

UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLÓGICAS
CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE ELETRICIDADE

**SISTEMA ESPECIALISTA PARA IDENTIFICAÇÃO DE
FALHAS E TOMADA DE DECISÃO**

JOSÉ PINHEIRO DE MOURA

São Luís
Abril, 2003

SISTEMA ESPECIALISTA PARA IDENTIFICAÇÃO DE FALHAS E TOMADA DE DECISÃO

Dissertação de Mestrado submetida à Coordenação do curso de Pós-Graduação em Engenharia de Eletricidade da UFMA como parte dos requisitos para obtenção do título de mestre em Engenharia Elétrica

Por

JOSÉ PINHEIRO DE MOURA

Abril, 2003

Moura, José Pinheiro de

Sistema especialista para identificação de falhas e tomada de decisão / José Pinheiro de Moura ____ São Luís, 2003.

126 f.:il.

Dissertação (Mestrado em Automação e Controle) – Universidade Federal do Maranhão, 2003.

1 Sistema especialista. I título

CDU 004.891

SISTEMA ESPECIALISTA PARA IDENTIFICAÇÃO DE FALHAS E TOMADA DE DECISÃO

JOSÉ PINHEIRO DE MOURA

Dissertação aprovada em : 15/04/2003

Prof. Dr. João Viana F. Neto
(Orientador)

Prof. Dr. Sofiane Labidi
(Orientador)

Prof. Dr. Luiz Affonso Henderson Guedes de Oliveira
(Membro da Banca Examinadora)

Prof. Dr. Zair Abdelouahab
(Membro da Banca Examinadora)

SISTEMA ESPECIALISTA PARA IDENTIFICAÇÃO DE FALHAS E TOMADA DE DECISÃO

MESTRADO

Área de Concentração: Automação e Controle

JOSÉ PINHEIRO DE MOURA

Orientadores: Dr. João Viana F. Neto, Dr. Sofiane Labidi

Curso de Pós-Graduação
Em Engenharia de Eletricidade da
Universidade Federal do Maranhão

DEDICATÓRIA

A Deus, pela sabedoria e força,

Aos meus pais, pela dedicação, educação e disciplina,

A minha esposa, pelo estímulo, compreensão e colaboração,

Aos meus filhos, pela felicidade da vitória.

AGRADECIMENTOS

Ao prof. Dr. João Viana F. Neto, pela orientação, ensinamentos, dedicação e amizade, que foi de fundamental importância para o desenvolvimento deste trabalho.

Ao prof. Dr. Sofiane Labidi, pelos ensinamentos teóricos e práticos pertinentes a sistemas especialistas.

À professora Dra. Maria da Guia, pelo apoio e incentivo dado no decorrer do curso.

Aos professores Dr. José Tarcísio Filho, Dr. Alan Kardec Dualibe e Dr. Marcelo Lira, pelos conhecimentos transmitidos no decorrer do curso.

Aos meus familiares pelo incentivo, apoio e dedicação em todos os momentos.

À Maria Teresa Sousa Serpa pelo apoio, e incentivo durante o curso.

Aos amigos da Companhia Vale do Rio Doce, Eugênio Tadeu Marcelo, Marco Antônio, Cássio Nogueira, José Carlos Sousa, Cláudio Borges, João Bordalo, Raimundo Mendes, Alan Amorim e toda equipe da CVRD pelas contribuições técnicas para a construção das regras de produção do sistema especialista, que doaram parte de seu tempo, ao labor profissional, para que eu pudesse realizar este sonho profissional.

Aos amigos e companheiros de mestrado, João Eyder, Lúcio, Lucilene, Carlos César, Ginalber, José Henrique, Job Veloso, Protásio e Valeska.

A todos aqueles que, dentro de suas possibilidades e oportunidades, junto comigo, aspirava à conquista dos mesmos resultados ao término deste trabalho.

RESUMO

Neste trabalho apresenta-se o desenvolvimento e implementação de um sistema especialista para identificação de falhas e tomada de decisão em correias transportadoras de minério. Este sistema aplica técnicas de inteligência artificial para auxiliar o operador na tomada de decisão durante o processo produtivo. Utiliza-se a metodologia de referência *CommonKADS* para aquisição e modelagem do conhecimento. Neste trabalho também enfatiza-se as dificuldades para obter informação, precisa e qualitativa, para apoiar tomadores de decisão e fornecer aos usuários um mecanismo altamente confiável para analisar, selecionar e direcionar-lhes a informação correta, desta forma cumprindo os requisitos exigidos para o desempenho ótimo da produtividade durante a operação de uma correia transportadora de minério.

Palavras chaves: Sistemas Baseados em Conhecimento, Sistemas Especialistas, Processo Produtivo, Aquisição de Conhecimento, Metodologia *CommonKADS*

ABSTRACT

In this work is presented the development and implementation of an Expert System to detect faults and decision making over the faults of mineral belt conveyors. This system applies artificial intelligence techniques to help the operator's decision making during the production process. It uses the *CommonKADS* reference methodology for knowledge acquisition and modeling. In this approach is also emphasized the difficulties in getting accurate and qualitative information, to support the decision making, and provide the users with highly trustable mechanisms able to analyze, select and drive to them the right information, meeting the demanded requisites for optimum performance during the operation of the belt conveyor.

Keywords: Knowledge Based System, Expert System, Production Process, Knowledge Acquisition, CommonKADS Methodology.

SUMÁRIO

CAPÍTULO I - INTRODUÇÃO	2
1.1 Objetivo	5
1.2 Motivação	5
1.3 Organização da Dissertação	5
CAPÍTULO II – PROCESSO OPERACIONAL E	
CARACTERIZAÇÃO DO PROBLEMA	7
2.1 Descarga-Estocagem de Minério	8
2.2 Recuperação-Embarque de Minérios	9
2.3 Peneiramento de Minério Granulado	9
2.4 Descarga-Estocagem-Embarque de Ferro Gusa	10
2.5 Descarga-Estocagem-Embarque De Soja	10
2.6 Caracterização do Problema	11
2.6.1 Definição do Problema	11
CAPÍTULO III - SISTEMAS PARA AUXILIAR À TOMADA DE DECISÃO	14
3.1 Sistemas Baseados em Conhecimentos	14
3.2 Lógica Fuzzy	15
3.3 Aprendizado Indutivo	16
3.4 Redes Neurais	18
3.5 Algoritmos Genéticos	19
3.6 Sistemas Especialistas	20
3.6.1 Definição de Sistemas Especialistas	20
3.6.2 Classificação dos Sistemas Especialistas	23
3.6.3 Modo de Operação	25
3.7 Justificativa da Escolha da Técnica Utilizada	27
3.8 Regras de Produção	28

CAPÍTULO IV - AQUISIÇÃO DE CONHECIMENTO	47
4.1 Método Proposto para Coleta de Conhecimento	47
4.2 Modelagem do Conhecimento	51
4.2.1 Modelagem COMMONKADS	53
4.3 Classes de Problemas	56
4.4 Diagnóstico Geral de Engenharia (DGE)	65
CAPÍTULO V - PROJETO DO SISTEMA ESPECIALISTA PARA	
IDENTIFICAÇÃO DE FALHAS E TOMADA DE DECISÃO	67
5.1 Desenvolvimento do Sistema Especialista	67
5.2 Definindo os Objetivos	68
5.3 Mecanismo de Inferência	69
5.4 Fatos e Regras	70
5.5 Poda	72
5.6 Objetivo do Sistema	77
5.6.1 Definindo os Fatos	78
5.6.2 Obtenção de dados	79
5.6.3 Regras e Inferências	81
CAPÍTULO VI- ASPECTOS DE IMPLEMENTAÇÃO	
 E RESULTADOS	84
6.1 Base de Conhecimento	84
6.2 Identificação e Seleção de Falha	90
6.3 Causa Provável da Falha	93
6.4 Resultados	95
CAPÍTULO VII - CONCLUSÃO	99
APÊNDICE	103
BIBLIOGRAFIA	109

LISTA DE TABELAS

Tabela 5.6.2-1 Critério para selecionar falhas da TR 311-03.....	81
Tabela 6.4-1 Resultados do sistema especialista para identificação de falhas e tomada de decisão referente ao mês de outubro de 2002	96
Tabela 6.4-2 Resultados comparativo da eficácia do SE para acionamento da equipe de manutenção com o desempenho do operador	97
Tabela 6.4-3 Resultados comparativo da eficácia do SE para identificação de falhas com o desempenho do operador.....	97

LISTA DE FIGURA

Figura 1-1 O teste de Turing	3
Figura 2-1 Diagrama completo da planta operacional do porto de Ponta da Madeira da CVRD em São Luis – MA	8
Figura 3.6.1-1 Algumas características de conhecimento dos especialistas humanos	22
Figura 3.6.1-2 Algumas características de conhecimento dos especialistas artificiais	22
Figura 3.6.2-1 Sistema especialista combinado com sistema suporte de decisão	24
Figura 3.6.3-1 Modo genérico de decisão de um sistema	26
Figura 3.6.3-2 Sistema especialista genérico	27
Figura 4.1-1 Diagrama de fluxo para escolha de um sistema especialista	48
Figura 4.2-1 Modelos de CommonKADS	52
Figura 4.2.1-1 Projetos objetivos derivados de uma situação atual	54
Figura 4.2.1-2 Os produtos de projetos modelados pelo modelo produto	54
Figura 4.2.1-3 Modelagem do conhecimento	55
figura 4.3-1 Três passos da tarefa do problema de diagnóstico	59
Figura 4.3-2 Modelagem utilizando a metodologia CommonKADS	61
Figura 4.4-1 Diagnóstico geral de falha da TR 311-03	66
Figura 5.5 - 1 Árvore de falha para tomada de decisão de um sistema especialista	73
Figura 5.5 – 2 Uma visão geral de como a poda ajuda o cérebro a distinguir um conjunto de regras de outro	74
Figura 5.5-3 Exemplo do mecanismo de poda do sistema especialista para identificação de falha e tomada de decisão	75

Figura 5.5-4 Componentes de um sistema de IA baseado em regras	76
Figura 5.5-5 Alguns componentes do SE para identificação de falhas e tomada de decisão	76
Figura 6.1-1 Tela de informações gerais sobre o sistema especialista	85
Figura 6.1-2 Tela de variáveis do Sistema Especialista para Identificação de Falhas e Tomada de Decisão	87
Figura 6.1-3 Tela de regras do Sistema Especialista para Identificação e seleção de Falhas para Tomada de Decisão	88
Figura 6.1-4 Tela de justificativa das perguntas	89
Figura 6.1-5 Tela de variáveis objetivos	90
Figura 6.2-1 Consulta ao Sistema Especialista para Identificação de Falhas e Tomada de Decisão	91
Figura 6.2-2 Resultado da Consulta ao Sistema de Identificação de Falhas	92
Figura 6.2-3 Resultado da Consulta ao Sistema de Identificação e Seleção de Falhas	93
Figura 6.3-1 Tela de causas prováveis de falha	94
Figura 6.3-2 Tela de resultados de causas prováveis de falha	95

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

IA	Inteligência Artificial
SE	Sistemas Especialistas
PLI	Programação Lógica Indutiva
TMPM	Terminal Marítimo de Ponta da Madeira
CVRD	Companhia Vale do Rio Doce
PCC	Programas Computacionais Convencionais
RC	Representação de Conhecimento
RP	Regra de Produção
GSE	Gerador de Sistema Especialista
VVS	Viradores de Vagões
ALS	Alimentadores
TRS	Transportadoras (correias transportadoras)
EPS	Empilhadeiras
ER	Empilhadeira / Recuperadora
RPS	Recuperadoras
RE	Recuperadora de Esteira
CNS	Carregadores de Navios
AC	Aquisição de Conhecimento
SBC	Sistema Baseado em Conhecimentos

CAPÍTULO I

INTRODUÇÃO

A inteligência artificial (IA) é um ramo da computação que foi criado e desenvolvido para fazer com que a máquina tome decisões baseadas em fatos e regras [4], [6], [14] e [15]. Isto é, a IA é simplesmente uma maneira de fazer com que o computador pense inteligentemente [16], [17], [19], [25] e [39]. Isto é possível de ser conseguido, estudando como as pessoas pensam quando estão tentando tomar decisões e resolver problemas, dividindo esses processos de pensamentos em etapas básicas e projetando um programa de computador que solucione problemas usando essas mesmas etapas. A I.A. então fornece um método simples e estruturado de se projetar programas complexos de tomadas de decisões.

No Renascimento, ressurgem com mais força as ciências, dando ênfase à expansão prática e quantitativa, também surge a mecânica e, com ela, uma nova concepção do homem.

Imprescindíveis para o avanço da I.A. foram os trabalhos dos matemáticos dos séculos XVII e XIX 41 46 no século XIX, surge a figura de Alan Turing, mas só em 1956 é que a Inteligência Artificial começa a ser reconhecida como ciência. Alan Turing desenvolveu um sistema para identificar se um sistema é especialista (inteligente) ou não, o teste de Turing como foi denominado, consiste dos seguintes elementos: máquina, sistema intermediário e homem. Um interrogador fará perguntas para o sistema especialista através do sistema intermediário, quando o interrogador não consegue identificar quem está respondendo as perguntas, diz-se que o sistema é especialista. A figura 1-1 ilustra o teste de Turing.

O desenvolvimento em I.A. [6] [7], [13] [21], [23], [31], [36], [38], [39] e [41] avançam lado a lado com a evolução dos computadores que, ao longo do tempo foram fazendo com que se comesçassem a encarar essas máquinas como inteligentes alterando

mesmo o nosso conceito de inteligência e aproximando os conceitos “máquina”, tradicionalmente não inteligentes da ‘inteligência’, capacidade antes consignada exclusivamente ao homem.

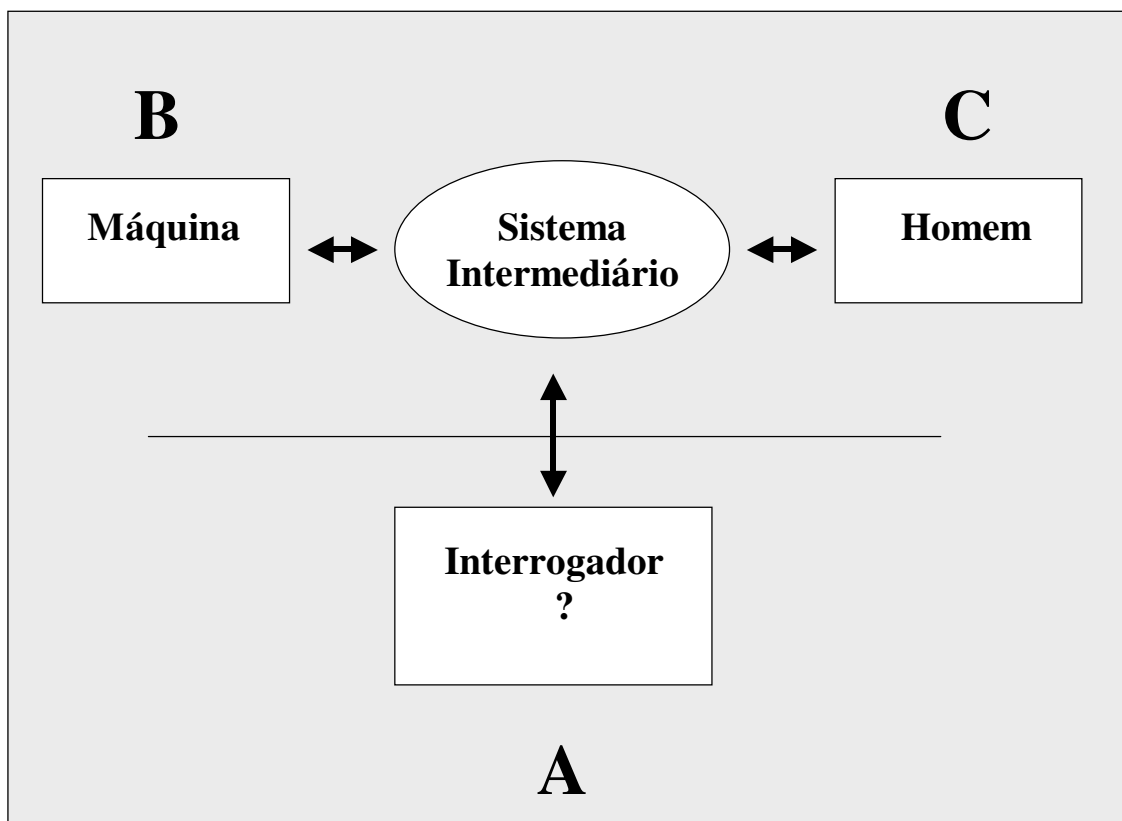


Figura 1-1: O teste de Turing.

O objeto de estudo da IA ainda continua indefinido, no sentido em que o homem ainda não conseguiu a definição exata e satisfatória de inteligência e para se compreenderem os processos da inteligência artificial e da representação do conhecimento terão de se dominar os conceitos de inteligência humana e conhecimento.

A máquina será então, abastecida de uma enorme variedade de dados, teorias de conhecimentos, de crenças, de um universo simbólico superior ou, pelo contrário, basear o estudo da cognição no nível inferior da percepção [41] [42] [44] [48].

A tendência geral foi no sentido de conciliar as duas teorias em uma terceira teoria híbrida, segundo a qual a máquina seria capaz de raciocinar utilizando conceitos complexos, e de perceber o seu meio envolvente. Mas para isto, é necessário que se desenvolva um algoritmo que venha atender o objetivo idealizado pelo homem, tornando assim, a máquina com poder de inteligência, ou seja, tomar decisões baseadas em dados que foram inseridos antes pelo próprio homem.

A ferramenta básica para a criação de teorias, modelos e desenvolvimento de técnicas é o computador. O desempenho de um programa de IA depende da ação inteligente do programa computacional.

Atualmente uma linha de pesquisa para a construção de sistemas inteligentes é a linha simbólica e neste contexto estão os sistemas especialistas (SE). Desde o século XX década de 70 os SE estão sendo bastante usados por diversas áreas do conhecimento com muito sucesso. O desenvolvimento e a progressão de IA estão ligados diretamente com a evolução industrial, cada vez mais, as grandes indústrias estão fazendo uso de programas avançados de computador para implementação de técnicas que promova o aumento e a qualidade da produção.

A fundamentação teórica deste trabalho de dissertação envolve conceitos que estão alicerçados nas teorias de Inteligência Artificial e, principalmente, de *Sistemas Especialistas* Baseados em Conhecimentos (fatos e regras). Este trabalho também fundamentou-se em observações realizadas no campo durante (paralelo) as pesquisas bibliográficas e estudos teóricos, para que fosse efetivada uma certeza maior para a escolha da técnica mais apropriada para o problema proposto (*Identificação e Seleção de Falhas para Tomada de Decisão*).

A palavra inteligência vem do latim, *inter* (entre) e *legere* (escolher), inteligência significa a faculdade de escolher entre uma coisa e outra. Já a palavra *artificial*, vem também do latim, *artificiale* e significa algo não natural. A definição da palavra inteligência, na língua portuguesa é: faculdade de compreender, ato de interpretar, compreensão, conhecimento profundo, habilidade; e, artificial como: produzido por arte ou indústria, desnatural, que é produzido, não pela natureza, mas com o uso de uma técnica.

1.1 Objetivo

Este trabalho tem como objetivo apresentar o desenvolvimento de um *sistema especialista* que aprimore o desempenho de equipamentos industriais no contexto operacional e produtivo. Especificamente, desenvolver e implementar um sistema especialista para identificação de falhas e tomada de decisão em correias transportadoras de minério.

1.2 Motivação

Durante observação da operacionalidade do sistema de *Descarga-Estocagem e Recuperação-Embarque* do Terminal Marítimo de Ponta da Madeira - TMPM, foi constatado que a maioria das falhas ocorridas durante a operação do sistema operacional são corriqueira, no entanto, a solução destas falhas é de forma não sistematizada, gerando assim um problema, que acarreta de forma regular num atraso considerável para se chegar ao objetivo final, que é o retorno da operação num menor intervalo de tempo com a normalização da falha. No decorrer da pesquisa bibliográfica, um ramo da computação “*A Inteligência Artificial*” despertou um interesse muito grande, então com o aprofundamento no estudo chegou-se a conclusão de desenvolver um “*Sistema Especialista para Identificação de Falhas e Tomada de Decisão* ” com este *Sistema Especialista* o operador terá um auxílio para uma tomada de decisão mais coerente.

1.3 Organização da Dissertação

Esta dissertação está compreendida em sete Capítulos e um Apêndice. No Capítulo 2, intitulado Processo Operacional e Caracterização do Problema, descreve o processo operacional do Terminal Marítimo de Ponta da Madeira e apresenta a caracterização do problema, o Problema, Componentes de uma Correia Transportadora, Descrição dos Componentes, Tipos de Falhas de uma Correia transportadora. O Capítulo 3 compreende uma descrição e análise de algumas técnicas de inteligência artificial para escolher a técnica mais adequada para identificar e selecionar falha para tomada de decisão

em correias transportadoras de minério do Sistema para Auxiliar à Tomada de Decisão. O Capítulo 4 compreende a aquisição de conhecimento para a construção de SE. O Capítulo 5 está compreendido com o projeto do *Sistema Especialista para Identificação de Falhas e Tomada de Decisão*. O Capítulo 6 está compreendido com o Aspecto de Implementação e Resultados do *Sistema Especialista* desenvolvido com o uso da ferramenta *ExpertSINTA*. Finalmente o Capítulo 7 compreende a conclusão, a contribuição, dificuldades e perspectivas futuras. O Apêndice apresenta uma descrição da plataforma *ExpertSINTA*.

CAPÍTULO II

PROCESSO OPERACIONAL E CARACTERIZAÇÃO DO PROBLEMA

O *Terminal marítimo de Ponta da Madeira da Companhia Vale do Rio Doce – CVRD*, é um dos maiores terminais marítimos do mundo, é composto por dois viradores de vagões (com capacidade de 8.000 toneladas por hora cada um), duas empilhadeiras (uma com capacidade de 16.000 toneladas por hora e outra com capacidade de 8.000 toneladas por hora), duas recuperadoras (com capacidade de 8.000 toneladas por hora cada uma), dois carregadores de navios (um com capacidade de 16.000 toneladas por hora e outro com capacidade de 8.000 toneladas por hora), uma máquina de função mista (empilha e recupera) com capacidade de 8.000 toneladas por hora, uma planta de peneiramento de minério granulado, uma planta para descarga / estocagem / embarque de grãos e uma plataforma para descarga de ferro gusa. O Porto de Ponta da madeira tem capacidade de atracação de navios de até 360.000 toneladas (o maior navio graneleiro do mundo, só atraca em Ponta da Madeira em São Luís – MA e Rotherdan na Holanda). Neste são desenvolvidas as fases de descargas de vagões, estocagem, peneiramento de minério granulado, recuperação e embarque de navios como ilustra a figura: 2 - 1. A seguir descreve-se as fases que compõe o processo operacional produtivo do Terminal Marítimo de Ponta da Madeira da CVRD em São Luís – MA. Este é composto da seguintes fases: na secção 2.1 Descarga-Estocagem de Minério, secção 2.2 Recuperação e Embarque de Minério, secção 2.3 Peneiramento de Minério Granulados, secção 2.4 Descarga – Estocagem – Embarque de Ferro Gusa, secção 2.5 Descarga – Estocagem – Embarque de Soja, secção 2.6 Caracterização do Problema e na secção 2.6.1 Definição do Problema

O processo operacional do *Terminal Marítimo de Ponta da Madeira, (TMPM)* é feito de forma a ter-se uma produção cada vez maior em volume de carga movimentada, como também, em qualidade total. O objetivo é produzir cada vez mais com qualidade e com o menor custo possível sem comprometer a qualidade do produto final. Para isto faz-se necessário o desenvolvimento e o aprimoramento de técnicas operacionais, no sentido

de abastecimento), seis alimentadores, (ALS) (sendo quatro alimentadores de esteiras e dois de correias), onze correias transportadoras, (TRS) (sendo 10 correias com capacidades de 8000 toneladas por hora e apenas 1 com capacidade de 16000 toneladas por hora), duas empilhadeiras – EPS (uma com capacidade de 16000 toneladas por hora e outra com capacidade de 8000 toneladas), uma máquina de função mista, empilhadeira-recuperadora – ER (ora empilha ora recupera, com capacidade nominal de 8000 toneladas por hora) e seis pátios para estocagens de minério com capacidade de 4.000.000 de toneladas de estocagem.

2.2 Recuperação-Embarque de Minérios

O sistema de recuperação-embarque de minérios é o local onde é feita à retomada de minério dos pátios e embarcada para navios.

O sistema de recuperação-embarque é constituído de duas recuperadoras – RPS (com capacidades nominal de 8000 toneladas por hora), uma máquina de função mista (empilhadeira-recuperadora – ER, com capacidade nominal de 8000 toneladas por hora), nove correias transportadoras TRS, das quais, três TRS têm capacidades nominais de 8000 toneladas por hora e seis capacidades de 16000 toneladas por hora e dois carregadores de navios – CNS (um com capacidade de 8000 toneladas por hora e outro com capacidade de 16000 toneladas por hora).

2.3 Peneiramento de Minério Granulado

O sistema de peneiramento de minério granulado é o local onde é feito o peneiramento de minério granulado para retirar o excesso de minério mais fino (menor que 6,30 mm).

A maioria do minério de ferro granulados é peneirada para retirar o minério fino desprendido das partículas maiores, isso é feito de acordo com a especificação do cliente, pois o cliente é quem determina o percentual máximo e mínimo de partículas finas juntas com as partículas maiores (6,30 mm).

O sistema de peneiramento de minério granulado do complexo portuário de Ponta da Madeira da CVRD é composto por uma recuperadora de esteira, (RE), treze correias transportadoras, (TRS) (com capacidade nominal de 2000 toneladas por hora), um silo com capacidade de abastecimento de 500 toneladas, dois alimentadores de correias (capacidade nominal de 2000 toneladas por hora), quatro peneiras vibratórias com dois *decks*, onde o *deck* superior retém as partículas maiores (ferro granulado) e o *deck* inferior as partículas menores que 6,30 mm, considerado minério fino.

2.4 Descarga-Estocagem-Embarque de Ferro Gusa

O sistema de descarga-estocagem-embarque de ferro gusa, neste é feita a descarga de vagões de ferro gusa, formada as pilhas no pátio de estocagem e a retomada para navios. O ferro gusa é um produto industrializado de minério de ferro, é um dos primeiros estágios da industrialização de minério.

O ferro gusa é um produto que a CVRD transporta, descarrega, estoca e embarca, mas não o produz. Este produto é produzido por diversas indústrias no Estado do Pará e no Maranhão. O sistema de descarga-estocagem-embarque de ferro gusa é constituído de uma plataforma de descarga de vagões (com quatro bocas de descarga, onde é descarregado um vagão em cada uma das bocas por vez, mas podem ser descarregados simultâneos, ou seja, quatro vagões por vez, sendo um em cada boca), um pátio de estocagem, dois dosadores (carregadores alimentados por pás carregadeiras) e duas correias transportadoras – TRS.

2.5 Descarga-Estocagem-Embarque De Soja

A soja é um produto agrícola, como o ferro gusa, também não é produzido pela CVRD. A CVRD, apenas transporta, descarrega, estoca e embarca. O sistema descarga-estocagem-embarque de soja é composto por uma plataforma de descarga de vagões (com uma boca, onde é descarregado um vagão por vez) quatro silos horizontais para estocagem (sendo três redondos e um retangular) e oito correias transportadoras – TRS.

2.6 Caracterização do Problema

Uma empresa com um sistema produtivo operacional com a capacidade de movimentação de carga muito grande, não pode ter paradas com perda de tempo significativas, pois isto acarreta em grandes prejuízos financeiros e moral para a empresa, tais como:

- Prejuízos financeiros - multas pagas por não cumprimento de um compromisso firmado com o cliente, rescisão de contratos de vendas, equipamentos parados, mão de obra ociosa, etc.
- Prejuízos morais - o não atendimento as necessidades do cliente, desgaste da imagem da empresa perante o setor comercial, etc.

No ano de 2001, no Terminal Marítimo de Ponta da Madeira foram registradas 1798 paradas por problemas em equipamentos, no entanto 1343 paradas foram em correias transportadoras de minério, ou seja, 75% do total de paradas por problemas em equipamentos ocorreram em correias transportadoras de minério, problemas tais como: chute entupido, desalinhamento de correia, sobre carga, detectora de rasgo atuada, sub velocidade, chave de emergência atuada, falhas de sensores e etc. Portanto, a escolha da correia transportadora, no caso a TR 311-03 foi feita tomando por base o número de ocorrência e também o tipo de ocorrência.

2.6.1 Definição do Problema

A falta de uma sistemática padronizada que auxilie o operador na tomada de decisão durante o processo produtivo operacional acarreta em maiores perdas para um sistema operacional produtivo, isto é, a falta de identificação de falhas e de um sistema para auxílio na tomada de decisão.

a) Componentes de uma Correia Transportadora

Para que uma correia transportadora funcione em condições operacionais adequadas, seus componentes devem estar em condições normais, os componentes de uma correia transportadora de minério são: motores, redutores, acoplamentos, correia, contra peso, tambores (polias) e roletes.

b) Descrição dos Componentes

Motores, acoplamentos e redutores são o acionamento de uma correia transportadora, as correias transportadoras com capacidade de movimentação de carga muito grande, os acoplamentos são hidráulicos para que a partida dos motores seja desacoplada dos redutores, isto é, o acoplamento é feito gradativamente com a alta rotação, os acoplamentos hidráulicos são constituídos de duas partes, onde internamente possuem palhetas em cada uma das partes e são essas palhetas as responsáveis pelo acoplamento. Correia é parte da transportadora que transporta a carga, essa correia é feita de borracha e dependendo do tamanho são constituídas de cabos de aço e lona internamente. Contra peso é o componente responsável pelo tensionamento da correia, pois a correia tem que está bem tensionada para que haja atrito e aderência suficiente nos tambores para permitir o funcionamento da mesma. Tambores ou polias são os componentes de uma correia transportadora que são fixados nas extremidades das correias e estes é que vão suportar o maior esforço, tanto na partida, como durante o processo de funcionamento. Roletes são rolos de ferro, alguns revestidos de borracha, estes são fixados em suportes com rolamentos nas extremidades para facilitar o movimento de rotação da correia.

c) Tipos de Falhas em Correias Transportadoras

As falhas mais comuns que ocorrem em correias transportadoras, são: aquecimento de motores, aquecimento de redutores e acoplamentos, desalinhamento de correia, chute entupido, detectora de rasgo atuada, sub velocidade de correia, sobre carga,

falha de comunicação, sub tensão, sobre tensão, pressão alta em acoplamentos e atuação de chave limite de emergência.

CAPÍTULO III

SISTEMAS PARA AUXILIAR À TOMADA DE DECISÃO

Neste capítulo é feita uma descrição e análise de algumas técnicas de inteligência artificial, para escolher a técnica mais adequada para identificar e selecionar falha para tomada de decisão em correias transportadoras de minério. Na secção 3.1 é apresentada a técnica de Sistemas Baseados em Conhecimentos, na secção 3.2 Lógica Fuzzy, 3.3 Aprendizado indutivo, na secção 3.4 Redes Neurais, na secção 3.5 Algoritmos Genéticos e na secção 3.6 é apresentada e enfatizada a técnica de Sistemas Especialistas. Sistema Especialista foi a técnica escolhida em função do tipo de problema mais comumente ocorrido e também, devido a facilidade de construção e implementação de um sistema inteligente utilizando essa técnica.

3.1 Sistemas Baseados em Conhecimentos

Sistemas baseados em conhecimentos são programas de computador englobando conhecimento sobre um domínio para solução de problema relatado para este domínio [10], [30] e [32]. Um sistema especialista usualmente compreende dois elementos do domínio [33] e [38], que são:

- Base de conhecimento.
- Mecanismo de inferência.

Métodos de manipulação de conhecimento incluindo o uso de sucessão e restrições ou objeto orientado de sistemas especialistas. Exemplos de casos de processos de sistemas de computadores e adaptações de casos baseados em sistemas especialistas é a aplicação de regras de inferências, numa regra baseada em sistemas especialistas, de

acordo com muitos procedimentos de controle (encadeamento para frente ou encadeamento para traz) e pesquisa estratégica.

Os melhores sistemas especialistas são hoje em dia desenvolvidos usando programas conhecidos como *shells*. Estes são essencialmente sistemas especialistas completos prontos com inferência e armazenamento fácil de conhecimento, mas sem o conhecimento do domínio. Alguns sistemas especialistas sofisticados são construídos com a ajuda de “desenvolvimento do ambiente” [33] e [37]. Os posteriores são mais flexíveis do que os *shells*, no que eles também preparam para usos inferiores para implementar-lhes suas inferências e métodos de representação de conhecimentos.

- Os sistemas especialistas são provavelmente os mais completos, com muitos *shells* e desenvolvimento de técnicas comerciais vantajosas facilitando sua construção. Conseqüentemente, uma vez que, o domínio do conhecimento para ser incorporado num sistema especialista é relativamente simples a extração do processo de construção. A facilidade com a qual sistemas especialistas podem ser desenvolvidos têm guiado um número muito grande de aplicações desta técnica [3], [11], [22], [35] e [38].

3.2 Lógica Fuzzy

A lógica fuzzy é uma técnica que tem uma desvantagem na construção de sistemas especialistas, pois ela não pode lidar com novas situações, isto é, situações essas não apropriadas descritas nos “SE”. Estes sistemas são completamente inábeis para produzirem conclusões. Eles são resguardados como sistemas superficiais com falha, de maneira frágil, um tanto mais do que uma redução gradual de desempenho onde visto em problemas não familiares progressivamente, como seria um especialista humano.

O uso da *lógica fuzzy* a qual reflete a qualidade inexata da razão humana não ser hábil para sistemas especialistas mais resistentes. Com a *lógica fuzzy*, o valor preciso de uma variável é repassado por uma lingüística de descrição, a média da qual é

representada por um ponto *fuzzy*, e a entrada é baseada na inferência transportada nesta representação.

Um sistema de conhecimento especialista empregando *lógica fuzzy* pode ser expresso por uma declaração quantitativa ou regras *fuzzy*. No sistema especialista baseado em regras, conclusões inábeis podem levar para generalização (extrapolação ou interpolação) da informação qualitativa armazenada na base de conhecimento.

Lógica fuzzy tem um potencial muito grande de aplicação na engenharia, onde o domínio de conhecimento usualmente é impreciso. Notáveis sucessos têm sido encontrados na área de processos e controle de máquinas, embora outros setores também sejam beneficiados desta técnica [38].

3.3 Aprendizado Indutivo

Aprendizado indutivo é uma técnica de IA que permite a construção de sistemas especialistas através de comportamentos indutivos, porém a aquisição do domínio de conhecimento dentro da base de conhecimento de sistema especialista é geralmente uma tarefa muito grande. Em muitos casos, isto tem provado um obstáculo no processo de construção de um sistema especialista.

Conhecimento de técnicas de aquisição tem sido desenvolvido para resolver esse problema. Aprendizado indutivo ou a extração do conhecimento na forma de “SE - ENTÃO” (*IF - THEN*) regras ou uma árvore de decisão equivalente é uma técnica automática para aquisição de conhecimento.

Um programa de aprendizado indutivo, embora o processo de divisão e conquista, aqui atributos são selecionados de acordo com muitas estratégias. Por exemplo, para maximizar o ganho de informação, para dividir o ponto do exemplo original em sub pontos.

O programa de aprendizado indutivo constrói uma árvore de decisão que classifica corretamente o ponto original. Em um outro exemplo conhecido como a

cobertura aproximada (*covering approach*), o programa de aprendizado indutivo tenta encontrar grupos de atributos unicamente partido pelos exemplos dados nas classes, formas e regras como ‘SE’ como parte daqueles atributos e o ‘ENTÃO’ como parte das classes. O programa remove corretamente exemplos classificados para considerações e para onde regras são formadas para classificar todos os pontos dados nos exemplos.

Uma nova aproximação para o aprendizado indutivo, ‘Programação Lógica Indutiva’ (PLI), é a combinação de indução e programação lógica. Diferente do aprendizado indutivo convencional, o qual usa proposta lógica para descrever exemplos e representar novos conceitos, Programação Lógica Indutiva [1] e [2] emprego mais poderoso para afirmação lógica para representar exemplos de instalação e afirmações de conhecimento e para expressar novos conhecimento. Afirmação lógica permite o uso de diferentes formas de exemplos de instrução e afirmação de conhecimento. Isto torna possíveis os resultados de processo de indução, que é o conceito indutivo, pode ser descrito como classes gerais com variáveis de primeira ordem, e não exatamente como classes propostas de ordem zero, feito pares de valores atribuídos. São os dois principais tipos de sistemas PLI, o primeiro baseado no método generalização / especialização *top-down* e o segundo, no princípio de resolução inversa.

Um número muito grande de programas de aprendizado indutivo tem sido desenvolvido, muitos programas bem conhecidos, são:

- ID3 - o qual divide e conquista um programa.
- AQ - o qual segue uma cobertura aproximada.
- FOIL - o qual é um sistema PLI baseado em resolução inversa.

Se bem que, muitos programas somente, em geral, verificam as regras de decisões, algoritmos também têm sido desenvolvidos para produzir regras fuzzy.

Aprendizado indutivo tem encontrado, particularmente, aplicações limitadas na engenharia. Em outras razões, para quantidades pequenas de aplicações, é que aprendizado indutivo é geralmente mais adequado para problemas que têm atributos discretos ou

valores simbólicos do que para aqueles com valores contínuos atribuídos como em muitos problemas na engenharia [38].

3.4 Redes Neurais

Uma rede neural é um modelo computacional de cérebro, um modelo de rede neural usualmente assume que a computação é distribuída por várias unidades simples chamadas neurônios [8], [9] e [12], as quais são interconectadas e operadas em paralelos. Então redes neurais são também chamadas sistemas de processamentos de distribuição paralela ou sistemas conexionistas.

Parecida com programas de aprendizado indutivo, rede neural pode capturar o domínio do conhecimento de qualquer forma, ela não arquiva o conhecimento adquirido numa forma explícita, cujas regras ou árvores de decisões podem realmente manusear ambas dados contínuos e discretos. Elas também têm uma boa capacidade de generalização como os sistemas especialistas *fuzzy*.

A rede neural mais popular é a multi-camada perceptron, a qual é uma rede alimentada para frente: fluxo de todos os sinais numa direção singular para entrada e a saída da rede.

Rede alimentada para frente pode fazer o mapeamento estatístico entre um intervalo de entrada e um intervalo de saída. A saída em um dado instante é uma função somente para o instante da entrada.

O conhecimento implícito é uma construção dentro da rede neural. Muitas redes neurais podem ser instruídas com desenhos de entradas típicas atualizadas e com previsão de saída esperada correspondente. O erro entre a saída atual e a esperada é usado para modificar a energia (força) ou peso das conexões entre os neurônios. Este método de instrução é conhecido como instrução supervisionada. Numa multi-camada perceptiva, o algoritmo de chegada propagação instrução supervisionada é sempre adotada para erro propagado para a saída de neurônios e cálculos para modificação dos pesos dos neurônios nas camadas ocultas.

Muitas redes neurais são treinadas num modelo não supervisionadas, onde somente as regras de entradas são provadas durante o treinamento e a rede tende automaticamente para grupos com características de grupos similares.

- Redes neurais podem ser empregadas como dispositivos de mapeamento, para classificar ou completar regras (auto associativo) satisfazendo memórias dirigíveis e associadoras de regras, parecida com sistemas especialistas, elas têm sido muito aplicadas em quase todas as áreas da engenharia [38].

3.5 Algoritmos Genéticos

Algoritmo genético é um procedimento de otimização estocástica inspirada pela evolução natural. O algoritmo genético pode fornecer o ótimo global em uma busca multi-modal sem ter conhecimento sobre o problema [38].

A aplicação de algoritmos genéticos requer que as soluções de um dado problema sejam codificadas ou representadas como *strings* de números (por exemplo: binário), chamados cromossomos, e deve-se construir uma função para avaliar a qualidade (*fitness*) do cromossomo (solução). O algoritmo genético opera em uma população (conjunto de cromossomos ou soluções) de forma iterativa, e em cada iteração efetua-se operações genéticas, tais como: cruzamento (a partir de dois cromossomos pode-se produzir novas soluções) e mutação (a partir de um único cromossomo produz-se outra solução). Estes novos indivíduos são avaliados através de uma função de adequabilidade (*fitness*) e se apresentarem uma melhor solução que a anterior são inseridas na população [38].

Um algoritmo genético típico é constituído dos seguintes passos: geração de uma população inicial (aleatoriamente), avaliação desta população (através de uma função de *fitness*), escolha aleatória de indivíduos (soluções ou cromossomos) para gerar novos indivíduos, geração de novos indivíduos (cruzamento e/ou mutação), avaliação dos novos

indivíduos, possível inserção dos novos indivíduos na população, o processo se repete a partir de escolha de indivíduos para realizar operações cromossômicas.

Algoritmos genéticos tem tido aplicações na engenharia envolvendo problemas de combinação complexa ou multi-parâmetros de otimização [38].

3.6 Sistemas Especialistas

Sistemas Especialistas são sistemas computacionais desenvolvidos a partir de dados fornecidos por um ou mais especialistas humanos, isto é, um Sistema Especialista é construído para fazer com que a máquina pense e tome decisões através de informações fornecidas por especialistas humanos.

3.6.1 Definição de Sistemas Especialistas

Conceitualmente, pode-se definir sistemas especialistas (SE's) como programas computacionais que simulam a lógica de raciocínio de especialistas humanos em algum domínio específico do conhecimento. Entende-se por especialista, a pessoa que tem um conhecimento especializado ou perícia numa certa área. Já tecnicamente, SE's são programas de computador estruturados de maneira a relacionar fatos (informações) conhecidos com conhecimentos especializados, codificados em uma forma de representação específica, de maneira a produzir soluções [18], [20], [24] e [26].

Os SE's diferem dos programas computacionais convencionais (PCC's) devido a sua arquitetura. Os PCC's são constituídos basicamente de um algoritmo, que define todos os passos de execução do programa, e de uma grande massa de dados, especialmente numérica. Já os SE's são constituídos de uma grande massa de conhecimento de um mecanismo de inferência, que usualmente pode trabalhar com diferentes conjuntos de conhecimento [25], [27] e [28]. Em resumo:

- $PCC = Dado + Algoritmo$

- $SE = \text{Conhecimento} + \text{Inferência}$

A característica mais importante de um SE é que ele depende de uma grande base de conhecimento [50]. Outra característica do SE é a separação entre o conhecimento utilizado para resolver o problema, que deverá ser capaz de crescer e mudar, conforme necessidade surgida pelo operador e o programa código que o manipula para obtenção da solução. Este programa deverá ter sua execução bastante estável e ser projetado de maneira a poder trabalhar com diferentes conjuntos de conhecimento.

Os sistemas especialistas são construídos a partir de conhecimentos de especialistas humanos, isto é, o banco de dados de um SE, são conhecimentos adquiridos na maioria das vezes, de vários especialistas humanos. Portanto, fica difícil falar em SE's sem fazer comparações, sejam técnicas ou filosóficas, do desempenho destes sistemas versus aos especialistas humanos. A figura. 3.6.1-1 ilustra algumas características de conhecimento dos especialistas humanos e a figura 3.6.1-2 ilustra algumas características de conhecimento dos especialistas artificiais.

É notado que os sistemas especialistas artificiais [29] possuem diversas características que os tornam superiores quando comparados com os especialistas humanos, principalmente, em relação à velocidade, certeza e precisão na análise, disponibilidade de trabalho e uniformidade de análise nas tarefas repetitivas [34]. Mas, porém as ausências totais de senso crítico e capacidade de adaptação, além de seu foco restrito, torna-se problemático seu uso em substituição por completo dos especialistas humanos [40]. O sistema especialista desenvolvido neste trabalho procurou utilizar-se de técnicas para identificação e seleção de falha para tomada de decisão, de uma vez que os SE's são mais rápidos na identificação e seleção de falhas, ficando como suporte a tomada de decisão [30], [31], [40], [41] e [47].

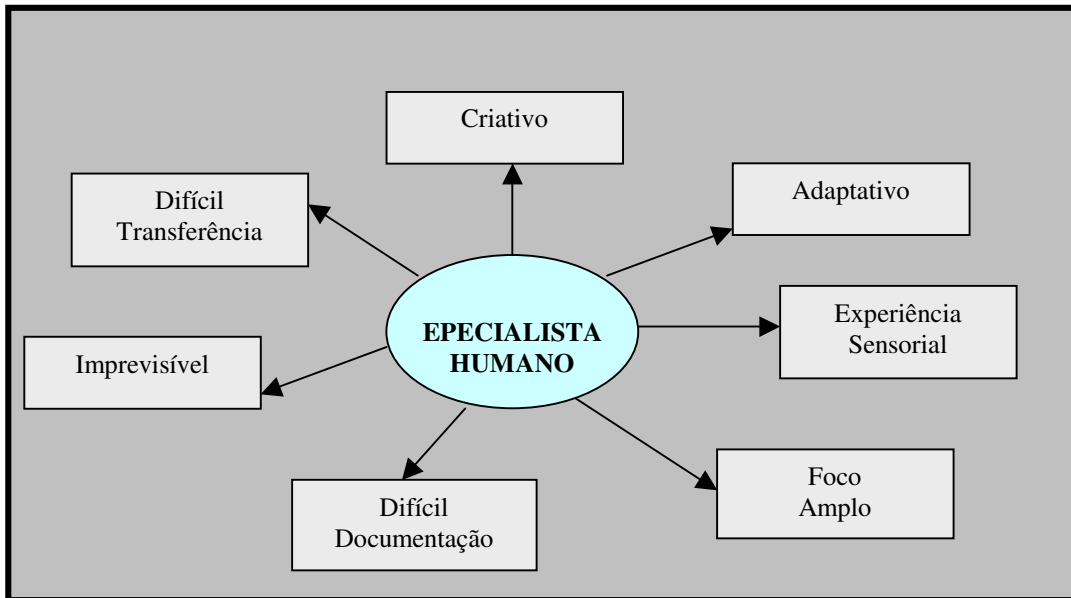


Figura 3.6.1-1: Algumas características de conhecimento dos especialistas humanos

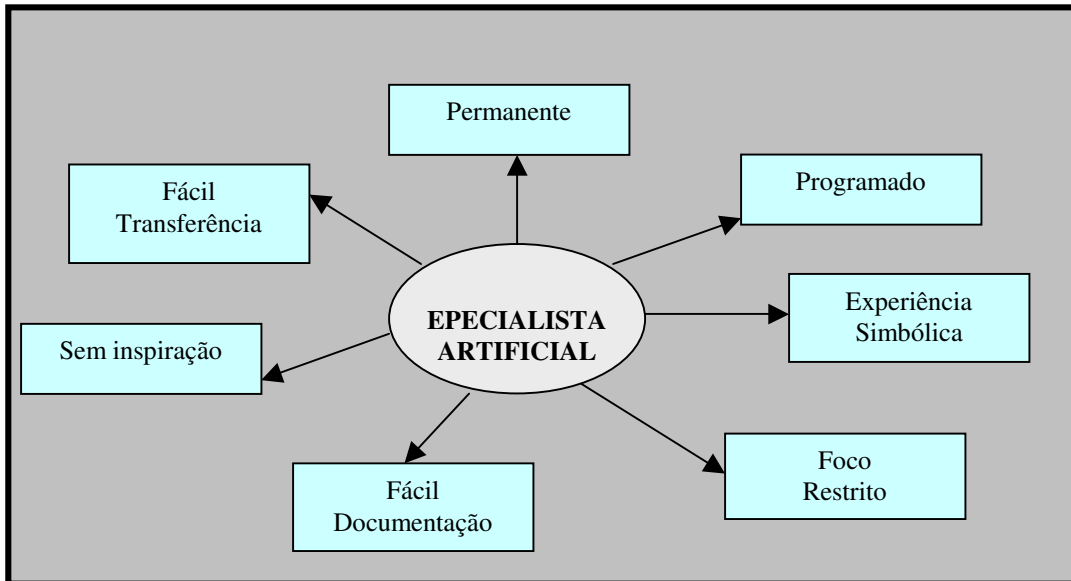


Figura 3.6.1-2: Algumas características de conhecimento dos especialistas artificiais

3.6.2 Classificação dos Sistemas Especialistas

Os parágrafos a seguir descrevem uma classificação para SE's tendo por base diversos atributos, tais como: forma de representação do conhecimento, estratégia de controle do mecanismo de inferência e modo de operação.

Um SE, para poder apresentar o desempenho de especialistas humanos, depende de uma grande base de conhecimento [16]. O ser humano, durante o processo de aprendizagem, preocupa-se, inicialmente, com aquisição de dados (conhecimento propriamente dito), sem se preocupar com a forma de representação, ou como está sendo feito o armazenamento no cérebro (base de conhecimento). Diferentemente, os SE's, para que se obtenha os resultados esperados com maior desempenho e eficiência e com fácil manutenção, necessitam de uma prévia análise avaliativa, de qual melhor maneira de se estruturar o conhecimento adquirido, maneira esta denominada forma de representação do conhecimento (RC). Define-se RC como *um esquema ou dispositivo usado para capturar os elementos essenciais de um domínio do problema* [17].

A figura 3.6 - 1 ilustra a estrutura de um sistema especialista combinado com a reavaliação do engenheiro de conhecimento fazendo ajuste quando necessário, isto ocorre sem que seja alterada toda a estrutura do sistema. Em IA, existem diversas maneiras e formas de RC, cada qual com suas vantagens e desvantagens, que podem ser utilizadas individualmente ou em conjunto, dependendo do fim a que se propõe. O tipo de RC que deve ser usado em um determinado problema depende fundamentalmente do uso final do conhecimento, que pode ser aquisição de mais conhecimento, recuperação de conhecimento ou inferência sobre conhecimento para obtenção de uma solução. Existem muitas formas de RC, tais como: scripts, quadros, regras de produção, redes semânticas, lógica de predicados e raciocínio baseado em casos. Os quadros e as regras de produção são as formas de representação mais utilizadas.

Os quadros surgiram em 1975 com os estudos de Marvin Minsky - sobre a representação do conhecimento e o processo de observação visual, que descreveu como:

“Uma estrutura de dados para representar uma situação estereotipada, como um certo tipo de sala

existente, ou ir à uma festa de aniversário de uma criança. Vinculados a cada quadro estão vários tipos de informações. Algumas destas são sobre o que espera para acontecer em seguida. Outras são sobre o fazer se essas expectativas não forem confirmadas”.

Esta representação de conhecimento utiliza uma rede de nós conectados por arcos e organizados em hierarquia, onde os nós representam um conceito que pode ser descrito pelo par *atributo-valor* associado, enquanto que os arcos representam as relações entre os nós. Cada atributo (*slot*) possui procedimentos anexados a si, e os executa automaticamente toda vez que informações são recuperadas ou alteradas. O atributo é-um, que é usado na ligação entre quadros, é o *slot* mais utilizado.

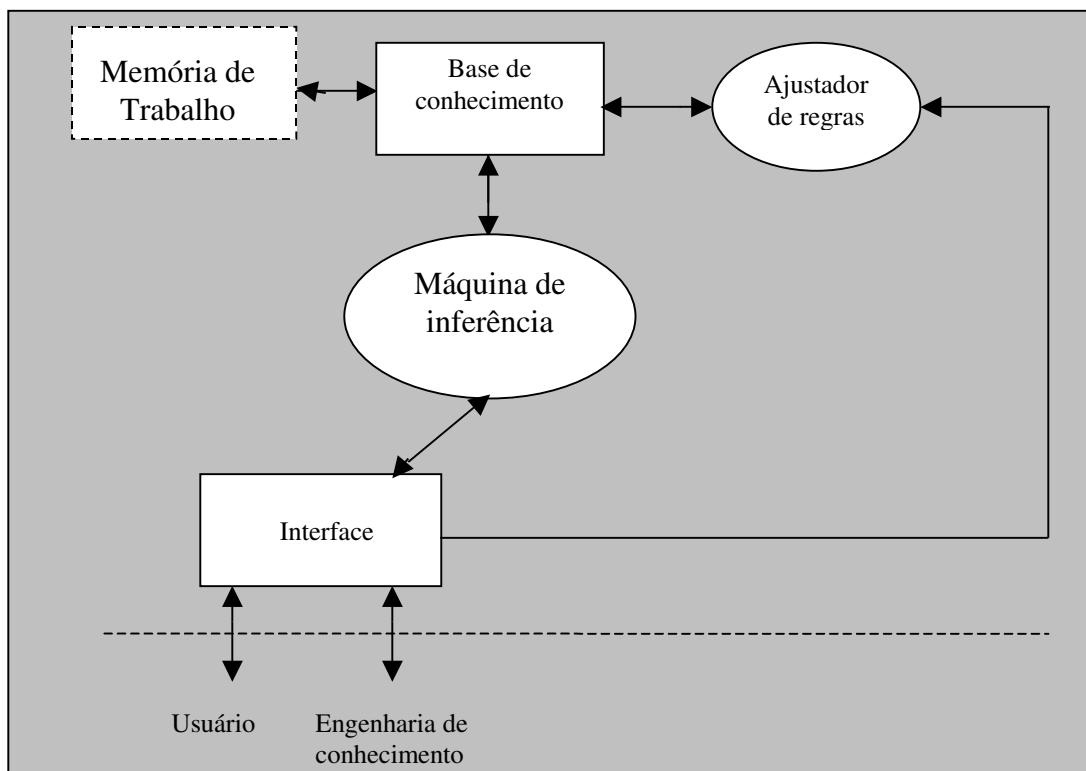


Figura 3.6.2 - 1: Sistema especialista combinado com sistema suporte de decisão

O conhecimento é representado como uma coleção de fatos estáticos, acompanhados por um conjunto de procedimentos para manipulá-los. Os quadros permitem a herança automática dos atributos, isto é, os nós dos níveis inferiores possuem automaticamente as propriedades dos nós do nível superior da hierarquia. Os quadros podem ser de dois tipos:

- Construtores
- Instanciados

Os quadros construtores funcionam como esquemas para a construção de outros quadros. Já os quadros instanciados, são específicos, construídos a partir dos quadros construtores.

A representação por quadros facilita a estruturação de conhecimentos (fatos), permitindo seu manuseio (adição e ou remoção) sem a necessidade de alterar nem os fatos antigos, nem os procedimentos para manipulá-los. Já como dificuldades, pode-se citar que, por utilizarem mecanismo de inferência por herança, tornam-se mais complexos (maiores e mais caros), além de muitas vezes serem insuficientes para modelarem raciocínio mais complexos, precisando ser combinados com regras de produção. O uso de quadros é indicado em áreas onde a forma e o conteúdo dos dados representa uma condição fundamental na solução do problema, como por exemplo, em compreensão da fala e em interpretação de imagens [8], [16] e [17].

3.6.3 Modo de Operação

O SE pode ser classificado em relação ao seu modo de operação como *on-line*, se está conectado a um sistema físico e a sua atuação é em tempo real, ou *off-line*, caso a sua atuação não seja em tempo real.

A interface com o usuário ou operador é a componente pela qual faz a interação entre o operador e o SE. Esta é projetada e implementada de forma a permitir e facilitar a operação do SE, permitindo entrada de dados, saídas em formato de perguntas, conclusões

e justificativas. Algumas interfaces possuem até mecanismos de explicações do raciocínio que o sistema utilizou para obter uma conclusão. Atualmente, estudos nas teorias cognitivos vêm sendo feitos, voltados para novos projetos de interface homem-máquina de sistemas de IA. As figuras seguintes ilustram como é feita a interação da máquina (computador) com o usuário. Modo genérico de decisão de um sistema especialista é representado pelos seguintes elementos: banco de dados - onde são armazenados todos os dados do sistema, processador de dados – onde é feito o processamento de dados, métodos analíticos – onde é feita a análise de dados e interface – onde é feita a interação homem máquina, conforme figura 3.6.3-1

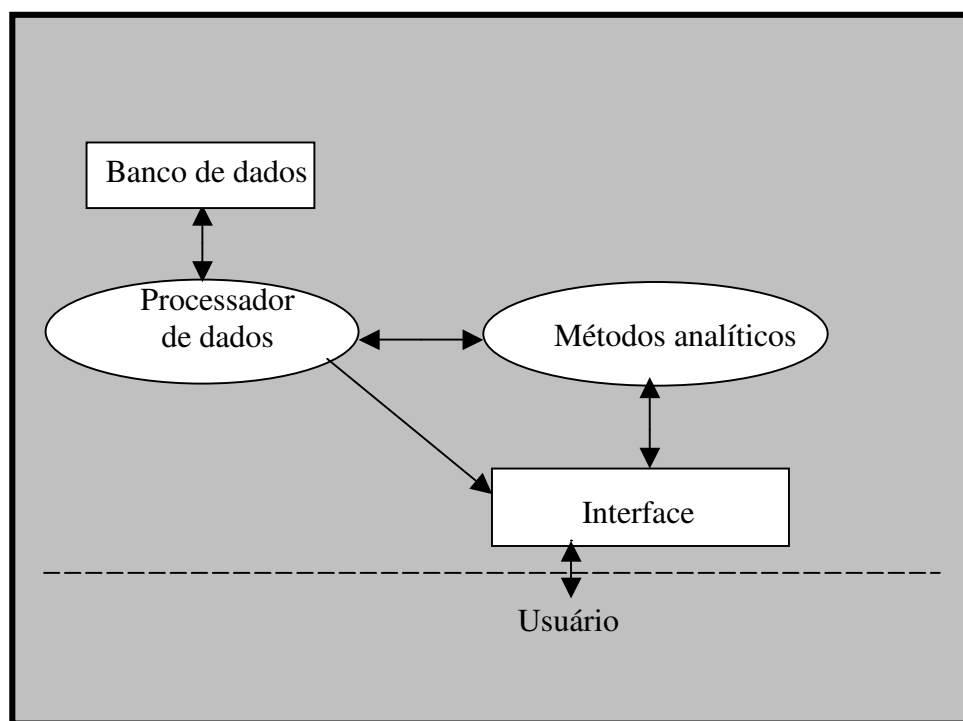


Figura 3.6.3-1: Modo genérico de decisão de um sistema.

Um sistema especialista genérico tem uma representação macro de um sistema especialista, um sistema especialista genérico é composto dos seguintes elementos: memória de trabalho – capacidade de trabalho do sistema, base de conhecimento – onde

todo conhecimento está disponível para o funcionamento do sistema, máquina de inferência – componente fundamental nos SE's, pois é através da máquina de inferência que o sistema toma decisões e interface com o usuário e a engenharia de conhecimento, como ilustra a Figura 3.6.3-2.

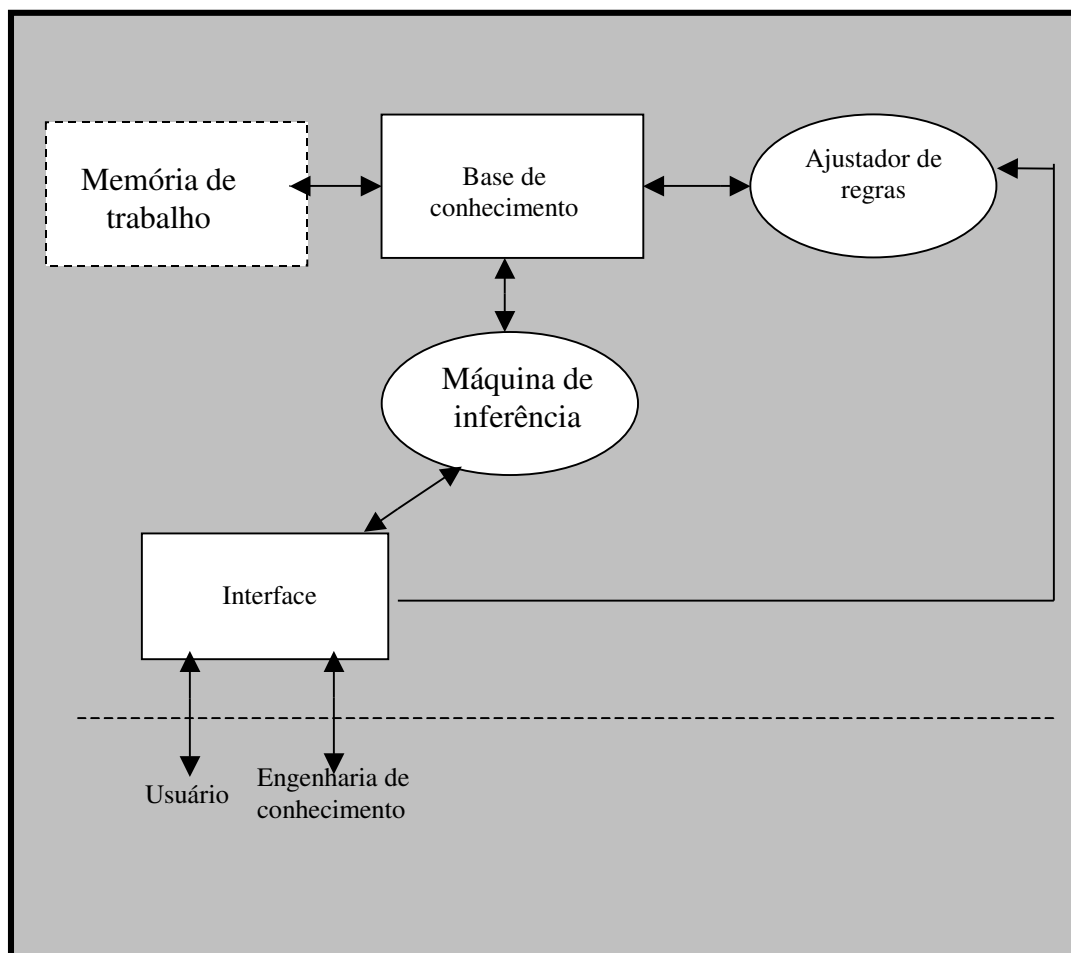


Figura 3.6.3-2: Sistema especialista genérico.

3.7 Justificativa da Escolha da Técnica Utilizada

O desenvolvimento de um Sistema especialista depende basicamente do objetivo a que se pretende alcançar com tal sistema, pois de acordo com o objetivo

estabelecido, é necessário escolher a ferramenta de programação que melhor será adequada para o desenvolvimento do Sistema Especialista.

No trabalho aqui apresentado, foi utilizada a técnica de Sistema Especialista, visto que, esta técnica permitiu a inserção e manuseio de dados com muita facilidade. A plataforma utilizada foi o *ExpertSINTA*, esta possibilitou a criação de regras de produção com análises e tomada de decisão por parte dos operadores em modo *off line*, isto é, os eventos são identificados no supervisório por meio de sensores, estes eventos são inseridos manualmente no Sistema Especialista para a identificação correta da falha e a tomada de decisão.

3.8 Regras de Produção

As regras de produção da base de conhecimento no formato de sentenças lógica do tipo **SE** (condição é satisfeita) **ENTÃO** (ação é inferida ou executada). O exemplo par condição-ação é chamado de produção, dando origem ao nome Regras de Produção (RP).

As regras de produção são populares por possuírem as seguintes vantagens:

- Modularidade: cada regra, por si mesma, pode ser considerada como uma peça de conhecimento independente.
- Facilidade de edição: novas regras podem ser acrescentadas e antigas podem ser modificadas ou excluídas com relativa independência
- Transparência do sistema: garante maior legibilidade da base de conhecimentos.

Portanto, é preciso ter em mente que a modularidade de um sistema baseado nessa arquitetura permite a construção passo-a-passo da base de conhecimentos, ou seja, é possível realizar vários testes com apenas um subconjunto de regras concluído. Obviamente, sabe-se que menos regras implicam geralmente em um menor número de casos abrangidos.

O conjunto de regras elaborado para o *Sistema Especialista para Identificação e Seleção de Falhas para Tomada de Decisão*, foi criado a partir dos dados coletados durante o processo de aquisição de conhecimento. Este processo foi bastante cauteloso, pois nos preocupamos, primordialmente, em levantar e registrar todos os dados, depois analisamos e classificamos os dados já coletados e registrados de acordo com a complexidade estrutural, definimos as estruturas conforme os procedimentos padrões de decisão utilizados durante o processo operacional. Tomando o máximo de cuidado para não deixar de levantar dados importantes, e, também tomando cuidado para não levantar dados irrelevantes para o sistema operacional produtivo. Os instrumentos de coletas de dados adotados foram bastante discutidos de forma criteriosa para não comprometer a credibilidade do *Sistema Especialista*. Os instrumentos de coleta de dados foram: pesquisa bibliográfica, entrevistas com os especialistas, observação direta da operação do sistema operacional produtivo e análises de relatórios (operacionais e de manutenção) diários.

Os instrumentos de coleta, no entanto se distinguem pela sua natureza no que diz a respeito à aquisição de conhecimento:

- Na pesquisa bibliográfica, nos orientávamos pelas definições e fundamentações dos termos, conceitos e processos adotados nos procedimentos de tomada de decisão em *Sistemas Especialistas*, procurávamos ser o mais coerente possível com a analogia que fazíamos com o *Sistema Especialista para Identificação e Seleção de Falhas para Tomada de Decisão*.
- Durante as entrevistas com especialistas – técnicos em manutenção e operação, procuramos ser o mais imparcial possível, para não interferir nas respostas.
- Na observação direta da operação do sistema operacional produtivo, coletávamos e registrávamos todos os dados para posteriores análises.
- Nas análises feitas nos relatórios (operacional e de manutenção) diários, procurávamos interpretar todos eventos ocorridos durante a operação do

sistema produtivo operacional, classificando-os de acordo com a relevância para a produção.

VARIÁVEIS	VALORES
Situação da correia	Desalinhada
	Alinhada
Situação da detectora de rasgo	Atuada
	Normal
Situação das estações de supervisórios	Anormal
	Normal
Situação das subestações	Desenergizada
	Energizada
Situação de limites de desalinhamentos	Atuado
	Normal
Situação de limites de emergências	Atuado
	Normal
Situação de acoplamentos	Nível baixo de óleo
	Nível alto de óleo
	Normal
Situação de chute	Sonda atuada
	Sonda normal
Situação de motores	Temperatura alta
	Normal
Situação de pressostatos	Atuado
	Normal
Situação de sensores	Atuado
	Normal

VARIÁVEIS	VALORES
Causa de desgaste de tambor motriz	Sujeira no tambor
	Vida útil vencida
	Deslizamento a correia
Causa de erro na execução de programas	Falha de comunicação PLC
	Variação elevada da tensão
	Congestionamento da rede
Causa de falha de comunicação PLC	Subtensão
	Sobre tensão
	Falha no sistema de refrigeração
	Congestionamento da rede
Causa de freios desregulados	Falta de componentes do freio
	Desgastes nas pastilhas
	Mecanismo de freio travado
Causa de mau contato	Parafusos folgados
	Redução de pressão em molas
Causa de nível de óleo alto	Erro na colocação
Causa de queda de tensão	Desligamento externo
	Desligamento interno
Causa de queima de componentes das estações	Subtensão
	Sobre tensão
	Desligamento inadequado
Causa de raspadores desativados	Emendas na correia
	Redução de pressão em molas
	Falta de manutenção preventiva
	Falta de componentes
Causa de sobre carga na correia	Subvelocidade de correia
	Comportas desreguladas
Causa de sobre tensão	Descarga atmosférica
	Variação na distribuição de energia pela CEMAR
	Falha no sistema de aterramento
Causa de subtensão	Variação na distribuição de energia pela CEMAR
	Horário de pico (18:00 x 21:00)
	Partida de vários equipamentos ao mesmo tempo
Causa de sujeira no sensor	Correia desalinhada
	Chute furado
	Transbordo de minério
	Queda de minério fora do centro da correia
Causa de vazamento de óleo	Desgastes nos retentores
	Desgastes nos componentes
	Estouro dos bujões fusíveis

VARIÁVEIS	VALORES
Causa de atuação de limite de emergência	Parada imediata da correia
	Queda de minério na cordoalha ou no limite
	Atuação indevida
Causa de atuação indevida	Falta de conhecimento
	Engano
Causa de baixo isolamento na carcaça do motor	Variação elevada da tensão
	Curto circuito entre as bobinas e a carcaça
	Desgastes das escovas
Causa de carro tensor com sujeira	Transbordo de minério
	Queda de minério fora do centro da correia
	Minério sobre os cabos e roldanas
	Correia desalinhada
	Chute entupido
Causa de chute entupido	Características físicas do minério
	Minério com alta umidade
	Obstrução de chute
	Fluxo alto de carga
	Subvelocidade de correia
Causa de correia rasgada	Vida útil vencida
	Correia desalinhada
	Corpo estranho no chute
	Excesso de carga
Causa de defeito elétrico no sensor	Curto circuito na fiação do sensor
	Erro na informação dada pelo sensor
	Queima do sensor
	Mau contato na instalação do sensor
Causa de defeito elétrico na sonda	Curto circuito
	Erro na instalação
	Defeito de fábrica
Causa de defeito em limites de emergências	Sujeira
	Desgastes de componentes
	Vida útil vencida
Causa de defeito mecânico	Vida útil vencida
	Quebra de componentes
Causa de defeito na detectora de rasgo	Defeito Mecânico
	Defeito elétrico
	Sujeira na bandeja
Causa de desalinhamento de correia	Carro tensor travado
	Defeito na emenda da correia
	Desgaste do tambor motriz
	Queda de minério fora do centro da correia

VARIÁVEIS	VALORES
PROVÁVEL	Sujeira nos mecanismos de freios
	Aumento da pressão interna
	Redução no rendimento do motor
	Queda de minério fora do centro da correia
	Desarme acidental
	Falta de treinamento
	Falta de limpeza periódica
	Entupimento de chute
	Corpo estranho preso no chute
	Comportas desreguladas
	Deslizamento do tambor motriz
	Chute fora de posição
	Erro na instalação
	Queda dos componentes
	Vida útil vencida
	Fortes trepidações
	Desarmes dos contadores
	Sujeira nos retentores e componentes
	Desgastes de componentes
	Queima do motor
	Correia desalinhada
	Transbordo de minério
	Risco de rasgar a correia
	Falta de manutenção preventiva
	Fluxo alto de carga
	Chute furado
	Chuvas fortes
	Características físicas do minério
	Erro humano
	Defeito de fábrica
	Curto circuito
	Falta de pessoal para executar a limpeza
	Rasgo da correia
	Sujeira no sensor

VARIÁVEIS	VALORES
CAUSA	Subtensão
	Queda de tensão interna
	Queima de componentes das estações de supervisão
	Falha de comunicação PLC
	Defeito em sensor
	Correia desalinhada
	Defeito mecânico no pressostato
	Defeito elétrico na sonda
	Defeito elétrico da detectora de rasgo
	Defeito mecânico na detectora de rasgo
	Correia rasgada
	Defeito no limite
	Atuação de emergência
	Erro na colocação de óleo
	Vazamento pelos retentores
	Sobre carga na correia
	Desgaste no tambor motriz
	Sobre tensão
	Defeito mecânico o sensor
	Defeito elétrico no sensor
	Nível de óleo alto
	Chute entupido
	Raspadores desativados
	Atuação indevida
	Mau contato
	Queda de minério na correia
	Estouro dos bujões fusíveis
	Freios desregulados
	Baixo isolamento na carcaça do motor
	Carro tensor com sujeira
DECISÃO	Orientar os técnicos que trabalham próximo
	Fazer limpeza
	Acionar equipe operacional
	Acionar equipe mecânica
	Acionar técnicos da CEMAR
	Acionar equipe de vulcanização
	Troca do limite
	Acionar equipe elétrica

Regra 1

SE situação da correia = desalinhada

ENTÃO CAUSA = carro tensor com sujeira 60%

Regra 2

SE situação da correia = desalinhada

ENTÃO CAUSA = desgaste no tambor motriz 20%

Regra 3

SE CAUSA = carro tensor com sujeira

OU CAUSA = desgaste no tambor motriz

ENTÃO DECISÃO = acionar equipe mecânica 100%

Regra 4

SE situação do motor 1 = temperatura alta

ENTÃO CAUSA = baixo isolamento na carcaça do motor 50%

Regra 5

SE situação do motor 1 = temperatura alta

ENTÃO CAUSA = freios desregulados 20%

Regra 6

SE situação do motor 1 = temperatura alta

ENTÃO CAUSA = sobre carga na correia 50%

Regra 7

SE CAUSA = sobre carga na correia

ENTÃO DECISÃO = acionar equipe operacional 100%

Regra 8

SE CAUSA = freios desregulados

ENTÃO DECISÃO = acionar equipe mecânica 100%

Regra 9

SE CAUSA = baixo isolamento

ENTÃO DECISÃO = acionar equipe elétrica 100%

Regra 10

SE situação do motor 2 = temperatura alta

ENTÃO CAUSA = baixo isolamento na carcaça do motor 50%

Regra 11

SE situação do motor 2 = temperatura alta

ENTÃO CAUSA = freios desregulados 10%

Regra 12

SE situação do motor 2 = temperatura alta

ENTÃO CAUSA = sobre carga na correia

Regra 13

SE situação do acoplamento1 = nível de óleo alto

ENTÃO CAUSA = erro na colocação de óleo 100%

Regra 14

SE situação do acoplamento1 = nível baixo de óleo

ENTÃO CAUSA = vazamento pelos retentores 50%

Regra 15

SE situação do acoplamento1 = nível baixo de óleo

ENTÃO CAUSA = estouro dos bujões fusíveis 40%

Regra 16

SE CAUSA = erro na colocação de óleo

OU CAUSA = estouro dos bujões fusíveis

OU CAUSA = vazamento pelos retentores

ENTÃO DECISÃO = acionar equipe mecânica 100%

Regra 17

SE situação de limite de emergência 1 = atuado

OU situação de limite de emergência 2 = atuado

OU situação de limite de emergência 3 = atuado

OU situação de limite de emergência 4 = atuado

OU situação de limite de emergência 5 = atuado

OU situação de limite de emergência 6 = atuado

OU situação de limite de emergência 7 = atuado

OU situação de limite de emergência 8 = atuado

ENTÃO CAUSA = defeito no limite 20%

Regra 18

SE situação de limite de emergência 1 = atuado

OU situação de limite de emergência 2 = atuado

OU situação de limite de emergência 3 = atuado

OU situação de limite de emergência 4 = atuado

OU situação de limite de emergência 5 = atuado

OU situação de limite de emergência 6 = atuado
OU situação de limite de emergência 7 = atuado
OU situação de limite de emergência 8 = atuado
ENTÃO CAUSA = mau contato 10%

Regra 19

SE situação de limite de emergência 1 = atuado
OU situação de limite de emergência 2 = atuado
OU situação de limite de emergência 3 = atuado
OU situação de limite de emergência 4 = atuado
OU situação de limite de emergência 5 = atuado
OU situação de limite de emergência 6 = atuado
OU situação de limite de emergência 7 = atuado
OU situação de limite de emergência 8 = atuado
ENTÃO CAUSA = atuação indevida 30%

Regra 20

SE situação de limite de emergência 1 = atuado
OU situação de limite de emergência 2 = atuado
OU situação de limite de emergência 3 = atuado
OU situação de limite de emergência 4 = atuado
OU situação de limite de emergência 5 = atuado
OU situação de limite de emergência 6 = atuado
OU situação de limite de emergência 7 = atuado
OU situação de limite de emergência 8 = atuado
ENTÃO CAUSA = atuação de emergência 50%

Regra 21

SE situação de detectora de rasgo = atuada
ENTÃO CAUSA = defeito mecânico na detectora de rasgo 20%

Regra 22

SE situação de detectora de rasgo = atuada
ENTÃO CAUSA = correia rasgada 40%

Regra 23

SE situação de detectora de rasgo = atuada
ENTÃO CAUSA = raspadores desativados 60%

Regra 24

SE CAUSA = correia rasgada

OU CAUSA = defeito mecânico na detectora de rasgo

OU CAUSA = raspadores desativados

ENTÃO DECISÃO = acionar equipe mecânica 100%

Regra 25

SE CAUSA = correia rasgada

OU CAUSA = raspadores desativados

ENTÃO DECISÃO = acionar equipe de vulcanização 100%

Regra 26

SE situação da detectora de rasgo = atuada

ENTÃO CAUSA = defeito elétrico na detectora de rasgo = 10%

Regra 27

SE situação da detectora de rasgo = atuada

ENTÃO CAUSA = defeito mecânico na detectora de rasgo = 30%

Regra 28

SE situação do chute = sonda atuada

ENTÃO CAUSA = chute entupido 80%

Regra 29

SE situação do chute = sonda atuada

ENTÃO CAUSA = defeito elétrico na sonda 20%

Regra 30

SE CAUSA = defeito elétrico na sonda

ENTÃO DECISÃO = acionar equipe elétrica 100%

Regra 31

SE CAUSA = chute entupido

ENTÃO DECISÃO = acionar equipe operacional 100%

Regra 32

SE situação do pressostato do acoplamento 1 = atuado

ENTÃO CAUSA = nível de óleo alto 80%

Regra 33

SE situação do pressostato do acoplamento 2 = atuado

ENTÃO CAUSA = nível de óleo alto 80%

Regra 34

SE CAUSA = nível de óleo alto

OU CAUSA = defeito mecânico no pressostato
ENTÃO DECISÃO = acionar equipe mecânica 100%

Regra 35

SE CAUSA = defeito elétrico no pressostato
ENTÃO DECISÃO = acionar equipe elétrica 100%

Regra 36

SE situação do sensor de desalinhamento 1 = atuado
OU situação do sensor de desalinhamento 2 = atuado
OU situação do sensor de desalinhamento 3 = atuado
OU situação do sensor de desalinhamento 4 = atuado
ENTÃO CAUSA = correia desalinhada 50%

Regra 37

SE situação do sensor de desalinhamento 1 = atuado
OU situação do sensor de desalinhamento 2 = atuado
OU situação do sensor de desalinhamento 3 = atuado
OU situação do sensor de desalinhamento 4 = atuado
ENTÃO CAUSA = defeito mecânico no sensor 10%

Regra 38

SE situação do sensor de desalinhamento 1 = atuado
OU situação do sensor de desalinhamento 2 = atuado
OU situação do sensor de desalinhamento 3 = atuado
OU situação do sensor de desalinhamento 4 = atuado
ENTÃO CAUSA = defeito elétrico no sensor 10%

Regra 39

SE situação do sensor de desalinhamento 1 = atuado
OU situação do sensor de desalinhamento 2 = atuado
OU situação do sensor de desalinhamento 3 = atuado
OU situação do sensor de desalinhamento 4 = atuado
ENTÃO CAUSA = sujeira no sensor 40%

Regra 40

SE CAUSA = defeito elétrico no sensor
OU CAUSA = mau contato
ENTÃO DECISÃO = acionar equipe elétrica 100%

Regra 41

SE CAUSA = defeito mecânico no sensor

ENTÃO DECISÃO = acionar equipe mecânica 100%

Regra 42

SE CAUSA = sujeira no sensor

ENTÃO DECISÃO = acionar equipe operacional 100%

Regra 43

SE situação do sensor de subvelocidade = desativado

ENTÃO CAUSA = defeito elétrico no sensor 50%

Regra 44

SE situação do sensor de subvelocidade = desativado

ENTÃO CAUSA = sujeira no sensor 50%

Regra 45

SE situação das estações de supervisão = anormal

ENTÃO CAUSA = queima de componentes 20%

Regra 46

SE situação das estações de supervisão = anormal

ENTÃO CAUSA = mau contato 30%

Regra 47

SE situação das estações de supervisão = anormal

ENTÃO CAUSA = falha de comunicação PLC 50%

Regra 48

SE CAUSA = erro na execução dos programas

OU CAUSA = falha de comunicação PLC

OU CAUSA = queima de componentes das estações de supervisão

OU CAUSA = mau contato

ENTÃO DECISÃO = acionar equipe elétrica 100%

Regra 49

SE situação das subestações = desenergizada

ENTÃO CAUSA = queda de tensão externa 40%

Regra 50

SE situação das subestações = desenergizada

ENTÃO CAUSA = queda de tensão interna 40%

Regra 51

SE situação das subestações = desenergizada

ENTÃO CAUSA = sobre tensão 10%

Regra 52

SE situação das subestações = desenergizada

ENTÃO CAUSA = subtensão 10%

Regra 53

SE CAUSA = queda de tensão externa

ENTÃO DECISÃO = acionar técnicos da CEMAR 100%

Regra 54

SE CAUSA = queda de tensão interna

OU CAUSA = sobre tensão

OU CAUSA = subtensão

ENTÃO DECISÃO = acionar equipe elétrica 100%

Regra 55

SE Causa de baixo isolamento da carcaça do motor = curto circuito entre as bobinas e a carcaça.

OU Causa de baixo isolamento da carcaça do motor = desgastes das escovas

OU Causa de baixo isolamento da carcaça do motor = variação elevada tensão

ENTÃO PROVÁVEL = queima do motor 60 %

Regra 56

SE Causa de baixo isolamento da carcaça do motor = curto circuito entre as bobinas e a carcaça.

ENTÃO PROVÁVEL = redução no rendimento do motor 40%

Regra 57

SE Causa de sobre carga na correia = comportas desreguladas

OU Causa de sobre carga na correia = subvelocidade na correia

ENTÃO PROVÁVEL = desarme dos contadores dos motores 80%

Regra 58

SE Causa de freios desregulados = desgastes nas partilhas de freios

ENTÃO PROVÁVEL = vida útil vencida 50%

Regra 59

SE Causa de freios desregulados = falta de componentes dos freios

ENTÃO PROVÁVEL = fortes trepidações 80%

Regra 60

SE Causa de vazamento de óleo = desgastes no retentores

OU Causa de vazamento de óleo = desgastes nos componentes

OU Causa de vazamento de óleo = estouro nos bujões fusíveis

ENTÃO PROVÁVEL = aumento de pressão interna 40%

Regra 61

SE Causa de atuação de limite de emergência = queda de minério na cordoalha
ou no limite

ENTÃO PROVÁVEL = correia desalinhada 50%

Regra 62

SE Causa de atuação de limite de emergência = atuação indevida

ENTÃO PROVÁVEL = desarme acidental por técnicos 10%

Regra 63

SE Causa de atuação de limite de emergência = parada imediata da correia

ENTÃO PROVÁVEL = risco de rasgar a correia 10%

Regra 64

SE Causa de atuação de limite de emergência = queda de minério na cordoalha
ou no limite

ENTÃO PROVÁVEL = transbordo de minério 30%

Regra 65

SE Causa de atuação de limite de emergência = queda de minério na cordoalha
ou no limite

ENTÃO PROVÁVEL = queda de minério fora centro 20%

Regra 66

SE Causa de mau contato = parafusos folgados

ENTÃO PROVÁVEL = fortes trepidações 90%

Regra 67

SE Causa de mau contato = redução de pressão em molas

ENTÃO PROVÁVEL = fortes trepidações 10%

Regra 68

SE Causa de defeito em limites de emergências = vida útil vencida

ENTÃO PROVÁVEL = falta de manutenção preventiva 90%

Regra 69

SE Causa de defeito em limites de emergências = sujeira

ENTÃO PROVÁVEL = correia desalinhada 50%

Regra 70

SE Causa de defeito em limites de emergências = sujeira

ENTÃO PROVÁVEL = queda de minério fora do centro 40%

Regra 71

SE Causa de defeito em limites de emergências = sujeira

ENTÃO PROVÁVEL = transbordo de minério 10%

Regra 72

SE Causa de atuação indevida = engano

OU Causa de atuação indevida = falta de conhecimento

ENTÃO PROVÁVEL = falta treinamento 90%

Regra 73

SE Causa de nível alto de óleo = erro na colocação

ENTÃO PROVÁVEL = falta treinamento 90%

Regra 74

SE Causa de carro tensor com sujeira = chute furado

OU Causa de carro tensor com sujeira = correia desalinhada

OU Causa de carro tensor com sujeira = queda de minério fora centro

ENTÃO PROVÁVEL = falta de manutenção preventiva 100%

Regra 75

SE Causa de carro tensor com sujeira = transbordo de minério

ENTÃO PROVÁVEL = fluxo alto de carga 40%

Regra 76

SE Causa de carro tensor com sujeira = transbordo de minério

ENTÃO PROVÁVEL = entupimento de chute 40%

Regra 77

SE Causa de carro tensor com sujeira = transbordo de minério

ENTÃO PROVÁVEL = chute furado 20%

Regra 78

SE Causa de carro tensor com sujeira = minério sobre as roldanas

ENTÃO PROVÁVEL = falta limpeza periódica 100%

Regra 79

SE Causa de chute entupido = fluxo alto de carga

ENTÃO PROVÁVEL = comportas desreguladas 70%

Regra 80

SE Causa de chute entupido = obstrução do chute

ENTÃO PROVÁVEL = corpo estranho no chute 10%

Regra 81

SE Causa de chute entupido = obstrução de chute

ENTÃO PROVÁVEL = características físicas do minério 10%

Regra 82

SE Causa de chute entupido = subvelocidade na correia

ENTÃO PROVÁVEL = nível baixo de óleo nos acoplamentos 70%

Regra 83

SE Causa de desalinhamento de correia = carro tensor travado

ENTÃO PROVÁVEL = sujeira 70%

Regra 84

SE Causa de desalinhamento de correia = defeito na emenda

ENTÃO PROVÁVEL = erro humano 70%

Regra 85

SE Causa de desalinhamento de correia = desgaste no tambor motriz

ENTÃO PROVÁVEL = falta de manutenção preventiva 70%

Regra 86

SE Causa de desalinhamento de correia = queda de minério fora de centro

ENTÃO PROVÁVEL = fluxo alto de carga 30%

Regra 87

SE Causa de desalinhamento de correia = queda de minério fora de centro

ENTÃO PROVÁVEL = características físicas do minério 20%

Regra 88

SE Causa de desalinhamento de correia = queda de minério fora de centro

ENTÃO PROVÁVEL = correia desalinhada 30%

Regra 89

SE Causa de desalinhamento de correia = queda de minério fora de centro

ENTÃO PROVÁVEL = corpo estranho preso no chute 30%

Regra 90

SE Causa de desalinhamento de correia = queda de minério fora de centro

ENTÃO PROVÁVEL = chute fora de posição 30%

Regra 91

SE Causa de defeito elétrico no sensor = curto circuito na fiação do sensor

OU Causa de defeito elétrico no sensor = mau contato na instalação do sensor

ENTÃO PROVÁVEL = erro na instalação 70%

Regra 92

SE Causa de defeito elétrico no sensor = erro na informação do sensor

ENTÃO PROVÁVEL = defeito de fábrica 30%

Regra 93

SE Causa de defeito elétrico no sensor = queima do sensor

ENTÃO PROVÁVEL = erro na instalação 30%

Regra 94

SE Causa de defeito elétrico no sensor = queima do sensor

ENTÃO PROVÁVEL = curto circuito 70%

Regra 95

SE Causa de sujeira no sensor = falta de limpeza periódica

ENTÃO PROVÁVEL = falta pessoal para executar limpeza 70%

Regra 96

SE Causa de raspador desativado = emenda na correia

OU Causa de raspador desativado = falta de componentes

OU Causa de raspador desativado = falta de lâminas de raspadores

OU Causa de raspador desativado = redução na pressão da mola

ENTÃO PROVÁVEL = vida útil vencida 70%

Regra 97

SE Causa de raspador desativado = emenda na correia

OU Causa de raspador desativado = falta de componentes

OU Causa de raspador desativado = falta de lâminas de raspadores

OU Causa de raspador desativado = redução na pressão da mola

ENTÃO PROVÁVEL = falta de manutenção preventiva 70%

Regra 98

SE Causa de raspador desativado = falta de componentes

OU Causa de raspador desativado = redução na pressão da mola

ENTÃO PROVÁVEL = queda dos componentes 70%

Regra 99

SE Causa de defeito mecânico = quebra de componentes

OU Causa de defeito mecânico = vida útil vencida

ENTÃO PROVÁVEL = falta de manutenção preventiva 70%

Regra 100

SE Causa de sujeira no sensor = correia desalinhada

OU Causa de sujeira no sensor = queda de minério fora de centro

OU Causa de sujeira no sensor = transbordo de minério

ENTÃO PROVÁVEL = entupimento de chute 70%

CAPÍTULO IV

AQUISIÇÃO DE CONHECIMENTO

Na etapa de aquisição de conhecimentos, deve-se tomar muito cuidado para que a coleta de conhecimento seja coerente com os fatos e dados do sistema, pois é esta etapa que irá dar suporte para o desenvolvimento do sistema. Aquisição de conhecimento (AC) é definida como sendo a coleta e modelagem do conhecimento. São as fases mais importantes de um ciclo de vida de um sistema baseado em conhecimento.

Este Capítulo tem por objetivo descrever o método utilizado para a aquisição do conhecimento, na seção 4.1 descreve a coleta do conhecimento através dos passos: seleção do especialista, reunião inicial, experiência, organização da reunião seguinte e condução da reunião seguinte. Entre as metodologias existentes, optou-se pela metodologia *CommonKADS* e o modelo expertise, esta metodologia é descrita na seção 4.2. Na seção 4.3 é descrito a classe de problemas, problema, identificação do problema, definição do problema, especificação da tarefa e solução do problema. Na última seção descreve-se um modelo geral para diagnóstico de falhas.

4.1 Método Proposto para Coleta de Conhecimento

O domínio do conhecimento deve ser para que o sistema especialista tenha uma aproximação verdadeira, apropriada e para que o sistema especialista deva fornecer muitas vantagens distintas, mais alguns métodos e alternativas. Boas decisões tomadas dentro do domínio, devem ser de suficiente importância. Os líderes devem fornecer, tempo e recursos necessários para o desenvolvimento e implementação do sistema especialista. Os líderes têm que assumir os riscos e custos inerentes ao desenvolvimento do sistema especialista. Alguns não são sistemas especialistas triviais, estes requerem o uso da engenharia de conhecimento competente racional por um período de tempo maior. Por isso faz-se

necessário à explanação clara de forma compreensível para os líderes, para que estes não criem expectativas negativas do processo de construção do sistema especialista. O domínio deve ser relativamente estável, em particular, não deve ser complicado para não desperdiçar tempo no desenvolvimento com esforços que não estão previstos no processo de construção do sistema especialista. No diagrama de fluxo a figura 4.1-1 apresenta-se as etapas para utilização de um sistema especialista para resolver um dado problema, como também é apresentado os passos para implementação do referido sistema.

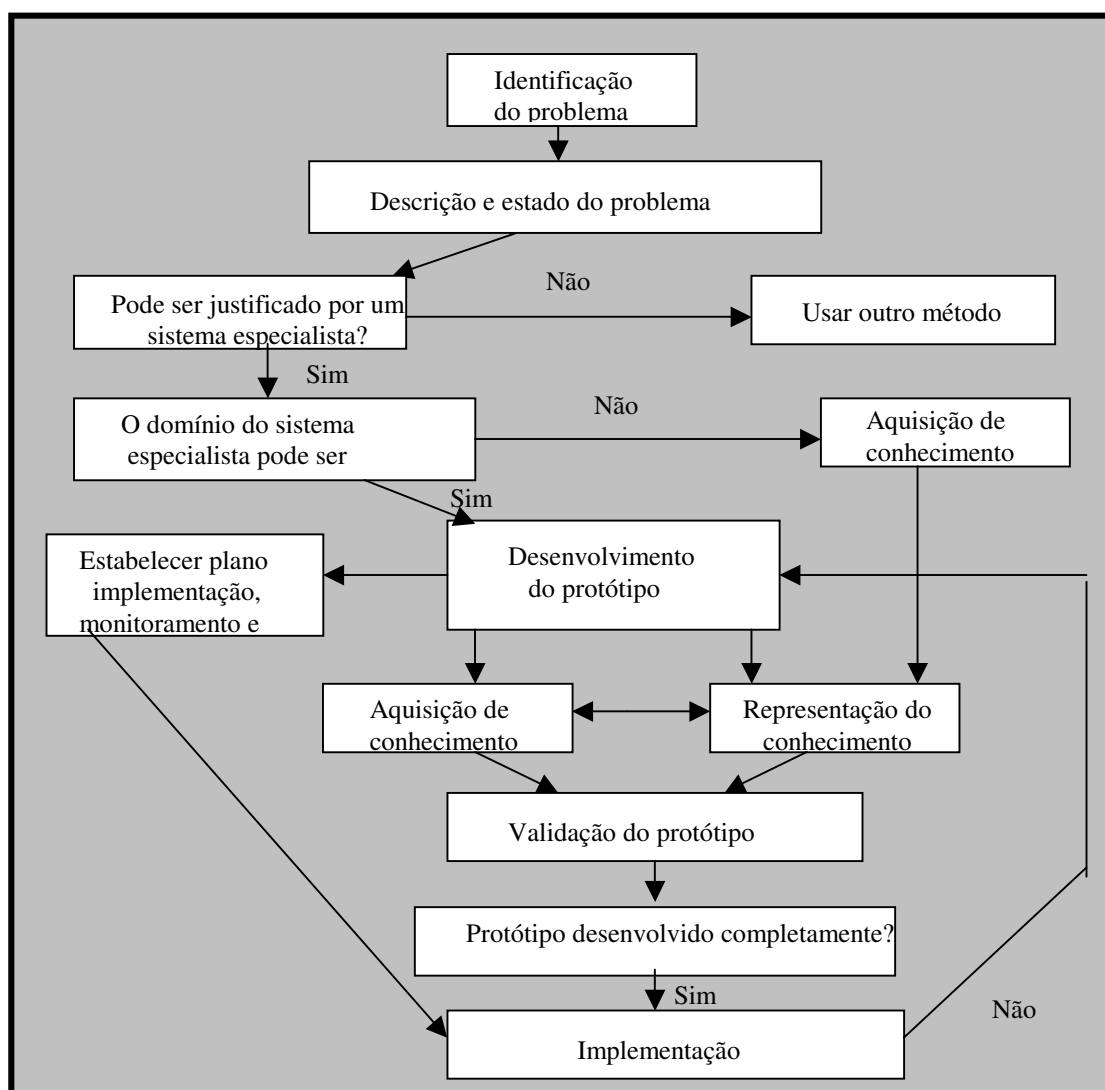


Figura 4.1-1: Diagrama de fluxo para escolha de um sistema especialista.

a) Seleção do Conhecimento de Engenharia

O conhecimento de engenharia é uma ciência de acesso das alternativas para análises de decisões, a ciência do conhecimento de engenharia inicia na área de descobrimento, na forma e modelo deste conhecimento, isto é, a base de regras.

b) Seleção do Especialista

Os líderes do processo devem fornecer os nomes dos especialistas humanos do domínio, isto é, aqueles indivíduos que são conhecedores e têm significância e perícia dentro do domínio em questão. O especialista deve está desempenhando atividades dentro do conhecimento, e além do mais, ter conhecimento pleno das atividades desenvolvidas. Escolher especialista humano com uma trajetória de sucesso muito grande. O especialista humano deve-se dispor, ter habilidade de comunicação conhecida e que seja articulado na resolução dos problemas. O especialista humano além de ter todas as características acima citadas, este deve está disposto o tempo que for necessário para o desenvolvimento do sistema especialista.

c) Reunião Inicial

Dá prioridade para esta reunião, a engenharia de conhecimento, deve familiarizar a todos de seu problema, o domínio e a tecnologia usada. Esta reunião deve ser marcada em um local próximo, confortável e com duração máxima de duas horas, para não se tornar cansativa. A reunião deve ser conduzida de forma informal e descontraída, deixar claro para o especialista humano, quais os planos, metas, explicar o que é um sistema especialista e o que ele pode fazer, bem como a organização, fazer um breve histórico da evolução dos sistemas especialistas, reforçar sua discussão sobre sistemas especialistas com demonstração do uso da existência de muitos sistemas especialistas. Se áudio / visual pedir a permissão do especialista humano para o uso das gravações no desenvolvimento do sistema especialista.

d) Experiências

Fazer uma visita ao campo logo que for possível, deixar o especialista humano ciente da existência de manuais atuais, reportagens ou qualquer outro material escrito que possa descrever o domínio, o problema e a terminologia empregada. Pedir o especialista humano para submeter-se a sessões de seminários informais. Nesta sessão não são questionadas as perguntas, apenas a engenharia escuta e aprende.

e) Organização da Reunião seguinte

Minimizar a possibilidade de interrupções das reuniões, estabelecer uma agenda formal para cada reunião, determinar metas e objetivos para cada reunião, de uma vez que um protótipo do sistema especialista tiver sido desenvolvido, estabelecer acesso para instalação de *software* e *hardware*.

f) Condução da Reunião Seguinte

Extração das regras através das discussões e demonstrações, tentar identificar todas as fontes externas de dados e informações que serão usadas pelo especialista humano, ser paciente, não interromper o raciocínio do especialista humano, evitar críticas, relembrar que está sendo desenvolvido um modelo de especialista baseado em suas regras, não um modelo de sua base de conhecimento, não deixar de entender todas as ações do especialista humano, caso não consiga entender com facilidade, pedir para explicar melhor até que fique completamente claro. Usar o teste de casos para demonstrar o processo de tomada de decisão e para identificar os limites os quais as regras serão validadas.

É importante, a cada reunião, fazer uma explanação rápida da última reunião para retomar o raciocínio e dar seqüência ao desenvolvimento das idéias que serão utilizadas para a construção da base de dados do SE.

4.2 Modelagem do Conhecimento

O processo de aquisição de conhecimento não é apenas a extração e transcrição do conhecimento, e sim uma atividade de modelagem. Tal procedimento requer para a sua realização a utilização de uma metodologia que conduza de modo satisfatório a implementação do projeto concebido. Dentre as metodologias existentes destaca-se o *KOD*, o *PROTEGE*, o *COMMET* e *COMMONKADS*, sendo esta última a mais utilizado [53]. A metodologia *CommonKADS* é a mais utilizada pelos engenheiros de conhecimento por ter a focalização no modelo conceitual, que serve de guia no processo de AC, o que facilita a filtragem, organização e estruturação do conhecimento coletado.

KADS é uma metodologia aplicada no desenvolvimento de sistemas baseados em conhecimentos. *CommonKADS* desenvolve idéias avançadas, as idéias são de fáceis introdução nos SE's prometendo ser suficiente para a explanação e pesquisa. Por exemplo, a idéia de conhecimento é extraída de um especialista humano, inserida e usada nos elementos de conhecimento. O conhecimento é visto como uma forma de modelagem racional (ou racional) de comportamento, isto tem sido uma observação particular de um especialista particular em situações particulares ou problemas particulares [53].

CommonKADS está compreendida em três idéias também concretas que são bastante usadas, não só, pela engenharia de conhecimento, mas pela engenharia de *software*. Estas três idéias são: modelagem, gerenciamento de risco e reuso, estas idéias são operacionalizadas por três elementos chaves na metodologia, o ponto nominal do modelo, os estados do modelo e as bibliotecas de modelagens.

Em *CommonKADS*, o desenvolvimento de um SE é visto como a construção do modelo do comportamento da solução no contexto organizacional concreto. *CommonKADS* fornece uma série de modelos detalhados que permite expressar a solução da situação. Os seis modelos de problemas são: modelo organizacional, modelo tarefa, modelo *expertise*, modelo comunicação, modelo agente e modelo projeto, conforme a figura 4.2-1.

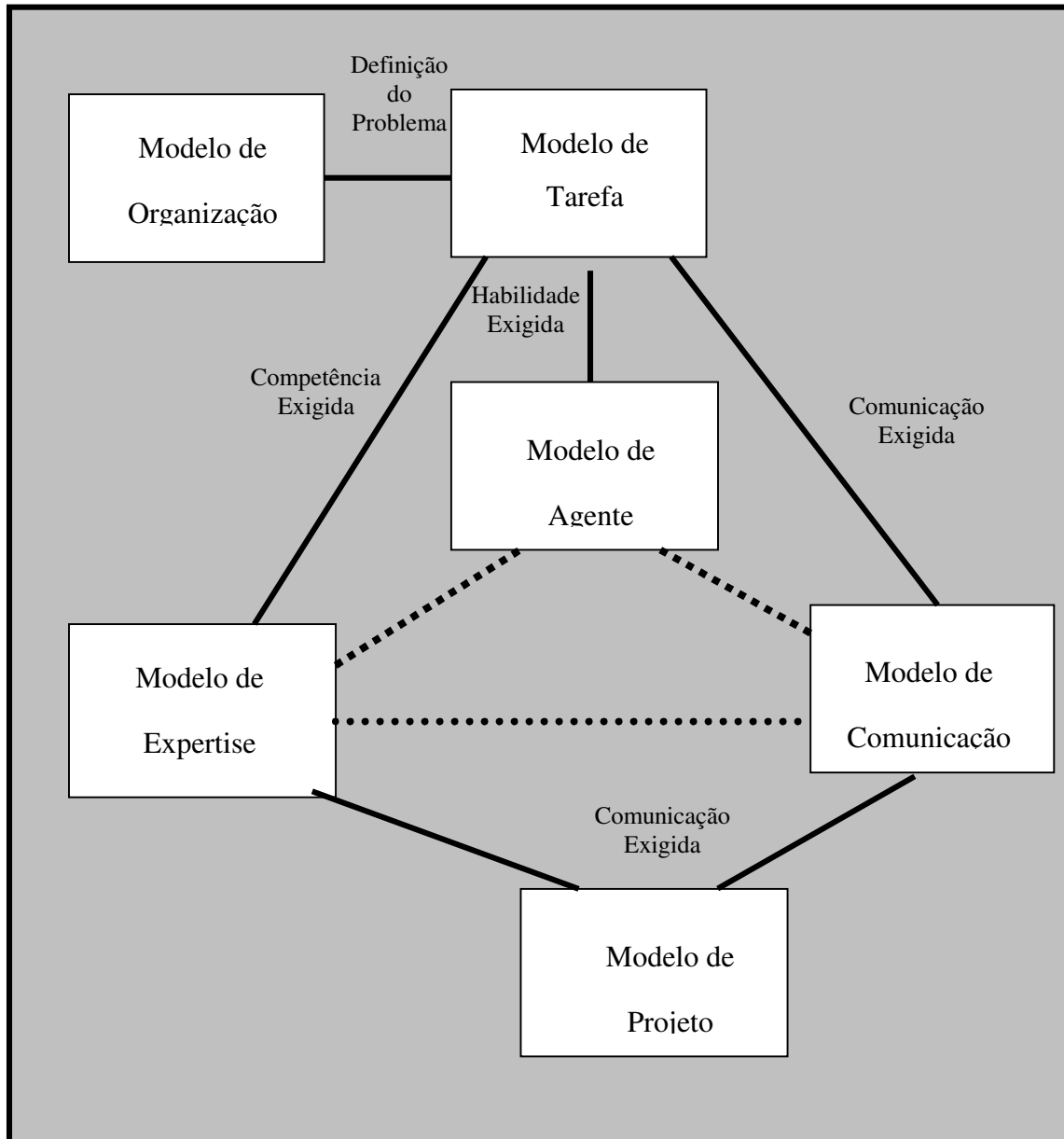


Figura 4.2-1 Modelos de CommonKADS

Modelo gerenciamento de projetos *CommonKADS* é baseado no modelo influencial de Boehm. Estes gerenciamentos de projetos são vistos como uma situação de revisão de ciclos repetidos, identificando e avaliando os riscos de não alcançar os objetivos de projetos, planejando e monitorando progressivamente estes riscos de projetos. O projeto de trabalho natural em SBC ocorre dentro de uma estrutura definida por um conjunto de

modelo. O projeto ciclo-vida pode ser estruturado em várias formas concretas, nominalmente como uma série de transições entre os estados de modelos predefinidos.

Reuso é geralmente visto como a forma de improvisar qualidade e produtividade em engenharia de *software* [53]. Em *CommonKADSLibraries* os elementos reusáveis são potencialmente avaliáveis em todos os aspectos de projetos que estão sendo modelados, não somente para *software*, mas para qualquer aspecto que estiver sendo reusado pelo conjunto modelo *CommonKADS*, além disso, a modelagem *CommonKADS* Biblioteca, captura a perícia da engenharia de conhecimento, que além do mais faz uma coleção de modelos e também ajuda na construção de um modelo apropriado.

4.2.1 Modelagem *CommonKADS*

O objetivo de um sistema baseado em conhecimento *CommonKADS* é organizacional, através da introdução de um SBC. O produto de um projeto de um SBC não é um SBC, mas a razão de novas práticas improvisadas da organização deste sistema como ilustrado na figura 4.2.1-1

Um modelo produto *CommonKADS* está estruturado numa coleção de informações sobre a situação da meta refletindo os passos que são importantes para fazer o SBC encontrar a solução no contexto organizacional, como ilustra a figura 4.2.1-2. O modelo produto *CommonKADS* é um conjunto de modelos inter-relatados do conjunto de modelos *CommonKADS*. Este conjunto de modelos especifica seis modelos diferentes. A metodologia *CommonKADS* foi concebida em 1989, por um projeto europeu *ESPRIT*. Esta metodologia visa guiar, de modo padrão, todo o processo de modelagem de um SBC, sobretudo no que diz respeito às estratégias de planejamento, aquisição e interação do conhecimento do especialista humano ao sistema computacional.

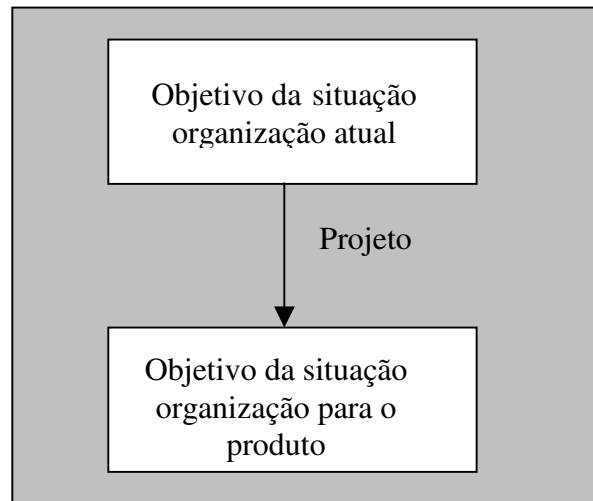


Figura 4.2.1-1: Projetos objetivos derivados de uma situação atual

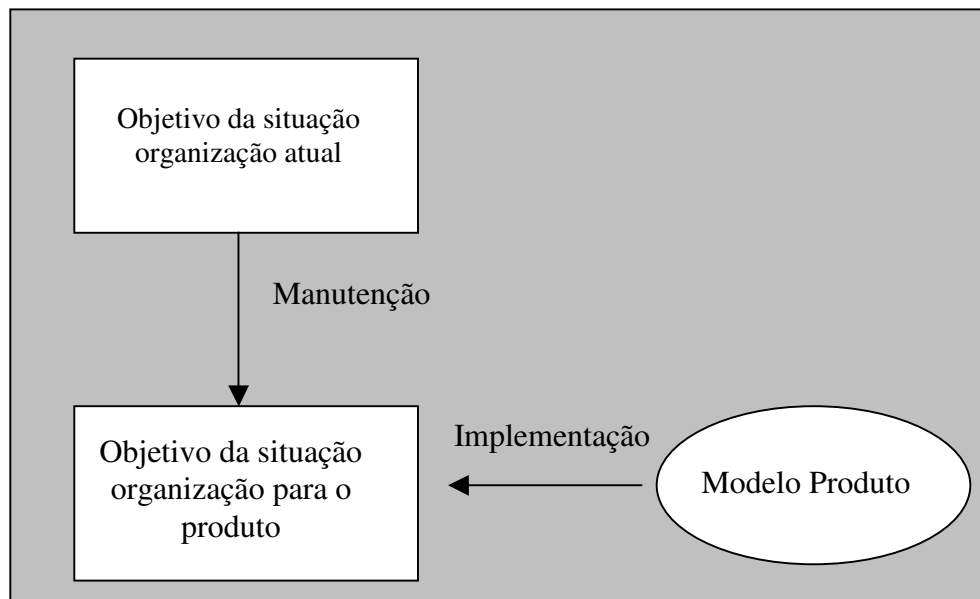


Figura 4.2.1-2: Os produtos de projetos modelados pelo modelo produto

O modelo mais importante é o modelo do *expertise*, este modelo representa a reprodução do comportamento humano para tomada de decisão em sistema especialistas conforme a figura 4.2.1-3, pois através dele pode-se descrever o *know-how* de um agente envolvido no processo de resolução do problema [52].

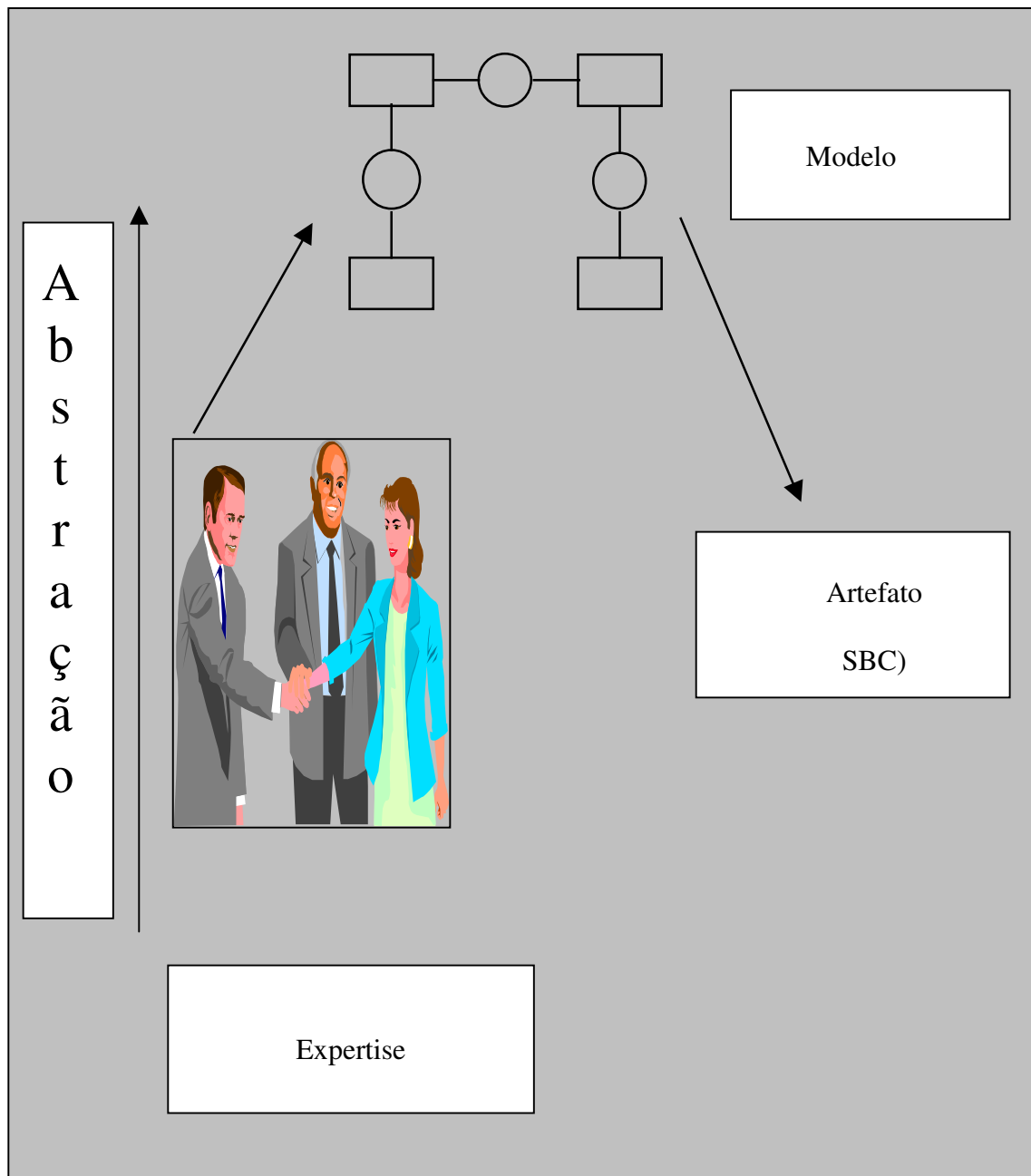


Figura 4.2.1-3: Modelagem do conhecimento

A seguir um resumo dos seis modelos diferentes do conjunto de modelos, figura 4.2-1.

- **Modelo da Organização** – descreve o contexto organizacional onde ocorrem as atividades baseadas em conhecimentos relacionados com o projeto [53].
- **Modelo da Tarefa** - descreve a tarefa e as atividades que são realizadas na função organização [53].
- **Modelo dos Agentes** - coleta as propriedades relevantes dos agentes diferentes que desempenham tarefas diferentes descritas no modelo tarefa [53].
- **Modelo de *Expertise*** - descreve o conhecimento de um agente relevante para uma tarefa particular e este usa uma estrutura específica. O conhecimento e sua estrutura específica são descritos como: domínio do conhecimento, conhecimento da tarefa e inferência do conhecimento [53].
- **Modelo da Comunicação** - descreve as transações que cruzam entre os limites dos agentes [53].
- **Modelo do projeto** - descreve a realização do comportamento da solução do problema descrito no modelo *expertise* e a representação computacional dos termos [53].

4.3 Classes de Problemas

Uma tipologia de problemas indica e acessa componentes reusáveis da solução de problemas para a biblioteca. A tipologia é vista como um conjunto de taxionomia usualmente melhor do que tarefas genéricas.

Tem sido desenvolvido um conjunto de direção para muitos novos discernimentos e classificação de solução de problemas artificiais. Tais como:

- Tarefas são distinguidas da definição de problemas. Uma tarefa consiste de um objetivo, uma definição do problema e um método para a solução do problema [53].
- Uma solução completa consiste de três componentes: modelo do caso, estrutura de argumento e uma decisão [53].
- Domínio do conhecimento consiste de problemas dependentes que são resolvidos. A avaliabilidade do modelo comportamental e estrutural tem uma parte decisiva na natureza do problema e método de solução [53].

Um problema ou tipologia de tarefas é uma parte altamente abstrata de uma interface conceitual que permite o levantamento de dados de um mundo real com ferramenta para a construção de um SBC. Tipologias desses tipos de problemas são propostas mais ou menos, como uma aquisição de conhecimento. Para cada tarefa genérica uma estrutura de inferência abstrata é altamente representada na solução de dependência desse tipo de tarefa [53]. Ainda que, seja confundidos tarefa e método, conforme os termos parecidos em diagnósticos sistemáticos. Projetos de valor múltiplo, o valor heurístico foi largamente reconhecido. De qualquer modo, em revisão desta taxionomia, muitos problemas conceituais surgiram, porém foram desenvolvidos e classificados os tipos de problemas para que seja usada uma técnica de modelagem adequada para a solução de problemas artificiais.

a) Problemas

Os problemas são usualmente concebidos como algum conflito entre um estado atual e um estado do objetivo [53]. Porém esta é uma descrição incompleta da forma de ser identificado um problema na vida diária.

Problemas são bem definidos quando são concluídos em testes simples e que uma solução é uma solução. Quando a solução abstrata é dada, a solução do problema é um processo de aperfeiçoamento da solução abstrata, cuja ajuda é mais específica (domínio) do conhecimento e comportamento específico.

Um problema poderá ser bem definido para uma tarefa, que pode ser descrito como dois estados de origem: estado atual e estado normal, cujos podem ser vistos como muitos processos que tem entradas e saídas, na fase de resolução de problema faz-se-á a identificação do problema, definição do problema e especificação da tarefa.

b) Identificação do Problema

A saída para o primeiro estágio é uma discrepância ou conflito entre o estado atual e o estado normal. Estes dois estados são entradas para a identificação do problema. Esse conflito é um problema espontâneo. Em *CommonKADS* modelo *expertise* é classificado como uma queixa.

c) Definição do Problema

No segundo estágio a tarefa é uma entrada do conflito indefinido e o processo de saída, são algumas soluções abstratas – uma conclusão genérica.

d) Especificação da Tarefa

Nas organizações, problemas bem definidos são planejados como tarefas e distribuídos para os agentes e outros recursos. Aquelas tarefas projetadas não têm necessariamente suas atividades diretamente afetada, mas indiretamente alguns objetivos desejados das tarefas são operacionalizados.

Os problemas sendo planejados como tarefas, são mais fáceis de serem resolvidos, pois estes já são previamente analisados, para poderem ser planejados dentro do modelo adequado.

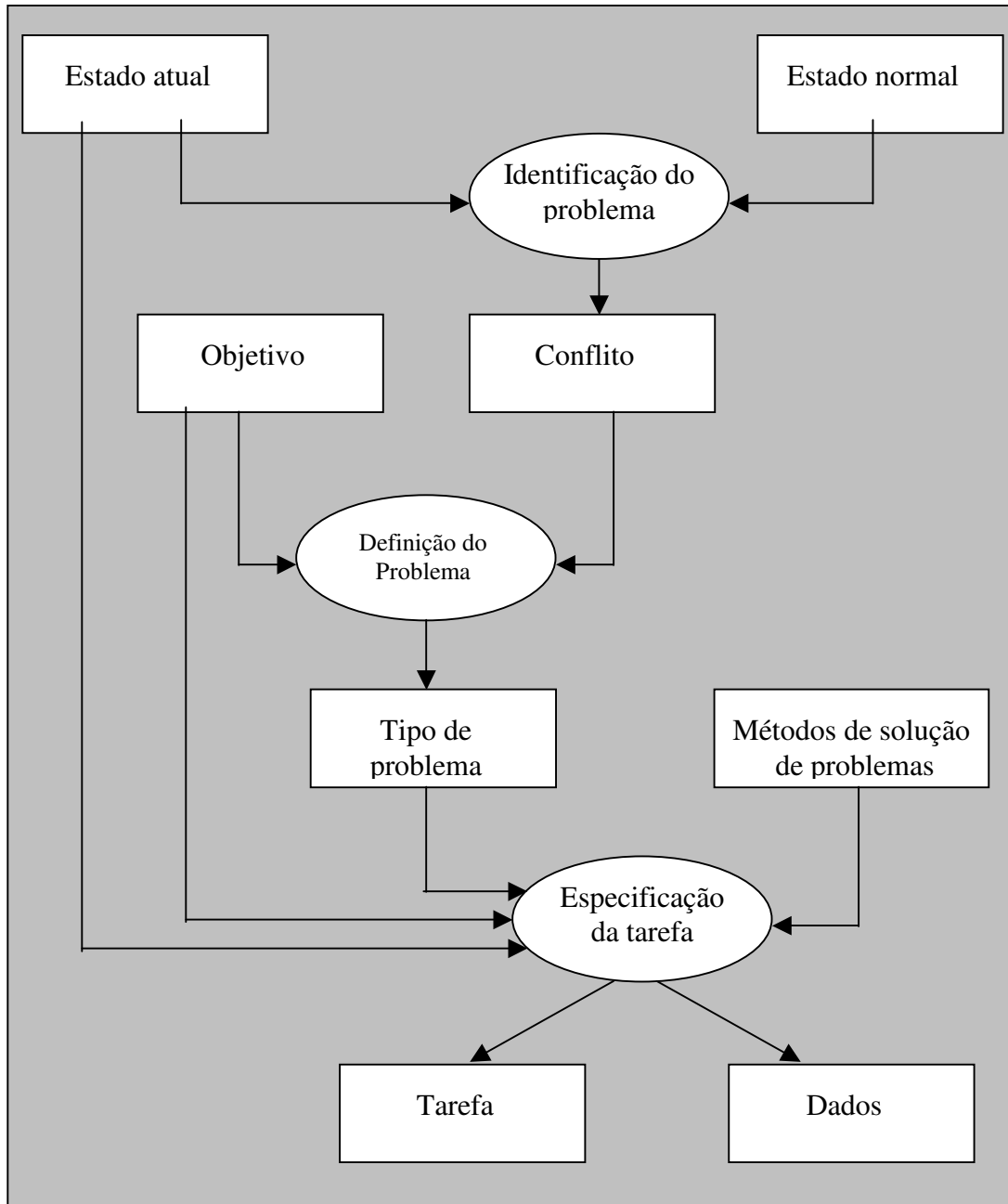


figura 4.3-1: Três passos da tarefa do problema de diagnóstico

e) Solução do Problema

Os problemas são definidos por suas conclusões genéricas. É também a filosofia de vários tipos de taxionomia de tarefas / problemas. A solução pode ser definida

e distinguida entre os objetivos da solução, caminhos da solução e sequência de ações da solução. Normalmente deve ser vista como uma solução: alguns resultados ou raciocínio da conclusão. O objeto da solução em diagnóstico é o conjunto de componentes da causa da falha. O raciocínio para o caminho da solução é o objetivo. A ação da solução é uma sequência de planos ou instruções principais para a solução requerida. [53].

A metodologia *CommonKADS* foi adotada como a metodologia de modelagem do sistema especialista aqui desenvolvido e implementado, pois, através, dela foi possível construir os modelos considerando o comportamento do especialista humano, tanto no contexto da organização quanto da aplicação do conhecimento. Essa metodologia também nos permite descrever a atividade de resolução do problema de forma genérica, independentemente do domínio específico da aplicação.

O *Modelo do Expertise* faz parte do conjunto de modelos que constitui o *CommonKADS*. Para que ele possa permitir a descrição do conhecimento de um especialista humano na resolução de um determinado problema, será necessário considerar esta descrição do conhecimento em três níveis: nível do domínio, nível da inferência e nível da tarefa [52] e [53].

Nível do Domínio

Este nível especifica o vocabulário e as propriedades do domínio. Isto é feito através da ontologia do domínio, dos modelos do domínio e da ontologia do modelo. A ontologia do domínio descreve as entidades do domínio e suas relações dando uma terminologia adequada. Tais como: conceitos, propriedades, atributos, expressões, relações sobre conceitos e as relações sobre as expressões.

Os modelos do domínio descrevem as ligações entre as relações de expressões. Isto é feito através dos modelos causais e comportamentais. Enquanto a ontologia do domínio descreve as entidades do domínio, a ontologia do modelo descreve as entidades do modelo do domínio, ou seja, ela especifica os meta-termos que fornecem um vocabulário descritivo

das afirmações do modelo do domínio. Figura 4.3-2 ilustra a modelagem utilizando a metodologia *CommonKADS*.

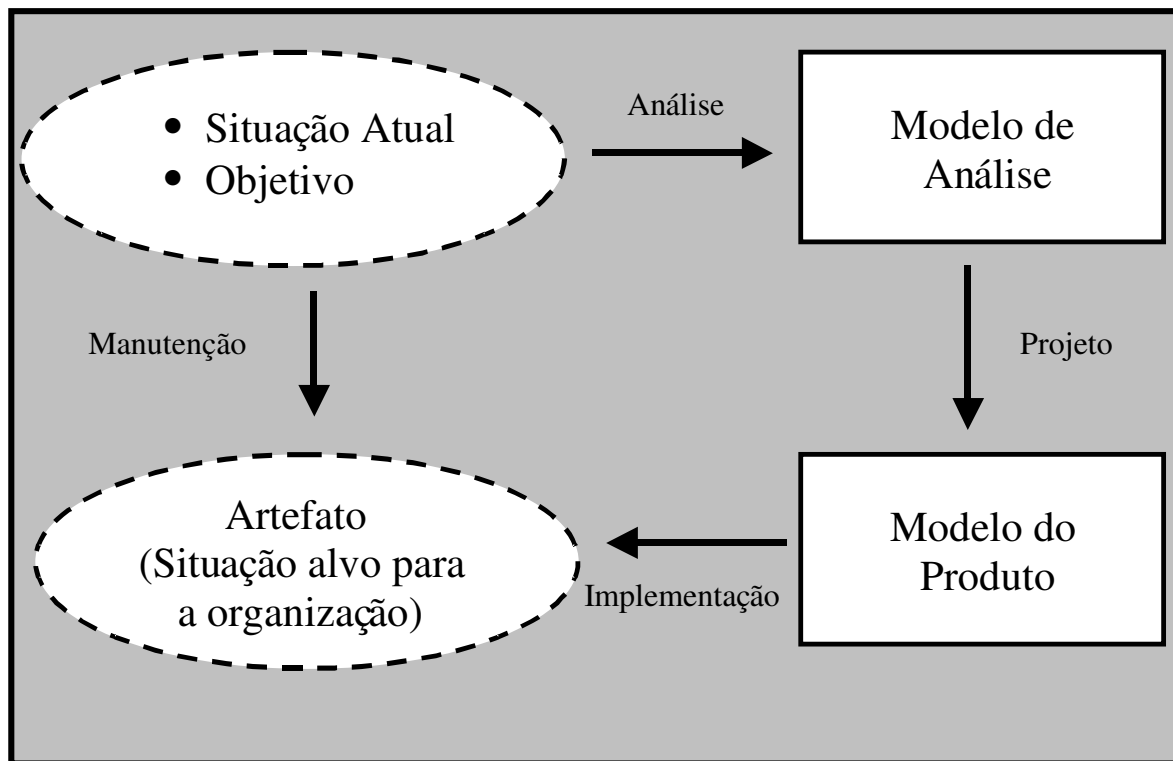


Figura 4.3-2: Modelagem utilizando a metodologia *CommonKADS*.

Ilustração desses enunciados: conceitos, propriedades, atributos, expressões, relações sobre conceitos e as relações sobre as expressões, aborda-se o diagnóstico de falhas, nesse caso, uma correia transportadora de minério.

Tipo: Conceito = transportadora de minério

Sub-tipo-de: componente da transportadora de minério = correia

Propriedades:

Condição da correia: {desalinhada; alinhada}

Tipo: Atributo

Conjunto de valores: booleano

Atributo = correia desalinhada

Sub-tipo-de: condição da correia
 Atributo = correia folgada
 Sub-tipo-de: condição da correia.

Tipo: Expressão
 Descrição: correia folgada = correia desalinhada
 Manutenção: condição do contra peso da correia

Tipo: Relações
 Relações: causa = correia desalinhada
 Inversa: causada-por: sujeira no contra peso da correia.
 Argumento 1: condição = correia desalinhada para direita
 Argumento 2: indicação (acusação) = transbordo de minério

Tipo: Modelo Causal
 Partes: relações de causa = (sujeira no contra peso da correia) causa
 (desalinhamento da correia)

Tipo: Modelo Comportamental
 Partes: indicadores = (desalinhamento da correia) manifesta (incapacidade de
 funcionamento da correia)

Nível de Inferência

Nível de inferência é uma abstração do domínio de conhecimento e descreve as inferências básicas que necessitamos para fazer no nível de domínio. Uma inferência opera sobre alguns dados de entrada e tem a capacidade de produzir novas informações como dados de saída. A ligação de inferência constitui a estrutura de inferência.

As regras do nível de inferência são muito semelhantes às regras da lógica clássica. Pois, uma regra de inferência, em lógica, descreve os modos em que os axiomas (domínio de conhecimento) podem ser combinados para derivar novas informações. Todavia, em que sequência ou para propósito tais inferências são feitas não é descrita pela regra de inferência, mas pode ser parte de um mecanismo embutido num teorema de prova. Portanto, a diferença entre as regras de inferência, em *CommonKADS*, das regras de inferência, em lógica, são:

- Operam em partes restritas do nível de domínio

- Não são necessariamente verdades preservadas
- Baseiam-se em método inferencial que tem um fim específico para solucionar o problema.

Desse modo, a relevância do nível de inferência para o modelo do *Expertise* é necessária na medida em que desejamos que o agente possa raciocinar que tipo de tarefa poderá realizar para atingir seus objetivos, considerando o conhecimento das ações que possui. Podemos exemplificar as regras de inferência de *CommonKADS*, tomando-se como caso as regras que definem a tomada para resolver uma falha de uma correia desalinhada.

Inferência 1

SE situação da correia = desalinhada

ENTÃO CAUSA = carro tensor com sujeira

Inferência 2

SE situação da correia = desalinhada

ENTÃO CAUSA = desgaste no tambor motriz

Inferência 3

SE CAUSA = carro tensor com sujeira

OU CAUSA = desgaste no tambor motriz

ENTÃO DECISÃO = acionar equipe mecânica

Inferência 4

SE situação do motor 1 = temperatura alta

ENTÃO CAUSA = baixo isolamento na carcaça do motor

Inferência 5

SE situação do motor 1 = temperatura alta

ENTÃO CAUSA = freios desregulados

Inferência 6

SE situação do motor 1 = temperatura alta

ENTÃO CAUSA = sobre carga na correia

Inferência 7

SE CAUSA = sobre carga na correia

ENTÃO DECISÃO = acionar equipe operacional

Inferência 8

SE CAUSA = freios desregulados

ENTÃO DECISÃO = acionar equipe mecânica

Nível da Tarefa

Este nível especifica as atividades que o sistema deve realizar para atingir seus objetivos. Ele é geralmente representado como hierarquia gráfica, isto é, ele modela os objetivos de um agente e as atividades envolvidas que lhe dizem respeito criando uma relação entre eles. Desta forma, também é possível uma representação textual, deste nível. Ele também serve para definir o controle sobre as estruturas de conhecimentos do nível de inferência. Isto significa dizer que ele afeta apenas ao nível de inferência e não ao nível de domínio. As tarefas estão classificadas em três tipos, que são:

- Compostas: que são formadas por sub-tarefas,
- De transferência: representadas pelas que caracterizam a troca de informações com os usuários e / ou com sistema, o que estabelece o modelo de comunicação,
- Primitivas: representadas pelas inferências.

Portanto, uma tarefa é descrita por um objetivo que deverá ser atingido ou pelas atividades que conduz a obtenção desse objetivo. Nesse sentido, especifica-se uma tarefa do seguinte modo:

- i) definição da tarefa, que nomeia a tarefa, explicita seu objetivo e define seus papéis de entrada e saída,
- ii) corpo da tarefa, que define os sub-objetivos e sub-tarefas. Nele está contida a estrutura de controle, isto é, a descrição das sub-tarefas que especifica o mapeamento entre os papéis das tarefas e sub-tarefas.

Exemplo que demonstra concretamente o nível da tarefa:

Tarefa: diagnóstico de falhas em uma correia transportadora de minério

Definição-tarefa

Objetivo: diagnosticar falha em uma correia transportadora de minério

Entrada: ocorrências operacionais da correia

Saída: diagnóstico de falha.

Corpo-tarefa

Tipo: composta

Sub-tarefa: gerar, testar

Controle-estrutura

Repetir gerar (h: hipóteses)

Até testar (m: manifestação • verdadeiro)

Portanto, o Modelo do *Expertise*, da metodologia *CommonKADS* é de fundamental importância no processo de modelagem de um sistema baseado em conhecimento, e em particular de um sistema especialista. Um SE representa um caso particular de um SBC, ele possui um motor de inferência para manipular os conhecimentos armazenados em bancos de fatos e de regras, o que não é uma condição necessária e suficiente para esse último.

4.4 Diagnóstico Geral de Engenharia

O Diagnóstico Geral de Engenharia (DGE) também conhecido como Predição ou Diagnóstico Baseado em Simulações, localiza as falhas através da comparação do comportamento observado predito por um modelo. A proposta de um DGE é encontrar as causas de falhas de um equipamento. No Sistema Especialista proposto para Identificação de Falhas e Tomada de decisão foi utilizado o modelo de Diagnóstico Geral de Engenharia por comparação, isto é, as falhas ocorridas são analisadas com base em dados de funcionamento normal do equipamento (correia transportadora de minério), primeiramente, o sistema faz uma predição do funcionamento normal do equipamento, em seguida é feita

uma comparação do estado atual com o estado de predição (normal), caso haja diferença dos dois estados, as diferenças do estado atual são as falhas. Estas são identificadas e analisadas gerando as hipóteses para a tomada de decisão, conforme figura 4.4-1.

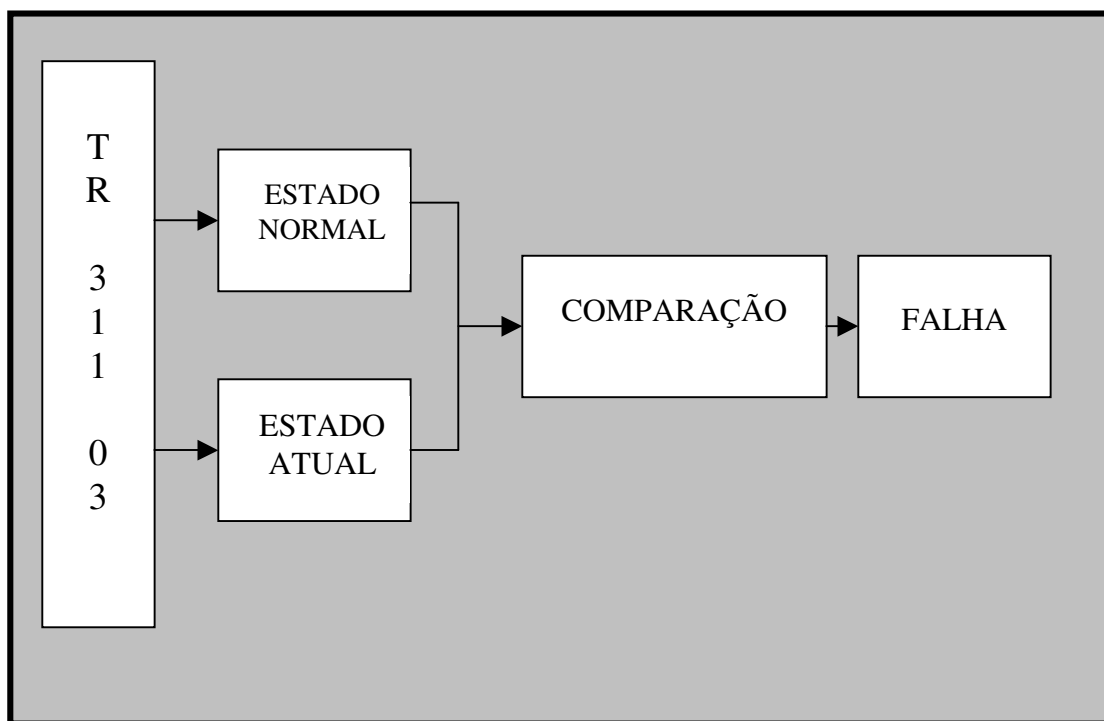


Figura 4.4-1: Diagnóstico geral de falha da TR 311-03

CAPÍTULO V

PROJETO DE UM SISTEMA ESPECIALISTA PARA IDENTIFICAÇÃO DE FALHAS E TOMADA DE DECISÃO

O sistema especialista desenvolvido irá tratar da identificação e seleção de falhas de equipamentos industriais para tomada de decisão. No primeiro momento todas as falhas ocorridas serão identificadas, ou seja, terão diagnósticos, no segundo momento será feita a seleção de falhas, àquelas que forem relevantes para o sistema de produção, serão selecionadas e computadas para tomada de decisão e medir a eficácia do sistema.

Este capítulo apresenta na secção 5.1 o Desenvolvimento do Sistema Especialista, onde reúne os elementos essenciais para a construção de um SE, na secção 5.2 Definindo os Objetivos, na secção 5.3 Mecanismo de Inferência, na secção 5.4 Fatos e Regras, na secção 5.5 Poda, na secção 5.6 Objetivo do Sistema, na subsecção 5.6.1 Definindo os Fatos, 5.6.2 Obtenção dos Dados e na subsecção 5.6.3 Regras e Inferências.

5.1 Desenvolvimento do Sistema Especialista

Todos os elementos nos quais consiste o processo humano de tomada de decisão: objetivos, fatos, regras, mecanismos de inferência e poda devem ser reunidos em um programa de computador para que ele possa realmente ser qualificado como um programa que possui inteligência artificial.

A estrutura de programa, que é baseada na identificação separada de seus diferentes componentes, é o fator mais importante para tornar a programação de inteligência artificial superior à programação comum. Modificações podem ser feitas em uma ou mais partes do projeto sem desarranjar a estrutura do sistema inteiro. Esse conceito de projeto é também revolucionário em uma outra maneira fundamental. Já que identificamos os elementos que formam os processos do pensamento humano, podemos

transferir a maneira a qual pensamos a respeito de qualquer problema para um programa de IA. Se pudermos determinar o que nossas mentes fazem em um dado estágio de qualquer processo de tomada de decisão, podemos facilmente encontrar nesse projeto de programa uma seção que corresponda a um aspecto equivalente da inteligência humana.

5.2 Definindo os Objetivos

Os resultados finais para os quais todos os nossos processos de pensamento estão dirigidos são chamados *objetivos*. Quando por exemplo, uma correia transportadora pára de funcionar, um processo de pensamentos e questionamentos é desencadeado para guiar nossa ação no sentido de checar o diagnóstico de falhas para a tomada de decisão mais coerente. Veja que esta não é uma decisão automática; buscou-se uma resposta específica para a solução de um determinado problema. Neste caso o objetivo foi checar o diagnóstico de falhas para a tomada de decisão, que foi o resultado final do processo de pensamento.

Uma vez alcançado o objetivo de checar o diagnóstico de falhas, sua mente imediatamente se confrontará com outros objetivos a serem alcançados, como, por exemplo, acionar a equipe de manutenção, certificar o volume de carga do TR, verificar o nível de óleo dos redutores e acoplamentos, checar a temperatura dos redutores e motores e assim por diante. Todos esses são objetivos que, quando alcançados, o levam ao objetivo maior, que é identificar o problema real da parada do TR. Nenhum dos pensamentos que o guiam para esse fato final é aleatório ou arbitrário. Eles foram ativados porque em cada etapa do caminho você tinha um objetivo específico em mente. Quando comprometida com a mais simples tarefa ou com a mais complexa atividade mental, a mente se concentra fortemente em um objetivo. Sem objetivos, não temos razão para pensar. Abaixo listamos exemplos de vários tipos de objetivos:

- Decidir qual a melhor rota operacional para descarga de manganês.
- Diminuir o desgaste de equipamentos.
- Reduzir o consumo de energia elétrica.

- Identificar e selecionar falhas relevantes para o sistema.
- Aumentar a taxa de produção.

Quando se projeta um sistema de IA, o objetivo do sistema deve sempre ser mantido em mente. Lembre-se: não fazemos as coisas porque pensamos; pensamos porque existem coisas que temos de fazer.

5.3 Mecanismo de Inferência

Quando alcançamos um objetivo, não estamos apenas resolvendo um problema imediato; estamos também adquirindo novos conhecimentos ao mesmo tempo. Considerando a seguinte a informação:

1. O motor 311-03 pertence ao TR-311-03
2. O redutor 311-03 pertence ao TR-311-03

SE um motor e um redutor têm o mesmo TAG, ENTÃO eles são parte ou o próprio acionamento do equipamento que tem também o mesmo TAG.

O objetivo é determinar a relação entre o motor 311-03 e o redutor 311-03. O mecanismo de poda auxilia na tomada de decisão, isto é, objetivos que não são relevantes para a tomada de decisão, são descartados. Alcançamos nosso objetivo inferindo a resposta da pergunta sobre a relação entre o motor 311-03 e o redutor 311-03 que já havíamos aprendido anteriormente. E no processo de alcançar o objetivo, um novo fato é deduzido: o motor 311-03 e o redutor 311-03 são parte ou o próprio acionamento do TR-311-03. À parte da inteligência que nos ajudou a chegar a esse novo fato é chamado de *mecanismo de inferência*. Ele é central em nossa habilidade de aprender com a experiência porque nos permite gerar novos fatos a partir dos fatos já existentes aplicando o conhecimento adquirido em novas situações.

5.4 Fatos e Regras

A mente humana possui um amplo estoque de conhecimentos relacionados a uma incontável lista de objetos e idéias. Nossa sobrevivência depende de nossa habilidade em aplicar esses conhecimentos em qualquer situação que apareça e aprender continuamente com as novas experiências, para que sejamos capazes de responder a situações similares no futuro. Aquilo geralmente é considerado “**inteligência**” que pode ser dividido em uma coleção de fatos e um meio de se utilizar esses fatos para alcançar os objetivos. Isto é feito em parte pela formulação de conjuntos de regras relacionadas a todos os fatos armazenados no cérebro. A seguir apresentaremos exemplo do tipo de fatos e de regras relacionadas que usaremos todos os dias:

Fato / regra conjunto 1

Fato 1: Um acoplamento hidráulico sem óleo não acopla.

Regra 1: SE eu acionar uma TR sem óleo nos acoplamentos hidráulicos, ENTÃO eu não consigo colocar em funcionamento a TR.

Fato / regra conjunto 2

Fato 2: Correia transportadora desalinhada não funciona

Regra 2: SE eu tentar colocar em funcionamento uma correia transportadora desalinhada, ENTÃO eu posso danificar esta correia.

Fato / regra conjunto 3

Fato 3a: Redutores sem óleo aquecem quando entram em funcionamento.

Fato 3b: Temperatura baixa nos acoplamentos, redutores e motores, geralmente, estão em funcionamento normal.

Fato 3c: Nível de óleo normal nos acoplamentos e redutores protege os acionamentos das correias de desgastes excessivos.

Regra 3a: SE eu verifico a temperatura baixa nos acoplamentos, redutores e motores, ENTÃO eu não devo ficar particularmente preocupado com o funcionamento da correia transportadora.

Regra 3b: SE eu verifico o nível de óleo normal em acoplamentos e redutores e se a temperatura está baixa, ENTÃO a correia transportadora está em condições normais de acionamento.

Fato / regra conjunto 4

Fato 4: Quando colocamos em funcionamento uma correia transportadora com o nível de óleo dos redutores abaixo do mínimo, usamos o procedimento de adequar o nível de óleo até máximo permitido.

Regra 4: SE eu tiver de colocar em funcionamento uma correia que esteja com o nível de óleo dos redutores acima do máximo permitido, ENTÃO eu tenho de fazer referência ao fato 4 para saber como concluir a operação.

Note que nos exemplos que acabamos de dar todas as regras são expressas numa relação SE - ENTÃO, ou relação condicional. Ou seja, SE uma certa condição existe ENTÃO ocorrerá uma ação ou outra resposta. Alguns fatos são obviamente mais complicados que outros, e algumas regras dizem respeito a mais de um fato.

Em geral os seres humanos têm a capacidade de relacionar conjuntos de regras e fatos muito complexos na tentativa de alcançar alguns objetivos complicados, mas de solução fácil de ser entendida.

5.5 Poda

Quando a mente humana parte para a solução, até mesmo de um problema simples, ela tem uma vasta quantidade de informações a serem coletadas para determinar o curso da ação tomada. Por exemplo, o TR parou de funcionar. Enquanto você está analisando o problema ou a causa da parada, volume de carga transportado pelo TR, o tempo de funcionamento ininterrupto do TR, qual foi a causa da última parada do TR, seu cérebro é bombardeado com todos os tipos de dados. Todos esses fatores devem ser considerados antes que você tome qualquer decisão. Além disso, um número enorme de impressões sensoriais que são totalmente irrelevantes para o problema que causou a parada do TR, está sendo processado ao mesmo tempo, a temperatura dos motores, pressão e nível de óleo dos redutores e acoplamentos, condições do tempo, situação de limpeza do TR. Sem dúvida você também está pensando na causa real, com que rapidez quer solucionar o problema, qual vai ser a ação tomada e assim por diante. A construção de uma árvore de falha, auxilia na tomada de decisão e orientará como fazer o mecanismo de poda com mais coerência. Na figura: 5.5 -1 ilustra uma árvore de falha que orientará como podar melhor.

Como você pode notar, se tivesse de lidar com essa enormidade de fatos diretamente relacionados, indiretamente relacionados ou totalmente sem relação antes de checar o diagnóstico de falhas, você poderia demorar alguns anos para tomar uma ação no sentido mais coerente de solucionar o problema. Se realmente temos tantos fatos e regras a processar todo o tempo, como é que a mente extrai rapidamente o conjunto certo de regras para adaptar a uma determinada situação?

Existe um sistema mais sofisticado que guia a seleção de uma resposta adequada a uma situação específica. Este processo é chamado de poda (*pruning*). Como o próprio nome sugere, o processo de poda elimina os caminhos de pensamento que não são relevantes para o objetivo imediato de se alcançar uma meta. Assim como cortar os galhos mais baixos de uma árvore para que ela cresça com mais força, o mecanismo guia os processos de poda em nossos cérebros, nos afasta de qualquer fato e regra que não nos leve a nosso objetivo. Quando a mente se confronta com uma situação, o mecanismo de poda guia os processos de pensamento focalizando apenas aquelas regras relativas à solução do problema imediato.

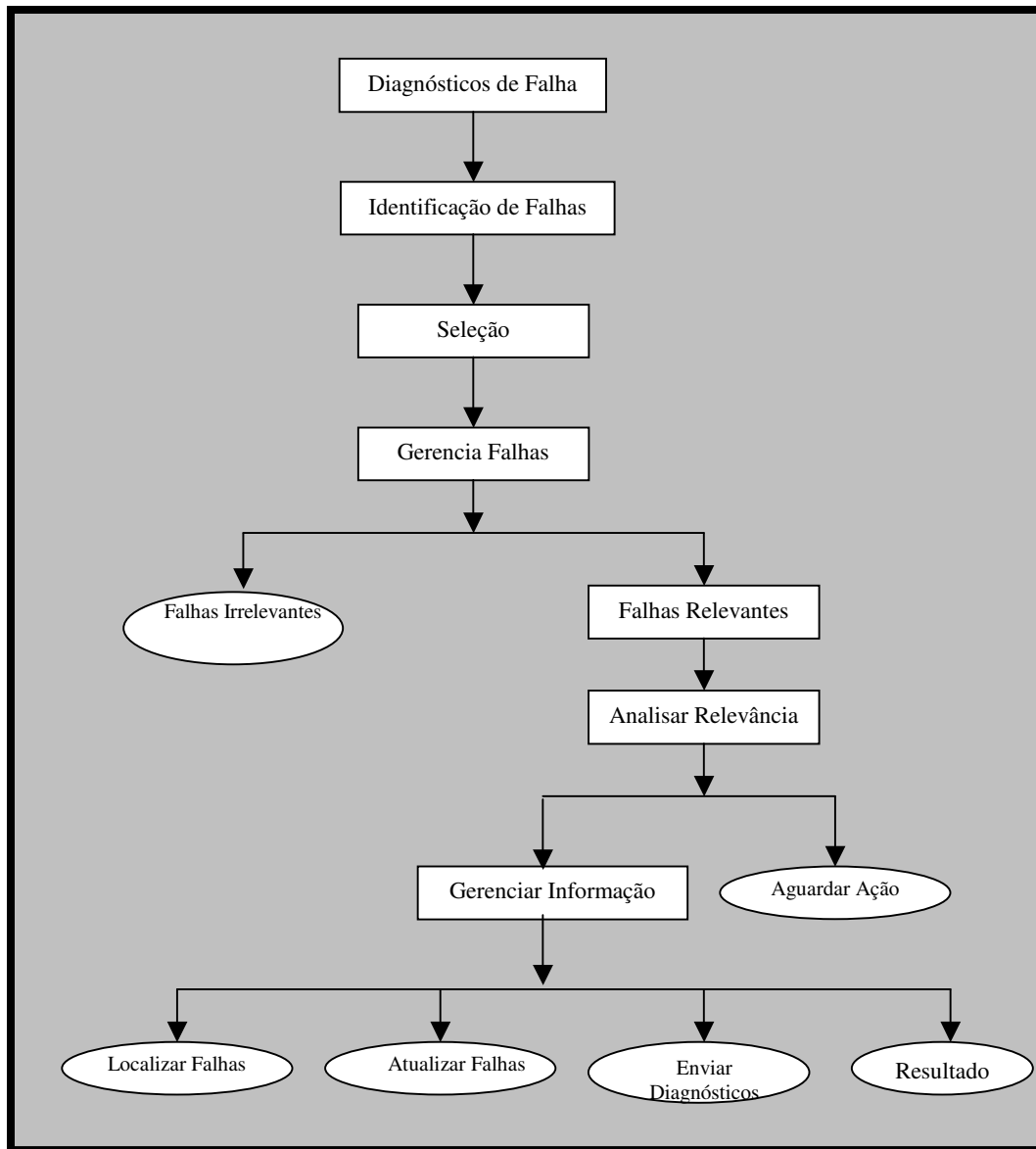


Figura: 5.5- 1 Árvore de falha para tomada de decisão de um sistema especialista

O mecanismo de poda pode ser comparado à tarefa de um gerente de um escritório que delega tarefas de acordo com um conjunto de prioridades. A secretária, o processador de palavras, o escriturário e todos os outros funcionários têm trabalhos a serem executados. Mas, quando todos são chamados para ajudar a concluir rapidamente um determinado projeto, alguém deve decidir não simplesmente o que cada um deve fazer, mas quando. Se essas decisões não forem tomadas, parte do pessoal pode ficar à toa

esperando que outros terminem as tarefas relacionadas às suas, enquanto alguns podem estar perdendo tempo precioso executando tarefas que podem esperar. Muito trabalho pode ser feito, mas toda a energia estará perdida se o resultado final, concluir o projeto adequadamente não for alcançado. Neste caso a poda nos ajuda a decidir se devemos tomar o caminho A ou o caminho B. ela faz isto com um teste SE-ENTÃO de uma condição. Se a condição for A, toma o caminho A; se for B, toma o caminho B. A figura 5.5 - 2 mostra como o mecanismo da poda funciona e a figura 5.5-3 ilustra um exemplo do mecanismo de poda do sistema especialista para identificação de falha e tomada de decisão.

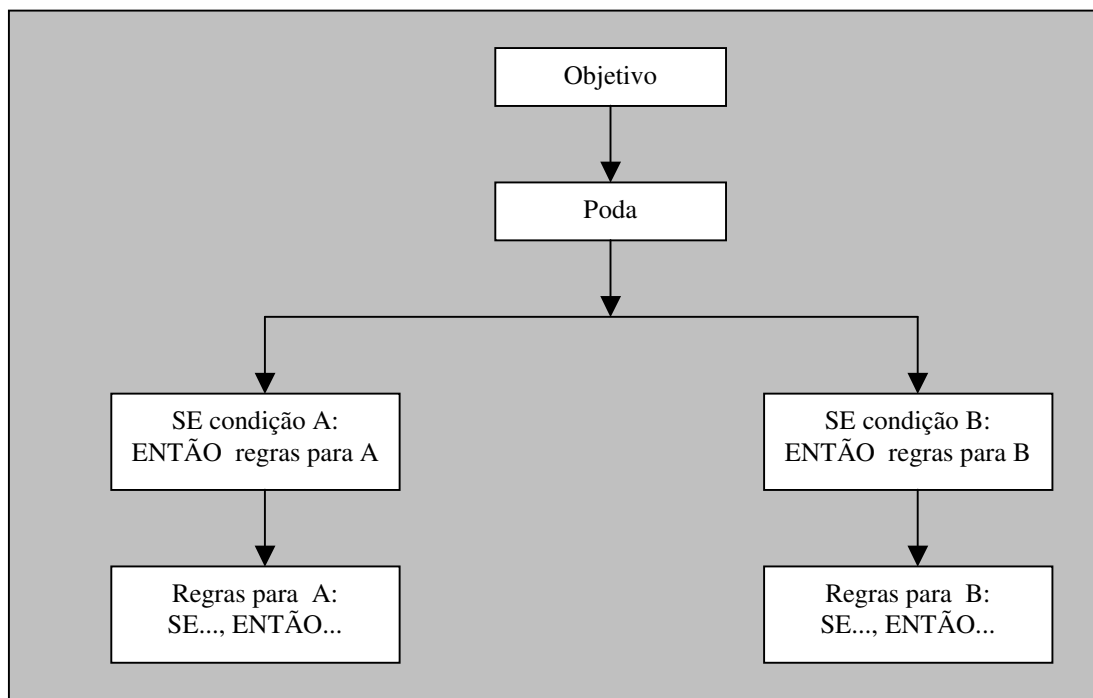


Figura 5.5 – 2: Uma visão geral de como a poda ajuda o cérebro a distinguir um conjunto de regras de outro.

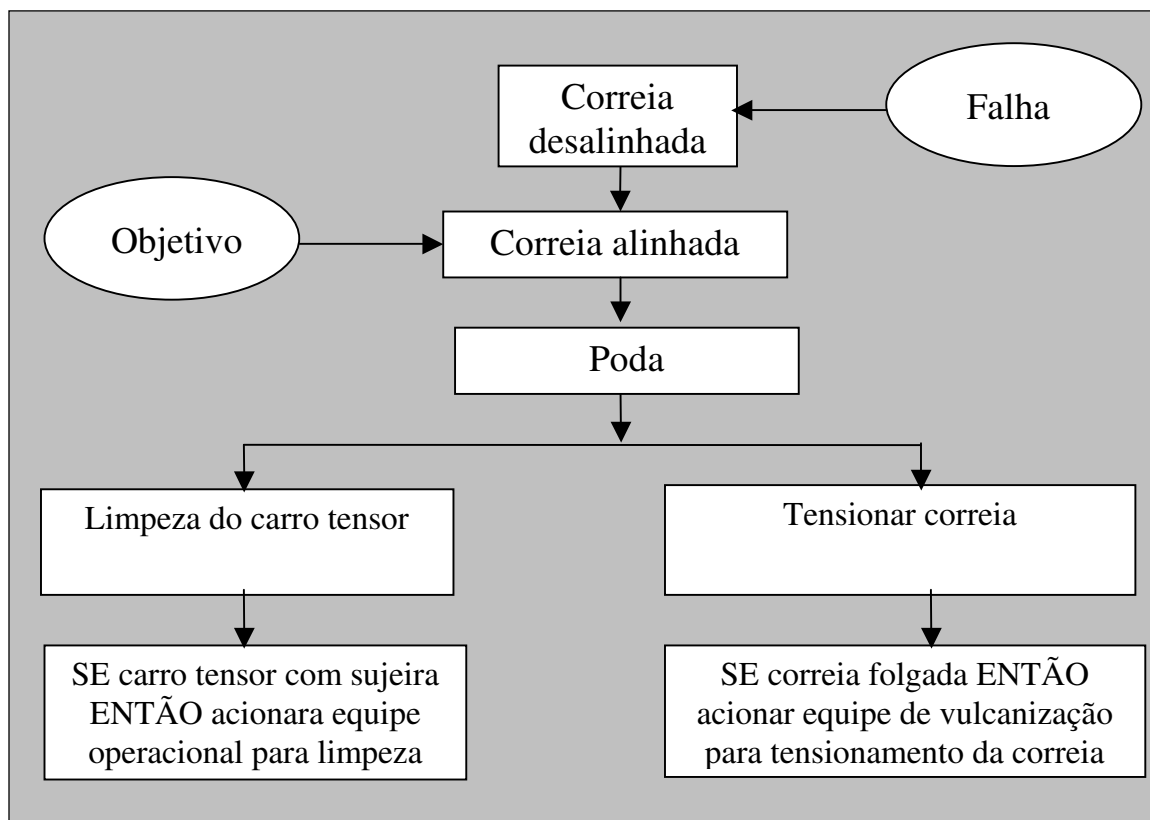


Figura 5.5-3: Exemplo do mecanismo de poda do sistema especialista para identificação de falha e tomada de decisão

Sem a poda nossos cérebros ficariam tão incapacitado quanto o escritório sem o gerente. Teríamos de processar todas as regras em nossos cérebros para cada problema que tivéssemos de resolver. Tudo o que precisamos saber para tomar decisões pode estar presente em nossos cérebros todo o tempo, mas se a informação correta não for obtida no momento exato, todo o nosso conhecimento estará perdido. A poda estabelece uma ordem vital em nossos pensamentos, sem a qual a velocidade de nossas ações seria não apenas diminuída, mas a vida seria virtualmente impossível.

Como o alcance dos objetivos é a meta de qualquer sistema de IA, a primeira etapa no planejamento de tal sistema é definir um conjunto de objetivos. Você precisa saber que tipo de problema quer solucionar e ser capaz de descrevê-lo em termos concretos antes de começar a criar um programa para resolvê-lo. A figura: 5.5 - 3 ilustra os

componentes de um sistema especialista e a figura 5.5-4 ilustra alguns componentes do sistema especialista para identificação de falha e tomada de decisão.

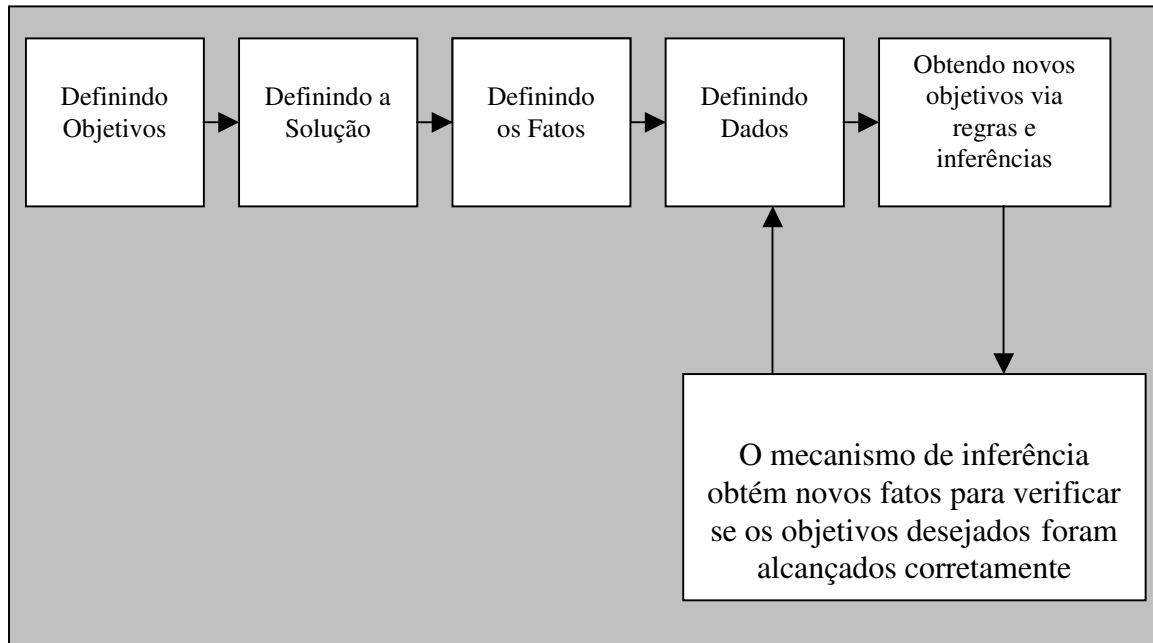


Figura:5.5 - 4 Componentes de um sistema de IA baseado em regras

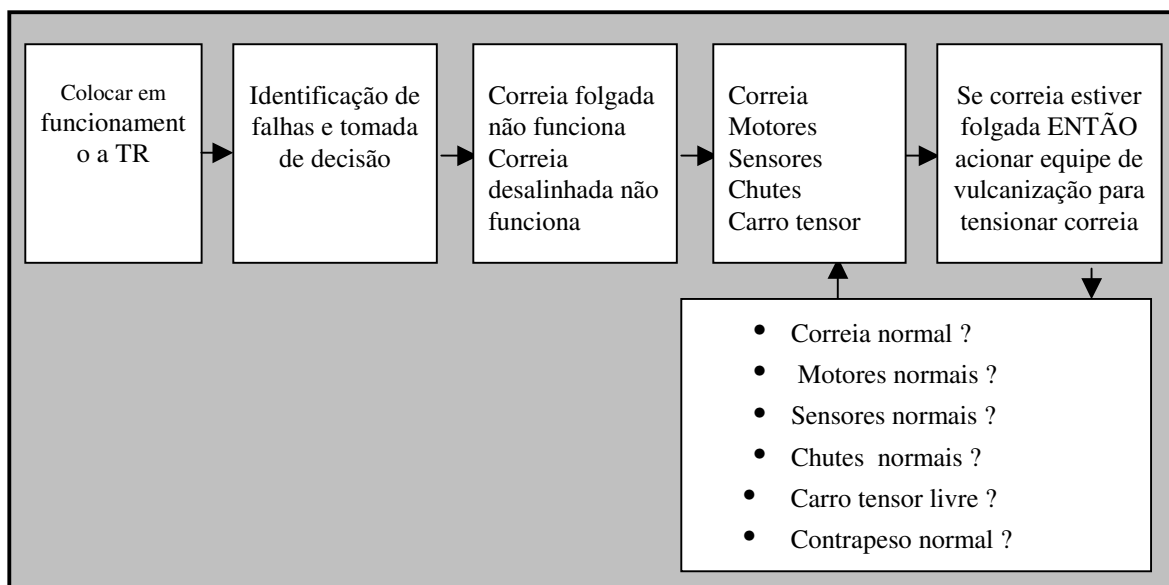


Figura 5.5-5: Alguns componentes do SE para identificação de falhas e tomada de decisão

No exemplo do objetivo de chegar diagnóstico de falhas do TR mencionado anteriormente. Assumiremos que seu sistema de inteligência humana perfeitamente projetado guiou-o com segurança e rapidez ao identificar o diagnóstico de falhas do TR. Agora você está com o diagnóstico de falhas do TR e tem apenas um minuto ou dois para resolver qual será a ação mais apropriada para o diagnóstico já conhecido.

Há um número de fatos essenciais a ser pesados antes que a decisão possa ser tomada, todos eles baseados na experiência anterior de checar o diagnóstico de falhas do TR. Por exemplo, quanto tempo vai demorar para as equipes de manutenção atuarem? Qual será a equipe de manutenção acionada? Algumas regras entram também em questão, graças à poda, “SE eu tiver de esperar mais de 10 minutos por uma equipe de manutenção, ENTÃO demorará mais para eu resolver o problema.. As regras estão funcionando todo tempo, mesmo aquelas dentro do mecanismo de poda, que supervisiona todos os processos de pensamento localizando as regras específicas que são necessárias para tomar decisão imediatamente. Os fatos e as regras relacionados às tarefas que o esperam quando você checa o diagnóstico de falhas não tem nenhuma relação com o objetivo de checá-la. Da mesma maneira, em um programa de IA, todos os fatos e regras irrelevantes, exceto aquelas que ajudam a alcançar o objetivo definido”.

5.6 Objetivo do Sistema

O objetivo é determinar se uma correia transportadora tem problemas no desempenho operacional. Isto pode parecer uma mudança radical, mas este é precisamente o motivo pelo qual o escolhemos: tornar perfeitamente claro que nossos processos básicos de pensamento são os mesmos quando tentamos resolver problemas similares e que o mesmo sistema fundamental de IA pode ser utilizado para alcançar uma ampla escala de objetivos, por mais diferentes que eles possam parecer. Nosso novo objetivo pode ser dividido em diferentes áreas operacionais do sistema e pode ser expresso de várias maneiras:

- Será que CORREIA TRANSPORTADORA tem problema de DESALINHAMENTO?

- Será que CORREIA TRANSPORTADORA tem problema de DESGASTE?
- Será que CORREIA TRANSPORTADORA tem problema com SUJEIRA?
- Será que CORREIA TRANSPORTADORA tem problema OPERACIONAL?

O objetivo CORREIA TRANSPORTADORA é conhecido como uma variável. Porque não representa uma correia específica, mas qualquer correia. Fizemos de CORREIA TRANSPORTADORA uma variável para podermos usar os mesmos objetivos na avaliação de várias correias diferentes. O modo de representar a variável como uma CORREIA TRANSPORTADORA real é substituí-la pelo TAG da correia.

5.6.1 Definindo os Fatos

Os fatos são um ingrediente essencial em um sistema de IA. Sem eles não haveria jeito de se alcançar os objetivos. Para alcançar o objetivo de decidir checar o diagnóstico de falhas, alguns fatos de apoio específico daquela situação foram necessários. Obviamente, como toda situação tem seu cenário particular, todo o objetivo tem seus próprios fatos. Vamos nos concentrar em apenas um dos objetivos da desempenho operacional do sistema para ver como o uso dos fatos é implementado:

- Será que CORREIA TRANSPORTADORA tem problema com DESALINHAMENTO?

O desalinhamento de correia é um problema sério e para realinhar uma correia requer certas técnicas operacionais e mecânicas. Essas técnicas são os fatos que apóiam o objetivo, alguns dos quais seguem. Para realinhar uma correia é necessário se fazer:

1. Inspeção visual no local (1)
2. Verificar a queda de material no chute de recebimento (2)

3. Verificar a tensão dos cabos do carro tensor (1)

Os números entre parênteses no final dos fatos representam a importância relativa de um em relação ao outro em nossa avaliação do problema no desempenho operacional do sistema de correia transportadora. Esses números são similares ao que recebemos nos testes na escola. Cada um dos fatos define uma técnica exigida para o domínio do alinhamento da correia, e a incapacidade de executar qualquer uma dessas técnicas indica um problema naquela área. Quanto maior o número atribuído a cada fato, maior a importância dele na contribuição para um problema de realinhamento de correia.

5.6.2 Obtenção de Dados

Uma vez que os fatos que usaremos para alcançar o objetivo foram definidos, precisamos adquirir os dados necessários para instanciar as variáveis, ou seja, estabelecer o que as correias transportadoras em geral devem ter de problemas no desempenho operacional. Mas agora precisamos descobrir quando o nosso TAG, TR-311-03, é afetado. Para fazer isso, os fatos devem ser convertidos em perguntas; as respostas que recebemos são os dados que poderemos usar e nos deslocarmos em direção ao nosso objetivo. A lista abaixo mostra que perguntas devem ser feitas para obter dados sobre os fatos listados de desempenho operacional.

- CORREIA TRANSPORTADORA consegue operar alinhada?
- CORREIA TRANSPORTADORA consegue operar desalinhada?
- CORREIA TRANSPORTADORA consegue operar sem raspador?

Assim como substituímos a variável CORREIA TRANSPORTADORA pelo TAG TR-311-03, substituímos os fatos, representado por essas perguntas, pelas respostas. Os fatos instanciados tornam-se dados. Em termos simples, as respostas sim e não que receberemos são dados que estamos atribuindo aos fatos. Esses dados são então colocados em um banco de dados para poderem ser analisados durante nossa avaliação do possível

problema no desempenho operacional do sistema do TR-311-03. Precisamos de um programa de computador que faça essas perguntas e acumule os dados necessários.

Quando esse programa é executado, aparece na tela do computador um diálogo que formula perguntas que irão fornecer os dados relevantes ao problema no desempenho operacional de uma correia.

O que foi feito até aqui é bem simples. Definimos alguns fatos necessários para entendimento do desempenho operacional, desenvolvendo um programa de computador para fazer perguntas relevantes pertinentes a esses fatos e depois armazenamos as respostas para poderem ser analisadas. Isto é equivalente ao que nosso cérebro faz quando tenta decidir que decisão tomar. As respostas às perguntas que são derivadas dos fatos o ajudam a tomar a decisão final. Os fatos e as regras, que discutiremos mais em breve, são armazenados em uma área do computador conhecida como *banco de conhecimentos*.

Quando você se confronta com o dilema do diagnóstico de falhas, nem todas as considerações são iguais. Você pode não se importar tanto com o fato da carga da correia como você se preocupa com o fato de checar o nível de óleo dos redutores e acoplamentos dos motores, e vice-versa. Coloquialmente dizemos que “pesamos” essas considerações para chegar a uma conclusão, e este é o motivo pelo qual os números entre parêntese são chamados de *fatores de peso*. Alguns aspectos de checagem do diagnóstico de falhas não são tão importantes quanto outros, da mesma forma como algumas exigências para se alinhar uma correia são mais decisivas do que outras para se diagnosticar um problema no desempenho operacional do sistema.

O desempenho operacional representada pelo fato; uma resposta “sim” indica que o TR-311-03 tem um bom desempenho operacional. Obtendo a soma de todos os fatores de peso associado às respostas “não”, podemos ter uma indicação da gravidade do problema que o TR-311-03 tem em relação ao desempenho operacional. Observe o seguinte: considerando para problemas (p) que não afeta o desempenho operacional peso igual a zero e peso igual a 1 para problemas que afetam o desempenho operacional da TR 311-03.

PORBLEMAS	AFETAM O DESEMPENHO DA TR?	PESO
P 1	SIM	1
P2	NÃO	0
P3	SIM	1
Soma do fator Peso	-	2

Tabela 5.6.2-1 Critério para selecionar falhas da TR 311-03.

O número total que representa o grau do problema no desempenho operacional do TR-311-03 é chamado simplesmente de *soma dos fatores de peso*. Como já foi visto esse número pode ser usado para determinar se o TR-311-03 tem problemas no desempenho operacional e quão grave eles são. A soma dos fatores de peso é simplesmente uma maneira de quantificar para o programa de computador uma ampla escala de possibilidade. A soma dos fatores de peso neste exemplo - que indicaria um problema sério no desempenho operacional - seria obtido se todas as respostas tivessem sido “não”. Aqui a soma do fator de peso seria 3. O cenário equivalente do caso mais sério em nosso exemplo do diagnóstico de falhas poderia ser decidido apenas com a checagem do diagnóstico de falhas e chegando a uma conclusão sem análise crítica, tendo em vista que o diagnóstico aparecerá na tela do supervisor toda vez que ocorrer falhas. Você poderia querer analisar o que de pior poderia acontecer em consequência de sua decisão.

5.6.3 Regras e Inferências

Precisamos de regras para aplicar os fatos que conhecemos das situações que aparecem. As regras em nosso sistema de IA devem ser planejadas para ajudar a avaliar os dados de forma que possamos alcançar o objetivo de descobrir se uma correia tem

problema no desempenho operacional. Selecionamos a operação, por isso vamos estabelecer uma regra relacionada ao objetivo de operar a correia e chamá-la de **regra de operação**. Ela tem o seguinte enunciado:

- SE a soma dos fatores de peso de operação for maior que 1 ENTÃO CORREIA TRANSPORTADORA tem problema no desempenho operacional.

Considerando que a soma dos fatores de peso do TR-311-03 é 2, podemos usar regra da operação para inferir que ele realmente tem um problema com relação ao desempenho operacional. A regra forneceu uma aplicação, poderíamos ter usado um conjunto de fatos teriam coberto todas as maneiras possíveis de a soma dos fatores de peso ser maior que 1. A seguir apresentaremos os fatos que precisaremos para cobrir todas as contingências e seus fatores de peso.

Um problema no desempenho operacional existe quando:

1. (P1 = não) e (P2 = sim) e (P3 = sim)

Soma do fator de peso = 2

- 2 (P1 = não) e (P2 = sim) e (P3 = não)

Soma do fator de peso = 2

3. (P1 = não) e (P2 = não) e (P3 = sim)

Soma do fator de peso = 2

4. (P1 = não) e (P2 = não) e (P3 = não)

Soma do fator de peso = 3

5. (P1 = sim) e (P2 = não) e (P3= não)

Soma do fator de peso = 2

Observe que a soma dos fatores de peso para cada conjunto de fatos é maior que 1, o que temos nessa lista são realmente apenas cinco conjuntos diferentes de fatos. A regra de operação, porém, cobre todos esses fatos e faz com que sua programação seja desnecessária. É obviamente muito mais fácil programar uma única regra totalmente abrangente do que vários fatos especializados, que são muito mais limitados em suas aplicações.

Até agora o projeto de nosso programa inclui:

1. Definição de objetivos.
2. Definição de fatos para apoiar os objetivos.
3. Obtenção de dados que correspondem aos fatos e são específicos de uma determinada situação ou sujeito.
6. Avaliação dos dados por meio de regras e inferências.

O processo de se alcançar o objetivo dessa maneira é conhecido como ***encadeamento para frente***, isto é, o uso dos dados para se chegar a uma conclusão. Ele nos permite prosseguir de uma maneira lógica de uma etapa para outra.

CAPÍTULO VI

ASPECTOS DE IMPLEMENTAÇÃO E RESULTADOS

Este capítulo apresenta a implementação do Sistema Especialista proposto para identificação de falhas e tomada de decisão, bem como uma demonstração da interação do operador (usuário) com o sistema. A implementação foi realizada utilizando plataforma *ExpertSINTA*, no Apêndice 1 apresentamos uma descrição desta plataforma, no Apêndice 2 apresentamos as regras de produção do sistema especialista para identificação de falhas e tomada de decisão. Ainda neste capítulo são apresentados os resultados obtidos para validação do sistema especialista.

6.1. Base de Conhecimento

O *Sistema Especialista para Identificação Falhas e Tomada de Decisão* foi idealizado e desenvolvido de maneira a facilitar que os operadores tomassem decisões, muitas das vezes de áreas específicas sem ser necessário ter grande conhecimento em informática ou do sistema produtivo, mas apenas conhecimento de como interagir em ambientes virtuais. Desse modo, implementamos a base de conhecimentos com os seguintes elementos:

- Informações sobre o Sistema
- Variáveis
- Conjunto de Regras
- Definição das justificativas das perguntas
- Objetivos
- Identificação e Seleção de Falha
- Causa Provável da Falha

A seguir descreve-se os elementos da base de conhecimento do sistema.

Informações sobre o Sistema

O Sistema Especialista para Identificação de Falhas e Tomada de decisão exibe a definição, o objetivo do Sistema Especialista para Identificação de falhas e Tomada de decisão e seus autores, conforme figura: 6.1 – 1. Esta tela será exibida ao iniciar o programa.

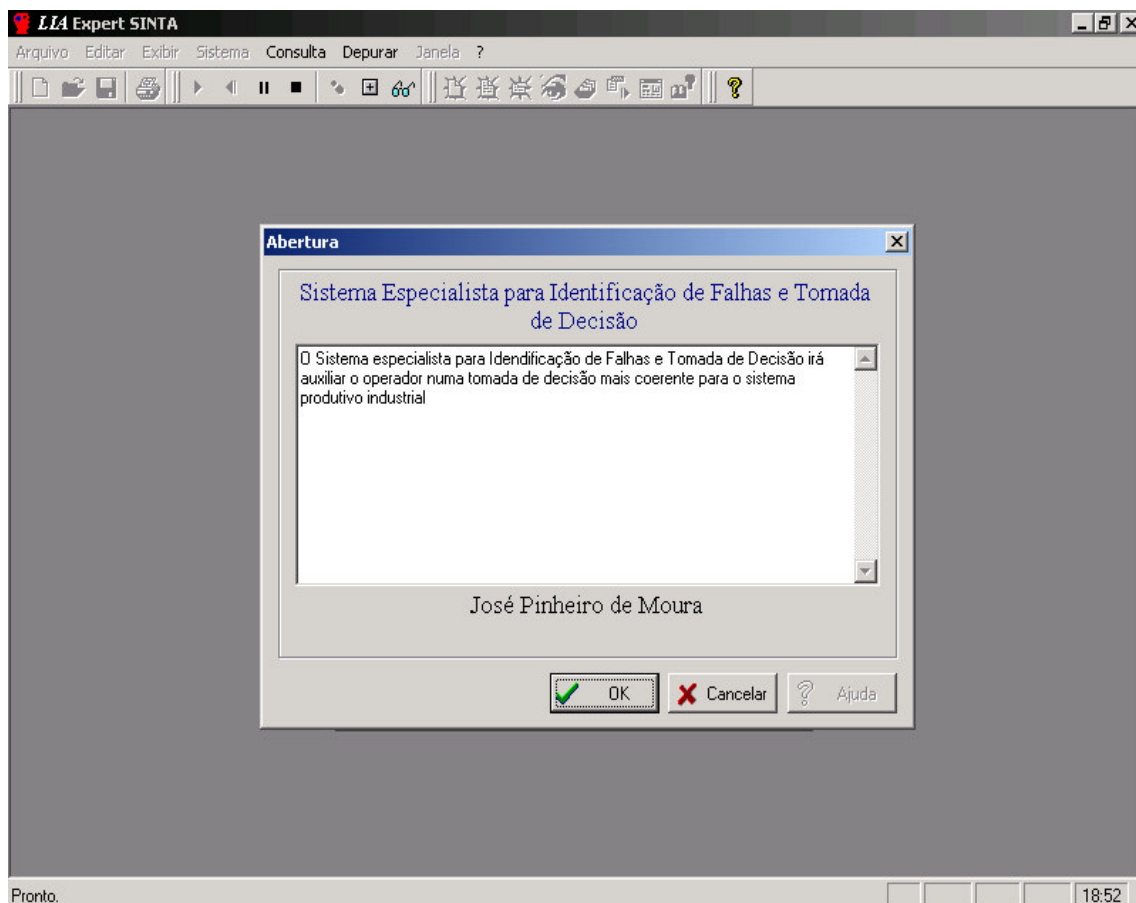


Figura 6.1 – 1: Tela de informações gerais sobre o sistema especialista

Variáveis

As variáveis são representadas pelos problemas que o sistema especialista tem como objetivo solucionar. A descrição é feita através de objetos ou fatos de fácil identificação e compreensão. Nesse contexto, podemos caracterizar a causa real, ou causa provável de ocorrência da falha, como também a solução da falha, isto é, a normalização da falha. Toda variável é dotada de valores, que podem ser:

- Univalorada – um único valor
- Multivalorada – vários valores
- Numérico – todas as variáveis com valores numéricos são consideradas pelo sistema como *univalorada*. É imprescindível a definição das variáveis no sistema, pois sem elas não será possível a edição das regras de produção necessárias para o funcionamento do sistema.

Todas variáveis são cadastradas para serem utilizadas na construção das regras de produção do sistema especialista. É importante a coerência na representação dessas variáveis para que seja de fácil entendimento por parte do operador. A figura 6.1 – 2 representa um conjunto de variáveis do sistema especialista para identificação de falhas e tomada de decisão.

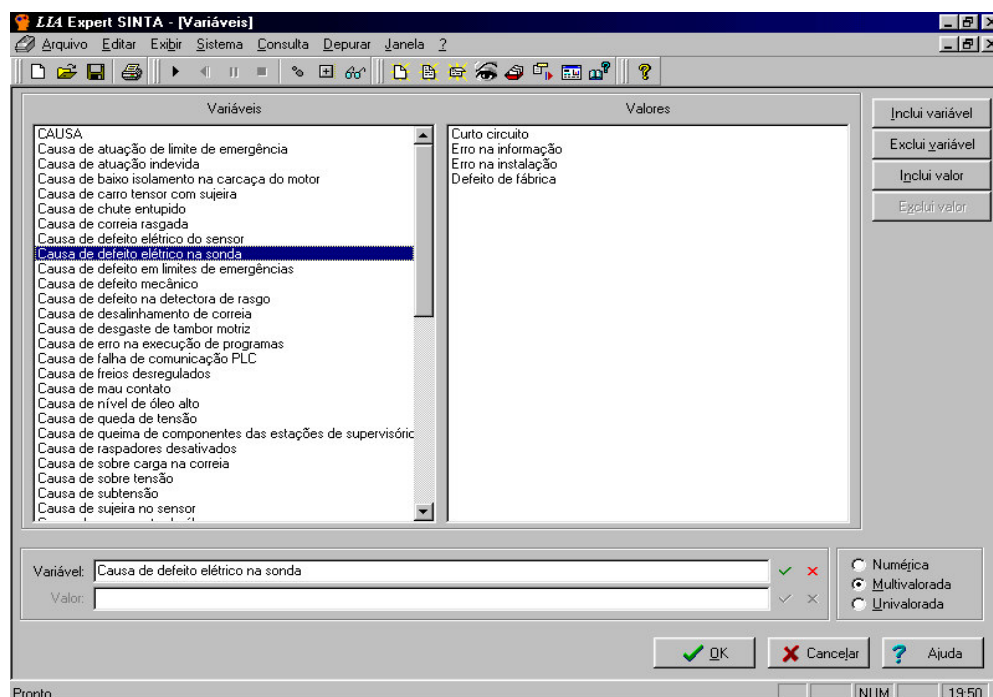


Figura 6.1 – 2: Tela de variáveis do Sistema Especialista para Identificação de Falhas e Tomada de Decisão

Conjunto de Regras

Um sistema especialista é fundamentado em regras de produção, são essas regras de produção criadas para a inferência das premissas que validam e dão confiabilidade ao sistema. A notação das regras é desenvolvida baseada na linguagem *PROLOG*, onde as conclusões encabeçam as cláusulas. As regras são indispensáveis no desenvolvimento de um sistema especialistas, sem elas é impossível o seu funcionamento. Sua estrutura é definida pela combinação entre conectivos, atributos, operadores e valores, onde cada regra é numerada e ocupa uma posição bem definida no conjunto, conforme figura 6.1 – 3

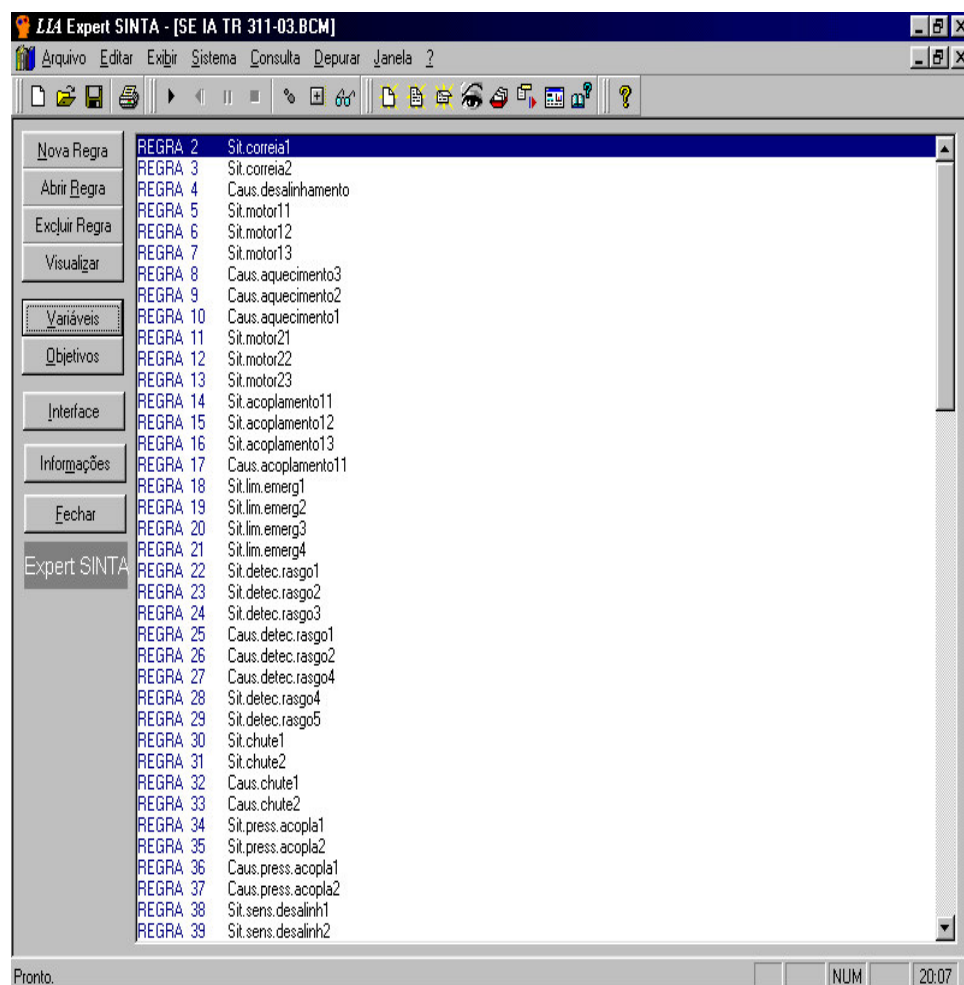


Figura 6.1 – 3: Tela de regras do Sistema Especialista para Identificação de Falhas e Tomada de Decisão.

Definição das justificativas das perguntas

O sistema especialista para identificação de falhas e tomada de decisão é interativo, para isso as regras do um sistema especialista foram bem elaboradas e de fácil compreensão por parte do operador, pois as perguntas deverão conter objetividade e simplicidade, para não complicar o operador quando por ele solicitado, pois o sistema auxiliará o operador com respostas de como proceder em relação as falhas, como também explicando o que significa cada variável e definindo-as, conforme figura 6.1 – 4.

Assim, esse recurso é muito importante no sentido de orientação do operador em que, como, quando e onde ele deverá executar determinada tarefa. As perguntas auxiliam o operador a respeito das variáveis, caso este tenha dúvidas.

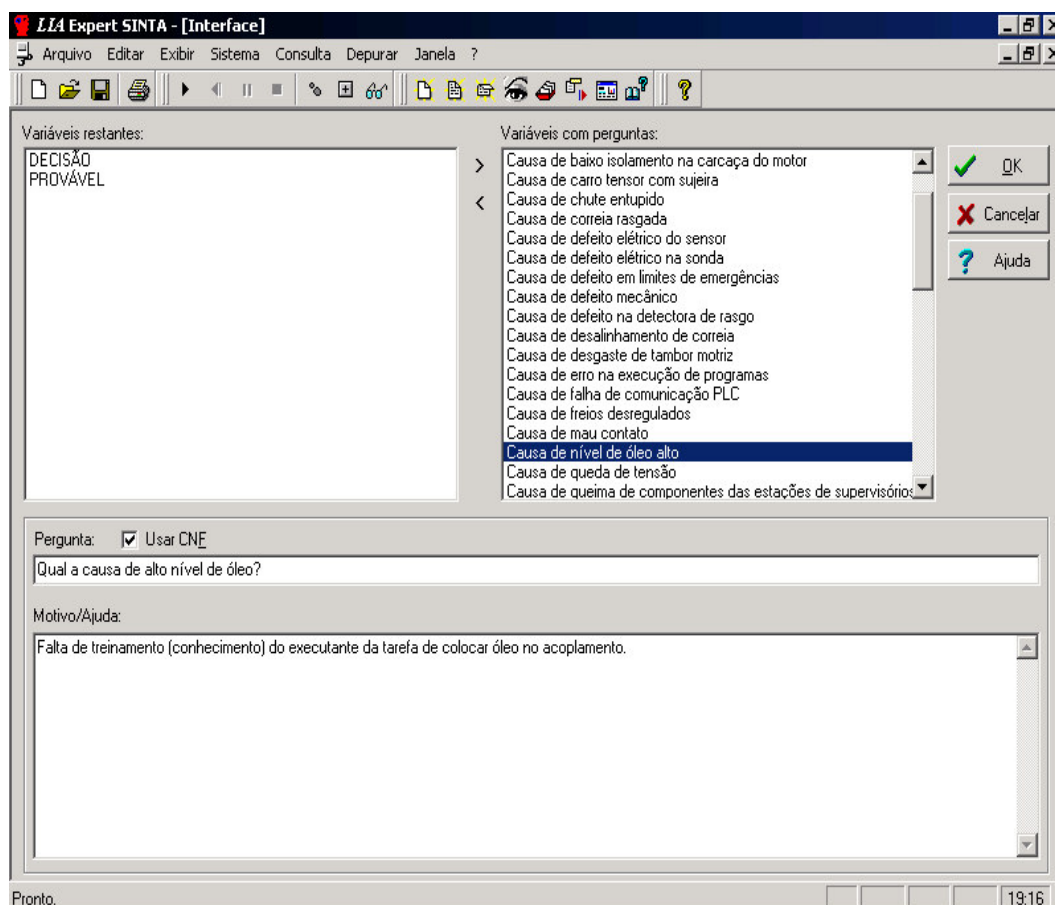


Figura 6.1 – 4: Tela de justificativa das perguntas

Objetivos

Os objetivos são as variáveis que controlam e conduzem o modo de como a máquina de inferência comportará. Então, para que as regras possam funcionar perfeitamente, exercendo suas funções, é necessário que sejam definidas e cadastradas na base de conhecimento, conforme figura 6.1 – 5.

Sem as variáveis objetivos, o sistema funciona sem conclusão, com isso a tomada de decisão tornar-se-á impossível, portanto esse elemento é o fator principal no processo de decisão, pois ele define as razões e essencialidade do sistema como um todo.

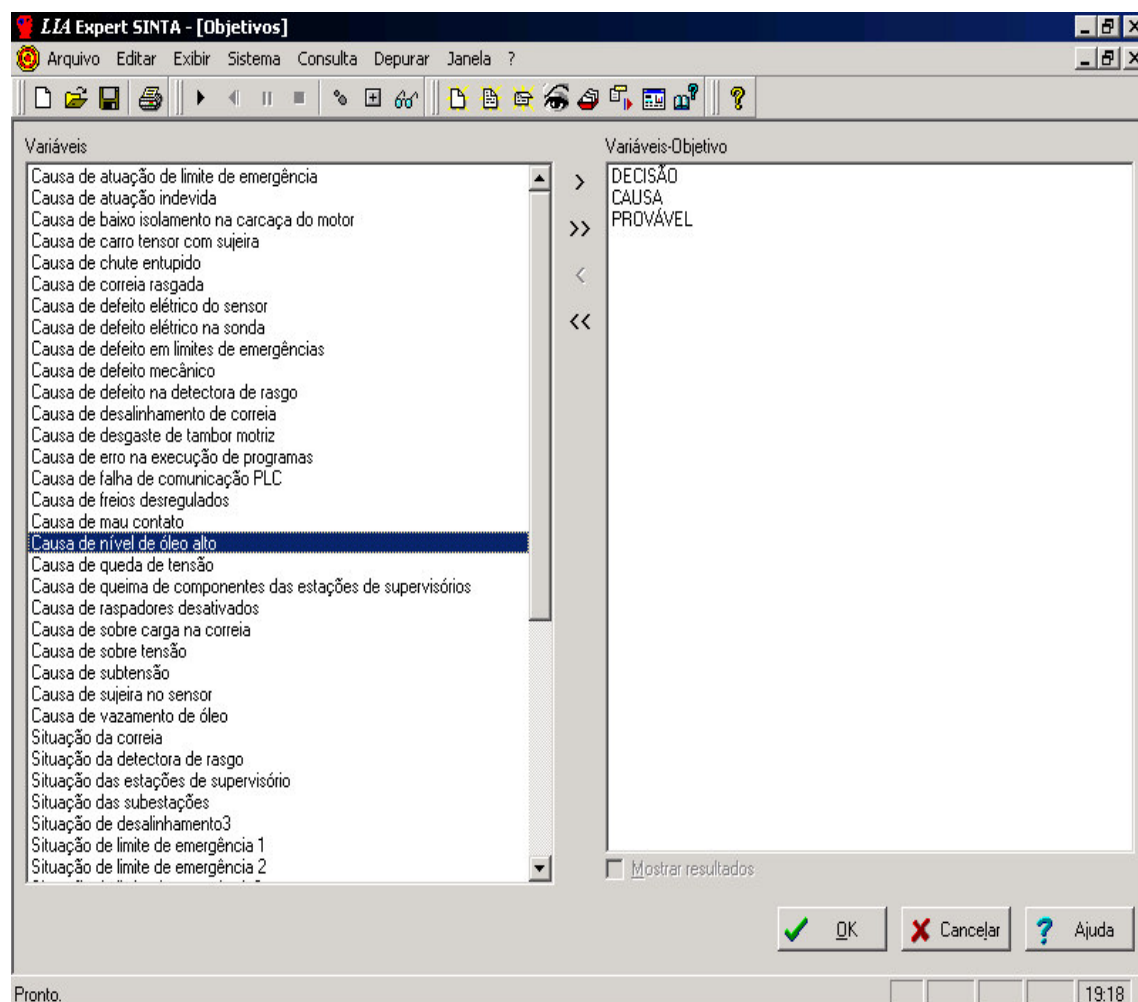


Figura 6.1 – 5: Tela de variáveis objetivos

6.2. Identificação de Falha

Na fase de identificação de falhas, todas as falhas são identificadas, mas somente as falhas relevantes para o sistema produtivo serão selecionadas para tomada de decisão. Um exemplo para ilustrar a identificação de falha e tomada de decisão está sendo

mostrado na figura 6.2 – 1. O operador questiona o sistema especialista com a pergunta: qual a situação do acoplamento 1? O sistema responde que o nível de óleo está alto.

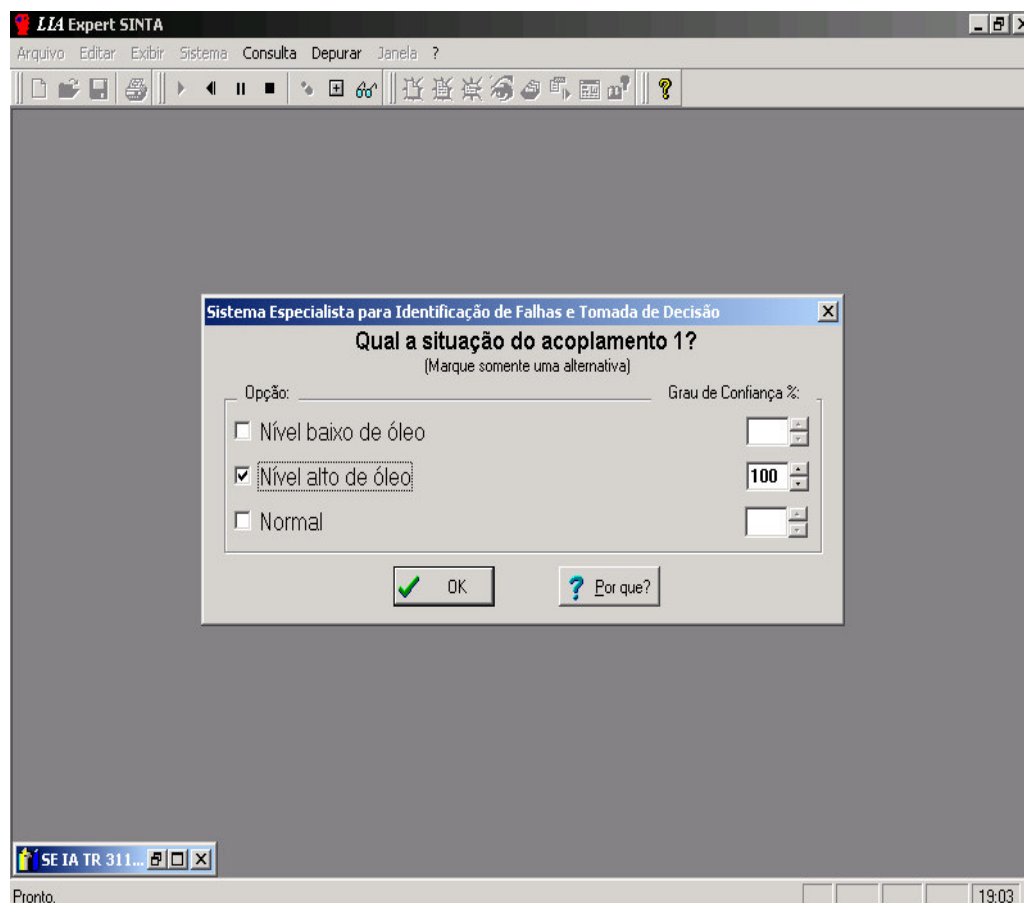


Figura 6.2 – 1: Consulta ao Sistema Especialista para Identificação de Falhas e Tomada de Decisão.

Essas perguntas feitas sobre a situação do acoplamento 1 são fundamentais para a tomada de decisão. Esse procedimento é adotado por qualquer técnico que esteja tentando solucionar uma falha de acoplamento.

Depois da fase de perguntas pertinentes sobre a situação de um determinado equipamento. A tela de resultados finais é exibida no final da consulta, ou seja, através de informações coletadas o sistema emite uma parecer para a tomada de decisão da falha, o que auxilia no desempenho produtivo do sistema industrial, isto é, com uma menor perda

operacional produtiva, ou seja, o sistema já dá solução da primeira ação a ser tomada, que é acionar uma equipe de manutenção, conforme figura 6.2 – 2.

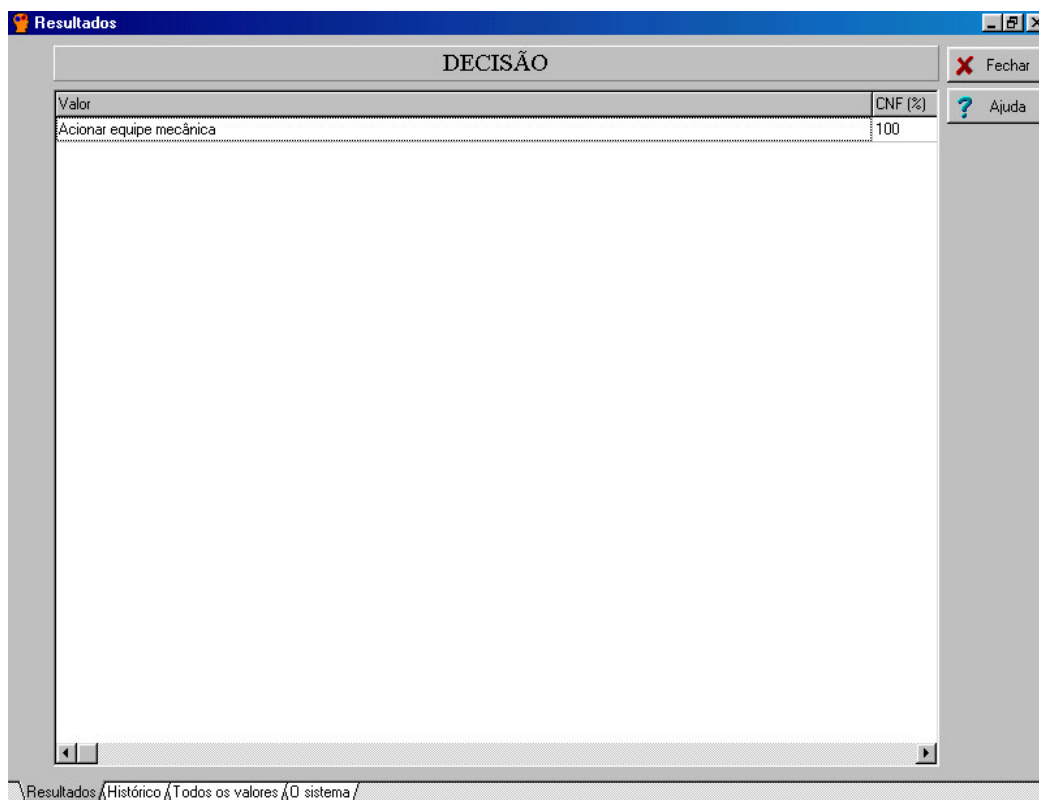


Figura 6.2 – 2: Resultado da Consulta ao Sistema de Identificação de Falhas

Finalizando a fase de decisão de qual equipe deverá ser acionada o sistema inicia a orientação das causas, para que a equipe acionada possa resolver definitivamente a falha e liberar o equipamento para o processo produtivo. Esta fase é chamada de causas do sistema, conforme figura 6.2 - 3

CAUSA	
Valor	CNF (%)
Erro na colocação de óleo	100

Figura 6.2 –3: Resultado da Consulta ao Sistema de Identificação e Seleção de Falhas

6.3. Causa Provável da Falha

Nesta fase o operador terá uma noção da causa ou causas prováveis que ocasionaram a falha, esta ou estas são passadas para a equipe acionada, com isso o operador já sabe a equipe que deverá ser acionada e esta já irá para o equipamento com idéias para solucionar o problema. A figura 6.3 - 1 faz a ilustração de perguntas de causa.

Uma falha pode ter mais de uma causa provável, no caso de nível de óleo alto, a causa provável é só uma, isto é, houve um erro na colocação de óleo do acoplamento, porém o que causou erro na colocação de óleo, poderá ter mais de uma causa provável, por exemplo: falta de treinamento do executante da tarefa, negligência do executante da tarefa, visor do nível de óleo avariado, etc. Portanto, nesta fase as variáveis multivaloradas poderão ser usadas, observe que, para a situação do acoplamento, só pode ter uma situação

de cada vez, isto é, ou o acoplamento está normal ou anormal (com falha), já para as causas prováveis poderemos ter mais de uma situação de cada vez, por exemplo: a causa de nível alto de óleo poderemos ter o executante não habilitado, o visor de nível de óleo avariado e negligência do executante.

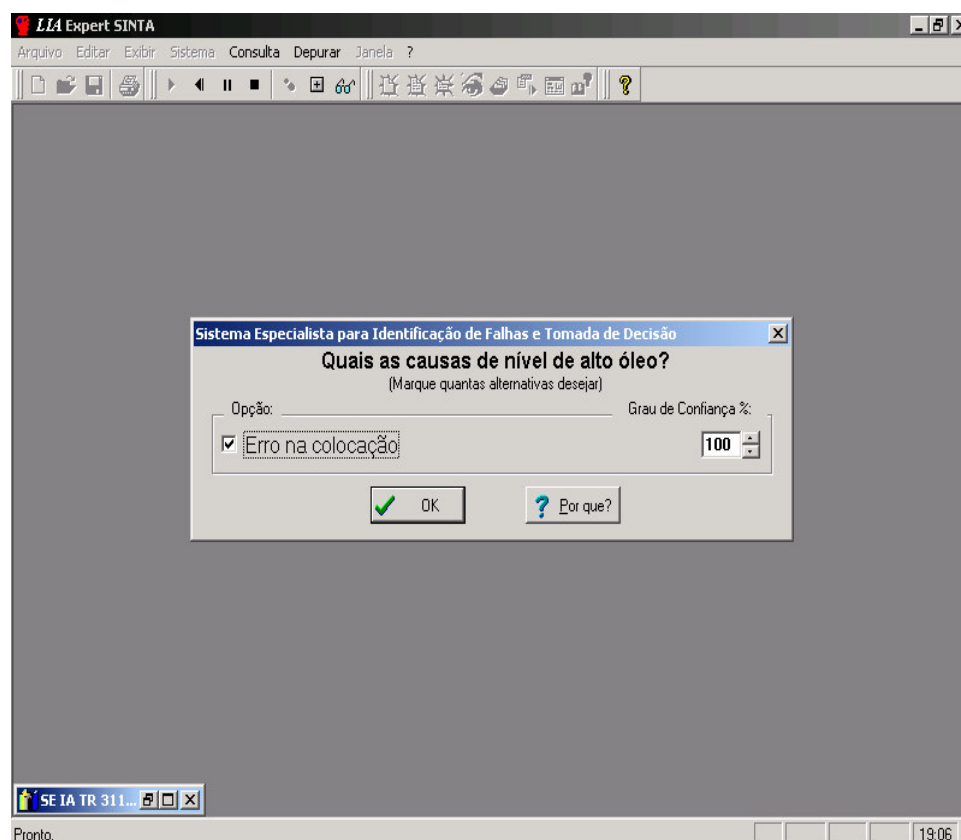


Figura 6.3 – 1: Tela de causa de falha

Após essa etapa o sistema mostra uma outra tela de resultados, onde nesta terá informações para auxiliar o operador a passar com mais precisão a causa ou as causas prováveis de falhas, veja que aqui nesta fase o sistema especialista já irá dá um diagnóstico da causa ou causas prováveis para que os técnicos de manutenção trabalhem na eliminação de tais causas na prevenção de ocorrências idênticas futuras no sentido de bloqueio da causa ou causas da falha ocorrida.

O sistema é todo interativo, com isso os operadores não necessitam de conhecimentos profundos sobre o sistema produtivo operacional nem sobre o sistema especialista. A figura 6.3 – 2 ilustra o resultado final da consulta feita pelo operador durante a operação do sistema.

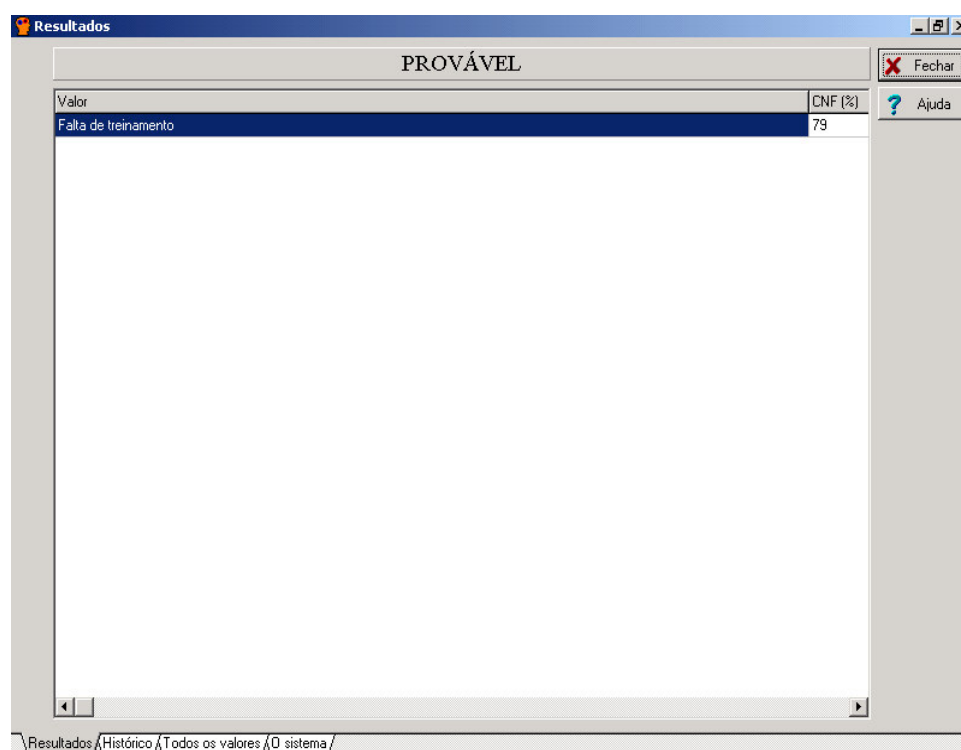


Figura 6.3 – 2: Tela de resultados de causas prováveis de falhas.

6.4 Resultados

Os testes para validação do sistema especialista foram realizados no sistema de correias transportadoras de minério, especificamente a correia transportadora TR 311-03. A eficiência do sistema foi verificada em paralelo com a equipe de operação do TMPM. Os resultados apresentados nas tabelas 6.4-1 até 6.4-3, nestas são mostradas as atitudes tomadas pelos operadores do TR 311-03 e as atitudes sugeridas pelo sistema especialista proposto, comparações entre as atitudes são realizadas tendo como base a identificação da falha, seu tempo e acionamento da equipe de manutenção.

A tabela 6.4-1 apresenta os resultados da identificação das falhas, tempo de identificação e equipe acionada pelo sistema especialista. Por exemplo: o chute está entupido, esta falha é identificada pelo sistema especialista, a identificação foi correta, o tempo de identificação foi instantâneo, houve acionamento de equipe de manutenção e a equipe foi acionada corretamente, diz-se que a equipe foi acionada corretamente porque existem equipes distintas para manutenção elétrica, mecânica e operacional. Outra falha: a atuação da detectora de rasgo foi identificada, a identificação foi correta, o tempo de identificação foi instantâneo, houve acionamento de equipe de manutenção e a equipe foi acionada corretamente. Foi identificada falha de transbordo de minério, a identificação não foi correta, o tempo de identificação foi de 10 minutos, houve acionamento de equipe de manutenção, porém a equipe não foi acionada corretamente, a equipe não foi acionada por não existe sensor para transbordo de minério e o sistema especialista identifica as falhas através de sensores. A falhas de emergência e desalinhamento podem ser interpretas de forma similar.

Falhas	Identificação Correta	Tempo de Identificação	Equipe Acionada	Equipe Acionada Corretamente
Chute entupido	Sim	Instantâneo	Sim	Sim
Detector de rasgo atuada	Sim	Instantâneo	Sim	Sim
Transbordo de minério	Não	--	Sim	Não
Sub velocidade atuada	Sim	Instantâneo	Sim	Sim
Emergência atuada	Sim	Instantâneo	Sim	Sim
Desalinhamento	Sim	Instantâneo	Sim	Sim

Tabela 6.4-1: resultados do sistema especialista para identificação de falhas e tomada de decisão referente ao mês de outubro de 2002

A tabela 6.4-2 apresenta os resultados comparativos das equipes acionadas pelo sistema especialista com os resultados do operador do TPM. Por exemplo: chute entupido, tanto o sistema especialista como o operador acionou corretamente a equipe de manutenção. Para o caso de atuação da detectora de rasgo, o sistema especialista acionou corretamente a equipe de manutenção, porém o operador acionou incorretamente a equipe

de manutenção. Para o transbordo de minério tanto o sistema especialista como o operador acionaram incorretamente a equipe de manutenção, visto que, a falha não foi identificada pelo sistema, porque não havia sensor para esse tipo de falha. O operador só identificou a falha depois de 10 minutos.

	OPERADOR	SE
FALHA	EQUIPE ACIONADA CORRETAMENTE	EQUIPE ACIONADA CORRETAMENTE
Chute entupido	SIM	SIM
Detectoras de rasgo atuada	NÃO	SIM
Transbordo de minério	NÃO	NÃO
Sub velocidade	SIM	SIM
Emergência atuada	SIM	SIM
Desalinhamento	SIM	SIM

Tabela 6.4-2: Resultados comparativo da eficácia do SE para acionamento da equipe de manutenção com o desempenho do operador

A tabela 6.4-3 apresenta também resultados comparativos entre o tempo de identificação do sistema especialista e o operador do TMPM. O tempo de identificação de falha é muito importante para a tomada de decisão. Veja os dados comparativos de tempo do SE com o operador: chute entupido e sub velocidade o operador identificou a falha, porém levou 5 minutos, o SE identificou instantaneamente; a detectora de rasgo, transbordo de minério e desalinhamento o operador levou 10 minutos para identificar, a detectora de rasgo e desalinhamento o sistema identificou instantaneamente, mas a falha do transbordo de minério não foi identificada pelo sistema.

	OPERADOR	SE
FALHA	TEMPO DE IDENTIFICAÇÃO	TEMPO DE IDENTIFICAÇÃO
Chute entupido	5'	Instantâneo
Detectoras de rasgo atuada	10'	Instantâneo
Transbordo de minério	10'	Não identificada
Sub velocidade	5'	Instantâneo
Emergência atuada	5'	Instantâneo
Desalinhamento	10'	Instantâneo

Tabela 6.4-3: Resultados comparativo da eficácia do SE para identificação de falhas com o desempenho do operador

O Sistema Especialista para Identificação de Falhas e Tomada de Decisão apresentou resultados satisfatórios, tomando por base os testes feitos *off line* como plataforma de testes a TR 311-03. De acordo com as ocorrências de falhas reais da TR 311-03, o sistema especialista foi alimentado para medir a eficácia do mesmo e conforme os resultados obtidos o sistema especialista para identificação de falhas e tomada decisão funcionou com um índice de aproveitamento de quase 100% como está representado nas tabelas referenciadas.

A correia transportadora TR 311-03 tem capacidade de movimentar até 8000 toneladas de minério por hora, isso significa que a cada minuto de parada, deixa de ser movimentada 133 toneladas de minério, o custo de uma tonelada movimentada pelo TR 311-03 é de R\$ 24,00. Portanto, um minuto de parada equivale a R\$ 3192,00 a menos.

CAPÍTULO VI

CONCLUSÃO

Equipamentos industriais estão sendo desenvolvidos dentro de técnicas sofisticadas de produção. Porém a operação muitas das vezes é feita em áreas com muitas interferências externas ocasionando várias falhas. Portanto, o sistema produtivo de uma indústria tem que operar com o máximo de eficiência.

O projeto descrito aqui teve como objetivo a elaboração de um sistema com a aplicação de técnicas de *Inteligência Artificial - Sistema Especialista* construído de forma a ter-se um resultado satisfatório para o problema proposto. Com isso, foram criadas as regras baseadas em fatos ocorridos durante a operação do sistema produtivo do Terminal Marítimo Ponta da Madeira - CVRD. Os fatos eram observados e registrados para depois se fazer uma análise mais apurada, para então selecionar as falhas relevantes para o processo produtivo. De posse dessas informações foi proposto o modelo do *Sistema Especialista*. Todas as falhas foram cuidadosamente analisadas para que se pudesse projetar um *Sistema Especialista* eficaz, isto é, com um bom desempenho, pois as regras sendo bem elaboradas de acordo com a realidade operacional prática, o sucesso (objetivo) é mais fácil de ser alcançado.

O modo de operação do SE desenvolvido neste trabalho foi *off-line*, visto que, o ambiente computacional que adquire e mantém os dados necessários para alimentar a base de dados do SE, possui funções operacionais de grande importância para continuidade operacional, possuindo, portanto pouca tolerância a possíveis falhas de sistemas em fase de teste.

O SE da aplicação deste trabalho foi desenvolvido no *ExpertSINTA*. Esta escolha foi feita baseada em fatores que melhores se aplicam no desenvolvimento do SE, como: facilidade de inserção dos dados (*off-line*), visto que, seria impossível o teste de um SE com perdas operacionais, neste primeiro momento, facilidade de operação e melhor compreensão dos resultados.

O *Sistema Especialista para Identificação de Falhas e Tomada de Decisão*, tem por objetivo auxiliar o operador durante a operação do sistema produtivo em equipamentos industriais, tendo como plataforma de teste o TR 311-03 do *Terminal Marítimo de Ponta da Madeira*. Este sistema irá ajudar o operador durante o processo de tomada de decisão.

O *Sistema Especialista para Identificação de Falhas e Tomada de Decisão* está programado para diagnosticar e selecionar as falhas, orientar o operador para tomada de decisão, tanto no sentido de qual equipe de manutenção deverá ser acionada, como também, mostrar uma lista de causa prováveis da ocorrência da falha.

O *Sistema Especialista para Identificação de Falhas e Tomada de Decisão*, nos dá hoje uma disposição maior na resolução de falhas com um ganho no desempenho do sistema operacional produtivo, tomando por base os teste feitos *off line*.

Contribuição

- Desenvolvimento e implementação de um sistema especialista para identificar e selecionar falhas para tomada de decisão em equipamentos industriais, baseado em técnicas de inteligência artificial, que utiliza uma arquitetura de Modelo *Expertise* que compõe o Sistema Especialista para Identificação de Falha e Tomada de Decisão, de acordo com o comportamento dos especialistas humanos, tanto no contexto da organização, quanto da aplicação do conhecimento.
- Modelagem de conhecimento *em CommonKADS*.
- Melhor desempenho no processo produtivo.
- Mais rapidez na solução de falhas.
- Análises mais apuradas das falhas relevantes.
- Interligação ao sistema operacional portuário da CVRD.

- Níveis conceituais com características bem definidas que facilita o entendimento da sua arquitetura
- Robustez na tomada de decisão do operador, mesmo sem ser um *Expert* no assunto, pois a interatividade que o sistema oferece ao operador, através de perguntas de fácil entendimento e objetivas, como também a rapidez do quadro de resultados.
- Aumento no desempenho operacional do sistema produtivo, visto que, as falhas ocorridas são solucionadas com mais rapidez.

Dificuldades

Apesar de termos tido até o momento resultados animadores, não podemos deixar de enfatizar algumas dificuldades e limitação do sistema. Entre elas podemos destacar como as mais difíceis de solucionar:

- Divergência de idéias por parte dos especialistas humanos para resolução de uma mesma falha.
- Algumas limitação do *ExpertSINT*.

Perspectivas Futuras

Como proposta para trabalhos futuros, que possam estender os aspectos aqui tratados, apresenta-se:

- Desenvolvimento e implementação de uma versão do sistema especialista *on-line* para identificação de falhas e tomada de decisão em equipamentos industriais.
- Análise de escolha de rotas operacionais.

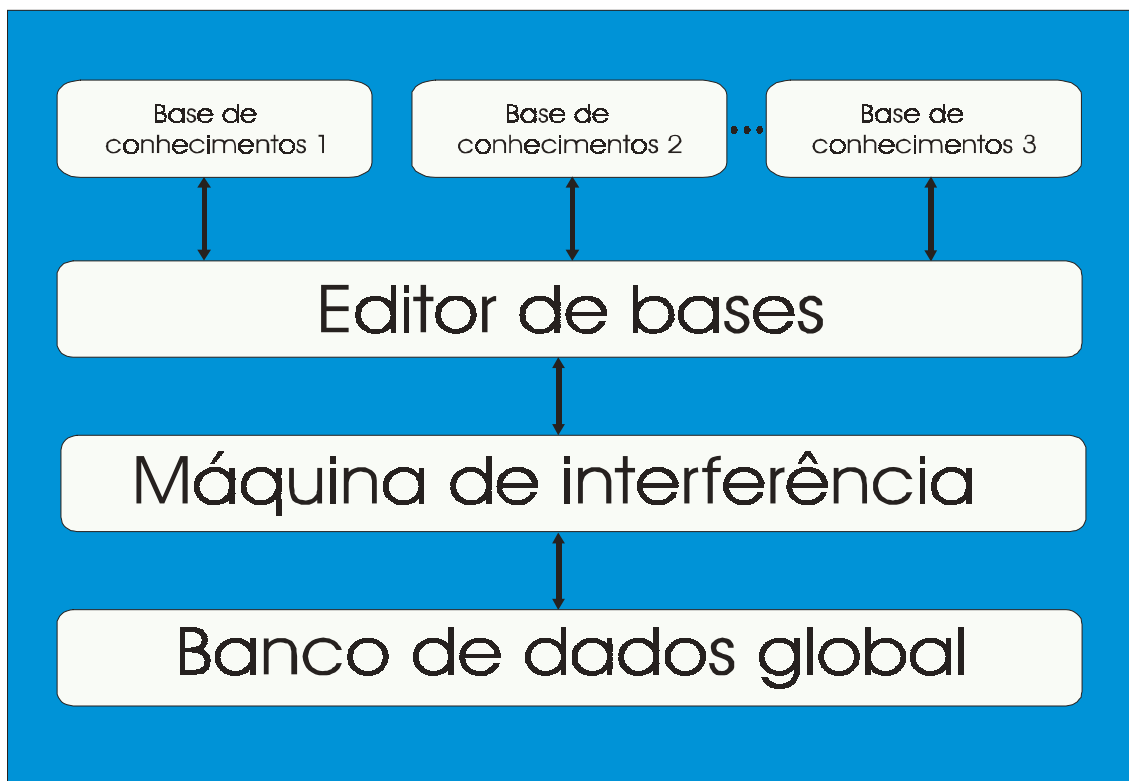
- Redução no consumo de energia elétrica e desgastes de componentes dos equipamentos.

APÊNDICE 1 - EXPERTSINTA

Neste Apêndice é apresentada a arquitetura da plataforma ExpertSinta, tipos e conceitos de conhecimentos utilizados, fator de confiança e variáveis utilizadas na construção de SE.

Arquitetura de Sistema Especialistas no ExpertSINTA

Os sistemas especialistas gerados no *ExpertSINTA* seguem a arquitetura conforme ilustrado na figura abaixo.



Arquitetura de um sistema especialista gerado no Expert SINTA

O objetivo do *ExpertSINTA* é simplificar ao máximo as etapas de criação de um sistema especialista completo. Para tanto, já oferece uma máquina de inferência básica, fundamentada no encadeamento para trás (backward chaining).

O encadeamento para trás destaca-se em problemas nos quais há um grande número de conclusões que podem ser atingidas, mas o número de meios pelos quais elas podem ser alcançadas não é grande e em problemas nos quais não se pode reunir um número aceitável de fatos antes de iniciar-se a busca por respostas. O encadeamento para trás também é mais intuitivo para o desenvolvedor, pois é fundamental a recursão, um meio elegante e racional de programação, para onde a própria programação em lógica se direcionou. Em nenhum momento, porém, deixa-se de reconhecer que o encadeamento para frente (forward chaining) possui vantagens em determinadas ocasiões.

A base de conhecimento é armazenada em diversas estruturas de árvore binária, a própria interface do programa armazena diretamente as regras e demais dados citados nas citadas estruturas, sem recorrer a um analisador sintático (muitas *SHELS* exigem que o usuário digite sua base em um pseud-linguagem, a qual é posteriormente interpretada, quando a máquina de inferência é acionada). As árvores criadas utilizam o paradigma da orientação a objetos, incluindo, principalmente, o conceito de poliformismo, com o qual nós que representam estruturas tão diferentes como uma variável e uma cabeça de regra são tratados por um mesmo método. Como se vê, nem sempre é necessário recorrer a uma linguagem fundamentada em *Lógica* para criação de aplicações de *Inteligência Artificial*.

Conhecimento Não-monotônico

No dia-a-dia, enfrentamos situações que modificam as nossas certezas, o que tínhamos certezas por certo agora estamos convictos que não são mais realidade. Isso porque pensamos em um tipo de *Lógica não-monotônica*, ou seja, podemos receber informações que contrarie as que já possuímos.

Conhecimento Monotônico

No tratamento tradicional de informações da *Inteligência Artificial*, o conhecimento monotônico, ou seja, aquele que ao acrescentarmos novas informações nunca fica contraditório, inconsistente, é o comumente usado. O *Expert SINTA* trata o conhecimento de forma essencialmente monotônica.

Conhecimento declarativo

Quando uma pessoa tem conhecimento de algum fato, certamente ela poderá extrair tudo o que souber sobre aquele fato quando bem entender. Porém, na *Inteligência Artificial*, existe um problema a mais quanto ao uso do conhecimento.

Supõe-se que o conhecimento por si só já é o suficiente para a resolução de problemas. Essa é a idéia por trás do conhecimento declarativo: não há preocupações quanto ao seu uso, somente quanto à sua posse e especificação, e ela já garantirá o alcance dos objetivos desejados.

Conhecimento Procedural

Porém, a realidade é bem mais problemática. Um computador não é capaz de decidir qual a próxima informação que ele utilizará para o desenvolvimento de uma atividade. Faltam às máquinas um modo menos metódico e linear de ação. É necessário que especifiquemos uma estratégia de uso do seu “saber”. Mas, qual é o problema, quando a máquina possui o potencial necessário? Vejamos um exemplo:

Todos nós sabemos calcular o fatorial de um número. O fatorial de zero é um, e o fatorial dos demais números positivos é simplesmente ele multiplicado pelo fatorial do seu antecessor (como quando dizemos que o fatorial de 5 é 5 vezes o fatorial de 4). Ao colocarmos essa representação no computador, podemos representar simbolicamente por

$$\text{Fatorial}(n) = n \times \text{Fatorial}(n - 1)$$

Ah, e é claro: $\text{Fatorial}(0) = 1$

O conhecimento está aí: agora devemos ditar ao computador o meio pelo qual ele utilizará tais afirmativas. Uma estratégia bastante comum é simplesmente percorrer as informações na ordem: inicialmente, a primeira; depois, se necessário a seguinte, e assim vai. Mas, se desejarmos calcular o prosaico fatorial de 2? Para a máquina, $\text{fatorial}(2) = 2 \times \text{fatorial}(1)$. E quanto é o fatorial de 1? Nesse caso, devemos voltar à primeira informação de como se calcula o fatorial, $\text{Fatorial}(n) = n \times \text{Fatorial}(n - 1)$. Assim chegamos que $\text{fatorial}(1)$ é 1 vezes fatorial de zero. E o fatorial de zero? Observe que, como temos um mecanismo fixo de extração de dados, não podemos avaliar a segunda informação enquanto não terminarmos a primeira. Assim, simplesmente o computador calcularia que o fatorial de zero é zero vezes o fatorial de menos um! E continuaria eternamente com essa regra.

Esse tipo de conhecimento que depende de uma regra de extração chamamos de conhecimento procedural. Nota-se que, se simplesmente invertêssemos a ordem das informações, chegaríamos a um resultado (sempre antes de calcular um fatorial de um número, a máquina verificaria se esse número é zero)! Por isso, o uso do conhecimento é uma questão maior que simplesmente uma descrição do saber.

Fator de Confiança

Sabemos que o conhecimento humano não é determinístico. Não há especialista que sempre se encontre em condições de afirmar determinada conclusão com certeza absoluta. Graus de confiança são freqüentemente atribuídos às suas respostas, principalmente quando existe mais de uma. Este, sem dúvida é um dos mais fortes pontos críticos na elaboração de uma representação computacional do saber humano.

Veja a dificuldade em representar a confiabilidade das informações:

- Especialistas humanos não se sentem confortáveis em pensar em termos de probabilidade. Suas estimativas não precisam corresponder àquelas definidas matematicamente.

- Tratamentos rigorosamente matemáticos de probabilidade utilizam informações nem sempre disponíveis ou simplificações que não são claramente justificáveis em aplicações práticas.

Existem duas correntes de pensamento:

- Aquelas que utiliza fórmulas estatísticas rigorosas
- Aquelas que utiliza uma abordagem sobre os fatores de certeza, ou seja, mais generalizada e sem uma base matemática forte.

O *Expert SINTA* utiliza atualmente uma abordagem não-estatística, mas baseada na teoria dos conjuntos.

Como se atribuem *fatores de confiança* na presente versão do *Expert SINTA*

- Caso 1: quando se quer saber o valor final atribuído às variáveis na conclusão de uma regra.
- Caso 2: cálculo do grau de confiança com operador E.
- Caso 3: cálculo do grau de confiança com o operador OU.
- Caso 4: quando uma variável recebe duas vezes o mesmo valor em pontos diferentes da consulta.

O sistema admite 50% como valor mínimo de confiança para que uma igualdade seja considerada verdadeira, mas esse valor pode ser mudado. O intervalo de grau de confiança varia de 0 a 100.

O operador E tem precedência sobre o OU.

Variáveis Univaloradas e Multivalorada

Uma única variável pode receber vários valores em única consulta ao sistema. Portanto, é importante saber lidar com variáveis que podem ter apenas uma instanciación (univalorada) ou múltiplas (multivaloradas).

Quando a máquina de inferência está procurando instanciações para uma variável univalorada, ela irá procurar até encontrar um valor ou esgotar todas as possibilidades da base de conhecimento. Se por algum motivo, durante a busca de uma outra variável, uma variável univalorada receber um valor quando já possuía outro, esse valor antigo será descartado e o novo valor vigorará.

A busca de valores para variáveis multivaloradas prossegue até que toda base de conhecimento seja explorada. Os valores permanecem acumulados. É preciso ter cuidado com contradições presente na base, pois o *Expert SINTA*, na presente versão, não faz verificação de inconsistência lógicas.

Denomina-se os conseqüentes de uma regra como as *cabeças* e os antecedentes, *caudas*. Esta notação é proveniente da linguagem *PROLOG*, na qual as conclusões encabeçam as cláusulas.

Para se projetar utilizando o conhecimento que cria bases utilizando o *Expert SINTA*, o seguinte critério para definições de assertivas deve ser seguido:

- (1) A estrutura de cada cauda (premissa) deve obedecer ao seguinte modelo:

CONECTIVO	ATRIBUTO	OPERADOR	VALOR
-----------	----------	----------	-------

- (2) A estrutura de cada cabeça (conclusão) deve obedecer ao seguinte modelo:

ATRIBUTO	=	VALOR	CNF
----------	---	-------	-----

BIBLIOGRAFIA

- [1] BRATKO, Ivan, *PRPLOG Programing for Artificial Intelligence*, Addison-Wesley Puc Co, 2000.
- [2] CLOCKSIN, W.F., and Mellish, C. S., *Programming in Prolog*, Springer Verlag, 1994.
- [3] DURKIN, J., *Expert Systems: Desing and Development*, Pentice Hall, 1998.
- [4] FEIGENBAUM, E.A., Barr, A., Cohen, P.R., *The Handbook of Artificial Intelligence*, vol. 1 to 4, Addison Wesley Publishing Company, 1982.
- [5] HODGES, Andrew, *Alan Turing: The Enigma*, Walker & Co, 2000.
- [6] HOP GOOD, A. A., *Knowledge-Based Systems for Engineers and Scientists*, CRC Press, 1993.
- [7] ISRAEL, D. J., “*The Role of Logic in Knowledge Representation*”, IEEE Computer, 1983.
- [8] LEVINE, Robert I., Drang, Diane E. and Edelson, Barry, *A Comprehensive Guide to AI and Expert Systems*, McGraw-Hill, Inc., 1986.
- [9] LIFSCITZ, Vladimir, and McCarthy, John, *Formalizing Common Sense: Papers by john McCarthy*, Book News, Inc., 1998.
- [10] MATSUMOTO, K., Sakaguchi, T., Kafka, R. J., Adibi, M., M., *Knowledge Based Systems as Operational Aids in Power System Restoration*, Proceeding of IEEE, vol. 80, Nr. 5, 1992
- [11] MINSKY, Marvin L., *A Framework for representing Knowledge*, The Psycology of Computer Vision, P. Winston (Ed.), McGraw-Hill, Inc., 1975.
- [12] MINSKY, Marvin L., *The Society of Mind*, Simon & Shuster, 1988.

- [13] NAGAO, M., “*Knowledge and Interference*”, Academic Press Inc., 1990
- [14] NILSON, N. J., *Principles of Artificial Intelligence*, Morgan Kaufmann Publishers, 1986.
- [15] POHL, L., *Bi-directional Search*, in Machine Intelligence 6. B. Meltzer & D. Michie (Eds.), American Elsevier, New York, 1971.
- [16] RICH, Elaine, *Artificial Intelligence*, McGraw-Hill, 1990.
- [17] SCHALKOFF, Robert J., *Artificial Intelligence: An Engineering Approach*, McGraw-Hill, Inc., 1990.
- [18] SCHILDT, Herbert C., *Completo e Total*, Makron Books, 3ª edição, 1997.
- [19] SIMON, Hebert A., *The Sciences of the artificial*, MIT Press, 1996.
- [20] STRATHERN, Paul, *Turing and the Computer (The Big Idea)*, Anchor Books, 1999.
- [21] TANIMOTO, Steven L., *The Elements of Artificial Intelligence Using LISP*, W H Freeman & Co, 1995.
- [22] WATERMAN, Donald A., *A Guide to Expert System*, Addison-Wesley Publishing Company, 1986.
- [23] WINSTON, Patric. H., *Intelligence artificial*, Livros Técnicos e científicos LTDA, 1988.
- [24] WINSTON, Patric H., Horn, Berthold K. P., *LISP*, Addison-Wesley Pub Co, 1988.
- [25] MONTENEGRO, Alexandre Coelho, *Um Sistema Modular de Diagnóstico em Tempo Real de Causas de Desligamentos em Sistemas Elétricos de Potências*. Dissertação de Mestrado, Universidade federal do Maranhão, 2001.
- [26] BOOSE, J. H., *A Survery of Knowledge Acquisition Tecniches. Knowledge Acquisition (1)* 1989.

- [27] FALVIN, M. *Fundamental Concepts of de Information modeling*. New York. Yordon Press, 1981.
- [28] HARMON, P. and KING D., Tradução A. F. Carpiteiro. *Sistemas Especialistas*. Rio de Janeiro: Campus, 1988.
- [29] RUSSEL, S. J. and NORVIG, P., *Artificial Intelligence: a modern approach*. Prentice Hall, 1995.
- [30] STEELS, L., Schereiber, G. and VELDE W. Van De (Editors). A Future for Knowledge Acquisition. In proceedings of the VIII European Workshop On Knowledge Acquisition for Knowledge-Based Systems (EKAW-94). Springer-Verlag Publishier. Hoegaarden. Belgium. September 1994.
- [31] BOOSE, J. A *Knowledge Acquisition Program for Expertise Systems Based On Personal Construct Psychology*. Int. J. Of Man-machine studies, 1985.
- [32] FEIGENBAUN, E. et all. *On Generality and Problem Solving: a case study using the dendral program*. *Machine Intelligence*, 1971. B. Laurel. *The art of human-computer interface desing*. Adisson-Wesley. New York, 1990.
- [33] FERREIRA, J. S. *Concepção de um Ambiente Multi-Agentes de Ensino Inteligente Integrado do Paradigma de Aprendizagem Cooperativa*. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal do maranhão, 1998.
- [34] MELO, José Joaquin de Sousa, *Sistema Especialista para Tomada de Decisão em Traumatismo Raquimedular*. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal do maranhão, 1999
- [35] RUSSEL, Stuart, Norvig, Peter. *Artificial Intelligence A Modern Approach.*, Prentice-Hall, Inc. A Simon & Schuster Company Upper Saddle River, New Jersey 1995.
- [36] IGNIZIO, James P. *Introduction to Expert Systems, The Development and Implemtation of Rulu-Based Expert Systems.*, McGraw-hill, 1991.

- [37] SILVA, Jaciara Januario *Arquitetura Baseada em Agentes e Modelagem do Usuário para Construção de Bibliotecas Virtuais Inteligentes*. Dissertação de Mestrado. UFMA. São Luís, Brasil. 2000.
- [38] LABIDI, Sofiane *Linguagens e Ferramentas para IA, Parte I. Programação Funcional: A Linguagem Lisp “The Programmable Programming Language”*. 2001.
- [39] Pham, D. T., Pham, P. T. N. *Artificial Intelligence in Engineering (paper, Knowledge-Based Manufacturing Centre, Systems Engineering Division, School of Engineering. University of Wales*. 1998.
- [40] CLARET, Martin. *A Essência da Intuição*. São Paulo SP, Editora Martin Claret 1997.
- [41] ABEL, Mara. *Um Estudo sobre Raciocínio Baseado em Casos*. Trabalho Individual (Pós-Graduação em Ciência da Computação). UFRGS. 1996. Disponível por FTP em <ftp://caracol.inf.ufrgs.br/pub/inf.ufrgs/sisinf/cbrti.ps.Z>.
- [42] DAMÁSIO, António R. *O Erro de Descartes : Emoção, Razão e o Cérebro Humano*. São Paulo: Companhia das Letras, 1996.
- [43] GANASCIA, Jean-Gabriel. *A Inteligência Artificial*. Lisboa. Instituto Piaget. 1993.
- [44] GOLEMAN, Daniel. *Inteligência Emocional – A Teoria Revolucionária que Redefine o que é ser Inteligente*. Rio de Janeiro. Editora Objetiva Ltda. 1995.
- [45] JACKER, Corinne. *O Homem, a Memória e a Máquina*. Rio de Janeiro: Companhia Editora Forense, 1970.
- [46] LÉVY, Pierre. *As Tecnologias da Inteligência*. São Paulo: Editora 34 Ltda., 1993.
- [47] LIMA, Cynthia Moreira. *Introdução à Inteligência Artificial*. [48] VERGARA, Walter Hernández. *Simulação Cognitiva da Tomada de Decisão em Situações Complexas: Modelagem do Raciocínio Humano por Meio de Casos*. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção). UFSC. 1995.

- [49] TEIVE, Raimundo Celeste Ghizoni. *Planejamento da Expansão da Transmissão de Sistemas de Energia Elétrica Utilizando Sistemas Especialistas*. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção).UFSC. 1997.
- [50] MCGRW, K. L. and Seale, M. R. *Multiple Knowledge Acquisition Methodology: MEKAM*. In III Australian Conference on Expert Systems. 1987
- [51] MOORE, C. J. and Miles, J.C. *Knowledge Elicitation using more than one Expert to Cover the Same Domain*. Artificial Intelligence Review. 1991.
- [52] WIELINGA, B. J.; VELDE, W. Van De; SCHEREIDER, G. and Akkermans, H. *Expertise model Definition Document*. Technical. University of Amsterdam. Deliverable Id. Kads_Ii/M2/Uva/026/1.1. May 24,1993
- [53] BREUKER, J. and VAN DE VELDE, W. CommonKADS Library for Expertise Modeling, 1994.