

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ADMINISTRAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO**

**Representação de conhecimentos para instrução centrada em modelos em ambientes
complexos de aprendizagem**

por

Tatiano Pianezzola

Porto Alegre

2007

Tatiano Pianezzola

ADMINISTRAÇÃO

Dissertação de Mestrado, apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Administração da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, como requisito para a obtenção do título de Mestre em Administração.

Orientador: Prof. Dr. Eduardo Ribas Santos

Porto Alegre

2007

Dados internacionais de Catalogação na Publicação (CPI)

P581r Pianezzola, Tatiano

Representação de conhecimentos para instrução centrada em modelos em ambientes complexos de aprendizagem / Tatiano Pianezzola. – 2007.

73 f.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Escola de Administração, Programa de Pós-Graduação em Administração, 2007.

“Orientador: Prof. Dr. Eduardo Ribas Santos”.

1. Sistemas de informação. 2. Tecnologia da informação. 3. Inteligência artificial. 4. Informática na educação – Ambiente de aprendizagem. I. Título.

CDU 681.3

Ficha elaborada pela Biblioteca da Escola de Administração – UFRGS

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL

REITOR

José Carlos Ferraz Hennemann

VICE-REITOR

Pedro Cezar Dutra Fonseca

DIRETOR DA ESCOLA DE ADMINISTRAÇÃO

Antônio Domingos Padula

VICE-DIRETOR DA ESCOLA DE ADMINISTRAÇÃO

Norberto Hoppen

CHEFE DA BIBLIOTECA SETORIAL DA ESCOLA DE ADMINISTRAÇÃO

Tânia Marisa de Abreu Fraga

Elaboração:

Ana Maria Mattos

Mônica Fonseca Soares

Tânia Marisa de Abreu Fraga

Editoração:

Carla Rodrigues Duarte

Renata Castro Rodrigues

AGRADECIMENTOS

Gostaria de externar meus sinceros agradecimentos, em primeiro lugar, ao meu orientador Prof. Dr. Eduardo Ribas Santos pela orientação, discussão, paciência, incentivo e, sobretudo pela dedicação com que se envolveu na condução desta pesquisa.

Agradecimento especial ao Prof. Dr. Dante Barone do Instituto de Informática da UFRGS, ao Prof. Dr. João Luiz Becker da Escola de Administração da UFRGS e ao Prof. Dr. Dênis Borenstein da Escola de Administração da UFRGS pela participação da banca examinadora.

Devo agradecer também aos colegas de Mestrado, especialmente ao Marcos Feier Froes pelas discussões e divagações sobre o trabalho, e ao Mauricio Mondadori, pelas pesquisas realizadas na área de ambientes complexos de aprendizagem.

Também agradeço aos demais colegas do mestrado com quem tive proveitosas discussões durante a execução deste trabalho. Não esquecendo os doutorandos Luciano e Marco por repasse de suas experiências. Um agradecimento especial a minha esposa Fernanda por ter sido muito companheira e compreensiva durante a execução deste trabalho.

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	10
1.1. QUESTÃO DE PESQUISA	12
1.2. OBJETIVOS	12
1.2.1. <i>Objetivo Geral</i>	12
1.2.2. <i>Objetivos Específicos</i>	12
2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	13
2.1 SISTEMAS TUTORES INTELIGENTES	14
2.1.1 <i>STI em uma Abordagem Tradicional</i>	15
2.1.1.1 <i>Módulo Tutor</i>	16
2.1.1.2 <i>Módulo do Aluno</i>	17
2.1.1.3 <i>Módulo Especialista</i>	17
2.1.1.4 <i>Módulo de Interface ou de Comunicação</i>	18
2.1.2 <i>STI em uma Abordagem por Agentes</i>	18
2.2 ABORDAGENS CORRENTES PARA A MODELAGEM DOS CONHECIMENTOS	20
2.2.1 <i>Raciocínio Baseado em Casos</i>	21
2.2.2 <i>Raciocínio Baseado em Regras</i>	21
2.2.3 <i>Tarefas Genéricas</i>	23
2.2.4 <i>Redes de Bayes</i>	24
2.2.5 <i>Lógica Difusa (Fuzzy Logic)</i>	27
2.3 CONSTRUTIVISMO E INSTRUÇÃO CENTRADA EM MODELOS	28
2.4 MÉTODOS PARA SOLUÇÃO DE PROBLEMAS	31
2.5 CONSIDERAÇÕES GERAIS	37
3. DESENVOLVIMENTO DA PESQUISA	39
4. UMA PROPOSTA PARA MODELAGEM DO CONHECIMENTO	43
5. SISTEMA PROPOSTO PARA A REPRESENTAÇÃO DOS CONHECIMENTOS	48
6. CONCLUSÕES	65
8. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	66
APÊNDICE A	70

RESUMO

A utilização de técnicas de Inteligência Artificial tem sido largamente empregada na educação, especialmente para o desenvolvimento de sistemas tutores inteligentes. Estes sistemas têm, entretanto, sido objeto de crítica pela parte dos pedagogos por não se enquadrarem na orientação construtivista. Nesta pesquisa parte-se deste aspecto fundamental em busca de uma formulação para o problema da representação dos conhecimentos no âmbito dos ambientes complexos de aprendizagem. Propõe-se uma estrutura para a representação de conhecimentos baseada em modelos de sistemas, desenvolvida no programa E-BIACS. Um exemplo ilustra o processo de aprendizagem baseado na estrutura proposta, que compreende a elucidação progressiva do problema através da confrontação de conhecimentos pessoais com conhecimentos teóricos e técnicos. A abordagem desenvolvida tem como objetivo a construção de ambientes efetivos de aprendizagem.

ABSTRACT

Artificial Intelligence has been widely applied on learning systems development. However, intelligent tutoring systems have been object of criticism due to difficulties encountered in satisfying constructivism principles. It is due to the current fact that in such systems the learning strategies are previously programmed. In this research a system for knowledge representation is presented. The system leads to digital learning systems where strategies for the learning process are not emphasized. To the student, it is offered the opportunity to explore multi-level problem contexts, confronting personal experiences with theoretical knowledge in a progressive elicitation process. The proposed framework aims to facilitate construction of effective complex learning environments.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Arquitetura tradicional de um STI (BRUSILOVSKY, 1994).	15
Figura 2 – Arquitetura multiagentes do STI (SELF, 1999).....	19
Figura 3 – Arquitetura do Bits (BUTZ et al., 2004).....	25
Figura 4– DAG para o comando For-Loop (BUTZ et al., 2004).	26
Figura 5 – Estrutura de Inferência no método de classificação heurística (CLANCEY, 1985).	31
Figura 6 - Diagnóstico Sistemático: um exemplo para diagnóstico de falhas mecânicas em automóveis (GARDNER et al., 1998).	33
Figura 7 - Diagnóstico Sistemático: um exemplo para diagnóstico médico (GARDNER et al., 1998).	34
Figura 8 - Raciocínio de diagnóstico baseado em um método para solução para problemas (SCHREIBER et al.,1999).	35
Figura 9 - Esquema de domínio típico de um método para solução de problemas de Diagnóstico (SCHREIBER et al. ,1999).	36
Figura 10 - A relação entre conhecimento de domínio e conhecimento de inferência (SCHREIBER et al. ,1999).....	37
Figura 11 - Passos para construção de ambiente de aprendizagem dentro do contexto de <i>design</i> instrucional (ACHTENHAGEN, 2001).	39
Figura 12 - Processo de modelagem da realidade para propósitos instrucionais (ACHTENHAGEN, 2001)	40
Figura 13 - Resumo do processo de desenvolvimento da pesquisa.	42
Figura 14 – Abordagem proposta para a representação de conhecimentos centrada em modelos.	45
Figura 15 - Representação e definição dos conhecimentos no E-BIACS.	48
Figura 16 - Diagnóstico e simulação no E-BIACS.	49
Figura 17 - Modelo de dados no E-BIACS.	50
Figura 18 – Exemplo do compressor baseado na abordagem proposta para a representação de conhecimentos centrada em modelos – cenário 1.....	51
Figura 19 - Exemplo do compressor – cenário 2.....	53
Figura 20 - Representação hierárquica do sistema no E-BIACS.....	54
Figura 21 – E-BIACS: modelagem de um subsistema.	55
Figura 22 – E-BIACS: características de cada subsistema em estado normal.	56
Figura 23 - E-BIACS: modelagem de um comportamento normal.	56
Figura 24 - Representação da deterioração de um estado do sistema no E-BIACS.....	57
Figura 25 - E-BIACS: modelagem de um desvio de comportamento.	58
Figura 26 - E-BIACS: associações entre desvios de comportamento.	59
Figura 27 - E-BIACS: modelagem das associações entre desvios de comportamento.	59
Figura 28 – E-BIACS: parâmetros de projeto de um subsistema em estado normal.	60
Figura 29 – E-BIACS: modelagem de um parâmetro de projeto.	61
Figura 30 – E-BIACS: falhas associadas a um parâmetro de projeto.....	62
Figura 31 – E-BIACS: modelagem de uma falha.....	62
Figura 32 - E-BIACS: diagnóstico.....	63
Figura 33 - E-BIACS: simulação.....	64

1. INTRODUÇÃO

Com o acelerado crescimento do poder de processamento dos computadores e o avanço das tecnologias de comunicação, cada vez mais pesquisadores estão direcionando seus esforços na tentativa de usar inteligência artificial para desenvolver sistemas educacionais auxiliados por computador.

A utilização de técnicas de Inteligência Artificial tem aparecido com uma forte tendência para todos os tipos de projetos de software, especialmente no que concerne aos softwares educacionais (VICCARI e GIRAFFA, 1996). Nas duas últimas décadas, os chamados Sistemas Tutores Inteligentes (STI) têm-se apresentado como promissoras ferramentas de apoio ao processo de aprendizagem. Dentre os sistemas projetados poucos, entretanto, tiveram um desenvolvimento prosseguido. Apontam-se na literatura duas razões principais. Uma está relacionada ao fato de que o desenvolvimento de um STI é difícil, demorado e custoso (EL-SHEIKH e STICKLEN, 2002). A segunda refere-se à carência de um STI genérico, onde os seus componentes possam ser re-utilizados para diferentes bases de conhecimento (MURRAY, 1999; BRUSILOVSKY, 1994; CLANCEY e JOERGER, 1988). Por outro lado, embora uma alta interatividade entre alunos, tutores e professores seja encontrada nestes sistemas, alega-se a falta de uma metodologia abrangente para a tutoria inteligente virtual (LIMA, 2001).

Alguns sistemas tutores inteligentes inserem-se nos chamados ambientes complexos de aprendizagem, que têm suas origens nos campos da psicologia cognitiva e do design instrucional. Estes ambientes têm em comum a organização de temas de aprendizado inter-relacionados geralmente através de um problema a ser resolvido ou meta a ser atingida, o emprego de tecnologia multimídia e o foco no estudante, onde este assume um papel ativo no aprendizado (PELLEGRINO, 2004; ACHTENHAGEN, 2001). Os ambientes de aprendizagem suportados pela tecnologia procuram simular alguns aspectos do ambiente natural, de maneira que o aprendizado ocorra de maneira “autêntica”, envolvendo os estudantes em atividades que tenham alguma conexão com problemas que existam no mundo “real” (WINN, 2002). Este movimento tem por base o surgimento de novas abordagens pedagógicas baseadas no construtivismo.

É neste contexto que as principais questões citadas, relacionadas aos problemas no desenvolvimento de sistemas tutores inteligentes, assumem especial relevância. A questão comum, e que aparentemente permeia todas as abordagens para a tutoria inteligente nos

ambientes complexos de aprendizagem, está diretamente relacionada ao paradigma pedagógico vigente, ou seja, o paradigma construtivista. Conforme Akhras e Self (2002), em uma perspectiva construtivista, qualquer estratégia instrucional pré-estabelecida não seria autorizada. Deduz-se naturalmente que é no aluno, portanto, que devem estar presentes os processos que envolvem a lide com o material de aprendizagem, e não em qualquer tipo de tutor externo.

Neste trabalho de pesquisa parte-se destes aspectos fundamentais para a busca de uma formulação para o problema da representação dos conhecimentos no âmbito dos ambientes complexos de aprendizagem. Acredita-se que os problemas relacionados ao custo de desenvolvimento estejam estreitamente ligados ao problema de modularidade e re-usabilidade e que estes, por sua vez, dependam fundamentalmente da perspectiva em que abordamos a função do tutor no processo instrucional. A questão metodológica emerge, assim, naturalmente, e compreende decisões a respeito de qual papel atribuir ao tutor em função da abordagem para a representação do conhecimento, de maneira a favorecer o aluno nos seus processos para uma aprendizagem efetiva.

De especial relevância é, portanto, o formalismo para a armazenagem e recuperação dos conhecimentos. O modelo que os contém deve facilitar a exploração dos fatos relacionados à realidade do problema objeto da aprendizagem. Deve também levar o aluno à elucidação de hipóteses que expliquem os fatos, plausivelmente. Em decorrência, o formalismo no qual é desenvolvido o modelo deve permitir a associação contextualizada de documentos que dêem suporte para que o aluno, em seus processos mentais, possa introduzir-se nos aspectos formais relacionados ao domínio dos conhecimentos que estão em jogo.

Este trabalho é parte de um esforço conjunto buscando a aplicação efetiva da tecnologia no ensino superior em Administração e foi desenvolvido de forma paralela e, ao mesmo tempo, complementar ao trabalho “Sistema para construção de ambientes de aprendizagem com instrução centrada em modelos”, do colega Marcos Feier Fróes.

No próximo capítulo é apresentada uma revisão bibliográfica relacionada às abordagens convencionais empregadas no projeto de sistemas tutores inteligentes, seguida de uma introdução ao paradigma construtivista e à instrução centrada em modelos. Segue-se uma síntese dos métodos para solução de problemas, onde o emprego de modelos de sistemas para a generalização do raciocínio de inferência é enfatizado. No capítulo 3 é apresentado o desenvolvimento da pesquisa. O capítulo 4 inclui a proposta de uma estrutura geral de entidades para a modelagem de conhecimentos para uso em ambientes com instrução centrada

em modelos de sistemas. No capítulo 5 o programa E-BIACS para representação dos conhecimentos é apresentado.

1.1. QUESTÃO DE PESQUISA

Dentro do contexto apresentado, a pesquisa proposta compreende a elaboração de uma resposta para a questão de como modelar o conhecimento em conformidade com os requisitos de modularidade, expansão, re-usabilidade e generalidade em ambientes (construtivistas) complexos de aprendizagem.

1.2. OBJETIVOS

De modo a responder a questão proposta na pesquisa, foram estabelecidos o objetivo geral e os objetivos específicos, que são mostrados abaixo.

1.2.1. Objetivo Geral

O objetivo geral do trabalho compreende a definição de um modelo para a representação de conhecimentos, de forma que um usuário sirva-se dos mesmos para seu aprendizado em um ambiente complexo de aprendizagem. Entende-se por ambiente complexo de aprendizagem aquele definido a partir do conjunto de requisitos identificados em Mondadori (2005).

1.2.2. Objetivos Específicos

Os objetivos específicos do trabalho são:

- Verificar o estado da arte, no que diz respeito à utilização de sistemas educacionais com auxílio do computador, assim como os fatores pedagógicos que devem existir em um sistema educacional para ambientes complexos de aprendizagem.
- Elaborar um modelo em ambiente computacional para a representação de conhecimentos.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Os ambientes de ensino e de aprendizagem mediados por computador constituem atualmente um meio promissor de apoio ao processo educacional. A utilização da tecnologia tem sido amplamente adotada neste contexto (SANTOS, 2003). Adequar os meios tradicionais de ensino ao uso destas tecnologias é uma tarefa árdua e tem sido tema de estudo para muitos pesquisadores da área educacional e de tecnologia (ZAINA, 2004). Reconhece-se que, para se obter sucesso no processo de aprendizagem, é preciso associar a tecnologia às metodologias pedagógicas de maneira a construir um ambiente propício para o aprendizado. Dentre os ambientes de ensino e de aprendizagem com auxílio do computador destacam-se os Sistemas Tutores Inteligentes.

Alguns sistemas tutores inteligentes inserem-se nos chamados ambientes complexos de aprendizagem, que têm suas origens nos campos da psicologia cognitiva e do design instrucional (MONDADORI e SANTOS, 2006). Estes ambientes têm em comum a organização de temas de aprendizado inter-relacionados geralmente através de um problema a ser resolvido ou meta a ser atingida, o emprego de tecnologia multimídia e o foco no estudante, onde este assume um papel ativo no aprendizado (PELLEGRINO, 2004; ACHTENHAGEN, 2001). Os ambientes de aprendizagem suportados pela tecnologia procuram simular alguns aspectos do ambiente natural, de maneira que o aprendizado ocorra de maneira “autêntica”, envolvendo os estudantes em atividades que tenham alguma conexão com problemas que existam no mundo “real” (WINN, 2002). Este movimento tem por base o surgimento de novas abordagens pedagógicas baseadas no construtivismo.

Um dos aspectos de maior relevância nos ambientes complexos de aprendizagem refere-se à presença de um problema que o aluno reconheça como pertencente à sua realidade. Os processos de aprendizagem devem ocorrer no contexto do problema, e com autenticidade. Assim, em um ambiente com tutoria inteligente, a questão relacionada à modelagem da realidade na qual se insere o problema é de fundamental importância, pois é a partir da interação com esta que o aluno poderá desenvolver seus processos mentais rumo aos objetivos pedagógicos. Ainda, os elementos, ou entidades, utilizados para a modelagem do problema, devem permitir a associação de material didático que possa ser recuperado em consonância com o desenrolar das situações problemáticas a serem vivenciadas pelo aluno.

Abordam-se nesta revisão de bibliografia quatro tópicos relacionados ao problema. Primeiramente, as arquiteturas correntes para os Sistemas Tutores Inteligentes são

apresentadas. A seguir abordam-se os formalismos encontrados na literatura a partir dos quais as bases de conhecimento nestes sistemas têm sido desenvolvidas. Segue-se uma crítica aos formalismos correntemente empregados, realizada à luz das abordagens construtivistas para os ambientes de aprendizagem. Finalmente, apresenta-se uma abordagem para a construção de bases de conhecimentos que, em função das limitações elucidadas, constitui importante contribuição para a obtenção de sistemas flexíveis.

2.1 SISTEMAS TUTORES INTELIGENTES

Sistemas Tutores Inteligentes (STI) são sistemas que utilizam o computador para aquisição, transmissão e disseminação do conhecimento, adotando técnicas computacionais e princípios da psicologia cognitiva. Na literatura encontramos inúmeras definições de STI. Abaixo são apresentadas algumas definições:

“... é uma evolução de sistemas CAI (*Computer-Assisted Instruction*), aperfeiçoados através do emprego de técnicas de Inteligência Artificial (IA). Visam auxiliar o processo de aprendizagem através de um tutor artificial. Este último deve se adaptar ao aprendiz, contrapondo os métodos tradicionais” (MARIETTO, 2004).

“... são sistemas de aprendizado baseados em computador compostos por uma base de conhecimentos, um componente para conteúdo instrucional, um conjunto de estratégias de aprendizado, e equipados com um mecanismo para inferências sobre o conhecimento do aluno” (MURRAY, 1998).

“... são sistemas instrucionais baseados em computador que buscam determinar o status do conhecimento do aluno, utilizando esta informação para adaptar dinamicamente a melhor instrução em função das necessidades do mesmo” (WENGER, 1987).

“... são programas que, interagindo com o aluno, modificam suas bases de conhecimentos, percebem as intervenções do aluno, e aprendem e adaptam as estratégias de ensino de acordo com o desenrolar do diálogo com o aluno. Para ser inteligente, um tutor deve ser flexível, isto é, deve ter a capacidade de aprender com o meio ambiente e de atualizar seu conhecimento” (VICCARI E GIRAFFA, 1996).

STIs podem ser construídos sob duas perspectivas. Na perspectiva modular, também chamada de abordagem tradicional, a arquitetura do sistema é centrada em uma composição de elementos com função dedicada que implementam os procedimentos necessários ao processo instrucional. Na abordagem por agentes, a arquitetura modular é

substituída por uma sociedade de agentes que trabalham de forma cooperativa. Nesta abordagem, os procedimentos instrucionais são aplicados a partir de contextos que se definem no processo de interação entre os agentes.

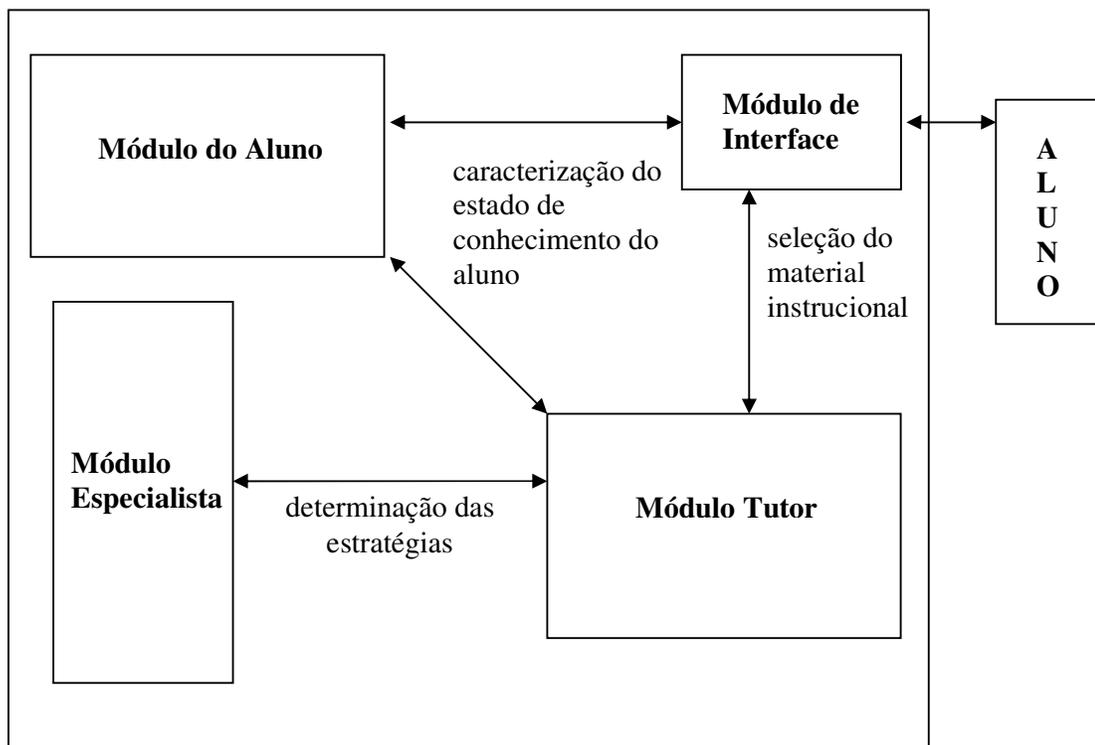


Figura 1 – Arquitetura tradicional de um STI (BRUSILOVSKY, 1994).

2.1.1 STI em uma Abordagem Tradicional

A arquitetura de um STI, conforme a abordagem tradicional, compreende as relações entre quatro componentes principais: um módulo do aluno, um módulo tutor ou de controle, um módulo especialista e um módulo de interface ou de comunicação (MURRAY, 1999). O módulo do aluno tem como principal função monitorar as ações efetuadas pelo aluno no sistema, inferindo o estado de conhecimento do aluno. Este módulo encarrega-se, portanto, de diagnosticar o conhecimento e as habilidades cognitivas do aluno em um dado momento, em função do material didático manipulado (BRUSILOVSKY, 1994). O módulo tutor ou de controle tem como principal função disponibilizar o conteúdo para o processo de aprendizagem, baseando-se na interpretação do estado de conhecimento do aluno em um dado momento (VICCARI E GIRAFFA, 1996). Outra função deste módulo é a de monitorar o

aluno, apresentando ao mesmo diversas informações relacionadas às suas ações. Essencialmente, o módulo tutor gerencia todas as transações relacionadas à operacionalização do conhecimento pedagógico instrucional (LIMA, 2001). No módulo especialista, por outro lado, está armazenada a base de conhecimentos (do especialista), que contém as relações entre os conteúdos pertinentes ao processo de aprendizagem (EL-SHEIKH e STICKLEN, 1998). O módulo de interface ou de comunicação tem como principal função apresentar (interativamente) ao aluno o material didático. A seguir, cada um dos módulos é apresentado separadamente (Figura 1).

2.1.1.1 Módulo Tutor

Conforme (ANDERSON et al., 1987), no processo cognitivo existem evidências psicológicas de que o *feedback* é tão mais efetivo quanto mais próximo ele estiver do erro. Assim, um STI deve fornecer mensagens de erro imediatamente após eles terem sido detectados, e devem exigir sua correção também imediata, minimizando problemas de ambigüidade. O tratamento deste fundamental aspecto, que envolve o estado cognitivo do aluno e a sua respectiva identificação pelo sistema, compreende o processo de avaliação do aluno pelo sistema.

Uma forma para operar este processo compreende a utilização de questionários com múltiplas escolhas, onde o aluno responde com base no domínio que lhe foi apresentado pelo sistema. O tutor analisa as respostas e perguntas do aluno e atualiza os dados sobre o estado de conhecimento do aluno no sistema (no módulo do aluno). Analisa também outras interações como, por exemplo, a forma como o aluno evolui nas tarefas sugeridas pelo sistema. Este processo tem como objetivo uma reavaliação permanente das estratégias instrucionais em função do comportamento do aluno. Desta maneira, o sistema adapta-se continuamente ao estado de conhecimento do aluno.

Por outro lado, este processo classicamente é posto em prática mediante o uso de um conjunto de estratégias para a manipulação dos conteúdos pré-estabelecido, definido no projeto do sistema. A interação do aluno com o sistema é controlada a partir de alguma abordagem do processo instrucional, ou seja, o controle é projetado a partir da definição de um conjunto de possíveis estados de conhecimento do aluno e de um respectivo conjunto de respostas do sistema a estes estados. Conseqüentemente, dado um determinado estado de conhecimento do aluno, a resposta do sistema para a interação será aquela programada ou pré-

definida no projeto, independentemente da natureza ou da individualidade do aluno. Parte-se do pressuposto de que todos os alunos necessitam das mesmas informações nas seqüências programadas. Alguns sistemas podem monitorar as atividades dos alunos de perto, adaptando suas ações às respostas dos alunos, mas nunca modificando o viés do controle da interação.

2.1.1.2 Módulo do Aluno

O módulo do aluno contém a representação do estado de conhecimento do aluno (BRUSILOVSKY, 1994), obtido através da interação do aluno com o STI. Esta representação é constituída por dados estáticos e dinâmicos (VICCARI e GIRAFFA, 1996), que serão usados pelo módulo tutor para poder avaliar o conhecimento do aluno e avaliar hipóteses sobre possíveis estratégias de apresentação do material instrucional. O módulo do aluno é utilizado para direcionar as decisões instrucionais, fazendo com que o STI seja capaz de fornecer estratégias de aprendizado individualizadas (SHIRI et al., 1998). Este módulo retrata o aluno em termos do que ele sabe ou não sabe, ou seja, infere o que o aluno sabe sobre a matéria e o quão bem o aluno está progredindo (LIMA, 2001).

2.1.1.3 Módulo Especialista

O módulo especialista contém a representação dos conhecimentos do especialista, disponível para o processo de aprendizagem. O conhecimento do especialista, nesta abordagem, constitui o principal referencial para o processo de aprendizagem do aluno, a partir do qual todas as estratégias instrucionais se baseiam.

Lima (2001), enumera as principais funções do módulo especialista:

- Servir como base para avaliação do material instrucional a ser apresentado ao aluno, incluindo geração de material, de perguntas e de respostas, etc.
- Fornecer um padrão para avaliar o desempenho do aluno. Para isso, o sistema deve ser capaz de gerar soluções que estejam em sincronia com o estado de conhecimento do aluno. O processo de avaliação inclui, desta maneira, uma comparação entre o estado esperado de conhecimento do aluno, inferido a partir da base de conhecimentos, e o real estado de conhecimento representado no módulo do aluno (obtido através do módulo tutor).

2.1.1.4 Módulo de Interface ou de Comunicação

Sabe-se que uma boa interface é vital para o sucesso de qualquer sistema interativo. Sistemas tutores inteligentes não são exceção (VICCARI e GIRAFFA, 2003). Pelo contrário, pode-se dizer que a questão da interação, nestes sistemas, assume especial importância, uma vez que é a partir do processo de interação entre o aluno e o sistema que as estratégias instrucionais podem ser determinadas. É importante que o sistema seja capaz de apresentar claramente ao aluno o objetivo de aprendizagem assim como, através do acompanhamento do comportamento do aluno, realizar o monitoramento dos seus erros. O sistema deve também auxiliar o aluno durante o processo instrucional, orientando o mesmo nos conceitos pertinentes, evitando uma sobrecarga cognitiva (ANDERSON et al., 1987). O módulo de interface controla, portanto, o fluxo de informações entre o aluno e o sistema, apresentando apropriadamente, em função das situações e dos contextos explorados no sistema, o material a ser ensinado e as intervenções do tutor (LIMA, 2001). O módulo interface é responsável pela comunicação entre o aluno e o sistema em conformidade com as abordagens pedagógicas adotadas.

2.1.2 STI em uma Abordagem por Agentes

Outra abordagem para o desenvolvimento de ambientes de aprendizagem inteligentes é apresentada pelos sistemas cooperativos multiagentes, próprios da Inteligência Artificial Distribuída (IAD) (VICCARI e GIRAFFA, 2003). Estes sistemas foram concebidos para serem flexíveis, aproximando-se aos ambientes reais de ensino (POZZEBON et. al., 2005). Este aspecto é posto em prática através da definição de entidades que representam diversos e distintos agentes. STIs modelados através de sociedades de agentes, que substituem os módulos tradicionais, permitem, por exemplo, que as tarefas relacionadas à tutoria sejam tratadas a partir de diversas entidades independentes, e que interagem em função de respostas determinadas pelo ambiente de aprendizagem como um todo.

Não há uma classificação universal para agentes, mas a autonomia é aceita como característica principal, e que distingue a abordagem por agentes das abordagens tradicionais. Os agentes podem, desta maneira, deliberar por conta própria sobre suas ações no ambiente. O comportamento do agente é determinado pela relação entre o ambiente externo e o conteúdo

representado no seu modelo interno. As transações decorrentes são realizadas com o emprego de uma base de conhecimentos e de uma máquina de inferência (TECUCI et al., 2000).

Os agentes desenvolvidos para ambientes de ensino-aprendizagem são designados como agentes pedagógicos. Estes agentes podem atuar como tutores virtuais, alunos virtuais ou colegas virtuais, que auxiliam no processo de aprendizagem. O papel que um agente desempenha depende, portanto, da natureza da tarefa. As tarefas podem ser de maior abrangência, quando envolvem por exemplo a avaliação do aluno ou seleção de estratégias e táticas, ou de menor abrangência, quando o agente é responsável pela determinação de uma estratégia específica.

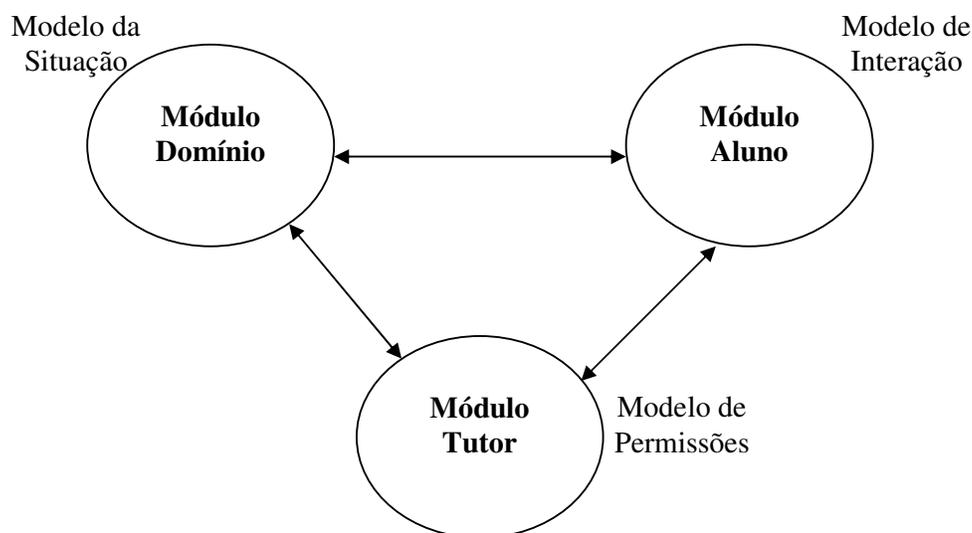


Figura 2 – Arquitetura multiagentes do STI (SELF, 1999).

Por outro lado, os objetivos de um agente pedagógico podem ser descritos em função do seu comportamento (estratégia de ação). O tutor pode adotar comportamentos diversos, resultantes dos objetivos tutoriais programados e da troca de informações com o usuário. Os comportamentos possíveis para um tutor, segundo Viccari e Giraffa (2003), resumem-se a:

- Guia. O agente intervém normativamente, monitorando o aluno durante todo o processo de interação para a resolução do problema;
- Assistente. O agente é menos diretivo, porém monitora o aluno durante todo o processo de interação, intervindo através do emprego de procedimentos heurísticos para o auxílio na resolução do problema;

- Facilitador. O agente monitora o aluno durante todo o processo de interação, porém não é diretivo. Ele apenas dá dicas para a solução do problema e somente intervém quando solicitado pelo aluno.

Self (1999), baseado na arquitetura clássica, desenvolveu uma arquitetura multiagentes (Figura 2), constituída por três módulos agentes.

A partir do módulo domínio, instâncias do conhecimento, contextualizadas em função das interações do aluno com o sistema, podem ser criadas. Cada uma destas instâncias constitui um modelo de situação. Através dos modelos de situação, a função pedagógica do sistema, ao invés de determinar as estratégias (ou eventos) instrucionais, define espaços para a interação do aluno com o sistema. Estes espaços são definidos a partir de um modelo de “permissões” conformes a um conjunto de situações projetadas. Assim, as estratégias instrucionais, que no módulo especialista da arquitetura clássica encontravam-se programadas na base de conhecimentos, são geradas a partir da interação do sistema com o aluno.

O módulo aluno não mais se reduz à representação do estado de conhecimento do aluno obtido através da interação do aluno com o STI. Na abordagem de Self (1999), este módulo tem como principal função a busca de uma maior contextualização destas interações a partir da análise das ações do aluno, do contexto em que elas ocorrem e da estrutura cognitiva do aluno em um dado momento. Cada instância gerada por este módulo constitui um modelo de interação.

O módulo tutor deixa de ser o responsável especificamente pela seleção do conteúdo e estratégias para se tornar, de uma forma mais ampla, aquele que conduz o aluno em conformidade com os objetivos e desafios educacionais projetados (ou programados). As instâncias geradas neste módulo constituem modelos de permissão.

2.2 ABORDAGENS CORRENTES PARA A MODELAGEM DOS CONHECIMENTOS

A sistematização do conhecimento pedagógico consiste na tarefa mais complexa no desenvolvimento de um STI. A seguir apresentam-se as cinco principais abordagens encontradas na literatura especializada: o raciocínio baseado em casos, o raciocínio baseado em regras, tarefas genéricas, redes de bayes e lógica difusa.

2.2.1 Raciocínio Baseado em Casos

O Raciocínio Baseado em Casos (RBC) é um formalismo que busca resolver problemas a partir de soluções anteriores (SHIRI et al., 1998). Sistemas RBC possuem aplicações em diferentes áreas, como medicina, psicologia, direito, informática, administração, entre outras. Tais sistemas utilizam uma base de conhecimentos composta por casos que representam situações reais anteriores. O processo de inferência compreende a recuperação de casos que se assemelham ao problema vigente. Um mecanismo de inferência busca na base de casos aquele que melhor descreve os atributos do problema em análise. Sistemas que utilizam o raciocínio baseado em casos contêm um conjunto de problemas (casos) resolvidos que são apresentados ao aluno. A exposição ao aluno do caso selecionado favorece a resolução de novos problemas pelo mesmo (SHIRI et al., 1998). Uma das principais vantagens no emprego do raciocínio baseado em casos em um STI é dada pela possibilidade de servir-se de conhecimentos incompletos no domínio de aprendizagem (LIMA, 2001). Pode-se, assim, trabalhar com conhecimento tácito (não explícito). Conseqüentemente, novos problemas resolvidos podem ser incorporados à base de casos. A inclusão de um novo caso na base requer um estudo de como estruturá-lo, em conformidade com os atributos já empregados na base existente. A estrutura utilizada em RBC é formada por três tipos de atributos: aqueles que descrevem o problema, aqueles que descrevem a solução encontrada para o problema e aqueles que descrevem estratégias usadas para a produção da solução (LIMA, 2001).

Os processos do RBC envolvem 4 ciclos : recuperação, reutilização, revisão e retenção. O ciclo de recuperação identifica, na base de casos, aquele mais parecido com o novo problema. O ciclo de reutilização verifica as diferenças entre o problema e o caso recuperado, de maneira a aproveitar as estruturas comuns. Uma vez que a solução definida não seja considerada satisfatória, o ciclo de revisão compreende um processo de adaptação do problema, com a inclusão de novos atributos. No ciclo de retenção os novos atributos definidos no problema são incorporados à base de casos.

2.2.2 Raciocínio Baseado em Regras

Em um sistema baseado em regras (SBR), a base de conhecimentos é composta por um conjunto de regras encadeadas do tipo “se <condição> então <ação>”. Esta é umas

das mais antigas formas de representação do conhecimento, e é considerada muito próxima à forma como expressamos nosso raciocínio. No entanto, a construção de uma base de conhecimentos baseada em regras exige um grande esforço para a estruturação das regras, uma vez que a exteriorização do raciocínio de um especialista não é de fácil apropriação. Assim, um grande conhecimento prévio do domínio é necessário, de forma a que um encadeamento consistente das regras seja obtido. Em domínios bem conhecidos e delimitados, é relativamente fácil a representação do conhecimento com regras.

Para exemplificar o uso da abordagem em um STI, podemos mencionar a teoria ACT (*Atomic Component of Thought*). A teoria ACT é uma teoria geral sobre a cognição humana com ênfase na aquisição de conhecimentos (ANDERSON, 1983), onde uma distinção entre o conhecimento declarativo e o conhecimento procedimental está presente. O conhecimento declarativo refere-se àquele retido por um indivíduo, enquanto o conhecimento procedimental diz respeito à forma como usamos o conhecimento. A teoria assume também que regras de como usar o conhecimento (ou seja, conhecimento procedimental) só podem ser adquiridas mediante a aplicação de conhecimento declarativo em um contexto relacionado ao problema. Ainda, o conhecimento adquirido (tanto declarativo quanto procedimental) solidifica-se à medida em que é posto em prática (ou seja, em situações autênticas). Segundo Anderson (1983), três memórias são definidas: a memória de trabalho, a memória de produção e a memória declarativa. A primeira modela a memória humana de curta duração. As últimas duas modelam parte da memória de longa duração.

A memória de trabalho contém informações de acesso imediato, que podem ser informações recuperadas da memória de longa duração referentes a conhecimento declarativo, ou estruturas temporárias recebidas e codificadas do ambiente ou também ações. A memória de trabalho contém, portanto, essencialmente conhecimento declarativo (permanente ou temporário) que se encontra em estado ativo.

A memória de produção, constituída essencialmente por conhecimento procedimental, é codificada de forma domínio-específica. Um exemplo de produção derivada da definição acima pode ser: *SE* queremos provar que a medida de um ângulo α é igual à medida de um ângulo β e o ângulo α é suplementar a um ângulo γ , *ENTÃO* tente provar que o ângulo β é suplementar ao ângulo γ . Note que a codificação de conhecimento através de regras permite a utilização de variáveis. No exemplo, temos as variáveis ângulos α , β e γ .

A memória declarativa consiste de fatos que não estão necessariamente ligados a um contexto específico. Podemos ter, por exemplo, uma abstração do tipo “dois ângulos cujas medidas somam 180° são chamados suplementares”.

A teoria combina conhecimento declarativo com conhecimento procedimental. O primeiro representado na forma de redes semânticas e o segundo na forma de regras de produção. A aprendizagem dar-se-ia através da formação de novas regras. Quatro mecanismos de aprendizagem dentro da teoria ACT (ANDERSON, 1983), que resumimos a seguir:

1. Interpretação de fatos. Informações vindas do ambiente são depositadas na memória de trabalho e estas podem ser armazenadas de forma permanente na memória de longa duração declarativa.

2. Reforço. Todo conhecimento armazenado na memória declarativa ou procedimental, quando usado, sofre um “reforço”, aumentando sua chance de ser re-utilizado.

3. Compilação do conhecimento, que pode ser dividido em dois sub processos:

- Composição: toma uma seqüência de produções utilizadas na resolução de um problema e aglutina todas numa única regra cujo efeito será o mesmo da seqüência.

- Construção de regras. Assume a separação entre o objetivo e o contexto de uma regra, eliminando a referência ao conhecimento declarativo do domínio usado para a resolução de um problema, e monta as conseqüências do conhecimento numa regra de produção para um domínio específico, ou seja, constrói uma versão generalizada das produções para que não seja necessária a recuperação de conhecimento declarativo específico de domínio para a memória de trabalho.

4. Generalização e discriminação. É relacionado à aprendizagem indutiva, isto é, aprendizagem que infere novo conhecimento a partir do conhecimento recebido não só pela substituição de variáveis, mas também encontrando restrições que são verdadeiras tanto para a produção a ser generalizada/discriminada quanto para a generalização/discriminação.

2.2.3 Tarefas Genéricas

As Tarefas Genéricas (TG) constituem representações do processo de resolução de problemas (CHANDRASEKARAN e JOHNSON, 1986). Propõe-se, nesta abordagem, que um problema complexo seja decomposto em problemas mais específicos. O formalismo para as tarefas genéricas inclui a definição de parâmetros de entrada e de saída, de métodos apropriados para execução da tarefa, e dos conhecimentos necessários para a execução da tarefa. O formalismo inclui também operações de construção de tarefas a partir de outras tarefas como, por exemplo, a composição de duas ou mais tarefas, ou a especialização de uma

tarefa, em uma representação hierárquica. A estratégia para a resolução de um problema é definida a partir da consideração das tarefas (e respectivas operações) dentro da estrutura hierárquica.

Esta abordagem pode ser sintetizada como:

- uma TG é associada com uma descrição genérica de suas entradas e saídas;
- uma TG tem um esquema fixo de tipos de conhecimento especificando a estrutura de conhecimento de domínio necessária para resolver uma tarefa;
- uma TG inclui uma estratégia de solução de problema detalhando passos de inferência, bem como uma seqüência em que esses passos devem ser executados.

Esse enfoque é baseado na hipótese de que a estrutura e representação de conhecimento de domínio são completamente determinadas pelo seu uso. Portanto, uma TG contém uma estratégia de solução de problema e uma coleção de estruturas de conhecimento fixa. Como uma TG fixa o tipo de conhecimento que é necessário para resolver uma tarefa, um vocabulário específico de tarefa é disponibilizado, assim podendo ser explorado no processo de aquisição de conhecimento. Além disso, uma ferramenta genérica denominada arquitetura específica de tarefa pode implementar uma base de conhecimentos específica como instâncias de tipos de conhecimento pré-definidos, utilizando termos específicos de domínio. Porém, esta abordagem apresenta algumas desvantagens, pois cada TG inclui uma estratégia de solução de problema pré-definida.

Uma estratégia para a solução de um problema inclui, também, a consideração de uma coleção de estruturas de conhecimento genérico para a realização de tarefas. Assim, dado o problema e o tipo de conhecimento necessário para sua resolução, um vocabulário específico é disponibilizado, podendo ser explorado no processo instrucional.

2.2.4 Redes de Bayes

Uma das atividades mais complexas em IA é o tratamento de incertezas. Modelos probabilísticos baseados em grafos são empregados em problemas mais complexos. Um destes modelos, constituídos por grafos direcionados, são as redes Bayesianas (ou redes de crença, ou redes probabilísticas), que se originaram simultaneamente em Estatística e em Inteligência Artificial (AGOSTA, 2004).

Redes Bayesianas são grafos direcionados acíclicos (abreviados por DAG – *Directed Acyclic Graph*) associados a um conjunto de distribuições de probabilidade (VOS,

2004). Em redes Bayesianas, "nó" e "variável" são termos análogos. A diferença é que "nó" é empregado quando se fala em grafos (ressaltando o aspecto gráfico), e "variável", em distribuições condicionais (ressaltando o aspecto paramétrico). Uma rede Bayesiana é constituída por uma parte qualitativa (relações de dependência entre variáveis), que é a estrutura do grafo (conjunto de nós interligados por arcos direcionados), e uma parte quantitativa, que são as distribuições de probabilidades associadas a cada uma das variáveis (nós) do grafo (BUTZ et al., 2004). As distribuições de probabilidade quantificam a relação de dependência entre as variáveis.

Bits é um STI desenvolvido para ensinar linguagem de programação para computadores, que utiliza redes de Bayes em seu sistema de inferência. A Figura 3 apresenta a arquitetura deste sistema.

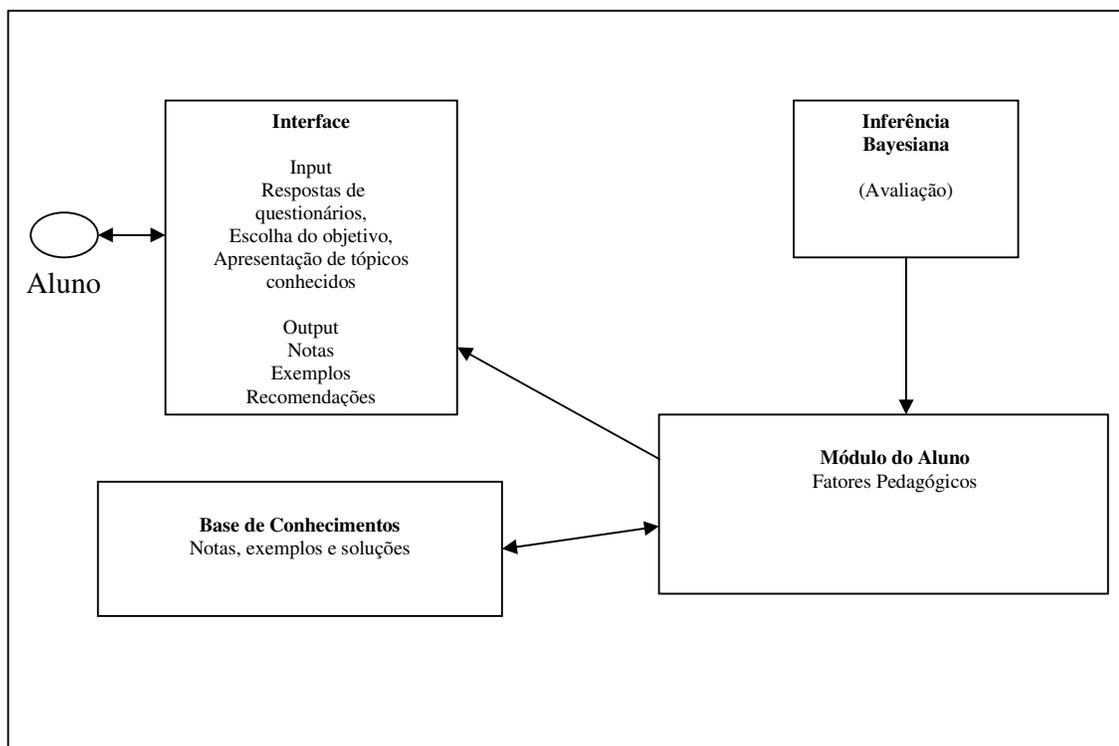


Figura 3 – Arquitetura do Bits (BUTZ et al., 2004)

Este sistema tem o objetivo de ensinar um conjunto de conceitos que são apresentados na primeira disciplina de linguagem de programação. Cada conceito é representado por um nó do grafo, e os arcos direcionados representam a precedência que existe entre os conceitos. Por exemplo, consideramos uma instância do comando *for-loop* da linguagem C++:

```
For (i=1; i<=10;i++);
```

Para entender este comando, o aluno deve primeiramente entender os conceitos de atribuição de variáveis, operadores relacionais e operadores de incremento/decremento. Ou seja, os nós que representam o conceito de atribuição de variáveis, de operadores relacionais e de operadores de incremento/decremento, devem preceder o nó do comando *for-loop*. Estas relações podem ser modeladas conforme apresentado na Figura 4.

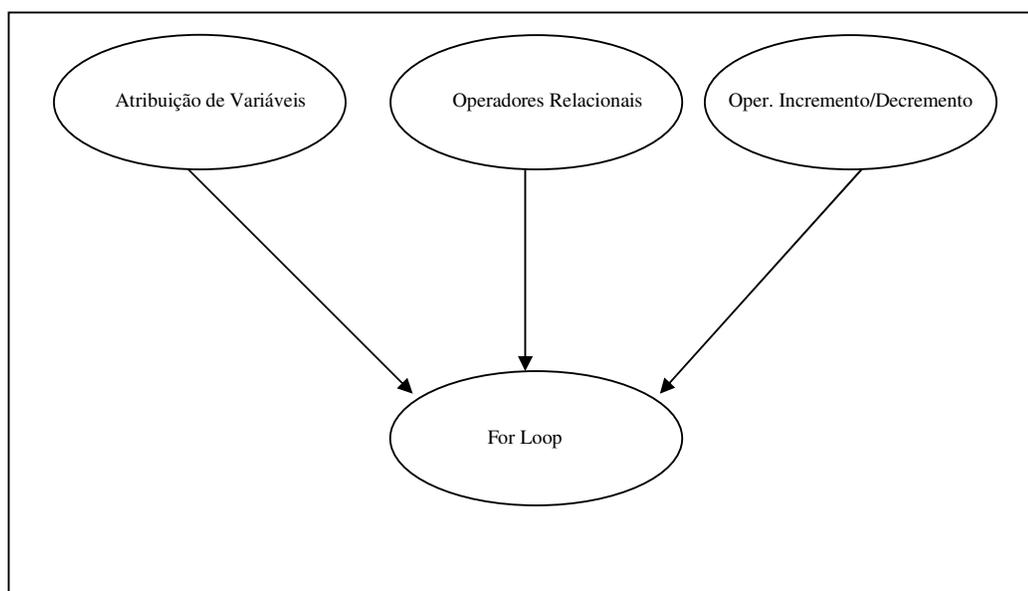


Figura 4– DAG para o comando For-Loop (BUTZ et al., 2004).

Estado do conceito “Atribuição de Variáveis”	Estado do conceito “Operadores Relacionais”	Estado do conceito “Operadores Inc/Decremento”	Probabilidade bayesiana do evento “conhecer” o comando <i>for-loop</i>	Probabilidade bayesiana do evento “não conhecer” o comando <i>for-loop</i>
Conhecido	Conhecido	Conhecido	0.75	0.25
		Não Conhecido	0.39	0.61
	Não Conhecido	Conhecido	0.50	0.50
		Não Conhecido	0.22	0.78
Não Conhecido	Conhecido	Conhecido	0.50	0.50
		Não Conhecido	0.29	0.71
	Não Conhecido	Conhecido	0.40	0.60
		Não Conhecido	0.15	0.85

Tabela 1: Distribuição de Probabilidade do comando For Loop (BUTZ et al., 2004).

A próxima etapa compreende a construção da rede bayesiana, através da especificação de probabilidades para cada nó do modelo. A Tabela 1 apresenta as

probabilidades bayesianas para os nós do modelo da Figura 4, obtidas a partir dos históricos de resultados dos exames na disciplina. A partir do comportamento verificado nos alunos, o sistema primeiramente identifica o conceito a ser testado em cada questão. Conforme a resposta do aluno, o sistema assume que o aluno conhece ou não conhece o conceito.

O Bits armazena em sua estrutura três estados para cada conceito a ser apresentado: “conhecido”, “pronto para aprender” e “não pronto para aprender”. O estado “conhecido” é apropriado pelo sistema uma vez verificado que o conteúdo relacionado ao conceito tenha sido assimilado pelo aluno. A atribuição deste estado a um nó desencadeia a exploração de nós adjacentes. Para cada nó, a partir do cômputo dos estados dos nós precedentes e do desempenho do aluno, é calculada uma probabilidade bayesiana. No exemplo, o estado do nó “comando for-loop” só assumirá o valor “pronto para aprender” quando a probabilidade obtida a partir da consideração dos três conceitos (nós) precedentes for maior ou igual a 0.7. O terceiro e último estado é “não pronto para aprender”. Este estado é atribuído quando pelos menos um dos conceitos que precedem o conceito em pauta não tenha sido assimilado pelo aluno. Em cada interação do aluno com o sistema, as probabilidades são atualizadas. Isso permite que os conceitos sejam disponibilizados ao aluno de forma dinâmica. À medida que os conceitos são assimilados, novos conceitos são disponibilizados para navegação. Ainda, graças à abordagem bayesiana, é possível ao aluno visitar conceitos fora da adjacência, provocando uma alteração nas probabilidades associadas ao estado do seu conhecimento. É possível, desta maneira, manter-se a plausibilidade das estratégias instrucionais, uma vez que o estado de conhecimento do aluno é atualizado consistentemente.

2.2.5 Lógica Difusa (*Fuzzy Logic*)

A lógica difusa é caracterizada como um eficiente método para tratar informações inexatas ou incompletas, utilizando uma abordagem sistêmica. A descrição matemática relacionada à lógica difusa foi apresentada por Zadeh (1973). Seus fundamentos advêm da teoria dos conjuntos difusos (*fuzzy sets*), que permite a manipulação de valores incertos, expressões verbais abstratas (e.g. pequeno, próximo, muito rápido, etc.). O principal aspecto da teoria dos conjuntos difusos é a captura clara e concisa de vários conceitos utilizados por humanos em um raciocínio convencional. Linguagens naturais possuem um conjunto de expressões com significados imprecisos, ou seja, palavras idênticas podem representar idéias

diferentes. Utilizando a técnica de lógica difusa é possível a manipulação simultânea de parâmetros numéricos e de informações de linguagem.

No entanto, embora seja possível modelar fenômenos através da lógica difusa, é requerido um processamento computacional sobre esse modelo. É na etapa de “difusificação” que tais informações são convertidas em valores em um conjunto difuso para então ocorrer a formulação e execução de uma estratégia de controle. Estas estratégias são codificadas na forma de um conjunto de regras (base de conhecimentos) do tipo “se então”, que descrevem a dependência entre as variáveis lingüísticas de entrada e a de saída. Essa relação geralmente é determinada heurísticamente.

A inferência consiste de dois passos: Agregação, quando se avalia a parte “se” de cada regra, através do operador “E” difuso, o qual fornece o menor dentre os valores de pertinência atribuído aos elementos do conjunto difuso, indicando quão adequadamente cada regra descreve o estado atual do sistema. A etapa de composição, ponderando as diferentes conclusões das regras ativas sob o operador “OU” difuso, provê o maior dentre os valores de pertinência atribuído aos elementos do conjunto difuso.

Por outro lado, após a inferência da ação a ser tomada, necessita-se de uma tradução do valor lingüístico para a variável numérica de saída, que pode representar funções tais como ajustar a posição de um botão ou acionar uma válvula. Este passo é conhecido como “desfusificação”. Como podem surgir saídas distintas num mesmo momento, com diferentes graus de pertinência, deve-se encontrar o melhor compromisso entre essas ações contrastantes. Um método que atinge essa meta é o chamado “centro da área”.

Dentre alguns sistemas inteligentes para aprendizagem que utilizam esta abordagem estão GEORGETTE e SYPROS apresentados em Jameson (1996).

2.3 CONSTRUTIVISMO E INSTRUÇÃO CENTRADA EM MODELOS

A popularidade da abordagem construtivista, fundamentada no trabalho de Piaget, favoreceu a criação de programas mais abertos, em que o aluno explora o conhecimento de uma forma mais pessoal. Na visão construtivista é fundamental que o professor conceba o conhecimento sob a ótica levantada por Piaget, ou seja, que todo e qualquer desenvolvimento cognitivo só é efetivo se for baseado em uma interação muito forte entre o sujeito e o objeto. É imprescindível que se compreenda que, com uma atitude do objeto que perturbe as estruturas do sujeito, este não tentará acomodar-se à situação, criando uma futura assimilação

do objeto, dando origem às sucessivas adaptações do sujeito ao meio, com o constante desenvolvimento de seu cognitivismo (LAJONQUIERE, 1997).

Embora muito progresso tenha sido obtido na concepção dos Sistemas Tutores Inteligentes, restam ainda inúmeros aspectos a serem resolvidos, dentre os quais destacam-se aqueles relacionados à visão construtivista. As abordagens para a construção de Sistemas Tutores Inteligentes apresentadas, todas, sem exceção, são objeto de forte crítica por alguns pesquisadores. Sob uma perspectiva construtivista, estes sistemas são considerados demasiadamente intrusivos (MURRAY, 1999).

Dentre as características apresentadas pelas abordagens para o desenvolvimento de Sistemas Tutores Inteligentes, aquela que constitui o maior alvo das críticas refere-se ao fato das estratégias instrucionais serem pré-estabelecidas e programadas, mesmo que em alguns sistemas possam adaptar-se a particularidades expostas pelo aluno (SELF, 1999). O processo de aprendizagem sob a perspectiva construtivista deveria ocorrer apenas através da manipulação do próprio aluno com o material instrucional, ou seja, sem a intervenção de um “tutor” que, avaliando o “estado de conhecimento” do aluno, apresenta oportunamente o material instrucional para ajudar.

Por outro lado, outras abordagens para ambientes de aprendizagem, onde não é dada tanta importância aos procedimentos que operacionalizam as funções do tutor, enfatizam a simulação de aspectos do ambiente natural de aprendizagem (ACHTENHAGEN, 2004). Mais especificamente, nestes ambientes procura-se disponibilizar ao estudante um acervo de elementos pedagógicos que favoreçam o processo construtivista. Neste caso, nenhuma estratégia estabelecida a partir de possíveis estados de conhecimento do aluno, assim como nenhum processo de avaliação do “progresso” do aluno e que vise uma otimização do processo instrucional, estão incluídos no escopo.

É neste contexto que se insere a questão da recuperação contextualizada da informação, e parece-nos claro que é essencialmente em função deste problema que se pensaram as abordagens para os Sistemas Tutores Inteligentes apresentadas.

Vistas sob esta perspectiva, as críticas referem-se mais à abordagem tecnológica empregada para a construção dos sistemas do que aos propósitos para eles definidos. Sua própria designação – sistemas tutores inteligentes – revela que a tecnologia que os permeia compreende a representação do raciocínio de um tutor que procura orientar o aluno, e não uma tecnologia que, independentemente das intenções ou boas vontades do tutor especialista, facilite ao aluno a realização de atividades essenciais ao seu processo de aprendizagem, tais

como a contextualização de problemas, a elaboração de conceitos, a instanciação de idéias, dentre muitas outras.

Outra forma de abordar o conhecimento a representar em ambientes de aprendizagem encontra-se definida nos chamados ambientes de aprendizagem centrados em modelos. Nestes programas instrucionais, os exemplos que esclarecem os conceitos são precedidos por modelos conceituais relacionados. Embora seja possível a concepção de ambientes que incentivem uma exploração livre e inventiva (pelo usuário), no âmbito instrucional costuma-se operar de forma a restringir os processos de aprendizagem do aluno, mediante restrições de conteúdo. O paradigma da instrução centrada em modelos relaciona-se ao progresso dos modelos mentais, progresso este que deve se dar no decorrer do processo de aprendizagem. Mais especificamente, a instrução centrada em modelos é definida a partir de um processo que inclui uma espécie de transição entre pré-conceitos (por exemplo, os estados presentes no início do processo de aprendizagem) e explicações causais (por exemplo, os estados finais desejados, decorrentes do processo de aprendizagem) (SEEL e DIJKSTRA, 2004).

Pode-se, portanto, abordar o problema sob a perspectiva da natureza do formalismo empregado para a representação dos conhecimentos. Os formalismos apresentados precedentemente buscam uma representação do raciocínio explicitado por um especialista na solução de um problema. Essencialmente, constituem uma representação estruturada de elementos de informação utilizados em um processo decisório, porém com uma característica relevante: implicitamente, na sua estrutura estão programadas as estratégias empregadas para a tomada de decisão. Nos formalismos apresentados buscam-se soluções específicas para o problema da representação de raciocínios plausíveis, tais como a busca de consistência das conclusões, de transitividade entre as regras, de modularidade do conhecimento, de flexibilidade na representação, de economia no processo de aquisição dos conhecimentos, dentre outras. São estas as circunstâncias que levam ao insucesso em definir-se uma metodologia abrangente para o desenvolvimento de um STI.

Por outro lado, através de uma abordagem centrada em modelos, abre-se outro espaço para a pesquisa. Não é a representação do raciocínio que está em questão, mas sim a estruturação do conhecimento sob o ponto de vista do domínio do conteúdo e das situações em que o domínio se insere, conforme salientam Akhras e Self (2002). Na seção seguinte esta questão é abordada.

2.4 MÉTODOS PARA SOLUÇÃO DE PROBLEMAS

A definição de um método para solução de problemas compreende, por um lado, a identificação de como se comporta o processo para a obtenção da solução para uma classe de problemas e, por outro, a abstração dos resultados a partir de um padrão genérico de inferência, re-usável em domínios diversos. Assim, os métodos para solução de problemas especificam mecanismos de inferência aplicáveis em situações e problemas particulares, porém de maneira genérica, permitindo uma descrição mais direta do processo de raciocínio.

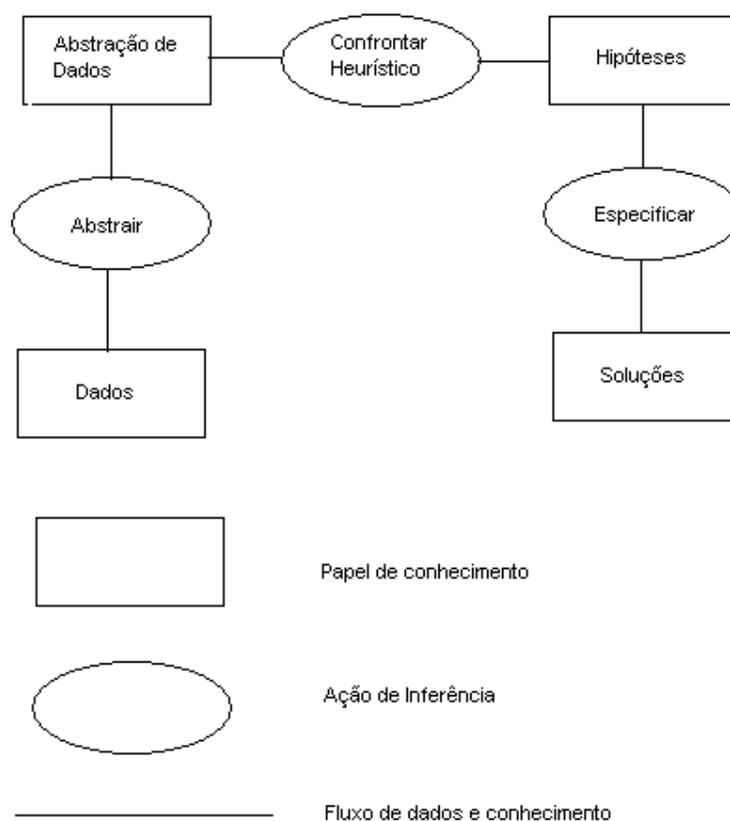


Figura 5 – Estrutura de Inferência no método de classificação heurística (CLANCEY, 1985).

O primeiro método para solução de problemas proposto na literatura compreende o que se designou como Classificação Heurística (CLANCEY, 1985). Este método foi desenvolvido a partir da engenharia reversa de sistemas especialistas de diferentes aplicações e domínios, e que utilizavam diferentes formalismos para a representação dos conhecimentos.

A Figura 5 ilustra o método, descrito através de uma estrutura de inferência. O processo de inferência é definido através de quatro papéis atribuídos ao conhecimento e de três ações relacionados ao processo de inferência:

- Um passo associado ao processo de abstração dos dados (abstrair), e que abstrai valores concretos de dados (por exemplo, "temperatura = 40°C") em valores abstratos (por exemplo, "febre alta").
- Um confronto heurístico de padrões (confrontar heurístico) que, através da descrição abstrata dos dados, estabelece heurísticamente possíveis classes de hipóteses (por exemplo, "classes de doenças").
- Um passo associado ao processo de especificação de hipóteses candidatas à solução (especificar) a partir de classes de hipóteses enunciadas em um maior nível de abstração.

Cada um dos passos de inferência requer tipos específicos de conhecimento, considerados como recursos. Por exemplo, o passo abstração de dados somente é autorizado na condição de que algum conhecimento hierárquico sobre os dados encontre-se disponível. O confronto heurístico entre padrões só pode ser executado se houver conhecimento heurístico que relacione abstrações de dados com hipóteses. Além disso, a especificação de soluções só é possível se algum conhecimento hierárquico sobre classes de soluções estiver disponível.

O Diagnóstico Sistemático (GARDNER et al., 1998) constitui outra proposta de método para solução de problemas (Figura 6). Sua estrutura de inferência inclui um número bem maior de papéis atribuídos ao conhecimento: reclamação, modelo do sistema, modelo do subsistema, hipóteses, testes apropriados, valores de dados, norma de teste, diferencial e resultado. Apresenta cinco ações de inferência (selecionar, especificar, decompor, comparar e confrontar) e é descrito através de instâncias do domínio de conhecimento, as quais são mapeadas por papéis bem definidos e atribuídos aos conhecimentos pertencentes ao domínio. Estas instâncias podem ser usadas para exemplificar, por exemplo, o raciocínio para o diagnóstico de falhas mecânicas em automóveis (Figura 6).

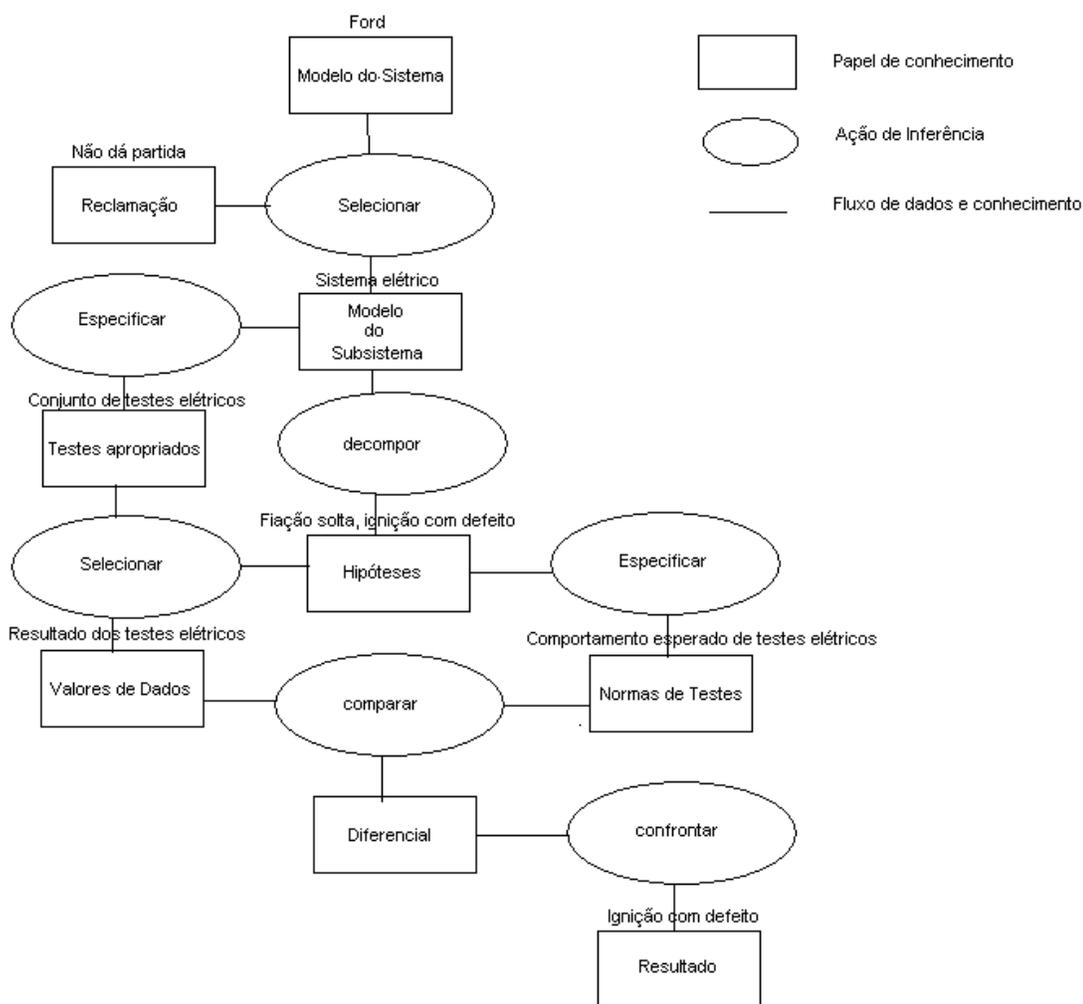


Figura 6 - Diagnóstico Sistemático: um exemplo para diagnóstico de falhas mecânicas em automóveis (GARDNER et al., 1998).

No exemplo apresentado na Figura 6 o modelo de sistema refere-se a um automóvel Ford. Uma reclamação, tal como *não dá a partida*, é usada para disparar o processo de diagnóstico. A partir do domínio de conhecimento definido através da relação entre o modelo de sistema e a reclamação, um modelo de subsistema (por exemplo, sistema elétrico) é selecionado. Esta seleção é realizada a partir de um *conjunto de testes elétricos* relacionados ao domínio. Em paralelo, o domínio de conhecimento associado ao modelo do subsistema é decomposto em hipóteses a serem analisadas, tais como *fiação solta* e *ignição com defeito*. Em seguida, conhecimento relacionado aos testes é selecionado através das hipóteses decompostas, resultando em valores de dados, tais como *resultados de testes elétricos*. Em paralelo, normas de teste associadas a hipóteses são selecionadas (por exemplo,

comportamento esperado de testes elétricos). Assim, *resultados de testes elétricos e comportamento esperado de testes elétricos* são comparados, de maneira a produzir um diferencial. Este conhecimento diferencial pode, então, ser confrontado com o conhecimento sobre os resultados, deduzindo-se que *a ignição está com defeito*.

Note-se que o mesmo padrão de raciocínio pode ser empregado em um problema de diagnóstico médico (Figura 7).

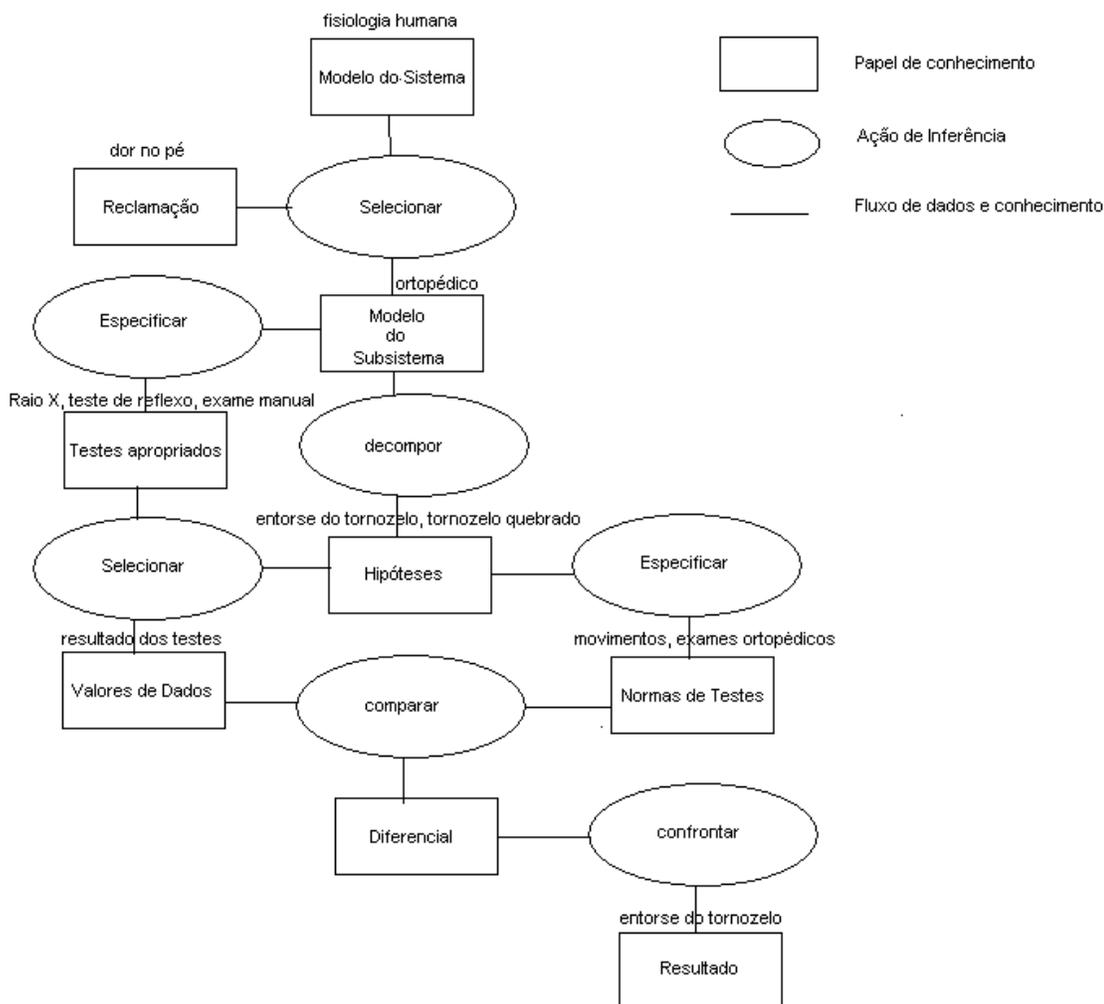


Figura 7 - Diagnóstico Sistemático: um exemplo para diagnóstico médico (GARDNER et al., 1998).

A reclamação *dor no pé* e o modelo de sistema *modelo de fisiologia humana* dão início ao processo. Através do conhecimento associado ao modelo de sistema e à reclamação, um modelo de subsistema (*subsistema ortopédico*) é selecionado. Este subsistema é decomposto em hipóteses, tais como *entorse do tornozelo* e *tornozelo quebrado*. Em paralelo, são especificados testes apropriados, tais como *raio-X, testes de reflexo* e *exames manuais*. As

hipóteses estabelecidas são especificadas em normas de teste, tais como normas relacionadas a *movimentos e exames ortopédicos*. Ainda em paralelo, hipóteses são usadas para selecionar valores de dados obtidos pelos testes, produzindo *resultados dos testes*. Em seguida, os resultados dos testes e o conhecimento utilizado como norma para os testes são comparados, produzindo um comportamento diferencial. Este diferencial é confrontado com resultados que podem ser alcançados de maneira a validar uma das hipóteses tal como *entorse do tornozelo*.

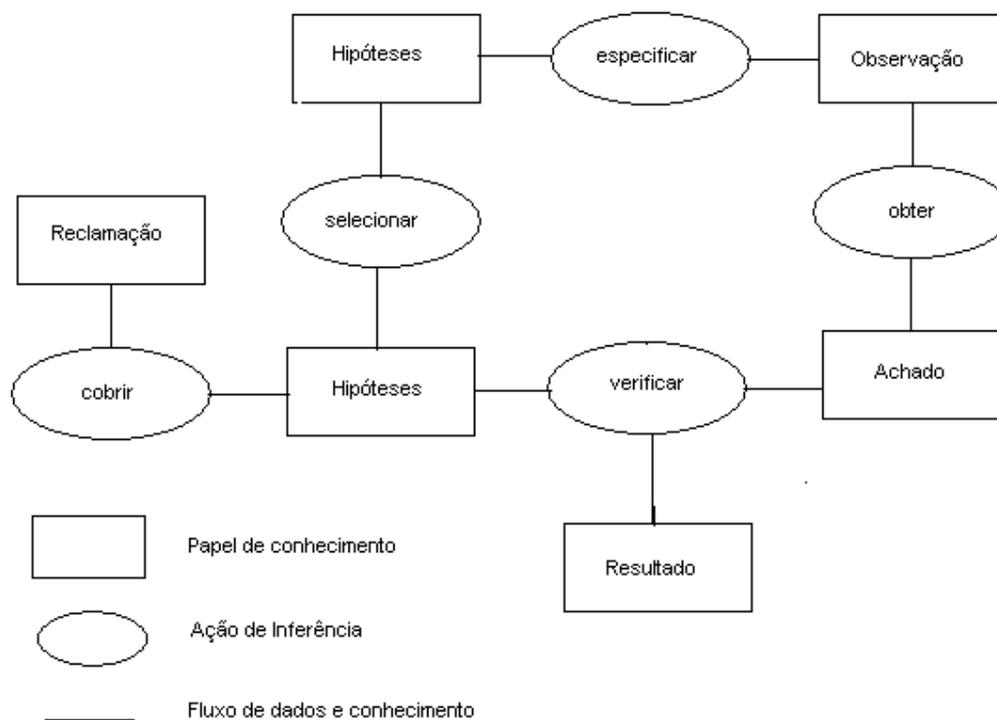


Figura 8 - Raciocínio de diagnóstico baseado em um método para solução para problemas (SCHREIBER et al.,1999).

Conforme Schreiber et al. (1999), a abordagem dos métodos para solução de problemas pode ser complementada pela modelagem de dados, uma vez que um método para solução de problemas requer tanto conhecimento como dados de domínio para alcançar os objetivos de uma tarefa do processo de raciocínio. Assim, o conhecimento pode ser modelado servindo-se de um modelo de dados convencional, tal como, por exemplo, um modelo de objetos. Este modelo de dados, uma vez associado à descrição do método, poderá definir uma estrutura de dados típica para a representação do domínio de conhecimento requerido pelo

método, e adaptada à execução dos passos de inferência nele especificados. A Figura 8 apresenta a estrutura de inferência baseada em um método para solução de problemas, utilizada para o raciocínio de diagnóstico. A partir desta estrutura pode ser derivado um modelo de dados. Um desses esquemas típicos é apresentado na Figura 9 em um formalismo simples, tal como um modelo de objetos.

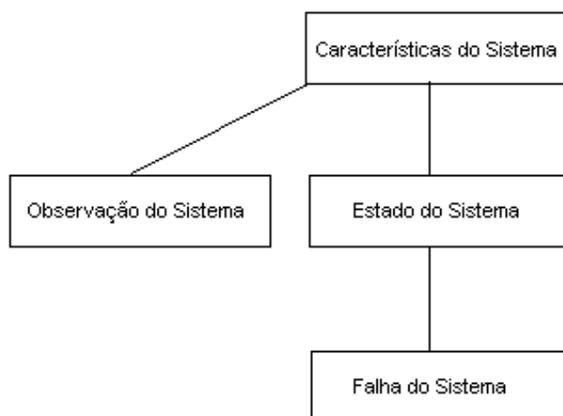


Figura 9 - Esquema de domínio típico de um método para solução de problemas de Diagnóstico (SCHREIBER et al. ,1999).

No esquema da Figura 9 é assumido que um sistema, ao ser diagnosticado, pode ser caracterizado em termos de características observáveis e não-observáveis. Características não-observáveis são aquelas que representam estados internos do sistema. Nesse caso, falhas no sistema são definidas como subtipos de estados internos do sistema, onde nem todo estado interno pode ser uma falha.

Por outro lado, o modelo causal do sistema, associado ao passo de inferência cobrir (do inglês “*cover*”) (Figura 8), pode ser representado como uma dependência causal, modelada possivelmente como uma regra. Esta regra descreveria estados do sistema que podem causar uma característica do sistema (Figura 9). Tal característica pode ser outro estado ou um valor observado. Evidencia-se, portanto, que um método de solução de problemas pode ser apresentado com um modelo de dados que, por sua vez, representa um esquema típico para o conhecimento de domínio requerido.

A modelagem de conhecimento envolvida na noção de método para solução de problemas, por sua vez, pode ser considerada bastante diferente de abordagens funcionais convencionais de modelagem, onde objetos do domínio são diretamente associados com funções identificadas (SCHREIBER et al. ,1999). Para exemplificar esta distinção, uma parte

de um método para solução de problemas de diagnóstico (Figura 8) pode ser analisada em uma aplicação de diagnóstico de falhas mecânicas em automóveis.

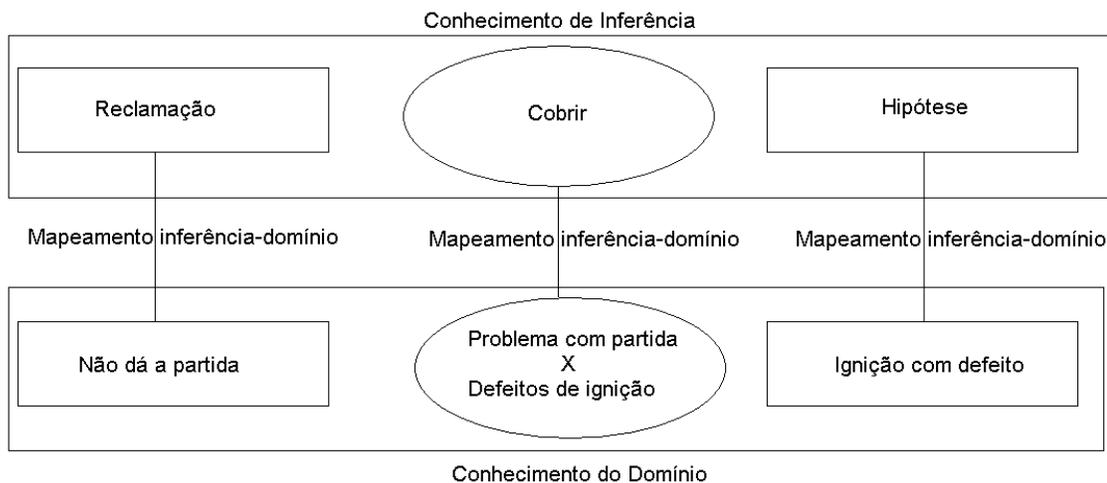


Figura 10 - A relação entre conhecimento de domínio e conhecimento de inferência (SCHREIBER et al. ,1999).

Uma inferência simples, tal como *cobrir*, utiliza uma *reclamação*, tomada como uma área de armazenamento dinâmica de entrada (papel de entrada), e uma hipótese, tomada como uma área de armazenamento dinâmica de saída (papel de saída). Também usa um modelo causal (papel estático) que disponibiliza o conhecimento estático de domínio requerido pelo passo de inferência *cobrir*. Na modelagem de conhecimentos, estes papéis atribuídos ao conhecimento abstraem aspectos de domínio. No caso da Figura 10, *não dá a partida* pode ser mapeado para *reclamação*. Conhecimento causal relacionado a *problemas com partida* e a *defeitos de ignição* pode ser mapeado para *modelo causal*, e *ignição com defeito* pode ser mapeado para *hipótese*.

2.5 CONSIDERAÇÕES GERAIS

Observa-se que nos métodos para solução de problemas propostos na seção precedente destaca-se a existência de um modelo de sistema, objeto dos raciocínios de inferência. Nestes modelos são representadas as características dos elementos do sistema e suas relações, descritos através de representações hierárquicas, necessárias para a generalização do processo de inferência. Este aspecto assume especial relevância no problema de representação dos conhecimentos em ambientes complexos de aprendizagem, onde a

estruturação do conhecimento sob o ponto de vista do domínio do conteúdo e das situações em que o domínio se insere exige uma abordagem deste gênero. No capítulo que segue este aspecto evidencia-se no trabalho de Achtenhagen (2001).

3. DESENVOLVIMENTO DA PESQUISA

Achtenhagen (2001) apresenta os passos para a construção de ambientes complexos de aprendizagem (Figura 11), adaptando o modelo de Seel (1999).

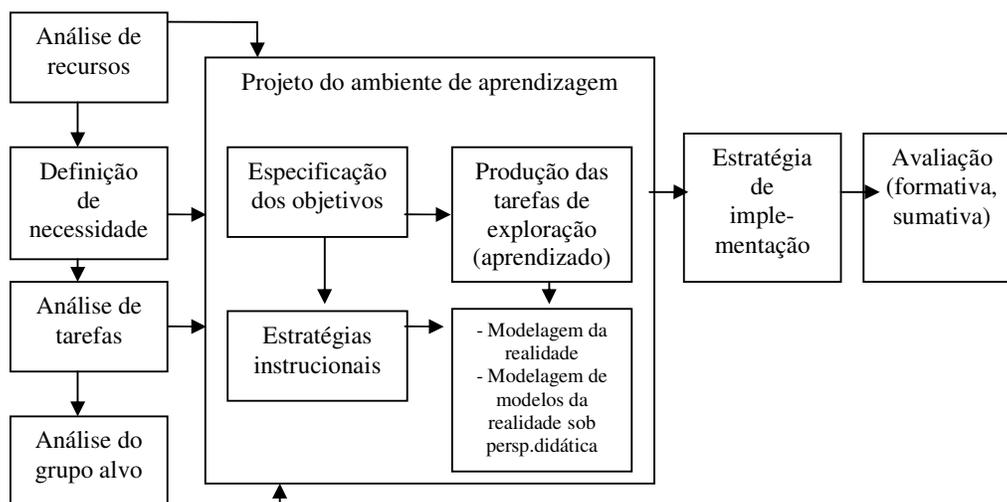


Figura 11 - Passos para construção de ambiente de aprendizagem dentro do contexto de *design* instrucional (ACHTENHAGEN, 2001).

Segundo esta abordagem, o projeto de um ambiente complexo de aprendizagem envolve quatro etapas:

1. especificação dos objetivos,
2. definição das estratégias instrucionais,
3. produção das tarefas de exploração e
4. construção dos modelos.

A primeira etapa consiste na definição dos objetivos pedagógicos que o estudante deve atingir ao utilizar o ambiente. A segunda etapa envolve a escolha das estratégias instrucionais. A terceira etapa compreende a produção de tarefas de exploração. As tarefas de exploração referem-se ao processo de navegação que o estudante deve vivenciar na busca da resolução de um problema complexo, coletando e estruturando os dados necessários. A quarta etapa consiste na construção de um modelo (Modelo1) contendo os aspectos de interesse da realidade e de um modelo sob a perspectiva didática (Modelo2).

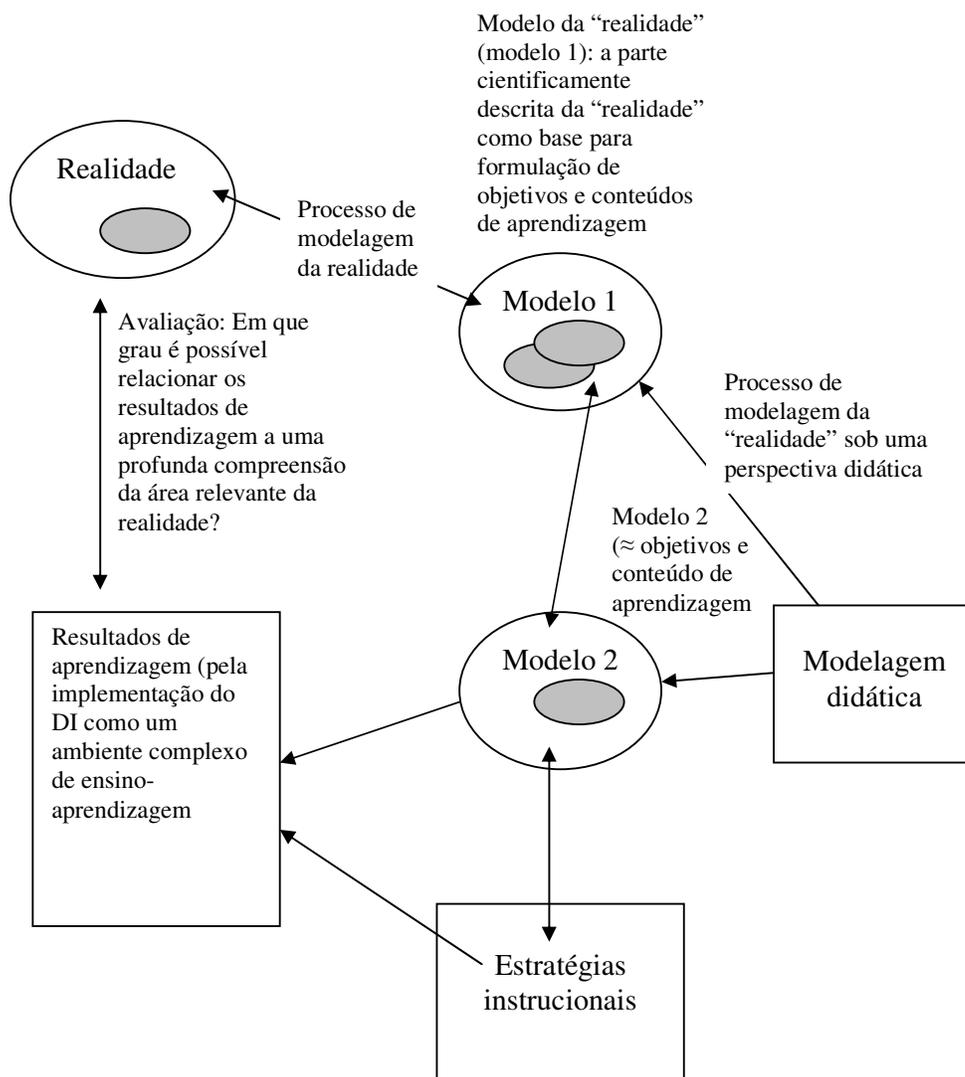


Figura 12 - Processo de modelagem da realidade para propósitos instrucionais (ACHTENHAGEN, 2001)

Especial ênfase é dada à etapa 3 e à etapa 4. A etapa 4 encontra-se resumida na Figura 12. Nesta etapa, o primeiro passo compreende a criação de um modelo da realidade com os aspectos de interesse. Para tanto, três características devem ser satisfeitas: reflexão, redução e propósito pragmático. A característica da reflexão indica que um modelo é sempre uma representação de algo resultando em uma imagem, maquete, ou outro modelo. A característica da redução implica que o modelo não representa todos os elementos do original e sim os aspectos que apresentam relevância tendo em vista os objetivos da aprendizagem. A característica do propósito pragmático enfatiza que os modelos não correspondem de modo

integral aos seus originais. Os modelos são construídos considerando determinados assuntos, períodos e operadores bem definidos. Este primeiro modelo é denominado de Modelo1, que corresponderia a uma descrição científica da realidade. A partir deste modelo é criado o Modelo2, considerando tanto os objetivos e conteúdos de aprendizagem como a escolha das estratégias instrucionais. É ainda argumentado que a construção de um modelo da realidade onde as questões didáticas são consideradas é fundamental para o projeto de ambientes complexos de aprendizagem efetivos, e que a literatura de *design* instrucional apresenta falhas quanto a este item.

A presente pesquisa teve como orientação o desenvolvimento de um sistema para modelagem de conhecimentos onde os modelos 1 e 2 acima propostos possam ser postos em prática. Além disso, buscou-se também incluir a questão relacionada ao processo de navegação que o estudante deve vivenciar na busca da resolução de um problema complexo, coletando e estruturando os dados necessários. Assim, o desenvolvimento da pesquisa incluiu as seguintes atividades (Figura 13):

1. Uma revisão da bibliografia relacionada, primeiramente, às arquiteturas correntes para os sistemas tutores inteligentes. O interesse nesta questão deve-se ao fato de que nos chamados sistemas tutores inteligentes é onde a modelagem de conhecimentos é empregada como recurso instrucional. Em conseqüência, os formalismos para representação dos conhecimentos empregados nestes sistemas foram igualmente investigados.

As críticas às abordagens desenvolvidas levaram-nos a investigar as principais questões relacionadas ao construtivismo. A principal crítica refere-se ao fato de que nos sistemas tutores inteligentes as estratégias empregadas para a tomada de decisão (do tutor) estão programadas nos modelos de conhecimento. Assim, um estudo sobre a instrução centrada em modelos foi realizado, uma vez que esta é a linha onde a automação do tutor é desprezada, e onde a ênfase recai nas possibilidades de exploração pelo aluno dos conhecimentos modelados.

Buscaram-se formalismos que ajudassem no processo de elucidação do tipo de abordagem a adotar para a construção de sistemas inteligentes onde as etapas propostas por Achtenhagen (2001) pudessem ser viabilizadas. Especial destaque foi dado à pergunta (Figura 12): *Em que grau é possível relacionar os resultados de aprendizagem a uma profunda compreensão da área relevante da realidade?*

2. A partir da definição da situação problemática, alcançada através da revisão bibliográfica, definiu-se o problema. O problema explicita-se através da proposição de

um modelo geral de entidades que descrevem os domínios de conhecimento e suas relações sob o ponto de vista do domínio do conteúdo e das situações em que o domínio se insere no processo de aprendizagem, conforme Akhras e Self (2002), e também favorável à operacionalização dos modelos propostos por Achtenhagen (2001).

3. O desenvolvimento computacional do modelo proposto, que resultou no sistema E-BIACS. O sistema tomou por referência o sistema BIACS – Base Inteligente para Aquisição de Conhecimentos de Sistemas (SANTOS e BECKER; 1988).

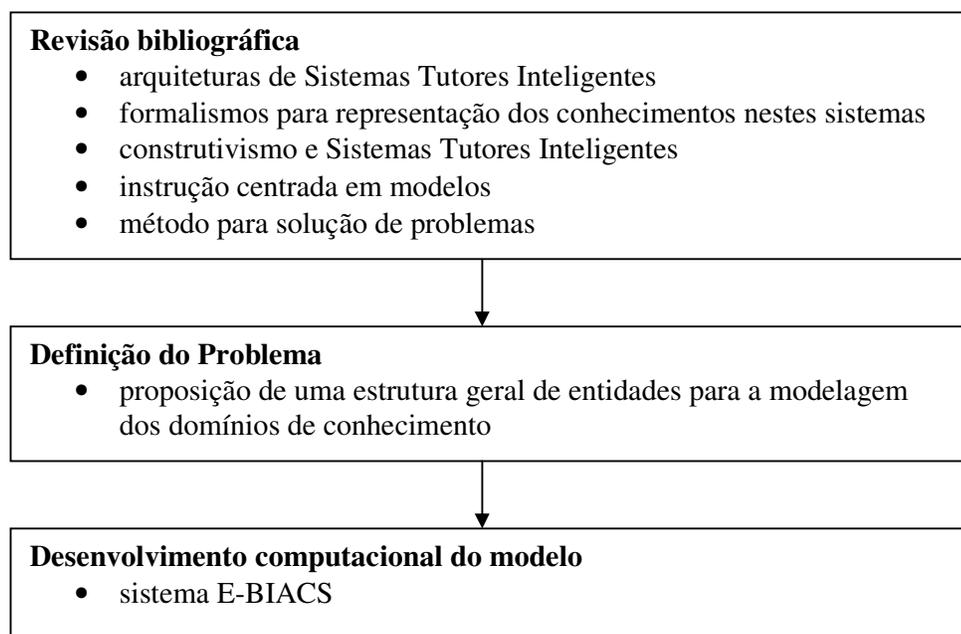


Figura 13 - Resumo do processo de desenvolvimento da pesquisa.

4. UMA PROPOSTA PARA MODELAGEM DO CONHECIMENTO

O tradicional método expositivo de ensino tem origem na visão objetivista de como ocorre a aprendizagem. Segundo Leidner e Jarvenpaa (1995), o modelo objetivista é baseado na teoria estímulo-resposta de Skinner: a aprendizagem é o resultado de uma mudança no comportamento de um indivíduo, que pode ser moldado por reforço seletivo. O modelo assume que existe uma realidade objetiva, que é entendida por todos os indivíduos através dos mesmos processos cognitivos. A mente funciona como um espelho da realidade e não como intérprete. O objetivo do ensino é transferir conhecimento de um especialista – o professor – ao aluno. O instrutor deve organizar a realidade em representações abstratas ou generalizadas que possam ser transferidas e, posteriormente, recuperadas pelos alunos. O professor deve deter o controle do material e do ritmo de aprendizagem e avaliar, através de questões, se a transferência do conhecimento ocorreu.

A visão que se contrapõe ao objetivismo é o construtivismo e suas derivações, tais como o modelo cognitivo de processamento de informações, o colaborativismo e o sócio-culturalismo (LEIDNER e JARVENPAA, 1995). No modelo construtivista, a existência de uma realidade externa e independente do indivíduo é negada, considerando-se que o conhecimento é criado ou construído por cada pessoa. A mente produz sua própria e única concepção dos eventos. As realidades diferem de alguma maneira, de indivíduo para indivíduo, baseadas em suas experiências e vieses. A aprendizagem é, portanto, a formação de conceitos abstratos para representar a realidade, focando na descoberta de relações conceituais, explorando múltiplas perspectivas ou representações de um tema e expondo o aluno ao contexto real no qual a aprendizagem é relevante. A instrução deve ser centrada no estudante e não no professor. Assume-se que os alunos aprendem melhor quando atribuem significação a conceitos por si mesmos, ao invés de serem instruídos, deixando aos estudantes o controle do ritmo da aprendizagem. O papel de professor deve ser o de mediador, fornecendo recursos para que os alunos construam suas próprias visões da realidade.

Piaget, em sua conhecida obra *A Linguagem e o Pensamento da Criança* (Piaget, 1999), identifica dois tipos de raciocínio nas crianças que, segundo ele, são aqueles que nos guiam no resto de nossas vidas em intensidades que variam. Um deles refere-se àquele que empregamos a partir de nossas “teorias” pessoais, raciocínios que são livres, que independem de validação externa, e que chama de pensamento pré-causal. É a partir destas teorias que o pensamento, que Piaget designa como “lógico” ou “socializado”, se forma no decorrer dos

anos, especialmente a partir dos cinco anos de idade. Procuramos elaborar raciocínios que sejam aceitos pelos outros, que nos permitam uma inserção social satisfatória. Pelo fato de serem aceitos, são comunicáveis, e assim podem ser formulados de maneira explícita.

Em uma aprendizagem baseada em modelos, somente em situações que possam associar-se a problemas que nos desafiaram, ou que nos desafiam, é que a manipulação de conceitos formalizados poderá levar a um ganho de conhecimentos. O processo envolve o confronto de situações-problema que inicialmente não podemos comunicar, ou seja, não podemos justificar plausivelmente para outros, com estruturas a partir das quais um significado “lógico”, comunicável, possa ser atribuído às relações entre os elementos presentes (no problema).

Na abordagem proposta nesta pesquisa, parte-se da premissa de que é a imaginação do aluno, quando se encontra em situações onde a relação entre os fatos lhe instiga a busca de uma explicação plausível para a elucidação do problema, o elemento propulsor do processo de aprendizado. O processo se dá através do emprego pelo aluno de teorias pré-causais (individuais) para o tratamento de situações falhas. Acreditamos que são estas as situações de aprendizagem vivenciadas no cotidiano. Idéia semelhante é apresentada por Schank et al. (1994).

4.1 MODELO GERAL DE ENTIDADES PARA REPRESENTAÇÃO DOS DOMÍNIOS DE CONTEÚDO

Tomando-se por base a abordagem de Achtenhagen (2001) e de Akhras e Self (2002), o modelo proposto constitui-se de três entidades, necessárias para a representação do domínio do conteúdo e das situações em que o domínio se insere no processo de aprendizagem: *situação*, *problema* e *modelo do sistema*. Estas entidades assumem um significado sob o ponto de vista pedagógico quando associadas a mais duas: *contexto* e *conceito* (Figura 14).

No presente trabalho parte-se do princípio de que, de maneira geral, a instrução formal visa capacitar o aluno a descrever contextos problemáticos a partir de conceitos socialmente validados. Por exemplo (extraído da Wikipedia), como os sistemas respondem a mudanças no ambiente que os circunda a partir das leis da termodinâmica e seus conceitos decorrentes, o que inclui um amplo espectro de fenômenos, tais como fenômenos de transição de fase, reações químicas, fenômenos de transporte, e até buracos negros? Estes dois objetos

de conhecimento são modelados através das entidades *contexto* e *conceito* (Figura 14): um contexto pode relacionar-se a um ou mais conceitos, assim como um conceito pode relacionar-se a um ou mais contextos.

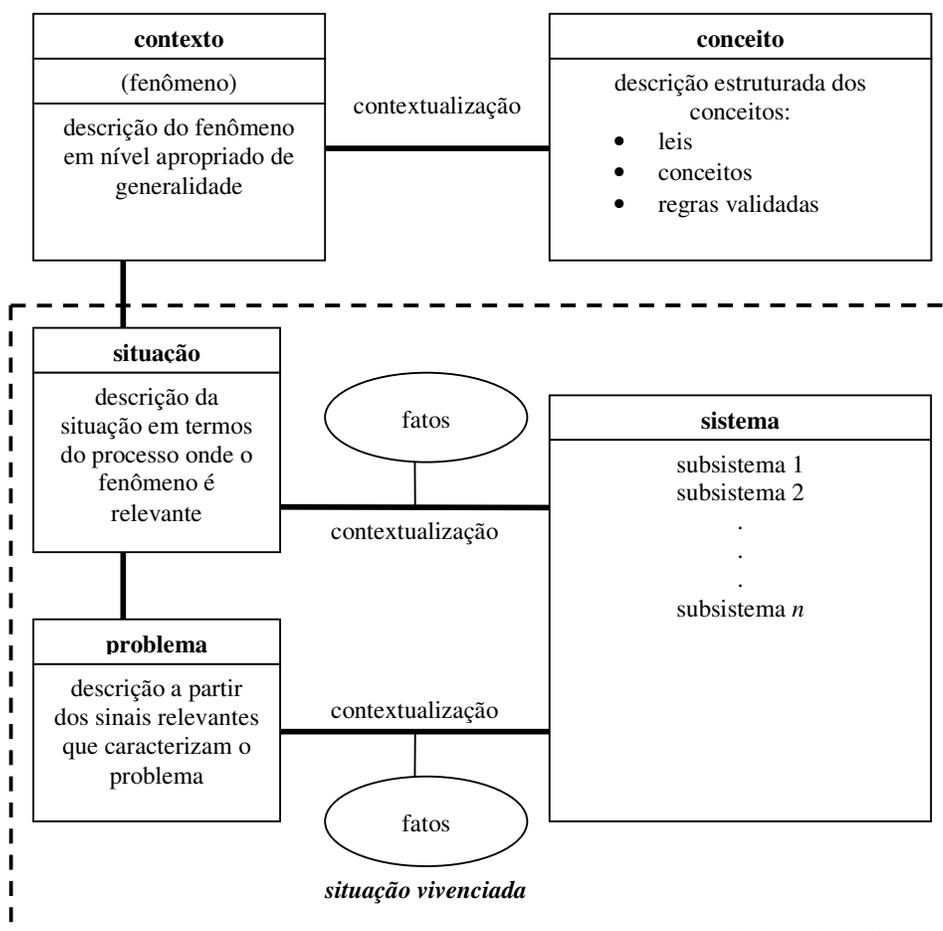


Figura 14 – Abordagem proposta para a representação de conhecimentos centrada em modelos.

A fim de que significados possam ser atribuídos a contextos (ou, mais simplesmente, fenômenos) formalmente definidos e, indiretamente, aos conceitos que os embasam, uma representação do processo onde o fenômeno tem relevância é necessária. Por exemplo, ainda na Wikipedia, o conceito “termodinâmica” é (historicamente) justificado pelo esforço em aumentar a eficiência das primeiras máquinas a vapor. Uma bonita figura animada de uma máquina a vapor ilustra o início do texto. Sem máquinas a vapor, nada de termodinâmica!

Por outro lado, “aumentar a eficiência das primeiras máquinas a vapor” elucida um problema, aliás, um conjunto de problemas relacionados a uma insuficiente eficiência das máquinas a vapor, considerada na época. A ineficiência das máquinas a vapor, um conjunto de sinais relevantes, e que a evidenciam, estão associados (inclusive os sinais a serem considerados na representação para definir e avaliar eficiência). Sem tais sinais não seria possível atribuir, de forma explícita, um significado ao aumento da eficiência. A estes conjuntos de sinais, um conjunto de aspectos do processo objeto do conhecimento deve ser associado. No exemplo, referem-se aos elementos e às suas interações que compõem (a concepção de) uma máquina a vapor.

Estes três componentes do conhecimento são modelados através das entidades *situação*, *problema* e *modelo do sistema*, e operam o que neste trabalho designamos como situações vivenciadas. O termo “situações vivenciadas” faz alusão ao desenvolvimento do conhecimento, onde a partir de “falhas” percebidas (vivenciadas) soluções são concebidas e, eventualmente, generalizadas através de um processo de abstração. Assim, no modelo do sistema inclui-se uma representação de como “falhas” nos elementos do sistema podem ser percebidas em níveis de abstração. É importante notar que a idéia de “falha” é circunstancial e dependente do avanço nos conhecimentos formais. Na verdade, vê-se uma falha onde há uma lacuna de conhecimento, sem a qual a falha não ocorreria. Tal lacuna, se preenchida, leva ao aperfeiçoamento do modelo do sistema e conseqüentemente, a uma expansão dos conhecimentos. Conforme apresentado na Wikipedia, “falhas” nas máquinas a vapor levaram ao desenvolvimento da termodinâmica que, por sua vez, contribuiu para o desenvolvimento das máquinas térmicas. Graças à termodinâmica é que também outras máquinas, tais como as turbinas a vapor, foram desenvolvidas. O que há em comum entre máquinas alternativas a vapor (aquelas das locomotivas a vapor do tipo Maria Fumaça) e turbinas é a natureza dos fenômenos e, conseqüentemente, dos subsistemas que as compõem. Neste caso, os subsistemas abstraem situações análogas em problemas de mesma natureza.

Os elementos do modelo, no âmbito do que designamos como situação vivenciada, constituem um manancial de proposições bem formadas que, acreditamos, possam ser associadas pelo aluno a outras, pertencentes ao seu imaginário. Esta estratégia baseia-se no princípio de que o conteúdo representado no modelo do sistema só poderá ser exposto de forma explícita (justificado através de argumentos socialmente plausíveis), quando elucidados por teorias aceitas. Caso contrário, justificar-se-á através de analogias presentes no imaginário de cada um.

No próximo capítulo apresenta-se o sistema computacional desenvolvido, através do qual os conhecimentos referentes às entidades *situação*, *problema* e *modelo do sistema* podem ser modelados e inferidos. Note-se que o modelo de entidades acima, uma vez desenvolvido computacionalmente, propõe-se à modelagem de conhecimentos onde os modelos 1 e 2 de Achtenhagen, previamente apresentados, possam ser postos em prática. Busca-se também, com o sistema E-BIACS, incluir a questão relacionada ao processo de navegação que o estudante deve vivenciar na busca da resolução de um problema complexo, coletando e estruturando os dados necessários.

5. SISTEMA PROPOSTO PARA A REPRESENTAÇÃO DOS CONHECIMENTOS

O elemento principal do sistema proposto para a representação dos conhecimentos refere-se a uma representação do sistema (ou dos sistemas) que, no ambiente de aprendizagem, é usado como suporte ao processo de aprendizagem. No âmbito desta pesquisa, o modelo busca proporcionar ao aluno uma vivência de situações problemáticas, às quais conhecimento teórico está associado. A idéia é levar o aluno à busca destes conhecimentos para, contrapondo com os seus, chegar à elucidação do problema. A fim de que os conhecimentos teóricos possam ser devidamente contextualizados em uma situação prática, o sistema modelado é descrito a partir de duas situações: em funcionamento visto pelo modelador como “normal”, e em funcionamento “anormal”.

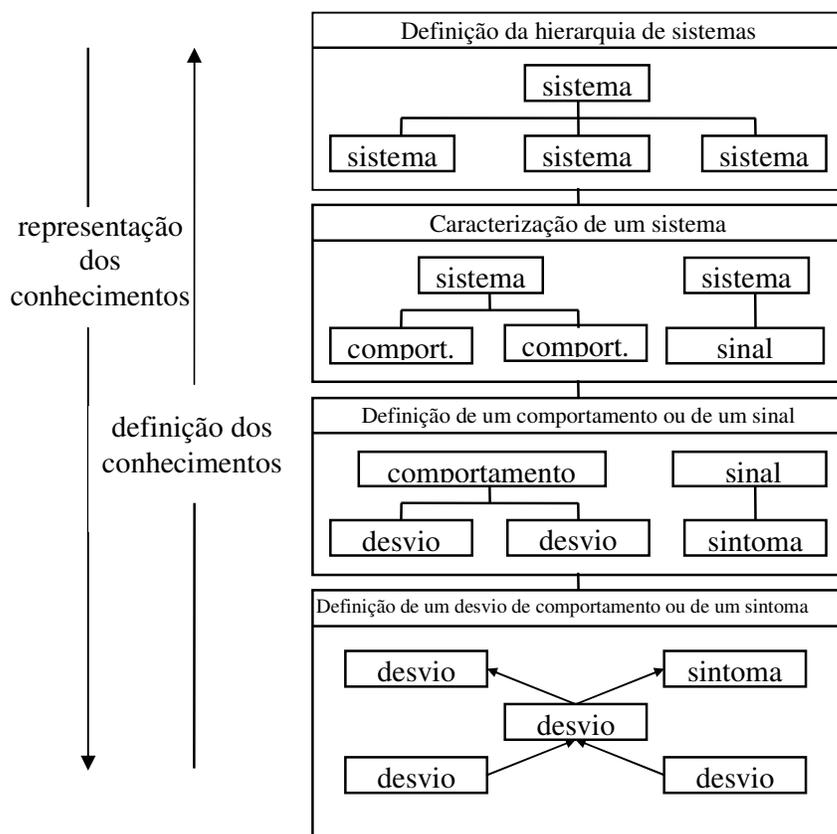


Figura 15 - Representação e definição dos conhecimentos no E-BIACS.

O processo para a modelagem dos conhecimentos compreende as seguintes etapas (ver Figura 15):

1. Uma representação hierárquica do sistema. Nesta, cada subsistema constitui um nível de abstração do problema, visto como um *dispositivo*.
2. A representação das características de cada subsistema em estado “normal”. Cada subsistema é caracterizado através de suas variáveis de estado, descrevendo *comportamentos normais*. Também são representados *sinais* através dos quais um estado do sistema pode ser avaliado.
3. A representação da deterioração de um estado do sistema, descrevendo *desvios de comportamento*. Também são representados *sintomas*, através dos quais a deterioração de um estado do sistema pode ser avaliada.
4. Associações entre desvios de comportamento e entre desvios de comportamento e sintomas, que descrevem o problema em níveis de abstração.

O processo de modelagem é realizado em dois sentidos (Figura 16). Em um sentido representam-se e, em outro, identificam-se subsistemas. A identificação de (novos) subsistemas dá-se em função da resolução de falhas elucidadas, e da sua associação com funcionalidades já representadas no modelo.

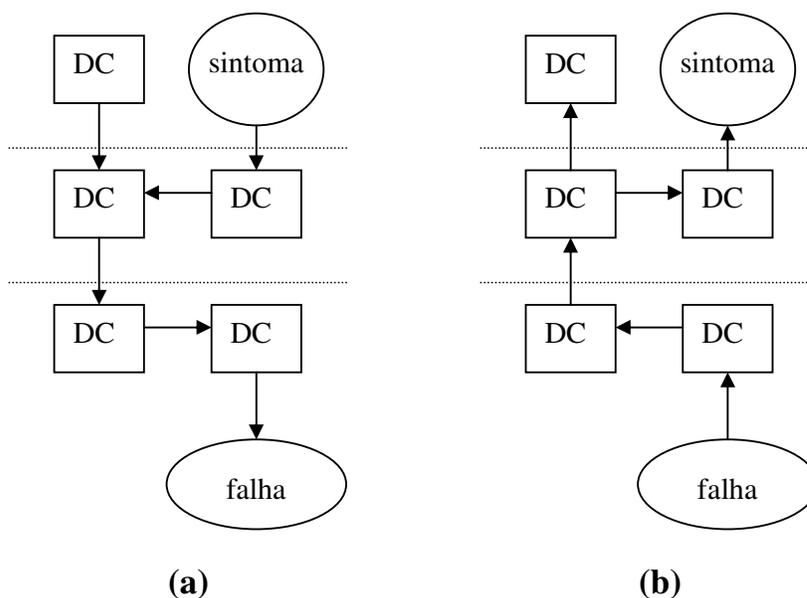


Figura 16 - Diagnóstico e simulação no E-BIACS.

Por outro lado, o processo de modelagem é auxiliado por dois mecanismos para a exploração contextualizada dos conhecimentos (Figura 16). Um mecanismo para diagnóstico

(Figura 16a) leva o usuário, a partir de um conjunto de sintomas (ou mesmo a partir de um desvio de comportamento), à validação de hipóteses constituídas por falhas representadas no modelo. Um mecanismo para a visualização das instâncias de uma falha (Figura 16b), em todos os níveis de abstração representados, oferece ao usuário uma maneira de atribuir uma significação ao problema. Parte-se do suposto de que é a partir desta contextualização do problema que uma evolução do sistema é possível. No contexto definido por uma falha é que se relacionam os conteúdos de um domínio do conhecimento, tais como os fenômenos e leis gerais. Ao contexto definido no modelo por uma falha também se associam os conhecimentos sobre a natureza e a constituição do sistema modelado.

Raciocínios de inferência são, portanto, possíveis, e refletem os métodos para solução de problemas apresentados no Capítulo 2. Ainda, relacionado a esta questão, refere-se o modelo de dados para a representação dos conhecimentos. A Figura 17 apresenta o modelo de dados, conforme abordagem definida por Chen (1976), no qual se baseia o E-BIACS. Para construção do modelo de dados utilizou-se a ferramenta AllFusionTM ERwin Data Modeler V 4.1.

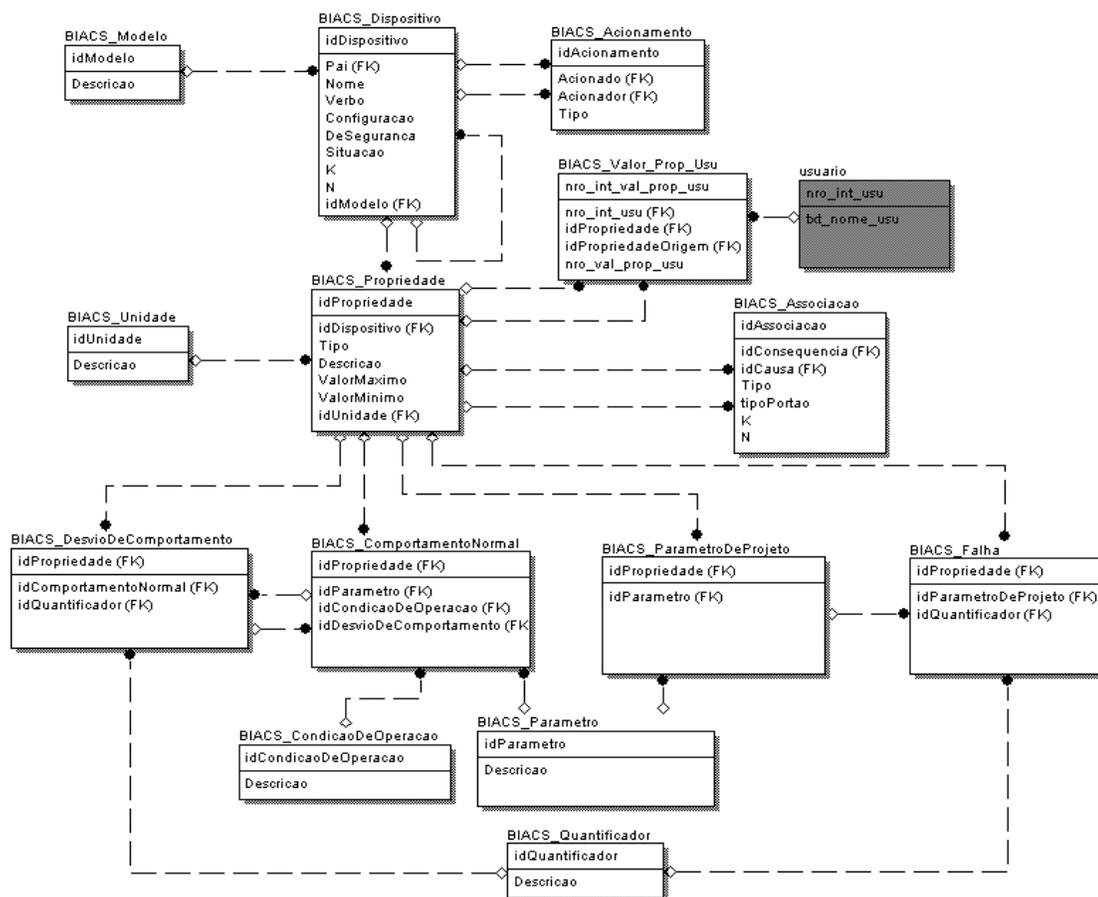


Figura 17 - Modelo de dados no E-BIACS.

No modelo de dados, duas entidades têm especial importância no escopo dos ambientes de aprendizagem. A *condição de operação*, que constitui um dos atributos de um comportamento normal, define a situação problemática. Mais especificamente, através da condição de operação pode-se estabelecer um contexto cognitivo, no qual os conhecimentos que podem se associar ao problema são indexados, em níveis de abrangência. A condição de operação permite, por exemplo, definir uma situação onde um mesmo problema é apresentado de forma menos detalhada do que em outra situação. Este aspecto é interessante para o processo de aprendizagem, onde o aluno pode ser levado a interpretações diversas do problema, e onde níveis diversos de aprofundamento nos conhecimentos podem ser considerados. O *comportamento normal*, por outro lado, permite que domínios de conteúdo sejam pré-definidos no ambiente de aprendizagem. O exemplo a seguir ilustra o papel destas duas entidades.

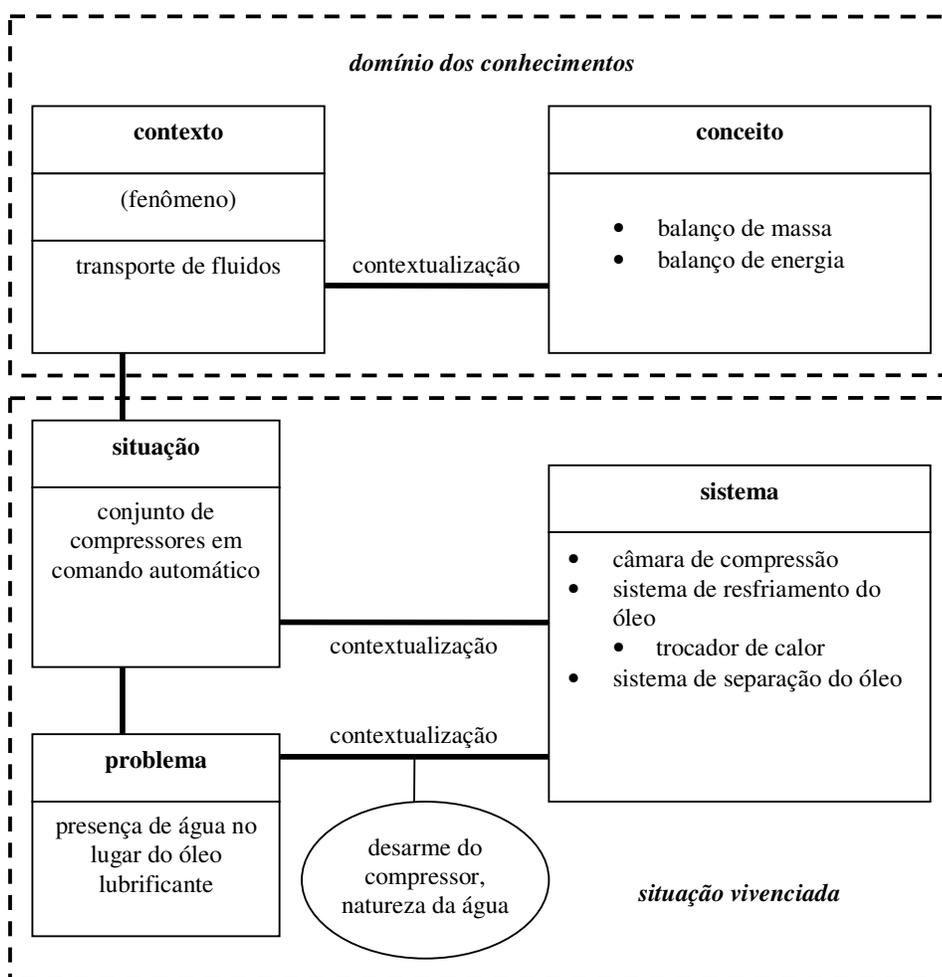


Figura 18 – Exemplo do compressor baseado na abordagem proposta para a representação de conhecimentos centrada em modelos – cenário 1.

Em uma plataforma marítima de petróleo, após alguns meses de operação, o sistema de compressores começou a apresentar problemas mecânicos relacionados ao atrito dos elementos compressores com sua carcaça de metal. Face a este tipo de avaria, dois fatos (sintomas) foram verificados: um dos compressores encontrava-se “desarmado” com o eixo acionador preso, e o vaso separador de óleo lubrificante encontrava-se cheio d’água. Uma hipótese (falha) foi imediatamente estabelecida: falta de óleo lubrificante, que levaria a avarias nos mancais e, conseqüentemente, a outras avarias internas. O fato de que o vaso separador estava cheio d’água foi desprezado, uma vez que a água foi provada e verificada salgada. Conseqüentemente, a substituição do trocador de calor do óleo (arrefecido com água do mar) resolveria este problema. Este cenário está caracterizado na Figura 18. Note-se que, até então, nenhuma conexão foi (cognitivamente) estabelecida entre estes dois primeiros sintomas.

O compressor foi reparado e posto em operação. Em pouco tempo ocorreram novamente as mesmas avarias, porém também em mais outro compressor (eram três compressores atuando automaticamente em paralelo, em função da demanda de ar comprimido). Neste decurso, entretanto, antes que o compressor travasse novamente, verificou-se que, ao drenar-se a água do vaso separador de óleo, uma grande quantidade de água era retirada. Esta operação era realizada pelo pessoal da manutenção rotineiramente e, sem que estivessem informados, destinava-se a extrair uma eventual porção de condensado presente no circuito de lubrificação do compressor. Esta, por repetir-se, passou a constituir uma informação relevante, uma vez que evidenciava uma anomalia. Uma nova explicação evidenciou-se: água salgada (paradoxalmente), de alguma maneira, entrava no circuito de óleo e, enchendo o vaso separador, evitava a separação do óleo. O compressor, sem óleo, trancava. Os trocadores de calor foram novamente substituídos, junto com os novos elementos compressores. Os compressores trancaram novamente.

Após inúmeras investidas procurando problemas nos subsistemas, descobriu-se que no manual de operação dos compressores havia uma recomendação para que, na partida dos compressores, o fluxo de água para o arrefecimento do óleo lubrificante fosse gradualmente aumentado, de maneira a que a temperatura do ar comprimido no bocal de saída de cada compressor não fosse nunca inferior a um determinado valor. Descobriu-se também que, para lubrificar os parafusos de compressão, óleo lubrificante era pulverizado na câmara de compressão, misturando-se ao ar. A função do vaso separador de óleo era, portanto, a de separar o óleo do ar, de maneira a manter o óleo dentro do circuito. Caso contrário, o óleo gradualmente (rapidamente) seria perdido para a rede de ar comprimido. Conhecimentos de

termodinâmica elucidam o problema: a temperatura deve permanecer acima de um patamar de maneira a evitar-se a condensação da umidade do ar provocada por uma elevação do ponto de orvalho que, por sua vez, deve-se à elevação da pressão do ar. O óleo (misturado ao ar) em temperatura abaixo do ponto de orvalho, leva à condensação da umidade presente no ar durante o processo de compressão.

Enquanto não se fez uma análise do teor de sólidos da água presente no óleo, não se elucidou o problema. Uma vez verificado que a água era proveniente do ar e não do mar, com a qual eram refrigerados os compressores, o problema foi resolvido com a inclusão de um dispositivo automático para a regulação do resfriamento do óleo durante a partida dos compressores (Figura 19). Um novo subsistema foi integrado ao existente.

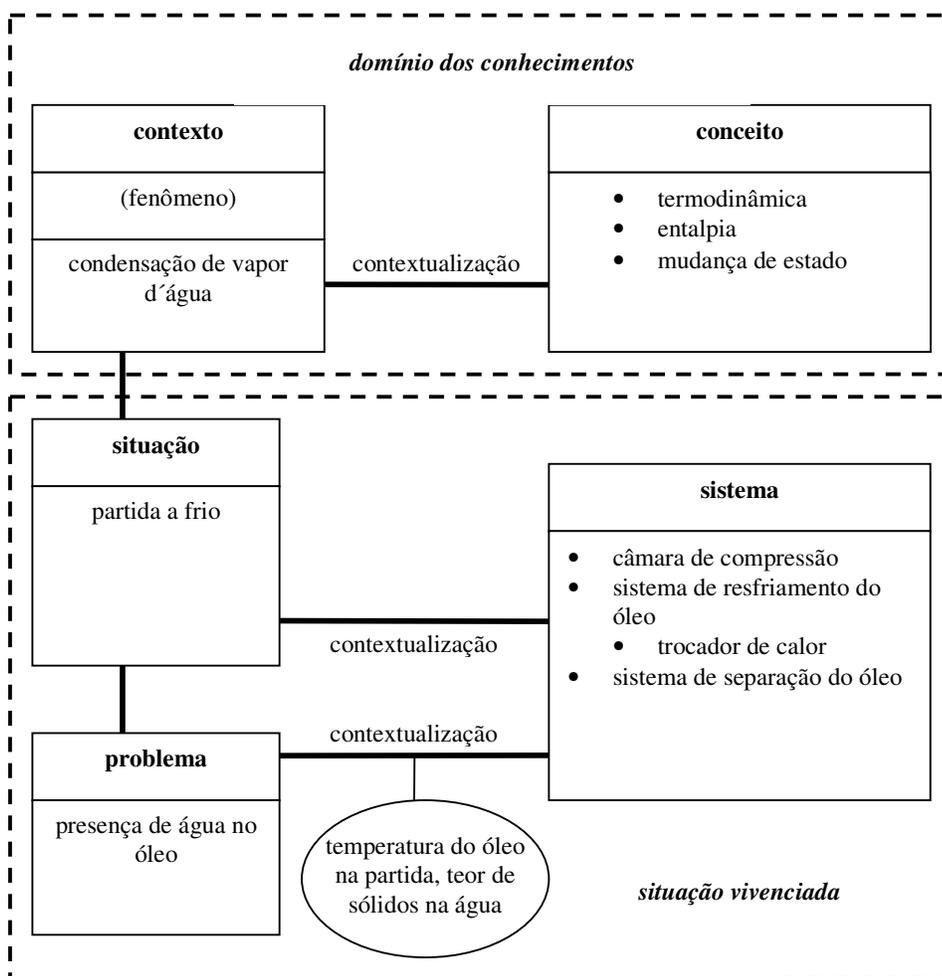


Figura 19 - Exemplo do compressor – cenário 2.

A modelagem no sistema E-BIACS dos conhecimentos e das situações problemáticas ilustradas nas Figuras 18 e 19 é apresentada a seguir.

Representação hierárquica do sistema

A Figura 20 apresenta uma representação hierárquica para o sistema do compressor. Cada subsistema é visto como um *dispositivo*, modelado conforme é mostrado na Figura 21. O atributo *verbo* designa o papel do dispositivo no modelo de conhecimentos. O valor “indica” atribui ao dispositivo o papel de processador de um *senal* ou de um *sintoma*. O valor “fornece” atribui ao dispositivo o papel de construtor das condições necessárias à realização dos objetivos definidos para o sistema. O atributo *segurança* refere-se a uma configuração de dois subsistemas em paralelo seqüencial, onde a funcionalidade de um subsistema está condicionada a perda de funcionalidade de um segundo subsistema. O atributo *configuração* designa a configuração lógica dos subsistemas de um sistema. Em série, em paralelo ativo e em k subsistemas falhos em n operantes em paralelo, constituem os valores possíveis.

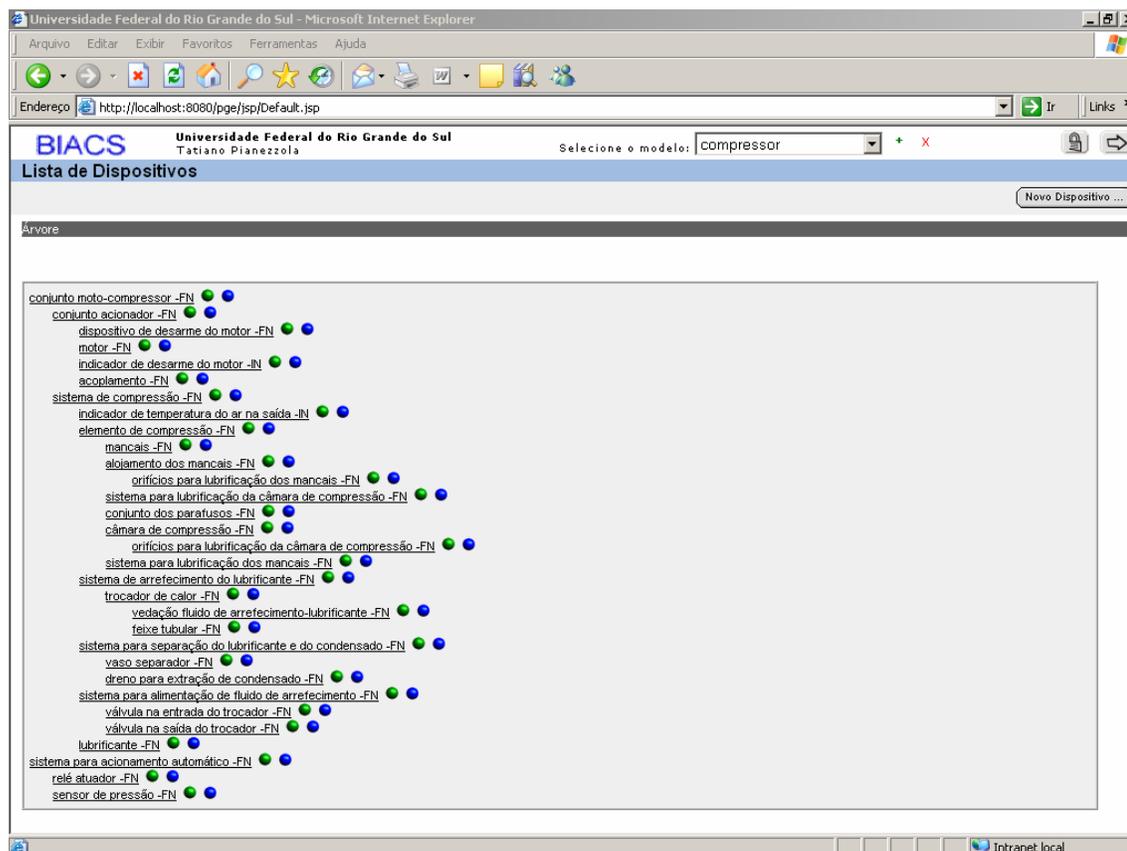


Figura 20 - Representação hierárquica do sistema no E-BIACS.

Universidade Federal do Rio Grande do Sul - Microsoft Internet Explorer

Edição de Dispositivo: conjunto moto-compressor

Salvar Excluir Cancelar

Geral Acionador de Acionado por

Nome: conjunto moto-compressor

Pai: ...

Verbo: Fornecer

Seguranca: Não

Configuracao: Série

Figura 21 – E-BIACS: modelagem de um subsistema.

Representação das características de cada subsistema em estado normal

A Figura 22 apresenta os comportamentos normais de um dispositivo, modelados conforme mostrado na Figura 23. O atributo *parâmetro de operação* refere-se à variável que caracteriza um estado de um subsistema. O *espaço quantidade* refere-se aos valores na faixa em que se obtêm as condições para o alcance dos resultados desejados para o sistema. A *condição de operação* indexa um cenário operacional no qual um sistema pode estar inserido. Desta maneira, cenários operacionais podem ser compostos em níveis de abrangência. Assim, a condição de operação define uma situação problemática que, eventualmente, pode compor-se por outras.

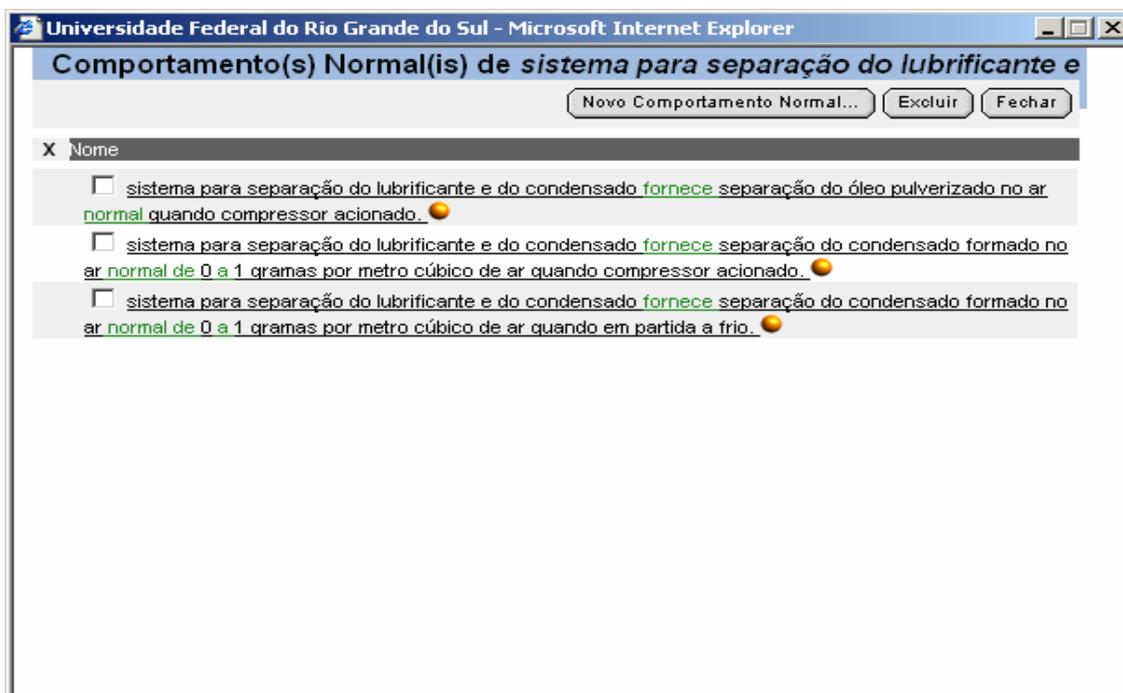


Figura 22 – E-BIACS: características de cada subsistema em estado normal.

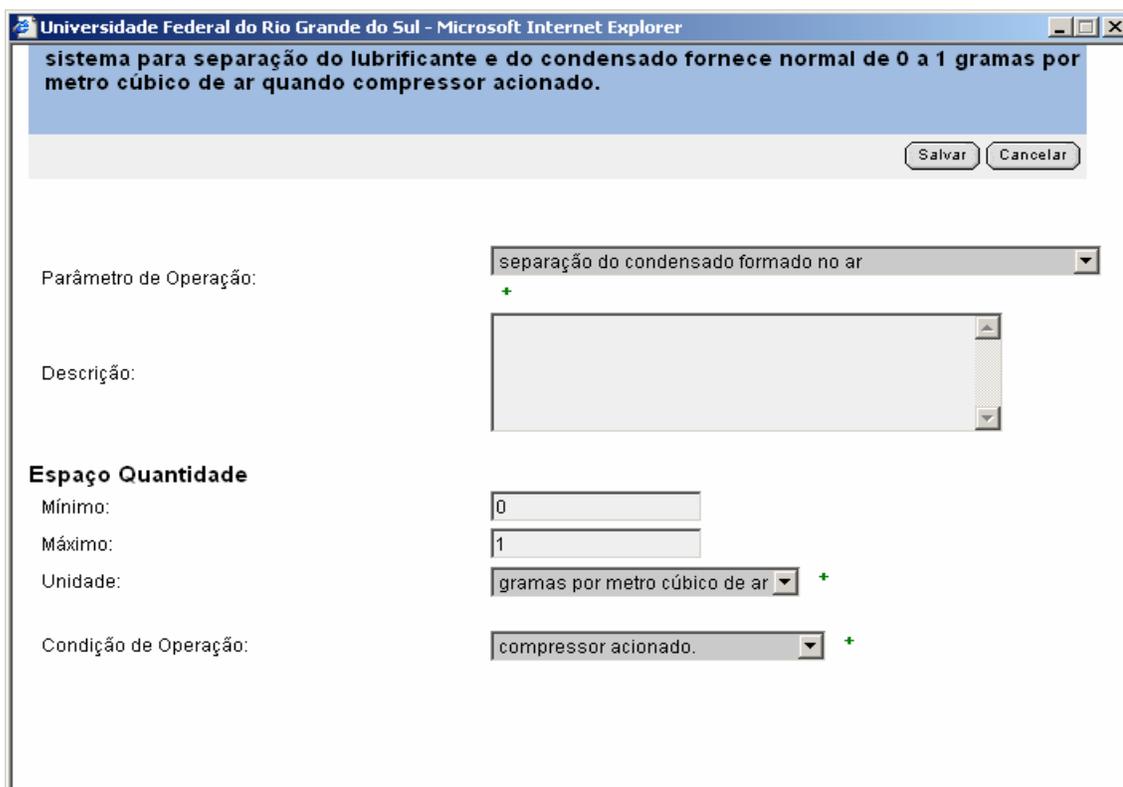


Figura 23 - E-BIACS: modelagem de um comportamento normal.

Representação da deterioração do estado de um sistema

A Figura 24 apresenta os desvios de comportamento de um comportamento normal, modelados conforme é mostrado na Figura 25. O atributo *quantificador* qualifica o estado (semi-quantitativo) do subsistema. O *espaço quantidade* refere-se aos valores na faixa em que não se obtêm as condições para o alcance dos resultados desejados para o sistema.

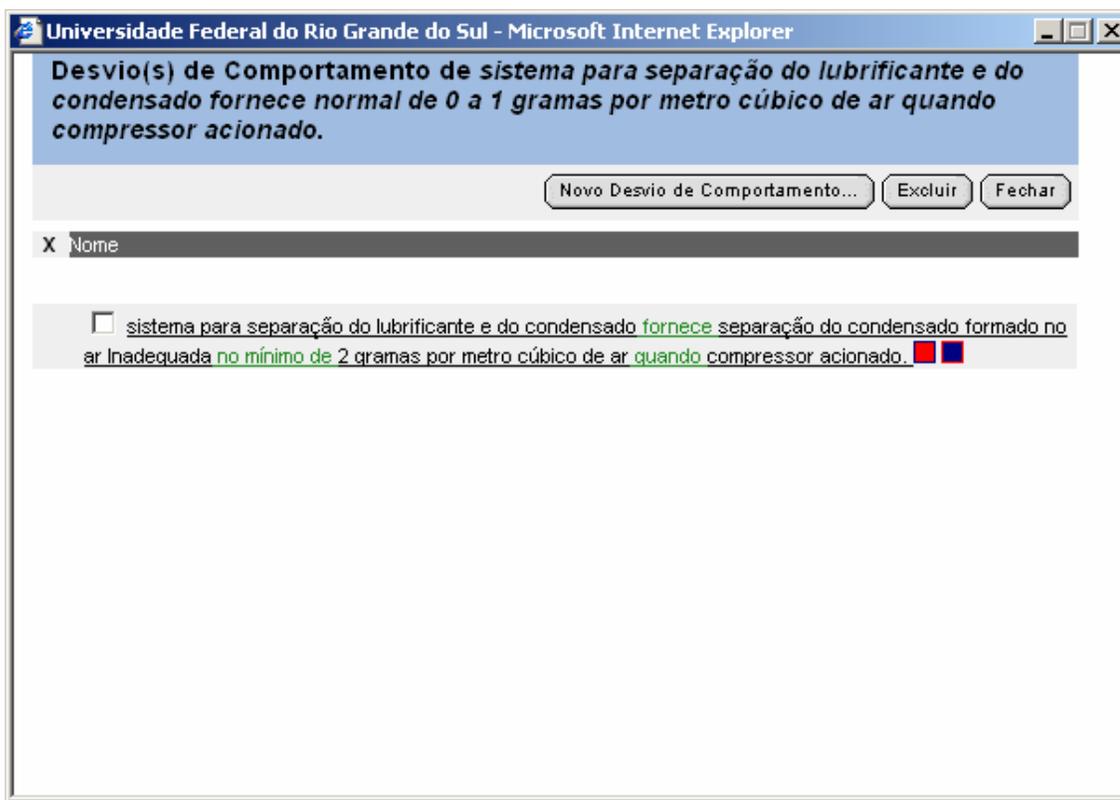


Figura 24 - Representação da deterioração de um estado do sistema no E-BIACS.

Universidade Federal do Rio Grande do Sul - Microsoft Internet Explorer

sistema para separação do lubrificante e do condensado fornece separação do condensado formado no ar Inadequada no mínimo de 2 gramas por metro cúbico de ar quando compressor acionado.

Salvar Cancelar

Geral Consequências Causas

separação do condensado formado +
no ar **quantificador**

Espaço quantidade inf. sup. gramas por metro cúbico de ar

quando compressor acionado.

Descrição:

Figura 25 - E-BIACS: modelagem de um desvio de comportamento.

Associações entre desvios de comportamento e entre desvios de comportamento e sintomas

A Figura 26 apresenta, associados a um desvio de comportamento, outros desvios, modelados conforme é mostrado na Figura 27. O atributo *desvio de comportamento* refere-se a um desvio possível de associar. As possibilidades de associação são definidas por associações entre subsistemas modeladas (para um dispositivo) através da entidade acionamento (ver Figura 17). O atributo *portão* designa a estrutura lógica na rede de associações.

A um desvio de comportamento também podem ser associados sintomas (verbo “indica”, ver Figura 26).

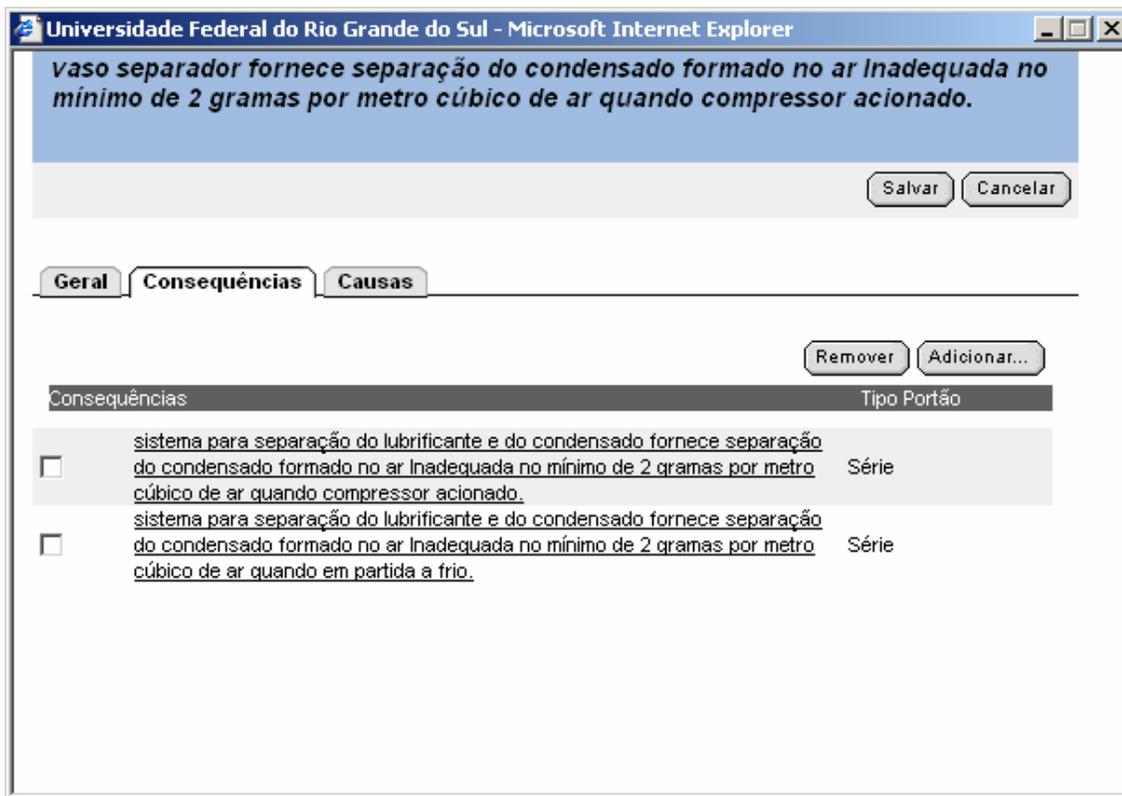


Figura 26 - E-BIACS: associações entre desvios de comportamento.

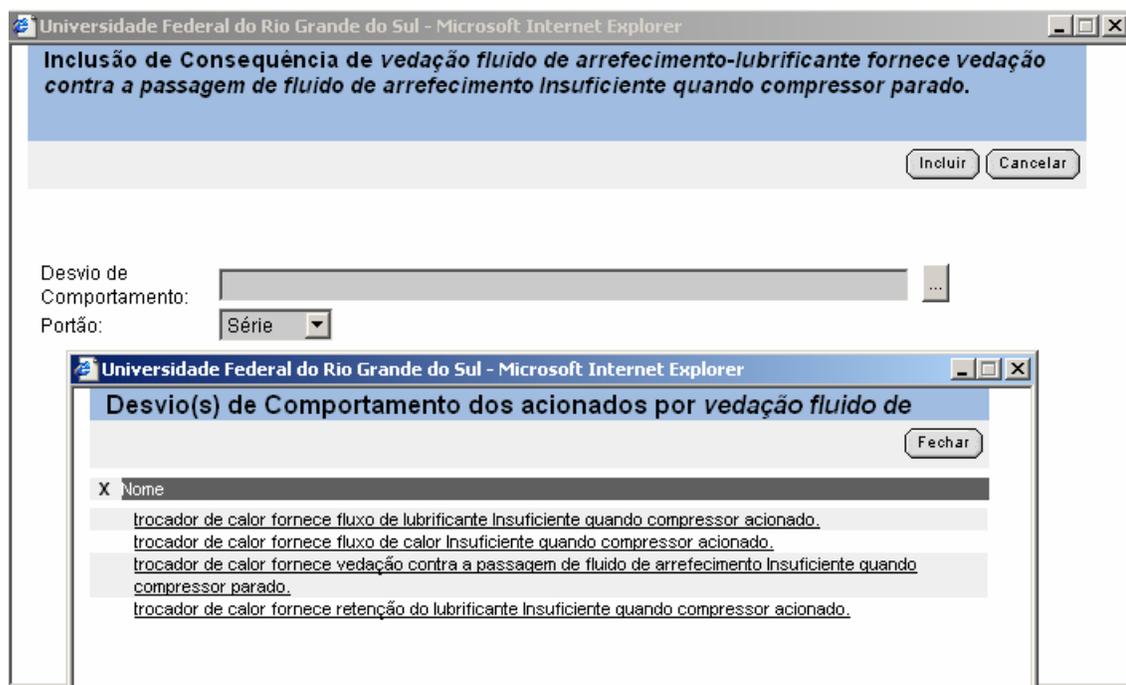


Figura 27 - E-BIACS: modelagem das associações entre desvios de comportamento.

Diagnóstico do sistema

O diagnóstico tem como objetivo validar falhas hipotéticas a partir de um conjunto de sintomas. Para isso, falhas devem estar representadas no modelo. Na Figura 17 a entidade *falha* representa a fronteira do conhecimento modelado. Assim, a cada desvio de comportamento, um conjunto de falhas pode estar associado. Uma falha, no modelo, representa uma característica do sistema que pode ser verificada de fato. Associado a um conjunto de falhas, representa-se um *parâmetro de projeto*, que também constitui uma característica verificável do sistema e que, no modelo, determina as condições básicas para obtenção dos resultados desejados.

A Figura 28 apresenta os parâmetros de projeto de um dispositivo, modelados conforme ilustrado na Figura 29. O atributo *parâmetro de projeto* refere-se à variável que caracteriza um estado verificável de um subsistema. O *espaço quantidade* refere-se aos valores na faixa em que se obtêm as condições para o alcance dos resultados desejados para o sistema.

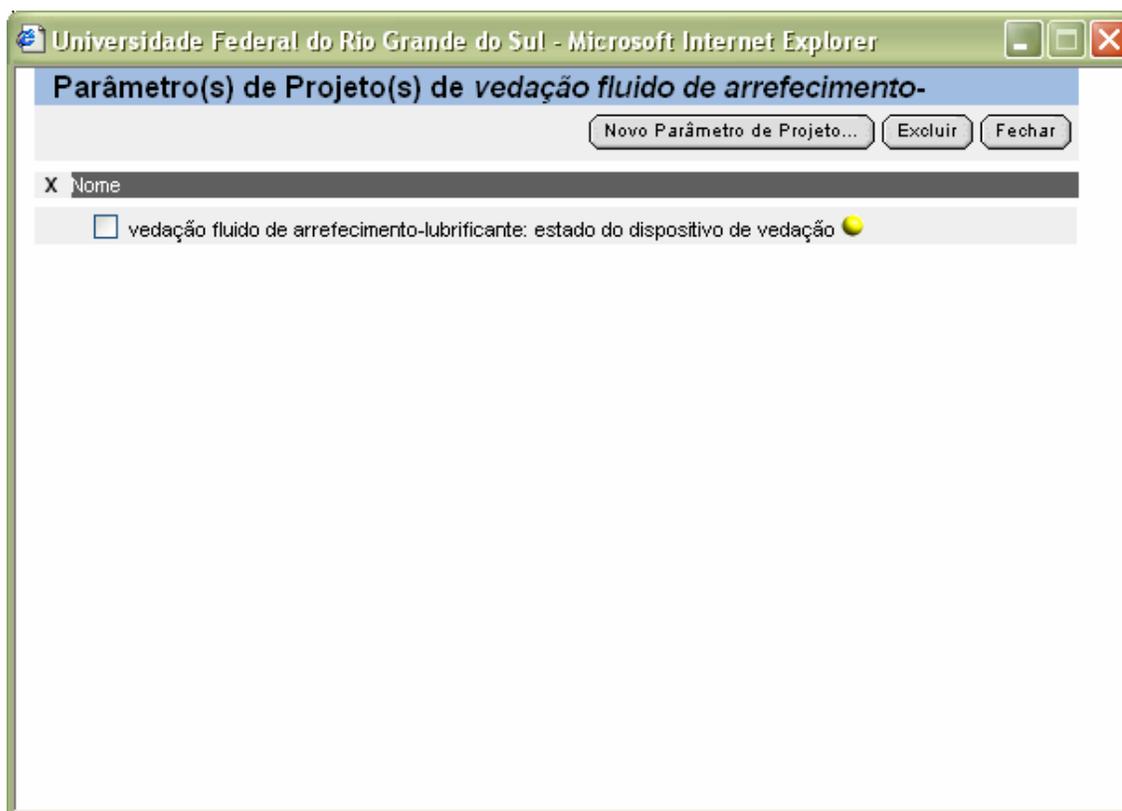


Figura 28 – E-BIACS: parâmetros de projeto de um subsistema em estado normal.

Universidade Federal do Rio Grande do Sul - Microsoft Internet Explorer

vedação fluido de arrefecimento-lubrificante: estado do dispositivo de vedação

Salvar Cancelar

Parâmetro de Projeto: estado do dispositivo de vedação +

Espaço Quantidade

Mínimo:

Máximo:

Unidade: +

Descrição:

Figura 29 – E-BIACS: modelagem de um parâmetro de projeto.

A Figura 30 apresenta as falhas associadas a um parâmetro de projeto, modeladas conforme ilustrado na Figura 31. O atributo *quantificador* qualifica o estado verificável do subsistema. O *espaço quantidade* refere-se aos valores na faixa em que não se obtêm as condições para o alcance dos resultados desejados para o sistema.

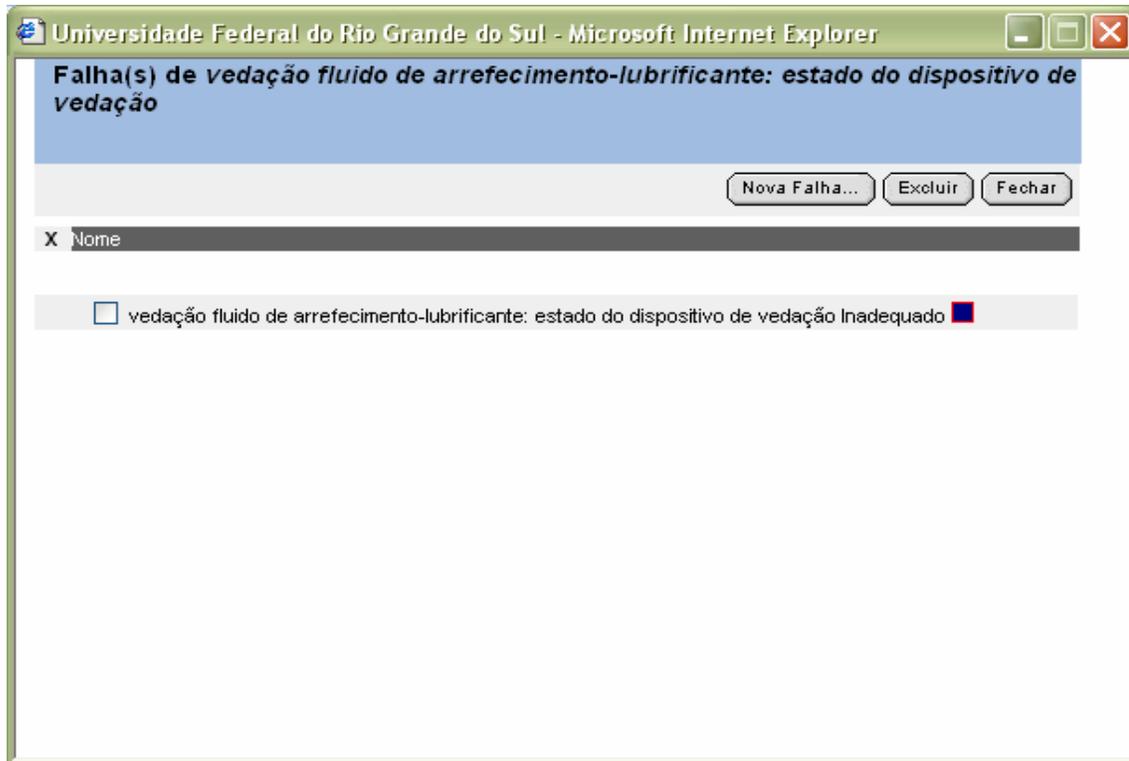


Figura 30 – E-BIACS: falhas associadas a um parâmetro de projeto.

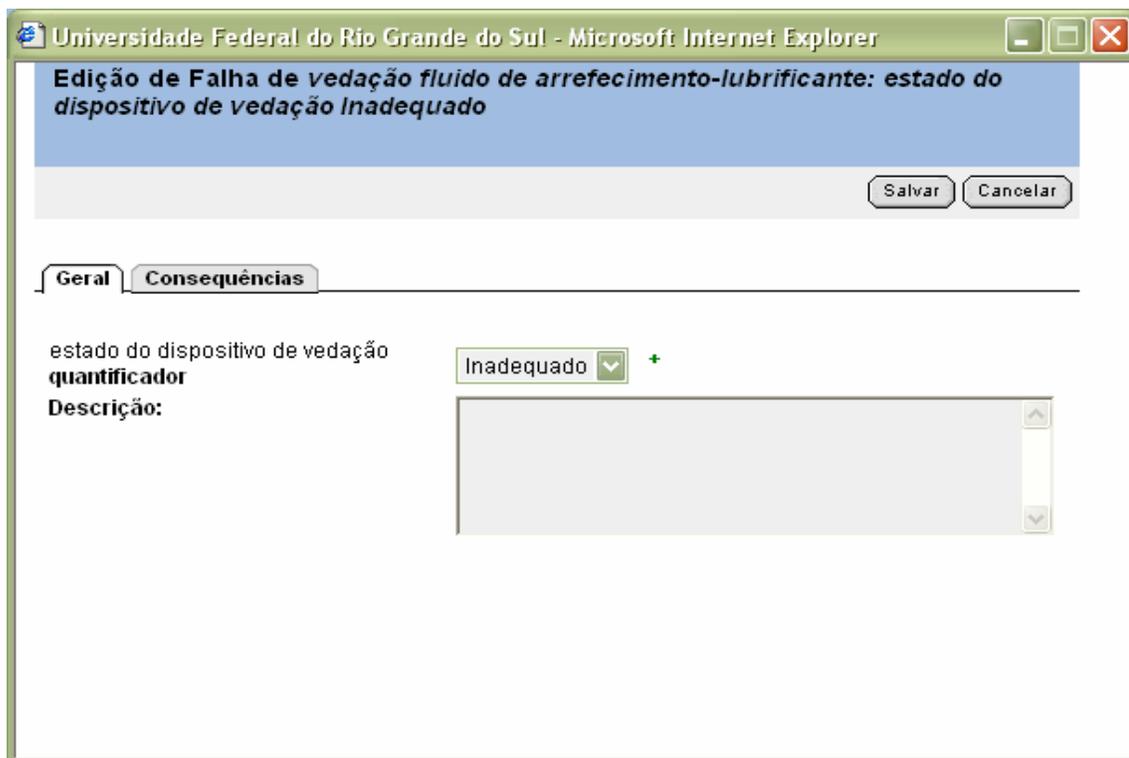


Figura 31 – E-BIACS: modelagem de uma falha.

Um diagnóstico é iniciado com a escolha de um desvio de comportamento ou de um sintoma. Na rede formada pelas associações de outros desvios com o desvio (ou o sintoma) escolhido, vincula-se um conjunto de sintomas e de falhas. O processo do diagnóstico compreende a eliminação de ramos da rede negados por um sintoma, e a conseqüente recuperação de falhas que expliquem o desvio ou sintoma escolhido. Note-se que nós da rede que não estão associados a desvios ou sintomas validados são desprezados. O diagnóstico se encerra com a confirmação de uma ou mais falhas. O Apêndice A apresenta o conjunto de procedimentos para o diagnóstico. A Figura 32 apresenta o resultado de um diagnóstico.

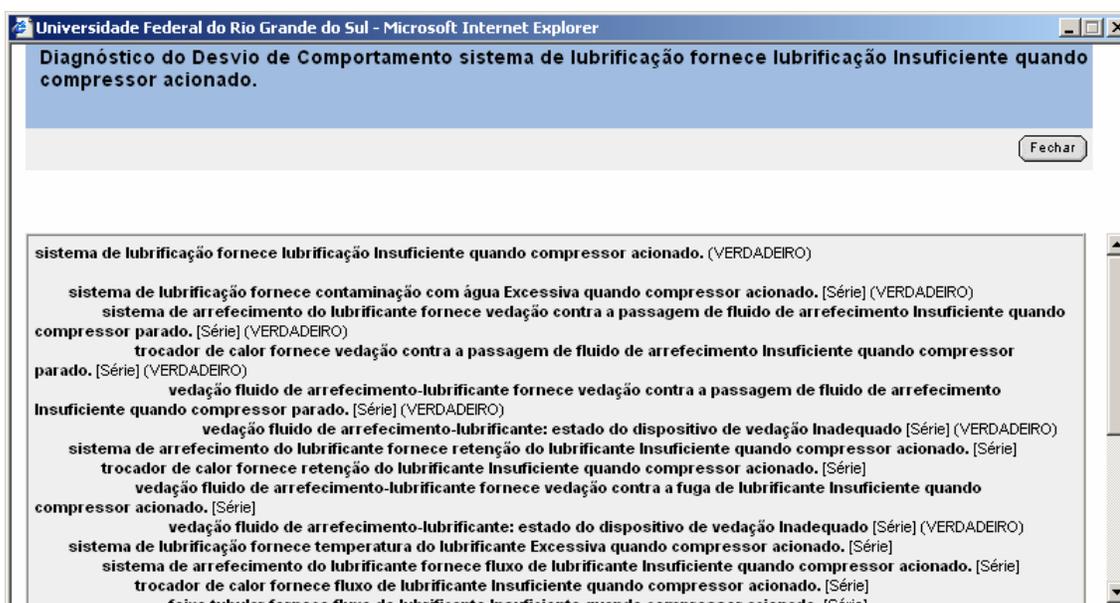


Figura 32 - E-BIACS: diagnóstico.

Simulação do sistema

Através de uma simulação, os desvios que levam à não obtenção das condições para a realização dos objetivos desejados para o sistema são apresentados nas instâncias de abstração do modelo. A Figura 33 apresenta um exemplo.

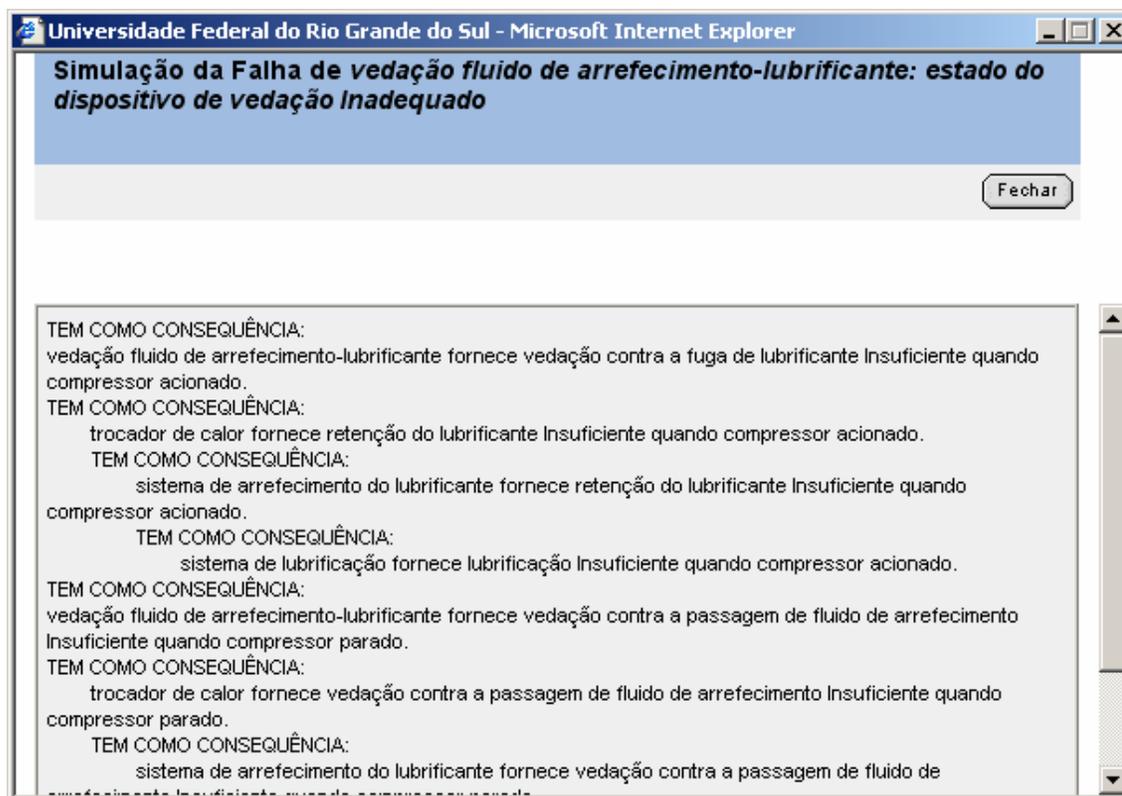


Figura 33 - E-BIACS: simulação.

6. CONCLUSÕES

Justificadamente, a concepção e o desenvolvimento dos sistemas tutores inteligentes representam uma parcela considerável dos esforços na pesquisa em inteligência artificial, não só pelo valor que tal instrumento representa para a sociedade, mas também por sua relevante contribuição às áreas afins. Este trabalho proporcionou aos autores uma reflexão mais aprofundada sobre os inúmeros aspectos relacionados ao problema. Dentre estes, a questão tecnológica, que evidentemente constitui o maior entrave para a satisfação dos requisitos estabelecidos no meio educacional, perdeu a importância. Uma observação mais ampla do problema, incluindo outras abordagens para a representação dos conhecimentos, ofereceu uma visão alternativa, levando a uma estruturação inovadora do problema. Nesta proposta o tutor perde seu papel, uma vez que ao aluno é oferecido um espaço de navegação onde pode encontrar as oportunidades e motivações para aprender. Além das questões tecnológicas relacionadas à modularidade e à reusabilidade, de grande peso econômico, apresenta-se uma estrutura que acreditamos favorecer uma perspectiva para a concepção de sistemas complexos de aprendizagem com abordagem construtivista e dotados de tecnologia de inteligência artificial.

8. RERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ACHTENHAGEN, F. Criteria for the development of complex teaching-learning environments. *Instructional Science*, v. 29, p. 361-380, 2001.

ACHTENHAGEN, F. Teaching and learning with computer-based tools: Construction, Implementation and Evaluation. Seminário realizado na Universidade Federal do Rio Grande do Sul em 12 de novembro de 2004.

AKHRAS, F.N.; SELF, J.A. Beyond intelligent tutoring systems: Situations, interactions, processes and affordances. *Instructional Science - springerlink.com*, 2002.

AGOSTA, J. M. Bayes Network Smart Diagnostics. *Intel Technology Journal*, Volume 8, Issue 4, 2004.

ANDERSON, J. R.. *The Architecture of Cognition*. Cambridge, MA: Harvard University Press 1983.

ANDERSON, J. R., BOYLE, C. F., FARRELL, R., REISER, B. J. Cognitive principles in the design of computer tutors. In P. Morris (Ed.), *Modelling Cognition*, . NY: John Wiley, 1987.

BRUSILOVSKY, P. The construction and application of student models in intelligent tutoring systems. *Journal of Computer and System Sciences International*, 32(1), p. 70-89, 1994.

BUTZ C.J., HUA S., MAGUIRE R.B. Bits: a Bayesian Intelligent Tutoring System for Computer Programming, the 9th Western Canadian Conference on Computing Education (WCCCE04), p. 179-186, 2004.

CHANDRASEKARAN, B. Generic tasks in knowledge-based reasoning: high-level building blocks for expert system design. *IEEE Expert* 1(3): p. 23-30, 1986.

CHEN, P., *The Entity Relationship Model - Toward a Unified View of Data*, in *ACM Transactions on Database Systems*. p. 9-37, 1976.

CLANCEY, W., JOERGER K. A Practical Authoring Shell for Apprenticeship Learning. *Proc. of ITS'88: First International Conference on ITSs*, Montreal, Canada, 1988.

CLANCEY, W. J. Heuristic Classification. *Artificial Intelligence*, [S.l.], v.27, p.289-350, 1985.

EL-SHEIKH, E., STICKLEN J. Using a Functional Approach to Model Learning Environments. *Model Based Reasoning for Intelligent Education Environments*, ECAI'98: European Conference on Artificial Intelligence, Brighton, UK, 1998.

EL-SHEIKH, E., STICKLEN J. Generating Intelligent Tutoring System from Reusable Components, 6th International Conference, ITS 2002, 2002.

GARDNER, K. M. et al. *Cognitive Patterns: Problem-Solving Frameworks for Object Technology*. Cambridge: Cambridge University Press and New York: SIGS Books & Multimedia, 1998.

JAMESON, A. Numerical Uncertainty Management in User and Student Modeling: An Overview of Systems and Issues. *User Modeling and UserAdapted Interaction*, 5, 1996.

LAJONQUIERE, L. Piaget: Notas para uma Teoria Construtivista da Inteligência. *Psicologia USP*, vol.8, no.1, p. 131-142, 1997.

LEIDNER, E.; JARVENPAA, S. The Use of IT to enhance Management School Education: A Theoretical View. *MIS Quarterly*, v. 19, n.3, p 265-291, 1995.

LIMA, D. R. Proposta para Desenvolvimento de um Sistema Tutor Inteligente aplicado em um Ambiente Virtual de Ensino Aprendizagem. Curso de Pós-Graduação em Ciência da Computação – Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2001.

MARIETTO, M. G. Definição Dinâmica de Estratégias Instrucionais em Sistema de Tutoria Inteligente: Uma Abordagem Multiagentes na WWW, São José dos Campos: ITA, 2000 Tese de Doutorado em Revista Brasileira de Informática na Educação, Volume 12, Número 2, Julho a Dezembro 2004 (Aprendizado por Reforço para um Sistema Tutor Inteligente sem Modelo Explícito no Aprendiziz), 2004.

MONDADORI, M. G. Definição de um Sistema para Construção de Cenários em Ambientes Complexos de Aprendizagem em Administração, Porto Alegre: UFRGS, 2005 Proposta de Dissertação de Mestrado, apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Administração da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Administração, 2005.

MONDADORI, M. G. ; SANTOS, E. R. . Uma proposta de princípios para a construção de ambientes de aprendizagem com orientação construtivista para o ensino em administração. *RENOTE. Revista Novas Tecnologias na Educação*, v. 4, p. 1, 2006.

MURRAY, T. Authoring Knowledge-Based Tutors: Tools for Content, Instructional Strategy, Student Model, and Interface Design. *The Journal of the Learning Sciences* 7(1): p. 5-64, 1998.

MURRAY, T. Authoring Intelligent Systems: An Analysis of the State of the Art. *Internatinal Journal of Artificial Intelligence in Education* (1999) 10, p. 98-129, 1999.

PELLEGRINO, J. *Complex learning environments: Connecting learning theory, Instructional Design, and Technology*. 2004.

POZZEBON, E.; CARDOSO, J. (IRIT, France); BITTENCOURT, G (UFSC, Brazil). Uma Arquitetura Multiagente para Suporte ao Aprendizado em Grupo em Sistemas Tutores Inteligentes. *SBIE'2005 XV Simpósio Brasileiro de Informática na Educação*, ISBN 85-7401-161-4 (Impresso), páginas, Juiz de Fora - MG, novembro/2005, 2005.

SCHANK, R; FANO, A.; BELL, B.; JONA, M. The design of goal-based scenarios. *The Journal of the Learning Sciences*, v. 3, n. 4, p. 305-345, 1993/94, 1994.

SANTOS, N. Agentes de Software em Ambientes Educacionais Mediados por Computador; *Revista Brasileira de Informática na Educação*, Vol 11 Abril 2003, 2003.

SANTOS, E. R. ; BECKER, J. L. A knowledge-based maintenance system. In: II Congrès International de Génie Industriel, 1988, Nancy. II Congrès International de Génie Industriel, 1988. v. 1. p. 33-40.

SCHREIBER, Guus et al. *Knowledge Engineering and Management - The CommonKADS Methodology*. Cambridge: The MIT Press, Dec, 1999.

SEEL, N.; DIJKSTRA, S. *Curriculum, Plans, and Processes in Instructional Design. International Perspectives*, Lawrence Erlbaum Associates, London, 385 p, 2004.

SEEL, N.; SCHENK, K. An evaluation report of multimedia environments as cognitive learning tools. *Evaluation and Program Planning*, v. 26, p. 215-224, 2003.

SELF J.A. The defining characteristics of intelligent tutoring systems research: ITSs care, precisely. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, (10): p 350-364, 1999.

SHIRI, M., AIMEUR, E., FRASSON, C.: *Student Modelling by Case Based Reasoning* Fourth International conference on intelligent tutoring systems, ITS'98, 1998.

TECUCI G., BOICU M., WRIGHT K., LEE S.W., MARCU D.; BOWMAN M., (2000) *A Tutoring Based Approach to the Development of Intelligent Agents in Teodorescu, H.N., Mlynek, D., Kandel, A. and Zimmermann, H.J. (editors). Intelligent Systems and Interfaces*, Kluwer Academic Press. 2000.

VICCARI, R., GIRAFFA, L.M.M. *Sistemas Tutores Inteligentes: abordagem tradicional x abordagem de agentes*, XIII SBIA Simpósio Brasileiro de Inteligência Artificial, 1996.

VICCARI, R., GIRAFFA, L.M.M. *Fundamentos dos Sistemas Tutores Inteligentes*, in *Sociedades Artificiais: A Nova Fronteira da Inteligência nas Máquinas*, Bookman, 2003.

VOS, H. J. A Bayesian sequential procedure for determining the optimal number of interrogatory examples for concept-learning. *Computers in Human Behavior*, 2004.

WENGER, E.. *Artificial Intelligence and Tutoring Systems: Computational and Cognitive Approaches to the Communication of Knowledge*. Los Altos, CA, Morgan Kaufmann Publishers, Inc., 1987.

WINN, W. Current trends in educational technology research: the study of learning environments. *Educational Psychology Review*, v. 14, n. 2, p. 331-251, 2002.

ZAINA, L. A. M., RUGGIERO, W. V., BRESSAN G.: Metodologia para Acompanhamento do Aprendizado através da Web; Revista Brasileira de Informática na Educação, Vol 12 Junho 2004, 2004.

ZADEH, L.: A. Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, v. SMC-3, n.1, January 1973, 1973.

APÊNDICE A

Descrição dos procedimentos para diagnóstico

Início

Evento topo recebe DC em mãos

Se evento topo recebe desvio de comportamento

Então

Nó de partida recebe DC em mãos

Nó gerador recebe DC em mãos

Marca o nó de partida como já pesquisado

Valora o Nó-Gerador

Senão (se evento-topo = comportamento normal de um dispositivo de segurança com DC como CO então)

Nó de partida recebe condição de operação do comportamento normal em mãos

Nó gerador recebe condição de operação do comportamento normal em mãos

Marca o nó de partida como já pesquisado

Valora o Nó Gerador

Fim

Procedimento VALORA O NÓ GERADOR

Início

Se o nó gerador tem um DC como condição de operação

Então

DC em análise recebe condição de operação (do nó gerador)

Decide quanto à valoração de DCs (procedimento)

Se o nó-gerador for o nó de partida

Então

Interpreta e imprime a solução

Sai do bloco

Senão

Nó gerador recebe nó gerador anterior do nó gerador atual

Valora o Nó gerador

Senão

Se o nó gerador tem falhas associadas ou tem DCs, como causas

Então

Valora o conjunto das Falhas e DCs (procedimento)

Se o nó gerador for o nó de partida

Então

Interpreta e imprime a solução

Sai do bloco

Senão

Nó gerador recebe nó gerador anterior do nó gerador atual

Valora o Nó-Gerador

Senão (o nó gerador não tem falhas associadas nem DC como causas, nem DC como CO)

Se o nó gerador for o nó de partida

Então

Interpreta e imprime a solução quando não há causas

Sai do bloco

Senão

Nó gerador recebe no gerador anterior do nó gerador atual

Valora o Nó Gerador

Fim

Procedimento DECIDE QUANTO À VALORAÇÃO DE DCs

Início

Se o DC em análise ainda não está valorado

Então

Se o DC em análise ainda não foi pesquisado

Então

Dá valor para pesquisa (procedimento)

Se o valor para pesquisa do DC for igual a Falso

Então

Marca o DC em análise como já pesquisado

Senão

Nó gerador recebe DC em análise

Valora o Nó Gerador
 Senão
 Se o DC em análise tem como CO um DC
 Então
 Sai do bloco
 Senão
 Toma-se o próximo DC com Portão = Portão em mãos para exame
 Se não há mais DCs
 Então
 Se valor for diferente de não é possível saber
 Então
 Valor recebe Sem Valor
 Sai do bloco
 Senão
 Sai do bloco
 Senão
 Decide quanto à valoração de DCs
 Senão {se o DC em mãos tem valor é porque já foi pesquisado}
 Fim

Procedimento VALORA O CONJUNTO DAS FALHAS E DCs

Início
 Se o nó-gerador tem falhas {no mínimo 1 falha associada} e tem DCs como Causas {pelo menos 1}
 Então
 Valora o Conjunto das Falhas (procedimento)
 Se o valor do conjunto das falhas não for Verdadeiro
 Então
 Valora o conjunto dos DCs (procedimento)
 Dá valor ao conjunto das falhas e DCs (procedimento)
 Senão
 Se o nó gerador tem falhas {no mínimo 1 Falha associada}
 Então
 Valora o conjunto das falhas (procedimento)
 Senão
 Valora o Conjunto dos DCs
 Fim

Procedimento VALORA O CONJUNTO DOS DCs

Início
 Toma o primeiro DC do conjunto das causas do nó gerador
 Faça Enquanto houver DCs do conjunto a serem valorados
 Caso do portão do DC em mãos:
 Início
 I: pesquisa e testa com procedimento para portão “ou”
 II: pesquisa e testa com procedimento para portão “e”
 III: pesquisa e testa com procedimento para portão “k de n”
 IV: pesquisa e testa com procedimento para portão “de segurança”
 Fim
 Se valor do conjunto dos DCs deste portão for verdadeiro
 Então
 Sai do bloco
 Senão
 Verifica se há algum DC ainda não valorado no conjunto de DCs que são causas do nó-gerador
 Se há
 Então
 Portão do DC em mãos = portão do primeiro DC escolhido acima
 Senão
 Sai do bloco
 Obtém o valor do conjunto dos DCs
 Fim

Procedimento VALORA O CONJUNTO DE FALHAS

Início
 Repete
 Dá valor à Falha em Mãos (procedimento)
 Se a falha em análise for verdadeira
 Então

O valor do conjunto das falhas recebe o valor Verdadeiro
 Sai do bloco de repetição
 Senão
 Se valor da falha em análise for Suposto Verdadeiro
 Então
 O valor provisório do conjunto das falhas recebe valor provisório Suposto Verdadeiro
 Senão
 Se valor da falha em análise for não é possível saber
 Então
 Se o valor provisório do conjunto das falhas não é Suposto Verdadeiro
 Então
 O conjunto das falhas recebe valor provisório não é possível saber
 Senão
 Se o valor provisório do conjunto das falhas não é Suposto Verdadeiro nem não é possível saber
 Então
 O conjunto das falhas recebe valor provisório falso
 Toma-se a próxima falha associada
 Até (Falha em análise for Verdadeiro) ou (não há mais falhas)
 Se Falha em análise não for Verdadeiro
 Então
 Valor do conjunto das falhas recebe valor provisório do conjunto das falhas
 Fim

Procedimento DÁ VALOR PARA PESQUISA (para o DC em análise)

Início
 Toma como consequência o primeiro DC do DC em análise
 Enquanto há mais uma consequência e valor do DC para pesquisa for falso
 Início
 Se verbo indica for falso ou consequência for nó-gerador ou equivalente for falso
 Então
 Se não há próxima consequência
 Então
 Sai do bloco
 Senão
 Busca em mãos a próxima consequência
 Senão {verbo indica é verdadeiro}
 Busca valor da consequência
 Se valor for Falso
 Então
 Valor para pesquisa do DC recebe valor Verdadeiro
 Senão
 Se valor for Verdadeiro
 Então
 Valor provisório recebe Verdadeiro
 Se não há próxima consequência
 Então
 Sai do bloco
 Senão
 Busca em mãos a próxima consequência
 Senão
 Se valor for não é possível saber
 Então
 Se valor provisório não for Verdadeiro
 Então
 Valor provisório recebe não é possível saber
 Senão
 Se não há próxima consequência
 Então
 Sai do bloco
 Senão
 Busca em mãos a próxima consequência
 Fim
 Se (equivalente = falso) ou ((valor para pesquisa do DC for falso) e (valor provisório for não é possível saber))
 Então
 Busca em mãos a próxima consequência
 Enquanto há mais uma consequência DC e valor para pesquisa do DC for falso
 Início

```
Se verbo indica da consequência DC for falso ou a consequência DC for o nó gerador
Então
  Se não tem próxima consequência DC
  Então
    Sai do bloco
  Senão
    Toma a próxima consequência DC
Senão { verbo indica é verdadeiro}
  Busca o valor da consequência DC
  Se valor for Falso
  Então
    Valor para pesquisa do DC recebe valor Verdadeiro
  Senão
    Se não tem próxima consequência DC
    Então
      Sai do bloco
    Senão
      Toma a próxima consequência DC
Fim
Se Valor para pesquisa do DC for Verdadeiro
Então
  Valor para pesquisa do DC em análise recebe valor
Senão
  Valor para pesquisa do DC em análise = Sem Valor
Fim
```