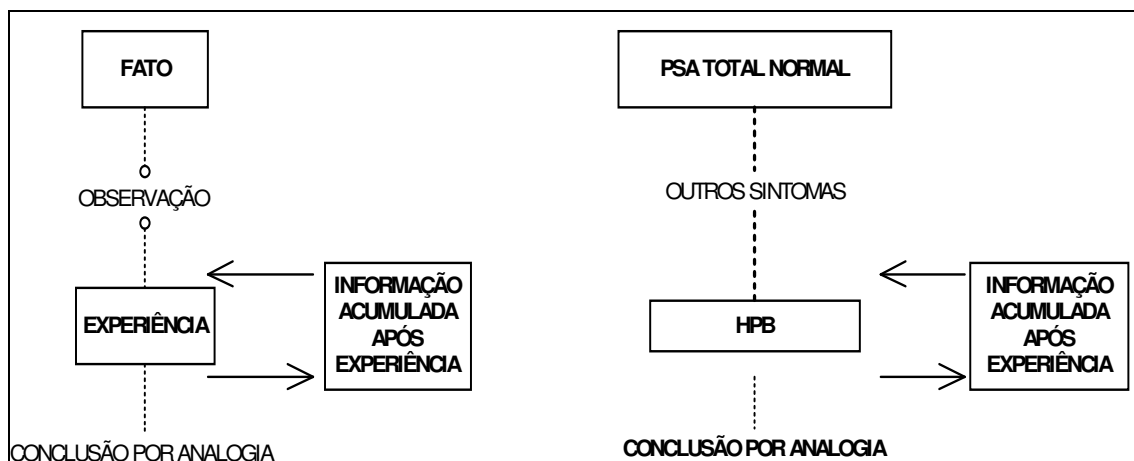


Figura 4. Processo de analogia

Fonte: Adaptado por SAVARIS, S (2002).

Por exemplo, um urologista encontra-se com o seguinte quadro clínico para um paciente: fortes dores abdominais, e supõe o seguinte diagnóstico: Em minha opinião profissional, este paciente está com pedra renal.

Esse diagnóstico é dado pela hipótese de analogia, ou seja, foi sugerida pela observação e indicado para este quadro clínico apresentado. Mas esta opinião profissional, baseando-se nestes sintomas, ainda não são suficientes para um diagnóstico final, pois as informações estão baseadas em casos clínicos passados.

Sob um olhar intrinsecamente clínico, os procedimentos seriam os seguintes: o médico inicia observando os sintomas e sinais da doença, para ter experiência a respeito. Depois ele generaliza os sinais/sintomas da doença para que consiga chegar a uma conclusão sobre a mesma, e ao voltar para comparar com outros

pacientes que tiveram sintomas parecidos, com alguma variação na duração ou intensidade, o médico estará fazendo a chamada analogia, sendo que é puro raciocínio plausível.

Considerando os conceitos apresentados com relação ao raciocínio plausível, o próximo item aborda o raciocínio nebuloso utilizado quando se tem imprecisão nas informações.

## 2.2 RACIOCÍNIO NEBULOSO

O raciocínio nebuloso baseia-se em dados imprecisos, os quais são representados por graus de pertinência em um conjunto nebuloso, que chega a uma conclusão (GRINT, 1997). No raciocínio nebuloso trabalha-se com informações vagas, ambíguas, qualitativamente incompletas ou imprecisas.

Pela incorporação desses conceitos, o raciocínio nebuloso se diferencia do raciocínio tradicional em dois caminhos: primeiro, os grupos são rotulados qualitativamente, utilizando-se de termos lingüísticos como: alto, morno, ativo, perto e entre outros; e os elementos desse grupo são caracterizados pelo seu grau de pertinência que varia dentro de um intervalo pré-determinado, por exemplo  $[0, 1]$ . No segundo caminho qualquer ação ou saída de resultados a partir de uma premissa verdadeira, executa uma reflexão do grau no qual a premissa é verdadeira.

Segundo Badiru (2002), o raciocínio nebuloso é importante porque é realmente aplicável a muitos problemas bastante confusos para serem solucionados com técnicas convencionais.

Considerando os conceitos apresentados a respeito do raciocínio nebuloso, de forma a dar continuidade ao assunto, será apresentado o raciocínio qualitativo.

## 2.3 RACIOCÍNIO QUALITATIVO

Esta forma de raciocínio tem informações qualitativas para chegar a uma conclusão. Segundo Linares (1997), baseia-se em duas características fundamentais: os valores que podem ser adotados pelas variáveis no espaço quantitativo, e o tempo qualitativo são válidos.

Diversos termos da IA expressam a idéia do raciocínio qualitativo, incluindo-se a física qualitativa, física intuitiva e o senso comum, os quais são descritos nos itens a seguir.

### 2.3.1 Física Qualitativa

A física qualitativa tem como saber criar e raciocinar com representações abstratas e sem números. Veja o seguinte:

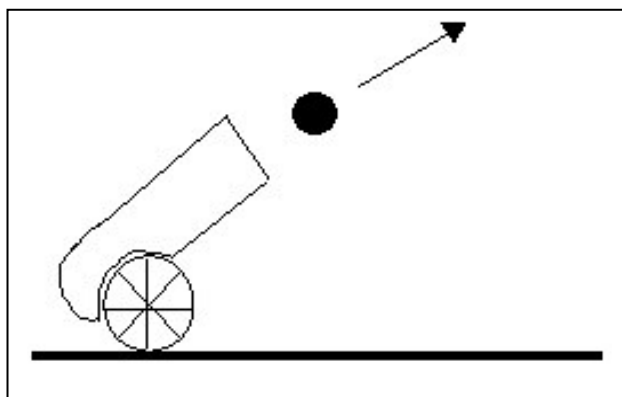


Figura 5.Física Qualitativa

Fonte: SAVARIS, S. (2002).

O raciocínio qualitativo pode ser representado matematicamente pela fórmula da distância e velocidade e como a grande parte da comunidade acadêmica tem dificuldades de entender estas equações mesmo imaginando a munição (bola) que está saindo do canhão conforme ilustrado na Figura 5. Ou seja, o indivíduo não precisa de

medidas exatas para entender um fato, mas apenas de uma descrição qualitativa.

Conforme Savaris (2002) a descrição dos detalhes considerados irrelevantes foi deixada de lado, pois não foram considerados a cor da munição ou o fabricante do canhão. As pessoas raciocinam melhor (abstratamente) que numericamente, conforme demonstram as equações.

### **2.3.2 Física Intuitiva**

Rover (2001) diz que a física intuitiva é uma técnica que procura dirigir a problemática de como o homem modela o comportamento de sistemas físicos na ausência do computador; ou seja, modelar o processo de entendimento quanto ao fenômeno estudado.

### **2.3.3 Senso Comum**

Tem-se que o senso comum é originado do nosso armazenamento massivo de conhecimento e da nossa capacidade de acessar certos conhecimentos relevantes, sempre no momento oportuno (ROVER, 2001). Exemplificando, quando escutamos onda de calor associamos este termo a calor intenso, sol e outras características a ela ligados.

Após apresentados o conceito de raciocínio qualitativo, o próximo item aborda o raciocínio probabilístico.

## **2.4 RACIOCÍNIO PROBABILÍSTICO**

O raciocínio probabilístico apóia-se no conceito de possibilidade, pois são

informações aleatórias sobre fatos de um domínio que chegam a uma conclusão a respeito de um fato novo.

Exemplificando, se um médico afirma que: a probabilidade de um paciente portador da doença  $D$  apresentar no futuro próximo o sintoma  $S$  é  $p$ , a possível verdade desta afirmação não será o valor exato de  $p$ , mas sim a razão específica na crença profissional do médico, o contexto/ambiente/suposição em que esta opinião deveria estar firmemente combinada e as fontes da informação que acarretam mudanças nesta crença (NEAPOLITAN, 2004).

Conforme descrito por Linares (1997) existe uma relação direta da linguagem com o raciocínio probabilístico, por meio dos termos: causal, relevância, condicional, e verossimilhança<sup>10</sup>, que são detalhados dentro da óptica do raciocínio probabilístico.

#### **2.4.1 Causal**

A causalidade pode ser vista como uma forma de linguagem em que o indivíduo pode expressar-se eficientemente sobre estruturas de relações acentuadas, com o intuito de separar o relevante do supérfluo. A causalidade é uma idéia ubíqua<sup>11</sup> na concepção do homem sobre seu meio ambiente, ainda que tradicionalmente tenha sido considerada uma construção psicológica, externa ao âmbito da probabilidade ou até das ciências físicas (SAVARIS, 2002).

Exemplificando, afirmar que o chão está úmido é uma causa direta de uma pessoa escorregar e fraturar a perna, pois é um caminho conciso para identificar que eventos deveriam ser considerados relevantes ao acidente, assim que a umidade do pavimento fosse confirmada. A informação de que alguém também escorregou e

fraturou a perna não deve ser considerado como relevante ao acidente, desde que a verdade do chão úmido tenha sido estabelecida e identificada como a causa direta do acidente que ocorreu.

Simplificando, a linguagem causal pode ser expressa na seguinte sentença: Se alguém está cansado, vai dormir. A não ser que exista uma motivação importante para estar acordado.

### 2.4.2 Relevância

A relevância indica uma relação contendo uma mudança (potencial) de uma crença devido a uma alteração específica no conhecimento. Duas proposições *A* e *B* são chamadas relevantes no contexto *C*, caso a inclusão de *B* em *C* possa transformar a verossimilhança de *A*. A relevância pode ser definida em termos de probabilidade e condicional. Ou seja, um indivíduo poderia estar indeciso em como avaliar a semelhança de dois eventos distintos. Contudo, pode ter confiança suficiente para opinar se estes eventos são ou não são relevantes uns aos outros (RABUSKE, 1995).

Esta faculdade em raciocínio probabilístico pode ser resumida, por exemplo, na seguinte sentença: No dia 24 de Dezembro à noite as pessoas vão a uma cerimônia festiva e religiosa, a menos que o indivíduo esteja em uma cidade sozinho e sem conhecer ninguém.

### 2.4.3 Condicional

A teoria da probabilidade toma como verdade a seguinte frase: dado que *C* é

---

<sup>10</sup> Semelhante a verdade (CÂMARA, 2002);

<sup>11</sup> Que está ao mesmo tempo em toda a parte (CÂMARA, 2002).

conhecido, como uma premissa da linguagem, isto é reconhecido como:  $P(A/C) = p$ , onde  $A$  é uma proposição dada.

Esta sentença mistura as noções de conhecimento e crença pela atribuição  $A$  de um grau de crença  $p$ , dado o conhecimento de  $C$ .  $C$  é chamado também como o contexto da crença em  $A$  e a notação  $P(A/C)$  que é a probabilidade condicional de Bayes. O filósofo Thomas Bayes, que viveu entre 1702 a 1761, fez uma incomparável contribuição à ciência da probabilidade quando estipulou a associação da sentença: dado que se conhece  $C$  por meio da seguinte fórmula:

$$P(A|C) = \frac{P(A, C)}{P(C)} \quad (1)$$

E que se firmou como uma definição da probabilidade condicional.

Por meio da probabilidade condicional de Bayes que a teoria da probabilidade torna fácil o raciocínio não-monotônico; ou seja, o raciocínio probabilístico que envolve a reavaliação das conclusões prévias. Torna-se bem plausível aceitar-se a seguinte crença, expressa na frase abaixo:

$P(\text{voar}(a)|\text{pássaro}(a))$  é grande, logo:  $P(\text{voar}(a)|\text{pássaro}(a))$  1 ou poderia estimar-se = **0,99**

E a crença na seguinte proposição:

$P(\text{voar}(a)|\text{pássaro}(a), \text{doente}(a))$  é baixa, então:

$P(\text{voar}(a)|\text{pássaro}(a), \text{doente}(a))$  0 ou poderia estimar-se = **0.02**

De forma simplificada, tendo-se o conhecimento de que o objeto  $a$  é um pássaro, pode-se concluir que  $a$  provavelmente voa. Contudo, sob a certeza de que  $a$  está doente, pode haver uma reavaliação quanto à primeira conclusão e afirmando-se que é pouco provável que o pássaro  $a$  consiga voar.

#### 2.4.4 Verossimilhança

Tem-se que relações de ordem qualitativa na forma “ $A$  é mais verossímil que  $B$ ” representam um dos primeiros propósitos na criação da teoria das probabilidades na qual jogadores tais como Cardano (1501-1576) e De Moivre ( 1667-1754) estavam concentrados em descobrir se das duas jogadas possíveis  $A$  e  $B$ , qual delas poderia ser realizada por ser mais verossímil (BARRETO,2001).

Este item teve como objetivo descrever alguns tipos de raciocínio, destacando-se principalmente os associados às tarefas de diagnóstico. Logo estudaremos dois tipos de incerteza que são indispensáveis para esta pesquisa.

### 3 INCERTEZA POR IMPRECISÃO

A incerteza no mundo real e biológico em que se vive é trabalhada pela mente humana de uma forma que seja viável seguir uma tomada de decisão alicerçada em fatos que não representem uma verdade absoluta.

Nas técnicas de inteligência computacional, têm-se os sistemas especialistas, que podem auxiliar as tomadas de decisões implementadas nesta espécie de sistema e com isso a lógica *fuzzy* ou conjuntos *fuzzy*, os quais lidam com a incerteza por imprecisão (possibilidade). O termo *fuzzy* em língua inglesa pode ter diversos significados, mas o conceito básico deste adjetivo passa sempre pelo vago, indistinto, incerto e impreciso (REZENDE, 2003).

Segundo Cox (2005) em 1965 o conceito de conjuntos *fuzzy* foi introduzido por Lotfi A. Zadeh na Universidade de Berkeley, o qual observou que as tecnologias disponíveis eram impossibilitadas de automatizar as atividades relacionadas a problemas que compreendem situações ambíguas.

De acordo Cox (2005) os conhecimentos disponibilizados em um sistema são algumas vezes incompletos e com diversas fontes de incerteza. As origens destas imperfeições devem-se principalmente devidas a forma como os conhecimentos são obtidos do mundo real, envolvendo observações por meio de instrumentos ou do próprio ser humano, e com isso essa forma de conhecimento costuma estar sujeita a erros e incertezas, pois cada ser humano observa a etapa de uma forma diferente; uma outra forma de origem das imperfeições são decorrentes destes conhecimentos do sistema real que são apresentados em um modelo por meio da própria linguagem natural, de uma lógica formal ou de formulação matemáticas adequadas. Este modelo sempre estará incompleto em função de simplificações necessárias a realização da imperfeição.

A seguir estudaremos os conceitos da teoria dos conjuntos *fuzzy*, aspectos conceituais e estrutura de SE *fuzzy* para melhor desenvolvimento da pesquisa.

### 3.1 TEORIA DOS CONJUNTOS *FUZZY*

Os conjuntos *fuzzy* possibilitam manipular e representar informações que não são precisas e que são expressas em variáveis lingüísticas<sup>12</sup>, que compreendem a capacidade de classificar, de forma imprecisa, os vários vértices de um problema, em termos de conceitos qualitativos em contrapartida aos quantitativos (WEBER; KLEIN, 2003).

Como exemplos deste raciocínio podem ser listadas palavras que não imprimem um significado muito específico a sua semântica nas palavras como: muito quente, muito frio, caro, barato, forte, rico e tantas outras. Nesse contexto, a ciência tem demonstrado que representar as variáveis lingüísticas nos sistemas inteligentes possibilita incrementar o raciocínio do homem nos sistemas computacionais.

Os sistemas *fuzzy* aliam a flexibilidade do tipo de representação simbólica dos conhecimentos normais nos sistemas especialistas convencionais entre outros, com a capacidade dos cálculos numéricos das técnicas baseadas nos sistemas biológicos (CAMPOS; SAITO, 2004).

Considerando-se a teoria clássica de conjuntos a função que o conceito de pertinência, sinaliza os valores de 0 a 1 para cada indivíduo no conjunto universo, afirmando se o indivíduo é membro ou não do conjunto sob análise. Esta função pode ser generalizada de tal forma que os valores assinalados aos elementos do conjunto

---

<sup>12</sup> As variáveis lingüísticas são usadas no lugar de números e permitem que sejam moldadas nas indicações lingüísticas como, muito baixo, baixo, alto, muito alto (Cox, 2005).

universo se encontrem dentro de uma amplitude específica e que indique o grau de Pertinência (GP) desses elementos no conjunto em questão. (KLIR & YUAN, 1995).

Nesse contexto, os conjuntos *fuzzy* são definidos por uma função de pertinência (FP) e, desta forma, símbolos e essas funções podem também ser usados como notação dos conjuntos *fuzzy* associados (CAMPO, SAITO, 2004).

A figura 7 ilustra uma representação de um CF caracterizando de modo que possa assumir um número finito de valores, onde o significado de alguns conceitos é importante para melhor concepção do assunto.

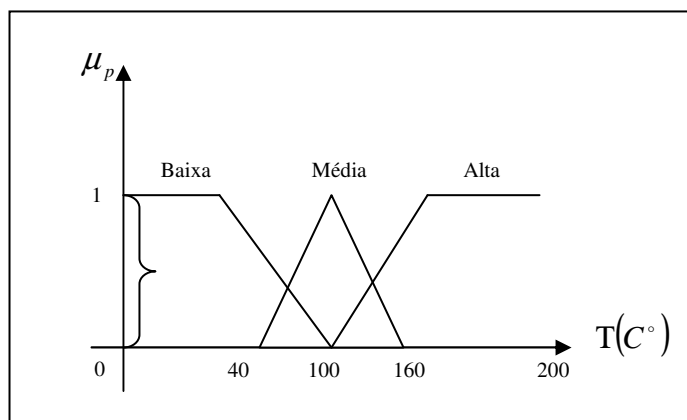


Figura 6. Função de pertinência

Fonte: CAMPOS, M.; SAITO, K. (2004).

- a) nome da variável:  $T(^{\circ}C)$ , temperatura em graus Celsius;
- b) função de pertinência ( $\mu_p$ ): determina um conjunto *fuzzy* mapeando entradas abruptas (*crisp*) de seu domínio a graus de pertinência;
- c) grau de pertinência: é combinado com uma função de pertinência, o qual pode tomar valores dentro de um intervalo pré-determinado:  $[0, 1]$ ;
- d) conjuntos de termos: nome descritivo utilizado para identificar uma função de pertinência; por exemplo, baixa(conjunto A), média( conjunto B), alta( conjunto C);

- e) universo de discurso: valores (geralmente números) sob os quais é definida a função de pertinência: 0, 40, 100, 160, 200.

Segundo Wang (1997) duas notações são comuns na literatura para identificar FP.

Na primeira, a função de pertinência de um CD  $B$  é identificada por  $\mu_b$ , onde:  $\mu_B : T \cdots [0,1] \cdots (40,160)$ .

- a)  $\mu_B$  : função de pertinência;
- b) T: nome da variável;
- c)  $[0,1]$  : grau de pertinência;
- d)  $(40,160)$  : universo do discurso.

Na segunda, a função é identificada por  $B$  e tem a mesma forma:  $B : T \cdots [0,1] \cdots (40,160)$ .

- a) B : conjunto *fuzzy*;
- b) T: nome da variável;
- c)  $[0,1]$  : grau de pertinência;
- d)  $(40,160)$  : universo do discurso.

Esta função é chamada de GP e o conjunto de temperatura definido como um CF. De forma corrente, a amplitude mais usada, para os valores de pertinência é o intervalo  $[0,1]$ , sendo que cada FP conduz os elementos de um dado conjunto universo  $A$  (temperatura baixa), que será sempre um conjunto “*crisp*” em números reais em  $[0,1]$ . Existem alguns tipos de FP (trapezoidal, L, entre outras) e seus respectivos gráficos são apresentados a seguir:

A função matemática  $L$  é definida pela Figura 8:

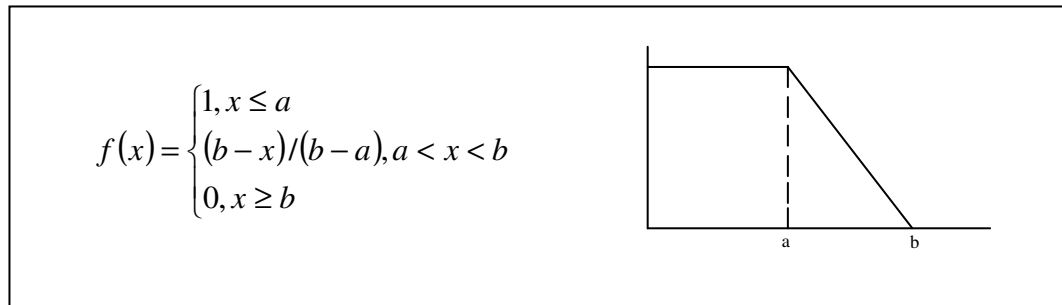


Figura 7. Função L

Fonte: COX, E (2005).

A função matemática trapezoidal é definida pela Figura 9:

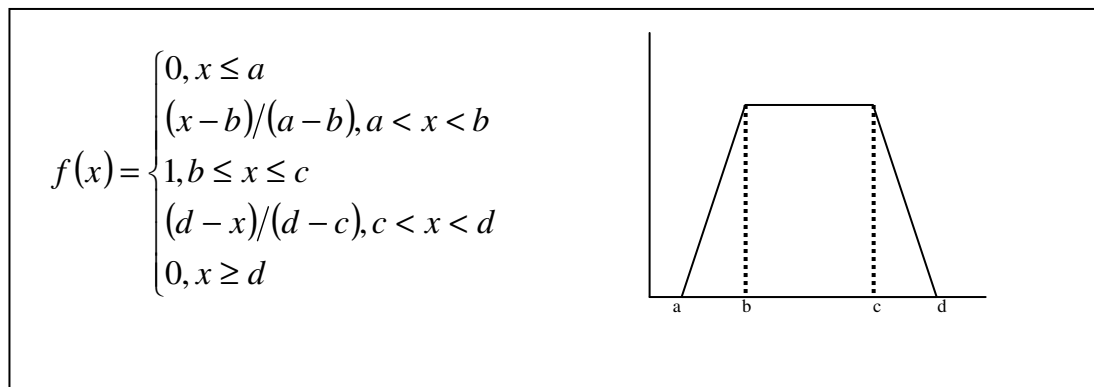


Figura 8. Função Trapezoidal

Fonte: COX, E (2005).

A função matemática triangular é definida pela Figura 10:

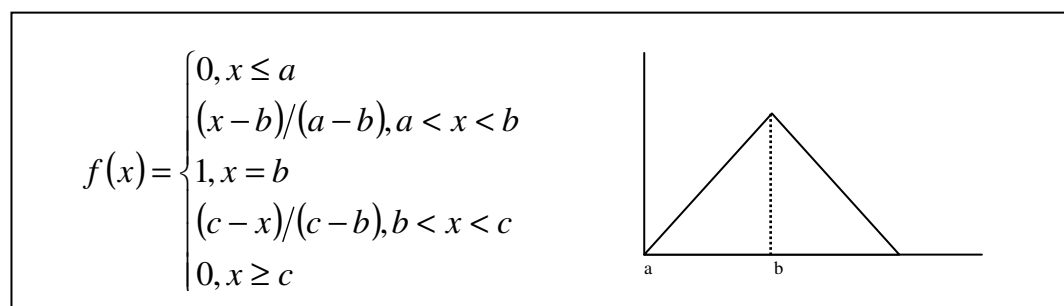


Figura 9. Função Triangular

Fonte: COX, E (2005).

A função matemática gama é definida pela Figura 11:

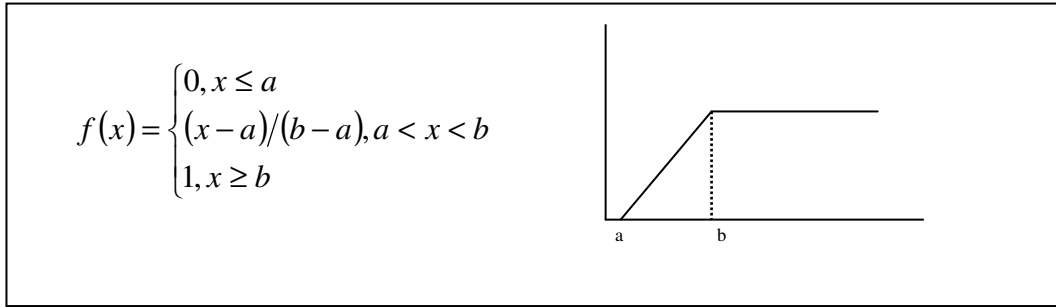


Figura 10. Função Gama

Fonte: COX, E (2005).

A função matemática Z é definida pela Figura 12:

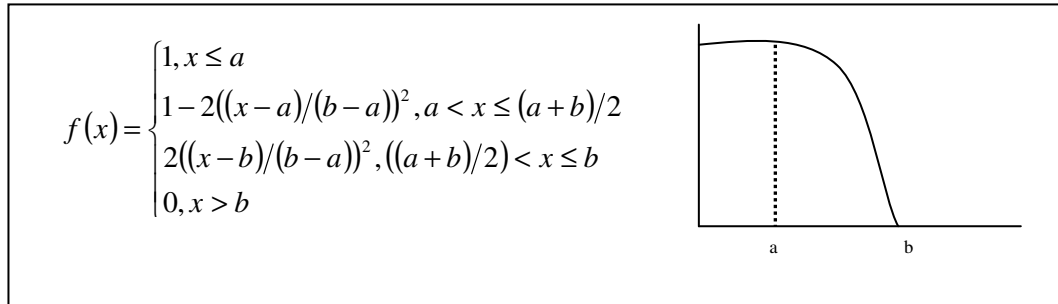


Figura 11. Função Z

Fonte: COX, E (2005).

A função matemática Pi-Sino é definida pela Figura 13:

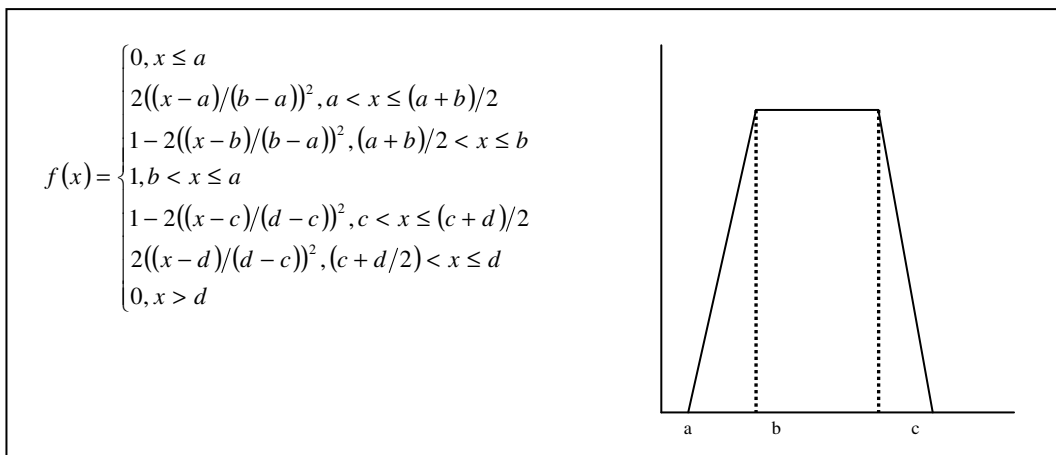


Figura 12. Função Pi-Sino

Fonte: COX, E (2005).

A função matemática  $S$  é definida pela Figura 14:

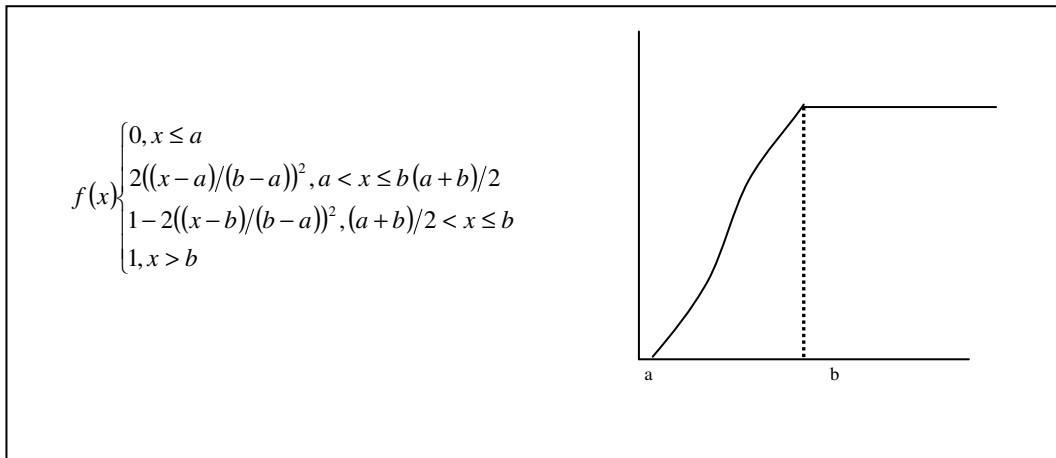


Figura 13. Função  $S$

Fonte: COX, E (2005).

O CD  $A$  de um universo de discurso  $X$  é caracterizado pela função de pertinência:  $A(x): \Delta \cdots [0,1]$

Onde:

- a)  $A(x)$  é entendido como um GP do elemento  $x$  no CF  $A$  para cada  $x$  pertencente  $X$ ;
- b) o valor zero representa não pertinência ao conjunto;
- c) o valor um representa a completa pertinência;
- d) os valores entre eles, 0 e 1, é usado para representar os graus intermediários de pertinência.

A maneira por meio do qual o CF pode ser traduzido na seguinte fórmula é

$$A = \{Y_1/X_1 + Y_2/X_2 + \dots + Y_n/X_n\}:$$

- a)  $Y_1$  representa o GP;
- b)  $X_1$  representa o CF.

Tal teoria é igualmente utilizada no desenvolvimento de sistemas podendo auxiliar na obtenção de respostas alicerçadas em domínios que apresentam informação com características tipicamente imprecisas ou vagas (NASCIMENTO; YONEYAMA, 2000). Esse assunto é descrito a seguir.

### **3.2 ASPECTOS CONCEITUAIS DA LÓGICA *FUZZY***

A lógica *fuzzy* vem sendo cada vez mais utilizada pelos estudiosos na área de IA para o desenvolvimento de SI (GRINT, 1997).

Os sistemas *fuzzy* baseia-se na utilização de termos lingüísticos e podem obter o conhecimento a partir do especialista, e da união de duas técnicas, são gerados o SIH (KLIR; YUAN, 1995).

Neste ambiente, é possível criar um ambiente em que as informações lógicas possam ser tratadas dentro de regras naturais de raciocínio. Por exemplo: Se tensão muito baixa, então desligue motor.

Este fato representa a análise de que uma certa condição terá uma determinada consequência (KASABOV, 1996). Entende-se que com a aplicação da LF é possível, criar condições de tratar as informações lógicas seguindo regras naturais de raciocínio que permitem a manipulação de valores não precisos, expressões verbais abstratas (muito baixo, baixo, muito rápido), com isso o alto grau de complexidade da modelagem baseada na LF é necessário um esforço computacional para que as expressões verbais sejam convertidas em número. Esta fase é conhecida como fuzzificação e será a partir dela que uma estratégia de controle será implementada, as informações oriundas da situação real, captadas por sensores e dispositivos

computadorizados, sofrem essa transformação por meio da definição de um conjunto de variáveis *fuzzy*, o qual atribui às informações um domínio de abrangência.

Nesta etapa são utilizados mnemônicos para descrever essas variáveis. Por exemplo: variação de tensão, velocidade ou temperatura (ROSS, 1995).

Segundo Cox (2005) os sistemas baseados em LF possuem como função principal, a redução dos custos de desenvolvimento, execução e manutenção, com isso tem-se a necessidade de estruturar um sistema *fuzzy*.

### 3.3 ESTRUTURA DO SISTEMA FUZZY

O sistema *fuzzy* tem a estrutura dos sistemas especialistas utilizando-se dessas características da LF para o tratamento incerto. A estrutura modelo de um sistema *fuzzy* mescla quatro elementos importantes: a fuzzificação, inferência, base de regras e a defuzzificação (BADIRU, 2002).

Vale lembrar que nem todos os sistemas *fuzzy* possuem o componente da fuzzificação, pois a presença deste componente faz-se útil tão somente quando for desejado um valor direto como a saída do sistema (COX, 2005).

A fuzzificação é um processo de transformação das entradas abruptas para *fuzzy*, que primeiramente são determinadas às FP para cada uma sendo definidas as funções, o processo recebe valores de entrada que são comparadas às FP armazenadas, dando origem às entradas *fuzzy* (GRINT, 1997).

A inferência é o processo que combina os CF e seus respectivos GP com as regras existentes em sua base e utiliza operadores *fuzzy* nesta inferência.

A FP apresenta-se como o critério que define o grau de constância/pertinência que o elemento pertencerá a um dado conjunto, constando esse valor em um determinado intervalo entre 0 e 1.

A Regra *fuzzy* (RF) determina um conhecimento específico e o conjunto das regras representa o conhecimento necessário sobre o problema em questão. Toda RF compreende a parte antecedente e conseqüente, a sua estrutura é mostrada por meio de: SE {ANTECEDENTES}; então {CONSEQUENTE}. A medida de adequação de cada regra é definida de acordo com o conectivo utilizado para programar a suas premissas (COX, 2005).

Na defuzzyficação converte um conjunto *fuzzy* de saída de um sistema em um valor *crisp* correspondente. Esse processo é importante para decifrar o significado da ação imprecisa usando a FP e também para resolver conflitos entre ações de competição (BADIRU, 2002).

Conforme descrito por Bittencourt (1998) a teoria *fuzzy* tem sido usada com sucesso em diversas áreas industriais e governamentais, tais como controladores *fuzzy* em usinas nucleares, processos químicos e biológicos e refinarias. E da mesma forma, em aparelhos eletrodomésticos, tais como: máquina de lavar, câmeras fotográficas, sistemas de ventilação, área médica e econômica ou em qualquer área aonde é útil trabalhar com incertezas.

Estudados os conceitos da incerteza por imprecisão a veremos a incerteza por aleatoriedade que é usada também como fundamentação teórica para a pesquisa.

## 4 INCERTEZA POR ALEATORIEDADE

No raciocínio por aleatoriedade é possível representar prováveis situações incertas, por isso, utiliza uma extensão de lógica proporcional para todas as sentenças dado problema. Com isso a comunidade de IA reconheceu a necessidade de raciocinar probabilisticamente, hoje denominado-se de raciocínio probabilístico ou incerteza por aleatoriedade (KORB; NICHOLSON, 2004).

Os primeiros sistemas computacionais para suporte de decisão foram construídos a partir dos anos 60 e eram, em grande parte, voltados para o problema da diagnose, que tratavam à incerteza aplicando uma forma restritiva, mas viável em computador, da teoria probabilística de Bayes. O Teorema de Bayes mostra uma maneira de calcular a probabilidade de um evento em particular, dado algum conjunto de observações que se tenha feito (RUSSELL; NORVIG, 2004).

O teoremas de Bayes e RB são de muita importância para melhor entendimento da incerteza por aleatoriedade.

### 4.1 TEOREMA DE BAYES

A teoria da probabilidade bayesiana é uma extensão da teoria da probabilidade condicional, e permite associar uma nova evidência sobre uma hipótese com conhecimento prévio para chegar a uma estimativa da probabilidade de que a hipótese é verdadeira.

Os métodos bayesianos de análise são descritos como confiança parcial sobre condições de incerteza, onde as proposições são quantificadas com parâmetros numéricos significando o grau de confiança de acordo com alguma forma de

conhecimento. Deste modo, pode-se definir a probabilidade como uma evolução do grau de confiança, no entanto, o tratamento da rede bayesiana é uma simples estrutura de funções probabilísticas e com um domínio de variáveis (WILLIAMSON, 2005).

A estatística bayesiana foi originada por Thomas Bayes, matemático inglês que viveu no século XVIII, cujos estudos em probabilidade resultaram no teorema de Bayes (RUSSELL; NORVIG, 2004).

Conforme Pearly (1988) o teorema de Bayes é um método quantitativo para a revisão de probabilidades conhecidas, com base em nova informação amostral. No processo de tomada de decisão, significa calcular uma probabilidade pela aplicação de um teste diagnóstico denominado probabilidade a *posteriori*, considerando as probabilidades já disponíveis (probabilidade a *priori*).

Quando melhor compreendido, o teorema se mostra como a lei fundamental que governa o processo de inferência lógica. O teorema é a base para analisar um conjunto de informações disponíveis e chegar a uma conclusão objetiva, expressa numericamente (KORB; NICHOLSON, 2004).

$$P(h/e) = \frac{P(e/h)P(h)}{P(e)} \quad (2)$$

Segundo Korb e Nicholson (2004), esse teorema afirma que a hipótese condicional de  $h$  em alguma evidência é igual à probabilidade de  $P(e/h)$ , o tempo que esta probabilidade ocorrer antes de qualquer evidência, normalizou dividindo por  $P(e)$ , onde tem-se a seguinte formulação,  $P(H_{i1}) * P(e/H_{i1}) + P(H_{i2}) * P(e/H_{i2})$ . Para que a probabilidade condicional de toda a hipótese soma um, no entanto não tem nenhuma controvérsia. Às novas convicções das hipóteses dado que a evidência é nova é chamado de condicional.

As formas de representação do conhecimento probabilísticos utilizado em SEP são as redes bayesianas muito utilizada neste tipo de sistema.

## 4.2 REDES BAYESIANAS

A rede bayesiana é a forma de representação do conhecimento dos sistemas inteligentes que se baseiam na inferência bayesiana apresentando-se por meio de estruturas gráficas conhecidas como redes causais ou redes de probabilidades (NEOPOLITAN, 2004).

A base de conhecimento de uma RB é formada por probabilidades, baseadas no conhecimento de um ou vários especialistas, e os cálculos utilizados para gerar a saída são baseados no Teorema de Bayes. A quantidade de especialistas envolvidos no processo de aquisição do conhecimento é uma questão complexa, dado que, se a base for formada apenas na experiência de um especialista, pode ficar incompleta ou não satisfatória aos demais especialistas que utilizarem o sistema. Entretanto, diversos especialistas envolvidos no processo de formação da base de conhecimento pode, não apenas, permanecer com os problemas anteriores como também aumentar ainda mais a complexidade deste processo que é um dos mais complexos no desenvolvimento de qualquer sistema inteligente que apresente uma base de conhecimento (WILLIAMSON, 2005).

As RB são grafos acíclicos direcionados onde os *nós* representam as variáveis com medida de incerteza associada, e os arcos representam a existência causal direta entre os *nós* conectados (parte qualitativa): a força dessa influência é quantificada por probabilidades condicionais. A parte qualitativa de uma RB está associada a um

grupo de funções que representam valores numéricos, os quais compõem a parte quantitativa (KORB; NICHOLSON, 2004).

Considere a situação ilustrada na Figura 15. Sendo que *A* tem uma influência em *B*, que tem por sua vez a influência no *C* e que a evidência pode ser transmitida de uma conexão de série *A*, para séries *B* e *C*.

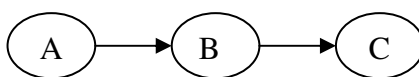


Figura 14. Conexões em Séries

Fonte: JENSEN, F. (2001).

Ilustrada na Figura 16 considere que a evidência pode passar em todos os nós menos no primeiro evento instanciado chamado de *A* nesta ilustração.

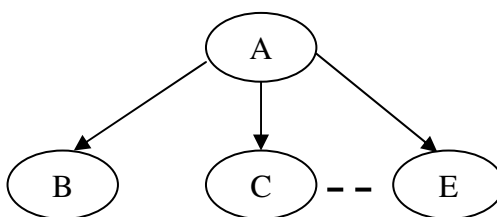


Figura 15. Divergir ligações

Fonte: JENSEN, F. (2001).

Em uma RB, mesmo que dois nós não estejam diretamente ligados, ainda existirá uma dependência entre eles, ou seja, quando uma nova evidência é apresentada na rede, ocorre uma redistribuição das probabilidades em todos os nós (JENSEN, 2001).

Essa abordagem é utilizada para auxiliar no desenvolvimento de sistemas inteligentes capacitados para gerar possíveis soluções a diversos tipos de problemas, como por exemplo, diagnósticos médicos.

Após os estudos das incertezas por imprecisão e por aleatoriedade há necessidade de integrar as duas técnicas, por este motivo veremos o objetivo de SH.

## 5 SISTEMAS HÍBRIDOS

Conforme Rezende (2003) o conceito de SH ou de método híbrido de aquisição de conhecimentos é bastante amplo e pode englobar diferentes tipos de abordagens. De uma maneira mais geral, pode-se descrever que todo o sistema que integra dois ou mais métodos diferentes da IA para a solução de um problema apresenta o conceito de hibridismo.

Apesar dos SH serem mais complexos e difíceis de implementar, devido ao fato de serem compostos por múltiplos módulos e também por necessitarem que estes módulos interajam entre si, mesmos assim estes sistemas tem sido muito estudados e aplicados (HUDSON; COHEN, 1999). Primeiramente concentrará nas principais vantagens advindas de sua utilização.

A integração de duas técnicas complementares permite que uma complete as deficiências da outra de forma a obter um melhor desempenho, ao usarmos diferentes técnicas de aquisição e de representação de conhecimentos tem-se a capacidade do sistema de adquirir novas informações, e também, este sistema não tenha apenas uma visão parcial, e limitada pelas imposições e restrições de um único método, dificultando a obtenção de uma solução para um determinado problema tratado (REZENDE, 2003).

Algumas tarefas muito complexas que usualmente não podem ser abordadas por meio da utilização de uma única técnica para a sua solução, podem ser quebradas em sub-problemas, e estes sim podem ser tratados individualmente, chegando-se a uma solução global do problema, o processamento em paralelo de informações pelos diferentes módulos irá usualmente permitir que tenhamos sistemas com uma maior performance, mais robustos, e com uma maior tolerância a falhas (HUDSON; COHEN, 1999).

Em relação aos SIH, considera-se também que estes, em seu objetivo maior que é a reprodução do comportamento inteligente humano, se caracterizam pelo fato dos seres humanos não empregarem um único método de solução de problemas, usando diferentes técnicas, como por exemplo, soluções baseadas: em experiências passadas; em conhecimentos teóricos adquiridos; em diferentes métodos de raciocínio, sendo por inferência, por probabilidades, por dedução, por analogia, entre outros.

Assim como os seres humanos, os SIH procuram por meio da integração métodos automáticos transcreverem a inteligência humana. Ao integrar diferentes tipos de representação de conhecimentos: exemplos (casos típicos), contra exemplos (casos atípicos), regras e predicados lógicos, regras *fuzzy*, probabilidades, etc., trocam-se informações e conhecimentos entre os seus módulos, o que usualmente, lhe confere uma característica de um sistema que evolui no tempo, construindo o conhecimento de interações entre o usuário e entre os diferentes módulos do sistema (RICH; KNIGHT, 1993).

E muitas vezes, ao combinar múltiplos módulos, teremos assim um sistema que deve ser mais robusto, e que aceite certas contradições e conflitos cognitivos entre os seus módulos. Isto até pode vir a ser um problema, mas se for bem explorado poderá nos trazer grandes vantagens (OSÓRIO; VIEIRA, 1999). Busca-se com o uso dos sistemas híbridos é a integração de múltiplos módulos que cooperam entre si, cada um com suas especificidades, visando em conjunto o tratamento de um objetivo comum.

Segundo Rezende (2003) as principais pesquisas em SIH combinam as técnicas baseadas em dados como as RNA integrando com a técnica que utiliza o conhecimento (lógica *fuzzy*).

Para melhor entender a razão pelos quais os paradigmas devem ser combinados ao resolver o problema, é necessário observar as vantagens e limitações de

cada método, por isso a seguir tem-se duas formas de hibridismo, lembrando que não são as únicas, mas o foco desta pesquisa não é mostrar as variadas formas de integrações entre os SH.

## 5.1 HÍBRIDA REDE NEURO-*FUZZY*

Este tipo de sistema utiliza a capacidade de aprendizado das Redes Neurais Artificiais (RNA) juntamente com a possibilidade de tratamento de informações imprecisas da lógica *fuzzy*. Diversos autores desde a década de 80 buscam reunir a capacidade da lógica *fuzzy* de incorporar o conhecimento de especialista e representar conhecimentos imprecisos, com a habilidade de aprendizado e poder de processamento das RNA para a geração de arquitetura híbrida denominada rede neuro-*fuzzy* (REZENDE, 2003).

Conforme Fullér (1995) as Redes Neuro-*Fuzzy* (RNF) possuem duas abordagens distintas que diferem-se pela arquitetura e funcionamento de seus modelos, podendo-se classificar estes sistemas como híbrido ou cooperativo.

Na primeira classificação a RNF híbrida é composta por  $x$  camadas de neurônios onde cada uma constitui-se de uma etapa de raciocínio impreciso. Este modelo de disposição apresenta uma total integração das RNA com o sistema *fuzzy* e o aprendizado desta rede é agrupado utilizando alguma forma de algoritmo de treinamento aplicável a estes modelos convencionais (RODARTE; SANTOS, 2005).

## 5.2 HÍBRIDO *FUZZY*-BAYESIANO

Este tipo de sistema utiliza a capacidade das incertezas aleatórias e imprecisas no desenvolvimento de sistemas inteligentes sendo de responsabilidade do

engenheiro do conhecimento, determinar qual é a abordagem mais adequada, baseando-se na análise do domínio da aplicação.

Conforme Pelikan (2005) as redes bayesianas são uma alternativa para modelar domínios que apresentam incertezas aleatória. Porém quando identificadas incertezas imprecisas no domínio de aplicação, Brignoli (2001) propôs uma modificação no Teorema de Bayes para reconhecer a imprecisão existente nas informações para o dado problema.

## 6 TRABALHOS CORRELATOS

A concepção de SIH resulta na combinação de duas ou mais técnicas distintas de IA, e neste domínio de estudo destacam-se várias aplicações desenvolvidas pelos modelos *neuro-fuzzy*, algoritmos *genéticos-fuzzy*, árvores de decisão para indexar a base de casos em um RBC, o uso das redes neurais artificiais com o raciocínio simbólico, entre outras.

Os domínios de aplicação onde já foram desenvolvidos SIH são bastante diversificados e não é difícil de encontrar essas aplicações em monografias, artigos, teses, entre outras. Porém é importante ressaltar que foram encontrados apenas alguns trabalhos do hibridismo *fuzzy*-bayesiano tema desta pesquisa, logo são descritos alguns trabalhos correlatos neste tema.

### 6.1 HIBRIDISMO *FUZZY*-BAYES

Foram pesquisadas duas aplicações de hibridismo *fuzzy*-bayesiano, listados a seguir.

#### **6.1.1 Modelo Híbrido Difuso-Probabilístico: Uma Alternativa Para Sistemas Especialistas**

Essa Dissertação de Mestrado do Curso de Pós-Graduação em Ciência da Computação na Universidade Federal de Santa Catarina, em Florianópolis, SC (BRIGNOLI, 2001).

Tem como objetivo experimentar o modelo híbrido, propor um estudo de

caso para o diagnóstico de reações adversas causadas pelo consumo de leite contaminado por quantidades de antibióticos. Está aplicada na área de diagnóstico de reações causadas pelo consumo de leite contaminado, com as técnicas de LF e RB, foi desenvolvido um protótipo desenvolvido especificamente para as simulações.

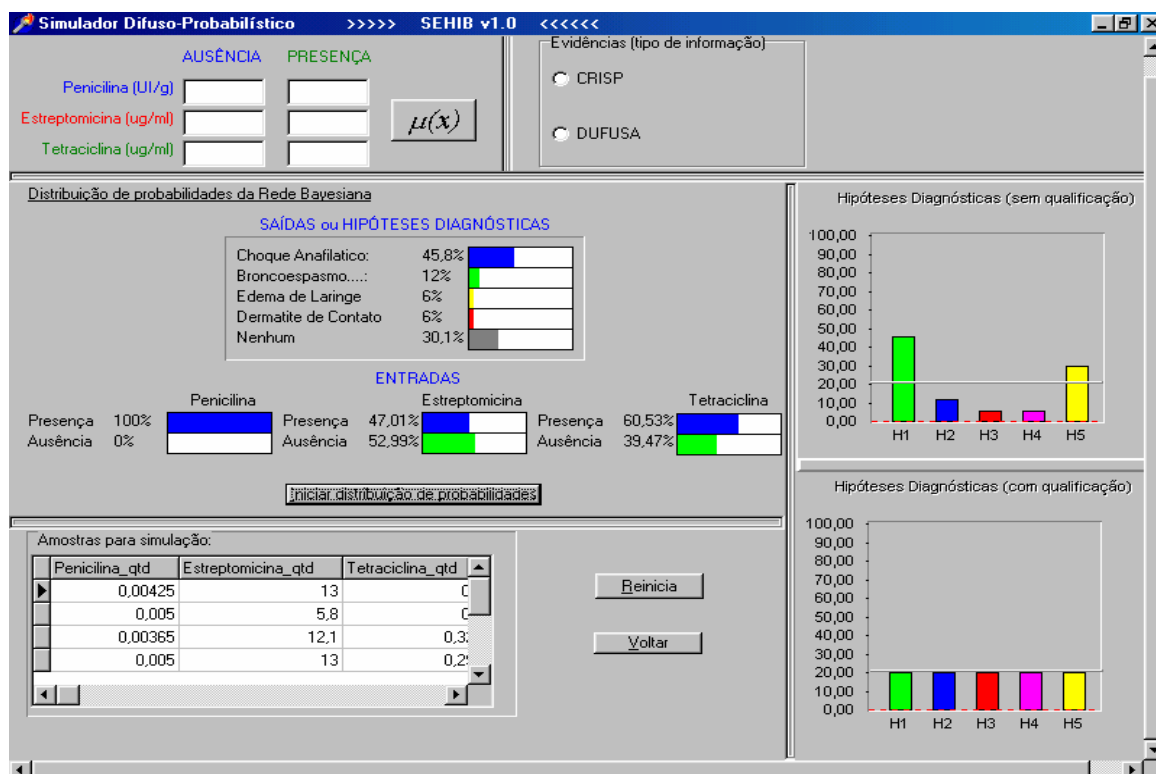


Figura 16. Tela SEHIB

Fonte: BRIGNOLI, J. (2001).

Os resultados mostraram que as probabilidades acima do ponto de máxima entropia no caso considerado diminuem quando vinculadas a eventos *fuzzy* e, as que ficam abaixo desse ponto, aumentam. Estes resultados obtidos mantiveram a soma unitária do vetor de saídas da rede.

### 6.1.2 Uma Abordagem Híbrida *Fuzzy*-Bayesiana para a Modelagem da Incerteza

Essa Dissertação de Mestrado do Curso de Pós-Graduação em Ciência da

Computação na Universidade Federal de Santa Catarina, em Florianópolis, SC (TIBIRIÇA, 2005).

Tem como objetivo desenvolver uma abordagem híbrida *fuzzy*-bayesiana que permita modelar incertezas aleatórias e/ou imprecisas no desenvolvimento de sistemas especialistas, visando permitir o reconhecimento de incertezas inerentes na área de nutrição, especificamente nos problemas de peso.

Domínio de Análise da Abordagem Híbrida fuzzy-bayesiana

VARIÁVEIS DE ENTRADA OU EVIDÊNCIAS

|                                          |      |
|------------------------------------------|------|
| Cintura Quadril - UD [0.6 , 0.9]         | 0.79 |
| Circunferência Abdominal - UD [60 , 150] | 81   |

INFERIR

Concluído

Figura 17. Tela da abordagem híbrida *fuzzy*-bayesiana.

Fonte: TIBIRIÇA, C. (2005).

Os resultados obtidos reconhecem diferentes níveis de imprecisão nos dados de entrada e resulta em distribuições de probabilidade, a rede híbrida *fuzzy*-bayesiana faz inferências baseadas nos níveis de incerteza nos dados de entrada, e em situações de máxima entropia ela aponta a necessidade de novos conhecimentos para elucidar a situação analisada.

## 6.2 OUTROS HIBRIDISMOS

Foram realizadas outras pesquisas de hibridismo como neuro-*fuzzy*, neuro-bayes, lógica baseadas em agentes com lógica *fuzzy*, entre outros.

### 6.2.1 Raciocínio Baseados em Caso, Uma Abordagem *Fuzzy* para o Diagnóstico Nutricional.

Essa Tese de Doutorado do Curso de Pós-Graduação em Ciência da Computação na Universidade Federal de Santa Catarina, em Florianópolis, SC (THÉ, 2001).

Seu objetivo é desenvolver um sistema inteligente que satisfizesse as necessidades de um especialista nutricionista ao determinar um diagnóstico nutricional e fornecer uma prescrição dietética a um paciente, utilizando-se ferramentas rápidas e próximas a cognição humana.

Esta aplicada na área de nutrição, e com as técnicas de RBC e LF, a ferramenta utilizada para testar os pesos, foi a *shell* Esteem 1.4 e o programa estatístico utilizado foi SPSS com a versão 8.0.

O resultado verificou a sustentabilidade da capacidade do modelo tendo em vista a importância do aprendizado com a experiência, a validação do modelo *fuzzy* e do RBC chegou próximo a 100%.

### 6.2.2 Agentes Inteligentes *Fuzzy*: Uma Ferramenta Híbrida para a Exploração de Processos Espaciais em Zonas Costeiras

Essa Tese de Doutorado do Curso de Pós-Graduação em Engenharia de Produção na Universidade Federal de Santa Catarina, em Florianópolis, Santa Catarina (SPERB, 2002).

Tem como objetivo um modelo de simulação baseada em agentes para a análise dos cenários de ocupação de zonas costeiras, a partir da modelagem da percepção espacial destes agentes através da lógica *fuzzy*. O desenvolvimento de um protótipo permitiu a comprovação da viabilidade de aplicação em casos reais, bem como a captura de comportamento real de indivíduos em zonas costeiras. Além disso, a aplicação do modelo em um caso real demonstra o poder de previsibilidade e o subsídio a estudos ambientais por meio de simulação computacional, indicando um grande potencial para testes de hipóteses sobre o papel que cada indivíduo representa no funcionamento global de um sistema.

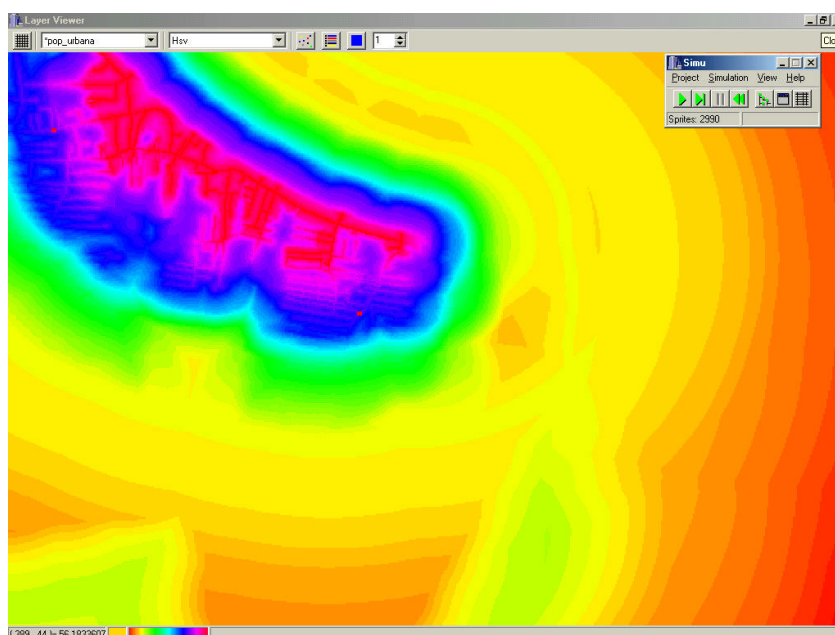


Figura 18. Interface do Simulador.

Fonte: SPERB, R.(2002).

O resultado comprovou por teste de similaridade espacial, a viabilidade do emprego da lógica *fuzzy* e agentes inteligentes para os estudos de processos espaciais.

### **6.2.3 Utilização de um Modelo Neuro-*Fuzzy* para a Localização de Defeitos em Sistemas de Potência**

Esse artigo do Instituto de Computação na Universidade Federal Fluminense, em Niterói, Rio de Janeiro (MEZA; SOUZA; SCHILLING, 2006).

Tem como objetivo apresentar a aplicação de um modelo neuro-*fuzzy* para o processamento de alarmes e localização e defeitos em sistemas de potência.

Os resultados obtidos ilustram o excelente desempenho do método proposto, fornecedores boas as interpretações de padrões corrompidos.

### **6.2.4 Interpretação Lingüística da Operação de uma Usina Hidroelétrica através de Redes Neurais Nebulosas Adaptáveis**

Este artigo do Curso de Sistema de Engenharia Elétrica, Teoria Econômica e Engenharia de Sistemas da Universidade de São Paulo, Campinas, São Paulo (SILVA; BALLINI; SOARES, 2003).

Este artigo tem como objetivo apresentar uma metodologia para interpretação lingüística da operação de uma usina hidroelétrica. Trata-se de uma abordagem de controle ótimo na qual uma rede neural nebulosa trabalha em paralelo com um otimizador determinístico.

Os resultados mostram que a rede utilizada é capaz de aprender as decisões numéricas do otimizador e pode funcionar como uma espécie de intérprete, traduzindo

os dados numéricos em sentenças que podem ser facilmente compreendidas por seres humanos.

#### **6.2.5 Controle Neuro-*Fuzzy* de Processo de Nível Multivariável**

Este artigo do Grupo de Robótica, Automação e Visão Computacional do Departamento de Engenharia Elétrica da Universidade de Brasília, em Brasília, Distrito Federal (FREITAS; BAUCHSPIESS, 2006).

Seu objetivo o controle eficiente de sistemas não-lineares pressupõem a utilização de um modelo ou a utilização de técnicas de inteligentes como redes neurais e lógica *fuzzy*, em particular quando diferentes pontos de operação são utilizados ou quando se utiliza uma trajetória para o sinal de referência.

Conforme descrito pelos autores, constatou-se que os resultados dos processos não-lineares multivariáveis utilizado controladores neuro-*fuzzy* produz resultados com robustez à variações no parâmetros do processo. Mostra-se uma grande probabilidade de sucesso para as aplicações e, processos reais, além disso as operações bem sucedidas do controle em grandes sinais e independente do ponto da operação, conseguimos controlar o processo num ponto onde o sistema se torna não-controlável e não-observável por técnicas de controle espaço-de-estados adaptativas e por linearização exata.

#### **6.2.6 A Neural -Bayesian Approach For Predicting Smear Negative Pulmonary Tuberculosis**

Este artigo do Departamento da Saúde Pública da Universidade Federal de Maranhão (SANTOS; SILVA; MARTINS, 2006).

O objetivo é analisar a aplicação de rede neural bayesiana para predizer o diagnóstico de tuberculose pulmonar paucibacilar.

Conforme descrito pelos autores foi usado apenas sintomas e sinais físicos foram usados para a construção da rede neural bayesiana, a qual foi capaz de classificar corretamente 82 % dos pacientes da amostra dos testes.

Vistos os trabalhos correlatos que estão sendo pesquisados na área de hibridismo a seguir a modelagem do trabalho desenvolvido.

## 7 SISTEMA INTELIGENTE HÍBRIDO *FUZZY*-BAYESIANO

Essa pesquisa propõe um estudo e utilização da abordagem híbrida *fuzzy*-bayesiana, para o desenvolvimento de uma aplicação na área da saúde, resultante da escolha da melhor forma de integração dessas teorias.

A metodologia utilizada é constituída das seguintes etapas: levantamento bibliográfico, definição da *shell* para a modelagem bayesiana, ambiente de desenvolvimento do sistema e da modelagem *fuzzy*, definição da problemática do estudo de caso, modelagem do sistema, modelagem híbrida *fuzzy*-bayesiana.

### 7.1 LEVANTAMENTO BIBLIOGRÁFICO

O levantamento bibliográfico constituiu nos assuntos abordados durante o processo de desenvolvimento desta pesquisa. Primeiramente foram descritos alguns tipos de raciocínios, realizando um estudo sobre os temas de: imprecisão, aleatoriedade e hibridismo.

Ainda nesta etapa foram descritos alguns trabalhos correlatos sobre hibridismo a partir de: monografias, dissertações de mestrado, teses de doutorado, artigos publicados em periódicos e eventos científicos, além de bibliografias conceituadas.

Finalizado o levantamento bibliográfico passou-se à definição da *shell* para a modelagem bayesiana, ambiente de desenvolvimento do sistema e da modelagem *fuzzy*, bem como a definição da problemática do estudo de caso.

## 7.2 DEFINIÇÃO DA *SHELL*, AMBIENTE DE DESENVOLVIMENTO E PROBLEMÁTICA PARA O ESTUDO DE CASO

Neste item foram verificadas as definições da *shell* para a parte probabilísticas, ambiente de desenvolvimento e estudo de caso para o sistema que serão vistos a seguir.

### 7.2.1 *Shell* Modelagem Bayesiana

A *shell* para a modelagem bayesiana é empregada nesta pesquisa para diminuir a complexidade matemática e computacional do problema a ser resolvido.

Na área da IA existem várias *shell* disponíveis e voltadas para a engenharia do conhecimento e desenvolvimento de SI a partir da construção de RB e conseqüente modelagem da incerteza por aleatoriedade.

Como a representação do conhecimento em sistemas probabilísticos é dada pelas RB, por isso foi escolhida a *shell* Netica<sup>13</sup> nesta pesquisa, e também pelo fato da Unesc contar com uma licença educacional, além de ser de fácil utilização, e principalmente por oferecer diversas API para a integração com variados ambientes de desenvolvimento como o NetBeans<sup>14</sup> (linguagem Java), C++ Builder<sup>15</sup> (linguagem C++), entre outros.

---

<sup>13</sup> Netica Bayesian Network Software from Norsys. Norsys Software Corp. Disponível em: <http://www.norsys.com>. Acesso: 15 ago. 2007;

<sup>14</sup> NetBeans Disponível em: <http://www.netbeans.org>. Acessado: 15 ago. 2007;

<sup>15</sup> Borland the open Alm Company. Disponível em: <http://www.borland.com/br>. Acesso 15 ago. 2007.

Visto a *shell* para a representação do conhecimento, necessita-se de um ambiente de desenvolvimento que consiga integrar as duas técnicas, esse ambiente será relatado no próximo item.

### 7.2.2 Ambiente de desenvolvimento do Sistema híbrido *fuzzy*-bayesiano

O ambiente de desenvolvimento escolhido nesta pesquisa é o NetBeans IDE 5.5 que é uma ferramenta para programação na linguagem Java, *opensource*<sup>16</sup>.

A linguagem Java e o ambiente NetBeans também foram escolhidos em virtude da *shell* Netica oferecer para a linguagem Java uma de suas API mais atualizada Netica Java API<sup>17</sup> (BILÉSIMO, 2007).

Assim, esse ambiente foi usado para o desenvolvimento da interface com o usuário, integração da Netica Java API ao ambiente NetBeans e modelagem *fuzzy* do conhecimento.

### 7.2.3 Problemática para o estudo de caso

A problemática para o estudo de caso para a modelagem híbrida *fuzzy*-bayesiana é Câncer de Próstata (CP) e hiperplasia prostática benigna (HPB) na área de Urologia.

O Grupo de Pesquisa em Informática Médica e Telemedicina (Kiron) buscam o desenvolvimento científico - tecnológico, e oferece alternativas para proporcionar diminuição de custos e melhoria na qualidade de serviços na área de

---

<sup>16</sup> Disponível gratuitamente.

<sup>17</sup> Encontra-se no *site*: <http://www.norsys.com/netica-j.html>.

informática em saúde, por esse motivo, dispõe de pesquisadores da área médica e tecnológica para o desenvolvimento de pesquisas. Atualmente o médico vinculado ao Kiron atua nesta área de Urologia, e conseqüentemente foi escolhido para ser o especialista da área médica nesta pesquisa.

Para a definição do tema a ser abordado no sistema híbrido, o especialista que também atua no curso de medicina da Unesc apresentou a necessidade de uma ferramenta de apoio ao processo de ensino aprendizagem de assuntos relacionados a essa área, considerando que a principal dificuldade diz respeito à diferenciação entre os conceitos voltados ao diagnóstico de hiperplasia prostática benigna e câncer de próstata.

Após sugestão da problemática a ser utilizada para o estudo de caso, ou seja, diagnóstico de HPB e CP, verificou-se na literatura que o CP já é o terceiro tumor maligno mais diagnosticado no Brasil e o quinto que mais leva o óbito (INCA, 2005).

Segundo os dados do Instituto Nacional do Câncer (2005), estimou-se que 14.830 pacientes no ano de 2006 seriam diagnosticados com essa morbidade, e levando a mortalidade de 6.850 pessoas em virtude deste tipo de câncer.

#### **7.2.3.1 Raciocínio do Diagnóstico de Câncer de Próstata X Hiperplasia Prostática Benigna**

Sob o ponto de vista clínico, os tumores benignos e malignos podem ser identificados em fases iniciais por meio do toque retal, dosagem do PSA sanguíneo<sup>18</sup> e pelo Ultra-Som Transretal<sup>19</sup> (USTR) da próstata.

Conforme Hering (1998) os alguns sintomas prostáticos são:

a) disúria (ardência para urinar);

---

<sup>18</sup> É uma proteína liberada na circulação sanguínea tanto pelo tecido normal da próstata quanto pelas células malignas prostáticas (ARAÚJO, 1996);

<sup>19</sup> o transdutor é inserido no reto do homem para observar a próstata (ARAÚJO, 1996).

- b) febre;
- c) obstrução com sensação de não esvaziamento vesical;
- d) urinando com intervalo menor de 2 horas;
- e) jato urinário fraco;
- f) acordam várias vezes por noite para urinar.

Após essas queixas feitas pelo paciente é realizado o exame de sangue (PSA Total e PSA Livre), exame de urina, e exame físico com toque retal. A partir dessas informações, pode-se ter duas situações: HPB; ou, CP.

Para diferenciar essas duas situações, os pacientes que tiverem PSA total abaixo de 2,5 ng/ml e que não apresentarem alterações sugestivas de câncer no toque retal, apresentam HPB, devendo ser acompanhados anualmente pelo médico e com exames, pois podem apresentar mesmo em uma probabilidade pequena CP.

Observa-se ainda conforme raciocínio médico que os pacientes que tiverem PSA total acima de 2,5 ng/ml e a relação de PSA livre dividido pelo PSA total forem maior que 20% devem se submeter ao exame de toque retal para verificar a ocorrência de nódulos, e na ocorrência desses nódulos, os mesmos devem ser investigados com USTR, e neste exame, se for observada a persistência de alterações hipoecogênicas<sup>20</sup> na zona periférica da próstata, esses nódulos devem ser submetidos à biópsia, podendo o paciente apresentar CP, não desconsiderando uma pequena probabilidade para HPB.

Assim, conforme raciocínio apresentado pelo especialista que indica principalmente a incerteza por aleatoriedade, verificou-se também a presença de imprecisão nas evidências do PSA total (normal e alterado) e Densidade do PSA (normal e alterado).

---

<sup>20</sup> São nódulos que aparecem na cor cinza na ultra-sonografia (ARAÚJO, 1996).

Com a problemática definida o item a seguir descreve a modelagem do sistema.

### 7.3 MODELAGEM DO SISTEMA

A modelagem do sistema foi realizada com o objetivo de simplificar e padronizar a interface além de facilitar o desenvolvimento e a interação com o usuário. Esta atividade baseou-se na *Unified Modeling Language* (UML) pela ferramenta Pacestar, por meio de seus diagramas de atividade, estado e caso de uso.

A Figura 19 ilustra o diagrama de atividade que apresenta os aspectos dinâmicos do sistema.

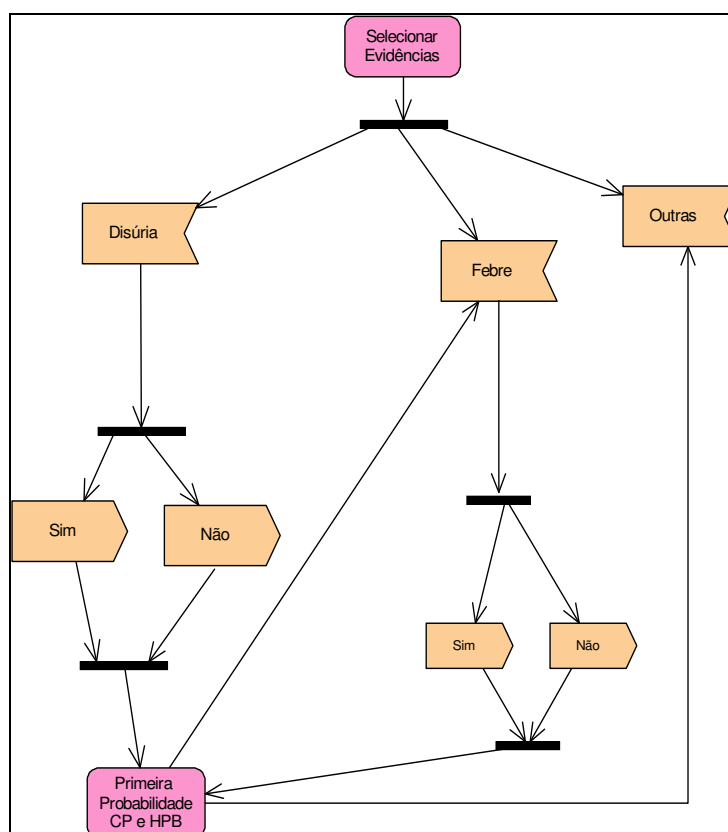


Figura 19. Diagrama de Atividade do Sistema

Por meio deste diagrama pode-se observar que o usuário seleciona as evidências, neste caso Disúria, e o sistema calcula a probabilidade de ter CP e HPB. Em

seguida, o usuário pode selecionar outras evidências e com isso as hipóteses diagnósticas são atualizadas.

Na Figura 20 ilustra-se o diagrama de estado que demonstra genericamente as etapas do sistema.

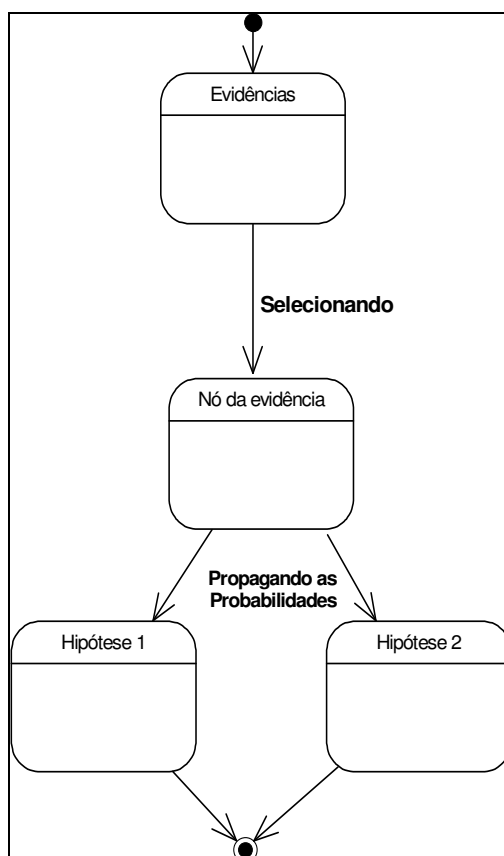


Figura 20. Diagrama de Estado

O estado inicial (●) é o ponto de início do sistema, em seguida o usuário seleciona uma evidência que é propagada para as probabilidades das hipóteses diagnósticas, podendo-se selecionar as evidências até que não se tenha mais nenhuma. Assim, finalizando-se o processo de inferência.

Na Figura 21 ilustra o diagrama de caso de uso do sistema que demonstra a interação do usuário com a aplicação

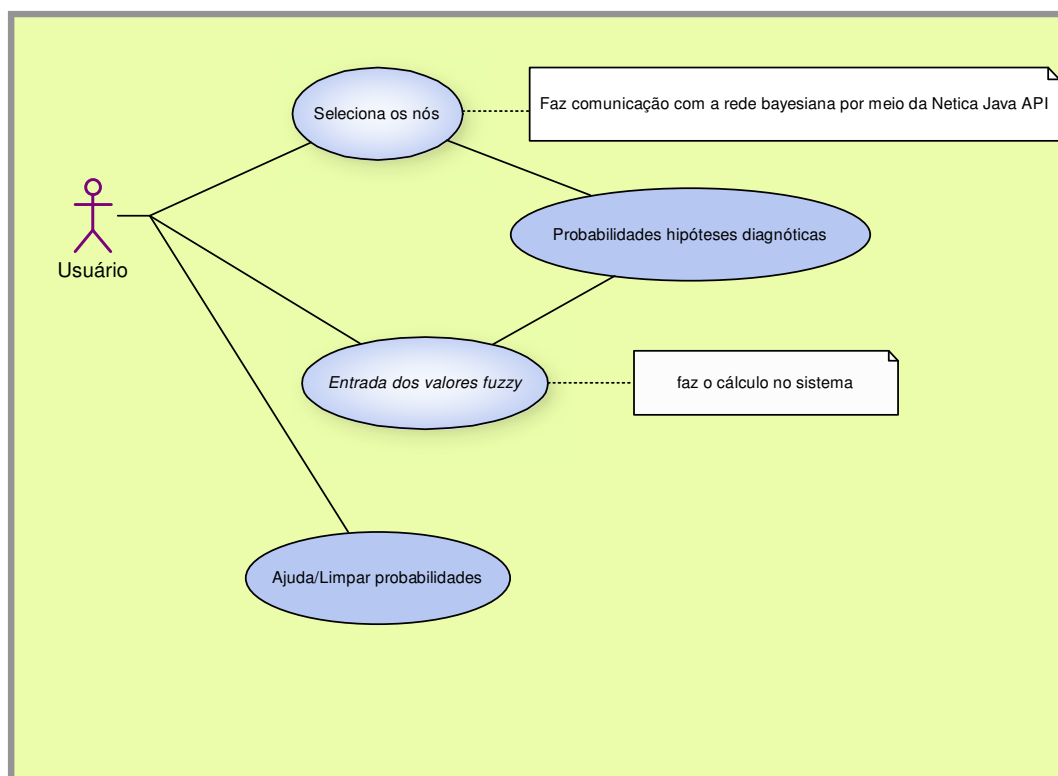


Figura 21. Diagrama de Caso de Uso

O usuário pode selecionar o *nós* ou entrar com os valores (PSA Total e peso da próstata) que são as entradas *fuzzy* do sistema, calculando assim as probabilidades das hipóteses diagnósticas, e ainda o usuário poderá verifica o item ajuda ou limpar as probabilidades já digitadas.

Após a modelagem do sistema seguiu-se com a etapa da modelagem híbrido do conhecimento.

## 7.4 MODELAGEM HÍBRIDA DO CONHECIMENTO

A modelagem híbrida *fuzzy*-bayesiana foi realizada em três etapas: aquisição e representação do conhecimento; modelagem matemática e implementação do sistema.

### **7.4.1 Aquisição e Representação do Conhecimento**

Conforme descrito anteriormente para modelar o hibridismo, o domínio de aplicação utilizado diz respeito ao diagnóstico da HPB e do CP na área de Urologia, considerando-se no processo diagnóstico, tem-se o raciocínio aleatório, e em alguns sinais e sintomas o impreciso.

Conforme introduzido nos itens anteriores o especialista desta pesquisa foi o professor pesquisador do Kiron, Rozenir Ramos, também professor de Urologia no Internato do curso de Medicina da Universidade do Extremo Sul Catarinense.

Assim, nesta etapa foram definidas as hipóteses diagnósticas relevantes a esse domínio de estudo, bem como as evidências necessárias para chegar ao diagnóstico.

Considerando que as hipóteses diagnósticas estabelecidas são HPB e CP, os sinais e sintomas definidos foram: disúria, febre, obstrução com sensação de não esvaziamento vesical, urinar com intervalo menor que duas horas, jato urinário fraco, acordar várias vezes à noite para urinar, e para auxiliar, alguns exames que são usados para o diagnóstico como PSA total, densidade do PSA, toque retal e USTR.

Com relação ao hibridismo definiu-se que o raciocínio aleatório seria utilizado em todas as evidências com exceção do PSA total e densidade do PSA que conforme descrito anteriormente apresentam imprecisão.

Será detalhada a aquisição e representação do conhecimento das duas incertezas aleatórias e imprecisas.

#### **7.4.1.1 Aquisição e Representação do Conhecimento Bayesiano**

A definição das probabilidades condicionais da RB se deu por meio de diversas entrevistas com o especialista, realizado-se perguntas como por exemplo:

a) Se o paciente tiver HPB qual percentual da população apresenta disúria?

É importante ainda destacar que a aquisição de conhecimento se deu por meio de entrevistas, principalmente pelo fato do especialista não contar com uma base de dados estruturada, que poderia ser utilizada para aprendizagem bayesiana.

Seguindo nesta atividade foram estimadas as probabilidades *a priori* do sistema, conforme descrito nas tabelas 1 e 2.

Tabela 1. Probabilidade *a priori*

| Hipóteses Diagnosticadas | P(Hi) |
|--------------------------|-------|
| Câncer de Próstata       | 25    |
| HPB                      | 75    |

Tabela 2. Distribuição das probabilidades *a priori* evidências da modelagem

| Evidências                             |                           | Hipóteses Diagnosticadas        |                  |
|----------------------------------------|---------------------------|---------------------------------|------------------|
|                                        |                           | <i>P(ek/Câncer de Próstata)</i> | <i>P(ek/HPB)</i> |
| Disúria                                | Sim                       | 50                              | 50               |
|                                        | Não                       | 50                              | 50               |
| Febre                                  | Sim                       | 50                              | 50               |
|                                        | Não                       | 50                              | 50               |
| Obstrução                              | Sim                       | 25                              | 25               |
|                                        | Não                       | 75                              | 75               |
| Esforço para Urinar                    | Nunca                     | 25                              | 25               |
|                                        | As vezes                  | 15                              | 15               |
|                                        | Menos da metade das vezes | 15                              | 15               |
|                                        | Metade das vezes          | 15                              | 15               |
|                                        | Mais metade das vezes     | 15                              | 15               |
|                                        | Sempre                    | 15                              | 15               |
|                                        |                           |                                 |                  |
| Jato urinário fraco                    | Nunca                     | 25                              | 25               |
|                                        | As vezes                  | 15                              | 15               |
|                                        | Menos da metade das vezes | 15                              | 15               |
|                                        | Metade das vezes          | 15                              | 15               |
|                                        | Mais metade das vezes     | 15                              | 15               |
|                                        | Sempre                    | 15                              | 15               |
| Intervalo para urinar menor de 2 horas | Nunca                     | 25                              | 25               |
|                                        | As vezes                  | 15                              | 15               |
|                                        | Menos da metade das vezes | 15                              | 15               |
|                                        | Metade das vezes          | 15                              | 15               |
|                                        | Mais metade das vezes     | 15                              | 15               |
|                                        | Sempre                    | 15                              | 15               |
| Toque retal                            | Alterado Textura          | 60                              | 30               |
|                                        | Alterado Tamanho          | 30                              | 60               |
|                                        | Normal                    | 10                              | 10               |
| Cultura da urina                       | Sem infecção              | 95                              | 95               |
|                                        | Com infecção              | 5                               | 5                |
| USTR                                   | Alterado                  | 90                              | 99,9             |
|                                        | Normal                    | 10                              | 0,01             |

Após a definição das probabilidades das hipóteses diagnósticas e evidências, sinais e sintomas, foi realizada a representação do conhecimento por meio de uma rede bayesiana, construída na *shell* Netica, ilustrada na Figura 22, composta de um nó para representar as hipóteses diagnósticas (CP, HPB), e outros nove nós (disúria, febre, obstrução, esforço para urinar, jato urinário fraco, intervalo para urinar menos de 2 horas, toque retal, cultura da urina, USTR) para representar os sinais e sintomas a serem considerados no diagnóstico.

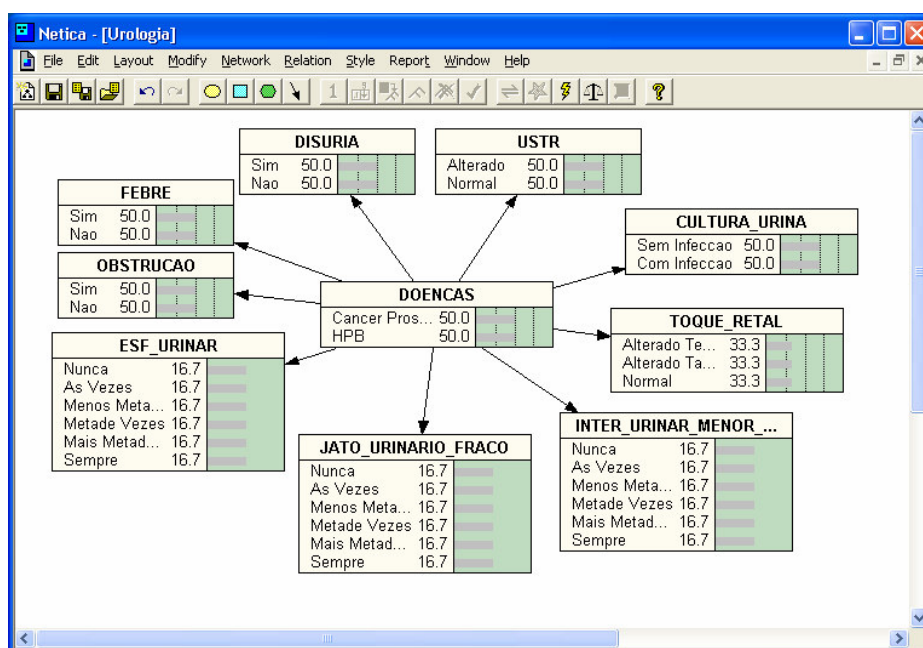


Figura 22. Representação do conhecimento por meio de Rede Bayesiana

Ilustrando a inferência bayesiana a seguir é descrito um exemplo que apresenta a modelagem matemática, tendo-se como evidência a USTR alterada.

Para os cálculos a seguir, foram utilizados os valores das Tabelas 1 e 2 e a Fórmula 2, que apontam para a resolução a seguir:

$$P(\text{Cancer\_Prostatid}USTR\_Alterad) = \frac{0,25 \cdot 0,90}{(0,25 \cdot 0,90) + (0,75 \cdot 1)}$$

$$P(\text{Cancer\_Prostatid}USTR\_Alterad) = \frac{0,225}{(0,225) + (0,75)} = \frac{0,225}{0,975} \cong 0,2307 \cdot 100 \cong 23,07\%$$

Essa solução é comprovada pela Figura 23 que apresenta o mesmo resultado.

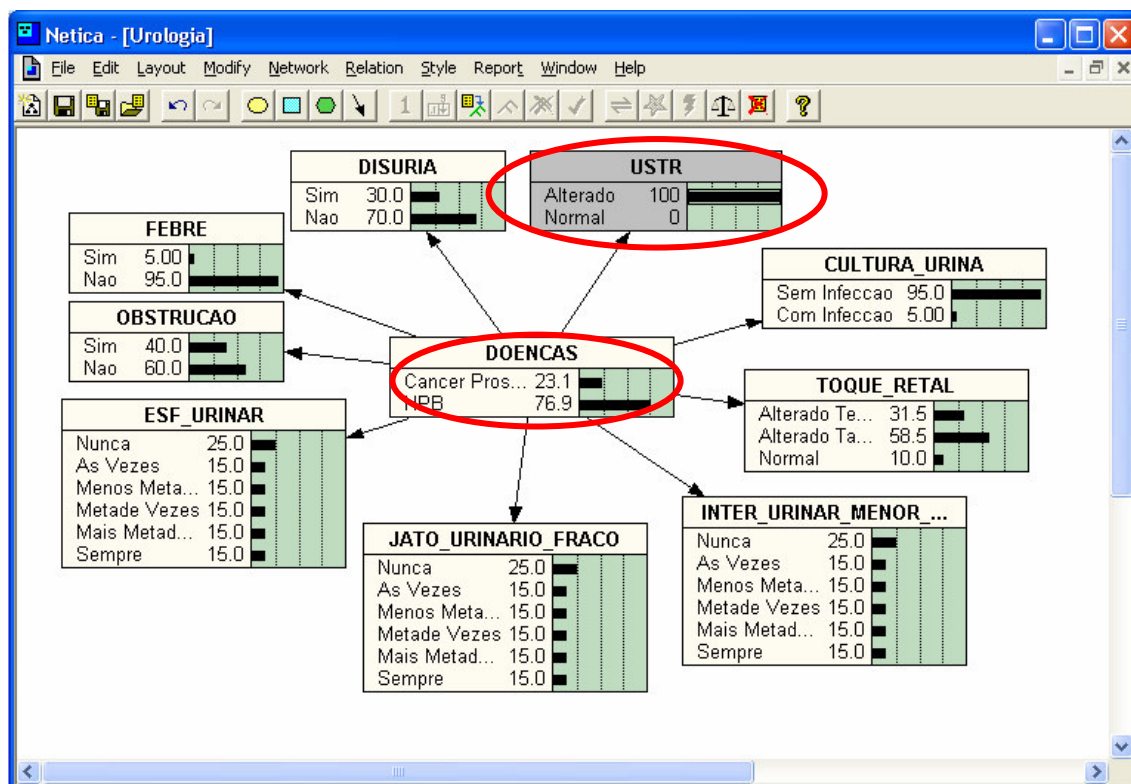


Figura 23. Hipótese de Câncer de Próstata dado que USRT esta alterado

No próximo exemplo, considera-se a probabilidade já propagada no exemplo anterior. Assim, passa-se a ter também como evidência, o Toque Retal como alterado a textura, resultando nos cálculos a seguir, que basearam-se nos resultados obtidos pelo cálculos da presença de USTR alterado, na Tabela 2 e Fórmula 2 , que apontam para a resolução a seguir:

$$P(\text{Cancer\_Prostata} / \text{USTR\_Alterado} \cap \text{Toque\_Retal\_Alterado\_Textura}) = \frac{0,23 * 0,60}{(0,23 * 0,60) + (0,77 * 0,30)} = \frac{0,138}{0,138 + 0,231} = \frac{0,138}{0,369} \cong 0,3739 * 100 \cong 37,39\%$$

Ilustrado na Figura 24 a RB selecionado os nós USTR alterado e toque retal alterado a textura.

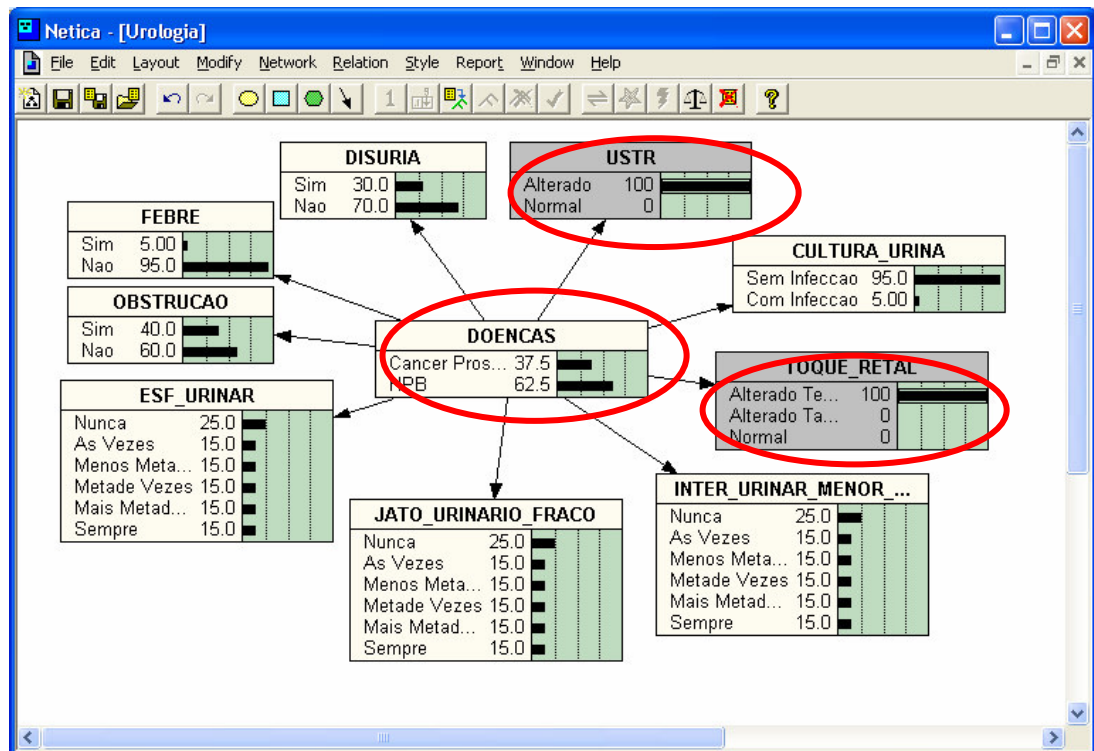


Figura 24. Hipótese de Câncer de Próstata dado que USRT esta alterado e toque retal alterado a textura

Finalizada a aquisição e modelagem do conhecimento bayesiano, o próximo item descreve a aquisição e modelagem *fuzzy* do conhecimento.

#### 7.4.1.2 Aquisição e Representação do Conhecimento *Fuzzy*

Seguindo-se com a aquisição do conhecimento das informações consideradas para o diagnóstico de HPB e CP passou-se à definição dos CF necessários para representar o PSA Total e a densidade do PSA, que conforme descrito anteriormente apresenta imprecisão podendo ser alterado ou normal.

Assim, as FP L e trapezoidal, ilustradas na Figura 25 foram escolhidas para o PSA total por não terem sido estudadas em outras pesquisas de híbrida *fuzzy*-bayes e também obteve um resultado satisfatório para esta pesquisa.

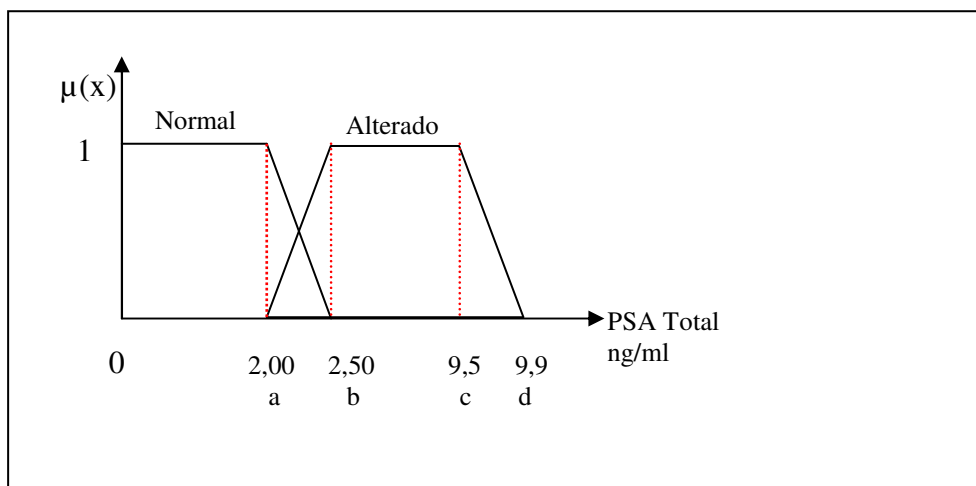


Figura 25. Função L e trapezoidal do PSA Total

Conforme ilustrado na Figura 25 o PSA Total, apresenta dois CF normal e alterado, considerando-se que o primeiro representado pela função L que varia entre 0 e 2,5 ng/ml, e o segundo representado pela função trapezoidal que varia entre 2,00 e 9,99 ng/ml.

As FP funções L e trapezoidal, ilustradas na Figura 26 foram escolhidas para a Densidade do PSA total por não terem sido estudadas em outras pesquisas de híbrida *fuzzy*-bayes e também obteve um resultado satisfatório para esta pesquisa.

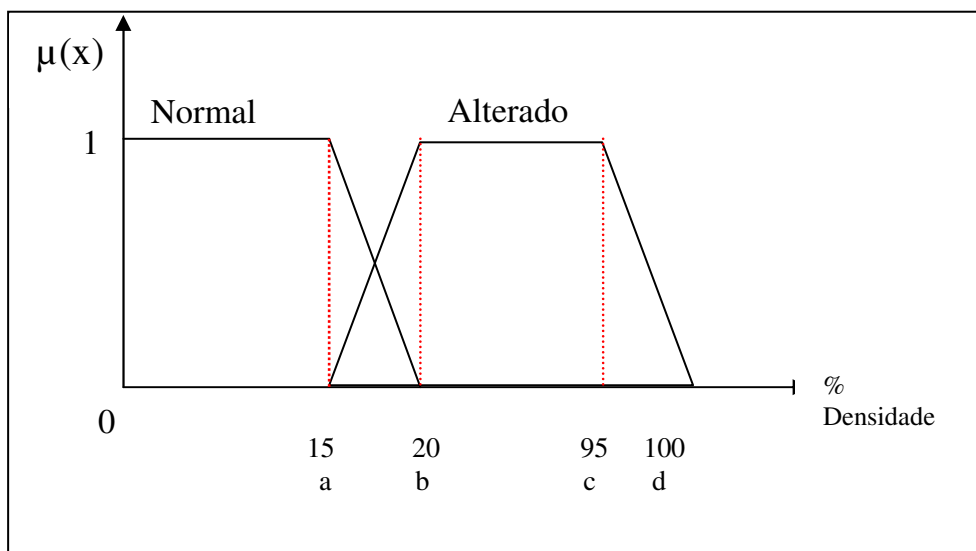


Figura 26. Função L e trapezoidal da Densidade do PSA

Conforme ilustrado na Figura 26 a Densidade do PSA , apresenta dois CF normal e alterado, considerando-se que o primeiro representado pela função L varia entre 0 e 20%, e o segundo representado pela função trapezoidal varia entre 15 e 100%.

Para o exemplo da modelagem matemática *fuzzy* considerando o valor de entrada do PSA Total de 2,4 ng/ml esse valor é fuzzificado pela FP conforme as equações demonstradas abaixo. Aplicando as fórmulas das funções tem-se:

$$f(\mu(Normal)) = \begin{cases} 1, x \leq a \\ (b-x)/(b-a), a < x < b \\ 0, x \geq b \end{cases}$$

$$f(\mu(Alterado)) = \begin{cases} 0, x \leq a \\ (x-b)/(a-b), a < x < b \\ 1, b \leq x \leq c \\ (d-x)/(d-c), c < x < d \\ 0, x \geq d \end{cases}$$

$$\mu(Normal) = \frac{2.5 - 2.4}{2.5 - 2.0} = \frac{0.1}{0.5} = 0,20$$

$$\mu(Alterado) = \frac{2.4 - 2.5}{2.0 - 2.5} = \frac{-0.1}{-0.5} = 0,20$$

Com esses valores estabelece a Tabela 3 do PSA Total, que serão usadas nos cálculos da abordagem híbrida a seguir.

Tabela 3. Conjuntos *fuzzy* e graus de pertinência da variável PSA total

| Conjuntos <i>Fuzzy</i> | Grau de Pertinência |
|------------------------|---------------------|
| Normal                 | 0,20                |
| Alterado               | 0,20                |

A densidade do PSA, tem se que calcular primeiramente a densidade, sendo que o tamanho da próstata é de 43,20 gramas, agora aplica-se a seguinte fórmula:

$$Densidade\_PSA = \frac{Tamanho\_Pr\ ostata}{PSA\_Total} = \frac{43,20\text{gramas}}{2,4\text{ng / ml}} = 18\%$$

Com o resultado da densidade do PSA, o próximo exemplo fuzzifica as FP conforme as equações das funções abaixo, considerando-se o valor de entrada da Densidade do PSA calculado anteriormente, tem-se:

$$f(\mu(Normal)) = \begin{cases} 1, x \leq a \\ (b-x)/(b-a), a < x < b \\ 0, x \geq b \end{cases}$$

$$f(\mu(Alterado)) = \begin{cases} 0, x \leq a \\ (x-b)/(a-b), a < x < b \\ 1, b \leq x \leq c \\ (d-x)/(d-c), c < x < d \\ 0, x \geq d \end{cases}$$

$$\mu(Normal) = \frac{20-18}{20-15} = \frac{2}{5} = 0,40$$

$$\mu(Alterado) = \frac{18-20}{15-20} = \frac{-2}{-5} = 0,40$$

Esses valores de pertinência da Densidade do PSA calculados tem-se a seguinte Tabela:

Tabela 4. Conjuntos *fuzzy* e graus de pertinência da variável Densidade do PSA

| Conjuntos <i>Fuzzy</i> | Grau de Pertinência |
|------------------------|---------------------|
| Normal                 | 0,40                |
| Alterado               | 0,40                |

Finalizada a aquisição e modelagem do conhecimento *fuzzy*, o próximo item descreve a aquisição e modelagem híbrida *fuzzy-bayesiano*.

#### 7.4.1.3 Modelagem Híbrida *Fuzzy-Bayesiana*

A modelagem híbrida *fuzzy-bayesiana* utilizou-se a teoria proposta por Brignoli (2001) e posteriormente por Tibiriçá (2005). Esta teoria apresenta uma modificação ao teorema de Bayes representada pela Fórmula 6, que conforme descrito por Brignoli (2001) apresenta uma solução para a inserção de dados imprecisos no raciocínio resolvido pelo teorema de Bayes.

$$P(Hi/\delta) = \frac{P(\delta/Hi)}{P(\delta)}, \quad (6)$$

*Numerador*

$$P(\delta/Hi) = (P(\delta/Hi_1) * \mu_{i1}) + (1 - P(\delta/Hi_2) * \mu_{i2}) * P(Hi), \quad (7)$$

*Denominador*

$$P(\delta) = \sum [(P(\delta/Hi_1) * \mu_{i1}) + (1 - P(\delta/Hi_2) * \mu_{i2}) * P(Hi)] \quad (8)$$

Onde:

- a)  $P(\delta/Hi)$ : representa as probabilidades da evidência *fuzzy* dado uma hipótese  $i$ .
- b)  $\mu_{ij}$ : é o primeiro grau de pertinência obtido pela aplicação de uma função de pertinência. É um valor no intervalo [0,1];
- c)  $(1 - P(\delta/Hi_2))$ : representa os complementos das probabilidades da categoria *fuzzy*. Estas probabilidades são valores no intervalo [0,1];
- d)  $\mu_{ij}$ : é o segundo grau de pertinência obtido pela aplicação de uma função de pertinência. É um valor no intervalo [0,1];

- e)  $P(H_i)$ : representa cada probabilidade da categoria da hipótese  $i$ . Estas probabilidades são valores no intervalo  $[0,1]$ ;
- f)  $n$ : representa a quantidade de categorias que uma hipótese pode possuir (variável de saída).

Quando se tem mais de uma evidência é necessário alterar a fórmula 6 resultando na Fórmula 9, que apresenta no numerador o somatório das probabilidades e evidência *fuzzy* dado uma hipótese  $i$ ; e no denominador é o somatório das probabilidades das evidências *fuzzy*:

$$P(H_i/\delta) = \frac{\sum P(\delta/H_i)}{\sum P(\delta)} \quad (9)$$

Numerador

$$P(\delta/H_i) = \sum ((P(\delta/H_{i_1}) * \mu_{i_1}) + (1 - P(\delta/H_{i_2}) * \mu_{i_2})) * P(H_i) \quad (10)$$

Denominador

$$P(\delta) = \sum [((P(\delta/H_{i_1}) * \mu_{i_1}) + (1 - P(\delta/H_{i_2}) * \mu_{i_2})) * P(H_i)] \quad (11)$$

Na tabela 5 foram definidas as probabilidades das evidências *fuzzy* do PSA total e densidade do PSA conforme a seguir:

Tabela 5. Distribuição das probabilidades *a priori* evidências *fuzzy* da modelagem

| Evidências <i>Fuzzy</i> |          | Hipóteses Diagnósticas                |                        |
|-------------------------|----------|---------------------------------------|------------------------|
|                         |          | $P(\delta/\text{Câncer de Próstata})$ | $P(\delta/\text{HPB})$ |
| PSA Total               | Normal   | 10                                    | 90                     |
|                         | Alterado | 90                                    | 10                     |
| Densidade do PSA        | Normal   | 90                                    | 80                     |
|                         | Alterado | 10                                    | 20                     |

Ilustrando melhor a modelagem híbrida apresentada pelas Fórmulas 9, 10 e 11 a seguir é descrito um exemplo que apresenta a modelagem matemática, considerando a densidade do PSA (conforme calculado anteriormente 18%), e o PSA Total de 2,4 ng/ml.

A partir da Fórmula 9, que apresenta o somatório das probabilidades das evidências *fuzzy* do PSA Total e da Densidade do PSA segue-se nos cálculos abaixo, para o denominador.

- a) Probabilidade da evidência *fuzzy* do PSA Total: considera a fórmula 11 e tabelas 1, 3 e 5.

$$P(\delta\_PSA\_Total) = \left[ \left( \left( P(Normal/Cancer\_Pr\ ostata) * \mu(PSA\_Total) \right) + \left( (1 - P(Alterado/Cancer\_Pr\ ostata)) * \mu(PSA\_Total) \right) \right) * P(Cancer\_Pr\ ostata) \right] \dots$$

$$+ \left[ \left( \left( P(Normal/HPB) * \mu(PSA\_Total) \right) + \left( (1 - P(Alterado/HPB)) * \mu(PSA\_Total) \right) \right) * P(HPB) \right]$$

$$P(\delta\_PSA\_Total) = [0,25 * ((0,10 * 0,20) + ((1 - 0,90) * 0,20))] + [0,75 * ((0,90 * 0,20) + ((1 - 0,10) * 0,20))] = 0,28$$

- b) Probabilidade da evidência *fuzzy* da Densidade do PSA: considera a fórmula 11 e tabelas 1, 4 e 5.

$$P(\delta\_Densidade) = \left[ \left( \left( P(Normal/Cancer\_Pr\ ostata) * \mu(Densidade) \right) + \left( (1 - P(Alterado/Cancer\_Pr\ ostata)) * \mu(Densidade) \right) \right) * P(Cancer\_Pr\ ostata) \right]$$

$$+ \left[ \left( \left( P(Normal/HPB) * \mu(Densidade) \right) + \left( (1 - P(Alterado/HPB)) * \mu(Densidade) \right) \right) * P(HPB) \right]$$

$$P(\delta\_Densidade) = [((0,90 * 0,40) + ((1 - 0,10) * 0,40)) * 0,25] + [((0,80 * 0,40) + ((1 - 0,20) * 0,40)) * 0,75] = 0,66$$

Calculado o denominador da Fórmula 9, o próximo passo é calcular o numerador, conforme a fórmula 10.

- a) Probabilidade da evidência *fuzzy* dado CP considerando a fórmula 10 e tabelas 1, 3 e 5.

$$P(\delta\_PSA\_Total / Cancer\_Pr\ ostata) = \left[ \left( \left( P(Normal/Cancer\_Pr\ ostata) * \mu(PSA\_Total) \right) + \left( (1 - P(Alterado/Cancer\_Pr\ ostata)) * \mu(PSA\_Total) \right) \right) * P(Cancer\_Pr\ ostata) \right]$$

$$P(\delta\_PSA\_Total / Cancer\_Pr\ ostata) = [((0,10 * 0,20) + ((1 - 0,90) * 0,20)) * 0,25] \dots$$

$$P(\delta\_PSA\_Total / Cancer\_Pr\ ostata) = 0,01$$

$$P(\delta\_PSA\_Total / HPB) = \left[ \left( \frac{(P(Normal/HPB) * \mu(PSA\_Total)) + ((1 - P(Alterado/HPB)) * \mu(PSA\_Total))}{P(HPB)} \right) \right]$$

$$P(\delta\_PSA\_Total / HPB) = [(0,80 * 0,20) + ((1 - 0,20) * 0,20)] * 0,75]$$

$$P(\delta\_PSA\_Total / HPB) = 0,24$$

b) Probabilidade a evidência *fuzzy* dado HPB considerando as tabelas 1, 4 e

5.

$$P(\delta\_Densidade / Cancer\_Prostata) = \left[ \left( \frac{(P(Normal/Cancer\_Prostata) * \mu(Densidade)) + ((1 - P(Alterado/Cancer\_Prostata)) * \mu(Densidade))}{P(Cancer\_Prostata)} \right) \right]$$

$$P(\delta\_Densidade / Cancer\_Prostata) = [(0,90 * 0,40) + ((1 - 0,10) * 0,40)] * 0,25] \dots$$

$$P(\delta\_Densidade / Cancer\_Prostata) = 0,18$$

$$P(\delta\_Densidade / HPB) = \left[ \left( \frac{(P(Normal/HPB) * \mu(Densidade)) + ((1 - P(Alterado/HPB)) * \mu(Densidade))}{P(HPB)} \right) \right]$$

$$P(\delta\_Densidade / HPB) = [(0,80 * 0,40) + ((1 - 0,20) * 0,40)] * 0,75]$$

$$P(\delta\_Densidade / HPB) = 0,48$$

Na Fórmula 9, apresenta o somatório das probabilidades *fuzzy* da evidência dado uma hipótese *i* do PSA Total e da Densidade do PSA segue-se nos cálculos abaixo.

a) Probabilidade da evidência Híbrida Câncer Próstata dado somatório das probabilidades *fuzzy* da evidência dado uma hipótese PSA Total(normal e alterado) e Densidade do PSA(normal e alterado), usando-se os cálculos anteriores.

$$\begin{aligned} &P(Cancer\_Prostata / PSA\_Total \cap Densidade) = \\ &\frac{P(\delta PSA\_Total / Cancer\_Prostata) + P(\delta Densidade / Cancer\_Prostata)}{P(\delta\_PSA\_Total) + P(\delta\_Densidade)} \\ &P(Cancer\_Prostata / PSA\_Total \cap Densidade) = 0,01 + 0,18 / 0,28 + 0,66 = \\ &P(Cancer\_Prostata / PSA\_Total \cap Densidade) \cong 0,21 * 100 \cong 21\% \end{aligned}$$

- b) Probabilidade da evidência Híbrida HPB dado somatório das probabilidades *fuzzy* da evidência dado uma hipótese PSA Total(normal e alterado) e Densidade do PSA(normal e alterado), usando-se os cálculos anteriores.

$$\begin{aligned}
 &P(HPB/PSA\_Total \cap Densidade) = \\
 &\frac{P(\delta PSA\_Total / HPB) + P(\delta Densidade / HPB)}{P(\delta\_PSA\_Total) + P(\delta\_Densidade)} \\
 &(HPB/PSA\_Total \cap Densidade) = 0,24 + 0,48 / 0,28 + 0,66 = \\
 &(HPB/PSA\_Total \cap Densidade) \cong 0,79 * 100 \cong 79\%
 \end{aligned}$$

Após o cálculo híbrido *fuzzy*, os valores resultantes (20% CP e 79% HPB) são considerados e substituídos na RB nas hipóteses diagnósticas para se propagar com as outras evidências, considerando que este cálculo pode ser feito em qualquer momento do sistema híbrido.

Apresentada a modelagem matemática híbrida *fuzzy*-bayesiana será mostrado no próximo item os resultados obtidos.

## 7.5 RESULTADOS OBTIDOS

Conforme descrito anteriormente, a interface e a modelagem *fuzzy* do sistema híbrido foi desenvolvido no ambiente NetBeans IDE 5.5 por meio da linguagem Java e para o acesso da RB utilizou-se a Netica Java API conforme a documentação disponibilizada em uma monografia da Unesc (BILÉSIMO, 2007).

O sistema denominado Centauro é apresentado ao usuário pela versão desktop e também por uma *applet*<sup>21</sup> que permite o seu acesso pela Internet para fácil

---

<sup>21</sup> É um software aplicativo que é executado n contexto de outro programa, elas geralmente tem algum tipo de interface de usuário ou fazem parte dentro de uma página da internet, tem a capacidade de interagir com o usuário e/ou influenciar seu programa hospedeiro (LEMAY, 1999).

acesso dos usuários, que este proporciona o armazenamento das probabilidades iniciais do vetor de hipóteses diagnósticas, as probabilidades condicionais e ainda, os cálculos resultantes das operações da modelagem *fuzzy*, bem como um módulo de explicação, onde o caminho percorrido, ou seja, os sinais e sintomas podem ser visualizadas neste módulo conforme algumas figuras ilustradas.

A figura 27 ilustra a tela inicial do sistema híbrido *fuzzy*-bayesiano, onde se encontra várias funcionalidades dentre estas as barras de progressão das hipóteses diagnósticas.

A interface do Sistema Centauro é composta por uma barra de menu com 'Arquivo' e 'Ajuda'. O painel principal é dividido em seções:

- Probabilidades Bayesianas:** Uma lista de sintomas com menus suspensos para seleção: Disúria, Febre, Obstrução, Esforço para urinar, Jato Urinário Fraco, Intervalo p/ Urinar < 2 hs, Toque Retal, Cultura /urina, e USTR.
- Entradas Fuzzy:** Campos para 'PSA Total' (00.00 ng/ml) e 'Densidade PSA' (00.00 gramas).
- Resultados das Entradas Fuzzy:** Campos vazios para os resultados das entradas fuzzy.
- Botão:** Um botão 'μ(x) Fuzzyficar' para processar as entradas.
- Resultados das Probabilidades:** Uma seção circutada em vermelho que mostra duas barras de progresso:
 

| Hipótese        | Progressão Visual          | Valor (%) |
|-----------------|----------------------------|-----------|
| Cancer Prost... | [Barra com 25% preenchida] | 25.0 %    |
| HPB             | [Barra com 75% preenchida] | 75.0 %    |
- Botão:** Um botão 'Limpar' na base.
- Módulo de Explicação:** Um painel lateral com uma árvore de 'Sinais e Sintomas' contendo: Disuria, Febre, Obstrucao, Esforco, Jato, Intervalo, Cultura, Toque, e USTR.

Figura 27. Tela Inicial do Sistema

Ilustrada na Figura 28 o módulo de explicação, onde cada *nó* das probabilidades é selecionado na árvore de explicação.

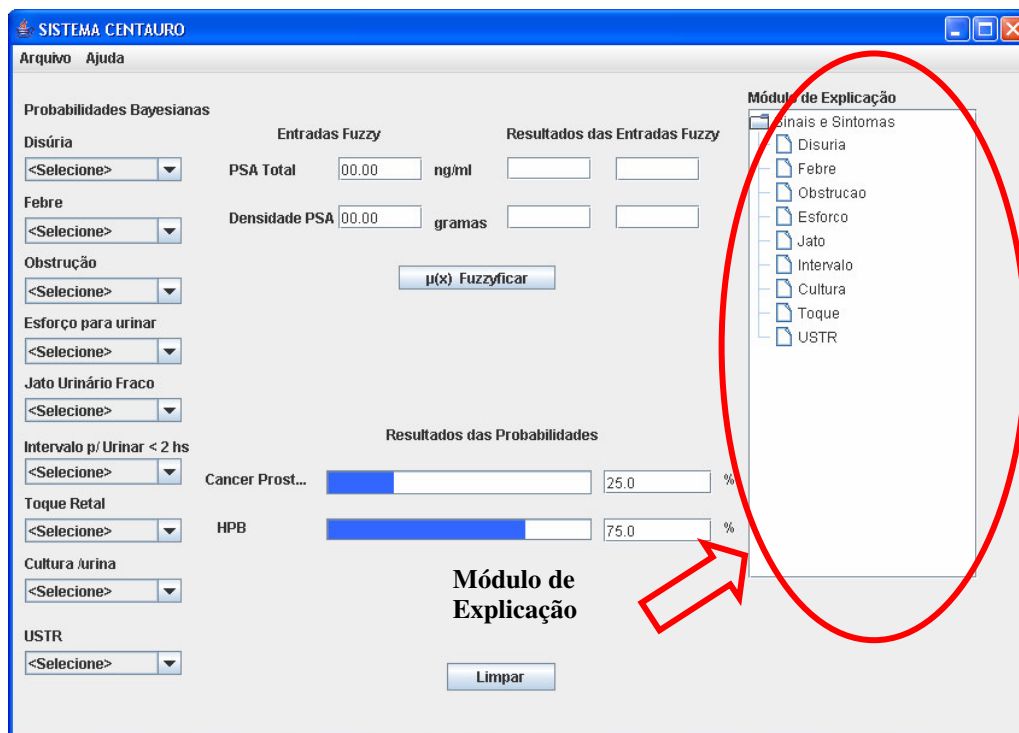


Figura 28. Módulo de Explicação

A ilustração da Figura 29 é onde irá acontecer a integração do ambiente de desenvolvimento com a RB.

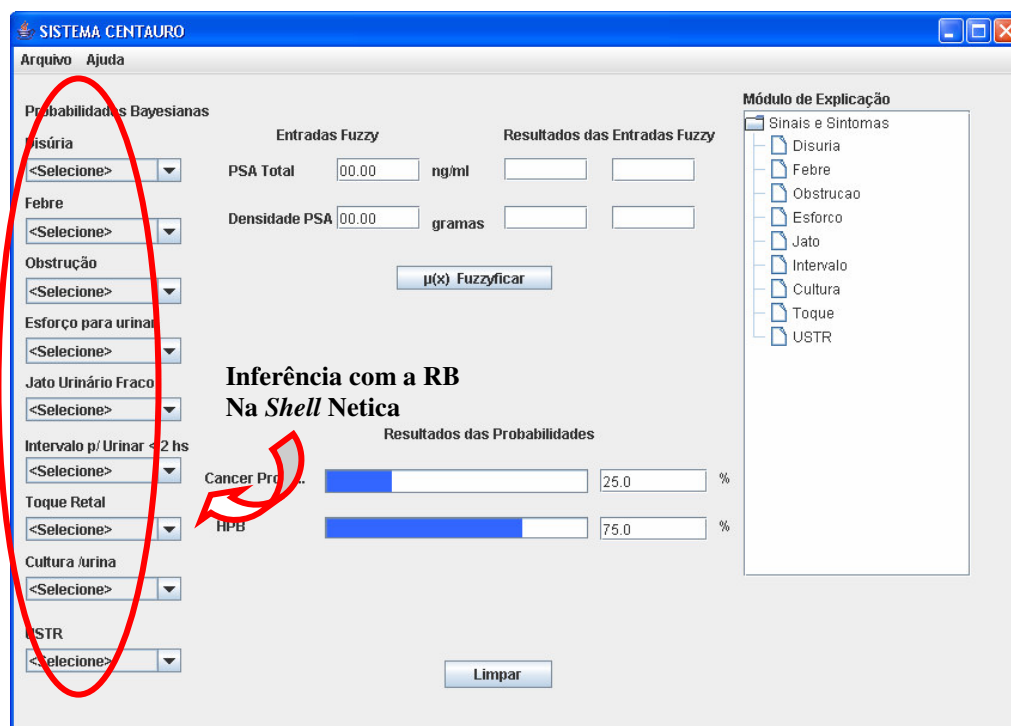


Figura 29. Tela Ilustrando a Inferência Bayesiana

Ilustrado na Figura 30 onde os valores *fuzzy* são inseridos no sistema.

**SISTEMA CENTAURO**

Arquivo Ajuda

**Probabilidades Bayesianas**

Disúria: <Selecione>

Febre: <Selecione>

Obstrução: <Selecione>

Esforço para urinar: <Selecione>

Jato Urinário Fraco: <Selecione>

Intervalo p/ Urinar < 2 hs: <Selecione>

Toque Retal: <Selecione>

Cultura /urina: <Selecione>

USTR: <Selecione>

**Entradas Fuzzy**

PSA Total: 00.00 ng/ml

Densidade PSA: 00.00 gramas

**Resultados das Entradas Fuzzy**

$\mu(x)$  Fuzzyficar

**Entradas fuzzy e ilustrado o resultado dos graus de pertinências**

**Resultados das Probabilidades**

Cancer Prost... 25.0 %

HPB 75.0 %

Limpar

**Módulo de Explicação**

- Sinais e Sintomas
  - Disuria
  - Febre
  - Obstrucao
  - Esforco
  - Jato
  - Intervalo
  - Cultura
  - Toque
  - USTR

Figura 30. Tela Ilustrando a Inferência Bayesiana

A ilustração da Figura 31, apresenta os botões para limpar as probabilidades do sistema híbrido.

**SISTEMA CENTAURO**

Arquivo Ajuda

Limpar

**Probabilidades Bayesianas**

Disuria: <Selecione>

Febre: <Selecione>

Obstrução: <Selecione>

Esforço para urinar: <Selecione>

Jato Urinário Fraco: <Selecione>

Intervalo p/ Urinar < 2 hs: <Selecione>

Toque Retal: <Selecione>

Cultura /urina: <Selecione>

USTR: <Selecione>

**Entradas Fuzzy**

PSA Total: 2.4 ng/ml

Densidade PSA: 43.2 gramas

**Resultados das Entradas Fuzzy**

$\mu(x)$  Fuzzyficar

**Resultados das Probabilidades**

Cancer Prost... 25.0 %

HPB 75.0 %

Limpar

**Módulo de Explicação**

- Sinais e Sintomas
  - Disuria
  - Febre
  - Obstrucao
  - Esforco
  - Jato
  - Intervalo
  - Cultura
  - Toque
  - USTR

Limpa todas as probabilidades já selecionadas

Figura 31. Tela Ilustrando o botão limpar

Na Figura 32 ilustra-se os botões de ajuda do sistema.

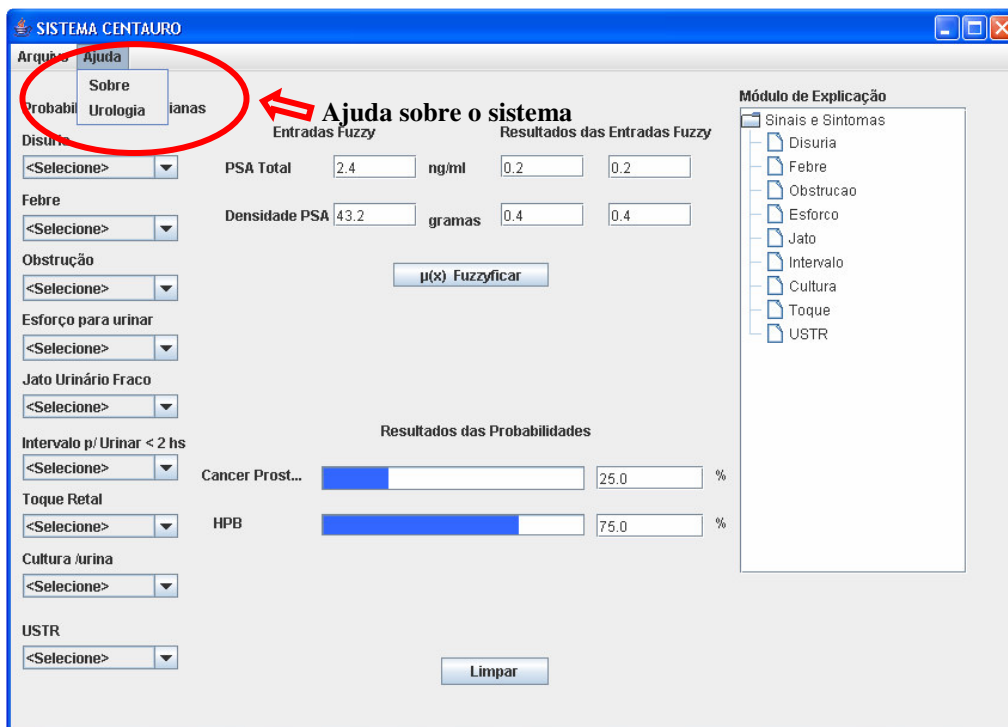


Figura 32. Tela de Ajuda

Ilustrado na Figura 33, ilustra-se o resultados das hipóteses diagnosticadas calculadas anteriormente.

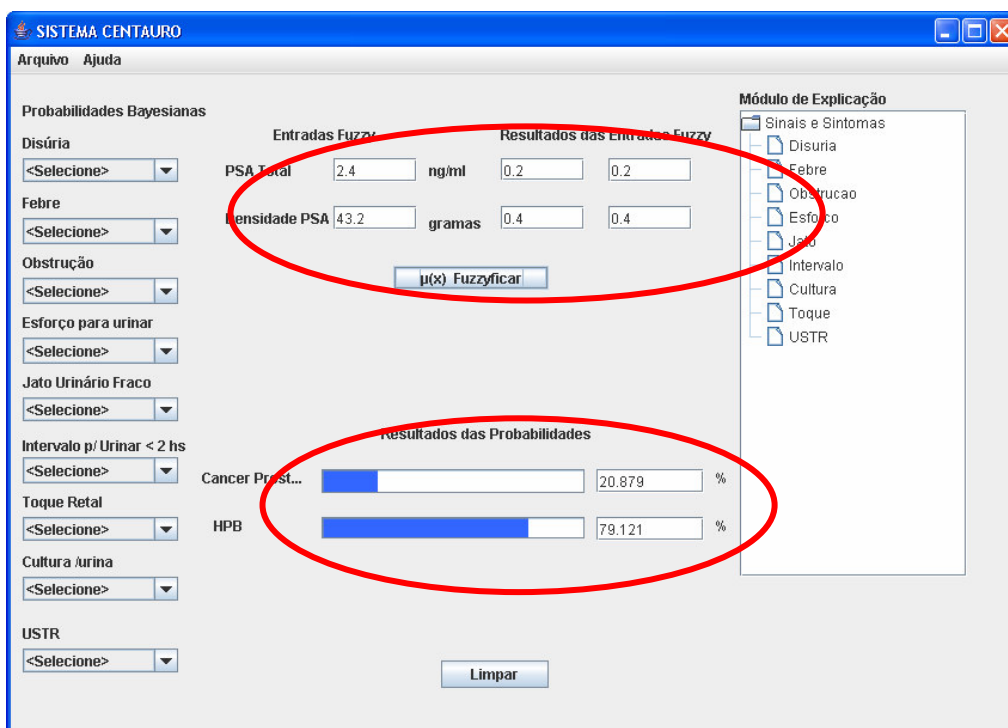


Figura 33. Tela dos Cálculos das probabilidades diagnósticas

A Figura 34 ilustra o caminho que pode ser acessada no site do Grupo de Pesquisa em Informática Médica (Kiron) pelo endereço [www.kiron.unesc.net](http://www.kiron.unesc.net), no *link* sistemas.



Figura 34. Grupo de Pesquisa em Informática Médica-Kiron

O sistema Centauro apresentou os resultados obtidos na modelagem híbrida *fuzzy-bayesiano*, e a pesquisa será finalizada com as conclusões.

## 8 CONCLUSÃO

Nesta pesquisa foi desenvolvida uma abordagem híbrida *fuzzy*-bayesiana que permite reconhecer tanto incertezas aleatórias, quanto imprecisas. Neste hibridismo a lógica *fuzzy* e bayesiana se inter-relacionaram por meio da modelagem matemática da modificação do Teorema de Bayes proposta por Brignoli (2001).

Assim, os objetivos desta pesquisa foram alcançados pelo estudo e compreensão da lógica *fuzzy*, redes bayesianas, sistema híbridos, teorias estas utilizadas como suporte teórico essencial para o desenvolvimento da abordagem híbrida desta pesquisa.

O hibridismo *fuzzy*-bayesiano foi utilizado em uma problemática da área médica de Urologia especificamente voltada ao processo de raciocínio e diagnóstico de câncer de próstata e hiperplasia prostática benigna, contando para isso, com um especialista desse domínio de conhecimento, docente do curso de medicina da UNESC.

Na modelagem do sistema utilizou-se a inferência bayesiana, e os sinais, sintomas e exames que levam ao diagnóstico foram representados pelas rede bayesianas com exceção dos exames PSA total, e densidade do PSA, que foram consideradas informações imprecisas, e portanto concebidas pela lógica *fuzzy* e suas funções de pertinências L e trapezoidal.

A modelagem matemática foi detalhada no estudo de caso afim de facilitar futuras pesquisas que envolvam as teorias utilizadas, demonstrando-se matematicamente o raciocínio *fuzzy* utilizado, e comprovando-se o raciocínio bayesiano utilizado na inferência do sistema híbrido.

O desenvolvimento do aplicativo Centauro resultante desta pesquisa deu-se na linguagem Java, no ambiente NetBeans IDE 5.5 para a representação *fuzzy* do conhecimento e ainda neste software, pela Netica Java API para acesso a rede bayesiana construída na *Shell* Netica. Apresenta versões nas modalidades desktop, e *applet*

disponível no site do grupo de Pesquisa e Informática Médica e Telemedicina da UNESC.

Sugere-se para futuras pesquisas:

- a) representar o hibridismo *fuzzy-bayes* por outras modelagens matemáticas;
- b) realizar um estudo comparativo entre a abordagem com e sem hibridismo para o diagnóstico de câncer de próstata e hiperplasia prostática benigna;
- c) validar e avaliar a base de conhecimento desenvolvida no estudo de caso.

## REFERÊNCIAS

ARAÚJO, Cláudia Lúcia Caetano de. **Stedman dicionário médico**. 25. ed. Rio de Janeiro: Guanabara Koogan, 1996.

BADIRU, Adedeji Bodunde; CHEUNG, John Y. **Fuzzy Engineering Expert Systems with Neural Network Applications**. New York: J. Wiley, 2002.

BARRETO, Jorge Muniz. **Inteligência artificial no limiar do século XXXI**. 3.ed. Florianópolis: Duplic, 2001.

BITTENCOURT, Guilherme. **Inteligência artificial: ferramentas e teorias**. Florianópolis: UFSC, 1998.

BRIGNOLI, J. T. **Modelo Híbrido Fuzzy-Probabilístico: uma alternativa para sistemas especialistas**. Dissertação de Mestrado, Pós-Graduação em Ciência da Computação, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, Santa Catarina, 2001.

CÂMARA JR., Joaquim Mattoso. **Dicionário de lingüística e gramática** referente à língua portuguesa. 23 ed. Petrópolis: Vozes, 2002.

CAMPOS, Mario Massa de; SAITO, Kaku. **Sistemas inteligentes em controle e automação de processos**. Rio de Janeiro: Ciência Moderna, 2004.

COELHO, Helder. **Inteligência artificial em 25 lições**. Lisboa: Fundação Calouste Gulbenkian, 1995.

COX, Earl. **Fuzzy modeling and genetic algorithms for data mining and exploration**. California: Morgan Kaufmann, 2005.

Estimativa 2006: Incidência de câncer no Brasil. Rio de Janeiro: INCA, 2005.

FERNANDES, Anita Maria da Rocha e Colaboradores. **Inteligência artificial aplicada à saúde**. Florianópolis: Visual Books, 2004.

FREITAS, Alfredo; BAUCHSPIESS, Adolfo. Controle Neuro-*Fuzzy* de Processo de Nível Multivariável. VIII Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente, 2006.

FULLÉR, R. *Neural Fuzzy Systems*. 1995. Disponível em:  
<<http://citeseer.nj.nec.com/64350.html>> Acesso em: 06 ago. 2007.

GOLDSCHMIDT, Ronaldo; PASSOS, Emmanuel Lopes. **Data mining: uma guia prático : conceitos, técnicas, ferramentas, orientações e aplicações**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2005.

GRINT, K. **Fuzzy Management: Contemporary Ideas and Practices at Work**. Oxford University Press, 1997.

HERING, Flavio Luis Ortiz; SROUGI, Miguel. **Urologia: diagnóstico e tratamento**. São Paulo: Roca, 1998.

HUDSON, Donna L.; COHEN, Maurice E. Neural networks and artificial intelligence for biomedical engineering. New York: IEEE, 1999.

JENSEN, Finn V **Bayesian networks and decision graphs** New York: Springer, 2001.

LINARES, Kathya Collazos. **Sistema especialista nebuloso para diagnóstico médico**. Dissertação de Mestrado, Pós graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 1997.

KARWOWSKI, W.; A., M. **Applications of Fuzzy Set Theory in Human Factors**. Elsevier Science Publishers, 1986.

KASABOV, N. K. **Foundations of Neural Networks, Fuzzy Systems, and Knowledge Engineering**. The MIT Press, 1996.

KLIR, George J.; YUAN, Bo. **Fuzzy sets and fuzzy logic; theory and applications**. New Jersey: Prentice Hall, 1995

KORB, Kevin B.; NICHOLSON, Ann E. **Bayesian artificial intelligence**. Florida: Chapman & Hall, 2004.

LEMAY, Laura; CADENHEAD, Roger. Aprenda em 21 dias :**Java 2**. Rio de Janeiro: Ed. Campus, 1999.

MATTOS, Merisandra Côrtes. **Sistema *fuzzy* de controle da assistência respiratória em Neonatos-SARE**. Dissertação de Mestrado, Pós graduação em Ciência da Computação, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2001.

MEZA, E. B. M. et al . **Utilização de um modelo neuro-*fuzzy* para a localização de defeitos em sistemas de potência**. Sba Controle & Automação, Campinas, v. 17, n. 1, 2006. Disponível em:  
<[http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0103-17592006000100010&lng=pt&nrm=iso](http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0103-17592006000100010&lng=pt&nrm=iso)>.. Acesso em: 25 Jun 2007.

NASCIMENTO JÚNIOR, Cairo Lúcio; YONEYAMA, Takashi. **Inteligência Artificial**: em controle e automação. São Paulo: FAPESP, 2000.

NEAPOLITAN, Richard E. **Learning bayesian networks**. New Jersey: Pearson Prentice Hall, 2004.

OSÓRIO F., VIEIRA R. **Sistemas Híbridos Inteligentes**. Congresso da Sociedade Brasileira de Computação/ Encontro Nacional de Inteligência Artificial SBC/ENIA - PUC-Rio, Rio de Janeiro, 1999.

PEARL, J. **Probabilistic reasoning in intelligent systems**: networks of plausible inference. San Mateo: Morgan Kaufmann Publishers, 1988.

PELIKAN, Martin. **Hierarchical bayesian optimization algorithm**: toward a new generation of evolutionary algorithms. Berlin: Springer, 2005.

RABUSKE, R. A. **Inteligência artificial**. Florianópolis: UFSC, 1995.

REZENDE, S. O. **Sistemas inteligentes**: fundamentos e aplicações. São Paulo: Manole, 2003.

RICH, E., KNIGHT, K. **Inteligência artificial**. São Paulo: Makron Books, 1993.

ROSS, T. J. **Fuzzy Logic with Engineering Applications**. McGraw Hill, 1995.

RODARTE, Caroline A.; SANTOS, Leandro Nunes. **Sistemas Neurofuzzy: Conceitos e Aplicações**. 2005.

ROVER, Aires José. **Informática no direito**: inteligência artificial:introdução aos sistemas especialistas legais. Curitiba: Juruá, 2001.

RUSSELL, S. J.; NORVIG, P. **Inteligência artificial**. Tradução da segunda edição. Rio de Janeiro: Elsevier, 2004.

SANCHEZ, Elie. **Fuzzy logic and the semantic web**. New York: Elsevier, 2006.

SANTOS, Alcione M.; SILVA, Aristófaes; MARTINS, Leonardo. A Neural -Bayesian Approach For Predicting Smear Negative Pulmonary Tuberculosis. VII Congresso Brasileiro de Redes Neurais, 2006.

SAVARIS, Silvana V.A.M. **Sistema Especialista para primeiros socorros para cães**. 2002. Dissertação de Mestrado- Ciência da Computação, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2002.

SILVA FO., D. et al . **Interpretação lingüística da operação ótima de uma usina hidroelétrica através de redes neurais nebulosas adaptáveis**. Sba Controle & Automação, Campinas, v. 14, n. 3, 2003. Disponível em: <[http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0103-17592003000300011&lng=pt&nrm=iso](http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0103-17592003000300011&lng=pt&nrm=iso)>. Acesso em: 25 Jun 2007.

SPERB, Rafael Medeiros. **Agentes Inteligentes fuzzys: uma ferramenta híbrida para a exploração de processos espaciais em zonas costeiras**. Tese de doutorado, Pós graduação em Engenharia de Produção, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2002.

TARONI, Franco. **Bayesian networks and probabilistic inference in forensis science**. New Jersey: John Wiley & Sons, 2006.

THÉ, Maria Alice Lagos. **Raciocínio baseado em casos uma abordagem fuzzy para diagnostico nutricional**. 2001. 170 f. Tese – Pós graduação em Engenharia de Produção, Universidade Federal de Santa Catarina, Santa Catarina, 2001.

TIBIRIÇÁ, Carlos Augusto Gonçalves. **Uma Abordagem Híbrida Fuzzy-Bayesiana para Modelagem de Incertezas**. Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2005.

BILÉSIMO, Vanessa Feliberto. Método para Integração de uma Base de Conhecimento de um Sistema Especialista Probabilístico Utilizando a Netica Java API. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação)-Curso Ciência da Computação, Universidade do Extremo Sul Catarinense, Criciúma, Santa Catarina, 2007.

WANG, Li-Xin. **A couse in fuzzy systems and control**. London: Prentice Hall, 1997.

WEBER, Leo; KLEIN, Pedro Antonio Trierweiler. **Aplicação da lógica difusa em software e hardware**. Canoas, RS: ULBRA - Universidade Luterana do Brasil, 2003.

WILLIAMSON, Jon. **Bayesian nets and causality**: philosophical and computational foundations. New York: Oxford University Press, 2005.

## BIBLIOGRAFIA COMPLEMENTAR

AZEVEDO, Fernando Mendes de; BRASIL, Lourdes Mattos; OLIVEIRA, Roberto Célio Limão de. **Redes neurais com aplicações em controle e em sistemas especialistas**. Florianópolis: Bookstore, 2000.

BARONE, Dante. **Sociedades artificiais**. Porto Alegre: Bookman, 2002.

COSTA, Ernesto; SIMÕES, Anabela. **Inteligência artificial: fundamentos e aplicações**. Lisboa: FCA, 2004.

GANASCIA, Jean Gabriel. **Inteligência Artificial**. São Paulo: Ática, 1997.

KOSKO, B. **Neural Networks and Fuzzy Systems: A Dynamical System Approach to Machine intelligence**. Prentice-Hall, Inc, 1992.

LUGER, George F. **Inteligência artificial: estruturas e estratégias para a solução de problemas complexos**. 4. ed. Porto Alegre: Bookmann, 2004.

SILER, William; BUCKLEY, James J. **Fuzzy expert systems and fuzzy reasoning**. New Jersey: Wiley, c2005.

WHITBY, Blay. **Inteligência artificial: um guia para iniciantes**. São Paulo: Madras, 2004.

## APÊNDICE

## APÊNDICE A

### Modelagem Híbrida da Incerteza *Fuzzy*-Bayes em um Sistema Inteligente na Área de Urologia

Rosangela Westphal da Silva<sup>1</sup>, Priscyla Waleska Targino de Azevedo Simões<sup>1,2,3</sup>,  
Rozenir Ramos<sup>2,3</sup>, Merisandra Côrtes de Mattos<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Grupo de Pesquisa em Inteligência Computacional Aplicada - Curso de Ciência da Computação - Unidade Acadêmica de Ciências, Engenharias e Tecnologias – Universidade do Extremo Sul Catarinense (UNESC) – Criciúma, SC – Brasil

<sup>2</sup>Grupo de Pesquisa em Informática Médica e Telemedicina (Kiron) – Curso de Ciência da Computação - Unidade Acadêmica de Ciências, Engenharias e Tecnologias - Universidade do Extremo Sul Catarinense (UNESC) – Criciúma, SC – Brasil

<sup>3</sup>Laboratório de Pesquisa em Informática Médica (LIM) – Curso de Medicina - Unidade Acadêmica de Ciências da Saúde – Universidade do Extremo Sul Catarinense (UNESC) – Criciúma, SC – Brasil

rosawestphal@hotmail.com, pri@unesc.net, rramos@engeplus.com.br,  
mem@unesc.net

**Abstract.** *This article presents a hybrid modeling for intelligent systems. For that were used two techniques of artificial intelligence focused on the treatment of uncertainties imprecise and random. Thus, the idea of hybrid modeling is applied in the data input of the system inaccurate evidence, that is a change made in the solution given by the theorem of bayes that generates a redistribution of probability vector output of the network bayesiana. Thus provides is an application that allows understand a reality shrouded in uncertainty, from a set of weights set by the specialist to the area of analysis. These weights express degrees of belief represented by values of probability and degrees of relevance.*

**Resumo.** *O presente artigo apresenta uma modelagem híbrida para sistemas inteligentes. Para tal foram utilizadas duas técnicas de inteligência artificial voltadas para o tratamento de incertezas imprecisas e aleatórias. Desta forma, a idéia da modelagem híbrida é aplicar nos dados de entrada do sistema evidências imprecisas, com isso, efetuou-se uma modificação na solução dada pelo teorema de bayes que gera uma redistribuição do vetor de probabilidades da saída da rede bayesiana. Desta forma disponibiliza-se uma aplicação que permite entender uma realidade envolta de incertezas, a partir de um conjunto de pesos definidos pelo especialista para o domínio de análise. Estes pesos expressam graus de crença representados por valores de probabilidade e graus de pertinência.*

## 1. Introdução

Os SE são programas modelados pelo conhecimento de especialistas, e que desempenham uma atuação semelhante a esse profissionais na solução de problemas, por isso têm o propósito de representar informações de um domínio específico da aplicação. Nesse aspecto, a inteligência computacional costuma utilizar somente uma

técnica para modelagem de seus sistemas, como as Redes Neurais (RN), o Raciocínio Baseado em Casos (RBC), entre outras, destacando-se nos sistemas baseados no conceito da incerteza, o raciocínio probabilístico e a lógica *fuzzy*.

Segundo Rezende (2003) o fato de utilizar somente uma técnica na modelagem de um sistema inteligente, em razão de suas limitações ou deficiência, pode não possibilitar a resolução de determinados problemas. Logo, utilizar duas abordagens da inteligência artificial pode resultar em uma solução melhor ao problema, quando comparada a usar um único método para o mesmo problema.

Observa-se nesse sentido, uma limitação das RB na aquisição do conhecimento para definição de uma base de conhecimento, pois o especialista precisaria definir uma enorme quantidade de probabilidades condicionais, o que torna o processo lento, e difícil de ser viabilizado (geralmente por falta de tempo). Por outro lado, segundo Rezende (2003), observa-se como limitação na LF, que as regras para inferência *fuzzy* são geradas a partir do conhecimento do especialista, cuja definição das funções de pertinência é normalmente baseada em sua avaliação subjetiva, sem considerar nenhum método de aprendizado.

Algumas aplicações da área da saúde costumam apresentar incertezas híbridas em seu raciocínio por deficiência ou limitação de uma das técnicas originais utilizadas, conforme é observado em alguns trabalhos desenvolvidos nessa área como descrito por Brignoli (2001).

Nesse sentido, Tibiriçá (2005) destaca como exemplo dessa questão na área da saúde, que no desenvolvimento de um sistema especialista de diagnóstico de distúrbios nutricionais, utilizou-se na aquisição do conhecimento uma das formas de tratamento de incerteza usualmente utilizada nessa área, que não resultou em uma modelagem satisfatória ao especialista do domínio de aplicação. Logo, verificou-se que esse assunto apresentava dois tipos distintos de incerteza, por imprecisão e por aleatoriedade, cujo tratamento conjunto resultou em um SIH, que, conforme opinião do engenheiro do conhecimento e especialista, foi melhor representado pela combinação da LF e do raciocínio probabilístico.

Busca-se com este artigo apresentar um sistema híbrido *fuzzy*-bayesiano, esperando-se contribuir para essa área de estudo de forma a explorar alguns potenciais da combinação da RB com a LF, para melhor representar um domínio de conhecimento da área de Urologia, com isso será disponibilizada uma ferramenta de apoio ao processo de ensino aprendizagem para a diferenciação de hiperplasia prostática benigna e câncer de próstata.

## 2. Modelagem da Incerteza

Na incerteza por aleatoriedade é possível representar prováveis situações incertas, por isso, utiliza uma extensão de lógica proporcional para todas as sentenças dado problema. Com isso a comunidade de IA reconheceu a necessidade de raciocinar probabilisticamente, hoje denominado-se de raciocínio probabilístico ou incerteza por aleatoriedade (KORB; NICHOLSON, 2004).

A incerteza por imprecisa baseia-se em dados vagos, os quais são representados por graus de pertinência em um conjunto nebuloso, que chega a uma conclusão (GRINT, 1997). Neste tipo de incerteza trabalha-se com informações vagas, ambíguas, qualitativamente incompletas ou imprecisas.

### 3. Raciocínio Probabilístico

Os primeiros sistemas computacionais para suporte de decisão foram construídos a partir dos anos 60 e eram, em grande parte, voltados para o problema da diagnose, que tratavam à incerteza aplicando uma forma restritiva, mas viável em computador, da teoria probabilística de Bayes. O Teorema de Bayes mostra uma maneira de calcular a probabilidade de um evento em particular, dado algum conjunto de observações que se tenha feito (RUSSELL; NORVIG, 2004).

A teoria da probabilidade bayesiana é uma extensão da teoria da probabilidade condicional, e permite associar uma nova evidência sobre uma hipótese com conhecimento prévio para chegar a uma estimativa da probabilidade de que a hipótese é verdadeira.

Os métodos bayesianos de análise são descritos como confiança parcial sobre condições de incerteza, onde as proposições são quantificadas com parâmetros numéricos significando o grau de confiança de acordo com alguma forma de conhecimento. Deste modo, pode-se definir a probabilidade como uma evolução do grau de confiança, no entanto, o tratamento da rede bayesiana é uma simples estrutura de funções probabilísticas e com um domínio de variáveis (WILLIAMSON, 2005).

A estatística bayesiana foi originada por Thomas Bayes, matemático inglês que viveu no século XVIII, cujos estudos em probabilidade resultaram no teorema de Bayes (RUSSELL; NORVIG, 2004).

Conforme Pearly (1988) o teorema de Bayes é um método quantitativo para a revisão de probabilidades conhecidas, com base em nova informação amostral. No processo de tomada de decisão, significa calcular uma probabilidade pela aplicação de um teste diagnóstico denominado probabilidade *a posteriori*, considerando as probabilidades já disponíveis (probabilidade *a priori*).

Quando melhor compreendido, o teorema se mostra como a lei fundamental que governa o processo de inferência lógica. O teorema é a base para analisar um conjunto de informações disponíveis e chegar a uma conclusão objetiva, expressa numericamente (KORB; NICHOLSON, 2004).

$$P(h/e) = \frac{P(e/h)P(h)}{P(e)}$$

Segundo Korb e Nicholson (2004), esse teorema afirma que a hipótese condicional de  $h$  em alguma evidência é igual à probabilidade de  $P(e/h)$ , o tempo que esta probabilidade ocorrer antes de qualquer evidência, normalizou dividindo por  $P(e)$ , onde tem-se a seguinte formulação,  $P(H_{i1}) * P(e/H_{i1}) + P(H_{i2}) * P(e/H_{i2})$ . Para que a probabilidade condicional de toda a hipótese soma um, no entanto não tem nenhuma controvérsia. Às novas convicções das hipóteses dado que a evidência é nova é chamado de condicional. As formas de representação do conhecimento probabilísticos utilizado em SEP são as redes bayesianas muito utilizada neste tipo de sistema.

A rede bayesiana é a forma de representação do conhecimento dos sistemas inteligentes que se baseiam na inferência bayesiana apresentando-se por meio de estruturas gráficas conhecidas como redes causais ou redes de probabilidades (NEOPOLITAN, 2004).

A base de conhecimento de uma RB é formada por probabilidades, baseadas no conhecimento de um ou vários especialistas, e os cálculos utilizados para gerar a saída são baseados no Teorema de Bayes. A quantidade de especialistas envolvidos no processo de aquisição do conhecimento é uma questão complexa, dado que, se a base for formada apenas na experiência de um especialista, pode ficar incompleta ou não satisfatória aos demais especialistas que utilizarem o sistema. Entretanto, diversos

especialistas envolvidos no processo de formação da base de conhecimento pode, não apenas, permanecer com os problemas anteriores como também aumentar ainda mais a complexidade deste processo que é um dos mais complexos no desenvolvimento de qualquer sistema inteligente que apresente uma base de conhecimento (WILLIAMSON, 2005).

Essa abordagem é utilizada para auxiliar no desenvolvimento de sistemas inteligentes capacitados para gerar possíveis soluções a diversos tipos de problemas, como por exemplo, diagnósticos médicos.

#### 4. Lógica Fuzzy

O termo *fuzzy* em língua inglesa pode ter diversos significados, mas o conceito básico deste adjetivo passa sempre pelo vago, indistinto, incerto e impreciso (REZENDE, 2003). Segundo Cox (2005) em 1965 o conceito de conjuntos *fuzzy* foi introduzido por Lotfi A. Zadeh na Universidade de Berkeley, o qual observou que as tecnologias disponíveis eram impossibilitadas de automatizar as atividades relacionadas a problemas que compreendem situações ambíguas.

Os conjuntos *fuzzy* possibilitam manipular e representar informações que não são precisas e que são expressas em variáveis lingüísticas<sup>22</sup>, que compreendem a capacidade de classificar, de forma imprecisa, os vários vértices de um problema, em termos de conceitos qualitativos em contrapartida aos quantitativos (WEBER; KLEIN, 2003). Como exemplos deste raciocínio podem ser listadas palavras que não imprimem um significado muito específico a sua semântica nas palavras como: muito quente, muito frio, caro, barato, forte, rico e tantas outras. Nesse contexto, a ciência tem demonstrado que representar as variáveis lingüísticas nos sistemas inteligentes possibilita incrementar o raciocínio do homem nos sistemas computacionais.

Os sistemas *fuzzy* aliam a flexibilidade do tipo de representação simbólica dos conhecimentos normais nos sistemas especialistas convencionais entre outros, com a capacidade dos cálculos numéricos das técnicas baseadas nos sistemas biológicos (CAMPOS; SAITO, 2004).

Nesse contexto, os conjuntos *fuzzy* são definidos por uma função de pertinência (FP) e, desta forma, símbolos e essas funções podem também ser usados como notação dos conjuntos *fuzzy* associados (CAMPO, SAITO, 2004).

Esta função é chamada de GP e o conjunto de temperatura definido como um CF. De forma corrente, a amplitude mais usada, para os valores de pertinência é o intervalo  $[0,1]$ , sendo que cada FP conduz os elementos de um dado conjunto universo A (temperatura baixa), que será sempre um conjunto “*crisp*” em números reais em  $[0,1]$ .

Segundo Cox (2005) os sistemas baseados em LF possuem como função principal, a redução dos custos de desenvolvimento, execução e manutenção, com isso tem-se a necessidade de estruturar um sistema *fuzzy*. O sistema *fuzzy* tem a estrutura dos sistemas especialistas utilizando-se dessas características da LF para o tratamento incerto. A estrutura modelo de um sistema *fuzzy* mescla quatro elementos importantes: a fuzzificação, inferência, base de regras e a defuzzificação (BADIRU, 2002).

Vale lembrar que nem todos os sistemas *fuzzy* possuem o componente da fuzzificação, pois a presença deste componente faz-se útil tão somente quando for desejado um valor direto como a saída do sistema (COX, 2005).

A fuzzificação é um processo de transformação das entradas abruptas para *fuzzy*, que primeiramente são determinadas às FP para cada uma sendo definidas as

<sup>22</sup> As variáveis lingüísticas são usadas no lugar de números e permitem que sejam moldadas nas indicações lingüísticas como, muito baixo, baixo, alto, muito alto (Cox, 2005).

funções, o processo recebe valores de entrada que são comparadas às FP armazenadas, dando origem às entradas *fuzzy* (GRINT, 1997).

A inferência é o processo que combina os CF e seus respectivos GP com as regras existentes em sua base e utiliza operadores *fuzzy* nesta inferência.

A FP apresenta-se como o critério que define o grau de constância/pertinência que o elemento pertencerá a um dado conjunto, constando esse valor em um determinado intervalo entre 0 e 1.

A Regra *fuzzy* (RF) determina um conhecimento específico e o conjunto das regras representa o conhecimento necessário sobre o problema em questão. Toda RF compreende a parte antecedente e conseqüente, a sua estrutura é mostrada por meio de: SE {ANTECEDENTES}; então {CONSEQUENTE}. A medida de adequação de cada regra é definida de acordo com o conectivo utilizado para programar a suas premissas (COX, 2005).

Na defuzzyficação converte um conjunto *fuzzy* de saída de um sistema em um valor *crisp* correspondente. Esse processo é importante para decifrar o significado da ação imprecisa usando a FP e também para resolver conflitos entre ações de competição (BADIRU, 2002).

Conforme descrito por Bittencourt (1998) a teoria *fuzzy* tem sido usada com sucesso em diversas áreas industriais e governamentais, tais como controladores *fuzzy* em usinas nucleares, processos químicos e biológicos e refinarias. E da mesma forma, em aparelhos eletrodomésticos, tais como: máquina de lavar, câmeras fotográficas, sistemas de ventilação, área médica e econômica ou em qualquer área aonde é útil trabalhar com incertezas.

## 5. Hibridismo *Fuzzy*-Bayes

Conforme Rezende (2003) o conceito de SH ou de método híbrido de aquisição de conhecimentos é bastante amplo e pode englobar diferentes tipos de abordagens. De uma maneira mais geral, pode-se descrever que todo o sistema que integra dois ou mais métodos diferentes da IA para a solução de um problema apresenta o conceito de hibridismo.

Apesar dos SH serem mais complexos e difíceis de implementar, devido ao fato de serem compostos por múltiplos módulos e também por necessitarem que estes módulos interajam entre si, mesmos assim estes sistemas tem sido muito estudados e aplicados (HUDSON; COHEN, 1999). Primeiramente concentrará nas principais vantagens advindas de sua utilização.

A integração de duas técnicas complementares permite que uma complete as deficiências da outra de forma a obter um melhor desempenho, ao usarmos diferentes técnicas de aquisição e de representação de conhecimentos tem-se a capacidade do sistema de adquirir novas informações, e também, este sistema não tenha apenas uma visão parcial, e limitada pelas imposições e restrições de um único método, dificultando a obtenção de uma solução para um determinado problema tratado (REZENDE, 2003).

Assim como os seres humanos, os SIH procuram por meio da integração métodos automáticos transcreverem a inteligência humana. Ao integrar diferentes tipos de representação de conhecimentos: exemplos (casos típicos), contra exemplos (casos atípicos), regras e predicados lógicos, regras *fuzzy*, probabilidades, etc., trocam-se informações e conhecimentos entre os seus módulos, o que usualmente, lhe confere uma característica de um sistema que evolui no tempo, construindo o conhecimento de interações entre o usuário e entre os diferentes módulos do sistema

E muitas vezes, ao combinar múltiplos módulos, teremos assim um sistema que deve ser mais robusto, e que aceite certas contradições e conflitos cognitivos entre

os seus módulos. Isto até pode vir a ser um problema, mas se for bem explorado poderá nos trazer grandes vantagens. Busca-se com o uso dos sistemas híbridos é a integração de múltiplos módulos que cooperam entre si, cada um com suas especificidades, visando em conjunto o tratamento de um objetivo comum.

Este tipo de sistema utiliza a capacidade das incertezas aleatórias e imprecisas no desenvolvimento de sistemas inteligentes sendo de responsabilidade do engenheiro do conhecimento, determinar qual é a abordagem mais adequada, baseando-se na análise do domínio da aplicação.

Conforme Pelikan (2005) as redes bayesianas são uma alternativa para modelar domínios que apresentam incertezas aleatória. Porém quando identificadas incertezas imprecisas no domínio de aplicação, Brignoli (2001) propôs uma modificação no Teorema de Bayes para reconhecer a imprecisão existente nas informações para o dado problema.

## 6. Trabalho desenvolvido

Esse artigo propõe um estudo e utilização da abordagem híbrida *fuzzy*-bayesiana, para o desenvolvimento de uma aplicação na área da saúde, resultante da escolha da melhor forma de integração dessas teorias.

### 6.1 Levantamento Bibliográfico

O levantamento bibliográfico constituiu nos assuntos abordados durante o processo de desenvolvimento desta pesquisa. Primeiramente foram descritos alguns tipos de raciocínios, realizando um estudo sobre os temas de: imprecisão, aleatoriedade e hibridismo.

Ainda nesta etapa foram descritos alguns trabalhos correlatos sobre hibridismo a partir de: monografias, dissertações de mestrado, teses de doutorado, artigos publicados em periódicos e eventos científicos, além de bibliografias conceituadas.

### 6.2 *Shell* Modelagem Bayesiana

A *shell* para a modelagem bayesiana é empregada nesta pesquisa para diminuir a complexidade matemática e computacional do problema a ser resolvido.

Como a representação do conhecimento em sistemas probabilísticos é dada pelas RB, por isso foi escolhida a *shell* Netica<sup>23</sup> nesta pesquisa, e também pelo fato da Unesc contar com uma licença educacional, além de ser de fácil utilização, e principalmente por oferecer diversas API para a integração com variados ambientes de desenvolvimento como o NetBeans<sup>24</sup> (linguagem Java), C++ Builder<sup>25</sup> (linguagem C++), entre outros.

### 6.3 Ambiente de desenvolvimento do Sistema híbrido *fuzzy*-bayesiano

O ambiente de desenvolvimento escolhido nesta pesquisa é o NetBeans IDE 5.5 que é uma ferramenta para programação na linguagem Java, *opensource*<sup>26</sup>.

A linguagem Java e o ambiente NetBeans também foram escolhidos em virtude da *shell* Netica oferecer para a linguagem Java uma de suas API mais atualizada Netica Java API<sup>27</sup> (BILÉSIMO, 2007).

<sup>23</sup> Netica Bayesian Network Software from Norsys. Norsys Software Corp. Disponível em: <http://www.norsys.com>. Acesso: 15 ago. 2007;

<sup>24</sup> NetBeans Disponível em: <http://www.netbeans.org>. Acessado: 15 ago. 2007;

<sup>25</sup> Borland the open Alm Company. Disponível em: <http://www.borland.com/br>. Acesso 15 ago. 2007.

<sup>26</sup> Disponível gratuitamente.

Assim, esse ambiente foi usado para o desenvolvimento da interface com o usuário, integração da Netica Java API ao ambiente NetBeans e modelagem *fuzzy* do conhecimento.

#### 6.4 Problemática para o estudo de caso

A problemática para o estudo de caso para a modelagem híbrida *fuzzy*-bayesiana é Câncer de Próstata (CP) e hiperplasia prostática benigna (HPB) na área de Urologia.

O Grupo de Pesquisa em Informática Médica e Telemedicina (Kiron) buscam o desenvolvimento científico - tecnológico, e oferece alternativas para proporcionar diminuição de custos e melhoria na qualidade de serviços na área de informática em saúde, por esse motivo, dispõe de pesquisadores da área médica e tecnológica para o desenvolvimento de pesquisas. Atualmente o médico vinculado ao Kiron atua nesta área de Urologia, e conseqüentemente foi escolhido para ser o especialista da área médica nesta pesquisa.

Para a definição do tema a ser abordado no sistema híbrido, o especialista que também atua no curso de medicina da Unesc apresentou a necessidade de uma ferramenta de apoio ao processo de ensino aprendizagem de assuntos relacionados a essa área, considerando que a principal dificuldade diz respeito à diferenciação entre os conceitos voltados ao diagnóstico de hiperplasia prostática benigna e câncer de próstata.

Após sugestão da problemática a ser utilizada para o estudo de caso, ou seja, diagnóstico de HPB e CP, verificou-se na literatura que o CP já é o terceiro tumor maligno mais diagnosticado no Brasil e o quinto que mais leva o óbito (INCA, 2005).

Conforme raciocínio apresentado pelo especialista que indica principalmente a incerteza por aleatoriedade, verificou-se também a presença de imprecisão nas evidências do PSA total (normal e alterado) e Densidade do PSA (normal e alterado).

#### 6.5 MODELAGEM DO SISTEMA

A modelagem do sistema foi realizada com o objetivo de simplificar e padronizar a interface além de facilitar o desenvolvimento e a interação com o usuário. Esta atividade baseou-se na *Unified Modeling Language* (UML) pela ferramenta Pacestar, por meio do diagrama de caso de uso.

A Figura 1 ilustra o diagrama de caso de uso do sistema que demonstra a interação do usuário com a aplicação.

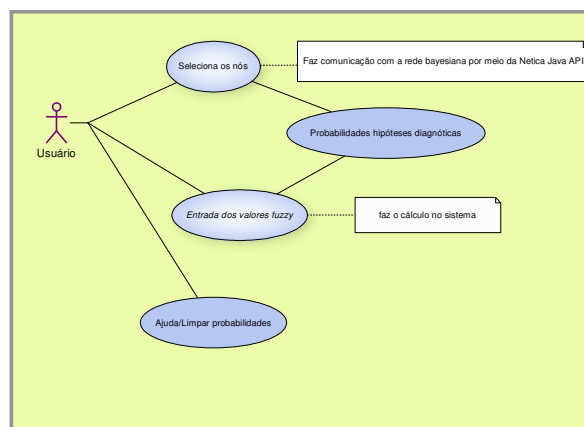


Figura 35. Diagrama de Caso de Uso

<sup>27</sup> Encontra-se no *site*: <http://www.norsys.com/netica-j.html>.

O usuário pode selecionar o *nós* ou entrar com os valores (PSA Total e peso da próstata) que são as entradas *fuzzy* do sistema, calculando assim as probabilidades das hipóteses diagnósticas, e ainda o usuário poderá verificar o item ajuda ou limpar as probabilidades já digitadas.

## 6.6 Aquisição e Representação do Conhecimento

Foram definidas as hipóteses diagnósticas relevantes a esse domínio de estudo, bem como as evidências necessárias para chegar ao diagnóstico. Considerando que as hipóteses diagnósticas estabelecidas são HPB e CP, os sinais e sintomas definidos foram: disúria, febre, obstrução com sensação de não esvaziamento vesical, urinar com intervalo menor que duas horas, jato urinário fraco, acordar várias vezes à noite para urinar, e para auxiliar, alguns exames que são usados para o diagnóstico como PSA total, densidade do PSA, toque retal e USTR.

Com relação ao hibridismo definiu-se que o raciocínio aleatório seria utilizado em todas as evidências com exceção do PSA total e densidade do PSA que conforme descrito anteriormente apresentam imprecisão.

## 6.7 Aquisição e Representação do Conhecimento Bayesiano

A definição das probabilidades condicionais da RB se deu por meio de diversas entrevistas com o especialista, principalmente pelo fato do especialista não contar com uma base de dados estruturada, que poderia ser utilizada para aprendizagem bayesiana.

Definidas as probabilidades das hipóteses diagnósticas e evidências, sinais e sintomas, foi realizada a representação do conhecimento por meio de uma rede bayesiana, construída na *shell* Netica, ilustrada na Figura 2, composta de um *nó* para representar as hipóteses diagnósticas (CP, HPB), e outros nove *nós* (disúria, febre, obstrução, esforço para urinar, jato urinário fraco, intervalo para urinar menos de 2 horas, toque retal, cultura da urina, USTR) para representar os sinais e sintomas a serem considerados no diagnóstico.

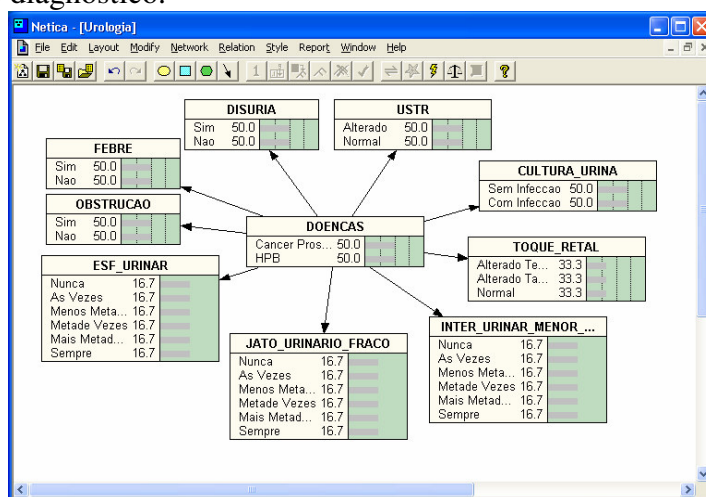


Figura 36. Representação do conhecimento por meio de Rede Bayesiana

## 6.8 Aquisição e Representação do Conhecimento Fuzzy

Seguindo-se com a aquisição do conhecimento das informações consideradas para o diagnóstico de HPB e CP passou-se à definição dos CF necessários para representar o PSA Total e a densidade do PSA, que conforme descrito anteriormente apresenta imprecisão podendo ser alterado ou normal.

Assim, as FP L e trapezoidal, ilustradas na Figura 3 foram escolhidas para o PSA total por não terem sido estudadas em outras pesquisas de híbrida *fuzzy*-bayes e também obteve um resultado satisfatório para esta pesquisa.

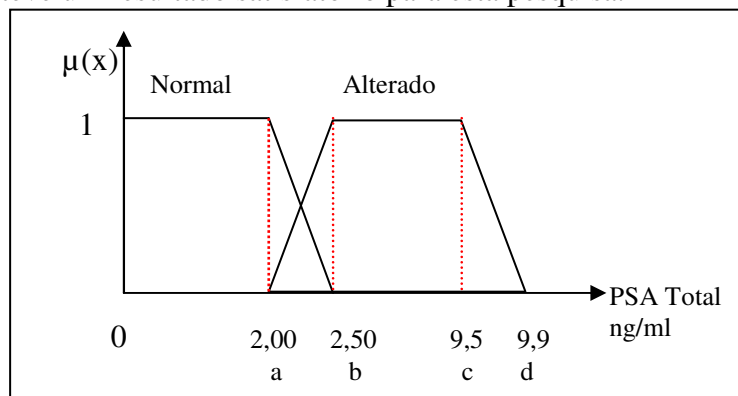


Figura 3. Função L e trapezoidal do PSA Total

Conforme ilustrado na Figura 3 o PSA Total, apresenta dois CF normal e alterado, considerando-se que o primeiro representado pela função L que varia entre 0 e 2,5 ng/ml, e o segundo representado pela função trapezoidal que varia entre 2,00 e 9,99 ng/ml.

Para o exemplo da modelagem matemática *fuzzy* considerando o valor de entrada do PSA Total de 2,4 ng/ml esse valor é fuzzificado pela FP conforme as equações demonstradas abaixo. Aplicando as fórmulas das funções tem-se:

$$f(\mu(Normal)) = \begin{cases} 1, x \leq a \\ (b-x)/(b-a), a < x < b \\ 0, x \geq b \end{cases} \quad f(\mu(Alterado)) = \begin{cases} 0, x \leq a \\ (x-b)/(a-b), a < x < b \\ 1, b \leq x \leq c \\ (d-x)/(d-c), c < x < d \\ 0, x \geq d \end{cases}$$

$$\mu(Normal) = \frac{2.5 - 2.4}{2.5 - 2.0} = \frac{0.1}{0.5} = 0.20$$

$$\mu(Alterado) = \frac{2.4 - 2.5}{2.0 - 2.5} = \frac{-0.1}{-0.5} = 0.20$$

## 6.9 Modelagem Híbrida Fuzzy-Bayesiana

A modelagem híbrida *fuzzy*-bayesiana utilizou-se a teoria proposta por Brignoli (2001) e posteriormente por Tibiriçá (2005).

Esta teoria apresenta uma modificação ao teorema de Bayes representada pela Fórmula 1, que conforme descrito por Brignoli (2001) apresenta uma solução para a inserção de dados imprecisos no raciocínio resolvido pelo teorema de Bayes.

$$P(H_i/\delta) = \frac{P(\delta/H_i)}{P(\delta)}, \quad (1)$$

Numerador

$$P(\delta/H_i) = (P(\delta/H_{i1}) * \mu_{i1}) + (1 - P(\delta/H_{i2}) * \mu_{i2}) * P(H_i), \quad (2)$$

Denominador

$$P(\delta) = \sum [(P(\delta/H_{i1}) * \mu_{i1}) + (1 - P(\delta/H_{i2}) * \mu_{i2}) * P(H_i)] \quad (3)$$

Onde:

g)  $P(\delta/H_i)$ : representa as probabilidades da evidência *fuzzy* dado uma hipótese *i*.

- h)  $\mu_{ij}$ : é o primeiro grau de pertinência obtido pela aplicação de uma função de pertinência. É um valor no intervalo [0,1];
- i)  $(1 - P(\delta/H_i))$ : representa os complementos das probabilidades da categoria difusa. Estas probabilidades são valores no intervalo [0,1];
- j)  $\mu_{ij}$ : é o segundo grau de pertinência obtido pela aplicação de uma função de pertinência. É um valor no intervalo [0,1];
- k)  $P(H_i)$ : representa cada probabilidade da categoria da hipótese  $i$ . Estas probabilidades são valores no intervalo [0,1];
- l)  $n$ : representa a quantidade de categorias que uma hipótese pode possuir (variável de saída).

Quando se tem mais de uma evidência é necessário alterar a fórmula 6 resultando na Fórmula 9, que apresenta no numerador o somatório das probabilidades e evidência *fuzzy* dado uma hipótese  $i$ ; e no denominador é o somatório das probabilidades das evidências difusas:

$$P(H_i/\delta) = \frac{\sum P(\delta/H_i)}{\sum P(\delta)} \quad (4)$$

## 6.10 RESULTADOS OBTIDOS

O sistema denominado Centauro é apresentado ao usuário pela versão desktop e também por uma *applet*<sup>28</sup> que permite o seu acesso pela Internet para fácil acesso dos usuários, que este proporciona o armazenamento das probabilidades iniciais do vetor de hipóteses diagnósticas, as probabilidades condicionais e ainda, os cálculos resultantes das operações da modelagem *fuzzy*, bem como um módulo de explicação, onde o caminho percorrido, ou seja, os sinais e sintomas podem ser visualizadas neste módulo.

A figura 7 ilustra a tela inicial do sistema híbrido *fuzzy*-bayesiano, onde se encontra várias funcionalidades dentre estas as barras de progressão das hipóteses diagnósticas.

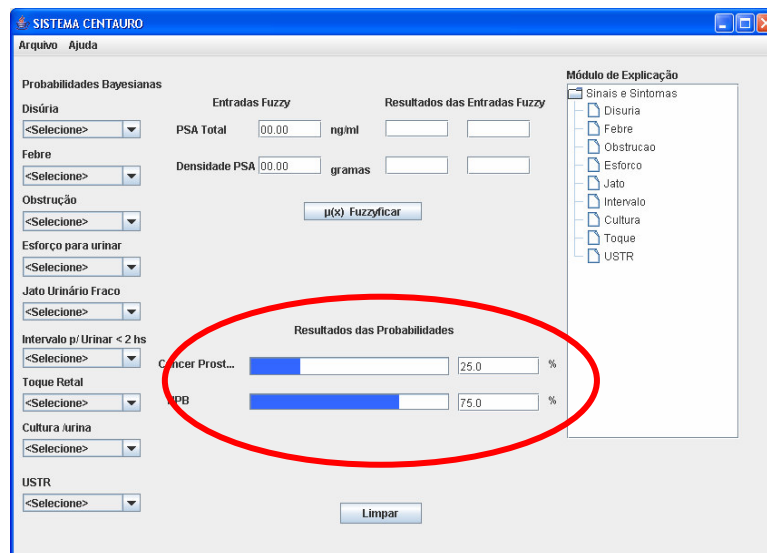


Figura 4. Tela Inicial do Sistema

<sup>28</sup> É um software aplicativo que é executado no contexto de outro programa, elas geralmente tem algum tipo de interface de usuário ou fazem parte dentro de uma página da internet, tem a capacidade de interagir com o usuário e/ou influenciar seu programa hospedeiro.

## 7. Conclusão

O sistema Centauro é uma ferramenta para o apoio ao processo ensino aprendizagem na diferenciação entre os conceitos voltados para o diagnóstico de CP e HPB.

Este sistema foi desenvolvido para desktop e uma *applet* para o usuário ter acesso pela Internet, para auxiliar na diferenciação da HPB e CP na área de Urologia.

## References

- BADIRU, Adedeji Bodunde; CHEUNG, John Y. **Fuzzy Engineering Expert Systems with Neural Network Applications**. New York: J. Wiley, 2002.
- BRIGNOLI, J. T. **Modelo Híbrido Fuzzy-Probabilístico: uma alternativa para sistemas especialistas**. Dissertação de Mestrado, Pós-Graduação em Ciência da Computação, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, Santa Catarina, 2001.
- CAMPOS, Mario Massa de; SAITO, Kaku. **Sistemas inteligentes em controle e automação de processos**. Rio de Janeiro: Ciência Moderna, 2004.
- COX, Earl. **Fuzzy modeling and genetic algorithms for data mining and exploration**. California: Morgan Kaufmann, 2005.
- GRINT, K. **Fuzzy Management: Contemporary Ideas and Practices at Work**. Oxford University Press, 1997.
- HUDSON, Donna L.; COHEN, Maurice E. **Neural networks and artificial intelligence for biomedical engineering**. New York: IEEE, 1999.
- KORB, Kevin B.; NICHOLSON, Ann E. **Bayesian artificial intelligence**. Florida: Chapman & Hall, 2004.
- NEAPOLITAN, Richard E. **Learning bayesian networks**. New Jersey: Pearson Prentice Hall, 2004.
- PELIKAN, Martin. **Hierarchical bayesian optimization algorithm: toward a new generation of evolutionary algorithms**. Berlin: Springer, 2005.
- REZENDE, S. O. **Sistemas inteligentes: fundamentos e aplicações**. São Paulo: Manole, 2003.
- RUSSELL, S. J.; NORVIG, P. **Inteligência artificial**. Tradução da segunda edição. Rio de Janeiro: Elsevier, 2004.
- TIBIRIÇÁ, Carlos Augusto Gonçalves. **Uma Abordagem Híbrida Fuzzy-Bayesiana para Modelagem de Incertezas**. Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2005.
- WILLIAMSON, Jon. **Bayesian nets and causality: philosophical and computational foundations**. New York: Oxford University Press, 2005.
- WEBER, Leo; KLEIN, Pedro Antonio Trierweiler. **Aplicação da lógica difusa em software e hardware**. Canoas, RS: ULBRA - Universidade Luterana do Brasil, 2003.