

ANÁLISE DE ALCUNS MÉTODOS DE RACIOCÍNIO IMPRECISO  
PARA SISTEMAS ESPECIALISTAS BASEADOS EM REGRAS

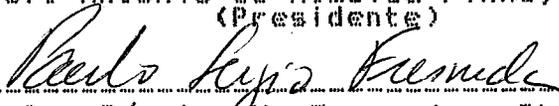
ADELINA APARECIDA SESCONETTO BORGES

TESE SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DA COORDENAÇÃO DOS PRO-  
GRAMAS DE PÓS-GRADUAÇÃO DE ENGENHARIA DA UNIVERSIDADE  
FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DO REQUISITOS  
NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM  
CIÊNCIAS EM ENGENHARIA DE SISTEMAS E COMPUTAÇÃO

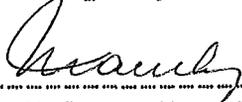
Aprovada por :



Prof. Antônio de Almeida Pinho, D. Sc.  
(Presidente)



Paulo Sérgio V. Fresneda, Ph. D.



Prof. Nelson Maculan Filho, D. Sc.

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL

AGOSTO DE 1989

BORGES, ADELINA APARECIDA SESCONETTO

Análise de alguns métodos de raciocínio impreciso para Sistemas Especialistas baseados em regras [Rio de Janeiro] 1989

IX, 120 p. 29,7 cm (COPPE/UFRJ, M. SC.,

Engenharia de Sistemas e Computação, 1989)

Tese - Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE.

I. Sistemas Especialistas I. COPPE/UFRJ

II. Título (Série)

Para

Fernando,

Nanda

e

Dang

## AGRADECIMENTOS

- Ao Professor Antônio de Almeida Pinho pela confiança depositada desde o início do trabalho , como também pelo apoio e dedicação inquestionáveis;

- À EMBRAPA E CAPES , pela oportunidade de realização do curso ,oferecendo o suporte financeiro necessário;

- Ao André Monat, pelas inúmeras dúvidas que ajudou a solucionar;

- Ao Marcos Motta e Hércules pela revisão do texto;

- Aos amigos da COPPE, em especial Cláudia, Clí-  
cia, Maurício, Samuel , Hércules e Wamberto, pelo companheirismo que ajudou a amenizar as dificuldades encontradas;

- À minha família , pelo carinho e apoio sempre presentes;

- A todos os amigos , e em especial devo lembrar aqueles colecionados durante os anos trabalhados na EMBRAPA, que, com gestos e palavras de estímulo, facilitaram a obtenção deste título.

Resumo da Tese apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Ciências (M. Sc.)

ANÁLISE DE ALGUNS MÉTODOS DE RACIOCÍNIO IMPRECISO  
PARA SISTEMAS ESPECIALISTAS BASEADOS EM REGRAS

ADELINA A. SESCONETTO BORGES

AGOSTO 1989

Orientador : Prof. Antônio de Almeida Pinho

Programa : Engenharia de Sistemas e Computação

O uso de raciocínio impreciso ou aproximado no desenvolvimento de Sistemas Especialistas baseados em regras é o objeto de estudo deste trabalho.

As teorias da Confirmação e da Evidência são estudadas, visando implementá-las em motores de inferência. Uma breve apresentação da teoria da Possibilidade também faz parte da dissertação.

Os principais tópicos abordados na apresentação dos resultados obtidos são : (a) áreas de aplicação, (b) características das bases que induzem ao uso das teorias e (c) análises dos recursos computacionais exigidos para implementá-las.

Abstract of Thesis presented to COPPE/UFRJ as partial fulfillment of the requirements for the degree of Master of Science (M. Sc.)

ANALYSIS OF SOME METHODS OF IMPRECISE REASONING FOR  
RULE-BASED EXPERT SYSTEMS

ADELINA A. SESCONETTO BORGES

AUGUST, 1989

Thesis Supervisor : Prof. Antônio de Almeida Pinho  
Department : Systems Engineering and Computation

The use of imprecise or approximated reasoning in the development of Rule-based experts systems is the focus of this dissertation.

The theories of Confirmation and Evidence are studied, aiming at implementing them in inference engines. A brief presentation of the Possibility theory also forms part of the dissertation.

In the presentation of the results, the main topics approached are: (a) application areas, (b) bases' characteristics that bias the use of the theories and analysis of the computational resources demanded to implement them.

## ÍNDICE

I.	INTRODUÇÃO .....	1
II.	INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL E SISTEMAS ESPECIALISTAS.....	4
II.1.	Sistemas Especialistas e Suas Particularidades .....	6
II.2.	Motores de Inferência .....	11
II.3.	Raciocínio Impreciso .....	12
II.4.	Colocação do Problema.....	14
III.	MÉTODOS DE RACIOCÍNIO IMPRECISO.....	16
III.1.	A Teoria da Confirmação.....	17
III.1.1.	Inferências.....	23
III.2.	A Teoria da Evidência.....	30
III.2.1.	Metodologia de Aplicação da Teoria em Sistemas de Produção.....	35
III.2.2.	Cálculo de Bel.....	37
III.2.3.	Alguns Comentários Sobre Dempster-Shafer.....	42
III.2.4.	Comparando Resultados Sobre Uma Mesma Base de Conhecimento .....	44
III.3.	A Teoria da Possibilidade.....	49
III.3.1.	A Teoria e Sistemas Especialistas.....	50
IV.	O BACO E AS TÉCNICAS DE RACIOCÍNIO IMPRECISO.	58
IV.1.	Estrutura do BACO.....	58

IV.2.	Usuários.....	62
IV.3.	Estrutura do Conhecimento.....	62
IV.4.	O BACO e a Teoria da Confirmação.....	68
IV.4.1.	Características de Implementação.....	68
IV.4.2.	Algoritmos e Estruturas de Dados.....	69
IV.5.	O BACO e a Teoria da Evidência.....	73
IV.5.1.	Características de Implementação.....	73
IV.5.2.	Estruturas de Dados e Algoritmos.....	74
IV.6.	O BACO e a Teoria da Possibilidade.....	81
IV.6.1.	Estruturas de Dados e Algoritmos.....	81
V.	UM ESTUDO DE CASO.....	84
V.1.	Definição da Base de Conhecimento.....	84
V.2.	Aplicação da Teoria da Confirmação.....	89
V.3.	Aplicação da Teoria da Evidência.....	93
V.4.	Aplicação da Teoria da Possibilidade.....	98
VI.	RESULTADOS OBTIDOS.....	102
VI.1.	Considerações Gerais.....	103
VI.1.1.	O Modelo da Teoria da Possibilidade.....	103
VI.1.2.	O Modelo da Teoria da Evidência.....	104
VI.1.3.	O Modelo da Teoria da Confirmação.....	106
VI.2.	Comparação Entre as Teorias do MYCIN e de D-S em Relação a Recursos Dispendidos.....	106
VI.2.1.	Resultados Obtidos na Teoria da Confirmação..	107
VI.2.2.	Resultados Obtidos na Teoria da Evidência.....	108
VI.3.	Análise Comparativa em Relação a Largura e Profundidade do Grafo.....	110

VI.4.	Características das BC Importantes na Escolha das Teorias .....	111
VI.4.1.	Teoria da Confirmação (MYCIN).....	112
VI.4.2.	Teoria da Possibilidade (ZADEH).....	112
VI.4.3.	Teoria da Evidência (Dempster-Shafer).....	113
VII.	CONCLUSÕES E COMENTÁRIOS.....	114
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	116

## CAPÍTULO I

## INTRODUÇÃO

A utilização de dados imprecisos e/ou incertos em Sistemas Especialistas tem sido um dos principais focos de pesquisa em Inteligência Artificial (IA) nos últimos tempos. O problema de tomada de decisão e o processamento de raciocínio em situações onde a informação é deficiente, parcial, não totalmente confiável, ou por ser imprecisa a representação da linguagem, ou ainda por existirem informações conflitantes provenientes de várias fontes, de acordo com BHATNAGAR [04], é tratado em uma área da IA chamada Raciocínio Aproximado ou Impreciso.

O objetivo deste trabalho é o estudo da utilização de técnicas de manipulação de Raciocínio Aproximado em Sistemas Especialistas (SE) baseados em regras. São utilizadas a teoria da Evidência, desenvolvida por DEMPSTER e formalizada por SHAFER [25] e a teoria da Confirmação utilizada no sistema MYCIN, um SE desenvolvido por SHORTLIFFE et alii [26], para o diagnóstico de doenças infecciosas no sangue. Também é apresentada, como parte do estudo realizado, a teoria da Possibilidade, baseada nos trabalhos de LOFTI ZADEH [34] sobre Conjuntos Nebulosos.

No Segundo Capítulo - Sistemas Especialistas - são apresentados os aspectos básicos de Sistemas Especia-

listas baseados em regras, com suas características e seus principais componentes. Procura-se dar uma visão geral desses sistemas, enfatizando-se os pontos abordados neste trabalho.

No Terceiro Capítulo - Técnicas de Raciocínio Impreciso - são descritas as principais características das teorias abordadas. Definições, combinações de regras e fatos são alguns dos itens detalhados.

No Quarto Capítulo - O BACO e as teorias de Raciocínio Impreciso - é apresentado o BACO, o shell desenvolvido pelo GIA (Grupo de Inteligência Artificial) da UFRJ, para o qual foram dirigidos os estudos realizados. Também são descritas as estruturas de dados e os algoritmos empregados para a definição de motores de inferência utilizando as teorias mencionadas.

No Quinto Capítulo - Um Estudo de Caso - é apresentada uma Base de Conhecimento para um SE realizando-se simulações para a aplicação de cada uma das três teorias nesta base. São então apresentadas e discutidas algumas conclusões sobre os valores encontrados.

No Sexto Capítulo - Resultados Obtidos - são analisados os resultados obtidos e as dificuldades e facilidades encontradas nas especificações realizadas. Uma análise comparativa entre os métodos do MYCIN e do Dempster-Shafer é apresentada no final do Capítulo.

Finalmente, no Sétimo Capítulo - Conclusões, são apresentadas algumas conclusões julgadas importantes

sobre o nosso trabalho. São discutidas algumas propostas sobre novos estudos a serem realizados e indicadas linhas de pesquisa a serem abordadas em futuros trabalhos.

## CAPÍTULO II

### INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL E SISTEMAS ESPECIALISTAS

Desde os anos 50 cientistas da área de Computação vêm se empenhando em fazer com que os computadores simulem o comportamento humano inteligente. O campo da Ciência da Computação onde são realizados tais estudos é conhecido como Inteligência Artificial (IA), que trata do projeto de sistemas de computadores inteligentes, isto é, de sistemas que exibem características que são associadas com a maneira do ser humano pensar e agir. SOUTO [27] ressalta que a IA tem por objetivo tornar os computadores mais úteis e entender os princípios que tornam a inteligência possível.

De acordo com MORRISON, citado por Cajueiro [07], podemos citar algumas das principais áreas de pesquisa de IA : Processamento de Linguagem Natural, Robótica, Sistemas Baseados em Conhecimento, Prova Automática de Teoremas, Reconhecimento de Padrões, Aprendizado Automático ( Machine Learning). Uma descrição detalhada de cada uma dessas áreas é encontrada em CAJUEIRO [07].

Até 1970 as pesquisas em IA na área de Resolução de Problemas se limitavam a "problemas de conhecimento completo", isto é, problemas nos quais toda a informação necessária à sua resolução estava à disposição do sistema no instante do início do processamento. Data dessa época o desenvolvimento dos principais algoritmos de busca em

grafos, pois os problemas eram modelados principalmente desta forma.

A partir de 1970, devido principalmente à disseminação de máquinas que permitiam ao usuário intervir no processamento (PC's, terminais de vídeo), fornecendo informações solicitadas pelo sistema, foi possível desenvolver processos de resolução de "problemas de conhecimento incompleto". Desse fato decorreram dois problemas:

a) A necessidade de formas mais sofisticadas de representar o conhecimento, porque deviam ser previstos os conhecimentos fornecidos em tempo de processamento e

b) A necessidade de se desenvolver processos de manipulação de raciocínio não monotônico, pois as informações introduzidas pelo usuário em tempo de processamento podiam não ser suficientes ou até mesmo contradizer as anteriores.

Foram então desenvolvidos sistemas que :

a) fossem capazes de representar o conhecimento sobre uma área restrita do conhecimento humano ;

b) em face do conhecimento anterior e em face do conhecimento novo introduzido fossem capazes de inferir novos conhecimentos;

c) fossem dotados de mecanismos poderosos de inferência, capazes de resolver problemas em um nível comparável ao homem. Tais sistemas foram então denominados Sistemas Especialistas.

## II.1 SISTEMAS ESPECIALISTAS E SUAS PARTICULARIDADES

Uma definição de Sistemas Especialistas é dada por FEINGENBAUN, citada por CAJUEIRO [07] :

"... um programa inteligente de computador que usa conhecimento e produz inferência para resolver problemas que são difíceis o bastante para requerer suficiente experiência humana para solucioná-los. O conhecimento necessário para executar tarefas a este nível, mais os procedimentos de inferência usados, podem ser considerados como um modelo de perícia dos melhores praticantes da área."

KULIKOWSKI [25] aponta como justificativas para a construção de Sistemas Especialistas a disseminação de um conhecimento raro e dispendioso, em geral compartilhado unicamente por um reduzido grupo de especialistas humanos.

Sob o ponto de vista da aplicação podemos classificar os SE's nas categorias relacionadas : diagnósticos, monitoramento, análise, interpretação, consulta, planejamento, projeto, instrução, explicação, aprendizado e conceituação (LUCENA [18]).

Embora esta seja uma classificação presente em

muitos pontos da literatura o próprio LUCENA [18] ressalta que existem poucos aspectos em comum entre estes sistemas que podem justificá-la. A classificação apontada por ele como ideal é colocada em termos de certas características presentes nos SE's como estrutura de controle, direção de busca, técnicas de controle utilizadas e transformações aplicadas no espaço de busca.

Sob o ponto de vista da forma de representar o conhecimento e da forma de realizar as inferências podemos distinguir dois tipos básicos de SE's:

- simbólicos: o conhecimento é representado em estruturas tipo regras de produção, frames, redes semânticas. Nos sistemas baseados em regras a inferência é apoiada em estruturas da forma " Se condição então ação ".

- conexionistas : o conhecimento é representado por estruturas do tipo redes neurais e a inferência é realizada segundo as formas de ligação entre as unidades da rede.

O nosso trabalho enfoca os Sistemas Especialistas baseados em regras. Tais Sistemas são constituídos basicamente por uma Base de Conhecimento e um motor de Inferência que atua sobre esse conhecimento. A Base de Conhecimento contém muitas vezes dados imprecisos e/ou incertos, decorrendo daí que a eficácia dos Sistemas Especialistas está mais ligada à qualidade do conhecimento armazenado que ao tipo de inferência utilizada (CAJUEIRO [07]).

Podemos agrupar os módulos que compõem um Sistema Especialista baseado em regras (SE/BR) em três principais grupos:

a) Base de Conhecimento (BC) :

- Componente onde estão armazenados fatos e regras que constituem o conhecimento do sistema sobre o mundo a ser descrito. Regras são o corpo da informação, geralmente estabelecido por especialistas da área. Fatos indicam o conhecimento que temos da instância do problema sob análise. Dada a importância fundamental das BC, uma vez que a eficácia de um sistema está intimamente relacionada à qualidade desse conhecimento armazenado, estudos têm sido realizados para a obtenção de conhecimento cada vez mais confiáveis.

b) Motor de inferência :

É constituído em geral por dois submódulos:

- Interpretador de regras : Módulo que faz o "casamento" ( matching ) entre as regras conhecidas e os fatos disponíveis.

- Sequenciador : Módulo que incorpora as heurísticas do sistema. Possui mecanismos que selecionam qual a regra a ser disparada a cada instante.

c) Módulos de apoio:

São sistemas acoplados aos SE's que, embora não sejam essenciais para seu funcionamento, os enriquecem, tornando-os mais versáteis, mais confiáveis e melhor utilizáveis. Entre os principais podemos citar:

- Processador de linguagem natural : É o

componente que deve fazer a interface entre o sistema e o usuário ; de todos os módulos de apoio este é o mais importante; espera-se que o sistema manipule pelo menos algumas frases dentro do assunto ao qual ele se destina. Dada a sua complexidade é considerado um ramo à parte na área de I.A.

- Justificador do Conhecimento ( ou Módulo de Explicação ) : É o módulo que informa ao usuário sobre os mecanismos de raciocínio do sistema. Em geral, permite que o usuário pergunte ao sistema : "COMO " - a qual o sistema responde com o encadeamento de inferências que justifique a resposta até então obtida e "PORQUE" - a qual o sistema responde com uma previsão do raciocínio.

- Quadro-Negro : Módulo usado para registrar as operações intermediárias realizadas pelo sistema em seus processos de atendimento ao usuário. Pode ser considerado como uma memória de trabalho.

- Reforçador de Consistência : Módulo que pode atuar tanto nas etapas intermediárias como na fase final do processo. Tem por objetivo criticar a Base de Conhecimento localizando conflitos e diagnosticando irregularidades.

Com a finalidade de facilitar a implementação dos módulos acima descritos, durante a construção de um SE, foram desenvolvidas várias ferramentas, algumas, inclusive, já comercializadas. Segundo a classificação elaborada por WATERMAN, citada por Souto [27] podemos agrupá-

las em :

- Linguagens de Programação : São incluídas nesta categoria tanto as linguagens orientadas para o problema, como FORTRAN e PASCAL, como linguagens para manipulação de símbolos, como LISP e PROLOG. Embora as linguagens para manipulação de símbolos sejam projetadas para aplicações em IA, existem vários sistemas escritos em linguagem orientada para o problema.

- Linguagens de Engenharia do Conhecimento : São ferramentas específicas para o desenvolvimento de sistemas especialistas, consistindo de uma linguagem de construção de sistemas, integrada em um ambiente de suporte intensivo. Elas podem ser classificadas como linguagem esqueleto ou sistemas de propósito geral (SOUTO [27]). A linguagem tipo esqueleto é um sistema especialista do qual foi removido o conhecimento específico, permanecendo a inferência e as facilidades de apoio ; exemplos são o KES que se originou do sistema PROSPECTOR, o EMYCIN que se originou do sistema MYCIN e o BACO, desenvolvido por um grupo de pesquisadores da UFRJ. A linguagem de propósito geral pode ser usada na construção de sistemas especialistas relacionados com diferentes tipos e áreas de problemas (SOUTO [27]). São estas ferramentas que comumente denominamos "SHELL's".

- Programas de auxílio à construção de sistemas : ajudam na aquisição e representação do conhecimento e no desenvolvimento do sistema. Exemplos são o AGE,

cujo objetivo é auxiliar o projeto e TEIRESIAS que auxilia na aquisição do conhecimento.

- Facilidades de apoio : consistem de programas que auxiliam a programação e ampliam a capacidade do sistema construído. Exemplos são os programas para depuração e edição de bases de conhecimento. Encontra-se em fase de definição um sistema deste tipo para o gerenciador BACO, pelo grupo de IA da UFRJ.

Dos módulos descritos como componentes dos Sistemas Especialistas os Motores de Inferência são o nosso principal objeto de estudo.

## II.2 MOTORES DE INFERÊNCIA

Uma definição bastante simples diz que motores de inferência são procedimentos que têm por objetivo calcular o CF ( Certainty Factor ou Fator de Certeza ) das condições finais, construídos comumente seguindo uma das seguintes técnicas ( SOUTO [27] ):

- Encadeamento para frente (progressivo) ou dirigido para o objetivo ( forward chaining ) : este método começa com um conhecimento inicial e progressivamente são aplicadas regras para gerar novos conhecimentos até que se chegue a uma resposta ou nenhuma inferência adicional possa ser feita. A aplicação de uma regra implica em comparar fatos com as condições especificadas na parte "SE" da regra.

- Encadeamento para trás ( regressivo ou

backward chaining) : neste método a busca começa com o objetivo que se quer provar ; este é particionado em sub-objetivos mais simples e estes em sub-objetivos mais simples até que uma solução seja encontrada ou nenhum progresso possa ser feito. Nesta metodologia aplicar uma regra significa comparar a conclusão (a parte ENTÃO) com os objetivos e verificar se a parte SE é verdadeira. O processo termina quando existe uma regra cuja parte SE é um fato e cuja parte ENTÃO é um sub-objetivo.

- Refutação : É um método, criado por ROBINSON, citado por LORENZONI [17], que permite verificar se uma expressão de Cálculo de Predicados de Primeira Ordem se segue logicamente de um conjunto de expressões dadas. É uma forma de se resolver o problema de inferência .

### II.3 RACIOCÍNIO IMPRECISO

Conforme descrito em seções anteriores um motor de inferência tem como objetivo final o cálculo de CF's. Os CF's tanto podem assumir valores extremos ( Verdadeiro (V) ou Falso (F) ) como valores intermediários, o que dá origem a duas formas de raciocínio processado pelos motores:

Preciso : Os CF's só assumem valores extremos, ou seja V ou F.

Impreciso : Os CF's podem assumir valores intermediários, sendo que a faixa de valores considerada válida pode ser diferente para cada teoria utilizada ; as

mais comuns são  $[-1,1]$  e  $[0,1]$ .

Existem disponíveis na literatura várias técnicas de processamento de raciocínio impreciso. Algumas dessas técnicas estão bastante detalhadas em (MONAT [19]), sendo que entre elas foram escolhidas algumas como o objetivo de estudo desse trabalho.

Uma definição de Raciocínio Impreciso ou Aproximado pode ser dada como a utilização de métodos numéricos ou não numéricos para a solução dos problemas quando nos deparamos diante das seguintes situações:

- quando o domínio relevante for aleatório, isto é, quando não se pode determinar o quanto uma afirmativa é verdadeira ou falsa;

- quando o domínio não for aleatório, mas a nossa capacidade de ter acesso a todas as informações for limitada;

- quando for muito difícil a representação precisa do conhecimento.

Embora existam hoje vários métodos em estudo para o tratamento de tais situações, existem problemas fundamentais ainda não resolvidos que influenciam sensivelmente nos resultados obtidos por qualquer método. Alguns desses problemas são descritos abaixo:

- dificuldades de conversão de termos humanos para fatores de certeza;

- falta de padrões para compatibilizar informações provenientes de várias fontes. Esse quesito se refere à dúvida se uma mesma percentagem proferida por

dois especialistas reflete a mesma realidade;

- o tempo gasto para propagar incerteza pode não se justificar quando as propagações produzirem mudanças pouco significativas. Existe, porém, o problema da dificuldade de se medir, no início do processo, o quanto será relevante ou não esta propagação.

Várias técnicas tem sido desenvolvidas visando o tratamento de informações imprecisas e/ou incompletas. Por um longo tempo o modelo utilizado no sistema MYCIN foi o único enfoque numérico usado para representação e inferência com incerteza. Os outros métodos, em especial a teoria da Evidência de Dempster-Shafer e a teoria da Possibilidade de Zadeh têm sido desenvolvidos na última década (BHATNAGAR [04]).

A utilização de métodos variados deve-se às diversas maneiras utilizados pelo ser humano para resolver incertezas ; dada essa variedade, é impossível normatizar cálculo de incertezas de uma forma padrão (CHANDRASEKARAN [03] ). Adaptando-se, pois, às diversas situações do mundo real, vários métodos de uso do raciocínio impreciso são encontrados na literatura especializada.

## II.4 COLOCAÇÃO DO PROBLEMA

No nosso trabalho procuramos analisar comparativamente algumas das técnicas existentes para tratamento numérico de raciocínio aproximado. Foram definidos algo-

ritmos utilizando-se algumas das técnicas hoje disponíveis, adaptando-as à estrutura de inferência utilizada no BACO.

Os estudos realizados foram voltados para as teorias da Evidência, da Confirmação e da Possibilidade, que são algumas das teorias existentes para a manipulação do Raciocínio Impreciso.

A ênfase nesse trabalho é dada à aplicabilidade das teorias mencionadas, procurando tornar transparente seus fundamentos teóricos. Enfatiza-se a aplicabilidade e não o embasamento formal de cada uma. Enfoca-se as condições de implementação, a aplicabilidade e as vantagens e desvantagens da utilização de cada uma.

## CAPÍTULO III

### MÉTODOS DE RACIOCÍNIO IMPRECISO

Neste capítulo são apresentadas as teorias de raciocínio impreciso que foram estudadas para utilização em Sistemas Especialistas seguindo os padrões estabelecidos pelo BACO.

A teoria da Confirmação, também conhecida como teoria do MYCIN, foi desenvolvida para ser utilizada na área de Medicina, no sistema que leva o seu nome, e tem sido a mais largamente utilizada até hoje. Desenvolvida inicialmente para ser utilizada no MYCIN, foi utilizada em alguns sistemas, mais academicamente do que em aplicações comerciais. A falta de formalismos e de comprovações teóricas faz com que alguns autores considerem ingênua a sua implementação (GINSBERG [11]).

A teoria da Possibilidade baseia-se na definição de uma "função de pertinência" de um elemento a um conjunto: "dado um conjunto  $A$  existe uma função  $f: X \rightarrow M$ , chamada função de pertinência, que associa a cada elemento  $X$  do universo um valor que procura medir o quanto esse elemento  $X$  pertence a  $A$ . Se  $M = (0,1)$  essa definição dá origem à teoria dos conjuntos comumente utilizada. Se  $M = [0,1]$  temos a teoria dos Conjuntos Nebulosos (Fuzzy Sets)". Procura-se com essa teoria, proposta por ZADEH [33], dar uma noção precisa às variáveis linguísticas, termos que representam conceitos computacionalmente vagos.

A teoria da Evidência desenvolvida a partir dos trabalhos de ARTUR DEMPSTER e GLENN SHAFER [25] baseia-se na atribuição de valores de crença e descrença em hipóteses exaustivas e mutuamente exclusivas que constituem um conjunto chamado "frame de discernimento". Alguns autores consideram a teoria da Evidência um caso especial de aplicação da teoria da Confirmação.

São detalhados neste capítulo os fundamentos de cada uma das técnicas mencionadas, buscando evidenciar os aspectos mais importantes usados na especificação de procedimentos de inferência que as utilizam.

### III.1 A TEORIA DA CONFIRMAÇÃO

A teoria da Confirmação, desenvolvida para o sistema especialista MYCIN, baseia-se na teoria subjetiva da probabilidade. Na teoria da probabilidade a função probabilidade  $P : E \rightarrow [0,1]$  tem o seguinte significado: A cada hipótese  $h$  pertencente a  $E$ ,  $P(h)$  é uma medida de crença na hipótese  $h$  e  $1 - P(h)$  é uma medida da descrença na hipótese  $h$ .

A teoria clássica da probabilidade foi preterida dado que, para sua implementação, existiria a necessidade de um volume muito grande de informações, o qual, além de nem sempre disponível, demandaria um tempo excessivo de processamento.

Dada uma hipótese "h" uma nova observação "e"

pode aumentar ou diminuir a crença em  $h$ . Chamamos  $P(h/e)$  a crença em  $h$  após a observação "e"; se  $P(h/e) > P(h)$  a observação "e" aumenta a crença em  $h$ ; em caso contrário a observação "e" diminui a crença em  $h$ , aumentando a sua descrença. Definimos então :

a ) Decrescimento proporcional na descrença de  $h$  :

$$\frac{P(h/e) - P(h)}{1 - P(h)}$$

b ) Decrescimento proporcional na crença de  $h$  :

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

Esses fatos induzem a criação de três medidas utilizadas pela teoria : (1) medida de crença (MB), (2) medida de descrença (MD) e (3) fator de certeza (CF), definidas abaixo.

• MB  $[h,e]$  :

É a medida do aumento de crença na hipótese  $h$ , baseada na evidência "e" (measure of belief); é definida por :

$$MB [h,e] = \begin{cases} 1, & \text{se } P(h) = 1 ; \\ 0, & \text{se } P(h/e) \leq P(h) ; \\ ( P(h/e) - P(h) ) / ( 1 - P(h) ) ; & \\ \text{nos demais casos.} \end{cases}$$

• MD  $[h,e]$

É a medida do aumento de descrença na

hipótese  $h$ , baseada na evidência "e"  
 [measure of disbelief]; é definida  
 por #

$$MD [h, e] = \begin{cases} 1, & \text{se } P(h) = 0; \\ 0, & \text{se } P(h) \leq P(h/e); \\ (P(h) - P(h/e)) / P(h); & \text{nos} \\ & \text{demais casos.} \end{cases}$$

Como uma evidência não pode ser simultaneamente a favor e contra uma hipótese vem #

$$\text{Se } MD [h, e] > 0 \text{ então } MB = 0;$$

$$\text{Se } MB [h, e] > 0 \text{ então } MD = 0;$$

Se  $P(h/e) = P(h)$  a evidência é independente da hipótese. Nesse caso  $MB [h, e] = MD [h, e] = 0$ .

$CF [h, e] = MB [h, e] - MD [h, e]$ . É a medida de certeza na hipótese  $h$ , baseada na evidência  $e$ , chamada de fator de certeza (Certainty Factor).

A partir destas definições podemos obter alguns resultados sobre as funções de medida de crença #

a ) Domínios considerados #

$$0 \leq MB [h, e] \leq 1$$

$$0 \leq MD [h, e] \leq 1$$

$$-1 \leq CF [h, e] \leq 1$$

b ) Confiabilidade #

Se  $e$  garante  $h$  com certeza tem-se que

$$MB [h, e] = 1,$$

$$MD [h, e] = 0,$$

$$CF [h, e] = 1.$$

Se e garante "h com certeza tem-se que

$$MB [h, e] = 0,$$

$$MD [h, e] = 1,$$

$$CF [h, e] = -1.$$

$$c) \quad MB [h, e] = MD [{}^{\sim}h, e].$$

Prova #

$$. \text{ Caso 1 : } P(h) = 1 :$$

Nesse caso #

$$MB [h, e] = 1 ;$$

$$\text{Como se } P(h) = 1, \quad P({}^{\sim}h) = 0,$$

$$\text{então } MD [{}^{\sim}h, e] = 1 = MB [h, e]$$

$$. \text{ Caso 2 : } P(h/e) \geq P(h)$$

$$- P(h/e) \leq -P(h)$$

$$1 - P(h/e) \leq 1 - P(h)$$

$$P({}^{\sim}h/e) \leq P({}^{\sim}h)$$

Da definição #

$$MB [h, e] = \frac{P(h/e) - P(h)}{1 - P(h)}$$

$$MD [{}^{\sim}h, e] = \frac{P({}^{\sim}h/e) - P({}^{\sim}h)}{-P({}^{\sim}h)}$$

$$MD [{}^{\sim}h, e] = \frac{1 - P(h/e) - (1 - P(h))}{-(1 - P(h))}$$

$$MD [{}^{\sim}h, e] = \frac{-P(h/e) + P(h)}{1 - P(h)}$$

$$= MB [h, e]$$

. Caso 3 :  $P(h/e) < P(h)$

$$- P(h/e) > - P(h)$$

$$1 - P(h/e) > 1 - P(h)$$

$$P(\bar{h}/e) > P(\bar{h})$$

Da definição :

$$MB[h,e] = 0$$

$$MD[\bar{h},e] = 0$$

d ) Corolário :

$$CF[h,e] = - CF[\bar{h},e]$$

Prova :

$$CF[h,e] + CF[\bar{h},e] =$$

$$MB[h,e] - MD[h,e] + MB[\bar{h},e] - MD[\bar{h},e] =$$

$$0$$

e ) Corolário :

$$1) MB[h,e] \leq P(h/e)$$

$$2) MD[h,e] \leq 1 - P(h/e)$$

Prova de (1) :

$$\text{Caso 1 : } MB[h,e] = 1$$

Nesse caso  $P(h) = 1$  e

$$P(h/e) = 1 \text{ pois se } P(h/e) < P(h),$$

$$MD[h,e] > 0, \text{ o que seria impossível}$$

$$\text{Caso 2 : } P(h/e) \geq P(h)$$

Nesse caso :

$$MB[h,e] = \frac{P(h/e) - P(h)}{1 - P(h)}$$

Então #

$$P(h/e) \leq 1$$

$$P(h/e) P(h) \leq P(h)$$

$$- P(h) \leq - P(h) P(h/e)$$

$$P(h/e) - P(h) \leq P(h/e) - P(h) P(h/e)$$

$$P(h/e) - P(h) \leq P(h/e) [1 - P(h)]$$

$$\frac{P(h/e) - P(h)}{[1 - P(h)]} \leq P(h/e)$$

$$MB[h, e] \leq P(h/e)$$

Caso 3 #  $P(h/e) < P(h)$

Nesse caso #

$$MB[h, e] = 0 \leq P(h/e)$$

Prova de (2):

Caso 1 #  $MD[h, e] = 1$

Nesse caso  $P(h) = 0$  e  $P(h/e) = 0$ ,

pois se  $P(h/e) > P(h)$ ,

$MB[h, e] > 0$ , o que seria impossível

Caso 2 #  $P(h, e) \leq P(h)$

Nesse caso #

$$MD[h, e] = \frac{P(h/e) - P(h)}{-P(h)}$$

Então #

$$P(h) \leq 1$$

$$P(h/e) P(h) \leq P(h/e)$$

$$- P(h/e) \leq - P(h) P(h/e)$$

$$- P(h/e) + P(h) \leq P(h) - P(h) P(h/e)$$

$$- P(h/e) + P(h) \leq P(h) [1 - P(h/e)]$$

$$\frac{P(h) - P(h/e)}{[P(h)]} \leq 1 - P(h/e)$$

$$\frac{P(h/e) - P(h)}{[1 - P(h)]} \leq 1 - P(h/e)$$

$$MD[h, e] \leq 1 - P(h/e)$$

Caso 3 :  $P(h/e) > P(h)$

Nesse caso :

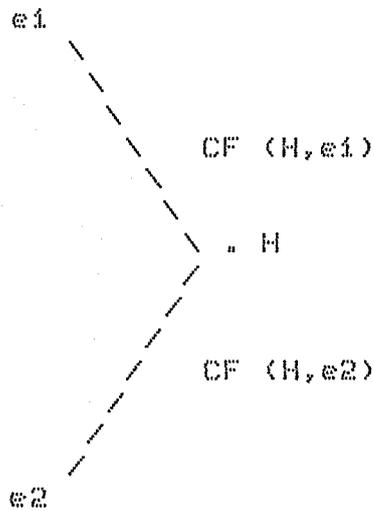
$$MD[h, e] = 0 \leq 1 - P(h/e)$$

### III.1.1 INFERÊNCIAS

Usando as funções mencionadas acima são definidas algumas fórmulas com o objetivo de encontrar o CF relativo à combinação de duas regras, cada uma com seu próprio CF.

As duas formas básicas de combinação de regras em redes de inferência, conforme mostrado na figura III.1 são regras em paralelo ou em sequenciamento, conforme descrito por HECKERMAN [13].

Define-se como regras em sequenciamento aquelas em que a hipótese de uma serve como premissa para outras; regras em paralelo são definidas como regras que possuem a mesma hipótese em comum.



Combinação de regras em paralelo

$$CF (H, e') \quad CF (H, e)$$

$$e' \text{-----} \rightarrow e \text{-----} \rightarrow H$$

Combinação de regras em sequenciamento

FIGURA III.1 FORMAS BÁSICAS DE COMBINAÇÃO DE REGRAS

Para combinação de regras em paralelo:

$$CF [ H, e1 \& e2 ] :$$

$$\bullet \text{ Se } CF [ H, e1 ] \geq 0 \text{ e } CF [ H, e2 ] \geq 0$$

$$CF [ H, e1 \& e2 ] =$$

$$CF [ H, e1 ] + CF [ H, e2 ] -$$

$$CF [ H, e1 ] * CF [ H, e2 ]$$

$$\bullet \text{ Se } CF [ H, e1 ] \leq 0 \text{ e } CF [ H, e2 ] \leq 0$$

$$CF [ H, e1 \& e2 ] =$$

$$CF [ H, e1 ] + CF [ H, e2 ] +$$

$$CF [ H, e1 ] * CF [ H, e2 ]$$

$$\begin{aligned}
 & \text{. Se } CF [H, e1] \leq 0 \text{ e } CF [H, e2] \geq 0 \\
 & \quad CF [H, e1 \& e2] = \\
 & \quad CF [H, e1] + CF [H, e2] / \\
 & \quad [1 - \text{Min} [CF [H, e1], CF [H, e2]]]
 \end{aligned}$$

A obtenção dessas fórmulas não seguiu uma demonstração formal. Impossibilitados de encontrar, a partir da definição de  $CF (H, e1)$  e  $CF (H, e2)$ , um valor para  $CF (H, e1 \& e2)$  que correspondesse a definições previamente estabelecidas, esta escolha foi feita de forma empírica (MONAT [19]).

Segundo HECKERMAN [13], os pesquisadores do MYCIN escolheram as fórmulas acima mencionadas porque elas satisfaziam a algumas propriedades consideradas imprescindíveis para este tipo de relação. Uma análise dessas propriedades pode ser obtida em (MONAT [19]).

Para combinação de regras em sequenciamento:

$$CF [H, e1 \& e2] :$$

$$\text{. Se } CF [H, e1] \geq 0$$

$$CF [H, e1 \& e2] =$$

$$CF [H, e1] * CF [H, e2]$$

$$\text{. Se } CF [H, e1] \leq 0$$

$$CF [H, e1 \& e2] =$$

$$- CF [H, e1] * CF [H, e2]$$

As relações para o sequenciamento são facilmente compreendidas. A confirmação obtida na primeira regra deve ser encarada como crédito para a premissa da segunda

regra, valendo portanto as fórmulas utilizadas para o cálculo do CF final de uma regra sabendo-se os valores de suas premissas e de seu CF inicial.

O cálculo do fator de certeza final de uma hipótese, através de uma regra, na qual as evidências também são incertas pode ser generalizado da seguinte forma :

Considere a regra:

Se  $s_1$

e  $s_2$

e  $s_3$

"

"

e  $s_n$

então  $h$  com CF  $[h, s_1, s_2, s_3 \dots, s_n] = K$ .

Esta regra diz basicamente que, se  $s_1$  e  $s_2$  e ... e  $s_n$  forem conhecidos com certeza, então o fator de certeza de  $h$  é  $k$ . Mas, as evidências  $s_1, s_2, \dots, s_n$  podem também ter seus fatores de certeza, decorrentes de evidências anteriores; se essas evidências anteriores forem representadas por  $e$ , podemos ter:

$$CF [s_1, e] = x_1$$

$$CF [s_2, e] = x_2$$

"

"

$$CF [s_n, e] = x_n$$

Então o valor final de CF  $[h, s_1, s_2, \dots, s_n, e]$  é dado por:

$$CF [h, s_1, s_2, \dots, s_n, e] = \min (x_1, x_2, \dots, x_n) * K.$$

Tal situação é descrita através do exemplo III.1, descrito abaixo.

Exemplo III.1 #

Sejam as regras #

R1 #

Se s1  
e s2  
e s3  
então h1.

R2 #

Se s4  
e s5  
então h1.

R3 #

Se h1  
então h2.

Sendo conhecidos os seguintes valores ( onde e é o conjunto de evidências anteriores ao disparo de R1, R2 e R3 ) #

CF [ s1, e ] = .4

CF [ s2, e ] = .6

CF [ s3, e ] = .5

CF [ s4, e ] = .7

CF [ s5, e ] = .9

CF [ h1, s1, s2, s3 ] = .8

CF [ h1, s4, s5 ] = .4

$$\text{CF [ h2, h1 ]} = .5$$

O problema colocado #

Qual o valor final do CF de h2 ?

Resolução do Problema #

. Cálculo do valor do CF de h1, depois do disparo de R1 #

$$\text{CF [ h1, s1, s2, s3, e1 ]} =$$

$$\text{Min [ .4, .6, .5 ]} * .8 = .32$$

. Cálculo do valor do CF de h1, depois do disparo de R2 #

$$\text{CF [ h1, s4, s5, e1 ]} =$$

$$\text{Min [ .7, .9 ]} * .4 = .28$$

. Cálculo do valor do CF de h1, depois do disparo de R1 e R2 #

$$\text{CF [ h1, s1, s2, s3, s4, s5, e1 ]} =$$

$$.28 + .32 - .28 * .32 = .52$$

. Cálculo do valor do CF de h2 #

$$\text{CF [ h2, h1, s1, s2, s3, s4, s5, e1 ]} =$$

$$.5 * .52 = .26$$

É importante observar que tanto o MYCIN como o BACO não estão preparados para o tratamento de regras onde se tem disjunções entre premissas. Quando tal situação ocorre essas regras são fraccionadas em regras sem disjunções, como na situação a seguir #

A regra

Se E<sub>1</sub> v E<sub>2</sub> v E<sub>3</sub> então P<sub>1</sub>

é substituída por

Se E<sub>1</sub> então P<sub>1</sub>

Se E<sub>2</sub> então P<sub>1</sub>

Se E<sub>3</sub> então P<sub>1</sub>

### III.2 A TEORIA DA EVIDÊNCIA

A teoria da Evidência, introduzida nos anos setenta como uma extensão da teoria da Probabilidade, tenta suprir algumas falhas encontradas na teoria da Confirmação, tais como :

1) A teoria da Confirmação não leva em conta que uma evidência que confirma uma hipótese está desconfirmando as concorrentes;

2) Não são manipulados relacionamentos hierárquicos de hipóteses ;

3) A forma de cálculo dos CF não possui um formalismo teórico;

4) O cálculo do CF de uma hipótese depende da ordem de utilização das evidências.

O Exemplo III.2 mostra o problema do relacionamento hierárquico e no Exemplo III.3 são mostradas as diferenças dos valores de CF quando as evidências são utilizadas em ordens diferentes.

Exemplo III.2 :

Seja a árvore do conjunto de hipóteses relativa à identificação de aeronaves mostrada na Figura III.2.

Uma hipótese que confirme JATOS, se usada a teoria da Confirmação, não terá influência nenhuma sobre as demais hipóteses. Utilizando a teoria de Dempster-Shafer com os procedimentos propostos por GORDON e SHORTLIFFE [12] e MONAT [19] o valor final da crença das

demais hipóteses também será afetado. Um detalhamento completo deste exemplo pode ser visto em MONAT [19].

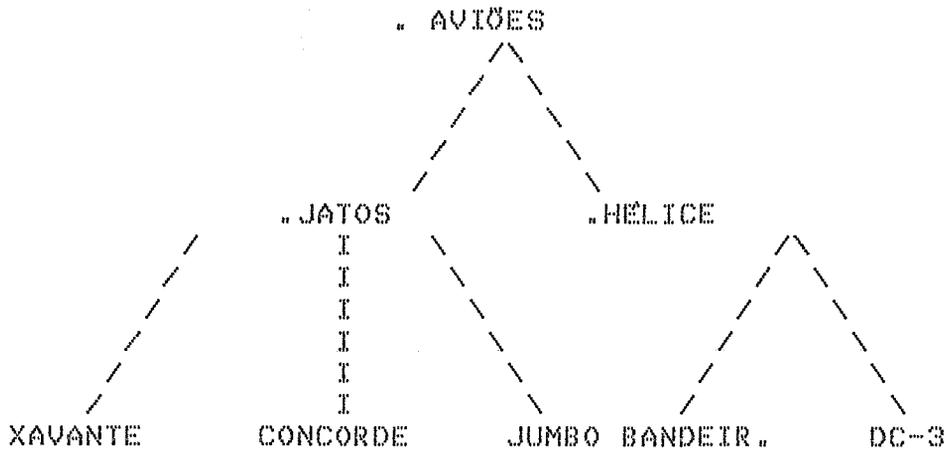


FIGURA III.2 ÁRVORE DO CONJUNTO DE HIPÓTESES

Exemplo III.3 # ( Baseado no paradoxo de HEMPEL, extraído de MONAT [19] )

Seja a hipótese H #

H# " Todos os corvos são negros " #

Se encontrarmos um corvo negro diremos que a confiança na hipótese crescerá, pois a hipótese se manteve. No entanto se encontrarmos um corvo amarelo para depois encontrarmos um corvo negro, nossa confiança na hipótese em nada crescerá, pois a hipótese já se manteve falsa. Portanto, o mesmo evento (encontrar corvo negro), pode ter duas medidas diferentes de incremento da confiança, conforme um conhecimento anterior.

Um outro exemplo de resultados divergentes obti-

dos a partir do disparo de regras em ordem diferente pode ser visto abaixo :

Sejam as regras :

R1 : Se s1  
então s2 CF = .7

R2 : Se s2  
então h1 CF = .8

R3 : Se s1  
então h1 CF = .6

Seja :

CF [ s1,e ] = .4

CF [ s2,e ] = .9

Se as regras forem disparadas na ordem R1, R2 e R3 teremos :

R1 : CF [ s2,s1,e ] = .28

R2 : CF [ h1,s2,s1,e ] = .28 \* .8 = .22

R3 : CF [ h1,s1,e ] = .4 \* .6 = .24

CF [ h1,s1,s2,e ] = .22 + .24 - .22 \* .24  
= .41

Se as regras forem disparadas na ordem R2, R3 e R1 teremos :

R2 : CF [ h1,s2,e ] = .8 \* .9 = .72

R3 : CF [ h1,s1,e ] = .6 \* .4 = .24

R1 : CF [ s2,s1,e ] = .4 \* .7 = .28

CF [ h1,s1,s2,e ] = .72 + .24 - .72 \* .24 = .79,

onde se vê uma clara divergência entre os va-

lores obtidos por CF E1, s1, s2, e J dependendo da ordem da aplicação das regras.

Desenvolvida por Dempster e implementada por Shafer a aplicabilidade da teoria baseia-se em alguns fundamentos básicos:

1) Existe um conjunto "T", chamado frame de discernimento, que contém todos os valores possíveis de serem assumidos por um determinado atributo. Tais valores devem ser mutuamente exclusivos, isto é, só um deles pode ser assumido. Atribuir confiança a um elemento não atribui confiança, nem em parte, a nenhum outro elemento.

Seja  $T = \{ \text{verde (VD), amarelo (AM), azul (AZ) e branco (BR)} \}$  um conjunto de cores.  $P(T)$ , o conjunto dos subconjuntos de T, é mostrado na Figura abaixo:

( VD, AM, AZ, BR )

(VD, AM, AZ) (VD, AM, BR) (AM, AZ, BR) (AM, AZ, BR)

(VD, AM) (VD, AZ) (AM, AZ) (VD, BR) (AM, BR) (AZ, BR)

(VD) (AM) (AZ) (BR)

0 - (Conjunto vazio)

2) Dada a exigência dos elementos do frame serem mutuamente exclusivos e o conjunto exaustivo, quando um atributo puder assumir mais de um valor simultanea-

mente, os dois valores constituirão uma nova alternativa no frame.

Como mostrado acima, se na resolução de um problema, um objeto puder assumir um conjunto de cores, a hipótese correspondente a este conjunto teria que fazer parte do frame de discernimento ; por exemplo se um objeto puder assumir simultaneamente as cores amarelo e branco o elemento (AM, BR ) teria que fazer parte do frame em questão.

3) As especificações existentes na teoria tratam unicamente da combinação de regras em paralelo. Combinação de regras em sequenciamento, bem como a determinação do grau de certeza em uma regra dadas determinadas premissas seguirão os mesmos critérios definidos para a teoria da Confirmação.

4) Duas medidas são utilizadas neste tipo de procedimento : atribuição básica de probabilidade ( ou bpa ), simbolizada por "m", e função de crença "Bel".

a)  $m(A) = A$  função  $m : P(T) \rightarrow [0,1]$  indica a medida da porção de crença total atribuída a A, onde A é um subconjunto de T. Esta porção de crença não pode ser subdividida entre os subconjuntos de A.

O valor  $m(T)$  é a medida da porção de crença total que permanece não atribuída depois do cálculo de crença aos vários subconjuntos próprios de T. Assim, se  $m(A) = s$ ,  $m(T) = 1 - s$  e  $m(x) = 0$ , para qualquer outro x pertencente a  $P(T)$ . Observe que a crença complementar

é atribuída a  $T$  e não a  $\overset{C}{A}$  (complemento de  $A$ ), como no modelo Bayesiano.

Como  $T$  é exaustivo e exclusivo, vem que #

$$\sum_{x \in P(T)} m(x) = 1 \text{ e } m(\emptyset) = 0$$

Exemplo III.4 #

1) Suponha  $T = \{ VD, AM, AZ, BR \}$  e que não haja nenhuma evidência que favoreça algum diagnóstico; então  $m(T) = 1$  e  $m(A) = 0$ , qualquer que seja  $A$ .

2) Suponha evidência que confirme  $\{ VD, AZ \}$  em grau 0.6; então  $m(VD, AZ) = 0.6$  e  $m(T) = 0.4$ .

b) Cada função "m" induz a uma medida de crença chamada de Bel, definida da seguinte forma #

$Bel(B) =$  (credibilidade de B) # é o somatório das crenças cometidas exatamente a cada subconjunto de B. Então #

$$Bel_m(B) = \sum_{x \in B} m(x)$$

Isto é,  $Bel(B)$  é a medida total de crença em B, fornecida pelo bpa "m". Se B tem um único elemento  $Bel(B) = m(B)$ , para todo bpa m,  $Bel(T) = 1$ .

III.2.1 METODOLOGIA DE APLICAÇÃO DA TEORIA EM SISTEMAS DE PRODUÇÃO

Um conjunto " T ", chamado frame de discernimento é o conjunto de todos os valores possíveis de serem assumidos por uma determinada variável ( KANAL [04] ).

Após definido o frame de discernimento são definidas as regras que fazem parte da base de conhecimento. A característica importante a ser observada é que todas as hipóteses possíveis devem fazer parte do frame, existindo a obrigatoriedade de serem mutuamente exclusivas e exaustivas naquele frame.

#### Exemplo III.5 :

Regras de uma Base onde será aplicada a teoria de Dempster-Shafer (D-S) :

Se premissa1

e premissa2

então hipótese1 com bpa = 0.3

Se premissa2

e premissa3

então hipótese2 com bpa = 0.4

.. A probabilidade associada (bpa) diz respeito ao quanto se acredita na hipótese, dadas determinadas premissas. O complemento da probabilidade ( 1 - probabi-

lidade) indica quanto se desconhece, valor atribuído ao conjunto total de hipóteses, e não, como na teoria da Confirmação, o quanto se desacredita nessa hipótese em

. Disparadas as regras, são seleccionadas aquelas que foram aceitas como verdadeiras dadas as premissas conhecidas.

. Obtidos os valores dos bpa's são calculados os Bel's para cada hipótese. Na próxima seção é detalhado este cálculo.

. Após o cálculo dos Bel's são então obtidos a credibilidade (o próprio Bel(h)) e a plausibilidade ( $1 - \text{Bel}(h)$ ) de cada hipótese. Detalhes do uso destas grandezas são mostradas na seção III.2.2. De posse dos valores de credibilidade e plausibilidade é determinado o intervalo de crença de cada hipótese.

### III.2.2 CÁLCULO DO BEL

Sejam  $m_1$  e  $m_2$  dois bpa's e  $\text{Bel}_1$  e  $\text{Bel}_2$  suas funções de crença. Dempster define a combinação de  $m_1$  e  $m_2$  da seguinte forma:  $(m_1 + m_2)(A)$  é a soma dos produtos da forma  $m_1(x)m_2(y)$  onde  $x$  e  $y$  são todos os subconjuntos cuja intersecção é  $A$ .

A metodologia de execução é então :

- Obtem-se o produto dos dois bpa's ; sabe-se que o bpa atribuído a  $T$  é  $1 - \text{bpa}$  da hipótese.

- Encontra-se a intersecção entre os conjuntos examinados. Atribui-se o resultado do produto obtido à esta intersecção.

- Supondo que seja encontrada uma intersecção de X e Y vazia, de onde decorre  $m(\emptyset)$  diferente de 0, o que contraria as condições exigidas pela teoria, Dempster manipula esse problema normalizando os valores atribuídos de forma que  $(m_1 + m_2)(\emptyset) = 0$  e que os novos valores do bpa permaneçam entre 0 e 1. Isto é feito definindo-se "k" como a soma de todos os valores não nulos atribuídos a  $m(\emptyset)$  num dado caso. Dempster atribui zero a  $(m_1 + m_2)(\emptyset)$  e divide os demais valores por  $1 - k$ . Este caso é apresentado no exemplo III.7. Esta normalização soa bastante artificial e tem sido motivo de críticas à teoria.

- Depois que os bpa's tenham sido combinados gerando os Bel referentes ao frame, são então calculados a plausibilidade e os intervalos de crença referentes a cada hipótese.

$Bel(A)$  indica a extensão pela qual a evidência suporta a negação de A;  $1 - Bel(A)$  expressa a plausibilidade de A, isto é, a extensão pela qual a evidência permite a alguém falhar ao duvidar de A.

A informação contida em Bel pode ser expressa pelo intervalo  $[Bel(A), 1 - Bel(A)]$ , isto é, o intervalo entre a credibilidade de A e sua plausibilidade.

Na situação bayesiana  $Bel(A) + Bel(A) = 1$ , sendo a largura do intervalo igual a zero. No modelo

DS a largura pode não ser nula ; é a medida de crença que embora não atribuída a  $A$ , também não é atribuída a  $\bar{A}$ . Esta largura do intervalo pode ser olhado como a quantidade de incerteza com respeito a uma hipótese dada a evidência. É a crença que não é atribuída pela evidência nem à hipótese nem à negação da hipótese.

Um dispositivo gráfico foi criado visando facilitar a implementação do cálculo de combinações de bpa's. Este mecanismo é mostrado abaixo visando o melhor entendimento do cálculo de Bel's

Exemplo III.6 :

Supondo que depois de disparadas as inferências encontramos como verdadeiras as seguintes regras :

R1: Se premissa1 (p1)  
então hipótese1 (h1) 0.6,  
isto é  $m_1(h1) = 0.6$   
e  $m_1(z) = 0$  para qualquer outro z.

R2: Se premissa2 (p2)  
então [hipótese1, hipótese2] 0.4,  
isto é  $m_2(h1, h2) = 0.4$ .  
e  $m_2(z) = 0$  para qualquer outro z.

Cálculo de  $m_1 + m_2$

I		
I	( h1, h2 ) .4	T .6
I		

---

	I		
	I		
h1 .6	I	( h1 ) .24	( h1 ) .36
	I		
	I		
T .4	I	( h1, h2 ) .16	T .24

$$\langle m_1 + m_2 \rangle (h1) = .24 + .36 = 0.6$$

$$\langle m_1 + m_2 \rangle (h1, h2) = .16$$

$$\langle m_1 + m_2 \rangle (T) = .24$$

$$\langle m_1 + m_2 \rangle (z) = 0 \text{ para qualquer outro } z.$$

• Cálculo das funções de crença :

$$\text{Bel} (h1) = 0.24 + 0.36 = 0.6$$

$$\text{Bel} (h1, h2) = 0.24 + 0.36 + 0.16 = .76$$

$$= \langle m_1 + m_2 \rangle (h1) + \langle m_1 + m_2 \rangle (h2, h1)$$

• Encontrados os Bel's concluímos que :

$$- \{h1\}^c = \{h2\}$$

$$- \text{Bel} (h2) = \langle m_1 + m_2 \rangle (h2) = 0$$

$$- 1 - \text{Bel} (h1)^c = 1$$

- A credibilidade de h1 é 0.6.

- O intervalo de crença de (h1) é [0.6

1.0].

- A plausibilidade de h1 é [ 1 - Bel

(h1) ].

Neste caso será 1.

- A credibilidade de (h1, h2) é 0.76.

- A plausibilidade de  $(h_1, h_2)$  é  $[1 - \text{Bel}((h_1, h_2))]$ .

Neste caso será 1.

- O intervalo de crença de  $(h_1, h_2)$  é  $[0.6 \quad 1.0]$ .

### Exemplo III.7 #

Supondo que depois do cálculo das hipóteses 1 e 2 tenha sido aceita uma nova hipótese, que confirme  $h_2$  com 0.6, isto é  $m_3(h_2) = 0.6$ ,  $m_3(T) = 0.4$  e  $m_3(z) = 0$  qualquer que seja  $z$ .

$(m_1 + m_2 + m_3)$	I	I	I	I	I	I	I
1	2	3	I	I	I	I	I
	$h_2$	.6	I	I	I	I	I
			I	I	I	I	I
			I	I	I	I	I
			I	I	I	I	I
	T	.4	I	I	I	I	I
			I	I	I	I	I
			I	I	I	I	I

Então #

$$\bullet \quad k = .36 \quad \text{e} \quad 1 - k = 0.64$$

$$\bullet \quad (m_1 + m_2 + m_3)(h_1) = 0.24 / 0.64 = .375$$

$$\bullet \quad (m_1 + m_2 + m_3)(h_2) = (.096 + .144) / 0.64 = .375$$

$$\bullet \quad (m_1 + m_2 + m_3)(h_1, h_2) = 0.064 / 0.64 = .1$$

$$\bullet \quad (m_1 + m_2 + m_3)(T) = 0.96 / 0.64 = 0.15$$

- $(m_1 + m_2 + m_3)(z) = 0$ , para qualquer outro  $z$
- $\text{Bel}(h_1) = .375$
- $\text{Bel}(h_1, h_2) = (.375 + .1 + .375) = .85$
- $\text{Bel}(h_2) = .375$

• Encontrados os Bel's concluímos que :

- A credibilidade de  $h_1$  é de .375.
- A plausibilidade de  $h_1$  é  $1 - \text{Bel}(h_1)$ .

$\text{Bel}(h_1)$ ].

Neste caso será .625.

- A credibilidade de  $(h_1, h_2)$  é .85.
- A plausibilidade de  $(h_1, h_2)$  é  $(1 - \text{Bel}(h_1, h_2))$ .

$\text{Bel}(h_1, h_2)$ ].

Neste caso será 1.

- A credibilidade de  $h_2$  é .375.
- A plausibilidade de  $h_2$  é  $1 - \text{Bel}(h_2)$ .

Neste caso será .625.

- Os intervalos de crença serão :

- $h_1$  :  $[.375 \quad .625]$
- $h_2$  :  $[.375 \quad .625]$
- $(h_1, h_2)$  :  $[.85 \quad 1]$

### III.2.3 ALGUNS COMENTÁRIOS SOBRE DEMPSTER-SHAFER

A aplicação direta da teoria no cálculo das funções de  $m$  e  $\text{Bel}$  resulta em uma complexidade exponencial de cálculo, em virtude da enumeração de todos os

subconjuntos ou superconjuntos de um dado conjunto. Dado tal problema vários têm sido os estudos realizados visando o aprimoramento da técnica de Evidência, tentando chegar a algoritmos com menor complexidade.

BARNETT, citado por GORDON e SHORTLIFFE [12] propôs um método que reduz a complexidade a um tempo linear. No entanto, seu método só é aplicável quando as hipóteses são compostas de elementos únicos. O detalhamento de tal algoritmo e exemplo de aplicação pode ser encontrado na referência citada.

GORDON e SHORTLIFFE [12] propuseram um algoritmo cuja utilização é limitada aos casos onde as hipóteses estão hierarquicamente representadas como em uma árvore. Seu método se restringe a calcular unicamente valores referentes aos nodos presentes na árvore, sendo portanto ineficiente para o cálculo da plausibilidade. Isto acontece devido ao fato que para o cálculo da plausibilidade de  $A$ , é necessário conhecer o valor de  $A_c$ , que não é fornecido pelo algoritmo. Detalhes e exemplo de tal algoritmo podem ser encontrados em MONAT [19].

LOGAN e SHAFER [16] propuseram um algoritmo cuja complexidade não depende do tamanho da árvore. Este algoritmo está voltado para implementação de estruturas hierárquicas e tem como característica fornecer graus de plausibilidade bem como os graus de crença para todas as hipóteses previstas na árvore. Detalhes e exemplo de aplicação deste algoritmo podem ser encontrados em LOGAN [16].

A principal vantagem deste método sobre o método do MYCIN, segundo BHATNAGAR [04], é a possibilidade de verificação da influência do Fator de Certeza de uma regra sobre as demais. A maior deficiência é o pouco que se tem feito para executar inferências com informações representadas em termos de funções de crença. Na verdade existe carência de utilização prática da teoria.

### III.2.4 COMPARANDO RESULTADOS SOBRE UMA MESMA BASE DE CONHECIMENTO

Nessa seção são comparadas as teorias da Evidência e da Confirmação, através dos resultados por elas obtidos, calculando-se o CF de uma hipótese por inferências sobre uma mesma base de conhecimento.

a) Regras confirmando a mesma hipótese:

Sejam as regras :

R1 : Se  $p_1$   
então  $h_1$  .3

R2 : Se  $p_2$   
então  $h_1$  .8

Pela teoria da Confirmação :

$$CF(h_1, p_1 \text{ e } p_2) = .3 + .8 - (.3 * .8) = .86$$

Pela teoria da Evidência:

$$m_1(h_1) = .3$$

$$m_2(h_1) = .8$$

$(m_1 + m_2)$	I	$(h_1)$ .8	T .2
$(h_1)$ .30	I	$h_1 = .24$	$h_1 = .06$
T .70	I	$h_1 = .56$	T = .14

$$\left( \frac{m_1}{1} + \frac{m_2}{2} \right) (h_1) = .24 + .56 + .06 = .86$$

Essa situação, quando ambas as regras concluem a mesma hipótese, indica que, em determinados casos, ambas teorias induzem ao mesmo resultado.

b) Resultados obtidos quando uma hipótese nega e outra confirma a mesma hipótese:

Sejam as regras :

R1 : Se  $p_1$   
então  $h_1$  .8

R2 : Se  $p_2$   
então  $h_1$  -.2

Pela teoria da Confirmação:

$$CF [h_1, p_1 \text{ e } p_2] = -.2 + .8 = .6$$

Pela teoria da Evidência:

$$m_1 (h_1) = .8$$

$$m_2 (h_1) = .2$$

$(m_1 + m_2)$	I	$(h_1)$ .2	T 0.8
$(h_1)$ .8	I	$0 = .16$	$h_1 = .64$

$$T \quad .2 \quad \begin{matrix} I \\ I \\ I \end{matrix} \quad \begin{matrix} C \\ h_i = .04 \end{matrix} \quad T = .16$$

$$i - K = .64 \text{ ( Fator de normalização)}$$

$$m(h_i) = .64 / .84 = .76$$

$$m(h_i)^C = .04 / .84 = .04$$

$$m(T) = .16 / .84 = .19$$

Dado que as hipóteses são constituídas de um único elemento o Bel referente a cada hipótese será igual aos seus respectivos "m".

Observando-se o CF resultante da agregação das duas evidências conclui-se que a aplicação de CF's de sinais opostos resulta no CF com sinal do maior no caso do MYCIN, enquanto que na teoria do DS apresenta uma redução do suporte para ambas.

Quando as duas hipóteses apresentam o mesmo grau de confirmação e desconfirmação torna-se mais evidente o quanto DS é preferível, já que na teoria da Confirmação o CF seria igual a 0, o que sugeriria que não há nenhuma evidência, enquanto na teoria da Evidência permanecem valores associados à cada hipótese.

c) Resultados obtidos envolvendo hipóteses distintas que façam parte do mesmo frame:

Sejam as regras :

R1 : Se p1  
então h1 .8

R2 : Se  $p_1$   
então  $h_2$  .7  
com o frame de discernimento constituído  
por  $\{h_1, h_2\}$ .

Pela teoria da Confirmação:

$$CF(h_1, p_1) = .8$$

$$CF(h_2, p_2) = .7$$

Pela teoria da Evidência :

$$m_1(h_1) = .8$$

1

$$m_2(h_2) = .7$$

2

$$m_1(T) = .2$$

1

$$m_2(T) = .3$$

2

$(m_1 + m_2)$	I	$(h_1)$ .7	T .3
$(h_2)$ .8	I	0 = .56	$h_2$ = .24
T .2	I	$h_1$ = .14	T = .06

$1 - K = .44$  ( Fator de normalização)

$$\left( \frac{m_1 + m_2}{1 \quad 2} \right) (h_1) = .14 / .44 = .318$$

$$\left( \frac{m_1 + m_2}{1 \quad 2} \right) (h_2) = .24 / .44 = .545$$

$$\left( \frac{m_1 + m_2}{1 \quad 2} \right) (T) = .06 / .44 = .136$$

$$Bel(h_1) = .318$$

$$\text{Bel}(h_2) = .545$$

Considerando-se o CF resultante da agregação das duas evidências observa-se que na aplicação da teoria do Confirmação não haveria influência sobre o valor de uma hipótese em outra.

Na teoria do DS cada hipótese teria seu valor afetado pela presença da outra. Conforme mencionado essas influências existirão quando a hipótese  $h'$  for um superconjunto de  $h''$ ; quando  $h'$  for um subconjunto de  $h''$  o valor de  $h'$  permanecerá inalterado. Nos exemplos mostrados anteriormente pode-se verificar tal fato. Se uma hipótese  $h'$  está contida em outra  $h''$ , como é o caso do exemplo III.7, o valor final da combinação das duas hipóteses não irá afetar o valor inicial de  $h'$ , alterando apenas o Bel correspondente a  $h''$ .

### III.3 A TEORIA DA POSSIBILIDADE

A idéia central na teoria dos conjuntos nebulosos , ou fuzzy sets ,desenvolvida por ZADEH [38] é procurar dar uma noção mais precisa dos termos usados na linguagem e que representam conceitos computacionalmente vagos , chamadas variáveis linguísticas . A teoria da possibilidade é calcada na teoria dos conjuntos nebulosos e se constitui em uma forma de representar raciocínio aproximado.

Dentro de um conjunto nebuloso os extremos são normalmente bem definidos e fáceis de serem identificados, enquanto que para os valores intermediários existe um determinado "grau de pertinência" , interpretado como o grau de confiança de que um elemento pertence ou não a um determinado conjunto (BUCKLEY [06] ) . Um exemplo de tal situação é apresentado na figura 1 , onde se verifica o grau de pertinência de um elemento do conjunto de ( 1, 12) ao conjunto nebuloso "Aproximadamente Seis".

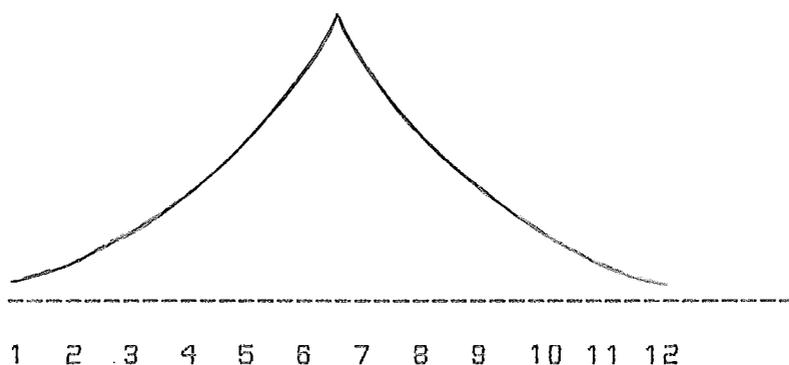


Figura 1 : Gráfico de "Aproximadamente 6"

Sistemas especialistas usando a teoria dos conjuntos fuzzy ainda são escassos. No exemplo III.8 é apresentado um sistema deste tipo, descrito por BUCKLEY [06], destinado a avaliar as possíveis configurações de um dispositivo eletrônico, constituído por três componentes ligados em série. Na realidade todos os SE conhecidos utilizando a teoria fuzzy, utilizam-se apenas de uma ou mais definições presentes na teoria, não fazendo uso obrigatoriamente de todos os seus princípios.

A aplicabilidade dos conjunto fuzzy, dada a complexidade de seus algoritmos, é considerada muito restrita por alguns autores, que chegam a considerá-la intratável computacionalmente (GINSBERG [11]), quando os conjuntos analisados não são muito pequenos.

### III.3.1 A TEORIA E SISTEMAS ESPECIALISTAS

A teoria da possibilidade apresenta alguns princípios a serem utilizados quando do seu emprego em um SE:

1) - Princípio de Vínculo - Esta regra diz que de uma proposição difusa  $p_d$  podemos inferir uma proposição difusa  $q_d$ , se a distribuição de possibilidade induzida por  $p_d$  estiver contida naquela induzida por  $q_d$  (ZADEH [34]).

Este princípio estabelece que de um atributo mais geral podemos deduzir um atributo mais específico. A

recíproca não é verdadeira. Deste princípio foi originada a regra P de inferência para a lógica difusa que é equivalente ao modus ponens da lógica de primeira ordem.

É importante observar que o termo específico implica em dizer que uma característica está embutida em outra. Em termos computacionais isso teria que ser informado ao programa de inferência.

Como exemplo podemos ter :

O Amazonas é um rio muito grande

a partir desta proposição podemos assumir que

O Amazonas é um rio grande

porque o atributo "muito grande" é mais específico que o atributo "grande", e portanto, a distribuição de possibilidade para o primeiro está contida na distribuição do segundo atributo, já que todo rio "muito grande" pertence ao conjunto dos rios "grande".

Se invertêssemos as proposições, ou seja, se a partir da segunda proposição fossemos deduzir a primeira poderíamos cair numa situação falsa, já que para alguns rios a situação é verdadeira, mas para outros o fato de ser "grande" não implica em ser "muito grande".

2) Confronto direto com a teoria da probabilidade- Uma situação em que a teoria da possibilidade entra em choque com a teoria da probabilidade é na relação P (A v B). Enquanto esta relação é dada pela teoria da probabili-

dade como

$$P(A \vee B) = P(A) + P(B) - P(A \& B),$$

na teoria da possibilidade a mesma relação é definida como

$$P(A \vee B) = \text{Max}(P(A), P(B)).$$

A lógica difusa advoga ser à probabilidade insuficiente para lidar com proposições difusas, o que é contestado pela visão probabilística. A possibilidade, como uma probabilidade, advogam os probabilísticos, deveria seguir os mesmos princípios desta, o que não acontece, como mostrado no exemplo acima.

3) Os sistemas especialistas fuzzy utilizam normalmente quatro componentes básicos (TUCKER [06]) :

- Memória de trabalho : É constituída pelo conjunto de todos os objetos tratados pelo sistema ;

- Entrada para o sistema com os objetos escolhidos . Cada objeto é representado por um vetor fuzzy;

- A coleção de regras em que se utilizam os vetores fuzzy escolhidos;

- A saída que mostra os resultados obtidos.

O sistema apresentado no exemplo III.8 mostra cada um desses componentes.

Exemplo III.8 : Um sistema especialista utilizando a teoria de fuzzy sets (BUCKLEY, SILLER e TUCKER [06]) :

Os autores desenvolveram um sistema para avaliar configurações possíveis de um dispositivo eletrônico constituído por três componentes ligados em série. Sabe-se que a falha de um desses componentes pode comprometer todo o sistema.

Cada configuração "T" é indicada por um terno  $(i_1, i_2, i_3)$ , onde  $i_j$  indica o número de backups do componente  $j$ . O incremento do número de backups aumenta a confiabilidade do dispositivo, mas também aumenta o seu peso e seu custo. O objetivo do SE é obter um dispositivo com um número de backups que torne a confiabilidade suficiente, sem tornar o peso e o custo proibitivos.

As tabelas III.3.2, III.3.3 e III.3.4 mostram os dados de confiabilidade, custo e peso em função do número de unidades de backup, para cada componente. Os dados são números fuzzy.

Número de backups	Confiabilidade	Custo	Peso
0	$C_{i0}$	$T_{i0}$	$P_{i0}$
1	$C_{i1}$	$T_{i1}$	$P_{i1}$
2	$C_{i2}$	$T_{i2}$	$P_{i2}$
3	$C_{i3}$	$T_{i3}$	$P_{i3}$
4	$C_{i4}$	$T_{i4}$	$P_{i4}$

Tabela III.3.1 Dados para um  $i$ -ésimo componente

Como exemplo podemos citar que a confiabilidade do componente número 3 pode ser  $C_{30}$  = aproximadamente 0.7 para nenhum backup,  $C_{31}$  = aproximadamente 0.8 para um backup e  $C_{32}$  = 0.9 para dois backups.

A entrada para o sistema será um terno  $T = [t_1, t_2, t_3]$  descrevendo um possível dispositivo; por exemplo  $T = [1, 2, 3]$

= [ 3, 4, 6] indica 3 backups para o primeiro componente, 4 para o segundo e 6 para o terceiro .

A partir desses dados o sistema calcula a confiabilidade, o custo e o peso do dispositivo, usando as fórmulas :

$$CONF = C_{13} \cdot C_{24} \cdot C_{36}$$

$$CUSTO = T_{13} + T_{24} + T_{36}$$

$$PESO = P_{13} + P_{24} + P_{36}$$

Os autores utilizam as seguintes definições de operações com números fuzzy :

a ) Soma : --> Sejam  $\tilde{m}$  e  $\tilde{n}$  dois números fuzzy com funções de pertinência  $f$  e  $g$  respectivamente. A função de pertinência  $h$  de sua soma  $\tilde{m} + \tilde{n}$  é definida por :

$$h(z) = \max_{z = x + y} ( \min ( f(x), g(y) ) )$$

b ) Subtração : --> Podemos definir  $-\tilde{m}$  como  $-\tilde{m}$  ; a operação de subtração para números fuzzy é definida por :

$$\tilde{m} - \tilde{n} = \tilde{m} + (-\tilde{n})$$

c ) Multiplicação : --> A operação produto de dois números fuzzy é similar à da adição. Se  $\tilde{m}$  e  $\tilde{n}$  são dois números fuzzy com funções de pertinência  $f$  e  $g$ , a função de pertinência  $h$  correspondente ao referido produto será :

$$h(z) = \max_{z = x + y} \min ( ( f(x), g(y) ) )$$

d ) Divisão :  $\rightarrow$  O inverso de um número fuzzy  $\tilde{m}$  pode ser notado  $1/\tilde{m}$  e definido por :

$$h(z) = \begin{matrix} (\max f(x)) \\ z = 1/x \end{matrix}$$

Como conseqüente tem-se que "  $1/\tilde{m}$  " é igual a  $1/\tilde{m}$ .

Exemplos de cada uma dessas operações pode ser vista em PINHO [22].

Fazendo parte da memória de trabalho do sistema temos as tabelas de variáveis linguísticas descritas abaixo :

A <sub>1</sub>	-	Baixa
A <sub>2</sub>	-	Boa
A <sub>3</sub>	-	Alta
A <sub>4</sub>	-	Excelente

Tabela III.3.2 - Tabela para Confiabilidade

B <sub>1</sub>	-	Baixo
B <sub>2</sub>	-	Aceitável

B - Alto  
3

B - Muito alto  
4

Tabela III.3.3 - Tabela para Custo

C - Baixo  
1

C - Médio  
2

C - Alto  
3

C - Muito alto  
4

Tabela III.3.4 - Tabela para Peso

Supomos então uma regra R, que possua um grau anterior Gr de Confiança #

Se a Confiabilidade é maior ou igual a alta  
o custo é aceitável  
o peso é menor que muito alto  
Então a configuração é boa

Para cada entrada  $V = [V_i, V_{i1}, V_{i2}, V_{i3}]$  o sistema calcula o grau posterior de Confiança da regra, definido por #

$$G_p = \min [ \theta_1, \theta_2, \theta_3, Gr ], \text{ onde } \#$$

$$\theta_1 = \text{CONF} \geq A_3$$

$$\begin{array}{r} 0 \\ 2 \end{array} = \text{CUSTO} = \begin{array}{r} B \\ 2 \end{array}$$

$$\begin{array}{r} 0 \\ 3 \end{array} = \text{PESO} \geq \begin{array}{r} C \\ 4 \end{array}$$

Encontra-se um possível diagnóstico para a regra C Pésima, Ruim, Aceitável e Boal. Depois que todas as regras são disparadas o diagnóstico final é dado pela regra de máximo Gp.

## CAPÍTULO IV

## O BACO E AS TÉCNICAS DE RACIOCÍNIO IMPRECISO

O estudo da utilização das teorias descritas no capítulo anterior foi voltado para possíveis implementações em Sistemas Especialistas seguindo os padrões estabelecidos pelo BACO, um gerenciador de Bases de Conhecimento utilizado para desenvolvimento de sistemas especialistas voltados para diagnósticos.

O sistema, em sua versão 1.0, é dirigido para o tratamento de dados precisos ; para uma nova versão está sendo estudado a inclusão do tratamento de dados imprecisos, o que constitui a base de nosso trabalho. Desenvolvido pela equipe de pesquisadores do Grupo de Inteligência Artificial da Universidade Federal do Rio de Janeiro, o BACO é uma linguagem de Engenharia do Conhecimento, também conhecido como "Shell", de acordo com a classificação descrita no Capítulo II.

## IV.1 ESTRUTURA DO BACO

O BACO possui quatro componentes principais em sua estrutura física :

- 1) - Arquivo para fatos : contém a lista de objetos da Base. Para cada objeto existe uma lista de atributos possíveis, para cada objeto-atributo um conjunto

de valores permitidos. Os fatos estão armazenados na forma O-A-V (objeto-atributo-valor) e possuem a seguinte estruturação interna :

FATOS:

Nome-do-atributo;

Código-de-artigo;

Código-de-verbo;

Nível-no-grafo-E-OU;

Estado-do-atributo;

Ponteiro-para-o-próximo-atributo;

Ponteiro-para-seu-primeiro-valor;

Ponteiro-para-a-lista-de-regras-onde-o-atributo-é-concluído;

Ponteiro-para-a-lista-de-regras-onde-o-atributo-é-premissa;

2) - Arquivo para regras : Este arquivo é constituído de regras de produção e tem como forma geral :

Se (O-A-V)1

e (O-A-V)2

e (O-A-V)3

e .....

e (O-A-V)n

então (O-A-V) n+1.

Essas produções são carregadas através de um editor de textos. À medida em que são carregadas é verificada a presença de todas as O-A-V's utilizadas na Base de Fatos. Assim como no sistema MYCIN, o BACO não



são, exclusão e modificação das triplas O-A-V ;

- Edição de regras : permite inclusão, exclusão e modificação das regras ;

- Edição de Controle : permite a escolha das formas de inferência ; permite a criação e modificação do arquivo de controle das inferências ;

- Carga da Base : realiza a carga da base de conhecimento, a partir dos arquivos do universo e das regras; também carrega o controle das inferências;

- Execução : põe à disposição do usuário os comandos de controle da inferência .

5) - Conjunto de rotinas auxiliares - São rotinas que têm como finalidade oferecer maior facilidade de trabalho para o usuário. São interfaces e utilitários para carregar e depurar uma Base de Conhecimento e acionar o motor de inferência. Estão desenvolvidas as seguintes:

MOSTRE - Serve para listar um arquivo; normalmente é utilizado para fornecer ao usuário instruções sobre a utilização do sistema.

CONSIDERE - Lê um arquivo cujo conteúdo sejam inicializações seguindo um padrão especificado ; é utilizada para fornecer valores iniciais de O-A-V's.

EXIBA - Descreve valores de pares objeto-atributo ; é utilizada para que o sistema forneça as respostas obtidas.

DETERMINE - Dispara uma execução usando o motor de encadeamento regressivo.

CONCLUA - Dispara uma execução usando o

motor de encadeamento progressivo.

PROPAGUE - Dispara uma execução usando o motor de encadeamento misto, que alterna o uso dos motores progressivo e regressivo, em uma mesma inferência. Maiores detalhes sobre o encadeamento misto pode ser encontrado em TELES [29].

#### IV. 2 USUÁRIOS

O usuário do BACO é o Engenheiro de Conhecimento. O usuário final é o usuário do SE desenvolvido através do BACO.

O Engenheiro de Conhecimento tem como principais atribuições :

- ser a interface entre o especialista e o gerenciador;
- construir a Base de Conhecimento na forma de Regras de Produção;
- responsabilizar-se pela adequação do gerenciador, pela depuração da Base, pela otimização do processamento e pela confiabilidade dos resultados.

O usuário final é aquele que recebe o Sistema Especialista na forma de pacote. Ele utiliza os resultados emitidos, não tendo acesso aos comandos de edição tanto do Universo como das regras.

#### IV. 3 ESTRUTURA DO CONHECIMENTO

Como descrito acima o conhecimento é armazenado na forma de regras de produção. Identifica-se neste conjunto três tipos de situações dos fatos ( ou triplas O-A-V) :

**Iniciais** : só aparecem como antecedentes nas regras. São as metas a serem atingidas quando o motor de inferência utilizado é o encadeamento regressivo.

**Intermediárias** : aparecem como antecedentes em umas regras e consequentes em outras. Não são metas a serem atingidas em nenhum tipo de motor de inferência.

**Finais** : só aparecem como consequentes nas regras. São as metas a serem atingidas quando o tipo de motor de inferência é o encadeamento progressivo.

A forma pela qual as regras foram definidas induzem a que o conhecimento seja estruturado sob a forma de um Grafo do tipo AND/OR, onde a cada condição O-A-V corresponde um único vértice e a cada regra corresponde uma aresta, ligando os antecedentes e o consequente ; se o antecedente for único, a aresta é do tipo OR ; se não, é do tipo AND.

**Exemplo IV.1** : Um conjunto de regras e o Grafo AND/OR correspondente

**Regras** :

R1 : Se (1)

e (2)  
então (3).

R2 : Se (4)  
então (3).

R3 : Se (4)  
e (5)  
então (6).

R4 : Se (3)  
então (7).

R5 : Se (3)  
e (6)  
então (8).

R6 : Se (6)  
então (7).

R7 : Se (4)  
então (7).

R8 : Se (5)  
e (6)  
então (9).

Grafo AND/OR correspondente:

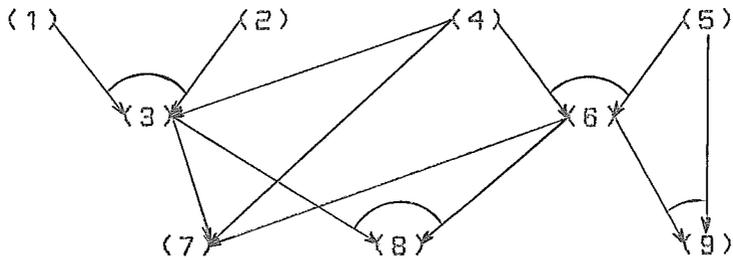


Figura IV.1 - Grafo do Exemplo Padrão

Essa estrutura induz à utilização do conceito de "Nível" de uma condição, definido da seguinte forma:

$$\text{nível}(\text{cond}) = \begin{cases} 0, & \text{se cond é inicial,} \\ \max[\text{nível}[\text{pai}[\text{cond}]] + 1], & \text{em caso contrário} \end{cases}$$

As aplicações para o conceito de nível da condição são, em princípio, a implementação de certos procedimentos heurísticos, visando a minimização do número de inferências e a detecção de um tipo de inconsistência conhecido como "inferência cíclica".

Como heurísticas visando à otimização dos motores de inferência utilizando nível de condição temos aquelas que dão preferência:

- i) à condição objetivo, com maior possibilidade de vir a ter status "V", se houver mais de uma;
- ii) No encadeamento progressivo a condições

iniciais com consequentes no nível 1;

iii) No encadeamento regressivo a condições finais mais próximas do nível zero.

A utilização do conceito de nível da condição para detectar inferência cíclica é apresentado em TELES1293. Se em um grafo que representa uma base de conhecimento, segundo o formalismo do BACO, existe inferência cíclica, então existe algum vértice K, tal que K seja ancestral de si próprio, definindo-se ancestral de um vértice como seu pai ou qualquer ancestral de seu pai; nesse caso não é possível atribuir aos vértices envolvidos na inferência cíclica, nem aos seus descendentes, um nível tal como foi definido. Uma BC com inferência cíclica é apresentado no exemplo IV.2.

Exemplo IV.2 # Grafo com inferência cíclica

Conjunto de regras que compõem o Grafo #

R (a,b) = c

R (c) = d

R (c) = e

R (d) = g

R (e) = f

R (f) = b



#### IV.4 O BACO E A TEORIA DA CONFIRMAÇÃO

Essa seção tem por objetivo detalhar as estruturas de dados e os algoritmos a serem utilizados na implementação da teoria da Confirmação em um motor de inferência, para tratamento de dados estruturados em um Grafo de Conhecimento como no BACO.

##### IV.4.1 CARACTERÍSTICAS DE IMPLEMENTAÇÃO

O protótipo proposto utiliza o método de inferência com encadeamento regressivo. A opção deve-se à padronização adotada com um dos modelos implementados na versão 1.0 do BACO.

As Bases de Conhecimento utilizam regras de produção como forma de armazenamento. Algumas das características deste tipo de armazenamento, bem como as razões que nos levaram a optar por ele, estão explicitados em PINHO [22].

Na especificação do nosso modelo supomos que o sistema já disporia de um grafo de conhecimento, definido anteriormente. Simulando a existência desse grafo utilizamos alguns recursos como :

- Cada registro conterá a indicação dos endereços dos pais do elemento em questão;
- O endereço será o deslocamento em relação à posição 0 do vetor em questão. O Exemplo IV.3 mostra como

seria essa estrutura para o primeiro elemento do Grafo do Exemplo IV.1. Observa-se que um elemento terá tantos CF's quantos forem os conjuntos dos quais ele seja conseqüente.

Exemplo IV.3: Estrutura para o Elemento "07" do Grafo de Exemplos

Código do nó	:	= 7 ;
Número de pais	:	= 3 ;
CF do nó	:	= .7, .8, .4 ;
Código dos pais	:	= 4, 5, 8 ;
Relação entre pais	:	= OR, OR, OR ;
Nível do nó	:	= 1.

A filosofia do motor está em se construir uma pilha com os antecessores do elemento a ser resolvido, não existindo porém, armazenados na pilha ao mesmo tempo um "irmão" de qualquer elemento. Utiliza-se um vetor auxiliar para armazenamento temporário dos CF's das premissas referentes a cada nó.

#### IV.4.2 ALGORITMOS E ESTRUTURAS DE DADOS

Nessa sub-seção são descritas as estruturas de dados e um algoritmo em alto-nível para a implementação da teoria da Confirmação em um motor de inferência .

Adaptações necessárias nas estruturas de dados :

Campo Fator de confiança da Regra (CF) : A cada regra é associado um fator de confiança. Esse valor indica o quanto que, aceitas as premissas como verdadeiras, se acredita nessa hipótese. O complemento indicará o quanto se acredita na negação dessa hipótese em particular. Esse "Fator de Confiança da Regra" é informado pelo Engenheiro de Conhecimento.

Campo Fator de Confiança do Fato : A cada fato é associado um fator de confiança indicando o quanto se acredita naquele fato em particular. Para os fatos iniciais esse "Fator de Confiança" do fato é informado pelo usuário ; para os demais é calculado pelo sistema.

#### Algoritmos :

É apresentado um algoritmo em alto-nível da implementação da técnica do MYCIN em um motor de inferência que trabalhe na forma encadeamento regressivo, com um Grafo de Conhecimento tipo BACO.

- .. Selecione uma meta
- .. Para cada antecedente da meta :
  - .. Detectar condições iniciais ;
  - .. Solicitar informações ao usuário, se for o caso;
  - .. Meta(s)-intermediárias = Consequente(s) de cada conjunto de condições iniciais;
  - .. Enquanto alguma meta-intermediária # meta:
    - .. Encontrar meta-intermediária ainda não resolvida de menor nível

- Calcular o CF da meta-intermediária;
- Meta-intermediária = Consequente de  
Meta-intermediária;
- Fim-enquanto;
- Fim-para.
- Calcular o CF da meta.

Rotina para Calcular o CF :

- Para cada grupo de antecedentes "AND":
  - Verificar o menor CF do grupo;
  - Multiplicar pelo CF do nó;
- Para cada grupo de antecedentes "OR":
  - Aplicar fórmulas III.2

Exemplo IV.4 :

Utilizando o grafo padrão para exemplos, mostrando no exemplo IV.1 e simulando alguns Fatores de Confiança, aplicamos o algoritmo acima descrito para obter o CF das metas.

Suponha os seguintes valores de CF para os vértices iniciais :

- Vértice ( 1 ) = .5,
- Vértice ( 2 ) = .3,
- Vértice ( 4 ) = .3,
- Vértice ( 5 ) = .2 .

Suponha os seguintes valores iniciais de CF para as regras :

Regra 1 = .8,

Regra 2 = .9,

Regra 3 = .5,

Regra 4 = .8,

Regra 5 = .4,

Regra 6 = .2,

Regra 7 = .9,

Regra 8 = .7 .

Valores Calculados para as regras :

Regra 1 =  $\min (.5, .3) * .8 = .24$

Regra 2 =  $.3 * .9 = .27$

Valor do CF para o elemento (3) :

$(.24 + .27) - .24 * .27 = .445$

Regra 3 =  $\min (.2, .3) * .5 = .1$

Regra 4 =  $.445 * .8 = .24$

Regra 5 =  $.10 * .4 = .04$

Regra 6 =  $.1 * .2 = .02$

Regra 7 =  $.3 * .9 = .27$

Regra 8 =  $\min (.2, .1) * .7 = .07$

Valor do CF para o elemento (7) :

$(.356 + .02) - .356 * .02 = .369$

$(.369 + .27) - .369 * .27 = .540$

Valores finais encontrados :

Meta 7 = .54

Meta 8 = .04

Meta 9 = .07

## IV.5 O BACO E A TEORIA DA EVIDÊNCIA

Nesta seção procura-se detalhar as estruturas de dados e os algoritmos utilizados na implementação da teoria da Evidência em um motor de inferência. Na primeira sub-seção são apontadas algumas características da implementação e nas sub-seções seguintes são apresentados os algoritmos e as estruturas de dados.

A teoria, tal como definida por Dempster e desenvolvida por Shafer, tem definições bem específicas para a combinação de regras em paralelo, omitindo-se no que se refere a regras em sequenciamento, bem como na determinação do CF (chamado Bel na teoria) de uma regra, dadas certas premissas. Nas lacunas que a teoria apresenta foram utilizadas as especificações existentes para o sistema MYCIN, com o qual nós faremos algumas comparações no Capítulo VI-Resultados Obtidos.

### IV.5.1 CARACTERÍSTICAS DE IMPLEMENTAÇÃO

A sugestão para implementação do modelo de Dempster é um misto de busca em largura com busca em profundidade. A busca em profundidade é executada até que um dos elementos a serem resolvidos seja pertencente a um frame, o que implica que existem elementos que deverão ser resolvidos para se determinar o "bpa" final do nó sendo trabalhado.

Quando a situação acima descrita acontece, os elementos pertencentes ao frame são considerados como

novas metas a terem seu Fator de Certeza determinado pelo motor de inferência. Tem-se então, nessa hora, um processo de recursividade que termina quando se encontra o valor da meta inicial.

#### IV.5.2 ESTRUTURAS DE DADOS E ALGORITMOS

São detalhadas nesta sub-seção as estruturas de dados e os algoritmos utilizados na especificação dos motores usando a teoria.

Adaptações necessárias nas estruturas de dados:

Vetor "Frame-de-discernimento" - Vetor con-  
-----  
tendo todas os valores possíveis de existirem para um determinado atributo. O vetor é também utilizado na fase de verificação da BC quando são checados:

- se para as regras que possuem hipóteses que façam parte de um frame, se a hipótese está no frame indicado.

- se a cada elemento do vetor está associado um "ENTÃO" de pelo menos uma regra.

Campo Fator de Crença : A cada regra é asso-  
-----  
ciado um fator de crença. Esse valor indica o quanto que, dadas determinadas premissas, acredita-se que a hipótese referenciada seja verdadeira. O complemento do fator de crença indica não o quanto se desacredita na hipótese simplesmente, mas o quanto se desconhece, sendo esse valor atribuído

ao conjunto das hipóteses que constituem o frame de discernimento.

Algoritmo :

É apresentado um algoritmo em alto-nível da implementação da técnica do D-S em um motor de inferência que trabalhe com um Grafo de Conhecimento tipo BACO.

- . Selecione uma meta ;
- . Faça meta-r = meta selecionada ;
- . Execute Rotina-resolve-meta;

Rotina-resolve-meta:

- . Para cada antecedente da meta-r :
  - . Detectar antecedentes de menor nível ainda não resolvidos;
  - . Se condições são iniciais:
    - . Solicitar informações ao usuário ;
  - . Meta(s)-intermediárias = Consequente(s) de cada conjunto de antecedentes não resolvidos;
  - . Enquanto alguma meta-intermediária ≠ meta
    - . Encontrar meta-intermediária, ainda não resolvida, de menor nível;
    - . Calcular o CF de meta-intermediária;
    - . Meta-intermediária = Consequente de Meta-intermediária;
  - . Fim-enquanto;
- . Fim-para.

- Calcular o CF da meta.

Rotina para Calcular o CF :

- Para cada grupo de antecedentes "AND":
  - Verificar o menor CF do grupo;
  - Multiplicar pelo CF do nó;
- Para cada grupo de antecedentes "OR":
  - Aplicar fórmulas III.2.
- Para todos elementos que façam parte do
  - frame:
  - Fazer  $meta-r = elemento-frame$ ;
  - Aplicar Rotina-resolve-meta;
  - Aplicar Rotina-fórmulas-DS.

Fim-rotina-Calculard-CF.

Rotina-fórmulas-DS.

- Encontram-se as intersecções de cada dois
  - elementos pertencentes
  - ao frame em questão;
- $M(x) =$  Soma dos produtos dos bpa cujas
  - intersecções seja igual a  $x$
- $Bel(y) =$  soma dos  $m(x)$  cujos  $x$  são
  - subconjuntos de  $y$ .

Fim-rotina-fórmulas-DS.

Exemplo IV.5 :

Utilizando o Grafo padrão para exemplos, mostrando em IV.1 e simulando alguns Fatores de Confiança, aplicamos o algoritmo acima descrito para obter o CF das metas.

Suponha os seguintes valores de CF para os vértices iniciais :

Vértice ( 1 ) = .5,  
 Vértice ( 2 ) = .3,  
 Vértice ( 4 ) = .3,  
 Vértice ( 5 ) = .2 .

Suponha os seguintes valores iniciais de CF para as regras :

Regra 1 : .8,  
 Regra 2 : .9,  
 Regra 3 : .5,  
 Regra 4 : .8,  
 Regra 5 : .4,  
 Regra 6 : .2,  
 Regra 7 : .9,  
 Regra 8 : .7 .

Suponha a existência de dois frames :

Frame I : Elementos (3) e (6)  
 Frame II : Elementos (7), (8) e (9)

Valores Calculados para as regras :

Regra 1 :  $\min ( .5, .3 ) * .8 = .24$   
 Regra 2 :  $.3 * .9 = .27$

Valor para o elemento (3) :

$$(.24 + .27) - .24 * .27 = .445$$

$$\text{Regra 3} = \min (.2, .3) * .5 = .1$$

Valores para os elementos 3 e 6 após aplicar

fórmulas de Dempster (Quadro I) :

$$\text{Elemento 3} = .423$$

$$\text{Elemento 6} = .104$$

$$\text{Regra 4} = .423 * .8 = .338$$

$$\text{Regra 5} = \min (.423, .104) * .4 = .04$$

$$\text{Regra 6} = .104 * .2 = .02$$

$$\text{Regra 7} = .3 * .9 = .27$$

$$\text{Regra 8} = \min (.2, .104) * .7 = .07$$

Valor para o elemento (7) :

$$(.356 + .02) - .356 * .02 = .369$$

$$(.369 + .27) - .369 * .27 = .540$$

Valores finais encontrados após aplicar fór-

mulas de Dempster (Quadros II e III) :

$$\text{Meta 7} = .496$$

$$\text{Meta 8} = .017$$

$$\text{Meta 9} = .033$$

	I	(h2) .1	T .9
(h1) .445	I	0	h1 .405
T .555	I	h2 .055	T .50
	I		

Suposições :

$$\text{Elemento 3} = h1$$

$$\text{Elemento 6} = h2$$

Então:

$$1 - K = 1 - 0.044 = 0.956$$

$$m_1 + m_2 (h1) = .405 / .956 = .423$$

$$m_1 + m_2 (h2) = .055 / .956 = .057$$

$$\text{Bel} (h1) = .423$$

$$\text{Bel} (h2) = .057$$

Quadro I - Cálculo dos valores dos CF dos elementos (3) e (6)

	I	h5	.041	T .959
h4	.527	0	.021	h4 .505
T	.473	h5	.019	T .453

Suposições :

Elemento 7 = h4

Elemento 8 = h5

Então:

$$1 - k = 1 - .021 = .979$$

$$m_3 + m_4 (h4) = .505 / .979 = .515$$

$$m_3 + m_4 (h5) = .019 / .979 = .019$$

$$m_3 + m_4 (T) = .453 / .979 = .462$$

Quadro II - Cálculo prévio dos valores de CF de (7) e (8)

	I	h4	.515	h5	.019	T	.462
h3	.07	I 0	.036	0	.001	h3	.032
T	.93	I h4	.478	h5	.017	T	.429

Suposições :

Elemento 7 = h4

Elemento 8 = h5

Elemento 9 = h3

Resultados :

$$i - k = i - (.036 + .001) = .963$$

$$m_3 + m_4 + m_5 (h4) = .478 / .963 = .496$$

$$m_3 + m_4 + m_5 (h5) = .017 / .963 = .017$$

$$m_3 + m_4 + m_5 (h3) = .032 / .963 = .033$$

$$m_3 + m_4 + m_5 (T) = .429 / .963 = .445$$

Quadro III - Cálculo final dos valores de (7), (8) e (9)

#### IV.6 O BACO E A TEORIA DA POSSIBILIDADE

A teoria da possibilidade ou da lógica difusa foi estudada para ser utilizada no BACO como uma das formas de representação imprecisa do conhecimento. Embora tenha sua aplicação bem definida em relação a determinados propósitos, apresenta divergências conceituais bastante significativas em relação às outras técnicas estudadas.

Enquanto as teorias da Confirmação e da Evidência procuram indicar a incerteza que se tem sobre determinada premissa, a teoria da Possibilidade indica o grau de pertinência do atributo que faz parte da premissa ao objeto indicado.

A nossa sugestão é de que esta teoria seja utilizada na quantificação de variáveis linguísticas e que a manipulação da incerteza sobre o conhecimento seja realizada seguindo princípios de outra teoria.

##### IV.6.1 ESTRUTURAS DE DADOS E ALGORITMOS

Apresentamos abaixo uma descrição em alto nível de um motor de inferência, tal como o descrito por Buckley, Siller e Tucker [06] na construção de um Sistema Especialista para avaliar configurações de um dispositivo eletrônico:

ROTINA-FUZZY.

Até que sejam processadas todas as regras :

```

Verificar se o menor valor entre premis-
sas e conclusão é maior que valor
pré-estabelecido, indicando regra aceita;

Se regra aceita
então
    Selecionar o menor valor de con-
        fiança entre premissas e conclusão;
    Armazenar a regra aceita;
fim-até;

Até que terminem regras-aceitas;

    Selecionar a regra com o maior valor de
        confiança;
fim-até;

Imprimir a regra selecionada com o maior
valor de confiança;

FIM-ROTINA-FUZZY.

```

As estruturas de dados necessárias à sua implementação, além daquelas para controle do processamento do motor seriam :

Vetores OBJETOS-FUZZY : Esse vetor conteria os valores numéricos associados às variáveis linguísticas utilizadas no modelo. O vetor será utilizado na fase de captação do conhecimento, quando as variáveis linguísticas (muito, médio, pouco) são transformados em valores numéricos, passíveis de serem manipulados em operações algébricas.

Campo Fator de Crença : À cada regra é associado um fator de crença. Esse valor indica o quanto que, dadas determinadas premissas, acredita-se que a hipótese referenciada seja verdadeira.

## CAPÍTULO V

### UM ESTUDO DE CASO

Nesse capítulo será realizada uma aplicação de cada uma das três teorias em uma base de conhecimento estruturada na forma aceita pelo BACO . O sistema desenvolvido chama-se "Empréstimo Bancário " e tem por objetivo detectar se um cliente tem ou não direito a receber um empréstimo, segundo as normas de um banco. Caso possa ser oferecido, o empréstimo deve ser enquadrado nas faixas "muito alta", "alta", "média" e "baixa".

#### V.1 DEFINIÇÃO DA BASE DE CONHECIMENTO

a) Regras que compõem a Base :

R01 : Se a devolução de cheques do cliente é mais de uma vez  
então o status do empréstimo é recusado.

R02 : Se a devolução de cheques do cliente é nenhuma vez  
então o status do empréstimo é concedido.

R03 : Se a devolução de cheques do cliente é uma vez  
então o status do empréstimo é concedido.

R04 : Se a recomendação do cliente é recomendado

- pelo gerente
- e          a devolução de cheque do cliente é nenhuma  
                  vez
- então o status do cliente é especial.
- R05 : Se      o tempo do cliente é antigo
- e          a devolução de cheque do cliente é nenhuma  
                  vez
- então o status do cliente é especial.
- R06 : Se      a renda do cliente é alta
- e          a devolução de cheque do cliente é nenhuma  
                  vez
- então o status do cliente é especial.
- R07 : Se      a devolução de cheque do cliente é uma vez
- então o status do cliente é não especial.
- R08 : Se      a devolução de cheque do cliente é mais de  
                  uma vez
- então o status do cliente é não especial.
- R09 : Se      a recomendação do cliente é não  
                  recomendado pelo gerente
- e          o tempo do cliente é recente
- e          a renda do cliente é média
- então o status do cliente é não especial.
- R10 : Se      a recomendação do cliente é não recomenda-  
                  do pelo gerente
- e          o tempo do cliente é recente
- e          a renda do cliente é baixa

então o status do cliente é não especial.

R11 : Se o status do empréstimo é concedido  
e o status do cliente é especial  
e a renda do cliente é alta  
então a faixa de empréstimo é muito alta.

R12 : Se o status do empréstimo é concedido  
e o status do cliente é especial  
e a renda do cliente é média  
então a faixa de empréstimo é alta.

R13 : Se o status do empréstimo é concedido  
e o status do cliente é especial  
e a renda do cliente é baixa  
então a faixa de empréstimo é alta.

R14 : Se o status do empréstimo é concedido  
e o status do cliente é não especial  
e a renda do cliente é alta  
então a faixa de empréstimo é alta.

R15 : Se o status do empréstimo é concedido  
e o status do cliente é não especial  
e a renda do cliente é média  
e a devolução de cheque do cliente é nenhuma  
vez  
então a faixa de empréstimo é alta.

R16 : Se o status do empréstimo é concedido  
e o status do cliente é não especial  
e a renda do cliente é média

e a devolução de cheque do cliente é uma vez  
então a faixa de empréstimo é média.

R17 : Se o status do empréstimo é concedido  
e o status do cliente é não especial  
e a renda do cliente é baixa  
e a devolução de cheque do cliente é nenhuma  
vez  
então a faixa de empréstimo é média.

R18 : Se o status do empréstimo é concedido  
e o status do cliente é não especial  
e a renda do cliente é baixa  
e a devolução de cheque do cliente é uma vez  
então a faixa de empréstimo é baixa.

b) Metas:

O sistema deverá indicar qual o grau de certeza de um determinado cliente receber ou não um empréstimo e, se receber, em que faixa este deve se situar ( "muito alta", "alta", "média", "baixa" ).

São metas os nodos :

- 13 - Recusado
- 15 - Concedido "baixo"
- 16 - Concedido "média"
- 17 - Concedido "alta"
- 18 - Concedido "muito alta"

## c) Fatos que compõem o Universo:

Número de ordem	Objeto	Atributo	Valor
01	Cliente	Recomendação	Recomendado pelo gerente
02			Não recomendado pelo gerente
03		Tempo	Antigo
04			Recente
05		Devolução de cheques	Nenhuma vez
06			Uma vez
07			Mais de uma vez
08		Renda	Alta
09			Média
10			Baixa
11		Status	Especial
12			Não especial
13	Empréstimo	Status	Recusado
14			Concedido
15		Faixa	Baixa
16			Média
17			Alta
18			Muito alta

## V.2. APLICAÇÃO DA TEORIA DA CONFIRMAÇÃO

Consideramos, para exemplificar a aplicação, os seguintes valores :

a ) As hipóteses das regras, supondo que as premissas tenham CF = 1 terão os seguintes CF :

Regra 01 : 0.9	Regra 02 : 0.7
Regra 03 : 0	Regra 04 : 0.8
Regra 05 : 0.8	Regra 06 : 0.7
Regra 07 : 0.4	Regra 08 : 0.7
Regra 09 : 0.6	Regra 10 : 0.8
Regra 11 : 0.9	Regra 12 : 0.8
Regra 13 : 0.3	Regra 14 : 0.5
Regra 15 : 0.6	Regra 16 : 0.5
Regra 17 : 0.4	Regra 18 : 0.5

b) As condições iniciais terão os seguintes CF :

Recomendado pelo gerente	: 0.7
Não recomendado	: 0.3
Tempo antigo	: 0.6
Tempo recente	: 0.4
Devolução nenhuma vez	: 0.8
Devolução uma vez	: 0.1
Devolução mais de uma vez	: 0.1
Renda alta	: 0.5
Renda média	: 0.3
Renda baixa	: 0.2

Após disparadas as regras foram encontrados os

seguintes valores :

$$\text{Regra 01} : 0.1 * 0.9 = 0.09$$

$$\text{Regra 02} : 0.8 * 0.7 = 0.56$$

$$\text{Regra 03} : 0 * 0.1 = 0$$

Valor para o O-A-V "Concedido" :

$$0.56 + 0 - 0 * 0.56 = 0.56$$

Valor para o O-A-V "Não Concedido" : 0.09

$$\text{Regra 04} : (\text{Min}(0.7, 0.8)) * 0.8 = 0.56$$

$$\text{Regra 05} : (\text{Min}(0.6, 0.8)) * 0.8 = 0.48$$

$$\text{Regra 06} : (\text{Min}(0.5, 0.8)) * 0.7 = 0.35$$

$$\text{Regra 07} : 0.1 * 0.4 = 0.04$$

$$\text{Regra 08} : 0.1 * 0.7 = 0.07$$

$$\text{Regra 09} : (\text{Min}(0.3, 0.4, 0.3)) * 0.6 = .18$$

$$\text{Regra 10} : (\text{Min}(0.3, 0.4, 0.2)) * 0.8 = .16$$

Valor para o O-A-V "Cliente Especial" :

$$0.56 + 0.48 - 0.48 * 0.56 = 0.77$$

$$0.77 + 0.35 - 0.77 * 0.35 = 0.85$$

Valor para o O-A-V "Cliente não especial" :

$$0.04 + 0.07 - 0.04 * 0.07 = 0.10$$

$$0.10 + 0.18 - 0.10 * 0.18 = 0.26$$

$$0.16 + 0.26 - 0.16 * 0.26 = 0.38$$

$$\text{Regra 11} : (\text{Min}(0.56, 0.85, 0.5)) * 0.9 = .45$$

$$\text{Regra 12} : (\text{Min}(0.56, 0.85, 0.3)) * 0.8 = .24$$

$$\text{Regra 13} : (\text{Min}(0.56, 0.85, 0.2)) * 0.3 = .06$$

$$\text{Regra 14} : (\text{Min}(0.56, 0.38, 0.5)) * 0.5 = .19$$

$$\text{Regra 15} : (\text{Min}(0.56, 0.38, 0.3, 0.8)) * 0.6 =$$

0.18

Valor para o O-A-V "Concedido Alta" :

$$0.24 + 0.06 - 0.24 * 0.06 = 0.286$$

$$0.286 + 0.19 - 0.286 * 0.19 = 0.42$$

$$0.42 + 0.18 - 0.42 * 0.18 = 0.53$$

$$\text{Regra 16 : } (\text{Min } (0.56, 0.38, 0.3, 0.1)) * 0.5 = 0.05$$

$$\text{Regra 17 : } (\text{Min } (0.56, 0.38, 0.2, 0.8)) * 0.4 = 0.08$$

Valor para o O-A-V "Concedido Média":

$$0.05 + 0.08 - 0.05 * 0.08 = 0.126$$

$$\text{Regra 18 : } (\text{Min } (0.56, 0.38, 0.2, 0.1)) * 0.5 = 0.05$$

Valores finais encontrados para as metas :

Empréstimo "Recusado "	= 0.09
Empréstimo "Concedido Baixo "	= 0.05
Empréstimo "Concedido Médio "	= 0.12
Empréstimo "Concedido Alto "	= 0.53
Empréstimo "Concedido Muito alto"	= 0.45

Observando o processamento do exemplo podemos chegar a algumas considerações de ordem geral :

a) Quando aumenta o número de regras em paralelo, isto é, de regras que partindo de premissas diferentes chegam à mesma hipótese, os valores para o CF tendem ao valor unitário ;

b) Quando aumenta a cadeia de regras em sequenciamento, isto é, de regras cuja hipótese de uma é a premissa de outra, os valores para CF tendem a se aproximar de zero ;

c ) Não importando se a maioria dos indícios tende a favorecer uma hipótese, a existência de apenas um deles que tenha um fator de confiança baixo faz com que a credibilidade da hipótese seja fortemente diminuída. Consideramos que a ocorrência de tal fato deva ser objeto de reavaliação pelo Engenheiro de Conhecimento.

### V.3 APLICAÇÃO DA TEORIA DA EVIDÊNCIA

Na ausência de especificações na teoria para a determinação do CF de uma hipótese baseado em suas premissas e para a propagação de incertezas, nós utilizamos para aplicar a teoria do D-S em Sistemas de Produção as mesmas especificações que a experiência prática consagrou no uso da teoria da Confirmação.

Acreditamos que a junção das duas teorias na resolução desses Sistemas corrige tanto as deficiências da teoria de D-S nos itens apresentados acima, como os problemas apresentados pela teoria da Confirmação no que diz respeito à influência de uma hipótese sobre outra concorrente, quesito no qual esta teoria apresenta deficiências.

Consideramos, para efeito de cálculo, os seguintes valores :

a ) As hipóteses das regras, supondo que as premissas tenham CF = 1 terão os seguintes CF's:

Regra 01 : 0.9	Regra 02 : 0.7
Regra 03 : 0.0	Regra 04 : 0.8
Regra 05 : 0.8	Regra 06 : 0.7
Regra 07 : 0.4	Regra 08 : 0.7
Regra 09 : 0.6	Regra 10 : 0.8
Regra 11 : 0.9	Regra 12 : 0.8
Regra 13 : 0.3	Regra 14 : 0.5
Regra 15 : 0.6	Regra 16 : 0.5
Regra 17 : 0.4	Regra 18 : 0.5

b) As condições iniciais terão os seguintes CF :

Recomendado pelo gerente	:	0.7
Não recomendado	:	0.3
Tempo antigo	:	0.6
Tempo recente	:	0.4
Devolução nenhuma vez	:	0.8
Devolução uma vez	:	0.1
Devolução mais de uma vez	:	0.1
Renda alta	:	0.5
Renda média	:	0.3
Renda baixa	:	0.2

c) Existência de um Frame de Discernimento, denominado Classificação do Empréstimo, constituído dos seguintes elementos:

- " Recusado "
- " Concedido Baixo "
- " Concedido Médio "
- " Concedido Alto "
- " Concedido Muito alto "

d) Valores iniciais das hipóteses:

Empréstimo	"Recusado "	IREJ = .09
Empréstimo	"Concedido Baixo "	IBAJ = .05
Empréstimo	"Concedido Médio "	IMEJ = .12
Empréstimo	"Concedido Alto "	IALJ = .53
Empréstimo	"Concedido Muito alto "	IMAJ = .45

Após serem encontrados os valores individuais de

cada hipótese aplicamos a teoria da Evidência para verificar o efeito do quanto o valor associado à uma hipótese influencia nos valores dos CF das demais hipóteses do mesmo frame #

A sequência de quadros seguintes, utilizando o dispositivo prático para cálculo da teoria, indica os passos realizados para a obtenção dos valores finais do CF das hipóteses.

		I	[RE] .09		T .91
		I			
EMA] .45	I	I	O = .0405		MA = .4095
		I			
T .55	I	I	RE = .0495		T = .5005
		I			

$$i - K = [ i - .0405 ] = .9595 \text{ ( Fator de normalização)}$$

$$m (RE) = .051$$

$$m (MA) = .426$$

$$m (T) = .523$$

		I	[RE] .051	EMA] .426	[T] .523
		I			
AL .53	I	I	O = .027	O = .2257	AL = .277
		I			
T .47	I	I	RE = .023	MA = .20	T = .245
		I			

$$i - K = [ i - .2527 ] = .747$$

$$m (RE) = .03$$

$$m (MA) = .26$$

$$m (T) = .32$$

$$m(AL) = .37$$

I	IALI .37	IMAI .26	IREI .03	ITI .32
BA.05I	O = .018	O = .013	O = .001	BA = .018
I				
T .95I	AL = .351	MA = .247	RE = .028	T = .30
I				

$$1 - K = [1 - .032] = .968$$

$$m(AL) = .362$$

$$m(MA) = .255$$

$$m(RE) = .028$$

$$m(BA) = .018$$

$$m(T) = .309$$

I	IALI .362	IMAI .255	IREI .028	IBAI .018	ITI .309
---	-----------	-----------	-----------	-----------	----------

ME .12I	O = .043	O = .030	O = .003	O = .002	ME = .037
I					
T .88I	AL = .318	MA = .224	RE = .024	BA = .015	T = .271
I					

$$1 - K = [1 - .078] = .922$$

$$m(AL) = .344$$

$$m(MA) = .242$$

$$m(RE) = .026$$

$$m(BA) = .016$$

$$m(ME) = .040$$

$$m(T) = .293$$

Observe que o Bel das hipóteses mencionadas será igual ao "m" de cada uma, dado que elas são compostas de elementos únicos.

Comparando-se os valores obtidos no cálculo da teoria do D-S com aqueles obtidos na teoria da Confirmação observa-se que :

a ) As hipóteses continuam com a mesma ordem de preferências, isto é, a hipótese que possui na teoria da Confirmação o maior valor de CF, apresenta, na teoria da Evidência, o maior valor de crença. Tal fato ocorre dado que nenhuma das regras confirma o complemento de uma hipótese;

b ) A medida em que são combinadas as hipóteses, dada também a condição de não confirmação de outras hipóteses, o valor associado inicialmente à cada uma tende a diminuir. Observe que o valor de crença inicial para "Concedido Muito Alto " era .45 e que após combinado com as demais hipóteses baixou para .242;

c ) Após a junção de todas hipóteses permanece uma medida de crença total que não é atribuída a nenhum dos vários subconjuntos próprios de  $T_j$

d ) A aplicação da teoria só foi possível devido às características do conjunto de hipóteses, que era mutuamente exclusivo e exaustivo. Acreditamos, que apesar de parecer restritiva, essa exigência é satisfeita em muitas bases de conhecimento.

#### V.4 APLICAÇÃO DA TEORIA DA POSSIBILIDADE

A utilização da teoria de conjuntos nebulosos em Sistemas Especialistas tipo BACO apresenta, conforme descrito no Capítulo IV, divergências de conceituação em relação às técnicas do MYCIN e do Dempster-Shafer.

Enquanto nas teorias da Confirmação e da Evidência existe um valor de incerteza indicando o quanto se acredita em uma determinada hipótese, na teoria da Possibilidade o valor de incerteza associado indica o quanto um elemento, dentro de uma escala contínua de pertinência pré-definida, pertence ou não a um conjunto especificado.

Devido ao acima exposto foram necessárias as seguintes alterações para adaptar o conjunto de informações a serem processadas pela teoria :

a ) Criação de vetores fuzzy, correspondente às variáveis de renda e tempo ;

b ) "Matching" entre os dados de entrada e os vetores fuzzy, tornando-os passíveis de serem manipulados pelo sistema.

Consideramos para efeito de cálculo os seguintes valores :

a ) Base de Conhecimento

Utilizou-se a mesma BC usada nas teorias da Confirmação e da Evidência.

b) As condições iniciais terão os seguintes valores :

Recomendado pelo gerente	:	sim
Não recomendado	:	não
Tempo de banco	:	18 meses
Devolução nenhuma vez	:	sim
Devolução uma vez	:	não
Devolução mais de uma vez	:	não
Renda	:	NCrZ 7.000,00

c) Valores iniciais de certeza das regras :

Regra 01	:	0.9	Regra 02	:	0.7
Regra 03	:	0	Regra 04	:	0.8
Regra 05	:	0.8	Regra 06	:	0.7
Regra 07	:	0.4	Regra 08	:	0.7
Regra 09	:	0.6	Regra 10	:	0.8
Regra 11	:	0.9	Regra 12	:	0.8
Regra 13	:	0.3	Regra 14	:	0.5
Regra 15	:	0.6	Regra 16	:	0.5
Regra 17	:	0.4	Regra 18	:	0.5

d) As condições iniciais após a regra "P" [definida em C III.3.1 ]:

Recomendado pelo gerente	:	1
Não recomendado	:	0
Tempo antigo	:	0.6
Tempo recente	:	0.4
Devolução nenhuma vez	:	1
Devolução uma vez	:	0
Devolução mais de uma vez	:	0
Renda alta	:	0.5



Regra 18 #  $\text{Min} ( 0.7 \ 0.3, 0, 0, 0.5 ) = 0$

Valores finais encontrados para as metas #

Empréstimo "Recusado "	= 0
Empréstimo "Concedido Baixo "	= 0
Empréstimo "Concedido Médio "	= 0
Empréstimo "Concedido Alto "	= 0.3
Empréstimo "Concedido Muito alto"	= 0.5

Com respeito aos valores encontrados observa-se que #

a ) Como mencionado no início da seção o grau de pertinência encontrado nos indica o quanto um cliente preenche as exigências do banco para receber um empréstimo e não o quanto conhecemos a respeito das informações fornecidas;

b ) Embora com significados diferentes os valores encontrados na teoria do Zadeh, para mesmas premissas, tendem a ser maiores que aqueles obtidos na teoria do MYCIN, dadas as fórmulas divergentes das duas teorias para se encontrar o valor final de certeza da regra .

## CAPÍTULO VI

## RESULTADOS OBTIDOS

O propósito inicial do presente trabalho era comparar as técnicas de raciocínio impreciso estudadas utilizando uma mesma base de conhecimento, tentando com isso analisar comparativamente os resultados obtidos.

Com o decorrer do desenvolvimento dos protótipos, com a definição das Bases de Conhecimento e, mais precisamente, com o estudo das técnicas referidas, verificou-se que não seria muito significativo analisar as técnicas simplesmente sob o prisma das mesmas informações. Elas são específicas a casos determinados, sendo mais viável determinar a aplicabilidade, as dificuldades no uso de cada método do que unicamente analisar como elas se comportam em situações idênticas. Entretanto, embora essas análises tenham sido consideradas mais importantes, apresentamos na última seção desse Capítulo algumas comparações sobre os resultados do emprego das técnicas descritas pelas teorias da Evidência e da Confirmação sobre bases similares. As análises foram realizadas considerando-se características das BC tais como largura e profundidade, sendo que o impacto no valor do CF de regras em paralelo usando-se ambas as técnicas também faz parte desta seção.

Um resultado que julgamos importante ressaltar é

em relação aos conjuntos nebulosos. Após estudos mais detalhados conclui-se que a utilização dessa técnica não deve ser indicada quando existe incerteza sobre o conhecimento a ser tratado, como o são as teorias da Confirmação e da Evidência. A teoria da Possibilidade é mais aplicável quando se necessita quantificar conjuntos onde predominam variáveis linguísticas do que na combinação de dados imprecisos, como o são as demais técnicas.

Ressalta-se que, como citado em (MONAT 1971) não existe o melhor método, aquele que se adequa a todas as situações. A escolha do método a ser utilizado deve levar em conta características do conhecimento, sendo esta escolha feita na maioria das vezes "ad hoc" e não deterministicamente. Detalhamento de critérios a serem seguidos na fase de opção pelo método de raciocínio impreciso a ser usado são relacionados no referido trabalho.

Um aspecto a ser ressaltado é que os resultados obtidos aqui apresentados se referem a estudos realizados para Sistemas Especialistas baseados em regras voltados para diagnósticos.

## VI.1 CONSIDERAÇÕES GERAIS

Nesta seção será feita uma análise sobre aspectos gerais relacionados a cada técnica separadamente, baseando-se nos resultados obtidos do estudo das três técnicas.

## VI.1.1. O MODELO DA TEORIA DA POSSIBILIDADE

Como expôs GINSBERG [11], os conjuntos fuzzy podem se tornar inviáveis de serem tratados computacionalmente, quando os valores que compõem os vetores das funções fuzzy são muito numerosos. As operações algébricas elementares, tais como soma e multiplicação podem ter uma complexidade de até  $n^2$ , onde  $n$  é o número de elementos do vetor, para cada operação que se deseje realizar. Deve-se ressaltar que este número de operações para realizar uma operação com números fuzzy está substituindo um único passo ( $a + b$ ) quando tratamos com conjuntos não fuzzy.

Os gastos com processamento, se existem muitas operações algébricas, inviabilizam a resolução do problema em um tempo aceitável.

Os sistemas nebulosos podem, no entanto, ser utilizados quando outros tipos de probabilidades são inviáveis. Não consideramos tal método eficaz quando o número de regras e, principalmente, o número de operações algébricas ultrapassa limites muito pequenos. A estimativa desse limite que separa o viável do inviável varia com o tipo de equipamento utilizado, o tipo de processamento (se paralelo ou sequencial) e características do sistema (real-time ou não), por exemplo.

## VI.1.2 O MODELO DA TEORIA DA EVIDÊNCIA

A teoria da Evidência também apresenta limitações de aplicabilidade, dada a característica de exigência de exclusividade e exaustão no seu conjunto de hipóteses.

Quando o conhecimento sobre a BC é limitado, isto é, quando existe falta ou incompletude de informações sobre o escopo geral da BC, deve-se optar por outra técnica em detrimento desta.

Em relação ao tempo de processamento a complexidade do algoritmo é de  $2^{*n}$ , onde  $n$  é o número de elementos de um frame. Essa complexidade exponencial é referente à forma tradicional da técnica de Dempster, existindo porém vários modelos desenvolvidos, para casos particulares, visando reduzir a complexidade para um tempo linear, sendo portanto indicado na implementação de algoritmos usando tal técnica, quando tais aperfeiçoamentos forem possíveis de serem utilizados. Tais modelos, porém, como mostrado em III.3 impõem algumas limitações quanto ao conhecimento a ser tratado.

Como mencionado por alguns autores a técnica da Evidência pode ser considerado um caso especial do MYCIN. Em algumas situações, quando duas regras confirmam uma mesma hipótese, o valor final da crença será o mesmo, tanto no caso do MYCIN como no de Dempster-Shafer.

As influências de credibilidade em uma hipótese  $i$  sobre a credibilidade em uma hipótese  $i'$  existirão

quando  $i'$  for um superconjunto de  $i$ . A influência de evidências confirmando uma hipótese  $i$  não terá influência sobre uma hipótese  $i'$  desde que esse seja um subconjunto de  $i$ .

### VI.1.3 O MODELO DA TEORIA DA CONFIRMAÇÃO

Como a técnica mais usada nos projetos já implementados, a Teoria da Confirmação possui algumas limitações teóricas, que são, porém, plenamente rebatidas do ponto de vista prático.

A Teoria da Confirmação, inicialmente, empregava para o cálculo do CF as medidas MD e MB, respectivamente, as medidas de acréscimo e decréscimo na credibilidade de uma hipótese  $h$ , dada uma evidência  $e$ . Em termos computacionais, porém o uso dessas medidas para verificação do CF é dispensável, dado que as fórmulas utilizadas induzirão aos mesmos resultados, porém com um algoritmo com um tempo de execução menor. Embora ambos tenham complexidade linear algoritmos que não utilizam as funções MD e MB realizam um número menor de operações do que outros usando tais funções.

## VI.2 COMPARAÇÃO ENTRE AS TEORIAS DO MYCIN E DO DS EM

## RELAÇÃO A RECURSOS DISPENDIDOS

A análise elaborada nessa seção diz respeito ao esforço computacional e complexidade dos algoritmos montados, bem como o dispêndio de recursos para estruturas de dados necessários a implementação das teorias da Evidência e da Confirmação.

### VI.2.1 RESULTADOS OBTIDOS NA TEORIA DA CONFIRMAÇÃO

#### a) Estruturas de Dados

São acrescentados às estruturas usadas para raciocínio preciso um campo em cada tripla O-A-V e em cada regra para conter o Fator de Confiança. O aumento de espaço requerido, considerando que também os métodos de raciocínio preciso utilizam-se de um campo para determinar se a tripla e/ou regra é Falsa ou Verdadeira não é muito significativo, levando-se em consideração os seguintes fatores :

- O espaço de memória secundária para armazenamento de uma base de conhecimento é, frequentemente, pequeno;

- A substituição de um campo para representar as condições V ou F para um campo que possa representar um valor numérico implica em um aumento pouco considerável no espaço geral;

- A disponibilidade de recursos de hardware está se tornando cada vez maior, fazendo com que gastos para armazenamento de recursos sejam cada vez menos signi-

ficativos.

#### b) Complexidade dos Algoritmos

Os recursos de processamento exigidos, como também nos motores de Raciocínio Impreciso dependerão da utilização de algumas opções de motor de inferência oferecidos pelo BACO. Dependendo de algumas das situações mencionadas o dispêndio computacional poderá ser em maior ou menor grau:

- Escolha adequada do motor de inferência. A opção correta pelos motores progressivo ou regressivo influenciará no número de operações a serem executadas; se o número de triplas O-A-V usadas só como consequente é menor então a opção pelo motor regressivo implicará em um número menor de inferências;

- A utilização de heurísticas apropriadas, que sejam mais adequadas ao problema sendo tratado, tenderá a diminuir o número de inferências realizadas;

- A opção pelo diagnóstico único ou por todos diagnósticos influencia de forma decisiva no tempo total de computação;

- Quanto mais fatos forem comuns a mais regras haverá um tempo menor a ser gasto na interface com o usuário e um tempo maior na pesquisa da Base de Fatos. Considerando que essa pesquisa interna consome um tempo de processamento menor que uma consulta ao usuário, mais fatos comuns a mais regras significarão um tempo total de processamento menor.

## VI.2.2 RESULTADO OBTIDOS NA TEORIA DA EVIDÊNCIA

### a) Estruturas de Dados

Na teoria da Evidência, como na teoria da Confirmação, são acrescentadas às estruturas de dados um campo em cada tripla O-A-V e em cada regra para conter o Fator de Confiança.

Além desses recursos será necessária a criação das seguintes estruturas auxiliares :

- Vetores para frames de discernimento;
- Pilhas internas para controle de metas intermediárias;

Conforme análise realizada na seção referente à teoria da Confirmação esses gastos são pouco significativos, podendo ser considerado o impacto de armazenamento praticamente nulo.

### b) Complexidade dos Algoritmos

Os algoritmos para tratamento da teoria da Evidência podem crescer exponencialmente com o número de termos que compõem um frame de discernimento.

Observa-se que um conjunto T de discernimento de n termos, não obrigatoriamente independentes entre si, no seu caso mais geral, irá levar a um conjunto T' maior que o conjunto T, que pode ter até  $2^n$  termos, o que pode tornar o cálculo das bpa's para estes termos extremamente

oneroso (MONAT 1971).

As outras considerações tecidas para a teoria da Confirmação quanto a escolha adequada das opções existentes no BACO, aplicam-se também à teoria da Evidência. O motor de inferência adequado, mais fatos comuns a mais regras podem implicar em um tempo de processamento bastante inferior.

Concluindo, podemos dizer que a teoria da Evidência exigirá um esforço computacional bastante superior ao da teoria da Confirmação. Enquanto que os recursos utilizados nas fases de determinação do CF de uma regra e na combinação de regras em sequenciamento serão os mesmos para ambas teorias, o cálculo do CF de regras em paralelo ou que façam parte de um mesmo frame fazem com que a teoria do DS gaste um tempo de processamento significativamente maior.

### VI.3 ANÁLISE COMPARATIVA EM RELAÇÃO A LARGURA E PROFUNDIDADE DO GRAFO

#### a) Resultados Relativos a Profundidade do Grafo

Como mencionado no Capítulo IV a teoria da Evidência não apresenta especificações para o processamento de regras em sequenciamento, tendo sido usado no nosso modelo as mesmas especificações da teoria da Confirmação.

Devido, portanto, a este fator, os valores encontrados em um modelo como no outro não serão afetados

pela profundidade da árvore.

Análises realizadas indicam a tendência ao valor zero para os CF's quando a profundidade do grafo de conhecimento é aumentada. Essa tendência é compartilhada pela teoria do DS, dado que as fórmulas usadas no cálculo em sequenciamento foram comuns às duas teorias.

#### b) Resultados Relativos a Largura do Grafo

Os valores encontrados ao se determinar o valor de CF de um nó serão os mesmos, independente do número de premissas que o nó possua, em ambas as teorias. A diferença existente encontra-se no fato de que o valor de CF de uma regra, na teoria da Evidência será influenciado pelos valores de todos elementos que sejam pertencentes aos frames dos quais os elementos  $i$  que fazem parte do caminho pertinente àquela meta também o sejam.

## VI.4 CARACTERÍSTICAS DAS BC IMPORTANTES NA ESCOLHA DAS TEORIAS

Nessa seção são relacionadas particularidades observadas nas Bases de Conhecimento (BC) que induzem a optar por uma técnica ou outra. São relacionadas para cada teoria as características que devem conter uma BC que indicam qual a técnica a ser utilizada. Salienta-se que são apenas itens que podem sugerir o uso de uma técnica ou outra, pois conforme já mencionado em MONAT [19], a

escolha dificilmente é determinística sendo, na verdade, na maioria das vezes realizada "ad hoc".

#### VI.4.1 TEORIA DA CONFIRMAÇÃO (MYCIN):

Desde os primórdios do uso de raciocínio aproximado na área de IA esta tem sido a técnica mais utilizada. As razões para que tal tenha acontecido é a abrangência da teoria, que mostra-se eficaz numa grande maioria dos problemas conhecidos.

Esta técnica tem boa aceitação quando as características seguintes são encontradas em uma BC:

- Não são conhecidas todas as hipóteses possíveis;
- Não são empregadas variáveis linguísticas que induzem ao uso de variáveis fuzzy;
- As cadeias de inferência não são muito extensas;
- As combinações em paralelo são pouco significativas em relação às combinações em sequenciamento.

#### VI.4.2 TEORIA DA POSSIBILIDADE ( ZADEH ):

As características presentes em uma BC que induzem ao uso desta teoria são:

- uso de variáveis linguísticas;
- uso de adjetivos quantificadores, os quais têm extremos definidos e valores intermediários um tanto

nebulosos;

Um fator importante a ser observado é que o número de elementos de cada vetor fuzzy não deve ser muito elevado, com o risco de comprometer parte significativa dos recursos computacionais disponíveis.

Convém, porém, observar que antes de ser uma técnica dirigida para inferência e combinação de regras esta teoria está mais direcionada a dar um tratamento matemático rigoroso às variáveis linguísticas.

#### VI.4.3 TEORIA DA EVIDÊNCIA (DEMPSTER-SHAFER)

Assim como a teoria de Zadeh, esta é ainda uma técnica relativamente pouco utilizada. São poucos os trabalhos relacionados que fazem referência à sua utilização.

As características presentes em uma BC que sugere a utilização da teoria da Evidência são:

- O conjunto de hipóteses possíveis deve ser exaustivo;
- As hipóteses que fazem parte da BC devem ser mutuamente exclusivas;
- Quando duas ou mais hipóteses forem possíveis de acontecer simultaneamente deve ser possível transformá-las em uma hipótese única;
- O número de hipóteses possíveis não deve ser muito grande para que o algoritmo continue viável computacionalmente.

## CAPÍTULO VII

## CONCLUSÕES E COMENTÁRIOS

O nosso trabalho procurou mostrar algumas particularidades de implementação das técnicas que formalizam o uso de probabilidades. Acreditamos que o presente trabalho teve como um dos principais méritos a desmistificação do uso de tais técnicas, que ainda é um dos principais obstáculos na divulgação e, conseqüentemente, na sua utilização. BHATNAGAR [04] afirma que o uso da probabilidade é limitado pela resistência das pessoas em trabalharem com ela.

Observamos que, como citado no Capítulo III, baseado em informações de RICH [24], as maiores dificuldades encontram-se na formalização do conhecimento, principalmente quando entram critérios como a subjetividade do quanto uma informação é confiável ou não.

Como recomendações para trabalhos posteriores propõe-se o desenvolvimento de formalizações de bases de conhecimento, de metodologias para desenhar uma base de conhecimento, dentre restrições pré-estabelecidas. Estudos para melhor determinar fatores de certeza e métodos para comparar informações provenientes de fontes distintas devem ser fortemente estimulados pois os avanços nesse

campo serão altamente significativos no desenvolvimento da área de Inteligência Artificial, especialmente no que diz respeito a sistemas especialistas usando raciocínio impreciso.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] ADAMS, J. BARCLAY, Probabilistic Reasoning and Certainty Factors, Mathematical Biosciences, vol. 23, pag. 351-379 (1975)
- [2] ALVARENGA, ROGERIO, Um Shell para Construção de Sistemas Especialistas, Tese de Mestrado, Universidade Federal do Rio de Janeiro - COPPE, Rio de Janeiro (1987)
- [3] BALDWIN, J. F., A New Approach to Aproximate Reasoning Using a Fuzzy Logic, Fuzzy Sets and Systems, vol. 2, pag. 309-325 (1979)
- [4] BHATNAGAR, R. K. and KANAL, LAVEEN N., Handling Uncertain Information : A Review of Numeric and Nonnumeric Methods, Uncertainty Artificial Intelligence, Elsevier Science Publishers, North-Holland, pag. 3-24 (1986)
- [5] BUCHANAN, B. G. and SHORTLIFFE, E. H., Rule-Based Expert Systems, Addison-Wesley, Massachusetts (1985)
- [6] BUCKLEY, J. J.; SILLER, W.; TUCKER, DOUGLAS, A Fuzzy Expert System, Fuzzy Sets and Systems, vol. 20, pag. 1-6 (1986)

- E73 CAJUEIRO, EDUARDO VAZ DE MELLO, Sistemas Especialistas : Um Estudo de Caso na Agricultura, Tese de Mestrado, Universidade Federal do Rio de Janeiro - COPPE , Rio de Janeiro (1987)
- E83 CHANDRASEKARAN, B. and TANNER, MICHAEL C. , Uncertainty Handling in Expert Systems , Elsevier Science Publishers, North-Holland, pag. 127-135 (1986)
- E93 CHORAFAS, DIMITRIS N., Sistemas Especialistas- Aplicações Comerciais, Mc-Graw Hill, Rio de Janeiro (1987)
- E103 EDDY, WILLIAM F. and PEI, GABRIEL P., IBM J. Res. Develop, vol. 30, número 1 (1986)
- E113 GINSBERG, MATTHEW L., Implementing Probabilistic Reasoning, Uncertainty Artificial Intelligence, Elsevier Science Publishers, North-Holland, pag. 331-338 (1986)
- E123 GORDON, JEAN and SHORTLIFFE, EDWARD H. , A Method for Managing Evidential Reasoning in a Hierarchical Hypothesis Space, Artificial Intelligence, vol. 26, pag. 323-357 (1985)
- E133 HECKERMAN, D., Probabilist Interpretation for MYCIN's Certainty Factors, Uncertainty in Artificial Intelligence, Amsterdam, North-Holland, (1986)
- E143 LEMMER, JOHN F., Confidence Factors Empiricism and

the Dempster-Shafer Theory of Evidence, Knowledge  
Systems Concepts, INC (1987)

E153 LEVINE, ROBERT I et alli, Inteligência Artificial e  
Sistemas Especialistas, Mc Graw-Hill, São Paulo  
(1988)

E163 LOGAN, ROGER and SHAFER, GLENN, Implementing Demp-  
ster's Rule for Hierarchical Evidence, Artifi-  
cial Intelligence, Elsevier Science Publishers,  
North-Holland, vol. 33, pag. 271-298 (1987)

E173 LORENZONI, EVANDRO J. FREIRE, Ferramenta para Desen-  
volvimento de Sistemas Especialistas, Tese de  
Mestrado Militar de Engenharia, Rio de Janeiro  
(1987)

E183 LUCENA, CARLOS, Inteligência Artificial e Engenharia  
de Software, Jorge Zahar Editor, Rio de Janeiro  
(1987)

E193 MONAT, ANDRÉ, Métodos de Raciocínio Impreciso para  
Sistemas Especialistas Baseados em Regras, Tese de  
Mestrado, Universidade Federal do Rio de Janeiro-  
COPPE (1988)

E203 PEARL, JUDEA, On Evidential Reasoning in a Hierarchy  
of Hypotheses, in Artificial Intelligence, Else-  
vier Science Publishers, North-Holland, vol. 28,  
pag. 9-15 (1986)

E213 PINHO, ANTÔNIO DE ALMEIDA, Métodos Informados de

Busca, Relatório Técnico, Universidade Federal do  
 -----  
 Rio de Janeiro (1986)

E22] PINHO, ANTÔNIO DE ALMEIDA, Métodos Não Informados de  
 -----  
 Busca, Relatório Técnico, Universidade Federal do  
 -----  
 Rio de Janeiro (1986)

E23] PINHO, ANTÔNIO DE ALMEIDA, Notas de Aula, Universi-  
 -----  
 dade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro  
 (1987)

E24] RICH, ELAINE, Artificial Intelligence, McGraw-Hill  
 -----  
 International Editions (1986)

E25] SHAFER, GLENN, Probability Judgment in Artificial  
 Intelligence, in Uncertain in Artificial Intelli-  
 -----  
 gence, Elsevier Science Publishers, North-Holland,  
 -----  
 pag. 127-135 (1986)

E26] SHORTLIFFE, EDWARD H. and BUCHANAN, BRUCE G., A Model  
 of Inexact Reasoning in Medicine, Mathematical  
 -----  
 Biosciences, vol. 23, pag. 351-379 (1975)  
 -----

E27] SOUTO, ALESSIO RIBEIRO , Um Sistema Especialista para  
 -----  
 Diagnóstico de Avaria de Carro de Combate, Tese de  
 -----  
 Mestrado, Instituto Militar de Engenharia, Rio de  
 Janeiro (1986)

E28] TANSCHERT, RICARDO, Controle de Processos por Lógica  
 -----  
 Nebulosa, Tese de Mestrado, Instituto Militar de  
 -----  
 Engenharia, Rio de Janeiro (1986)

E29] TELES, ANTÔNIO A. e PINHO, ANTÔNIO DE ALMEIDA, BACO  
 -----

- Um Gerenciador de Bases de Conhecimento para o  
 Desenvolvimento de Sistemas Especialistas do Tipo  
 Diagnóstico, Relatório Técnico, Universidade Fede-  
 ral do Rio de Janeiro - NCE (1988)

[30] TELES, ANTÔNIO A. e PINHO, ANTÔNIO DE A. Consistência  
 e Completude em Bases de Conhecimento - V SBIA ,  
 Natal-RN, (1988)

[31] WEISS, SHOLOM M. and KULIKOWSKI, CASIMIR A., A Prac-  
 tical Guide to Designing Expert Systems, Chapman  
 and Hall, USA (1983)

[32] ZADEH, LOTFI A., Coping with the Imprecision of the  
 Real World, Communications of the ACM, vol. 27,  
 número 4 (1984)

[33] ZADEH, LOTFI A., Is Probability Theory Sufficient for  
 Dealing with Uncertainty in AI : A Negative View,  
 Relatório da Computer Science Division, University  
 of Califórnia, Berkley (1983)

[34] ZADEH, L. A., The role of Fuzzy Logic in the Manage-  
 ment of Uncertainty in Expert Systems, Fuzzy Sets  
 and Systems, vol. 10, pag. 199-227 (1983)