

ANÁLISE DE ALGUNS 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

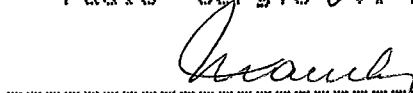
Aprovada por :



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

Dany

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.

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) :

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

$$\text{Nesse caso } P(h) = 1 \text{ e}$$

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

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

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

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 :

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

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 :

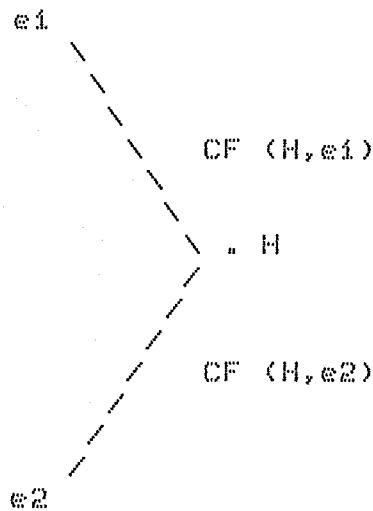
$$MD[h, e] = 0 \leq 1 - P(h/e)$$

III.1.1 INFERÊNCIAS

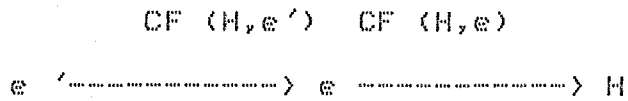
Usando as funções mencionadas acima são definidas algumas fórmulas com o objetivo de encontrar o CF relativo à combinação de duas regras, cada uma com seu próprio CF.

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 outra; regras em paralelo são definidas como regras que possuem a mesma hipótese em comum.



Combinação de regras em paralelo



Combinação de regras em sequenciamento

FIGURA III.1 FORMAS BÁSICAS DE COMBINAÇÃO DE REGRAS

Para combinação de regras em paralelo:

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

• Se $CF [H, e1] \geq 0$ e $CF [H, e2] \geq 0$

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

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

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

• Se $CF [H, e1] <= 0$ e $CF [H, e2] <= 0$

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

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

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

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

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 $E_1 \vee E_2 \vee E_3$ então P_1

é substituída por

Se E_1 então P_1

Se E_2 então P_1

Se E_3 então P_1

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].

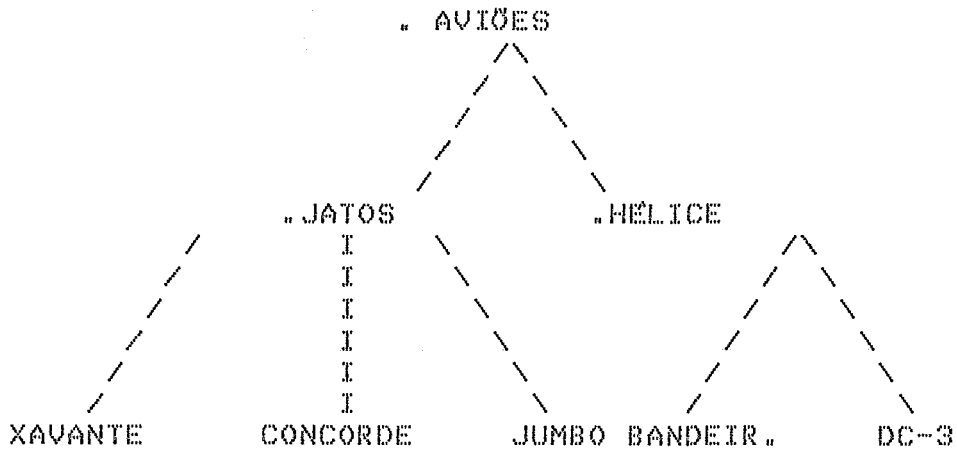


FIGURA III.2 ÁRVORE DO CONJUNTO DE HIPÓTESES

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 E_{h1}, 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 = (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:



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 selecionadas 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 ($1 - \text{Bel}^c(h)$) 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 Bel_1 e 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 $m(0)$ diferente de 0, o que contraria as condições exigidas pela teoria, Dempster manipula esse problema normalizando os valores atribuídos de forma que $(m_1 + m_2)(0) = 0$ 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 $m(0)$ num dado caso. Dempster atribui zero a $(m_1 + m_2)(0)$ 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 \hat{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 | (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 :

$$- \text{Bel} (h1) = \text{Bel} (h2)$$

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

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

- 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 $[1 - \text{Bel}(C(h_1, h_2))]$.

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 |
| | | | | | | | |
| | h2 | .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 $[1 - \text{Bel}$

$^c(h_1)]$.

Neste caso será .625.

- A credibilidade de (h_1, h_2) é .85.
- A plausibilidade de (h_1, h_2) é $(1 -$

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

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-SHAFFER

A aplicação direta da teoria no cálculo das funções de m e 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 |

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

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 | $0 = .16$ | $h_1 = .64$ |

$$T \quad .2 \quad \begin{matrix} I \\ I \\ I \end{matrix} \quad \begin{matrix} C \\ h_1 = .04 \end{matrix} \quad T = .16$$

$$1 - K = .64 \text{ (Fator de normalização)}$$

$$m(h_1) = .64 / .84 = .76$$

$$m(h_1)^C = .04 / .84 = .04$$

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

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

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 $P(A \vee B)$. Enquanto esta relação é dada pela teoria da probabili-

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

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

