

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA
COMPUTAÇÃO**

Priscyla Waleska Targino de Azevedo Simões

**SACI – SISTEMA DE APOIO NA AVALIAÇÃO DE
DISTÚRBIOS DO CRESCIMENTO INFANTIL**

Dissertação submetida à Universidade Federal de Santa Catarina como parte dos requisitos para a obtenção do grau de Mestre em Ciência da Computação.

Silvia Modesto Nassar, Dr^a
Orientadora

Florianópolis, Junho de 2001

SACI – SISTEMA DE APOIO NA AVALIAÇÃO DE DISTÚRBIOS DO CRESCIMENTO INFANTIL

Priscyla Waleska Targino de Azevedo Simões

Esta Dissertação foi julgada adequada para a obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação Área de Concentração Sistemas de Conhecimento e aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação.

Fernando Álvaro Ostuni Gauthier, Dr.
Coordenador do Curso

Banca Examinadora

Silvia Modesto Nassar, Dr^a.
Orientadora

Fernando Mendes de Azevedo, Dr.

Anita Maria da Rocha Fernandes, Dr^a.

Maria Marlene de Souza Pires, Dr^a.
Co-Orientadora

Aos meus amados pais Sonia e César.
À minha querida amiga Anita.

AGRADECIMENTOS

Tenho muito a agradecer as pessoas que entraram em minha vida, e mais do que contribuição a essa pesquisa, se tornaram meus amigos do coração. Por isso, agradeço a Deus, que os colocou em meu caminho, e a eles, agradeço especialmente:

À Anita Maria da Rocha Fernandes, motivadora e incentivadora desse trabalho.

À minha mãe Sonia por me mostrar o caminho da sensibilidade e espiritualidade, e meu pai César, pela razão, determinação, e garra que me passou. Agradeço a vocês por me amarem tanto.

Ao meu querido avô que esteve durante toda a minha vida acadêmica me apoiando.

À Silvia Modesto Nassar e Maria Marlene de Souza Pires, orientadoras e amigas, pessoas iluminadas, ensinaram-me que os momentos da vida eram para aprender e ensinar, e novamente ensinar, e com isso aprender, vivendo, trabalhando, e principalmente, sendo.

À Merisandra Côrtes de Mattos, minha amiga, minha irmã, que me ajudou e muito em todos os momentos.

À Ana Paula Soares Fernandes, e Elizabeth Soares Fernandes, pela amizade.

À Maria de Lourdes de Souza e Rosangela Leonor Goulart, que como chefes e amigas, representaram modelos profissionais a seguir, me fazendo forte.

Ao pessoal da Repensul, Susana, Adriano, Carlos, Cristian, e Prof^o Fernando, pela força dada nos momentos difíceis, pelo incentivo e companheirismo ...

Meu irmão pelos momentos de paz que propiciou, e meu sobrinho por ser essa pessoa doce que é.

A Verinha e Val pelo carinho, paciência e compreensão.

A Cristiane Koehler, por todo o apoio no desenvolvimento do SACI.

A todos aqueles que contribuíram para o desenvolvimento dessa pesquisa.

RESUMO

O presente trabalho refere-se ao SACI – Sistema de Apoio na Avaliação de Distúrbios do Crescimento Infantil, que se propõe a realizar o diagnóstico precoce de distúrbios associados à falência do crescimento infantil, em crianças com até 2 anos. O SACI explora o raciocínio probabilístico em sistemas especialistas, tendo sido desenvolvido para a plataforma Windows, no ambiente Delphi 5, utilizando as *DLL's* da *shell* Netica para esse ambiente de programação. O SACI permite que o diagnóstico seja realizado, de forma a disponibilizar os dados relacionados à evolução do crescimento da criança graficamente, e que sejam investigadas as suspeitas de perda de peso e altura da criança, por meio de evidências a serem observadas. Na avaliação realizada junto a médicos pediatras, especialistas do domínio de conhecimento, verificou-se que o SACI é de fácil utilização, apresentando resultados satisfatórios às diversas consultas realizadas.

ABSTRACT

The present work mentions the SACI - System of Support in the Evaluation of Riots of the Infantile Growth, that if considers to carry through the precocious diagnosis of riots associates to the bankruptcy of the infantile growth, in children with up to 2 years. The SACI explores the probabilist reasoning in expert systems, having been developed for the Windows platform, in the environment Delphi 5, using the DLL's of shell Netica for this environment of programming. The SACI allows that the diagnosis is carried through, of form to graphically viewing the data related to the evolution of the growth of the child, and that weight and height of the child are investigated the suspicion of loss of, by means of evidences to be observed. In the carried through evaluation together the pediatric doctors, experts of the knowledge domain, was verified that the SACI is of easy use, presenting resulted satisfactory to the diverse carried through consultations.

SUMÁRIO

AGRADECIMENTOS.....	iv
RESUMO	v
ABSTRACT.....	vi
SUMÁRIO	vii
LISTA DE FIGURAS	x
LISTA DE TABELAS	xi
LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS	xii
CAPÍTULO I INTRODUÇÃO	1
1.1 Objetivos do Trabalho	2
1.1.1 Objetivo Geral.....	2
1.1.2 Objetivos Específicos	2
1.2 Justificativa do Trabalho	3
1.3 Estrutura do Trabalho	5
CAPÍTULO II INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL	7
2.1 Abordagens da Inteligência Artificial	8
2.2 Principais Modelos de Inteligência Artificial.....	9
2.3 Representação do Conhecimento	10
CAPÍTULO III SISTEMAS ESPECIALISTAS	13
3.1 Estrutura de um Sistema Especialista.....	14
3.2 Utilização dos Sistemas Especialistas.....	16
3.3 Sistemas Especialistas de Apoio à Decisão Médica.....	17
3.4 Classificação dos Sistemas Especialistas de Apoio à Decisão Médica.....	19
CAPÍTULO IV TRATAMENTO DA INCERTEZA	21
4.1 Modelos para Representar e Tratar Conhecimento com Incerteza	23
4.1.1 Fatores de Certeza	23
4.1.2 Teoria de Dempster-Shafer	25
4.1.3 Conjuntos Difusos.....	25
4.1.4 Probabilidade e Teorema de Bayes	26
4.2 O Processo de Diagnóstico Médico e os Tipos de Raciocínio.....	27
CAPÍTULO V SISTEMAS ESPECIALISTAS PROBABILÍSTICOS	29

5.1 Probabilidade.....	30
5.1.1 Eventos Compostos.....	31
5.1.2 Terminologia	31
5.1.3 Eventos Disjuntos.....	32
5.1.4 Axiomas e Propriedades de Probabilidade.....	32
5.1.5 Probabilidade Condicional.....	33
5.1.6 Propriedades da Probabilidade Condicional	34
5.1.7 Razões de Probabilidade	34
5.2 Teorema de Bayes	35
5.2.1 Atualização Bayesiana para uma Nova Evidência.....	36
CAPÍTULO VI SISTEMAS ESPECIALISTAS PROBABILÍSTICOS.....	39
APLICADOS À MEDICINA.....	39
5.1 DXplain.....	40
5.2 QMR – Quick Medical Reference.....	40
5.3 DIAVAL.....	41
5.4 DIABNET	41
5.5 Mammonet	41
5.6 DiagSD – Sistema para Diagnóstico na Área das Doenças do Sono	42
5.7 Sistema de Auxílio ao Diagnóstico Diferencial de Cefaléia.....	42
5.8 SISSPAN – Sistema Pediátrico para Avaliação Nutricional.....	44
5.9 Modelo Híbrido Difuso-Probabilístico: Uma abordagem para Sistemas Especialistas.....	45
5.10 SEDIN	46
CAPÍTULO VII DOMÍNIO DE APLICAÇÃO.....	48
7.1 Avaliação do Estado Nutricional.....	48
7.1.1 Curva do Crescimento	49
7.1.2 Escore Z.....	49
7.2 Distúrbios do Crescimento Infantil associados à Falência do Crescimento e suas Etiologias	50
7.2.1 Conceito	50
7.2.2 Epidemiologia	51
7.2.3 Diagnóstico.....	51

7.2.4 Síndrome de Má Absorção	54
7.2.4.1 Intolerância a proteína do leite de vaca	54
7.2.4.2 Intolerância a Lactose.....	57
7.2.5 Deficiência de Ferro	58
7.3 Evidências a serem observadas para o diagnóstico de distúrbios relacionados à falência do crescimento infantil.....	58
7.3.1 Diarréia	58
7.3.2 Taxa de Ferritina	60
7.3.3 D-Xilosemia	61
7.3.4 Desnutrição Energético-Protéica.....	61
CAPÍTULO VIII DESENVOLVIMENTO DE UM SISTEMA ESPECIALISTA PROBABILÍSTICO NA AVALIAÇÃO DE DISTÚRBIOS DO CRESCIMENTO INFANTIL.....	63
8.1 Etapas de Desenvolvimento do SACI.....	63
8.1.1 Aquisição do Conhecimento	64
8.1.2 Representação do Conhecimento	65
8.1.2.1 Refinamento da Base de Conhecimento do SACI.....	66
8.1.3 Implementação do SACI.....	66
8.1.3.1 Funções API Disponíveis pela <i>Shell</i> Netica	66
8.1.4 Desenvolvimento da Interface com o Usuário	67
8.1.5 Avaliação do Sistema.....	72
8.1.5.1 Matriz Confusão	73
8.1.6 Consulta ao Sistema	73
CAPÍTULO IX CONCLUSÕES.....	79
9.1 TRABALHOS FUTUROS.....	80
BIBLIOGRAFIA.....	82
Anexo I Funções API do Netica utilizadas no SACI.....	89

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Um caso de evolução do crescimento infantil de acordo com o peso	4
Figura 2 - Componentes básicos de um sistema especialista	14
Figura 3 – Rede Bayesiana do Sistema de Auxílio ao Diagnóstico Diferencial de Cefaléia	43
Figura 4 - A rede bayesiana do SISPAN	44
Figura 5 – Tela de consulta do SISPAN	45
Figura 6 – Diagnóstico para desnutrição por introdução do leite de vaca	55
Figura 7 - Rede Bayesiana do sistema SACI	65
Figura 8 – Tela para consulta de suspeitas do SACI.....	68
Figura 9 – Tela de suspeitas e análise recordatória do SACI.....	69
Figura 10 – Tela de análise gráfica da evolução do crescimento do SACI.....	70
Figura 11 – Tela de Evidências do SACI.....	71
Figura 12 – Tela de Diagnósticos do SACI.....	71
Figura 13 – Raciocínio seguido e Diagnóstico.....	71
Figura 14 - Tela de Ajuda do SACI	72
Figura 15 – Consulta a Rede Bayesiana do SACI.....	76
Figura 16 – Diagnósticos fornecidos pela Rede Bayesiana	78

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Um caso de evolução do crescimento infantil de acordo com o peso ...	4
Tabela 2 – Probabilidades a priori do SACI	64
Tabela 3 - Distribuição das probabilidades <i>a priori</i> evidências do SACI.....	65
Tabela 4 – Matriz confusão da validação do SACI.....	73
Tabela 5 – Análise Recordatória de uma consulta ao SACI.....	74
Tabela 6 - Resultado do escore Z de uma consulta ao SACI.....	74
Tabela 7 - Critérios para análise do escore Z para peso	75
Tabela 8 - Critérios para análise do escore Z para altura.....	75

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

SEP – Sistema Especialista Probabilístico

IA – Inteligência Artificial

SE – Sistema Especialista

OMS – Organização Mundial da Saúde

FC – Falência do Crescimento

FCO – Falência do Crescimento Orgânica

FCF – Falência do Crescimento Funcional

APG – Alergia a proteína Heterólogas

APLV – Alergia a Proteína do Leite de Vaca

LV – Leite de Vaca

TRO - Terapia de Reidratação Oral

PNDS - Pesquisa Nacional sobre Demografia e Saúde

DEP – Desnutrição Energético-Protéica

SIDENP - Sistema Integrado de Diagnóstico e Educação em Nutrição Pediátrica

CAPÍTULO I

INTRODUÇÃO

A evolução da inteligência artificial tem proporcionado resultados satisfatórios quanto à aplicabilidade das técnicas inteligentes, no meio científico, tecnológico, como também em aplicações voltadas à área médica, econômica, política e social, entre outros.

Dentre os principais modelos de inteligência artificial, tem-se os sistemas especialistas probabilísticos, que trabalham com a incerteza num domínio de conhecimento, por meio da distribuição de probabilidades condicionais em redes bayesianas. Sistemas como estes, têm sido aplicados com sucesso na área médica, uma vez que trabalham com a incerteza presente nas informações e no raciocínio médico.

A abordagem probabilística proporciona consistência e confiabilidade, possuindo flexibilidade e meios operacionais de avaliação, crítica e aprendizado de dados, além de oferecer uma metodologia bastante adequada à compreensão humana (LINDLEY, 1982), (CHEESEMAN, 1985).

Este trabalho consiste no desenvolvimento de um sistema especialista probabilístico, denominado SACI – Sistema de Avaliação de Distúrbios do Crescimento Infantil. Este sistema se propõe a realizar o diagnóstico de doenças relacionadas à falência do crescimento infantil, tais como: deficiência de ferro, má absorção alimentar e demais etiologias generalizadas.

Tendo em vista a evolução do crescimento infantil é importante realizar o diagnóstico precoce dos distúrbios relacionados à falência do crescimento, para que não ocorra um agravamento no quadro clínico apresentado pelas crianças com até 2 anos. Uma vez que a falência do crescimento ocorre é necessário especificar uma dieta adequada, que requer conhecimento especializado e dispense de tempo e atenção cuidadosa para que se obtenha o sucesso dessa terapia nutricional.

Observados os modelos de inteligência artificial, a realização desta pesquisa pode proporcionar uma contribuição na divulgação da aplicabilidade da modelagem por meio da abordagem probabilística em aplicações na área médica.

1.1 Objetivos do Trabalho

1.1.1 Objetivo Geral

Desenvolver um Sistema para Avaliação de Distúrbios do Crescimento Infantil - SACI, utilizando o modelo probabilístico para a incerteza presente nesse domínio de aplicação.

1.1.2 Objetivos Específicos

São objetivos específicos deste trabalho:

- conhecer as técnicas e ferramentas disponíveis para implementação de sistemas computacionais para aplicações em domínios com a presença de incerteza;
- desenvolver uma base de conhecimento (rede bayesiana) para avaliação de distúrbios do crescimento infantil;
- desenvolver os módulos de interface e ajuda do sistema SACI;
- integrar os módulos: rede bayesiana, interface e ajuda;
- realizar a validação do sistema SACI junto a especialistas da área;

- proporcionar uma contribuição para o desenvolvimento de sistemas especialistas que utilizam a abordagem probabilística em aplicações médicas.

1.2 Justificativa do Trabalho

Doenças relacionadas aos distúrbios do crescimento infantil, em crianças com até 2 anos, são denominadas “Doenças Silenciosas”, uma vez que é difícil diagnosticá-las pois as crianças nesta faixa etária, mesmo mantendo ou aumentando seu peso poderão não estar saudáveis. O SACI é um sistema voltado a crianças com até 2 anos, pois é nessa faixa etária, que as crianças possuem uma velocidade de crescimento muito rápida e apresentam mielinização cerebral.

O SACI pode contribuir na investigação médica precoce de alguns distúrbios do crescimento infantil, já que possibilita a visualização gráfica (Fig. 1) do crescimento infantil e permite que sejam observadas algumas evidências de forma a poder realizar o diagnóstico de algum distúrbio do crescimento.

A maioria dos médicos pediatras costuma acompanhar a evolução do crescimento infantil utilizando uma tabela onde são colocados os dados referentes a peso e altura, conforme a idade das crianças. O diagnóstico quando realizado dessa forma é deficiente, pois não permite visualizar a desaceleração (casos leves) ou falência (casos graves) do crescimento infantil. Por meio dessa forma de acompanhamento do crescimento infantil, só é possível diagnosticar algum distúrbio quando estiver em seu grau mais grave, ou seja, no momento em que a criança pára totalmente de crescer ou começa a perder peso (Tabela 1) (PIRES & OBELAR, 1999).

Tabela 1 – Um caso de evolução do crescimento infantil de acordo com o peso

Idade (meses)	Peso (gr)	Evolução do Crescimento
0	3200	Saudável
3	4400	Desaceleração
5	4900	
7	5200	Falência
9	5200	

Fonte: PIRES & OBELAR (1999)

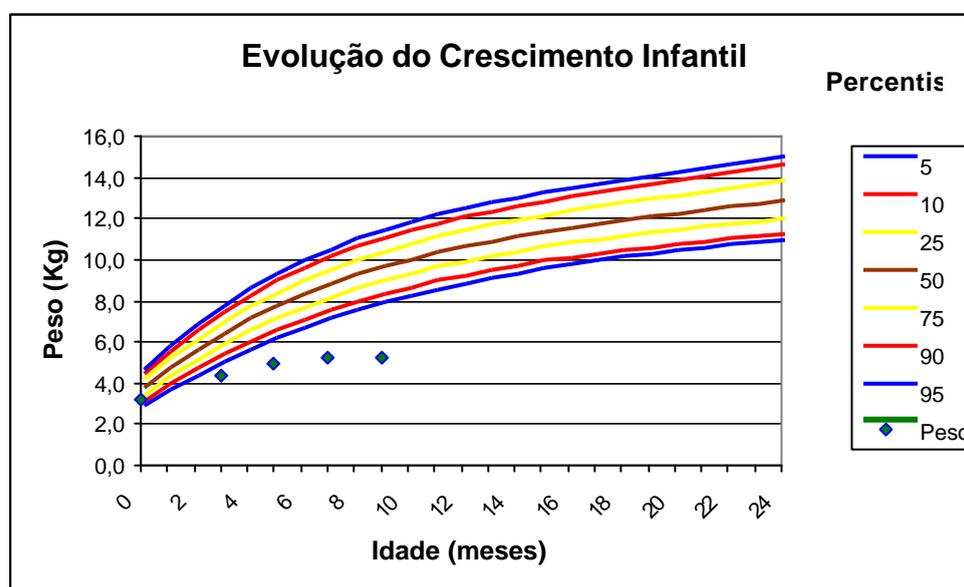


Figura 1 - Um caso de evolução do crescimento infantil de acordo com o peso

Fonte: PIRES & OBELAR (1999)

Devido a isso, o sistema SACI pode possibilitar esse tipo de diagnóstico realizando-se um diagnóstico preliminar onde é feita uma análise recordatória de peso e altura da criança. Os dados resultantes são disponibilizados em um gráfico onde poderá ser visualizada a curva ideal do crescimento infantil, bem como o canal de vigilância. Um outro módulo do SACI permitirá realizar esse diagnóstico mais detalhadamente por meio de uma rede bayesiana, onde serão investigadas algumas evidências apresentadas como suspeitas de perda de peso/altura da criança.

Uma das relevâncias para a realização deste sistema é ser desenvolvido de forma modular, possibilitando a integração ao Sistema Integrado de Diagnóstico e Educação em Nutrição Pediátrica - SIDENP, que será um ambiente de diagnóstico e terapia nutricional, bem como de ensino-aprendizagem em desnutrição infantil, utilizando recursos de inteligência artificial.

Do ponto de vista computacional, a utilização de redes bayesianas em sistemas especialistas probabilísticos permite que a representação do domínio de conhecimento fornecido pelo especialista humano, seja melhor explorado e disponibilizado por meio de probabilidades. Pode-se definir todas as probabilidades das evidências apresentadas para cada uma das hipóteses diagnósticas, tendo em vista que o domínio de conhecimento do SACI é restrito e adequado a modelagem em questão.

Na realização do SACI a modelagem probabilística foi possível por permitir a utilização de evidências aleatórias e independentes para o cálculo das hipóteses diagnósticas. Assim, para que seja possível a realização do diagnóstico pode-se ter uma, duas ou mais evidências, podendo o sistema fornecer um diagnóstico eficiente e em tempo oportuno.

O SACI disponibiliza uma base de conhecimento que poderá ser utilizada na realização de futuras pesquisas na área de distúrbios do crescimento infantil em crianças com até 2 anos.

1.3 Estrutura do Trabalho

Este trabalho é composto por oito capítulos.

O capítulo 2 apresenta conceitos sobre inteligência artificial, a abordagem simbólica e conexionista, os principais modelos da inteligência artificial e aspectos referentes à representação do conhecimento.

O capítulo 3 descreve os sistemas especialistas, sua estrutura, utilização, bem como os sistemas especialistas voltados à área médica e suas correspondentes classificações.

No capítulo 4 são abordadas as formas de tratamento da incerteza, destacando-se os Fatores de Certeza, Teoria de Dempster-Shafer, Conjuntos Difusos, Probabilidade e Teorema de Bayes. Neste capítulo também é discutido o processo de diagnóstico médico e os tipos de raciocínio.

O capítulo 5 enfoca os sistemas especialistas probabilísticos, bem como conceitos referentes à probabilidade, Teorema de Bayes e a construção de redes bayesianas.

O capítulo 6 apresenta o estado da arte em sistemas especialistas probabilísticos aplicados à área médica.

O capítulo 7 descreve o domínio de aplicação que é voltado à desnutrição infantil, mais especificamente em relação a distúrbios do crescimento infantil, sua conceitualização e forma de diagnóstico.

O capítulo 8 descreve o desenvolvimento do sistema SACI, incluindo a fundamentação metodológica, descrevendo-se o problema, a solução e os resultados obtidos por meio da abordagem probabilística.

Finalmente, no capítulo 9, tem-se as conclusões e perspectivas para aprimoramento do presente trabalho e futuras pesquisas na área de sistemas especialistas probabilísticos aplicados à Medicina.

CAPÍTULO II

INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

Neste capítulo são abordados conceitos referentes à inteligência artificial, a abordagem simbólica e conexionista, os principais modelos de inteligência artificial, e as formas representação do conhecimento.

A inteligência artificial (IA) surgiu oficialmente em 1956, sendo que desde o início gerou polêmica a começar pelo seu nome. Também, o desconhecimento dos princípios que fundamentam a inteligência humana, os limites de processamento dos computadores da época e as grandes expectativas geradas levaram a freqüentes desilusões (BITTENCOURT, 1998).

Desde então, foram propostas algumas definições para inteligência artificial, dentre as quais, destaca-se:

“Uma máquina é inteligente se ela é capaz de solucionar uma classe de problemas que requerem inteligência para serem solucionados por seres humanos” (MCCARTHY & HAYES, 1969).

A inteligência artificial tem como objetivo o estudo e a modelagem da inteligência como um fenômeno, constituindo-se em algo bastante complexo, já que há muito a ser desvendado sobre a inteligência, pois não existe uma teoria completa sobre a mente humana e suas formas de raciocínio (SIMONS, 1988).

Conforme GANASCIA (1993), a inteligência artificial fornece métodos e técnicas para o desenvolvimento de programas que simulem comportamentos inteligentes, ou seja, tornem os computadores capazes de tomarem decisões. Com isso, necessita-se de uma grande quantidade de conhecimentos e de mecanismos de manipulação de símbolos.

Considerada como uma área multidisciplinar, a inteligência artificial encontra os seus fundamentos em diversos campos, incluindo a filosofia, psicologia, lingüística e naturalmente, a ciência da computação (COELLO, 1997). Da mesma forma que a filosofia, a matemática, a física e a biologia, a inteligência artificial procura entender a inteligência, porém em adição a isso, procura também construir entidades inteligentes.

2.1 Abordagens da Inteligência Artificial

Existem duas abordagens em inteligência artificial, a abordagem simbólica e a conexionista (BITTENCOURT, 1998).

A abordagem simbólica compreende a forma como o ser humano raciocina e procura encontrar uma explicação para comportamentos inteligentes baseando-se nos aspectos psicológicos e em processos algorítmicos.

Atualmente, as principais áreas de pesquisa em inteligência artificial simbólica são: sistemas especialistas, aprendizagem, aquisição e representação do conhecimento, tratamento de informações, visão computacional, robótica, controle inteligente, inteligência artificial distribuída, modelagem cognitiva, arquiteturas para sistemas inteligentes, linguagem natural e interfaces inteligentes (BITTENCOURT, 1998).

A abordagem conexionista compreende a modelagem da inteligência humana através da simulação dos componentes do cérebro, ou seja, dos seus neurônios e interligações. Esta abordagem foi formalizada inicialmente em 1943, quando MCCulloch e Pitts propuseram um primeiro modelo matemático para um neurônio, o que fez surgir os primeiros modelos de redes neurais artificiais, ou seja, um conjunto de neurônios interligados (ibidem).

A inteligência artificial simbólica prevê a lógica como ferramenta básica para manipulação do conhecimento, enquanto a inteligência artificial conexionista utiliza-se de um complexo formado por circuitos semelhantes à rede de neurônios cerebrais humanos responsáveis pelo pensamento (BARRETO, 1997).

2.2 Principais Modelos de Inteligência Artificial

Os modelos de inteligência artificial considerados como principais segundo (GANASCIA, 1993) são: raciocínio baseado em casos, sistemas baseados em conhecimento, conjuntos difusos, redes bayesianas, redes neurais, algoritmos genéticos e programação evolutiva.

O raciocínio baseado em casos busca a solução para uma situação atual por meio da comparação com uma experiência passada semelhante. Essa técnica é bastante empregada em problemas relacionados às áreas da Medicina e do Direito.

Os sistemas baseados em conhecimento são aqueles que solucionam problemas referentes a assuntos especializados, apresentando conhecimento específico sobre campos restritos.

Os conjuntos difusos trabalham com a imprecisão e o raciocínio aproximado, tentando imitar a capacidade humana de tomar decisões racionais em ambientes de imprecisão, sendo capazes de incorporar tanto conhecimento objetivo quanto subjetivo (KLIR & YUAN, 1995).

As redes bayesianas representam o conhecimento num determinado domínio e as incertezas associadas a este domínio, utilizando uma distribuição conjunta de probabilidades para o grupo de variáveis da base de conhecimento (referência).

As redes neurais também conhecidas por modelos conexionistas são sistemas computacionais que adquirem, armazenam e utilizam conhecimentos, utilizando um grande número de neurônios artificiais interconectados (LIPPMANN, 1987).

Os algoritmos genéticos são um modelo para o aprendizado da máquina que utiliza métodos adaptativos para resolver problemas de busca e otimização, baseando-se no processo genético e evolutivo dos organismos vivos (GANASCIA, 1993).

A programação evolutiva assemelha-se aos algoritmos genéticos, porém é dado um maior destaque na relação comportamental entre os pais e seus descendentes, sendo que as soluções são obtidas para os problemas pelas tentativas e transmitidas para a nova população, simulando-se por meio de programas computacionais. No enfoque da programação evolutiva, cada indivíduo gera por meio da mutação um descendente, a seguir a melhor metade da população ascendente reúne-se com a melhor metade da população descendente a fim de formar a nova geração (BITENCOURT, 1998).

Atualmente, têm-se vários campos de estudo na área da inteligência artificial que proporcionam o desenvolvimento de sistemas que têm sido utilizados com eficiência em atividades rotineiras como no diagnóstico médico, reconhecimento de imagens e voz, previsões econômicas e automação de processos industriais, entre outros.

2.3 Representação do Conhecimento

Segundo (BARR & FEIGENBAUM, 1981), a representação do conhecimento é uma combinação de estrutura de dados e de procedimentos de interpretação que se utilizados de forma correta em um programa, possibilitam um comportamento que simule o conhecimento dos especialistas humanos.

A representação do conhecimento tem como finalidade organizar a informação necessária ao sistema para que o mecanismo de inferência tenha como acessá-la para o processo de tomada de decisão.

Segundo (WARNER et al., 1997), para o desenvolvimento de um sistema especialista, deve-se primeiramente determinar: (i) como, onde e com que finalidade será utilizado o sistema; (ii) sua utilização será de modo isolado ou conectado a um banco de dados; (iii) os usuários do sistema; (iv) o conhecimento da base é suficiente para cobrir as alternativas pertinentes à decisão. Partindo-se dessas informações, pode-se selecionar as ferramentas para modelar o sistema, como também a forma de representação do conhecimento.

Têm-se várias formas de representação do conhecimento, que segundo (HOKAZONO, 1998) são:

- Conhecimento Procedural: o conhecimento é representado em forma de funções/procedimentos;
- Redes Semânticas: consiste num conjunto de nós conectados por um conjunto de arcos. Os nós representam os objetos, conceitos ou eventos; enquanto os arcos representam as relações entre eles;
- Frames: conjunto de atributos que através dos seus valores descrevem as características de um objeto;
- Regras: as primitivas de representação são regras SE-ENTÃO, com premissas e conclusões, condições ou ações, ligadas por conectivos lógicos. Esta forma de representação do conhecimento muitas vezes se assemelha ao raciocínio utilizado pelos especialistas humanos;

- Casos: esta forma de representação e processamento do conhecimento, utiliza experiências passadas, acumulando casos e tentando identificar por analogia soluções para novos casos;
- Redes Neurais Artificiais: simula a organização e as funções do cérebro humano, com as propriedades computacionais do paralelismo e processamento distribuído. Segundo (CAUDILL, 1991), nas redes neurais artificiais, a representação do conhecimento é feita automaticamente, durante o processo de aprendizado pelas conexões sinápticas que representam matematicamente o conhecimento abstraído pelas redes para o problema;
- Redes Bayesianas: consiste em um grafo acíclico, no qual os nós representam variáveis e os arcos o relacionamento existente entre as variáveis conectadas. Estas relações são quantificadas por probabilidades condicionais;
- Sistema Híbrido: consiste na combinação de diferentes formas de representação do conhecimento.

Uma vez que o tema de estudo dessa pesquisa é a modelagem do raciocínio clínico para resolução de problemas específicos, a abordagem de inteligência artificial que mais se aplica ao tema de estudo desta pesquisa é a simbólica.

Em relação aos principais modelos de inteligência artificial, esta pesquisa utiliza os sistemas baseados em conhecimento, também denominados de sistemas especialistas, e as redes bayesianas de forma a tratar o conhecimento de um especialista humano num domínio de conhecimento cujas informações apresentam incerteza. Conceitos referentes a sistemas especialistas serão abordados no próximo capítulo.

CAPÍTULO III

SISTEMAS ESPECIALISTAS

Neste capítulo são apresentados conceitos referentes a sistemas especialistas, como também os componentes desses sistemas, o que ajudará para uma melhor compreensão do desenvolvimento desse trabalho. A fim de demonstrar a aplicabilidade dos sistemas especialistas na área médica são comentados alguns aspectos relevantes no desenvolvimento desses sistemas aplicados à Medicina.

Na década de setenta, pesquisadores em inteligência artificial notaram que para resolver determinados problemas complexos era necessário conhecimento específico sobre o domínio de interesse, em lugar do conhecimento amplo e geral que se aplica a inúmeros domínios (COELLO, 1997).

Ainda na década de setenta, o objetivo dos pesquisadores em inteligência artificial era desenvolver programas computacionais que resolvessem problemas de modo que fossem considerados inteligentes. Surgem então, os primeiros sistemas especialistas, oriundos de vinte anos de pesquisas na área (BRONZINO, 1995).

Os sistemas especialistas (SE) são sistemas de informação que contêm dados ou sentenças descritivas sobre determinado ramo da atividade humana, como por exemplo, diagnóstico médico, previsão financeira, previsão do tempo, consultas sobre arqueologia e línguas (COELLO, 1997).

Segundo (AZEVEDO, 1993) os sistemas especialistas são sistemas capazes de desempenhar tarefas específicas, que podem ser realizadas por especialistas humanos ou até mesmo por máquinas.

Esses sistemas reproduzem o conhecimento de um especialista, devendo portanto ser desenvolvido juntamente com o especialista humano no assunto que se pretende

resolver, que fornecerá as informações necessárias para a construção da base de conhecimento (KANDEL, 1992).

3.1 Estrutura de um Sistema Especialista

Segundo RABUSKE (1995), um sistema especialista apresenta cinco componentes básicos: (i) base de conhecimento; (ii) máquina de inferência; (iii) subsistema de aquisição do conhecimento; (iv) subsistema de explicações; (v) interface com o usuário, como mostrado na Fig. 2.

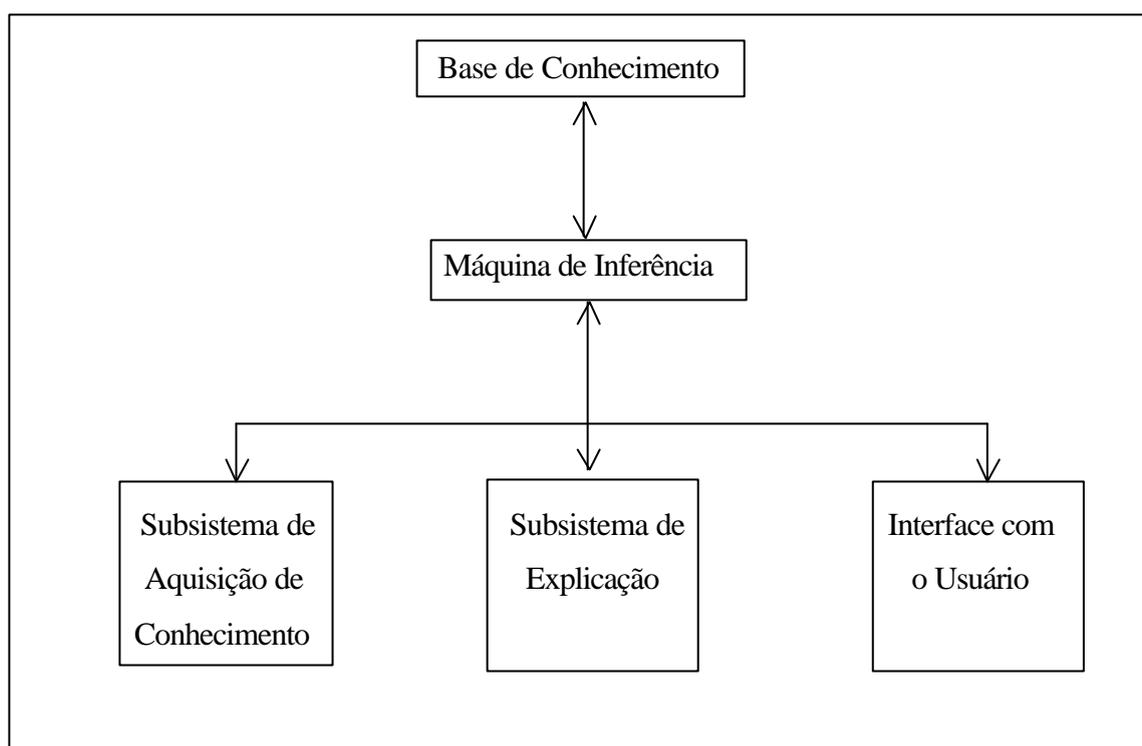


Figura 2 - Componentes básicos de um sistema especialista

A base de conhecimento é o local onde ficam os fatos e/ou regras que representam as regras de inferência do especialista humano. Muitos sistemas especialistas utilizam

regras como a base para sua operação, por isso muitos são chamados de sistemas baseados em regras. Alguns sistemas usam outros esquemas para representação do conhecimento, como redes semânticas ou *frames* (RABUSKE, 1995).

Na abordagem simbólica a base de conhecimento é formada pelas regras e procedimentos que o especialista humano usa na solução de problemas. Quando o conhecimento de um especialista humano é capturado – por entrevistas ou observação, o mesmo é sintetizado na base de conhecimento do sistema em desenvolvimento.

No caso da abordagem conexionista a base de conhecimento utiliza redes neurais artificiais de forma a permitir o aprendizado por meio de exemplos.

A máquina de inferência é o mecanismo que procura as respostas na base de conhecimento. Busca as regras necessárias a serem avaliadas e ordena-as de uma maneira lógica. A partir daí, direciona o processo de inferência. Funciona como um “supervisor”, que dirige a operação sobre o conhecimento contido no sistema especialista. Uma máquina de inferência toma decisões e realiza julgamentos baseados em dados simbólicos contidos na base de conhecimento (RABUSKE, 1995).

As funções básicas da máquina de inferência são inferência e controle. Depois de inicializado o sistema, a máquina de inferência busca na base de conhecimento fatos e regras e compara estes fatos com o informação fornecida pelo usuário. A operação da máquina de inferência é baseada em algoritmos que definem a busca específica e a unificação de regras. Basicamente, a máquina de inferência compara a entrada fornecida pelo usuário com as regras contidas na base de conhecimento buscando “combinações” (RABUSKE, 1995).

No subsistema de aquisição de conhecimento podem ser introduzidos novos conhecimentos e antigos conhecimentos podem ser alterados ou eliminados; sendo utilizado para alimentar a base de conhecimento (RABUSKE, 1995).

O subsistema de explicações é designado para explicar ao usuário a linha de raciocínio que o sistema especialista utilizou para chegar à conclusão. Usando esta característica, usuários de sistemas especialistas podem perguntar “por quê?” ou “como” e o sistema especialista deveria lhe fornecer uma resposta. Por exemplo, um sistema especialista pode pedir ao usuário informação adicional sobre sensor de temperatura. O usuário pode desejar saber porque o sistema necessita de mais informação e pergunta ao sistema “por quê?”. O sistema responde que ele precisa de informação sobre a temperatura de modo que ele possa avaliar uma regra particular. Perguntando ao sistema “como?”, obriga o mesmo a exibir todas as regras usadas para se chegar a uma conclusão particular (MAUS & KEYES, 1991).

A interface com o usuário é uma parte do sistema utilizada para estabelecer um meio de comunicação entre o usuário e o sistema. A interface pode ser na forma de menus, perguntas e representações gráficas que são exibidas na tela do computador. A interface com o usuário também exibe todas as perguntas, respostas e resultados de consultas.

3.2 Utilização dos Sistemas Especialistas

Segundo RABUSKE (1995), os sistemas especialistas podem ser utilizados com as seguintes finalidades:

- Interpretação: analisar e interpretar certas informações, como por exemplo, imagens de satélites em sensoriamento remoto;
- Predição ou diagnóstico: inferir as conseqüências de uma dada situação inicial, como por exemplo, previsão do tempo;
- Síntese: configurar sistemas ou objetos a partir de um conjunto de especificações, como por exemplo, configuração de aparelhos utilizados em cromatografia iônica;

- Planejamento: estabelecer uma seqüência de ações que atinja determinada meta, por exemplo, planejamento de trajetórias para robôs;
- Monitoramento: acompanhar a evolução de determinado sistema, por exemplo, supervisão de processos industriais;
- Correção de falhas: propor medidas corretivas para falhas em sistemas, por exemplo, manutenção de aeronaves;
- Instrução: propor problemas e acompanhar sua solução pelo treinamento, por exemplo, o treinamento de operadores de processos;
- Controle: impor ao sistema certo comportamento desejado, por exemplo, controle de processos industriais.

3.3 Sistemas Especialistas de Apoio à Decisão Médica

Os trabalhos pioneiros em sistemas especialistas aplicados à Medicina se deram em diversas universidades, tais como o MIT, a Tufts University, Pittsburgh, Stanford e Rutgers, liderados por pesquisadores como Peter Szolovits, Edward Shortliffe e Randolph Miller (CUER & HIRABARA, 2000).

O processo de tomada de decisão ocorre em diversos pontos da atividade do médico (CUER & HIRABARA, 2000). Algumas delas são bastante elementares, como é o caso da interpretação de um resultado de laboratório. Porém existem três outras importantes situações ao longo da atenção médica, nas quais a informática pode ajudar na tomada de decisões. Estas situações estão relacionadas com a Medicina Clínica:

- Diagnóstico;

- Prognóstico;
- Planejamento terapêutico.

Muitos programas de apoio à tomada de decisão incluem esses três aspectos, pois eles estão fortemente relacionados. Nos anos 70, foi desenvolvido o primeiro programa bem sucedido de apoio ao diagnóstico e terapia na área de infecções por microorganismos, o MYCIN (SHORTLIFFE, 1976).

Segundo CUER & HIRABARA (2000), a área mais complexa para tomada de decisões na área médica é o diagnóstico, pois:

O diagnóstico médico depende da análise de dados e informações de diversas fontes de naturezas muito diferentes, bem como o senso comum e a intuição. É muito difícil representar este conhecimento através de um programa de computador.

Existe uma falta de padronização quanto aos termos e definições médicos. São raros os bancos de dados médicos confiáveis, e o conhecimento está espalhado em muitas publicações, lugares e cabeças.

Um elemento importante no raciocínio médico é o encadeamento causal, onde os médicos normalmente sabem porque um determinado sintoma ou resultado de teste aparece, como consequência de alguma alteração anatômica, bioquímica ou fisiológica (BUCHANAN & SHORTLIFFE, 1984).

Por tais motivos, não é surpreendente que cientistas da computação achem que sistemas de diagnósticos médicos totalmente independentes do especialista humano são quase impossíveis de se implementar. Mas que programas que ajudem na precisão dos diagnósticos estão mais perto da realidade (CUER & HIRABARA, 2000).

Existem inúmeros sistemas especialistas de apoio à decisão médica que são bastante sofisticados e têm, um desempenho melhor que os médicos não-especialistas. Quando utilizados, os sistemas especialistas são bastante confiáveis e úteis. Por exemplo, um programa para o diagnóstico da etiologia de uma dor abdominal aguda, desenvolvido na Inglaterra é utilizado rotineiramente nas enfermarias de emergências de alguns hospitais. O seu uso ajudou na redução em 50% nas taxas de apendicite e na redução de 36% para 14% da incidência de cirurgias abdominais desnecessárias (SABBATINI,1993).

O aumento do uso dos sistemas especialistas em saúde, ocorre devido à facilidade para se implementar bases de conhecimento médico mais restritas. Estas bases são mais bem definidas em termos de: (i) representação do conhecimento,(ii) base de conhecimento, (iii) dados para apoio a decisão, (iv) concordância entre os especialistas, (v) produção de resultados mais úteis do ponto de vista prático, por focar sua capacidade de resolução em problemas de difíceis diagnósticos (KULIKOWSKI, 1982).

3.4 Classificação dos Sistemas Especialistas de Apoio à Decisão Médica

De acordo com SABBATINI (1993), os sistemas de apoio a decisões médicas podem ser classificados em:

- Sistemas com capacidade de decisão própria limitada ou ausente: caracterizam-se por recuperar dados sobre o paciente; realizam cálculos matemáticos assistidos por computador; analisam e interpretam dados primários.
- Sistemas com capacidade de raciocínio automático e de inferência: são classificados em sistema de classificação de doenças e sistemas especialistas baseados em consulta.

Os sistemas especialistas proliferam porque é mais fácil implementar bases de conhecimento médico mais restritos. Eles são bem definidos em termos de representação do conhecimento, regras de decisão, dados para apoiar a decisão, padronização de nomenclatura e concordância entre os especialistas; e produzem resultados mais úteis do ponto de vista prático, pois enfocam seus poderes de resolução em problemas de difíceis diagnósticos. São geralmente considerados como especialistas confiáveis pelos médicos que os utilizaram (SABBATINI, 1993).

Considerando-se a presença de incerteza em sistemas especialistas, especialmente nos voltados à Medicina, o próximo capítulo aborda o tratamento da incerteza e seus vários modelos, bem como o processo de diagnóstico médico.

CAPÍTULO IV

TRATAMENTO DA INCERTEZA

Neste capítulo são abordadas as quatro principais formas de tratar a incerteza em sistemas simbólicos, o que proporcionará uma melhor compreensão dessas diferentes abordagens e do processo de diagnóstico médico.

Segundo BITTENCOURT (1998), a imperfeição da informação é conhecida como incerteza, porém o que se chama de tratamento da incerteza pode na realidade estar referindo-se a outras imperfeições da informação como imprecisão, conflito, ignorância e outras.

O tratamento da incerteza constitui um dos principais campos da inteligência artificial, sendo fundamental no desenvolvimento de sistemas especialistas, especialmente naqueles aplicados à área médica. A incerteza pode ser agrupada em três tipos: deficiências da informação, características do mundo real e deficiências do modelo. Segundo (VEGAS, 1994), na área médica tem-se todos os tipos:

- Informação incompleta: em muitos casos não se tem disponível a história clínica completa, também o paciente é incapaz de recordar todos os sintomas e como a doença se desenvolveu.
- Informação errônea: a própria informação fornecida pelo paciente pode estar descrita de forma incorreta, bem como um diagnóstico prévio na história clínica desse paciente.
- Informação imprecisa: muitas informações na área médica são difíceis de serem quantificadas, como por exemplo os sintomas de dor e fadiga.

- Mundo real não determinístico: os profissionais da Medicina comprovam diariamente que cada ser humano é único, e que as leis gerais nem sempre são aplicáveis. Por vezes, as mesmas causas produzem efeitos diferentes em pessoas distintas, sem que se tenha alguma explicação aparente para isso. Portanto, o diagnóstico médico deve estar sempre aberto a tratar com a probabilidade e com as exceções.
- Modelo incompleto: tem-se muitos problemas de saúde cujas causas são desconhecidas, ocorrendo inclusive discordâncias entre especialistas de uma mesma área, o que dificulta o desenvolvimento de um sistema especialista.

Em determinados domínios de conhecimento para se raciocinar é necessário fazer simplificações, como deixar alguns fatos desconhecidos – ignorância teórica sobre o domínio, não dito – ignorância prática devido à falta de evidências sugestivas, ou resumidos de forma superficial devido ao esforço excessivo para detalhá-los (PEARL, 1988).

Um médico, por exemplo, para diagnosticar uma doença baseia-se em alguns sintomas. Portanto, o diagnóstico feito é apenas uma hipótese, correta ou não. Neste caso, as simplificações adotadas podem ter origem em: (i) conhecimento incompleto sobre a doença (ignorância teórica); (ii) sintomas determinantes que ainda não foram identificados devido à própria evolução da doença (ignorância prática); (iii) não realização de exames complementares (sintomas resumidos de forma superficial).

O diagnóstico obtido tem uma maior confiabilidade, pois o médico que chegou a esse diagnóstico tem noção da validade da hipótese formulada, tanto em termos absolutos como em comparação com outros diagnósticos. Assim, o médico muitas vezes raciocina com falta de informação e atribui medidas de incerteza às crenças em algumas hipóteses.

De acordo com RABUSKE (1995), o tratamento da incerteza pode ser requerido em diversas etapas do manejo do conhecimento, como na informação, na definição dos

elementos do conhecimento, na combinação de elementos entre si (incerteza nas premissas), na forma de tirar conclusões (aplicação de uma regra de raciocínio) e na avaliação de uma seqüência de regras ou estruturas (aplicação sucessiva de regras de raciocínio).

As informações que se deseja podem variar de perfeitas, quando se descobre exatamente o que se quer saber, a imperfeitas quando se tem ausência de informações ou elas são conflitantes. Diante de informações imperfeitas, consegue-se chegar a uma decisão por meio da representação e tratamento da informação por um modelo matemático.

A dificuldade ou impossibilidade de obter todas as informações e de equacionar a realidade imperfeita do mundo, levou alguns cientistas a propor lógicas alternativas. Dessa forma, conforme LAURITZEN (1988), pode-se dizer que há alguns modelos numéricos para representar e tratar o conhecimento com incerteza: (i) Fatores de Certeza; (ii) Teoria de Dempster-Shafer ou Teoria da Evidência; (iii) Conjuntos Difusos; (iv) Teoria da Probabilidade e Teorema de Bayes.

4.1 Modelos para Representar e Tratar Conhecimento com Incerteza

4.1.1 Fatores de Certeza

O sistema pioneiro no uso desta abordagem foi o MYCIN, o grau de confirmação foi originalmente definido com um fator de certeza (FC), que é a diferença entre a crença e a descrença.

O fator de certeza (FC) é definido em termos de dois componentes (RICH & KNIGHT, 1993):

$$FC [H, E] = MC [H, E] - MD [H, E]$$

Onde:

FC [H, E] é o fator de certeza na hipótese H dada a evidência E.

MC [H, E] é a medida entre 0 e 1 da crença da hipótese H, dada à evidência E. A medida de crença (MC) mede até que ponto a evidência sustenta a hipótese. Se for zero, a evidência não consegue sustentar a hipótese.

MD [H, E] é a medida entre 0 e 1 da descrença na hipótese H dada a evidência E. A medida de descrença (MD) mede até que ponto a evidência sustenta a negação da hipótese. Se for zero, a evidência sustenta a hipótese.

Segundo CUER & HIRABARA (2000), os fatores de certeza são mais baseados na prática do que na estatística, por exemplo:

SE a infecção é bacteriana

E o sítio de cultura é estéril

E a porta de entrada suspeita é o trato gastrointestinal

ENTÃO o organismo deve ser bacteróide (FC = 0,7)

Essa situação apresenta-se segundo a visão de um especialista. Os fatores de certeza (FC) expressam o nível de confiabilidade que pode ser atribuído a uma conclusão como esta. Atribui um grau de confirmação como um fator de certeza (CUER & HIRABARA, 2000).

É uma forma simples de combinar crença e descrença em um número. O fator de certeza pode ser utilizado para um conjunto de hipóteses em ordem de importância, ou indicar a crença em uma hipótese sob alguma evidência.

4.1.2 Teoria de Dempster-Shafer

Esta teoria é baseada no trabalho realizado originalmente por Dempster, que tentou modelar a incerteza por uma faixa de probabilidades mais do que um simples número probabilístico (GIARRATANO, 1989). O trabalho de Dempster, foi ampliado e refinado por Shafer, o que originou a publicação de um livro chamado “*A Mathematical Theory of Evidence*” (SHAFER, 1976).

A teoria de Dempster-Shafer considera grupos de proposições e atribui a cada um deles um intervalo Crença_Plausibilidade. A crença mede a força da evidência em favor de um grupo de proposições, variando de 0, que indica a falta de evidência, a 1, que denota certeza (RICH & KNIGHT, 1993).

O intervalo Crença_Plausibilidade mede a crença das proposições e a quantidade de informações. A abordagem (0 e 1) mostra inicialmente nenhuma informação, assim que novas evidências vão surgindo, o intervalo diminui, representando o aumento de confiança em cada hipótese (RICH & KNIGHT, 1993).

4.1.3 Conjuntos Difusos

A teoria dos conjuntos difusos, introduzida por ZADEH (1965), é utilizada no tratamento de informações imprecisas. Os conjuntos difusos têm como objetivo o tratamento adequado das informações em situações onde existe a necessidade de tratar, matematicamente, conjuntos cujos limites não estão bem definidos (ABE & PAPAVERO, 1992).

Segundo KLIR & YUAN (1995), os conjuntos difusos constituem-se em uma técnica inteligente que auxilia na manipulação de informações imprecisas, como

conceitos de alto, baixo, quente, frio e outros. Os conjuntos difusos possibilitam a modelagem e tratamento de conhecimentos inexatos, incompletos ou que não são completamente confiáveis.

Os conjuntos difusos permitem representar a pertinência a um conjunto como uma distribuição de possibilidades. Os fatos podem ser representados por graus de pertinência de 0 até 1, conseguindo assim representar fatos que nem são totalmente verdade e nem são totalmente falsos. Esta teoria trabalha com funções de pertinência e variáveis lingüísticas (RICH & KNIGHT, 1993).

4.1.4 Probabilidade e Teorema de Bayes

O método probabilístico utiliza variáveis aleatórias para representar eventos do domínio de aplicação. Entre essas variáveis as relações de dependência são expressas por valores de probabilidades, que refletem a crença em sua ocorrência.

Segundo CHEESEMAN (1985), o modelo probabilístico possui flexibilidade e meios operacionais de avaliação, crítica e aprendizado de dados, além de prover uma metodologia adequada à compreensão humana.

Os sistemas desenvolvidos utilizando o método probabilístico baseiam-se no Teorema de Bayes, que é importante para o cálculo de probabilidade. Este teorema mostra-se como lei fundamental que governa o processo de inferência lógica, constituindo-se num método quantitativo para a revisão de probabilidades conhecidas (probabilidades *a priori*), com base em nova informação amostral, chegando-se a uma conclusão objetiva, expressa numericamente através das probabilidades *a posteriori* (KOEHLER, 1998).

4.2 O Processo de Diagnóstico Médico e os Tipos de Raciocínio

O diagnóstico médico consiste numa série de procedimentos de ordem intelectual e operacional por meio dos quais se obtém uma resposta a um problema clínico (RODRIGUES, 1981).

Na prática clínica o processo de diagnóstico pode ser resumido nas seguintes etapas, porém a seqüência citada não é necessariamente rígida: (i) história clínica; (ii) exame físico; (iii) exames laboratoriais; (iv) análise dos dados; (v) avaliação crítica dos dados colhidos; (vi) listagem dos sintomas em ordem de importância; (vii) seleção de um a três sintomas centrais; (viii) listagem das doenças nas quais os sintomas centrais se encontram; (ix) busca do diagnóstico final pela seleção da doença que melhor explica os sintomas do paciente; (x) revisão de todos os dados positivos, para não deixar nenhum sintoma considerado importante sem um diagnóstico que o explique (ANDRADE, 1999).

A análise de um caso, usualmente, começa durante o processo de coleta dos dados, quando o médico utiliza a sua experiência para detalhar os sintomas obtidos. Finalizada a etapa de coleta dos dados, o médico os ordena por importância e inicia o processo de diagnóstico conforme a seqüência proposta anteriormente.

Para que seja possível compreender melhor como é feita a análise diagnóstica e como se pode simular o raciocínio médico em programas computacionais é necessário conhecer os três tipos de raciocínio diagnóstico habitualmente utilizados.

Segundo SOX (1994), tem-se três tipos de raciocínio diagnóstico: (i) raciocínio fisiopatológico; (ii) raciocínio por reconhecimento de padrões; (iii) raciocínio probabilístico.

O raciocínio fisiopatológico é o mais difícil de simular em um programa computacional, já o raciocínio por reconhecimento de padrões é o mais usado tanto por

estudantes de medicina quanto por especialistas, sendo mais fácil de simular em sistemas de computador.

No raciocínio por reconhecimento de padrões certos sintomas ocorrem juntos e sua combinação leva o médico a formular hipóteses, confrontando os dados do paciente com os da doença (hipótese) para verificar a compatibilidade dos mesmos. Um problema desse tipo de raciocínio é a incapacidade de reconhecer doenças quando estas se apresentam de forma diferente das suas manifestações clínicas (SLOZOVITZ et al, 1988), (RODRIGUES, 1981).

O raciocínio probabilístico baseia-se no fato de que os médicos convivem com a incerteza das informações, por exemplo, quando dois médicos dizem que uma criança tem deficiência de ferro, um pode estar pensando em uma probabilidade de 30% para esse diagnóstico e o outro de 90%. No manuseio dessa incerteza, o médico recorre muitas vezes a exames laboratoriais que a alteram, mas não a eliminam. O raciocínio médico é realmente baseado em probabilidades.

Na interpretação probabilística do problema, os médicos experientes usam intuitivamente o Teorema de Bayes que relaciona sensibilidade, especificidade, prevalência e probabilidade (DIAMOND & FORRESTER, 1979).

Levando-se em consideração a problemática desse trabalho, apresentada no primeiro capítulo, a seguir serão discutidos conceitos referentes a sistemas especialistas probabilísticos, que se utilizam do modelo probabilístico e do Teorema de Bayes para tratar a incerteza.

CAPÍTULO V

SISTEMAS ESPECIALISTAS PROBABILÍSTICOS

Neste capítulo são abordados conceitos referentes à teoria da probabilidade, Teorema de Bayes, como também redes bayesianas, tópicos esses essenciais para o desenvolvimento de um sistema especialista probabilístico.

Os sistemas especialistas probabilísticos têm em sua base de conhecimento fatos e regras que representam o conhecimento num domínio de aplicação. Aos fatos e às regras são associadas às incertezas presentes no domínio, sendo explicitada a crença em sua ocorrência através de valores de probabilidade.

O raciocínio realizado pelo sistema deve considerar estas probabilidades para a partir dos dados de entrada associar um vetor de probabilidades ao conjunto de hipóteses diagnósticas. A hipótese com maior probabilidade de ocorrência pode ser considerada a conclusão do sistema, estando associada a ela o grau de certeza da resposta do sistema (KOEHLER, 1998).

Nos sistemas especialistas probabilísticos os valores de probabilidade refletem a crença do especialista sobre o que ele espera que ocorra em situações similares àquelas que tem experienciado e aprendido.

A abordagem probabilística para tratar a incerteza, baseia-se na realização de inferências probabilísticas, isto é no cálculo da probabilidade condicional de um evento, dadas todas as evidências disponíveis, aplicando-se o Teorema de Bayes. A probabilidade condicional é vista como medida de crença no evento, dadas às evidências disponíveis.

Depois da metade da década de 80, a pesquisa sobre raciocínio probabilístico em sistemas especialistas resultou na introdução de Redes Bayesianas, também chamadas

de Redes Causais. Estas redes têm sua origem na teoria da probabilidade e são caracterizadas por um poderoso formalismo que representa o conhecimento no domínio e pelas incertezas associadas a este domínio. O formalismo possibilita a representação da distribuição conjunta de probabilidades em um grupo de variáveis, tendo-se associado os algoritmos para calcular as probabilidades relevantes e para processar as evidências. Estão sendo desenvolvidas aplicações práticas utilizando redes bayesianas, como por exemplo, para diagnóstico e prognóstico médico (LINDA, 1996).

Para que se consiga entender melhor os sistemas especialistas probabilísticos (SEP), serão abordados a seguir conceitos referentes à Probabilidade, Teorema de Bayes e Redes Bayesianas.

Os textos a seguir, foram retirado do trabalho da Prof^a Dr^a Silvia Modesto Nassar, para Professor Titular do Departamento de Informática e Estatística da Universidade Federal de Santa Catarina (NASSAR, 1998).

5.1 Probabilidade

Seja ε um conjunto finito e P uma função de ε para os números reais não negativos, tal que:

$$\sum_{e \in \varepsilon} P(e) = 1$$

O par (ε, P) é chamado de espaço de probabilidade. Os elementos de ε são chamados de eventos simples ou elementares. P é chamado de distribuição de probabilidade ou função de probabilidade. Desta definição resulta que a probabilidade de qualquer evento e , denotada por $P(e)$, é medida por um número no intervalo $[0;1]$.

Intuitivamente, e é a coleção de resultados que se pode esperar em um domínio de aplicação. O valor $P(e)$ é uma estimativa da crença de que o resultado e ocorra.

5.1.1 Eventos Compostos

Seja um espaço de probabilidade (e, P) . Um subconjunto A do conjunto e é denominado de evento composto.

Para um evento composto A , $A \hat{=} \bigcup_{e \in A} e$ e define-se a probabilidade do evento A da seguinte forma:

$$P(A) = \sum_{e \in A} P(e)$$

Se e ocorre e $e \in A$ então se diz que A ocorre.

Ao evento composto consistindo do conjunto de elementos de e que não estão em A é chamado de negação ou complemento de A e é denotado por \bar{A} ou $\complement A$.

5.1.2 Terminologia

Considerando dois eventos A e B e adotando a terminologia $\hat{\cup}$ e $\hat{\cap}$ para os conectivos **e** e **ou**, respectivamente; então:

$P(A \hat{\cup} B)$ significa a probabilidade de que ambos os eventos ocorram; isto é a probabilidade do evento A ocorrer e do evento B ocorrer.

$P(A \cup B)$ significa a probabilidade de que pelo menos um dos eventos ocorre; isto é a probabilidade do evento **A** ocorrer **ou** do evento **B** ocorrer.

5.1.3 Eventos Disjuntos

Denotando por $\dot{\cup}$ e $\dot{\cap}$ a união e a intersecção de conjuntos então:

$$A \dot{\cup} B = \{ e: e \hat{I} A \text{ OU } e \hat{I} B \}$$

$$A \dot{\cap} B = \{ e: e \hat{I} A \text{ E } e \hat{I} B \}$$

Se $A \dot{\cap} B = \bar{A}$ então **A** e **B** são eventos disjuntos ou mutuamente excludentes, e $P(A \cap B) = 0$.

5.1.4 Axiomas e Propriedades de Probabilidade

a) $0 \leq P(A) \leq 1$

b) $P(\epsilon) = 1$

c) $P(A \cup B) = P(A) + P(B)$ se A e B são eventos disjuntos.

d) Se $A \subseteq B \subseteq \epsilon$ então $0 \leq P(A) \leq P(B) \leq 1$

e) Se $A, B \subseteq \epsilon$ então $P(A \cap B) + P(A \cap \bar{B}) = P(A)$ e $P(A \cup B) = P(A) + P(B) - P(A \cap B)$

f) $P(A) + P(\bar{A}) = 1$

g) Se $A_i \subseteq \varepsilon$ para $1 \leq i \leq n$ e $A_i \cap A_j = \emptyset$ então para todo $i \neq j$

$$P(A_1 \vee A_2 \vee \dots \vee A_n) = P(A_1) + P(A_2) + \dots + P(A_n)$$

5.1.5 Probabilidade Condicional

A construção de um novo espaço de probabilidade $(\varepsilon, \mathbf{P}')$ onde o anterior $(\varepsilon, \mathbf{P})$ é alterado devido a uma nova informação é o problema central no desenvolvimento de sistemas especialistas probabilísticos. O conceito de probabilidade condicional permite considerar as novas informações de forma a obter as novas probabilidades.

Sejam **A** e **B** eventos compostos de um espaço de probabilidades $(\varepsilon, \mathbf{P})$. Suponha que um evento simples e ocorra. A probabilidade $\mathbf{P}(\mathbf{B})$ é a probabilidade de que $e \in \mathbf{B}$ dado o conhecimento inicial refletido por \mathbf{P} . Intuitivamente, $\mathbf{P}(\mathbf{B}|\mathbf{A})$ é a probabilidade que $e \in \mathbf{B}$ quando se tem a informação adicional de que $e \in \mathbf{A}$.

Seja $(\varepsilon, \mathbf{P})$ um espaço de probabilidade e seja $\mathbf{A} \in \mathcal{E}$ tal que $\mathbf{P}(\mathbf{A}) > 0$. Definindo um novo espaço de probabilidade $(\varepsilon, \mathbf{f})$ da seguinte forma:

$$\begin{aligned} \mathbf{f}(e) &= \mathbf{P}(e) / \mathbf{P}(\mathbf{A}) & \text{se } e \in \mathbf{A} \\ \mathbf{f}(e) &= 0 & \text{se } e \notin \mathbf{A} \end{aligned}$$

Para qualquer $\mathbf{B} \in \mathcal{E}$ a probabilidade condicional de **B** dado a ocorrência de **A** é igual a $\mathbf{f}(\mathbf{B})$. Observe que neste caso **A** é o novo espaço de probabilidade, onde **B** deve ser analisado.

Se $\mathbf{A} = \varepsilon$ então $\mathbf{P}(\mathbf{B}|\mathbf{A}) = \mathbf{P}(\mathbf{B})$.

5.1.6 Propriedades da Probabilidade Condicional

Seja um espaço de probabilidade (ϵ, \mathbf{P}) . Se $C \neq \emptyset$ então $P(C) > 0$. Segue-se que:

1. $P(A|C) = P(A \cap C) / P(C)$
2. Se $A \subseteq B \subseteq \epsilon$ então $0 \leq P(A|C) \leq P(B|C) \leq 1$
3. Se $A, B \subseteq \epsilon$ então $P(A|C) = P(A \cap B | C) + P(A \cap \bar{B} | C)$ e
 $P(A \cup B | C) = P(A|C) + P(B|C) - P(A \cap B | C)$
4. Se $A_i \subseteq \epsilon$ para $1 \leq i \leq n$ e $A_i \cap A_j = \emptyset$ então para todo $i \neq j$
 $P(A_1 \cup A_2 \cup \dots \cup A_n | C) = P(A_1|C) + P(A_2|C) + \dots + P(A_n|C)$
5. Se $A \subseteq \epsilon$, $B_1 \cup B_2 \cup \dots \cup B_n$ para $1 \leq i \leq n$ e $B_i \cap B_j = \emptyset$ para todo $i \neq j$ então
 $P(A) = P(A|B_1) \cdot P(B_1) + P(A|B_2) \cdot P(B_2) + \dots + P(A|B_n) \cdot P(B_n)$

5.1.7 Razões de Probabilidade

Em sistemas especialistas probabilísticos as razões de probabilidade são denominadas de *ODDS* e *LIKELIHOOD* ratio, e são expressas das seguintes formas:

- *ODDS a priori: é fornecida pelo especialista do sistema e indica quanto uma hipótese diagnóstica é mais provável que outra.*

$$O(H) = P(H_i) / P(H_j)$$

- *ODDS a posteriori*: é calculada pelo sistema, conhecendo uma evidência, qual a hipótese que é mais provável.

$$O(H | e) = P(H_i | e) / P(H_j | e)$$

- *LIKELIHOOD ratio*: é dada pelo especialista do sistema, indica quanto uma hipótese suporta uma evidência em relação a quanto outra hipótese suporta a mesma evidência, ou seja, mede a sensibilidade (confiabilidade) da evidência e considerando duas hipóteses diagnósticas.

$$L(e | H) = P(e | H_i) / P(e | H_j)$$

5.2 Teorema de Bayes

Thomas Bayes (1702 – 1761) foi um filósofo, matemático e religioso inglês, considerado o “pai do cálculo de probabilidade”. A análise bayesiana é uma teoria estatística para o cálculo de probabilidade de uma proposição, baseando-se na probabilidade original e nas novas relevâncias (BAYES, 1991).

Em termos médicos, o teorema de Bayes é o conceito segundo o qual o valor preditivo de um sintoma ou teste depende não apenas da sensibilidade e especificidade, mas também da probabilidade *a priori*, ou seja, da prevalência da hipótese diagnóstica na população estudada.

Seja o espaço de probabilidade (e, \mathbf{P}) e os eventos compostos $e, \mathbf{H}_1, \mathbf{H}_2, \dots, \mathbf{H}_K$ e, desde que nenhum desses eventos tenha probabilidade nula, então:

$$P(H_i | e) = \frac{P(e | H_i) \cdot P(H_i)}{P(e)}$$

Se $P(H_i \wedge e) \neq 0$ para todo i então

$$\frac{P(H_j|e)}{P(H_j|e)} = \frac{P(H_j)}{P(H_j)} \cdot \frac{P(e|H_j)}{P(e|H_j)}$$

Se os eventos $H_1 \cup H_2 \cup \dots \cup H_k = \epsilon$ e $H_i \cap H_j = \emptyset$ para todo $i \neq j$ então

$P(e) = P(H_1) \cdot P(e|H_1) + P(H_2) \cdot P(e|H_2) + \dots + P(H_k) \cdot P(e|H_k)$, o que resulta:

$$P(H_i|e) = \frac{P(e|H_i) \cdot P(H_i)}{\sum_{j=1}^k (P(H_j) \cdot P(e|H_j))}$$

Nas aplicações dos sistemas especialistas probabilísticos os **H_i** são as hipóteses concorrentes. O evento **e** pode ser pensado como uma evidência. O conhecimento da ocorrência desta evidência leva a mudanças na probabilidade *a priori* **P(H_i)** para a probabilidade condicional **P(H_i | e)**, que por sua vez considera a evidência **e**.

5.2.1 Atualização Bayesiana para uma Nova Evidência

Uma característica interessante da regra de atualização de Bayes é seu esquema computacional recursivo e incremental.

Seja **H** uma hipótese e $e^n = e_1, e_2, \dots, e_n$ uma seqüência de dados independentes observados no passado e seja **e** um novo fato. A probabilidade condicional para a nova evidência é:

$$\begin{aligned} P(H | e^n \wedge e) &= P(H \wedge e^n \wedge e) / P(e^n \wedge e) = \\ &= (P(e^n) \cdot P(H | e^n) \cdot P(e | e^n \wedge H)) / ((P(e^n) \cdot P(e | e^n))) \end{aligned}$$

Resultando em:

$$P(\mathbf{H} | \mathbf{e}^n \cup \mathbf{e}) = P(\mathbf{H} | \mathbf{e}^n) \cdot (P(\mathbf{e} | \mathbf{e}^n \cup \mathbf{H}) / P(\mathbf{e} | \mathbf{e}^n))$$

O resultado acima mostra que uma vez calculada a probabilidade condicional da hipótese \mathbf{H} dado o conjunto \mathbf{e}^n de evidências, isto é o valor $P(\mathbf{H} | \mathbf{e}^n)$, os dados passados \mathbf{e}^n podem ser desprezados e assim pode ser obtido o impacto da nova evidência \mathbf{e} . A crença velha ($\mathbf{H} | \mathbf{e}^n$) assume o papel de crença a priori no cálculo do impacto da nova informação \mathbf{e} ; a probabilidade $P(\mathbf{H} | \mathbf{e}^n)$ sumariza completamente a experiência passada e para sua atualização necessita somente ser multiplicada pela *LIKELIHOOD ratio* $P(\mathbf{e} | \mathbf{e}^n \cup \mathbf{H})$. Esta razão mede a probabilidade do novo dado \mathbf{e} considerando a hipótese \mathbf{H} e os dados passados.

5.3 Redes Bayesianas

As redes bayesianas são um tipo específico de redes de conhecimento, ou seja, estruturas gráficas que representam sistemas baseados em conhecimento, quando a rede de conhecimento é baseada na teoria da probabilidade é denominada de redes bayesianas, causais ou diagramas de influência (PEARL, 1988).

Uma rede bayesiana é um grafo direcionado acíclico, onde os nós representam variáveis e os arcos significam o relacionamento existente entre as variáveis conectadas, a força desta relação é quantificada por probabilidades condicionais (PEARL, 1988).

A topologia de uma rede bayesiana representa: (i) um modelo probabilístico completo de um domínio, com a descrição das informações qualitativas (relações de dependências) e quantitativas (distribuições de probabilidades); (ii) uma estrutura de controle para a inferência. Portanto ela determina qual estratégia usar para propagar crenças. Existem restrições sobre o tipo de conhecimento que é possível expressar em

cada topologia de rede. Em muitos problemas reais o domínio requer uma representação com redes multi-conectadas. Assim, ao se obter uma evidência, é preciso considerar se existe mais de um caminho entre o nó com a evidência e aquele cuja probabilidade deve ser atualizada.

Segundo (PEARL, 1988), ao construir uma rede bayesiana nem sempre se consegue identificar de forma numérica as dependências entre as variáveis, sendo na maioria das vezes essa tarefa realizada por meio do julgamento humano. Assim, para designar que uma determinada variável é descendente direta de outra, deve-se constatar se ela é causa direta ou influencia a outra variável diretamente.

Uma rede bayesiana é construída pela aquisição de conhecimento do domínio de interesse, geralmente de um especialista, representando portanto o seu conhecimento genérico. Sendo essa rede composta por duas partes, uma qualitativa e outra quantitativa.

A parte qualitativa é representada por um modelo grafo acíclico, onde as variáveis são os nós e os arcos significam dependências diretas entre as variáveis conectadas. Associada à parte qualitativa de uma rede bayesiana está um grupo de funções que representam valores numéricos, os quais compõem a parte quantitativa. Para cada vértice, contendo nó e arcos, do grafo é associada uma função de distribuição de probabilidade, a qual basicamente é um conjunto de probabilidades condicionais (LINDA, 1996).

Complementando a abordagem probabilística aqui apresentada, no próximo capítulo serão apresentados diversos sistemas desenvolvidos na área médica que utilizam a modelagem probabilística.

CAPÍTULO VI

SISTEMAS ESPECIALISTAS PROBABILÍSTICOS

APLICADOS À MEDICINA

Neste capítulo são descritos alguns sistemas que utilizam a abordagem probabilística em sistemas especialistas, destacando-se sua aplicabilidade em casos médicos.

O desenvolvimento de programas para diagnóstico médico baseados na abordagem probabilística começou nos anos 60, entre os sistemas desenvolvidos nessa época destaca-se o sistema para o diagnóstico de cardiopatias congênitas (WARNER et al, 1961) e para dor abdominal aguda (DOMBAL et al, 1972).

Um dos primeiros sistemas especialistas em Medicina que utilizou redes bayesianas realiza o diagnóstico diferencial para tuberculose, bronquite e câncer pulmonar (LAURITZEN & SPIEGELHALTER, 1988).

Na Universidade de Aalborg, na Dinamarca, um grupo de pesquisadores desenvolveu um sistema especialista probabilístico para o diagnóstico de doenças musculares, denominado MUNIN (ANDREASSEN et al, 1991), (OLESEN et al, 1989). Este mesmo grupo desenvolveu um outro sistema que permitia modelar o metabolismo dos carboidratos, a fim de ajustar as doses de insulina em pacientes com diabetes (ANDREASSEN et al, 1991).

Na Universidade de Stanford, HECKERMAN (1990) desenvolveu o sistema especialista probabilístico PATHFINDER, voltado ao diagnóstico de doenças dos gânglios linfáticos.

Na Europa um dos mais importantes grupos que pesquisa redes bayesianas médicas, é o da Universidade de Pávia na Itália, que desenvolve trabalhos em conjunto

com pesquisadores da Universidade de Aalborg. Têm desenvolvido várias aplicações médicas, destacando-se sistemas para leucemia infantil, diabetes, AIDS, tratamento de crianças com transplantes de medula óssea, entre outros (BENBASSAT et al, 1980).

5.1 DXplain

O DXplain é um sistema para diagnóstico em Medicina Interna, desenvolvido no Laboratório de Ciência da Computação - Hospital Geral de Massachusetts, que utiliza dados clínicos para fornecer uma lista de diagnósticos. Possui uma grande base de dados de probabilidade referentes a 5000 manifestações clínicas associadas com 2000 mil diferentes doenças.

O sistema utiliza o raciocínio probabilístico para oferecer interpretações clínicas, possibilitando a descrição das diferentes doenças com ênfase nos seus sinais e sintomas, etiologia, patologia e diagnóstico. O DXplain é utilizado em vários hospitais e escolas de medicina para educação clínica (DXPLAIN, 1997).

5.2 QMR – Quick Medical Reference

O QMR é um sistema de auxílio ao diagnóstico, que foi desenvolvido na Universidade de Pittsburgh. Este sistema possui informações de mais de 600 doenças e 4500 sinais e sintomas. O mecanismo de inferência do QMR produz uma lista de prováveis diagnósticos, baseados em redes bayesianas e revisões de probabilidade (ELSON et al, 1995).

5.3 DIAVAL

O objetivo principal desse sistema especialista probabilístico, que foi desenvolvido por DIEZ (1996) é auxiliar médicos no diagnóstico de enfermidades cardíacas a partir, principalmente, de dados ecocardiográficos. Faz a introdução dos dados, apresentação dos resultados do diagnóstico e explicações sobre o raciocínio utilizado. Este sistema consiste em calcular a probabilidade a *posteriori*, selecionar a doença mais provável, gerando um relatório.

5.4 DIABNET

O DIABNET é um sistema de planejamento terapêutico em diabetes gestacional, desenvolvido por HERNANDO et al (1996), na Universidade de Madrid, juntamente com o Departamento de Endocrinologia e Nutrição do Hospital San Pau de Barcelona. A base de conhecimento do sistema é constituída por uma rede bayesiana que modela qualitativamente o metabolismo da glicose.

5.5 Mammonet

É um sistema de suporte à decisão médica para auxiliar no diagnóstico do câncer de mama. Foi desenvolvido no Laboratório de Inteligência Artificial dos Departamentos de Engenharia Elétrica e Ciência da Computação da Universidade de Wisconsin-Milwaukee.

Para representação do conhecimento foi utilizada uma Rede Bayesiana, baseada em cinco sintomas históricos de pacientes, dois sintomas físicos e quinze sintomas de mamografias extraídas da experiência de radiologistas (KAHN et al., 1997).

A base de conhecimento do Mammonet foi construída baseada em dados de literatura, censo, relatórios estatísticos de saúde, e também informações que foram obtidas de especialistas.

5.6 DiagSD – Sistema para Diagnóstico na Área das Doenças do Sono

O DiagSD é um sistema de apoio ao diagnóstico na área das doenças do sono. Este sistema é baseado em redes bayesianas, apresentando uma interface adequada ao desenho de aplicações de diagnóstico por especialistas do domínio clínico, sem que estes tenham conhecimentos profundos da teoria das redes bayesianas. O mecanismo de inferência implementado no sistema, tira partido da estrutura do modelo de diagnóstico médico, composto por relações causais doença-sintoma. No DiagSD a interação com o especialista é feita via página de internet (MILHO, 2000).

Para avaliação do sistema, foram submetidos 77 casos de um atlas de mamografias. Cada caso inclui dados clínicos, sintomas mamográficos, diagnóstico do médico especialista e o diagnóstico histológico, baseado em resultados de biópsias clínicas. O atlas oferece o seguinte conjunto de dados: dos 77 casos, 25 foram positivos para câncer de mama.

5.7 Sistema de Auxílio ao Diagnóstico Diferencial de Cefaléia

O Sistema de Auxílio ao Diagnóstico Diferencial de Cefaléia foi desenvolvido na Pontifícia Universidade Católica do Paraná, por TOLEDO (2000), para auxiliar um

médico generalista, plantonista ou residente no diagnóstico diferencial das cefaléias do tipos Migrânea e Tensionais.

Este sistema utiliza o raciocínio probabilístico, sendo a rede bayesiana composta por 17 nós, onde um representa as hipóteses diagnósticas e os restantes os sinais e sintomas (Fig. 3).

A base de conhecimento do sistema foi construída baseada nos Critérios de Classificação da Sociedade Internacional de Cefaléias (LEIS), nos sinais e sintomas dos pacientes e nos valores de probabilidades fornecidos pelos especialistas que participaram do projeto.

A avaliação do sistema foi realizada por meio da comparação entre as respostas fornecidas pelo sistema e as respostas fornecidas pelos especialistas, e entre as respostas fornecidas por um clínico geral e as respostas fornecidas pelos especialistas, a partir de um conjunto de fichas médicas de pacientes com cefaléia selecionadas aleatoriamente pelos especialistas do projeto. Os resultados experimentais, indicaram que o sistema foi capaz de fornecer os mesmos diagnósticos que os especialistas do sistema em 95% dos casos, enquanto o clínico acertou 53% em relação ao especialista, atendendo desta forma o objetivo inicialmente proposto (TOLEDO, 2000).

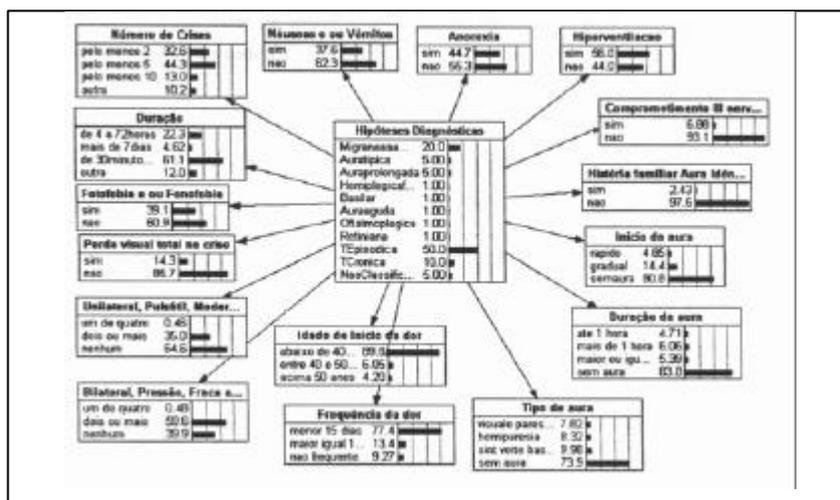


Figura 3 – Rede Bayesiana do Sistema de Auxílio ao Diagnóstico Diferencial de Cefaléia
Fonte: TOLEDO (1999)

5.8 SISPAN – Sistema Pediátrico para Avaliação Nutricional

O SISPAN, Sistema Pediátrico para Avaliação Nutricional, foi desenvolvido na Universidade Federal de Santa Catarina, por KOEHLER (1998). É um sistema médico para auxiliar no diagnóstico de desnutrição infantil em crianças com até dois anos de idade.

Para representar o conhecimento do especialista na base de conhecimento foi utilizada uma rede bayesiana, como está ilustrado na Fig. 4. Esta rede foi projetada na *shell* Netica para sistemas especialistas probabilísticos que tem como método de inferência o Teorema de Bayes.

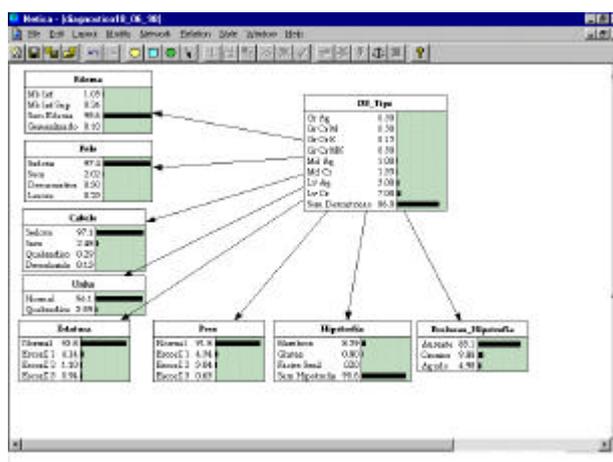


Figura 4 - A rede bayesiana do SISPAN

Fonte: KOEHLER (1998)

A Rede Bayesiana do SISPAN é composta por nove nós, onde um representa o diagnóstico e o restante representam os sinais e sintomas considerados. Uma vez que se tem o modelo representado, pode-se determinar as probabilidades para os nós (variáveis). Logo após, pode-se realizar as inferências na rede, isto é, informar os

sintomas da criança e obter-se como resposta o vetor de probabilidades das hipóteses diagnósticas. A seguir está ilustrada na Fig. 5 uma consulta ao SISPAN.

The screenshot shows the SISPAN software interface. The window title is 'SISPAN - Sistema de Apoio à Diagnóstico'. The interface is divided into several sections:

- Probabilidades a Priori:** Includes fields for 'Nº. Registro' (999), 'Tipo do Caso' (Paciente), 'Data Nascimento' (30/02/95), 'Data da Consulta' (30/02/98), and 'Idade' (12).
- Dados Antropométricos:** Includes 'Sexo' (Masculino), 'Peso' (5 Kg), 'Escore Z' (-1.00000), 'Estatura' (88 Cm), and 'Escore Z' (-0.85718).
- Sinais e Sintomas:** Includes 'Hipotensão' (Nenhuma), 'Edema', 'Pele', 'Cabelo', 'Unhas', and 'Evolução Hipotensão'.
- Região Sul do Brasil:** A dropdown menu.
- Diagnósticos:** A list of diagnostic hypotheses with associated probabilities and checkboxes:

	0,438	<input type="checkbox"/>	Grave Aguda
	0,154	<input type="checkbox"/>	Grave Moderada
	0,002	<input type="checkbox"/>	Grave Escarlatina
	0,249	<input type="checkbox"/>	Grave Moderada-Escarlatina
	1,009	<input type="checkbox"/>	Moderada Aguda
	9,87	<input checked="" type="checkbox"/>	Moderada Crônica
	0,001	<input type="checkbox"/>	Leve Aguda
	0,167	<input type="checkbox"/>	Leve Crônica
	0,001	<input type="checkbox"/>	Sem diagnóstico

Buttons at the bottom include 'Diagnósticos', 'Novo Paciente', and 'Sair'.

Figura 5 – Tela de consulta do SISPAN

Fonte: KOEHLER (1998)

5.9 Modelo Híbrido Difuso-Probabilístico: Uma abordagem para Sistemas Especialistas

Essa dissertação, desenvolvida na Universidade Federal de Santa Catarina, por BRIGNOLI (2001), apresenta uma proposta para a construção de Sistemas Especialistas referindo-se a uma modelagem híbrida, a qual utiliza a combinação de duas técnicas de Inteligência Computacional – Conjuntos Difusos e Redes Bayesianas. Esse trabalho propõe uma redistribuição de probabilidades das saídas de um rede bayesiana, de forma a ajustar ou qualificar tais probabilidades em função da imprecisão em seus eventos, ou seja, eventos difusos.

O domínio de aplicação é voltado a um estudo de caso que trata da verificação da presença ou não de antibióticos no leite de consumo. As quantidades de antibiótico refletem em reações adversas nos consumidores, as quais foram usadas como hipóteses diagnósticas da Rede Bayesiana construída. A imprecisão mencionada está no

diagnóstico duvidoso das conclusões obtidas pelo especialista na área de controle e qualidade do leite.

Os resultados obtidos com a qualificação ou hibridismo, mantém propriedades axiomáticas da Teoria da Probabilidade, sendo que a soma das probabilidades diagnósticas permanece unitária, bem como, existe uma alternância das probabilidades em relação ao ponto de máxima entropia, sendo que aquelas acima deste ponto diminuem e, aquelas abaixo do ponto de máxima entropia aumentam. Foi implementado um protótipo para simulação e interpretação dos resultados qualificados da rede bayesiana.

5.10 SEDIN

É uma dissertação desenvolvida na Universidade Federal de Santa Catarina por STEIN (2000), e que utiliza uma Base de Conhecimento Dinâmica. O sistema SEDIN foi concebido a partir do sistema especialista probabilístico SISPAN, o qual possui uma base de conhecimento estática. Ambos os sistemas oferecem um diagnóstico para avaliar o estado nutricional em crianças com até dois anos.

Esse sistema pode ser utilizado para verificar o grau de importância das variáveis introduzidas no sistema, bem como oportunizar a aquisição continuada de conhecimento. Por outro lado, pode servir como material didático, no processo de ensino-aprendizagem, possibilitando a manipulação do conhecimento da rede bayesiana

Para elaboração deste capítulo foi realizado um levantamento bibliográfico, baseado em diferentes pesquisas desenvolvidas tanto no exterior, como no Brasil e na própria Universidade Federal de Santa Catarina. Com isso, pode-se constatar que no âmbito nacional essa área de pesquisa em inteligência artificial está apenas iniciando, uma vez que se encontrou poucos trabalhos desenvolvidos, enquanto no exterior as pesquisas já vêm sendo realizadas há vários anos.

Este capítulo finaliza a fundamentação teórica do trabalho voltada à área computacional, sendo que o próximo capítulo aborda o domínio de aplicação necessário ao desenvolvimento desse trabalho, que é voltado a desnutrição infantil, mais precisamente ao diagnóstico de distúrbios do crescimento infantil.

CAPÍTULO VII

DOMÍNIO DE APLICAÇÃO

Neste capítulo, será comentado o domínio de conhecimento, relativo a como o médico processa as informações necessárias durante o raciocínio clínico para o diagnóstico em distúrbios do crescimento infantil, onde interagem fatores genéticos, ambientais, antropométricos, dietéticos e bioquímicos, que se apresentam em diferentes graus e níveis, exigindo a percepção e o discernimento correto quanto ao seu diagnóstico e manejo.

As informações aqui descritas são baseadas nas informações e textos médicos, que foram fornecidos pela especialista do sistema SACI, Dra Maria Marlene de Souza Pires (Hospital Universitário da UFSC).

7.1 Avaliação do Estado Nutricional

O mais importante índice funcional de avaliação do estado nutricional em crianças é o crescimento. Tanto o crescimento ponderal quanto o linear podem ser usados na avaliação do estado nutricional. Para avaliação do estado nutricional consideramos o peso para idade e estatura para idade. O peso é um indicador global da massa corporal, fácil de se obter e de se reproduzir. Ele atua de forma mais sensível às variações do estado geral do paciente, podendo ser utilizado na avaliação do estado nutricional como um indicador de risco em curto intervalo de tempo. A estatura é um parâmetro fundamental para avaliar crescimento longitudinal, porém é menos sensível a variações do estado nutricional da criança em um curto intervalo de tempo. Exatamente por isso ela também é importante nas doenças crônicas, porque se afeta com carências prolongadas (WATERLOW et al, 1977), (HAMILL et al, 1979), (MORA, 1989).

7.1.1 Curva do Crescimento

Para avaliação do estado nutricional no que diz respeito a antropometria são necessários os parâmetros acima mencionados, obtidos diretamente do indivíduo considerando sua idade e sexo. Com esses dados são obtidas as seguintes informações: peso para idade, estatura para idade, relação entre peso e estatura. Uma medida antropométrica isolada não tem valor diagnóstico conclusivo. É importante a associação de medidas, a medida seriada, bem como sua colocação em gráficos com adequada interpretação para se obter um diagnóstico mais consistente.

7.1.2 Escore Z

A avaliação do escore Z baseia-se na medida do número de desvios-padrão acima ou abaixo da mediana (HAMILL, 1979). A utilização do escore Z implica sempre na presença do desvio-padrão das medidas de referência .

Quando os valores são negativos significa que estão situados abaixo da mediana. Para melhor entendimento de como se interpreta a distribuição dessas medidas em desvio-padrão, sabe-se que + 1,28 desvio-padrão da mediana corresponde ao percentil 90 e - 1,28 desvio-padrão da mediana corresponde ao percentil 10.

O ponto de *cutoff* para o escore Z recomendado pela Organização Mundial de Saúde para classificar baixos índices antropométricos é de duas unidades de desvio padrão abaixo da mediana de referência (MORA, 1989).

7.2 Distúrbios do Crescimento Infantil associados à Falência do Crescimento e suas Etiologias

Crescer na definição do Dicionário Aurélio significa aumentar em volume, grandeza ou extensão, ou seja, a palavra crescimento sempre esteve associada à cultura da maioria dos povos com o conceito de sucesso. Provavelmente depois dos obesos, os indivíduos de baixa estatura são os que mais suportam o peso do preconceito. Com o advento da moda da saúde e o culto ao corpo, o tipo físico a ser privilegiado tem sido aquele de alta estatura, justificando a queixa "meu filho não cresce ou come" como uma das mais freqüentes no consultório pediátrico (PIRES & OBELAR, 1999).

7.2.1 Conceito

O crescimento é uma das características fisiológicas mais importantes da criança e em essência consiste no aumento da massa corporal, que se acompanha de um processo de remodelação morfológica e maturação funcional, contínua que se prolonga até o final da adolescência. Embora o diagnóstico de distúrbios associados à Falência do Crescimento (FC) seja feito com freqüência, tanto o significado do termo como o seu valor como diagnóstico continuam em discussão. A expressão FC ou failure to thrive-FTT (falha na decolagem) tem sido usada para descrever lactentes e crianças pequenas cujo crescimento é significativamente menor do que dos seus companheiros; contudo, apesar de estar estabelecido na terminologia médica, o conceito de FC não tem uma definição clara e deveria ser usado como um sinal ou sintoma, não como um diagnóstico ou entidade clínica. Na prática, o termo falência de crescimento (**FC**) é geralmente utilizado para designar uma síndrome complexa que traduz a deficiência de crescimento, tendo como conseqüências as causas orgânicas e/ou psicossocioambientais esclarecidas ou a esclarecer (PIRES & OBELAR, 1999).

7.2.2 Epidemiologia

Os distúrbios associados à Falência do Crescimento são responsáveis por 1 a 5% das internações em hospitais terciários de pacientes com menos de 1 ano de vida, entretanto, muitos (cerca de 10%), são tratados a nível ambulatorial (WATERLOW, 1996).

7.2.3 Diagnóstico

Segundo PIRES & OBELAR (1999), qualquer doença grave ou crônica pode causar FC, mas quando damos um diagnóstico associado à FC, em geral implica que a causa não é facilmente detectável e que estamos frente a um quadro clínico sem um diagnóstico ainda definido. Nos casos típicos as crianças que apresentam FC são diagnosticadas nos primeiros meses de vida e sua doença pode persistir por anos. O quadro clínico cursa com alterações fisiológicas devidas à desnutrição cujas causas podem ser classificadas em orgânicas e funcionais, somada, por vezes de forma bem sutil, a manifestações clínicas da doença de base. A FC Orgânica (FCO) abrange os lactentes com distúrbios diagnosticáveis específicos já a FC Funcional (FCF) não implica numa causa específica, mas apenas sugere que a etiologia seja basicamente externa ao lactente sendo mais do que um problema de crescimento; ela é uma síndrome que consiste numa taxa reduzida de ganho ponderal ou estatural, desenvolvimento retardado, comportamento anormal e interação distorcida entre o lactente e o responsável por ele. Várias doenças podem se manifestar com déficit no ganho ponderal e ou estatural e estas devem ser identificadas e tratadas adequadamente. Diversas situações podem estar relacionadas à FC:

Abuso de Cocaína	Doença Metabólica
Acidose Renal	Estenose pilórica
AIDS	Hipotireoidismo
Álcool-Fetal	Imunodeficiência
Anemia Celíaca Doente	Infecção Trato Urinário
Anomalias Cromossômicas	Insuficiência Renal
Baixa Estatura Constitucional	Má Nutrição
Baixa Estatura Genética	Paralisia cerebral
Bexiga Neurogênica	Pneumonia Aspirativa
Cardiopatía Congênita	Problemas Sociais
Deficiência de ferro	Problemas Pulmonares
Deficiência de Hormônios do Crescimento	Refluxo Gastroesofágico
Diabetes Mellitus	Retardo do Crescimento Intra Útero
Diabetes Insipidus	Síndrome de Fibrose Cística
Doença Celíaca	Síndrome de Má Absorção
Doença Hepática	Tuberculose
Doença Inflamatória Intestinal	Valvulade Uretra Posterior

O diagnóstico de FC é feito através da representação gráfica do peso, estatura e perímetro cefálico em gráficos de crescimento. Na prática, para se ter uma avaliação correta é importante que se use esses gráficos para uma avaliação longitudinal. Nos primeiros 2 anos o peso é o melhor sensor; após essa idade a altura também passa ser um sensor de importância. Para que o peso seja avaliado de forma longitudinal é preciso que se tenha uma referência: o "peso corpóreo teórico". O peso corpóreo teórico é definido como o peso que a criança deveria ter no momento do exame, se ela tivesse continuado a ganhar peso acompanhando o percentil estabelecido durante o período anterior à doença. O desvio de mais de um canal principal de crescimento (percentil), ou a perda de 10% do peso corpóreo do lactente, é evidência de FC. Usando este método, os problemas nutricionais de crescimento podem ser detectados mesmo que não haja déficit de peso corpóreo em relação à estatura e mesmo quando o peso for excessivo; ratificando: só é possível, na maioria das vezes, fazer o diagnóstico de FC revendo a

evolução do peso em forma de um filme em cima de curva de crescimento, relacionando os eventos clínicos com as mudanças de canal de crescimento. Como o tamanho do lactente ao nascer está mais relacionado ao tamanho da mãe e às influências intra-uterinas, do que aos fatores genéticos, é esperado que haja um ajuste na velocidade de crescimento em algumas crianças, no dois primeiros anos de idade. Pode haver uma alteração na velocidade de crescimento superior a 25% (desvio de dois percentis), devida à recanalização do crescimento normal em virtude de um ajuste genético que não indica necessariamente FC. É importante reconhecer essas variações normais na velocidade de crescimento para evitar investigação e tratamento exagerados em algumas crianças. Os pediatras, portanto, deveriam sempre estar atentos aos diferentes padrões de crescimento nos primeiros anos de vida, que podem se apresentar como *déficits fictícios do crescimento*, para os quais não é necessária reabilitação nutricional." Esses padrões incluem os pacientes com baixa estatura familiar ou atraso constitucional do crescimento¹, retardo do crescimento intra-uterino² e em alguns bebês alimentados ao seio. De qualquer forma, a clínica sempre vai ser soberana e mudança importante de canal de crescimento requer uma atenção cuidadosa do pediatra e ausculta de pediatra especializado na área de nutrição. Entretanto a causa mais comum de FC é a nutrição inadequada para a idade, seja ela primária ou secundária a deficiência de ferro, síndrome de má absorção, etc., e muitas vezes esta está associada a um estímulo social equivocado (risco de doença crônica, problemas familiares, história de perda, doença materna ou depressão, pai ausente). O valor dos exames laboratoriais é limitado e raramente auxiliarão no diagnóstico diferencial, a menos que se suspeite de doença orgânica pela história e exame físico ou que o tratamento nutricional e psicossocial não resulte num aumento da taxa de crescimento (WATERLOW (1996), FISBERG (1998),

¹ Estas crianças são baixas ao longo de toda a sua vida. Elas ajustam seu padrão de crescimento de acordo com seu potencial genético antes dos três anos de idade, contudo, elas mantêm a velocidade de crescimento constante e proporcional após esta desaceleração, seguindo, assim, um novo canal, mais adequado à família. Nestes casos a idade óssea é compatível com a idade cronológica e a estatura final é proporcional a dos pais.

² Corresponde a um grupo de pacientes que não crescem no útero como consequência de fatores ambientais, maternos, placentários ou fetais. Os diversos estudos divergem quanto ao prognóstico do crescimento dos lactentes com RCIU. Alguns trabalhos demonstram que estas crianças não alcançam o nível de crescimento de seu grupo durante os primeiros anos, outros sugerem que elas alcançam um nível de crescimento durante os seis primeiros meses de vida, embora os padrões sejam diferentes.

PIRES & OBELAR (1999)). A perpetuação da FC levará a uma desnutrição energético-protéica

7.2.4 Síndrome de Má Absorção

7.2.4.1 Intolerância a proteína do leite de vaca

Uma das piores conseqüências da intolerância ao leite de vaca é a síndrome de má absorção levando a anemia, diarreia, desaceleração do crescimento e desnutrição.

A alergia alimentar ou alergia às proteínas heterólogas (APH) da dieta pode ser causada por quaisquer das proteínas de nossa dieta habitual, sendo mais frequentemente devida às proteínas do leite de vaca e em menor intensidade as proteínas da soja, ovo, trigo, carnes de vaca, de frango ou peixe, amendoim, milho, e mais raramente ainda às proteínas contidas nos legumes, verduras e frutas. A alergia à proteína do leite de vaca (APLV) é uma forma de intolerância alimentar transitória, imunologicamente mediada por mecanismos de hipersensibilidade, que pode reproduzir-se na reexposição ao leite, enquanto os mecanismos de hipersensibilidade estiverem em atividade. Além da APLV existe também intolerância alimentar desencadeado por mecanismos não-imunológicos específicos como deficiências enzimáticas (ex: deficiência de lactase), efeitos farmacológicos (ex: cafeína), liberação de histamina (ex: marisco), irritação direta (substâncias ácidas) e contaminação tóxica (ex: bactérias ou agentes químicos).

A alergia alimentar decorre portanto de uma reação imunológica dentro do trato digestivo, gerando sintomas após a ingestão do alimento que desencadeia os mecanismos da resposta alérgica. *Os sintomas aparecem no trato digestivo, na árvore respiratória, na pele ou por todo o organismo de forma abrupta ou insidiosa, na dependência do mecanismo imune-mediador* (BRANDTJAEG et al (1989), ASPEREN et al, 1988). O mais comum deles é a diarreia crônica (alterações importantes da

permeabilidade epitelial, da mucosa atrófica, com deficiência enzimática e proliferação bacteriana intraluminal).

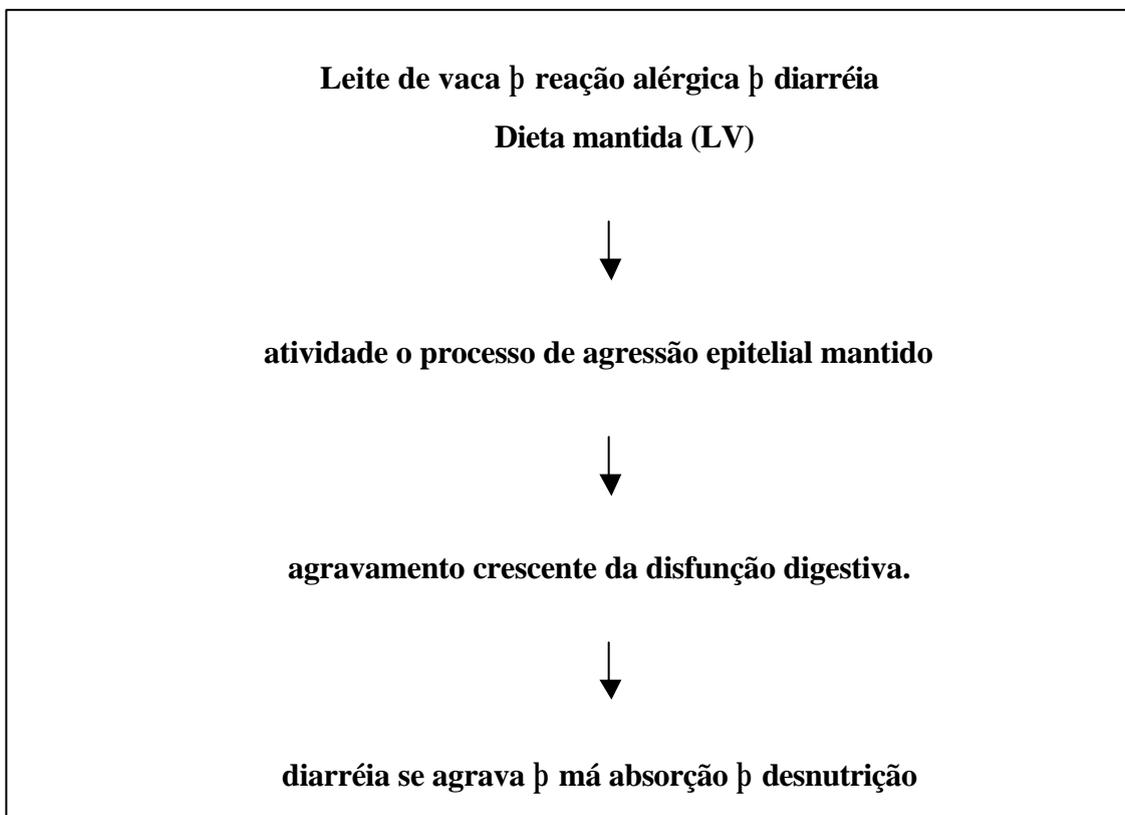


Figura 6 – Diagnóstico para desnutrição por introdução do leite de vaca

Fonte: PIRES & OBELAR (1999)

A função digestiva se deteriora de tal modo que podemos chegar à insuficiência digestiva com quadro de diarreia protraída, ou intratável (SHWASCHMANN et al, 1973). (Várias proteínas já foram relacionadas como causa de alergia alimentar, destacando-se, entre elas, a do leite de vaca, da soja, do trigo, do frango, do arroz, do peixe, do ovo, da batata, da cenoura e mais recentemente, entre nós, do aipim (AMENT et al, 1972), IYNGKARAN et al (1982), VITORIA et al. (1982), SABRÁ et al (1989)).

A resposta imune ocorre em todas as crianças em contato com a proteína do leite de vaca, sendo tão mais intensa quanto mais precoce for a introdução da proteína. A

concentração de proteínas no leite de vaca é aproximadamente três vezes maior do que no leite humano sendo que lactoglobulina (não existe no leite humano) parece ser a principal responsável pela alergia ao leite de vaca, embora outras proteínas tenham sido descritas como antigênicas.

Os achados fisiopatológicos que geram o estado de má absorção e a diarreia crônica na intolerância alimentar decorrem, inicialmente, das reações imunes dentro do epitélio digestivo. A reação antígeno-anticorpo ocorre com fenômenos inflamatórios associados, aumentando a permeabilidade epitelial a macromoléculas (elevação imediata da alfa-1-antitripsina fecal)] síndrome perdedora de proteínas] edema inflamatório do epitélio digestivo] atrofia vilositária] enteropatia crônica (SABRÁ et al, 1989). Depois de estabelecida a enteropatia, a atrofia vilositária aumenta, podendo chegar ao achatamento total em extensões variáveis do tubo (MANOEL et al, 1979). Com as lesões dos enterócitos ocorre deficiência dos sistemas enzimáticos, principalmente quando, concomitantemente, já se estabeleceu a desnutrição. Além de se encontrarem diminuídas quantitativamente pela atrofia que se instala, estas células do topo vilositário encontram-se imaturas, contendo baixo teor de dissacaridases, especialmente de lactase (as provas de tolerância aos açúcares encontram-se alteradas] intolerância a lactose). Estabelecido o ciclo vicioso, as bactérias intraluminais proliferam e passam a constituir também outro fator de *perpetuação da enteropatia inflamatória crônica*.

O leite de vaca comum tem uma concentração protéica total maior do que os leites infantis que contêm concentração total de proteínas semelhante à do leite humano. A diferença na concentração das frações protéicas, porém, vai determinar sua antigenicidade. O elevado teor de IgA secretória no leite materno age como uma barreira imunológica contra os antígenos do alimento (SABRÁ et al, 1989).

É mais comum o aparecimento de alergia alimentar até 3 anos de idade, possivelmente por imaturidade da mucosa intestinal. A criança de baixa idade, principalmente nos primeiros 6 meses de vida tem pinocitose aumentada, suscitando maior sensibilidade às macromoléculas absorvidas por este mecanismo. Na presença

dos fatores desencadeantes, a entrada parcial ou maciça dos alérgenos vai depender de sua concentração na dieta e da capacidade funcional preservada do epitélio de digeri-los naquele momento. O tipo de resposta local vai depender da capacidade de reação do paciente de acordo com sua resposta imune e da antigenicidade da proteína ingerida (SABRÁ et al, 1998).

7.2.4.2 Intolerância a Lactose

O diagnóstico correto de intolerância a lactose é importante, pois o tratamento consiste na exclusão desse açúcar na dieta, ou seja a criança fica proibida de consumir alimentos as quais estava acostumada como por exemplo: chocolate, doces, leite comum e guloseimas em geral.

As deficiências secundárias são bastante frequentes porém as de causa primária devem ser lembradas quando da presença de diarreias osmóticas que iniciam no período neonatal ou pouco depois. O binômio desnutrição-infecção é certamente responsável pela grande maioria de crianças com intolerância aos hidratos de carbono. A lesão intestinal é, às vezes, tão grave que há má absorção de todos os açúcares, inclusive de monossacarídeos, principalmente em lactentes de baixa idade.

A intolerância à lactose é uma síndrome clínica caracterizada pela incapacidade primária ou secundária de hidrolisar a lactose em monossacarídeos. A deficiência de lactase secundária à diarreia ou desnutrição é a causa mais comum desta intolerância. A manifestação clínica característica é a diarreia aquosa explosiva, mas podem ser encontrados sintomas isolados como dor abdominal (SABRÁ et al, 1998).

7.2.5 Deficiência de Ferro

A deficiência de ferro é ainda a deficiência nutricional mais comum do mundo sendo a principal causa de anemia no mundo. Essa deficiência pode causar anemia, falência do crescimento, atraso no desenvolvimento físico e mental com diminuição do rendimento escolar. A melhor forma de prevenir essa deficiência é através da alimentação adequada, com o uso do leite humano ou leites modificados e alimentos enriquecidos com ferro.

7.3 Evidências a serem observadas para o diagnóstico de distúrbios relacionados à falência do crescimento infantil

7.3.1 Diarréia

Apesar dos grandes progressos na conduta da doença diarreica e do uso da Terapia de Reidratação Oral (TRO) , calcula-se que nos países em desenvolvimento esta doença ainda contribua com 30 % das hospitalizações no Brasil. O uso da TRO aumentou 35% na região Nordeste entre 1991 e 1996, contribuindo significativamente para redução na mortalidade.

Outro fator de enorme impacto na redução da prevalência da doença diarreica diz respeito ao aumento no número de domicílios com abastecimento de água e saneamento básico (esgoto). De acordo com dados da Pesquisa Nacional sobre Demografia e Saúde (PNDS) - 1996, 72,7 % e 41,7% dos domicílios apresentam água encanada dentro de casa/terreno e banheiro/esgoto ligado à rede coletora, respectivamente.

Embora tenha apresentado significativa redução como causa de mortalidade infantil, a doença diarreica ainda é a nossa terceira causa. De acordo com as informações obtidas com as mães, na PNDS, 13 % das crianças brasileiras tiveram diarreia durante as duas semanas que antecederam a pesquisa. Este resultado refletiu um perfil epidemiológico bastante favorável no contexto Latino-americano. Observou-se maior prevalência de casos de diarreia no Nordeste (18 %), seguida do Norte (13%). Nas demais regiões este percentual se situou em torno de 10 %. A faixa etária mais acometida foi de 6 a 11 meses, época em que o nível de exposição à contaminação ambiental aumenta por ocasião do desmame.

Outro fator intimamente relacionado à ocorrência de diarreia diz respeito ao curto tempo de amamentação exclusiva e erros alimentares. Infelizmente, embora mostrando progressos, nossa mediana de amamentação, de acordo com a última PNDS, está pouco acima de um mês, sendo marcadamente mais elevada na região urbana, em São Paulo e na região Sul, aumentando claramente segundo o nível de educação.

Estudos realizados no Brasil, Índia e Peru demonstraram que os recém-nascidos amamentados exclusivamente ao seio correm risco significativamente menor de apresentar episódios de diarreia. Outra proteção importante, diz respeito ao risco de persistência (duração superior a 14 dias) da doença diarreica. Estudos realizados na Índia demonstraram que as crianças exclusivamente amamentadas apresentavam probabilidade 16,7 vezes menor de persistir o quadro quando comparadas àquelas com alimentação artificial.

A doença diarreica desencadeia diminuição da absorção de nutrientes, não diretamente em função do grau de lesão da mucosa intestinal e pode favorecer o agravamento do estado nutricional por levar a:

- Prejuízo na absorção de hidratos de carbono - ocorre quando o dano aos enterócitos reduz e altera a superfície absorptiva reduzindo a concentração das enzimas hidrolíticas das vilosidades. A má-absorção resulta em diarreia osmótica. A lactase é a primeira enzima a ser afetada, seguida pela sacarase

e menos intensamente a maltase-isomaltase. O transporte de monossacarídeos é menos afetado o que pode ser comprovado pela efetividade das soluções de rehidratação oral na terapia;

- Prejuízo na absorção de lipídeos - ocorre em menor grau que o anterior. É decorrente da redução do pool de ácidos biliares por prejuízo na reabsorção em nível ideal e do sobrecrescimento bacteriano no intestino delgado determinando desconjugação e agravamento da lesão da mucosa intestinal;
- Prejuízo na absorção de proteínas - ocorre mais raramente. Um importante fator agravante, iatrogênico, é representado pelo período de jejum imposto à criança, quer pelas crenças populares ou pelas práticas médicas que prescrevem períodos de jejum prolongado seguidos freqüentemente por dietas com baixa densidade calórica (diluídas). Tais práticas, favorecem para o agravamento do estado nutricional concorrendo para perdas ponderais significativas que afetam o processo de crescimento e desenvolvimento da criança.

7.3.2 Taxa de Ferritina

A ferritina sérica é uma mínima porção correspondente a ferritina citoplasmática e é dosada por métodos imunológicos e seus valores de referência são de 10 a 500 ng/ml. A ferritina sérica apresenta-se diminuída na anemia ferropriva e já pode estar diminuída antes da doença se manifestar devido a extinção de estoques. Segundo a OMS valores iguais ou menores que 10 são sugestivos de deficiência de ferro e/ ou anemia.

7.3.3 D-Xilosemia

A d-xilose é uma pentose absorvida primariamente por difusão passiva no duodeno e jejuno proximal. Como sua absorção não depende de fatores intraluminais tais como sais biliares, secreções pancreáticas ou enzimas intestinais, mas sim de uma superfície de mucosa íntegra, sua má absorção de um modo geral é indicativo de lesão importante e difusa de mucosa intestinal proximal. A prova de absorção de d-xilose para muitos autores constitui importante elemento presuntivo para o diagnóstico de doença disabsortiva. A D-xilosemia entre 21 a 30 mg/dl significa uma pobre absorção.

7.3.4 Desnutrição Energético-Protéica

A desnutrição energético-protéica pode ser definida por uma variedade de condições patológicas decorrentes de deficiência de proteínas e energia, em variadas proporções que atingem principalmente crianças e são comumente agravadas por infecções repetidas (WATERLOW, 1996). Independente do desvio de nutrientes para mais (obesidade), para menos (desnutrição energético-protéica), ou seletivo (raquitismo, escorbuto, etc), o distúrbio nutricional é reconhecido como um grave problema médico, constituindo importante problema no contexto mundial de saúde infantil.

Desnutrição energético-protéica, segundo WATERLOW (1996), pode ser definida como uma gama de condições patológicas com deficiência simultânea de proteínas e calorias, em variadas proporções que acomete preferencialmente crianças de baixa idade e comumente associadas com infecções. A DEP dependendo do seu grau de evolução pode levar o organismo a apresentar desaceleração (casos leves), interrupção (casos moderados) ou involução (casos graves) da evolução normal de seus parâmetros bioquímicos (diluição), funcionais (disfunção, com ênfase no desenvolvimento neuropsicomotor) e anatômicos (depleção, com ênfase no crescimento físico).

Os primeiros sinais de alerta apresentados pelo quadro clínico são: diminuição da atividade e do ganho de peso. Após ocorre uma parada do crescimento e do ganho de peso. Em fases mais avançadas, apresenta perda acentuada do peso, culminando com as formas graves de desnutrição. As manifestações clínicas são de deficiência de energia e proteína, predominantemente. Mas, na maioria das vezes, há manifestações clínicas mais complexas devido às deficiências múltiplas de nutrientes: vitaminas, minerais, etc. (RODRIGUEZ & GONZÁLES, 1993), (CARRAZZA & KIMURA, 1994).

A maioria dos sinais e sintomas está no grupo das manifestações circunstanciais, havendo, porém, alguns deles de caráter universal. As manifestações de caráter universal são: (i) detenção do crescimento e desenvolvimento; (ii) hipotrofia e alterações do tono das massas musculares; (iii) manifestações psíquicas, como mudanças de caráter, irritabilidade, depressão mental, apatia, perversão do apetite, entre outros. As manifestações de caráter circunstancial consistem em lesões de pele e mucosas, fâneros, oculares, alterações ósseas, edema, hepatomegalia, entre outros (WATERLOW, 1996).

O tratamento da desnutrição está intimamente relacionado com aumento de oferta alimentar, que deve ser feito de forma gradual em função dos distúrbios intestinais que podem estar presentes. Após a reversão deste quadro, fornecer dieta hipercalórica para a recuperação do peso da criança; corrigir distúrbios hidro-eletrolíticos, ácido-básicos e metabólicos e tratar das patologias associadas; obtenção de adesão da mãe ao tratamento, o que irá facilitar a recuperação da criança em menor tempo e com maior intensidade (WATERLOW, 1977).

Neste capítulo foi realizado um estudo sobre conceitos inerentes a área médica e fornecidos pela especialista desse trabalho, conceitos esses que abordam o processo de diagnóstico de distúrbios do crescimento, análise recordatória do crescimento que utiliza o escore Z, informações a serem utilizadas no módulo de ajuda do sistema, evidências e hipóteses diagnósticas necessárias para o desenvolvimento do sistema SACI, o qual será detalhado no próximo capítulo.

CAPÍTULO VIII

DESENVOLVIMENTO DE UM SISTEMA ESPECIALISTA PROBABILÍSTICO NA AVALIAÇÃO DE DISTÚRBIOS DO CRESCIMENTO INFANTIL

O sistema especialista probabilístico, denominado SACI, é uma aplicação voltada ao diagnóstico de distúrbios do crescimento associados à falência do crescimento infantil, em crianças com até dois anos.

O desenvolvimento do SACI foi realizado na *shell* Netica e utilizou-se o ambiente de programação Delphi 5.0.

A escolha da *shell* Netica deu-se pelo fato da mesma apresentar uma interface amigável para o desenvolvimento de redes bayesianas, além da sua facilidade de comunicação com o Delphi e conseqüentemente com um base de dados, esta facilidade de comunicação deve-se ao fato da *Shell* possuir uma biblioteca de *DLL's* disponíveis para a comunicação.

Apesar de existirem *shells* que já trabalhem com redes bayesianas, como por exemplo Hugin, a manipulação de base de dados por estas *shells* é bastante complexa, levando muitas vezes a resultados insatisfatórios.

8.1 Etapas de Desenvolvimento do SACI

O desenvolvimento do sistema foi feito em cinco etapas: (i) aquisição do conhecimento; (ii) representação do conhecimento; (iii) implementação do sistema especialista probabilístico; (iv) desenvolvimento da interface com o usuário; e (v) avaliação do sistema.

8.1.1 Aquisição do Conhecimento

O conhecimento a ser adquirido para o desenvolvimento do sistema referiu-se ao diagnóstico de distúrbios relacionados a falência do crescimento infantil.

Essa etapa do desenvolvimento do sistema foi realizada através de entrevistas com a especialista do domínio de aplicação, a médica pediatra do Departamento de Pediatria da Universidade Federal de Santa Catarina, Maria Marlene de Souza Pires, doutora em nutrição pediátrica.

Nessa etapa foram definidas as hipóteses diagnósticas relevantes a esse domínio de estudo, bem como as evidências que são necessárias para chegar ao diagnóstico. As hipóteses diagnósticas definidas foram: Síndrome de Má Absorção por Intolerância à Lactose, Leite de Vaca e Soja, Deficiência de Ferro e Etiologia a Esclarecer. As evidências definidas pela especialista são: Diarréia, Taxa de Ferritina e D-Xilosemia.

A seguir a especialista estimou as probabilidades *a priori* do sistema, conforme é descrito nas tabelas 2 e 3.

Tabela 2 – Probabilidades a priori do SACI

Hipóteses Diagnósticas	P(Hi)
Deficiência de Ferro	0,60
Síndrome de Má Absorção	0,25
Etiologia a Esclarecer	0,15

Tabela 3 - Distribuição das probabilidades *a priori* evidências do SACI

Evidências		Hipóteses Diagnósticas		
		$P(ek/DeficiênciaFerro)$	$P(ek/MáAbsorção)$	$P(eK/Etiologia)$
Diarréia	Sim	0,20	0,80	0,40
	Não	0,80	0,20	0,60
Taxa de Ferritina	< 10	0,05	0,05	0,01
	10 a 15	0,10	0,55	0,04
	15 a 30	0,85	0,40	0,95
D-xilosemia	< 30	0,60	0,80	0,15
	>=30	0,40	0,20	0,85

8.1.2 Representação do Conhecimento

Uma vez definidas as hipóteses diagnósticas, evidências e probabilidades, foi realizada a representação do conhecimento por meio de uma rede bayesiana, construída na *shell* Netica, representada pela Fig. 7, composta de um nó para representar as hipóteses diagnósticas (Deficiência de Ferro, Síndrome de Má Absorção e Etiologia a Esclarecer), e outros três nós para representar as evidências necessárias para chegar às hipóteses diagnósticas (Diarréia, Taxa de Ferritina e D-Xilosemia).

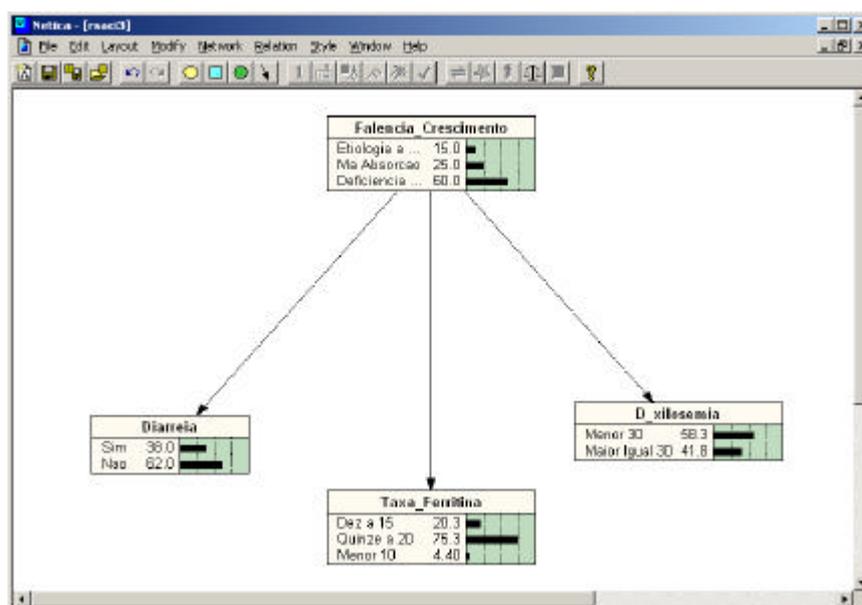


Figura 7 - Rede Bayesiana do sistema SACI

8.1.2.1 Refinamento da Base de Conhecimento do SACI

Depois que o conhecimento foi representado, realizou-se junto a especialista uma avaliação da qualidade das probabilidades, para ajustá-las de forma a fornecer o diagnóstico mais correto possível. A avaliação das estimativas iniciais das probabilidades deu-se por meio da realização de 100 (cem) consultas com dados de prontuários de dois serviços de pediatria. O refinamento dos valores estimados das probabilidades foi realizado até se alcançar um percentual de acerto de 94% dos casos consultados para diagnóstico primário no SACI, fornecendo também subsídios para o diagnóstico secundário.

8.1.3 Implementação do SACI

O primeiro passo para a implementação do sistema SACI foi a escolha de um ambiente de desenvolvimento adequado, e que permitisse a construção de uma interface compatível com a *shell* Netica. Escolheu-se, portanto, o ambiente de programação Delphi 5.0 que atende aos requisitos necessários para a construção deste sistema.

A implementação foi iniciada realizando-se a comunicação do ambiente de desenvolvimento Delphi 5.0 com a base de conhecimento representada na *shell* Netica, por meio de funções disponíveis em *DLL's* para o desenvolvimento nesse ambiente.

8.1.3.1 Funções API Disponíveis pela *Shell* Netica

As funções API disponíveis na *shell* Netica podem ser utilizadas tanto no ambiente de programação C, como em Delphi. O fabricante da *shell* Netica, Norsys Inc.,

disponibiliza em seu *site* (<http://www.norsys.com>) diversas bibliotecas disponíveis para o desenvolvimento de sistemas integrados ao Netica em diferentes plataformas e ambientes de desenvolvimento.

A *shell* Netica foi desenvolvida em C, o que permite uma maior facilidade de integração da ferramenta com esse ambiente. Escolheu-se utilizar o ambiente Delphi por atender aos requisitos para a construção do sistema SACI, além de oferecer uma contribuição a futuras pesquisas de sistemas especialistas probabilísticos que utilizarão a *shell* Netica com o ambiente Delphi. Isso se deve ao fato de existir poucas aplicações deste tipo, bem como carência de documentação na área. Outro motivo pelo qual optou-se utilizar o ambiente Delphi é o fato de que o SACI será integrado ao SIDENP, e os demais módulos desse sistema estão sendo desenvolvidos em Delphi. O SISSPAN, que inicialmente foi desenvolvido em C++, será redefinido para Delphi.

No Anexo I, são listadas as principais funções da API do Netica e que foram utilizadas no desenvolvimento do sistema SACI.

8.1.4 Desenvolvimento da Interface com o Usuário

Essa etapa foi realizada de acordo com as informações passadas pela especialista do domínio de aplicação, de forma a possibilitar a consulta ao sistema de uma forma lógica e estruturada.

O SACI poderá ser utilizado:

- por médicos pediatras, apoiando e agilizando o processo de diagnose;
- por estudantes e residentes em Medicina.

A seguir são ilustradas as principais telas e algumas funções do SACI.

Ao inicializar o SACI aparece uma estrutura de menus, onde no item *Sistema* é mostrada a opção *Nova Consulta*. Ao selecionar este item é mostrada a tela denominada *Suspeitas* (Fig. 8). Nesta tela serão informados, o gênero da criança e o diagnóstico preliminar realizado pelo SISPLAN, caso tenha sido feita anteriormente uma consulta a esse sistema. Caso o diagnóstico informado pelo SISPLAN seja, por exemplo, de ausência de desnutrição, é necessário informar ao sistema se a mãe suspeita que o filho esteja perdendo peso ou altura. Se há esta suspeita, o sistema permite realizar então uma análise recordatória das últimas três medidas de peso e altura da criança (Fig. 9).

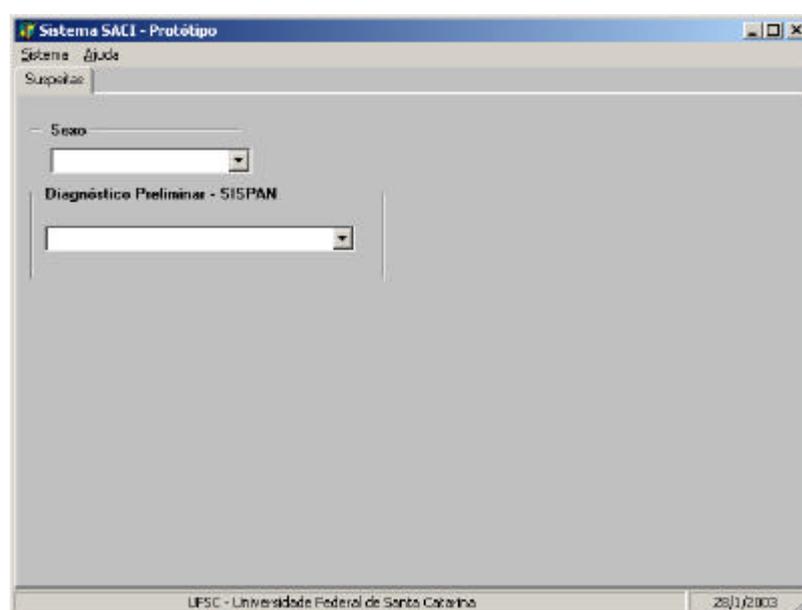


Figura 8 – Tela para consulta de suspeitas do SACI

Figura 9 – Tela de suspeitas e análise recordatória do SACI

Ao selecionar a Seta no canto inferior da tela, é mostrada a tela *Escore Z*, a qual possui dois gráficos relacionados a evolução do crescimento da criança, sendo um conforme o peso e o outro com a altura. Na parte inferior da tela são visualizados os resultado dos cálculos do escore Z. (Fig. 10).

Ao selecionar a seta indicativa de avanço, localizada no canto inferior direito da tela, pode-se ter duas situações, conforme as informações resultantes da análise do escore Z, as quais são:

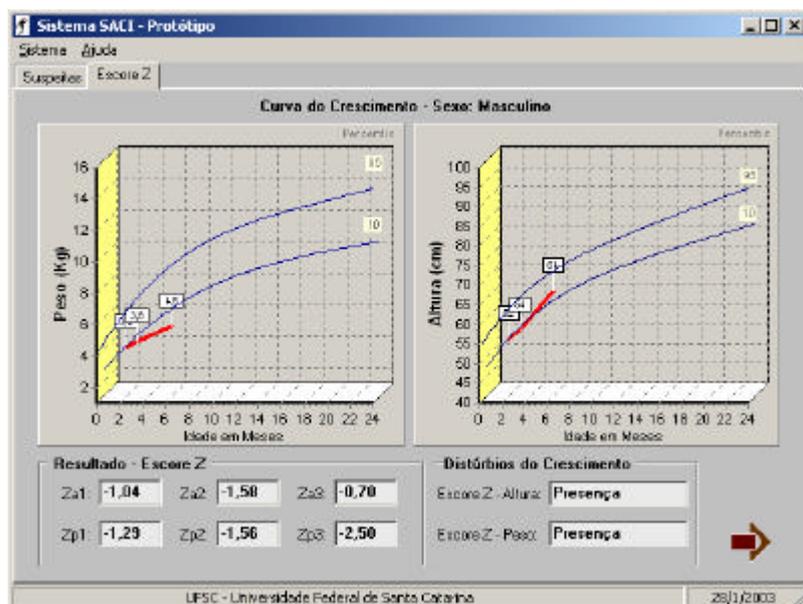


Figura 10 – Tela de análise gráfica da evolução do crescimento do SACI

- escore Z normal: é exibida a tela de resultado do sistema que indica um quadro clínico saudável.
- escore Z alterado: é exibida a tela que permite investigar sinais e sintomas que confirmem o resultado do escore Z (Fig. 10), e forneça o provável diagnóstico que represente o distúrbio do crescimento infantil em crianças com até 2 anos (Fig. 11).

Figura 11 – Tela de Evidências do SACI

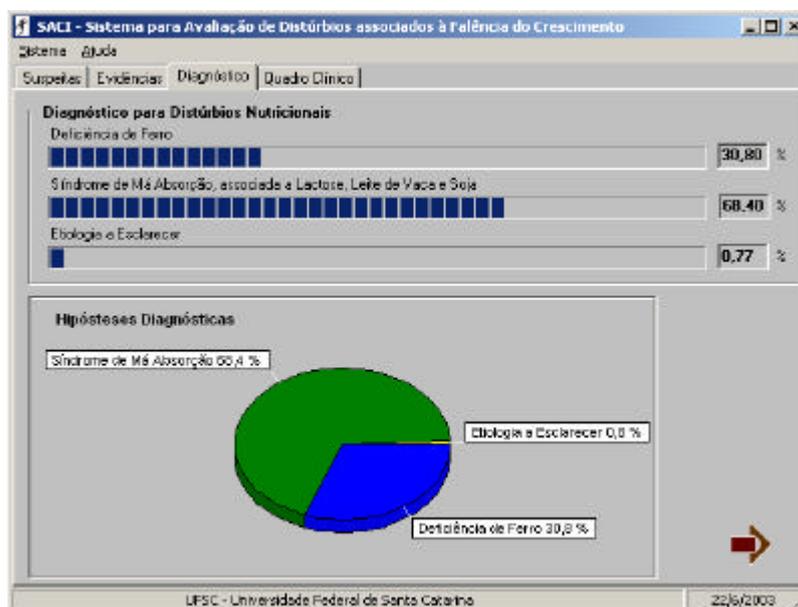


Figura 12 – Tela de Diagnósticos do SACI

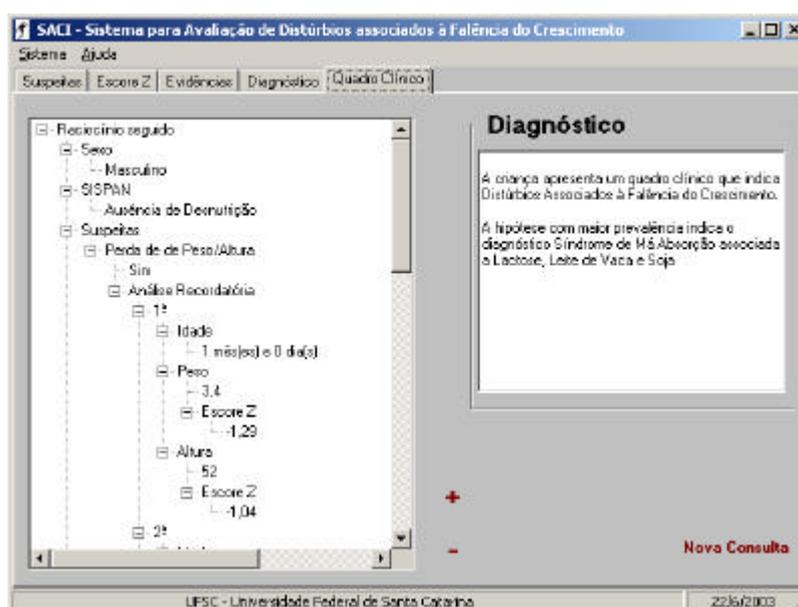


Figura 13 – Raciocínio seguido e Diagnóstico

O SACI apresenta também o módulo de ajuda que prevê auxiliar na realização das funções computacionais do sistema, como também fornece informações sobre o domínio de aplicação (Fig. 14).

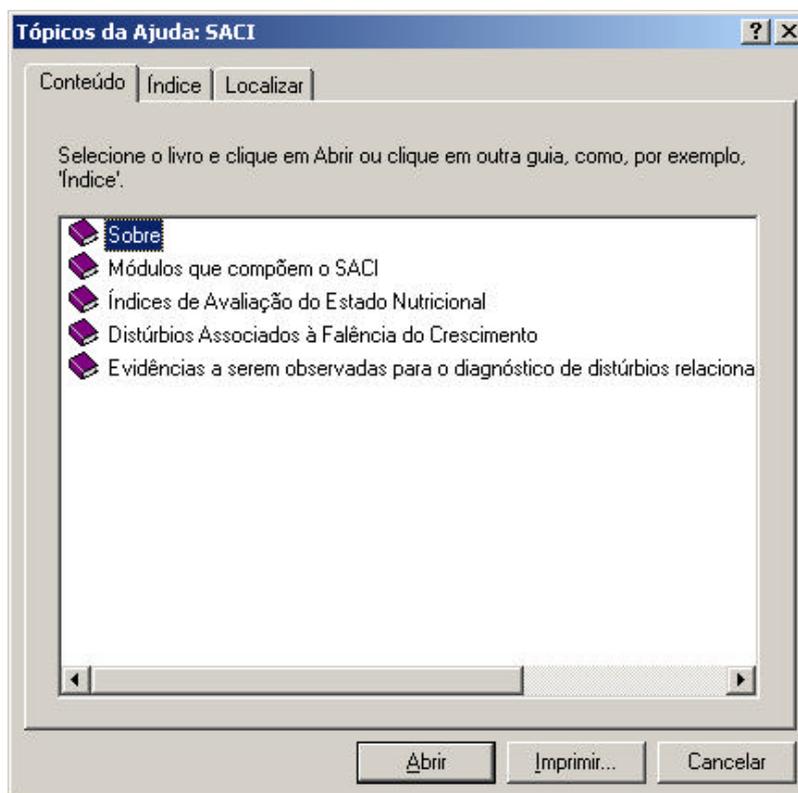


Figura 14 - Tela de Ajuda do SACI

8.1.5 Avaliação do Sistema

Foi realizada a validação de 100 prontuários no SACI por três médicas pediatras especialistas no diagnóstico relacionado aos distúrbios associados à falência do crescimento em crianças com até dois anos.

A seguir estão relacionadas as observações feitas pelas especialistas avaliadoras:

- A base de conhecimento do SACI reflete o domínio de aplicação proposto;
- A interface é de fácil utilização;
- A ajuda do SACI facilita a utilização do sistema, e fornece informações relevantes ao diagnóstico de distúrbios associados à falência do crescimento.
- O sistema realizou diagnósticos corretos;

8.1.5.1 Matriz Confusão

A matriz confusão, é uma matriz que determina similaridades entre as respostas obtidas pelos especialistas humanos e pelo sistema desenvolvido. Cada valor disposto na tabela representa o percentual de vezes que o sistema ficou confuso.

Tabela 4 – Matriz confusão da validação do SACI

Diagnóstico da Especialista	Diagnóstico do SACI		
	Síndrome de Má Absorção	Deficiência de Ferro	Outras Etiologias
Síndrome de Má Absorção	N/A	1%	1%
Deficiência de Ferro	1%	N/A	1%
Outras Etiologias	1%	1%	N/A

Observando a TABELA 4, que representa a matriz-confusão, é possível analisar que o percentual de acertos foi considerado satisfatório, sendo que o SACI diagnosticou 94% dos casos corretamente.

8.1.6 Consulta ao Sistema

Dada uma criança do sexo masculino, que não possui Desnutrição e existe uma suspeita de perda de peso ou altura.

A análise recordatória foi realizada de acordo com as três últimas medidas de peso e altura da criança (Tabela 5):

Tabela 5 – Análise Recordatória de uma consulta ao SACI

Medida	Idade (meses)	Peso (kg)	Altura (cm)
1ª Medida	1	3,4	52
2ª Medida	2	3,8	54
3ª Medida	5	4,8	64

Conforme os dados apresentados na Tabela 6, tem-se o resultado do escore Z, calculado pelo sistema.

Tabela 6 - Resultado do escore Z de uma consulta ao SACI

Medida	Escore Z para Peso (Zp)	Escore Z para Altura (Za)
1ª Medida	-1,29	-1,04
2ª Medida	-1,56	-1,58
3ª Medida	-2,50	-0,70

Baseando-se nesses dados é visualizado um gráfico, onde se encontram plotados os valores informados das três últimas medidas, formando a curva personalizada do crescimento infantil.

Esse gráfico objetiva servir como confirmação do diagnóstico apresentado pelo Escore Z, indicando os pontos em que a criança poderá apresentar algum distúrbio nutricional.

Para análise do resultado fornecido pelo escore Z utilizou-se o critério informado pela especialista (Tabelas 7 e 8).

Tabela 7 - Critérios para análise do escore Z para peso

Escore Z para Peso			Resultado para Distúrbios do Crescimento
Primeira medida (Zp1)	Segunda medida (Zp2)	Terceira medida (Zp3)	
≥ -1	≥ -1	≥ -1	Ausência
≥ -1	≥ -1	< -1	Presença
≥ -1	< -1	≥ -1	Ausência
≥ -1	< -1	< -1	Presença
< -1	≥ -1	≥ -1	Ausência
< -1	≥ -1	< -1	Presença
< -1	< -1	≥ -1	Ausência
< -1	< -1	< -1	Presença

Tabela 8 - Critérios para análise do escore Z para altura

Escore Z para Altura			Resultado para Distúrbios do Crescimento
Primeira medida (Za1)	Segunda medida (Za2)	Terceira medida (Za3)	
≥ -1	≥ -1	≥ -1	Ausência
≥ -1	≥ -1	< -1	Presença
≥ -1	< -1	≥ -1	Ausência
≥ -1	< -1	< -1	Presença
< -1	≥ -1	≥ -1	Ausência
< -1	≥ -1	< -1	Presença
< -1	< -1	≥ -1	Presença
< -1	< -1	< -1	Presença

Conforme as tabelas 7 e 8 apresentam resultados negativos em praticamente todas as medidas, iniciou-se a consulta na rede bayesiana do SACI.

Os valores informados na rede bayesiana (Fig. 15) referentes aos sinais e sintomas foi: presença de diarreia. Os valores para d-xilosemia e taxa de ferritina não foram informados.

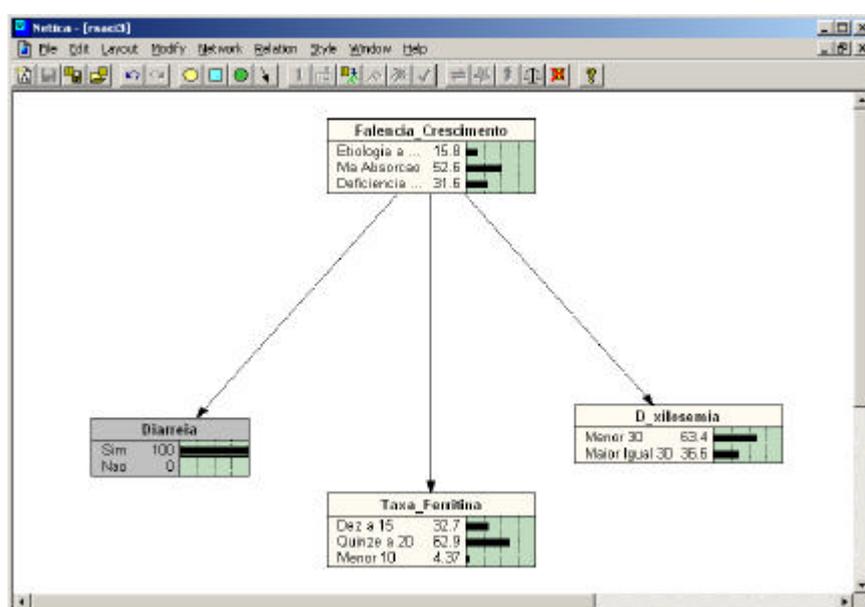


Figura 15 – Consulta a Rede Bayesiana do SACI

A seguir é demonstrada a aplicação do teorema de Bayes para propagar as evidências apresentadas, a fim de fornecer o vetor de probabilidades das três hipóteses diagnósticas, ou seja, Síndrome de Má Absorção por intolerância a lactose, leite de vaca e soja, deficiência de ferro e etiologias a esclarecer.

Os valores das probabilidades *a priori* utilizados para a aplicação do Teorema de Bayes são descritos nas tabelas 2 e 3. Os cálculos das probabilidades das evidências demonstrados a seguir.

A probabilidade de se ter diarreia é descrita é:

$$\begin{aligned}
P(\text{Diarréia}_{\text{sim}}) &= P(\text{Etiologia n Diarréia}_{\text{sim}}) \\
&+ P(\text{Má Absorção n Diarréia}_{\text{sim}}) \\
&+ P(\text{Deficiência de ferro n Diarréia}_{\text{sim}}) \\
\\
&= P(\text{Etiologia}) \times P(\text{Diarréia}_{\text{sim}} / \text{Etiologia}) \\
&+ P(\text{Má Absorção}) \times P(\text{Diarréia}_{\text{sim}} / \text{Má Absorção}) \\
&+ P(\text{Deficiência de ferro}) \times P(\text{Diarréia}_{\text{sim}} / \text{Deficiência de ferro}) \\
\\
&= 0,15 \times 0,40 \\
&+ 0,25 \times 0,80 \\
&+ 0,60 \times 0,20
\end{aligned}$$

$$P(\text{Diarréia}_{\text{sim}}) = 0,38 \text{ (38,0\%)}$$

As demais probabilidades para cada uma das evidências são obtidas da mesma maneira, resultando nas probabilidades descritas a seguir.

$$P(\text{Diarréia}_{\text{não}}) = 0,62 \text{ (62,0 \%)}$$

$$P(\text{Taxa de Ferritina}_{<10}) = 0,044 \text{ (4,4 \%)}$$

$$P(\text{Taxa de Ferritina}_{10 \text{ a } 15}) = 0,203 \text{ (20,3 \%)}$$

$$P(\text{Taxa de Ferritina}_{15 \text{ a } 20}) = 0,753 \text{ (75,3 \%)}$$

$$P(\text{D xilosemia}_{<30}) = 0,583 \text{ (58,3 \%)}$$

$$P(\text{D xilosemia}_{>=30}) = 0,417 \text{ (41,7 \%)}$$

Uma vez calculadas as probabilidades para as evidências, é calculada a propagação da evidência Diarréia para cada uma das hipóteses diagnósticas.

$$P(\text{Etiologia/Diarréia}_{\text{Sim}}) = P(\text{Etiologia}) \times P(\text{Diarréia/ Etiologia}) / P(\text{Diarréia})$$

$$P(\text{Etiologia/Diarréia}_{\text{Sim}}) = 0,15 \times 0,40 / 0,38$$

$$P(\text{Etiologia/Diarréia}_{\text{Sim}}) = 0,158 \text{ (15,8 \%)}$$

As probabilidades obtidas pela propagação da evidência Diarréia para cada uma das demais hipóteses diagnósticas são obtidas da mesma maneira, resultando nas probabilidades descritas a seguir.

$$P(\text{Má Absorção/Diarréia}_{\text{Sim}}) = 0,526 \text{ (52,6 \%)}$$

$$P(\text{Deficiência de ferro/ Diarréia}_{\text{Sim}}) = 0,316 \text{ (31,6 \%)}$$

Os cálculos do teorema de Bayes confirmam o diagnóstico fornecido pela inferência à base de conhecimento da *shell* Netica (Fig. 16).

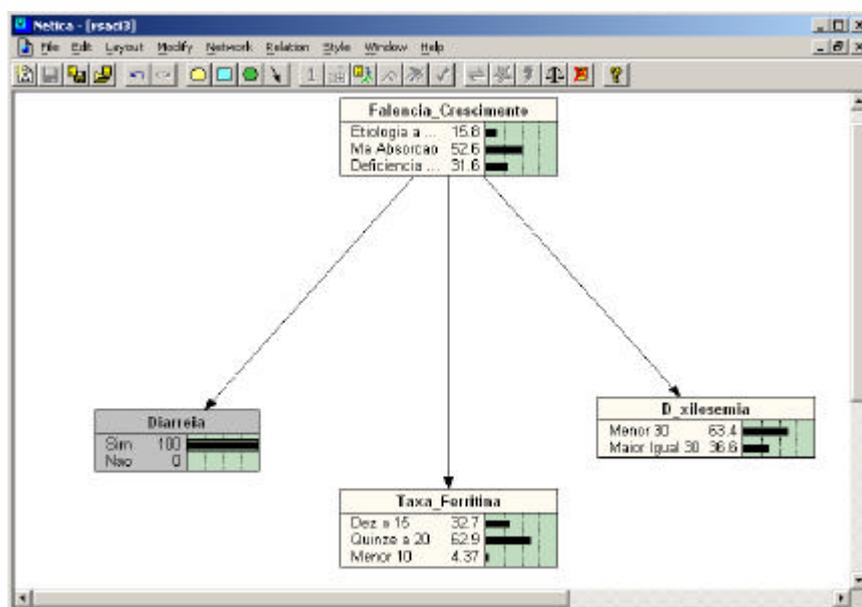


Figura 16 – Diagnósticos fornecidos pela Rede Bayesiana

CAPÍTULO IX

CONCLUSÕES

Esse sistema auxilia à pediatria em questões relacionadas a distúrbios do crescimento infantil, no que diz respeito ao processo de diagnóstico, tendo potencial na utilização como auxílio no ensino-aprendizagem nessa questão nutricional pediátrica.

Nesta dissertação desenvolveu-se um protótipo de um sistema para avaliação da falência do crescimento infantil, utilizando-se de técnicas da inteligência artificial para auxílio às atividades médicas, com o propósito de apoiar e facilitar o processo de diagnóstico médico, no domínio de aplicação a que o SACI se refere.

Em relação às técnicas de inteligência artificial utilizou-se sistemas especialistas, tratamento da incerteza por meio do modelo probabilístico, usando-se o Teorema de Bayes e as Redes Bayesianas.

A abordagem probabilística utilizada na representação do raciocínio médico e para compor a base de conhecimento, mostrou-se uma técnica bastante útil por reconhecer e tratar a aleatoriedade das evidências informadas, necessárias para o diagnóstico de distúrbios associados à falência do crescimento infantil.

O processo de raciocínio médico para o diagnóstico de distúrbios nutricionais em crianças com até 2 anos foi obtido por meio de estudos em textos técnicos e entrevistas com a especialista da área.

Levando-se em consideração as ferramentas disponíveis para implementação de sistemas computacionais para aplicações em domínios com a presença de incerteza, utilizou-se a *shell* Netica, já que esta ferramenta possui uma interface gráfica amigável e de fácil utilização, isto facilitou o processo de aquisição do conhecimento junto a especialista da área. Dessa forma, pode-se ajustar a base de conhecimento para atender as necessidades de avaliação dos distúrbios do crescimento infantil.

Nas etapas de desenvolvimento do SACI, conseguiu-se atingir os objetivos previamente estabelecidos, implementando-se: a rede bayesiana para representação do conhecimento médico; o módulo de interface que se mostrou objetivo; e o módulo de ajuda que apresentou uma linguagem acessível. Após o desenvolvimento dos diferentes módulos, realizou-se a integração da rede bayesiana, da interface e do módulo de ajuda.

Para a integração da rede bayesiana com o módulo de interface desenvolvido na linguagem de programação Delphi foi necessário um estudo aprofundado para esse tipo de comunicação, devido ao fato de existir pouca documentação disponível. Concluiu-se com a aplicação das técnicas estudadas que este tipo de integração é viável atendendo em um tempo satisfatório as consultas realizadas na base de conhecimento por meio da interface desenvolvida.

A avaliação do sistema junto a especialistas da área se deu em duas etapas: uma para validação da base de conhecimento e a outra para avaliar a utilização do sistema. Na 1ª etapa, foi considerado que a base de conhecimento estava adequada quando se atingiu um percentual de acerto de 94%, indicando uma taxa de erro de 6%. Quanto a utilização do sistema, as especialistas julgaram que o SACI estava adequado a realização do diagnóstico de distúrbios associados à falência do crescimento em crianças com até dois anos.

9.1 TRABALHOS FUTUROS

Recomenda-se para futuras pesquisas que utilizarão a abordagem probabilística em sistemas especialistas:

- Desenvolvimento de Base de Conhecimento Dinâmica, de forma que o usuário final do sistema possa adicionar e excluir nós, bem como definir as novas relações probabilísticas entre esses nós;

- Explorar a possibilidade nesse domínio de conhecimento por meio da abordagem difusa para as evidências com incerteza por imprecisão, considerando as duas abordagens, a bayesiana e a difusa para a modelagem do sistema;
- Ampliar o domínio de conhecimento de forma a possibilitar que cada uma das outras etiologias associadas à falência do crescimento, possam ser exploradas.

BIBLIOGRAFIA

ABE, J. M.; PAPAVERO, N. Teoria Intuitiva dos Conjuntos. São Paulo: Makron Books do Brasil Editora Ltda, 1992.

AMENT, M. E., et al. Soy protein - another case of flat protein lesion. Gastroenterology, 1972.

ANDRADE, P. J. N. Sistemas Especialistas de Apoio ao Diagnóstico em Medicina: Relações com o Teorema de Bayes e com a Lógica do Raciocínio Diagnóstico. Arquivo Brasileiro de Cardiologia, vol. 73, n.6, 1999.

ANDREASSEN, S., et al. A Model based Approach to Insulin Adjustment. In: Proceedings of the Third Conference on Artificial Intelligence in Medicine, Maastrich. Netherlands, 1991.

ASPEREN, P. P. V., et al. Immediate food hypersensitivity reactions on the first known exposure to food. Disease Childhood, 1988.

AZEVEDO, F. M. Contribution to the Study of Neural Networks in Dinamical Expert Systems. Tese de Doutorado. Facultés Universitaires Notre-Dame de la Paix, Namur, Belgium, 1993.

BARR, A; FEIGENBAUM, E. A. The Handbook of Artificial Intelligence. Los Altos: William Kaufmann Inc., 1981.

BARRETO, J. M. Inteligência Artificial no Limiar do Século XXI. Florianópolis, 1997.

BAYES, T. An essay towards solving a problem in the doctrine of chances. Reprinted in: MD Computing 8: 157 171, 1991.

BENBASSAT, M., et al. Pattern Based Interactive Diagnosis of Multiple Disorders: The MEDAS system. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2:148-160, 1980.

BITTENCOURT, G. Inteligência Artificial: Ferramentas e Teorias. Florianópolis: Editora da UFSC, 1998.

BRANDTJAEG, P. et al.,. Immunobiology and Immunopathology of Human Gut Mucosa: Humoral Immunity and Intraepithelial Lymphocytes. Gastroenterology, 1989.

BRIGNOLI, J. T. Modelo Híbrido Difuso Probabilístico. Dissertação de Mestrado, Curso de Pós Graduação em Ciência da Computação, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2001.

BRONZINO, J. D. The Biomedical Engineering Handbook. USA: CRC PRESS, IEEE PRESS, 1995.

BUCHANAN, B. G.; SHORTLIFFE, E. H. Rule Based Expert Systems: The Mycin Experiments. Journal of Standform Heuristic Programming Project. Reading, MA: Addison-Wesley, 1984.

CARRAZZA, F. R; KIMURA H. M. Avaliação do Estado Nutricional. In: Suporte Nutricional em Pediatria. São Paulo: Atheneu, 1994.

CAUDILL, M. Expert Networks an Emerge Tecnology Marries Expert System and Neural Network to Provide the Best of Worlds. Byte, vol. 17, outubro, 1991.

CHEESEMAN, P. In defense of probability. Proceedings of 9th International Joint Conference on Artificial Intelligence. Los Angeles, pp 1002-1009. 1985.

COELLO, J.M.A. Tecnologias e Aplicações Inovadoras de Inteligência Artificial. In: II Escola Regional de Informática – SBC Regional de São Paulo, Piracicaba, SP. Junho, 1997.

CUER, A. O., HIRABARA, L. Y. Sistemas Especialistas Aplicados À Medicina. 2000. Disponível em <http://www.din.uem.br/ia/Medicina/se_Medicina.html>. Acesso em 19 de maio de 2001.

DIAMOND, G. A; FORRESTER, J. S Analisis of Probability as an Aid in the Clinical Diagnosis of Coronary Artery Disease. Medicine Journal, 1979.

DIEZ, F. J. D. Sistema Experto bayesiano para ecocardiografia. Tesis de Doctorado. Facultad de Ciências de la Universidad Nacional de Educacion a Distancia, Madrid, 1994.

DOMBAL, F. T., et al. Computer Aided Diagnosis of Acute Abdominal Pain. British Medical Journal, 2:9-13, 1972.

DXPLAIN. Ruth Lilly Medical Library - Test Connection to DXplain. 1997. Disponível em <<http://www.medlib.iupui.edu/dxplain.html>>. Acesso em 19 de maio de 2001.

ELSON, R. B., et al. Computerized Decision: Support System in Primary Care. Medical Decision Making, vol. 22, junho de 1995.

Fisberg, M. Aspectos Gerais do Crescimento. In: Nóbrega F J. Distúrbios da Nutrição. Ed. Revinter, 1998.

GANASCIA. J. G. Inteligência Artificial. Ed. Ática, 1993.

GIARRATANO, J. Expert Systems Principles and Programming. Boston: Publishing Company, 1989.

HAMILL P. V., et al, Physical growth: national center for health statistics percentiles. Journal of Clinical Nutrition, 1979.

HECKERMAN, D. E. Probabilistic Similarity Networks. Tesis doctoral, Department of Computer Science, Stanford University, 1990.

HERNANDO, M. E., et al. DIABNET - A Qualitative Model Based Advisory System for Therapy Planning in Gestational Diabetes. Medical Informatics, 21:359--374, 1996.

HOKAZONO, A.F. Representação do Conhecimento em Sistemas Especialistas. 1998. Disponível em < <http://www.din.uem.br/ia/conhecimento/Represen.html> >. Acesso em 19 de maio de 2001.

IYNGKARAN N., et al. Egg-protein induced villous atrophy. Journal of Pediatric and Nutrition, 1982.

KAHN, C. E. Jr. et al. Construction of a Bayesian Network for mammographic diagnosis of breast cancer. 1997.

KANDEL, A. Fuzzy Expert System. Flórida: CRC PRESS, 1992.

KLIR, G.; YUAN, B. Fuzzy Sets and Fuzzy Logic: Theory and Applications. EUA: Prentice Hall, 1995.

KOEHLER, C. Uma Abordagem Probabilística para Sistemas Especialistas. Dissertação de Mestrado, Curso de Pós Graduação em Ciência da Computação, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 1998.

KULIKOWSKI, C. A. Artificial Intelligence Methods and Systems for Medical Consultation. IEEE Transation. Pattern Analyse Matching Recognition, 1982.

LAURITZEN, S. L.; SPIEGELHALTER, D. J. Local computations with probabilities on graphical structures and their applications to expert systems. J. Royal Statist. Soc., B, 50(2):154-227. 1988.

LINDA, C. Bayesian Belief Networks: Odds and Ends. The Computer Journal. Volume 39. Número 02. 1996.

LINDLEY, D. V. Scoring rules and the inevitability of probability. International Statistical Review, (50):1-26. 1982.

- LIPPMANN, R.P. An introduction to computing with neural nets. IEEE ASSP, 1987.
- MANOEL, P. D., et al, Patchy enteropathy, 1979.
- MAUS, R; KEYES, J. Handbook of Expert Systems in Manufacturing. USA: McGraw Hill, 1991.
- MCCARTHY, J; HAYES, P. J. Some philosophical problems from the standpoint of artificial intelligence. Machine Intelligence. Edinburgh: Edinburgh University Press, 1969.
- MILHO, I. Sistema de Apoio ao Diagnóstico Médico Baseado em Redes Bayesianas, 2000. Disponível em < <http://www.deec.isel.ipl.pt/eventos/Seminarios/Resum0322I.htm> >. Acesso em 19 de maio de 2001.
- MORA, J. O. A new method for estimating a standardized prevalence of child malnutrition from anthropometric indicators, BuII World Health Organization, 1989.
- NASSAR, Sílvia Modesto. Informática e Estatística: Um Interação entre duas Ciências. Trabalho submetido ao concurso de Professor Titular. Departamento de Informática e Estatística, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis (Brasil), 1998.
- OLESEN, K. G., et al. A MUNIN Network por the Median Nerve: A Case Study on Loops. Applied Artificial Intelligence, 3:385--403, 1989.
- PEARL, J. Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference. San Mateo: Morgan Kaufmann Publishers, 1988.
- PIRES, M. M. S.; OBELAR, M. Falência do Crescimento. In: Associação Catarinense de Medicina : Manual de terapêutica - Pediatria. Florianópolis, ACM, 2ª ed. p. 11-13, 1999.
- RABUSKE, A. R. Inteligência Artificial. Florianópolis: Editora da UFSC, 1995.

- RICH, E.; KNIGHT, K. Inteligência Artificial. São Paulo Makron Books, 1993.
- RODRIGUES, P. M. M. Lógica Diagnóstica. Ceará Médico, 1981.
- RODRIGUEZ, M. H.; GONZÁLEZ, E. S. Variación dei estado de nutrición. In Alimentación Infantil. Espanha: Ediciones Diaz de Santos, 2 ed, 1993.
- SABBATINI, R. M. E. Uso do Computador no Apoio ao Diagnóstico Médico. Revista Informédica, 1993.
- SABRÁ, A. et al. Alergia Alimentar. Temas de Pediatria, 1998. Disponível em <<http://www.nestle.com.br/nutricaoinfantil>>. Acesso em 19 de maio de 2001.
- SABRÁ, A. et al. Principais proteínas alergênicas da dieta habitual de crianças com diarreia crônica. XVI CBP. Temas livres 1989.
- SHAFER, G. A mathematical theory of evidence. Princeton: Princeton University Press. 1976.
- SHORTLIFFE, E. H. Computer-Based Medical Consultations: Mycin. New York: Elsevier, 1976.
- SHWASCHMANN H., et al. Protracted diarrhoea of infancy treated by intravenous alimention. Disease. Childhood,1973.
- SIMONS, G. T. Introdução a Inteligência Artificial. Ed. Classe, 1988.
- SLOZOVITZ, P., et al. Artificial Intelligence in Medical Diagnosis. Ann Intern Med, 1988.
- SOX, H. C. Medical Decision Making. In: Barondness JA, Carpenter G, Harvey AM. Differential Diagnosis. Philadelphia: Lea & Fediger, 1994.

STEIN, C. E. Sistema Especialista Probabilístico: Base de Conhecimento Dinâmica. Dissertação de Mestrado, Curso de Pós Graduação em Ciência da Computação, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2000.

STEVENSON, W. J. Estatística Aplicada à Administração. São Paulo: Harper e Row do Brasil, 1981.

TOLEDO, R. V. A. Sistema de Auxílio ao Diagnóstico Diferencial de Cefaléia. Dissertação de Mestrado, Curso de Pós Graduação em Ciência da Computação, Pontifícia Universidade Católica do Paraná, Curitiba, 2000.

VEGAS, F. J. D. Sistema Experto Bayesiano para Ecocardiografia. Tese de Doutorado em Ciências Físicas. Facultad de Ciencias de la Universidad Nacional de Educacion a Distancia. Madrid, 1994.

VITORIA J. C., et al. Enteropathy related to fish, rice and chicken. Washington: Disease Childhood, 1982.

WARNER, H. R.; SORENSON, D. K.; BOUHADDOU, O. Knowledge Engineering in Health Informatics. New York: Springer-Verlag, 1997.

WARNER, H. R., et al. A Mathematical Approach to Medical Diagnosis: Application to Congenital Heart Disease. Journal of the American Medical Association. 177:177-183, 1961.

WATERLOW, J. C., et al. The presentation and use of height and weight data for campanha the nutritional status of groups of children under the age of 10 years. Bull World Health Organization, 1977.

WATERLOW, J. C. Malnutrición Proteico-Energetica. Washington DC., , 1996.

ZADEH, L. A. Fuzzy Sets: Information and Control, 1965.

ANEXO I

FUNÇÕES API DO NETICA UTILIZADAS NO SACI

1 Funções para Manipulação de Erro

- *ErrorMessage_ns*: retorna uma mensagem de erro de uma dada relação de erros.
- *ReportError_ns*: permite ao programador disponibilizar uma relação de erros na *shell* Netica.
- *ClearError_ns*: remove a relação de erros apresentada durante todas as operações realizadas com a rede bayesiana.

2 Operações com Arquivos

- *FileNamed_ns*: retorna um nome de arquivo válido para o Netica dado um nome de arquivo entendido pelo sistema operacional utilizado.
- *WriteNet_bn*: grava uma rede bayesiana em um dado arquivo (.dne ou .dnet).
- *ReadNet_bn*: lê uma rede bayesiana de um dado arquivo (.dne ou .dnet).

3 Propagação das Evidências

- *EnterFinding_bn*: faz uma busca em nós que possuem valores discretos.
- *EnterNodeValue_bn*: atribui um número real para um dado nó.

- *GetNodeFinding_bn*: retorna os valores propagados de um dado nó como um vetor de probabilidades.
- *RetractNodeFindings_bn*: retrai todos os valores propagados para um dado nó de uma rede bayesiana.
- *RetractAllFindings_bn*: retrai todos os valores propagados para todos os nós da rede bayesiana.

4 Compilação e Atualização das Evidências

- *CompileNet_bn*: compila uma rede bayesiana para que haja uma atualização rápida das crenças informadas.
- *IsBeliefUpdated_bn*: retorna *true* se a crença do nó foi atualizada, refletindo os resultados correntes no momento.
- *GetNodeBeliefs_bn*: retorna a crença corrente do nó como um vetor com uma probabilidade para cada estado do nó, permitindo que esse nó seja atualizado caso necessário.

5 Operações com Nós

- *LenghtNodeList_bn*: retorna o número de nós de uma lista.
- *FreeNodeList_bn*: libera a memória usada por uma lista de nós.
- *NodeNamed_bn*: retorna o nome de um dado nó de uma rede bayesiana.
- *GetNetNodes_bn*: retorna uma lista de nós de uma rede bayesiana.

6 Operações com o Sistema Netica

- *NewNeticaEnviron_bn*: cria um novo ambiente Netica que deverá ser inicializado.
- *InitNetica_bn*: inicializa o sistema Netica.
- *CloseNetica_bn*: finaliza o uso do sistema Netica, liberando todos os recursos possíveis.
- *FreeNet_bn*: libera o ambiente Netica, disponível por meio das *DLL's* da memória.
- *GetNeticaVersion_bn*: retorna a versão da *shell* Netica que está sendo executada.