

UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE
ELETRICIDADE

**MODELAGEM DO AGENTE ESTRATÉGICO
PARA AMBIENTES MULTISTRATÉGICOS
DE APRENDIZAGEM COOPERATIVA
COMPUTADORIZADA**

SANTIAGO SINÉZIO ANDRADE FILHO

São Luís
2002

MODELAGEM DO AGENTE ESTRATÉGICO PARA AMBIENTES MULTISTRATÉGICOS DE APRENDIZAGEM COOPERATIVA COMPUTADORIZADA.

Dissertação de Mestrado submetida à Coordenação ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Eletricidade da UFMA como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Por
SANTIAGO SINÉZIO ANDRADE FILHO

Abril, 2002

Modelagem do Agente Estratégico para ambientes multiestratégicos de aprendizagem cooperativa computadorizada

SANTIAGO SINÉZIO ANDRADE FILHO

DISSERTAÇÃO APROVADA EM 19/04/ 2002

Prof. PhD. Edson Nascimento
(Orientador)

Prof. Dr. Sofiane Labidi
(Membro da Banca Examinadora)

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

Modelagem do Agente Estratégico para ambientes multiestratégicos de aprendizagem cooperativa computadorizada

MESTRADO

Área de Concentração: CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

SANTIAGO SINÉZIO. ANDRADE FILHO

ORIENTADOR: Prof. PhD. Edson Nascimento

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

DEDICATÓRIA

A meus pais Santiago (*in memoriam*) e Eustácia (*in memoriam*), meus irmãos, minha esposa Valma, e minhas filhas Camila e Carina.

AGRADECIMENTOS

A Deus.

À Valma pela compreensão e incentivo.

Ao Prof. Edson Nascimento pela orientação paciente que tornou possível esta dissertação.

Às professoras do Departamento de Informática: Eveline, Eva, Jeane, Karla e Lurdinha, pelo incentivo permanente e amizade.

Aos professores Esmeraldo Filho e Antônio Luiz Ferreira por toda ajuda prestada durante a pesquisa.

A Irlandino Oliveira pela ajuda permanente na editoração da pesquisa.

A todos que colaboraram para a realização dessa pesquisa de forma direta ou indiretamente.

*“Simplesmente, não posso pensar pelos outros
nem para os outros, nem sem os outros”.*

Paulo Freire

RESUMO

Tradicionalmente, os ambientes de aprendizagem cooperativa via computador fazem uma avaliação do desempenho do aprendiz baseada no conhecimento do especialista e sem levar em consideração o desempenho de outros aprendizes/grupos, adotando-se também estratégias pedagógicas fixas ao longo do processo de ensino-aprendizagem. Nesta pesquisa, propõe-se a modelagem do agente estrategista, usando-se a noção de sociedade de agentes inteligentes e a lógica difusa, para realizar uma avaliação centrada no aprendiz, em um ambiente de aprendizagem que permite flexibilidade na mudança das estratégias pedagógicas ao longo do processo de aprendizagem. Propõem-se, também, índices de referência de desempenho para uma avaliação qualitativa dos aprendizes/grupo e processo.

Palavras Chaves: Ambientes de Aprendizagem Cooperativa, Agente Estrategista, Índices de referência de desempenho difuso.

ABSTRACT

Traditionally, computer based cooperative learning environments yeild an evaluation of the learner based upon specialist's knowledge without taking into consideration the performance of all learners/groups, and only considering fixed pedagogical strategies along the learning-teaching process. In this research, a strategic agent modeling is proposed. It considers fuzzy logic to carry on with an evaluation centred on the learner and provides flexibility in changing pedagogical strategies along the learning process. Performance reference rates for qualitative evaluation of the learners/groups and process are also proposed.

Keywords: Cooperative learning environments, Strategic agent, Fuzzy Performance reference rates.

SUMÁRIO

1	Introdução	01
1.1	Motivação e História.....	01
1.2	Sistemas Tutoriais Inteligentes	04
1.3	Objetivos da Pesquisa	09
1.4	Organização da dissertação.....	10
2	Modelagem do Agente Estratégico	11
2.1	Ambiente de Aprendizagem Interativa	11
2.2	Proposta de Modelagem do Agente Estratégico	15
2.3	Conclusão	19
3	Agente de Modelagem de um Especialista Avaliador	21
3.1	Introdução	21
3.2	Modelo de um Especialista Avaliador.....	25
3.2.1	Fuzificação	26
3.2.2	Formação da base de regras	27
3.2.3	Mecanismo de Inferência e defuzificação	31
3.2.4	Ajuste dos parâmetros das funções de pertinência	31
3.2.5	Algoritmo de Ajuste.....	34
3.3	Simulações e Testes	35
3.4	Conclusão	37

4. Agente de Avaliação de Desempenho do Processo Multiestratégico de Aprendizagem Cooperativa	39
4.1 Introdução	39
4.2 Índice de Desempenho na Aprendizagem individual	41
4.3 Índice de Desempenho na Aprendizagem Cooperativa	46
4.4 Conclusão	56
5. Conclusões e Sugestões para Trabalhos Futuros	59
5.1 Conclusão	59
5.2 Sugestões para Trabalhos Futuros	61
APÊNDICE A - Estratégias Pedagógicas Cooperativas	62
APÊNDICE B - Gráficos da Evolução dos Parâmetros das Variáveis de Entrada dos Conjuntos Difusos (equações 3.7 e 3.11) no processo de otimização	66
APÊNDICE C - Índices de Desempenho na Aprendizagem Cooperativa	71
C.1 Índices de Desempenho do Grupo I.....	71
C.2 Índices de Desempenho do Grupo II.....	73
C.3 Índices de Desempenho do Grupo III.....	73
Referências	81

LISTA DE FIGURAS

1.1: Arquitetura Multiagentes do MATHNET(Nunes, 2001 pág. 68)	05
2.1: Estrutura geral de um sistema de AAI (Costa, 1997)	12
2.2: Componentes de um AAI (Costa, 1997)	12
2.3: Representação multidimensional de um domínio de conhecimento D (Costa, 1997)	13
2.4: Estrutura pedagógica do conhecimento do Domínio (Costa, 1997)	14
2.5: Estrutura Pedagógica de um subdomínio d_{ij}	14
2.6: Proposta de modelagem de um Agente Estratégico com os agentes de modelagem de um especialista avaliador, agente de avaliação de desempenho do processo e agente para escolha das estratégias e controle	16
3.1: Agente de modelagem de um especialista avaliador, onde y e \bar{y} representam o desempenho do aprendiz gerado pelo especialista avaliador e o aproximado pelo modelo, respectivamente.	25
3.2: Funções de Pertinência gaussiana dos Conjuntos difusos	27
3.3: Funções de Pertinência para as variáveis x_1 , x_2 , x_3 e y	28
3.4: Evolução do erro total (Equação 3.6) na otimização dos parâmetros ...	35
3.5: Índices de desempenho de 50 aprendizes gerados pelo especialista e pelo modelo com os parâmetros não otimizados	36
3.6: Índices de desempenho de 50 aprendizes gerados pelo especialista e pelo modelo com os parâmetros otimizados.....	37
4.1: Modelagem proposta para o Agente estratégico e equacionamento correspondente	40
4.2 : Funções de Pertinência gaussiana dos Conjuntos difusos	41
4.3: Avaliação do aprendiz, sem levar em consideração os pesos	44
4.4: Avaliação do aprendiz, considerando-se pesos diferentes para os contextos	45
4.5: Diagrama do objeto Ω_k	48

4.6: Curvas de desempenho dos aprendizes	51
4.7: Tela de resultados do aprendiz A (Grupo I)	52
4.8 Tela de resultados de desempenho referência do grupo I	53
4.9: Tela de desempenho do aprendiz A (Grupo I), mostrando a Zona de Desempenho Proximal.....	54
4.10: Tela de desempenho referência dos grupos I, II e III	55
4.11: Tela de avaliação do grupo I em relação ao desempenho referência dos grupos I, II e III	56
4.12: Tela de avaliação do grupo II em relação ao desempenho referência dos grupos I, II e III	56
4.13: Tela de avaliação do grupo III em relação ao desempenho referência dos grupos I, II e III	57
B.1: Parâmetros A_r e B_r do termo set Regular	66
B.2: Parâmetros A_b e B_b do termo set Bom.....	67
B.3: Parâmetros A_m e B_m do termo set Muito Bom.....	68
B.4: Parâmetros A_o e B_o do termo set Ótimo	69
C.1: Tela de resultados do aprendiz B (Grupo I).....	71
C.2: Tela de resultados do aprendiz C (Grupo I).....	72
C.3: Tela de desempenho do aprendiz B (Grupo I), mostrando a Zona de Desempenho Proximal	72
C.4: Tela de desempenho do aprendiz C (Grupo I), mostrando a Zona de Desempenho Proximal	73
C.5: Tela de resultados do aprendiz A (Grupo II)	73
C.6: Tela de resultados do aprendiz B (Grupo II).....	74
C.7: Tela de resultados do aprendiz C (Grupo II).....	74
C.8: Tela de resultados do desempenho referência do Grupo II.....	75
C.9: Tela de desempenho do aprendiz A (Grupo II), mostrando a Zona de Desempenho Proximal	75
C.10: Tela de desempenho do aprendiz B (Grupo II), mostrando a Zona de Desempenho Proximal	76
C.11: Tela de desempenho do aprendiz C (Grupo II), mostrando a Zona de Desempenho Proximal	76

C.12: Tela de resultados do aprendiz A (Grupo III).....	77
C.13: Tela de resultados do aprendiz B (Grupo III).....	77
C.14: Tela de resultados do aprendiz C (Grupo III).....	78
C.15: Tela de resultados do desempenho referência do Grupo III.....	78
C.16: Tela de desempenho do aprendiz A (Grupo III), mostrando a Zona de Desempenho Proximal	79
C.17: Tela de desempenho do aprendiz B (Grupo III), mostrando a Zona de Desempenho Proximal	79
C.18: Tela de desempenho do aprendiz C (Grupo III), mostrando a Zona de Desempenho Proximal	80

CAPÍTULO 1

Introdução

Este trabalho situa-se na área de pesquisa dos ambientes de aprendizagem cooperativa assistida por computador. Neste capítulo, apresenta-se um panorama geral da dissertação, iniciando-se com um breve histórico dos ambientes de aprendizagem e relatando a motivação para se investir nesta área de pesquisa. Em seguida, apresentam-se os objetivos específicos e geral da dissertação.

1.1 Motivação e História

As tecnologias de informação no processo de ensino-aprendizagem têm sofrido mudanças constantes, fundamentalmente, com a evolução da Sociedade. A quantidade e diversidade de conhecimentos que o ser humano precisa adquirir cresceram recentemente vertiginosamente, aumentando seu tempo de formação. Conseqüentemente, a aquisição de conhecimentos de maneira inteligente e com qualidade, a um custo não muito elevado, em qualquer tempo e lugar, tornou-se uma preocupação comum dessa nova Sociedade da Informação.

Essas implicações, entre outras mudanças originadas pela revolução Científico-Tecnológica, trazem conseqüências para o desenvolvimento social da humanidade. No que se refere ao desenvolvimento da eletrônica, destaca-se o uso do computador nas atividades pedagógicas e em praticamente todas as atividades desenvolvidas pelo homem em sua vida diária.

O uso do computador em atividades pedagógicas apresenta características que são particularmente interessantes e que podem justificar

o seu uso (Ferreira, 1998) , tais como: disponibilidade, autonomia oferecida ao aprendiz, diversidade de formação e ferramentas de transmissão.

O computador é programável, portanto é possível se conceber sistemas onde o aprendiz que não entender uma determinada aula possa repeti-la tantas vezes quanto for necessário à sua aprendizagem. A aula se faz no ritmo do aluno, ou seja, ele poderá recorrer à máquina sem ter que passar pelo “constrangimento” de pedir que o professor repita várias vezes o assunto que ele não entendeu.

A diversidade de informação (conhecimento a ser transmitido) em um processo de ensino pode manifestar-se de várias formas: texto, gráfico, imagem, vídeo, som, etc. Todas essas formas podem ser processadas pelo computador. Como a diversidade das formas de transmissão precisa de uma grande variedade de equipamentos, o computador possibilita a *interface* com várias ferramentas de armazenamento e de representação de informação: vídeo-leitura, televisão, etc.

O aparecimento de uma nova tecnologia oriunda dos Sistemas de Instrução Assistida por Computador (da sigla inglesa CAI: Computer Aided Instruction) (Costa, 1997), em que as técnicas de Inteligência Artificial (IA) permitem imitar de forma satisfatória a relação Professor x Aluno (Ramírez, 1996), tem sido denominada de Ensino Inteligente Assistido por Computador.

Porém, a concepção da possibilidade de uso dos computadores no processo ensino-aprendizagem já é antiga. A partir da década de 1970, as características dos computadores permitiram a realização de muitos Sistemas de Ensino Inteligente Assistidos por Computador - SEIAC (Pérez, 1996) e os métodos utilizados evoluíram bastante, como consequência da evolução dos equipamentos, das técnicas de realização e técnicas psicopedagógicas.

Por outro lado, com o aperfeiçoamento dos meios de comunicação, dos protocolos e das técnicas de processamento distribuído, o desenvolvimento crescente da tecnologia das redes de computadores enfatiza o uso de recursos de sistemas distribuídos no desenvolvimento de ambientes de ensino aprendizagem distribuídos (*Distributed Learning Environment - DLE*).

Diferentemente dos sistemas tradicionais que se caracterizam por operar em modo “*Stand-Alone*”, os sistemas DLE têm pelo menos um componente Servidor (que se constitui no sistema propriamente dito), instalado em uma determinada plataforma e um ou mais componentes Clientes (que se constitui no programa ou nos programas instalados nos ambientes dos usuários). A comunicação entre estes componentes ocorre em uma arquitetura de rede que integra tais ambientes, por meio de protocolos de comunicações adequados.

Em ambientes de aprendizagem baseados em computadores são levados em consideração a psicologia tradicional e as teorias filosóficas educacionais (Beaudoin, 1998). Nas décadas de 1950 e 1960, a teoria psicológica recebeu uma contribuição efetiva da teoria behaviorista de Skinner (Hofstetter, 2000) que relaciona conhecimento a comportamentos observáveis e a aprendizagem a um processo de punições *versus* recompensas.

O primeiro sistema de instrução por computador baseou-se nessa teoria (Hofstetter, 2000). Em contraste, na década de 1970 os sistemas foram influenciados pela teoria cognitiva, onde o conhecimento e aprendizagem têm uma relação direta com modelos mentais internos para a construção de conhecimentos. Desde então, se tornou a base para uma nova geração de sistemas de aprendizagem baseados em computadores chamados Sistemas Tutoriais Inteligentes (STI) (Wenger, 1987), (Shute, 1995).

Mais recentemente, os ambientes educacionais apoiados por computadores começam a dar ênfase à tecnologia de computação distribuída, com uso de Sistemas Tutoriais Inteligentes, empregando modelos de trabalho cooperativo. Assim, tais ambientes começam a ser dotados de suporte para a tecnologia de *groupware* e de *CSCW (Computer Supported Cooperative Work)* (Baecker, 1993), reunindo pessoas (aprendizes e facilitadores) em atividades de aprendizagem cooperativa numa espécie de sala de aula virtual (Hernandez, 1996).

1.2 Sistemas Tutoriais Inteligentes

Os STIs são programas de computador com propósitos educacionais e que incorporam técnicas de IA, geralmente utilizando-se da tecnologia dos sistemas especialistas. Os STIs derivam dos programas CAI e oferecem vantagens sobre estes, porque podem simular o processo do pensamento humano, dentro de um determinado domínio, para auxiliar em estratégias nas soluções de problemas ou nas tomadas de decisões.

Não obstante os sistemas CAI mais sofisticados apresentarem algumas capacidades autônomas (como por exemplo, gerar exercícios ou adaptar o nível de dificuldade ao desempenho do aprendiz), os modelos produzidos por IA oferecem mais potencial por apresentarem capacidade dinâmica de modelagem cognitiva, facilitando as decisões educacionais à medida que o estudante utiliza o sistema. Dentro dessa perspectiva, o processo de ensino-aprendizagem pode ser concebido como um processo de construção de conhecimento do aprendiz.

Dentro desta visão, a intenção tem sido desenvolver ambientes construcionistas (Piaget, 1970) com suporte Vygotskiano (Vygotsky, 1998),

onde os desempenhos do aprendiz e do processo possam ser avaliados através da noção da Zona de Desenvolvimento Proximal (ZDP).¹

Os STIs têm sido desenvolvidos de várias formas estruturais diferentes. No entanto, Wenger (1987) sugere que a função principal de um STI é agir como um "veículo de comunicação", independente do paradigma pedagógico utilizado.

Como exemplo desta abordagem, tem-se o sistema multiagentes Mathnet (Labidi et al., 2000), Figura 1.1, que adota o paradigma da Aprendizagem Cooperativa Assistida por Computador proposto por Leroux e Baker (Leroux et al., 1996), (Baker et al., 1996) que na sua arquitetura tem como componentes principais (Ferreira, 1998):

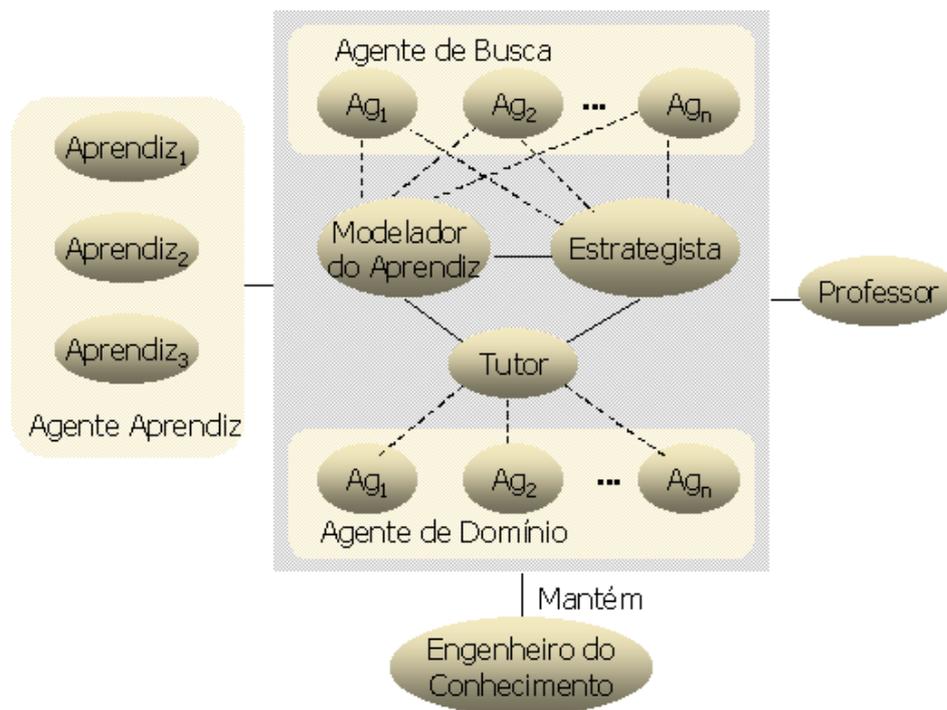


Figura 1.1: Arquitetura Multiagentes do MATHNET (Nunes, 2001 pág. 68)

¹ Entende-se por Zona de Desenvolvimento Proximal a distância entre o nível de resolução de uma tarefa que uma pessoa pode alcançar atuando independentemente e o nível que pode alcançar com ajuda de um colega mais competente ou experiente na realização desta tarefa.

- *Agente Estratégista*: responsável por armazenar e escolher as estratégias pedagógicas a serem aplicadas para o sistema aprendiz/grupo, em cada uma das fases de uma sessão de aprendizagem;
- *Agente Tutor*: Interage com o Agente Estratégico, com o Agente Modelador do Aprendiz e com o professor para a aplicação das estratégias pedagógicas definidas para o aprendiz/grupo;
- *Agente Modelador* do Aprendiz: faz a aquisição, a manutenção e a representação de informações sobre os aprendizes ou grupo de aprendizes (Serra Jr., 2001);
- *Agente do Domínio*: provê os conteúdos pedagógicos para o Aprendiz/grupo, em forma de contextos distintos interrelacionados.

O desenvolvimento de um STI envolve modelos de interações com todos esses agentes (Lima, 2000). A modelagem da cognição humana, a representação do conhecimento do especialista, e o sistema de *interface* inteligente do usuário constituem somente um subconjunto das capacidades funcionais requeridas no desenvolvimento.

O desenvolvimento de um STI requer, também, uma abordagem sistemática para integrar os vários tipos de especialidades dentro de um único sistema. Durante uma sessão educacional, o STI deve monitorar o desempenho do aprendiz e tentar avaliar o conhecimento que ele detém. Tradicionalmente, o processo de diagnóstico é realizado com a comparação entre o estado atual de conhecimento do aprendiz (modelo do aprendiz) com o do especialista². Os resultados desta comparação respaldam as tomadas estratégicas de decisão, assim como definem qual, quando, e como a

² Nessa dissertação, será utilizada a noção de Zona de Desenvolvimento Proximal como uma alternativa as propostas tradicionalmente adotadas (detalhes no Capítulo 4).

informação será transmitida através da interface do sistema com o aprendiz e o professor.

Embora existam diversas abordagens pedagógicas que podem ser empregadas para melhorar a aprendizagem, a maioria dos STI s atual tende a implementar somente uma estratégia pedagógica. Tal fato pode em parte ser explicado pelo aumento da complexidade do processo de tomada de decisão que o acréscimo de estratégias acarretaria, como pela necessidade de se dar mais ênfase aos problemas de representação de conhecimento e de diagnóstico, preferencialmente aos processos pedagógicos envolvidos no ato de ensinar.

Medidas de referência, comparação e realimentação no processo de ensino-aprendizagem seguem um princípio da ajuda adequada a cada aprendiz (Coll et al., 1998, p. 125).

“... O ensino deve ajudar o processo de construção de significado e sentidos efetuados pelo aprendiz, a característica básica que deve cumprir para realmente realizar sua função é de estar de alguma maneira vinculada, sincronizada, a esse processo de construção. Se a ajuda oferecida não estiver “conectada” de alguma forma aos esquemas de conhecimentos do aprendiz, se não for capaz de mobilizá-los e ativá-los e, ao mesmo tempo, forçar sua reestruturação, não estará cumprindo efetivamente sua missão.”

As decisões pedagógicas, em geral, são tomadas no contexto de um ambiente educacional determinando o grau de controle sobre as atividades e interações, envolvendo respectivamente o tutor e o aprendiz. Por exemplo, a ordem e a maneira pela qual as informações são tratadas podem produzir experiências de aprendizagem diferentes. Em uma orientação estratégica, algumas vezes, é mais eficaz deixar o aprendiz pesquisar à vontade, ao

invés de interrompê-lo, enquanto outras vezes essa liberdade pode deixá-lo desorientado.

Portanto, a tarefa do agente estratégico é bastante complexa. A sua modelagem deve contemplar o conhecimento necessário para tomadas de decisões sobre quais estratégias de ensino devem ser empregadas dentre aquelas disponíveis no sistema. Ele deve diagnosticar as necessidades de aprendizagem do aprendiz, com base nas informações do modelo do aprendiz, agente tutor, agente do domínio e do professor e avaliar a eficiência de todo processo. As decisões e as ações desse agente são dependentes destes resultados. Em geral, as decisões também contemplam quais informações apresentar ao aprendiz, quando e como apresentá-las.

Duas teorias têm fornecido importantes contribuições para o desenvolvimento de ambientes de aprendizagem com estas características: a social-cultural (Vygotsky, 1986), (Jones, 1993), (Wasson, 1996) e a construtivista (Jones, 1992), (Lajoie, 1993). Ambas acreditam que o processo de aprendizagem acontece com a construção de conhecimentos onde o aprendiz desempenha um papel importante como um agente ativo no processo global. Elas permitiram o desenvolvimento de novos sistemas com inovação do ambiente de aprendizagem, tais como aprender descobrindo (Wilson, 1996), (Papert, 1980) e Ambiente de Aprendizagem Interativa (AAI) (Giardina, 1992), (Jones, 1992).

Entre essas abordagens, o AAI parece cumprir a falta de afetividade do ambiente de aprendizagem e aparece como uma evolução natural do ITS (Wenger, 1987). Se o ambiente de aprendizagem é adaptado com capacidade de modificações de acordo com o comportamento cognitivo do aprendiz, ele pode aprender ensinando, enquanto descobre e explora, controlado pelo sistema.

O desempenho baseado na abordagem AAI foi investigado por vários autores (Shute, 1995), (Neal, 1998). Várias outras extensões que combinam estas duas teorias conceberam novas contribuições à área como aprendizagem colaborativa (Chan, 1995) (Dillenbourg et al., 1994), cognitiva (Lajoie et al., 1989) e situada (Clancey, 1995).

Recentemente, o avanço dos sistemas de comunicação e a sua capacidade de difundir informações estão influenciando e renovando a educação pública com novos desafios em treinamentos técnicos-pedagógicos e implantação de novos ambientes de aprendizagem baseados em redes de computadores (Ritchie et al., 1997). Este fato tem gerado uma onda crescente de interesse em ferramentas práticas e avançadas baseadas na teoria fuzzy e aproximações cognitivas (Nascimento, 2000). A pesquisa desenvolvida nesta dissertação segue esta linha teórica.

1.3 Objetivos da Pesquisa

Esta dissertação tem como objetivo propor e desenvolver a modelagem de um agente estratégico para ambientes multiestratégicos de aprendizagem, visando o monitoramento e controle do desempenho do aprendiz/grupo.

Em decorrência da complexidade da tarefa a ser realizada pelo agente estratégico, este pode ser definido como uma sociedade de agentes cooperativos com sub-tarefas bem definidas. São três os agentes propostos:

- a) *Agente de modelagem de um Especialista Avaliador;*
- b) *Agente para cálculo de Índices Globais de Desempenho do Processo de Aprendizagem Cooperativa;*
- c) *Agente para escolha das estratégias e controle.*

Portanto, pode-se distinguir três objetivos específicos:

- Especificar e desenvolver o agente de modelagem de um Especialista Avaliador, a partir de uma base histórica de dados (avaliações do especialista) para um contexto específico do domínio de conhecimento;
- Especificar e desenvolver o agente para cálculo de índices globais de desempenho do processo de aprendizagem, baseado em medidas geradas pelo agente Especialista Avaliador, para servir de referência para o agente de escolhas das estratégias e controle;
- Efetuar testes e simulações com os agentes propostos.

1.4 Organização da Dissertação

Esta dissertação está organizada da seguinte forma:

Neste Capítulo foram apresentados a motivação e os objetivos da dissertação.

No Capítulo 2 será apresentado o referencial teórico que fundamentou esta pesquisa. Apresentar-se-á, também, uma visão geral da sociedade de agentes proposta para o agente estratégico, enfatizando-se os aspectos de monitoramento e avaliação de desempenho do aprendiz.

No Capítulo 3 será detalhado a modelagem de um agente especialista avaliador para um domínio específico de conhecimento.

No Capítulo 4 será apresentado o agente para cálculo de índices globais de desempenho do processo baseado em medidas de desempenho do aprendiz, geradas pelo agente especialista avaliador.

No Capítulo 5 as conclusões da pesquisa serão resumidas e as sugestões para trabalhos futuros serão apresentadas.

CAPÍTULO 2

Modelagem do Agente Estratégico

Neste capítulo, pretende-se fornecer uma visão geral sobre Ambientes de Aprendizagem Interativa multiestratégicos como suporte teórico para a introdução da proposta de modelagem do agente estratégico. Em seguida, é apresentada, de maneira geral, a sociedade de agentes que compõem o agente estratégico, visando o monitoramento e controle do desempenho de aprendizes, que serão detalhados e implementados nos demais capítulos.

2.1 Ambiente de Aprendizagem Interativa

Em uma aquisição de dados que envolve um grande volume de processamento, as informações analisadas podem ser do tipo numérica ou não-numérica. Estas informações podem ser representadas por variáveis lingüísticas que definem conjuntos difusos, especificados para cada universo apropriado de discurso (Zadeh, 1988). Este fato pode ser usado no desenvolvimento de uma abordagem fundamentada na teoria dos conjuntos difusos para melhorar e ampliar as características dos Ambientes de Aprendizagem Interativa (AAI). Basicamente, essa abordagem consiste em adquirir dados numéricos, lingüísticos ou ambos relacionados, sobre o estado atual do aprendiz, em um dado domínio de aprendizagem, para monitorar e avaliar o seu desempenho.

Como mostra a Figura 2.1, uma estrutura geral para um AAI, baseado em resolução de problemas, pode ser composta de três componentes principais: interface, sociedade de agentes inteligentes humanos e artificiais (Labidi et al., 1998).

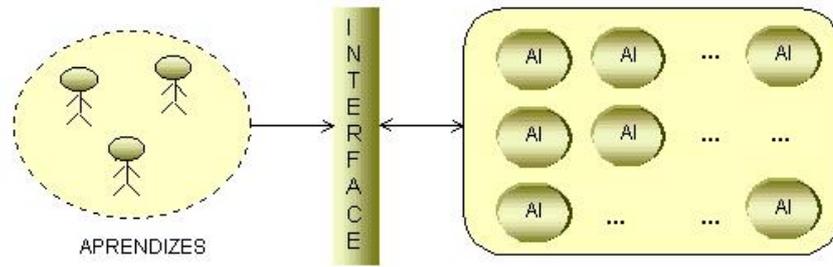


Figura 2.1: Estrutura geral de um sistema de AAI (Costa, 1997).

A sociedade de agentes inteligentes é um sistema de arquitetura multiagentes os quais são capazes de comunicar e cooperar entre si e são responsáveis pela interação com o aprendiz, guiando-o e ajudando-o no processo de aprendizagem. A *interface* é um componente do sistema onde o aprendiz executa toda a resolução de problemas. Ela distribui tarefas e processa o fluxo de comunicação dentro e fora do sistema, permitindo que o aprendiz se comunique com os agentes inteligentes.

Cada AAI pode ser responsável por um domínio específico do conhecimento a ser aprendido pelo aprendiz e possui uma sociedade de agentes inteligentes artificiais composta por três sistemas: um sistema tutor, um sistema social e um sistema de gerenciamento/distribuição (Figura 2.2).

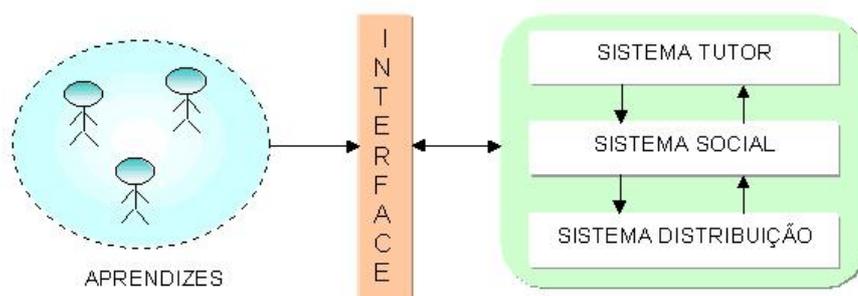


Figura 2.2 : Componentes de um AAI (Costa, 1997).

O sistema tutor é responsável pela interação direta com o aprendiz; o sistema social pelos comportamentos cooperativos entre os agentes e o

sistema de gerenciamento/distribuição pela administração e comunicação com o aprendiz.

Os modelos interativos usados pelo AAI estão baseados na solução de problemas adequadamente apresentados ao aprendiz, através de instruções diretas apoiadas pelos agentes (Costa, 1997).

O processo de aprendizagem global acontece baseado em uma representação multidimensional do domínio de aprendizagem - D, (Figura 2.3) (Costa, 1997), onde o conhecimento pode ser dividido em subdomínios d_{ij} , cada um representando um diferente aspecto de D, combinados em contexto "i" e profundidade "j" do domínio de aprendizagem.

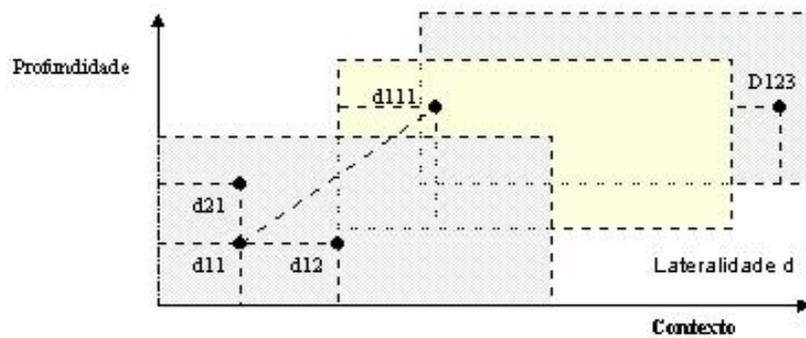


Figura 2.3: Representação multidimensional de um domínio de conhecimento D (Costa, 1997).

Na Figura 2.4 é apresentada uma estrutura pedagógica do conhecimento, associado a um domínio (Costa, 1997), composta de três planos, que são: o Plano de Problemas, que contém os problemas associados às unidades pedagógicas; o plano pedagógico, que possui as unidades pedagógicas definidas em função de níveis de dificuldades e o plano de suporte, que define o conhecimento de apoio à resolução dos problemas, tais como: exemplos, conceitos e problemas resolvidos.

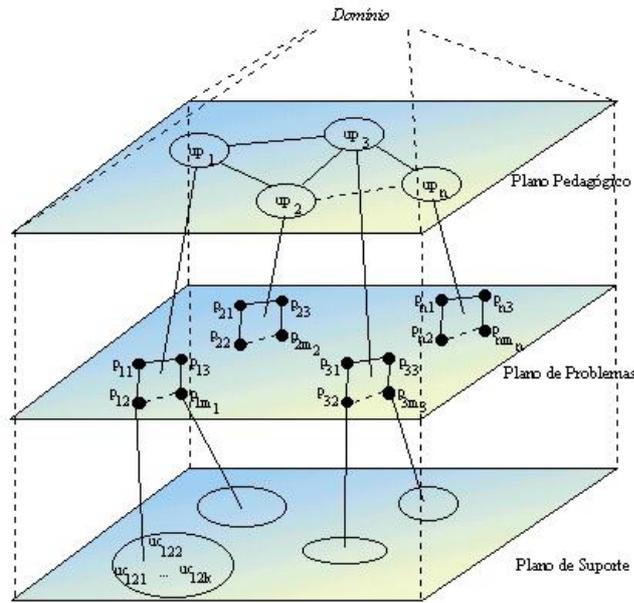


Figura 2.4 : Estrutura pedagógica do conhecimento do Domínio (Costa, 1997).

Como mostra a Figura 2.5, um currículo define uma estrutura pedagógica de um subdomínio d_{ij} . Ele representa uma organização dos conhecimentos (conceitos e habilidades) composto através de unidades pedagógicas (up), de tal modo que define uma sessão de aprendizagem (Costa, 1997), (Labidi et al., 1998). Um domínio de problemas é um conjunto de problemas que serão utilizados durante o processo de aprendizagem.

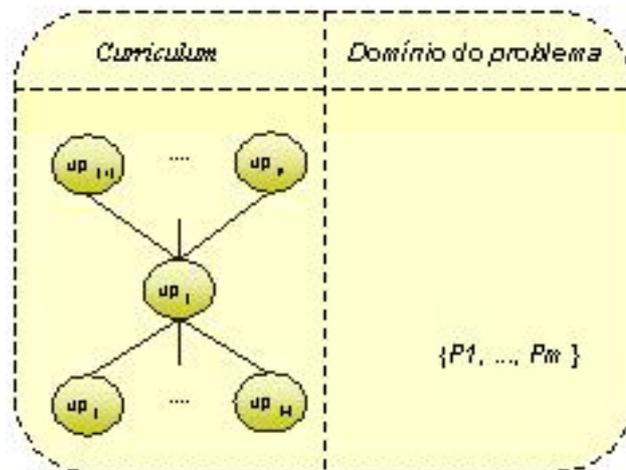


Figura 2.5: Estrutura Pedagógica de um subdomínio d_{ij} .

2.2 Proposta de Modelagem do Agente Estratégico

A escolha do problema a ser submetido a um aprendiz (α) é julgada de acordo com o estado atual de conhecimento do mesmo, expresso por um índice, como $ICM[\alpha] : DM \rightarrow [0,1]$ (Gisolfi et al., 1995). Este estado é identificado por uma curva de aprendizagem gerada de acordo com a solução de problemas pré-solucionados pelo aprendiz. Nesta abordagem, em cada passo do processo de aprendizagem, é determinado o nível de conhecimento do aprendiz através de uma hipótese numérica, aumentando a sua curva de aprendizagem empírica até que um ponto de saturação seja alcançado.

No sistema KNOME (Jameson,1996), o estado atual de conhecimento do aprendiz em um determinado contexto é definido por meio de uma medida difusa $ICM[\alpha] : DM \rightarrow \{\mu_A / \mu_A : U \rightarrow [0,1]\}$. Usando-se um conjunto de regras de produção, este índice determina o grau de conhecimento do aprendiz (α) no universo de discurso U , dentro de um dos quatro níveis de conhecimento representado por conjuntos difusos $A = \{\text{Iniciante, Intermediário, Novato, Avançado}\}$.

Em (Costa, 1997) e (Labidi et al., 1998) é proposto um modelo de ensino-aprendizagem onde o aprendiz é habilitado a adquirir conhecimento através da sua interação com o ambiente de ensino-aprendizagem. Nele, o agente tutor engaja o aprendiz em situações de resolução de problemas, viabilizando a aprendizagem através de modelos de aprendizagem cooperativa.

No processo de aprendizagem via computador, e neste modelo, em particular, ainda existe uma carência de definições e métodos de avaliação de desempenho dos aprendizes ou grupos de aprendizes que favoreçam uma abordagem pedagógica multiestratégica.

Esta pesquisa contribui para diminuir tal carência, propondo o monitoramento e avaliação dos aprendizes como parte da modelagem do agente estratégico, englobando ainda medição, comparação e geração de medidas de desempenhos, resultantes da combinação dos diferentes contextos de um domínio de conhecimento multidimensional.

Como um caso particular de um AAI (Figura 2.2), a Figura 2.6 ilustra a proposta de modelagem da dinâmica das interações pedagógicas entre o aprendiz e o ambiente de aprendizagem, ocorrendo através de atividades de resolução de problemas. As intervenções por parte do agente tutor são elaboradas e realizadas com base nas ações do aprendiz. Nesse processo, o agente tutor acompanha o aprendiz através das informações oriundas de uma curva de desempenho do aprendiz fornecida pelo agente estratégico.

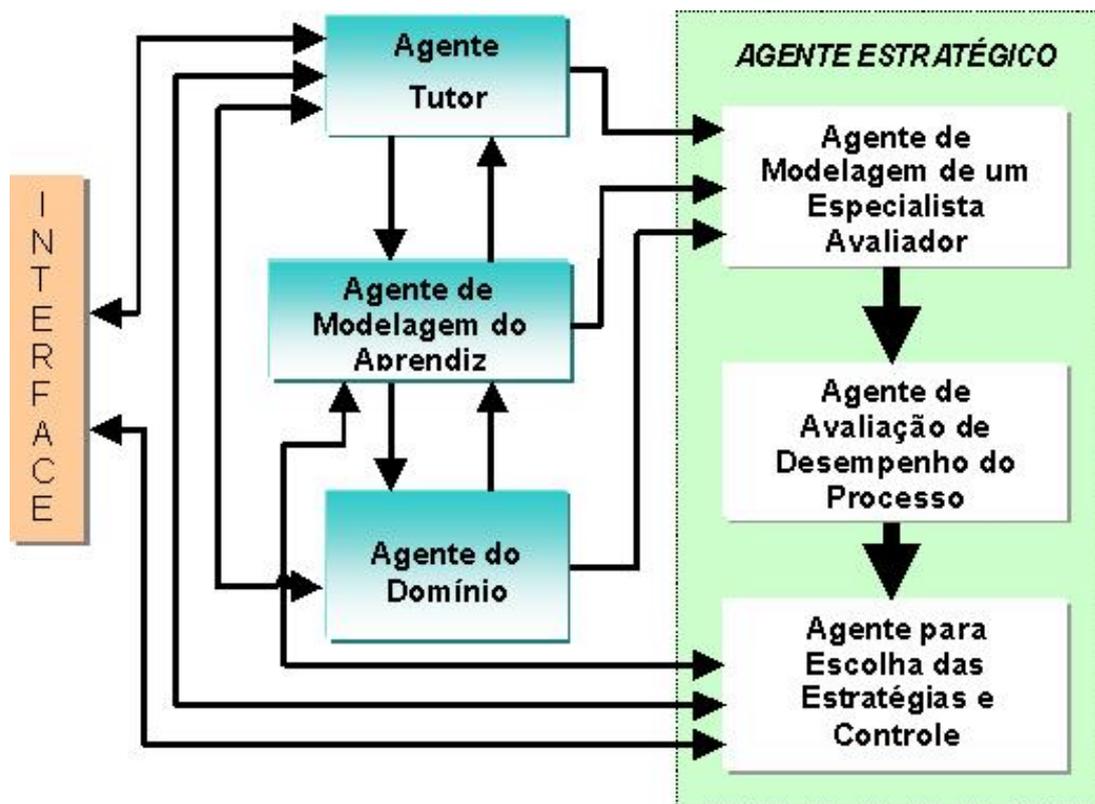


Figura 2.6: Proposta de modelagem de um Agente estratégico com os agentes de modelagem de especialista avaliador, agente de avaliação de desempenho do processo e agente para escolha das estratégias e controle.

Os agentes propostos como parte da modelagem do agente estratégico, são descritos a seguir:

- *Agente de Modelagem de um Especialista Avaliador* – é responsável pela modelagem de um especialista avaliador capaz de gerar um índice de desempenho de um aprendiz, de acordo com sua base histórica de avaliações. A base histórica de avaliação é transformada em uma base de conhecimento de regras *fuzzy* para uma avaliação pontual¹. Essa Modelagem será apresentada detalhadamente no Capítulo 3;
- *Agente de Avaliação de Desempenho do Processo* – é responsável pela avaliação de um aprendiz ou grupo de aprendizes em relação a uma avaliação global². A avaliação global de desempenho é feita usando-se medidas difusas, capazes de agregar avaliações em diferentes contextos, gerando uma curva de desempenho global de aprendizagem para o processo. Essa modelagem será apresentada no Capítulo 4,
- *Agente para a Escolha das Estratégias e Controle* – é responsável pela definição da lista de estratégias pedagógicas cooperativas utilizadas pelo ambiente e supervisionamento das ações pedagógicas aplicadas ao aprendiz ou grupo de aprendizes. É responsável também, pela manutenção ou troca das estratégias de acordo com a avaliação de desempenho do processo, em um ambiente de aprendizagem multiestratégico cooperativo. O detalhamento deste agente não será realizado nesta dissertação, sendo objeto de futura análise.

¹ Entende-se por *avaliação pontual* o índice de desempenho atual alcançado pelo aprendiz/grupo em um dado contexto de um domínio de conhecimento.

² Entende-se por *avaliação global* o índice de desempenho alcançado por todos os aprendizes/grupos, levando-se também em consideração a contribuição de todos os contextos de um domínio de conhecimento.

O ambiente multiestratégico contém várias estratégias pedagógicas cooperativas, já relatadas em outras pesquisas (Ferreira, 1998), (Lima, 2000) que podem ser aplicadas aos aprendizes ou grupo de aprendizes, de acordo com o seu nível de aprendizagem.

As estratégias pedagógicas cooperativas podem ser implementadas para que o aprendiz/grupo possa melhorar o seu desempenho. Muitas estratégias de aprendizagem cooperativa têm sido propostas na literatura (Kagan, 1988), (Slavin, 1993), (Johnson et al.,1994), definidas para a aprendizagem colaborativa clássica, não considerando sua aplicação em um ambiente computadorizado. Assim, essas estratégias precisam ser adaptadas para serem utilizadas neste ambiente, no que diz respeito ao número de aprendizes por grupo, material utilizado, interação entre grupos e com o facilitador, tempo para assimilação do conteúdo, avaliação etc.

O agente para a escolha das estratégias e controle deve adotar para o aprendiz/grupo uma estratégia (ou um conjunto de estratégias) cooperativa mais adequada mediante informações vindas do agente de modelagem do aprendiz, do agente de avaliação de desempenho do processo, agente tutor, facilitador e aprendiz.

Basicamente, os modelos cooperativos susceptíveis de serem adotados são descritos na Tabela 2.1, com detalhes mostrados no Apêndice A. A Tabela 2.1 mostra um resumo das estratégias.

Tabela 2.1: Resumo das Estratégias.

Estratégia Cooperativa	Justificativa
Pacote Curricular Cooperativo: STAD, TGT, TAI e CIRC	Estimula a aprendizagem auto-instrucional. Os aprendizes tentam assimilar o conteúdo individualmente, checando posteriormente as respostas dos colegas.
Jigsaw e Jigsaw II	O uso dessa estratégia é interessante sempre que as áreas cooperativas puderem interagir face-a-face ou quando adaptada ao trabalho interno do grupo.
MURDER	Estimula a interação face-a-face dentro do grupo, pois nela os aprendizes trabalham aos pares.

2.3 Conclusão

Neste capítulo, foram propostos avaliação e controle de desempenho do aprendiz/grupo e do processo que vão permitir ao agente estratégico, tomar decisões de *feedback* quanto às estratégias pedagógicas a serem utilizadas, assim como na definição do conjunto de problemas a serem submetidos ao aprendiz/grupo.

Após um ciclo de aprendizagem, para aumentar o potencial de aprendizagem, o agente estratégico gera uma avaliação de desempenho do aprendiz/grupo, e o seu desempenho em relação aos demais, para poder decidir qual a melhor estratégia ou estratégias cooperativas que serão aplicadas no processo.

A modelagem do agente estratégico é composta por três agentes: o agente de modelagem de um especialista avaliador; agente de avaliação de desempenho do processo e agente para escolha das estratégias e controle. Eles contribuem para fornecer maior flexibilidade aos ambientes de aprendizagem multiestratégicos possibilitando a troca ou reforço de estratégias pedagógicas cooperativas durante o processo e permitindo o aumento da dinâmica no processo de avaliação e geração de curvas de desempenho ao longo da aprendizagem; um diagnóstico rápido sobre o processo de aprendizagem do aprendiz/grupo; uma intervenção imediata dos agentes cooperativos do sistema ao longo do processo, não apenas no final da sessão da aprendizagem.

No entanto, escolha das estratégias pedagógicas a ser efetuada pelo agente é um processo muito complexo e difícil de ser implementado, pois envolve muitas questões, tais como: a eficiência da estratégia utilizada, o momento adequado para mudança, a determinação se a estratégia será mudada só para um aprendiz ou para o grupo, o uso de uma ou mais estratégias de cada vez. A modelagem e implementação do agente para

escolha de estratégias deve ser realizada em outra pesquisa complementar, não sendo objeto desta pesquisa.

CAPÍTULO 3

Agente de Modelagem de um Especialista Avaliador

Neste capítulo, é detalhado o modelo do agente especialista avaliador, parte integrante do agente estratégico, utilizando-se lógica difusa. A modelagem proposta é realizada tendo como base um histórico de avaliações de aprendizes realizado por um especialista (ou por um consenso de vários especialistas) dentro de um contexto específico do domínio de conhecimento.

É importante ressaltar que a modelagem baseada em um histórico de avaliação de um especialista é complexa, considerando-se que o agente precisa lidar com várias situações diferentes, dependendo das estratégias que estão sendo utilizadas. Os dados históricos devem representar avaliações dentro do mesmo domínio de conhecimento em análise e ser resultante de cenários que guardem entre si características similares.

A seguir, os passos para uma modelagem segundo esta visão são apresentados, pressupondo-se que a base de dados históricos é representativa do domínio.

3.1 Introdução

No campo da educação, o tema avaliação está presente em vários níveis: a avaliação do sistema escolar como um todo, a avaliação da escola, a avaliação do currículo dos cursos e do processo ensino-aprendizagem. Constata-se que aprendizes e facilitadores freqüentemente têm sido alvos do interesse dos avaliadores sob diversas perspectivas. No entanto, a avaliação da aprendizagem do aprendiz foi e continua sendo o mais freqüente objeto de análise.

O conceito de avaliação vem evoluindo ao longo do tempo. Frequentemente, ele é associado a outros como exame, nota, sucesso e fracasso, promoção e repetência. Já numa nova concepção pedagógica, a avaliação assume dimensões mais amplas, pois a atividade educativa não tem por metas atribuir notas, mas realizar uma série de objetivos que se traduzem em termos de mudanças de comportamento dos aprendizes. E cabe à avaliação verificar em que medida esses objetivos estão realmente sendo alcançados, para ajudá-los a avançar na aprendizagem.

A literatura sobre avaliação em educação, até meados dos anos 60, enfatiza a avaliação da aprendizagem do aprendiz; sendo escassa orientação sobre outros temas relevantes, tais como: projetos ou programas, materiais curriculares ou avaliação de instituições educacionais. Haydt apresenta várias interpretações diferentes, porém complementares, que são aceitas como avaliação (Haydt, 1998):

- a avaliação vista como uma atividade metodológica que consiste na coleta e na combinação de dados relativos ao desempenho, usando-se um conjunto ponderado de escalas de critérios que leve a classificações comparativas ou numéricas e à justificativa dos critérios ;
- a avaliação vista como um instrumento de qualidade na prática educacional pelo qual se pode determinar, a cada passo do processo ensino-aprendizagem, se este está sendo eficaz ou não; e, caso não esteja, pode-se permitir as indicações que devem ser feitas, a fim de assegurar sua eficácia. Portanto, ela auxilia no esclarecimento das metas e dos objetivos educacionais importantes, consistindo num processo de determinação, na medida em que o desenvolvimento do aprendiz está se processando.

Esses conceitos de avaliação estão fundamentados no modelo tradicional de salas de aula, baseados na teoria de Skinner de transferência de conhecimento do tutor para o aprendiz, aquele controlando o material e o

passo de aprendizagem (Hofstetter, 2000). Por outro lado, na teoria construtivista, centrada no aprendiz, o tutor age como um moderador responsável (para facilitar a aprendizagem). Quando realizada no ensino cooperativo, a instrução pode acontecer em grupos pequenos, os aprendizes podem ajudar a escolher o conteúdo didático e os tutores permitirão que eles também participem da elaboração das regras de comportamento e avaliação. A avaliação no ensino cooperativo caracteriza e determina o modelo do agente estratégico adotado nesta dissertação.

O processo convencional de avaliação do aprendiz, baseado na teoria fuzzy, tem sido aplicado nos últimos anos (Chang et al., 1993), (Chiang et al., 1994), (Biswas, 1995) e (Chen et al., 1999). Estas pesquisas permitiram realizar uma avaliação *fuzzy* do aprendiz utilizando-se questionários devidamente preparados, visando-se obter medidas de avaliação de desempenho. Não obstante, elas ainda não podem lidar de modo eficiente com uma gama extensiva de problemas em AAI que envolve distinguir e classificar objetos diferentes baseado em suas múltiplas características difusas (Wang, 1997a), (Fan et al, 1999).

Muitos esforços têm sido dirigidos no desenvolvimento de ambientes de aprendizagem multiagentes interativos (*off-line* ou pela *Web*), embora a obtenção de um sistema eficiente, incluindo-se uma abordagem multiestratégica de aprendizagem, ainda seja um assunto aberto.

Entre os vários desafios na implementação destes ambientes, a avaliação do desempenho de um aprendiz é uma das tarefas mais difíceis de ser implementada (Waters et al., 1997). Ela deverá assumir um papel relevante no ambiente de aprendizagem, identificando-se a habilidade do aprendiz, combinando-se resultados parciais para análise e avaliações adicionais. Várias abordagens apóiam a necessidade de se desenvolver modelos que realizem tal tarefa (Gadner, 1983). No momento, a maioria das tentativas é baseada na teoria “overlay”, “bug” ou uma composição de ambas (Wenger, 1987).

A teoria “overlay”, proposta por Carr & Goldstein’s (Wenger, 1987), é aplicável quando o conhecimento especializado do aprendiz pode ser representado como um conjunto de regras, e o seu estado de conhecimento é visto como um subconjunto do conhecimento de um especialista no domínio. A avaliação do estado de conhecimento do aprendiz ocorre fazendo-se uma comparação do seu comportamento com o do especialista, quando submetidos à mesma problemática. Uma limitação desse modelo consiste em se considerar que o conhecimento do aprendiz é um subconjunto do especialista, pois em problemas que permitem múltiplos paradigmas de solução, o aprendiz pode estar seguindo um caminho válido, não previamente programado pelo especialista. Assim, diferenças de estado podem implicar somente em conhecimento insuficiente, não obrigatoriamente em erro.

Alternativamente, a avaliação baseada em desvios epistêmicos do aprendiz, observado em um domínio específico, tem sido usualmente chamada de teoria de “bugs”. Esta teoria, que tem recebido mais atenção que a do “overlay”, sendo central em muitos projetos, em geral é baseada em três tipos básicos de modelos (Wenger, 1987): enumerativo, reconstrutivo e generativo.

O tipo enumerativo e o reconstrutivo da teoria de “bug” têm sido essencialmente relacionados à descoberta de erros manifestados por comportamentos do aprendiz. Já o modelo generativo objetiva compreender as dificuldades do aprendiz em um contexto mais amplo da aprendizagem e raciocínio, incluindo-se mecanismos que explicam os erros no processo da aprendizagem, para fornecimento de suporte pedagógico. O método de avaliação adotado nesta dissertação explora a teoria de “bug” trazendo com isto a necessidade de se modelar um especialista do domínio de conhecimento.

3.2 Modelo de um Especialista Avaliador

A modelagem proposta utiliza a lógica difusa, proposta por Zadeh em 1965, para a criação de uma base de regras de avaliação, pois a natureza da subjetividade das avaliações do aprendiz e o tratamento da incerteza da lógica difusa serve muito bem para a agregação de diferentes contextos e parâmetros de uma avaliação multiníveis (Costa, 1997).

A sistemática usada consiste em desenvolver um modelo que possa ser capaz de avaliar aprendizes de acordo com uma estratégia pedagógica adotada e dar uma resposta satisfatória comparada com a de um especialista avaliador, a partir de uma banco de dados histórico de avaliação de desempenhos de aprendizes ou grupo de aprendizes.

Na Figura 3.1 é mostrada a proposta para a modelagem de um especialista avaliador e a sua relação com os modelos do aprendiz e do domínio. O modelo do aprendiz fornece informações sobre o mesmo, tais como competências e interesses, dentre outras características. O modelo do domínio informa os contextos e problemas utilizados e aplicados no processo de ensino-aprendizagem.

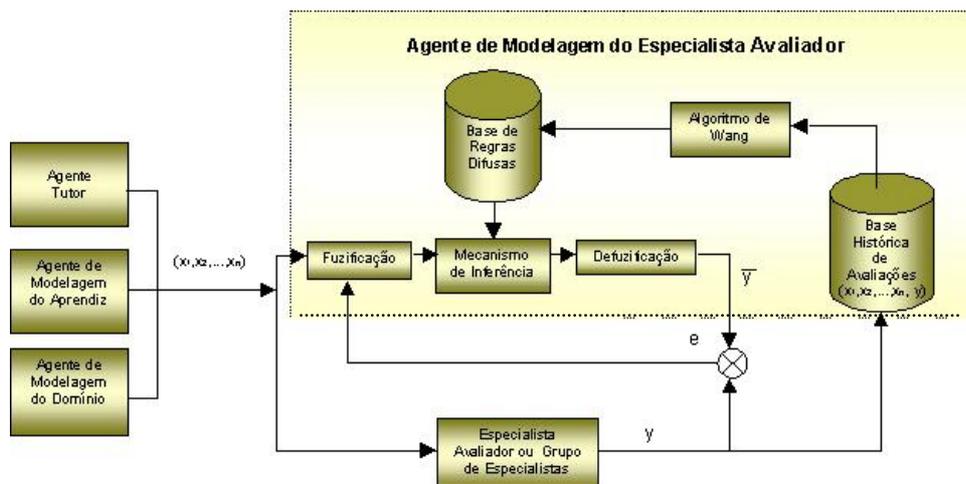


Figura 3.1 : Agente de modelagem de um especialista avaliador, onde y e \bar{y} representam o desempenho do aprendiz gerado pelo especialista avaliador e o aproximado pelo modelo, respectivamente.

A base histórica de avaliações do especialista avaliador contém as avaliações feitas de vários aprendizes/grupo por um especialista (ou o consenso de vários especialistas), dentro de um contexto específico do domínio de conhecimento. Essa base é de suma importância para a modelagem, pois é através dela que se pode criar uma base de regras difusas que, juntamente com os outros componentes do modelo, vai permitir a avaliação pontual dos aprendizes/grupo.

Conforme mostrado na Figura 3.1, o agente de modelagem de um especialista avaliador utiliza uma base histórica de avaliações e tem uma estrutura geral de um sistema difuso definido por Mendel (Mendel, 1995). Ele contém quatro componentes básicos: fuzificação, formação da base de regras difusas (base históricas de avaliações e algoritmo de Wang), mecanismo de inferência e defuzificação, que serão detalhados a seguir.

3.2.1 Fuzificação

A fuzificação tem a função de mapear valores determinísticos reais das variáveis de entrada, definidos em um intervalo fechado de [0,10], em variáveis difusas. A cada uma das entradas e saídas estão associados quatro conjuntos difusos {R -regular, B - bom, M - muito bom, O – ótimo}. A função de pertinência gaussiana dos conjuntos difusos R, B ,M e O é dada por:

$$\mu_p(x_k) = \exp\left[-\left(\frac{x_k - a_p}{b_p}\right)^2\right] \quad (3.1)$$

Onde:

$$p \in \gamma, \quad \gamma = \{1,2,3,4\}$$

A Figura 3.2 mostra o gráfico das funções de pertinência com seus respectivos parâmetros. Para estas funções, denomina-se centro o valor de entrada para o qual a função atinge o valor máximo, e de abertura a

distância entre o centro e a entrada para qual a função atinge o valor de 0,37. Define-se também que a_r , a_b , a_m , a_o são os centros dos conjuntos difusos R (regular), B (bom), M (muito bom), e O (Ótimo), respectivamente.

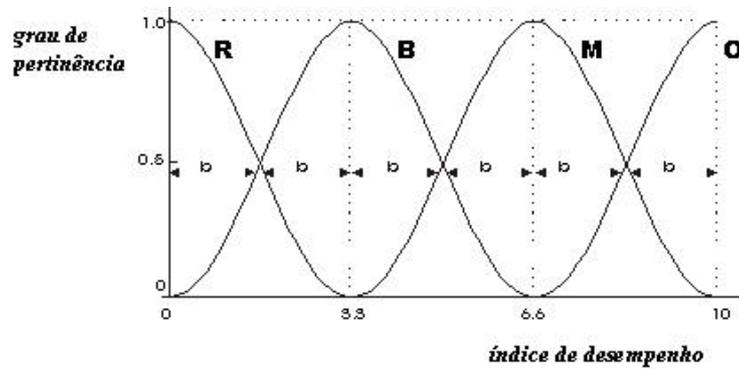


Figura 3.2: Funções de Pertinência gaussiana dos Conjuntos difusos

Nesta pesquisa, como estimativa inicial, considerou-se que os quatro conjuntos difusos (R - Regular, B - Bom, M - Muito Bom, O - Ótimo) abrangem regiões de mesmo tamanho, isto é, as aberturas $b_r = b_b = b_m = b_o = 1.67$ e os centros de espaçamento iguais, ou seja, $a_r = 0$, $a_b = 3,3$, $a_m = 6,6$ e $a_o = 10$.

3.2.2 Formação da Base de Regras

Wang e Mendel (Wang et al., 1992) apresentaram um algoritmo para a geração de regras difusas a partir de um conjunto de p pares numéricos de entrada e saída, da forma:

$$(x_1^{(i)}, x_2^{(i)}, x_3^{(i)}, \dots, x_n^{(i)}, y^{(i)}), i = 1, 2, \dots, q \quad (3.2)$$

Onde $x_1^{(i)}, x_2^{(i)}, x_3^{(i)}, \dots, x_n^{(i)}$, são contextos, e $y^{(i)}$ é a saída correspondente.

O objetivo consiste em gerar um conjunto de regras difusas a partir dos dados expressos por (3.2), e usá-las para determinar um mapeamento

$f(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) \rightarrow y$. Para exemplificar a determinação da base de regras, admite-se que a base de dados numéricos de entrada e saída do processo é composta de três entradas X_1, X_2 e X_3 (que são contextos de um domínio do conhecimento (D)), e uma variável de saída Y (resultado da avaliação do especialista avaliador). Por hipótese, considera-se ser possível encontrar uma base de regras difusas que modele o especialista avaliador, usando-se o algoritmo de geração de regras de Wang (Wang et al., 1992).

Esse algoritmo é composto por cinco (5) passos descritos a seguir:

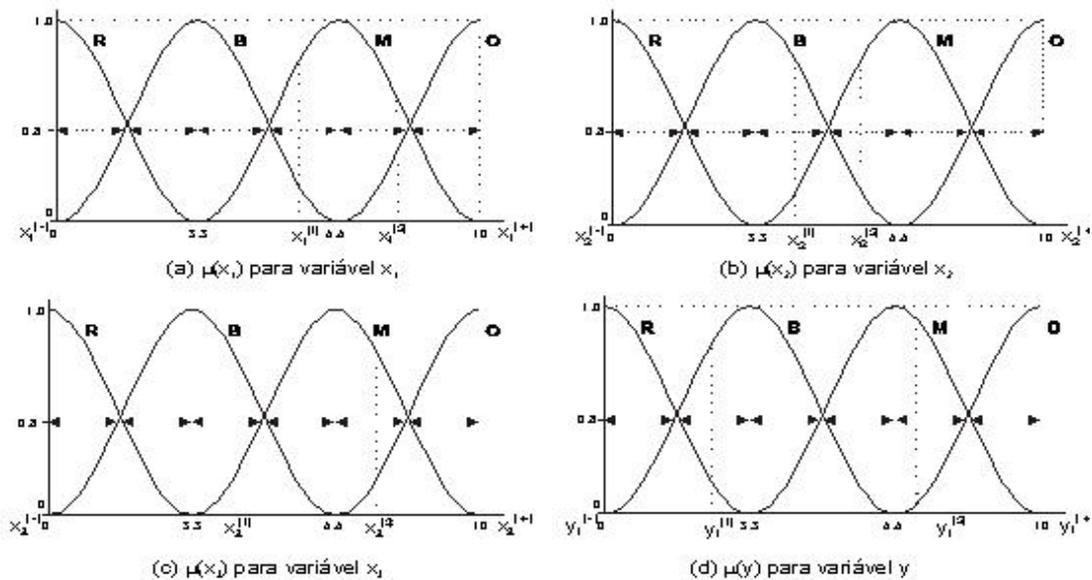


Figura 3.3: Funções de Pertinência para as variáveis x_1, x_2, x_3 e y

Passo 1: Dividir o domínio das variáveis de entrada e saída em conjuntos difusos (Figura 3.3). Esta figura ilustra o domínio das variáveis de entradas (x_1, x_2, x_3) e de saída (y) divididas com intervalos iguais de $[0,10]$. Observa-se que as funções de pertinência são gaussianas.

Os domínios das variáveis x_1, x_2, x_3 e y são os intervalos: $[x_1^-, x_1^+], [x_2^-, x_2^+], [x_3^-, x_3^+]$ e $[y^-, y^+]$, respectivamente, cada domínio com $2N + 1$ regiões (N pode ser diferente para diferentes variáveis). Atribui-se a cada

região um valor lingüístico (R - regular, B - bom, M – muito bom ou O – ótimo) e uma função de pertinência $\mu(x)$, correspondente.

Passo 2: Obtenção das regras difusas

Inicialmente, para cada par de valores $(x_1^{(i)}, x_2^{(i)}, x_3^{(i)}, y^{(i)})$, identifica-se os respectivos conjuntos difusos de cada variável, considerando-se, porém, aqueles com grau de pertinência máximo.

Por exemplo, na Figura 3.3 (a), $x_1^{(1)}$ é 0.7 em M, 0.2 em B e zero nos demais conjuntos. Analogamente, na Figura 3.3 (b), $x_2^{(1)}$ é 0.8 em B; 0.4 em M e zero nos demais conjuntos e na Figura 3.3 (c), $x_3^{(1)}$ é 0.8 em B; 0.7 em M e zero nos demais conjuntos. Na Figura 3.3 (d), $y^{(1)}$ é 0.8 em B e 0.1 em R. Finalmente, obtém-se a regra 1 como segue:

$$(x_1^{(1)}, x_2^{(1)}, x_3^{(1)}, y^{(1)}) \Rightarrow [x_1^{(1)}(0.7 \text{ em } M, \text{max}), x_2^{(1)}(0.8 \text{ em } B, \text{max}), x_3^{(1)}(0.8 \text{ em } B, \text{max}), y^{(1)}(0.8 \text{ em } B, \text{max})]$$

Regra 1: SE $(x_1 \text{ é } M) \wedge (x_2 \text{ é } B) \wedge (x_3 \text{ é } B)$ ENTÃO $(y \text{ é } M)$

$$(x_1^{(2)}, x_2^{(2)}, x_3^{(2)}, y^{(2)}) \Rightarrow [x_1^{(2)}(0.6 \text{ em } M, \text{max}), x_2^{(2)}(0.7 \text{ em } M, \text{max}), x_3^{(2)}(0.7 \text{ em } M, \text{max}), y^{(2)}(0.9 \text{ em } M, \text{max})]$$

De forma análoga, obtém-se a regra 2 :

Regra 2: SE $(x_1 \text{ é } M) \wedge (x_2 \text{ é } M) \wedge (x_3 \text{ é } M)$ ENTÃO $(y \text{ é } M)$

Passo 3: Atribuição de um grau de confiança para cada regra

Considerando-se que há vários pares de entrada-saída, e que cada um deles pode dar origem a uma nova regra, existe a possibilidade de que haja conflito entre as regras obtidas¹. Um modo de resolver este conflito é

¹ Diz-se que há conflito entre duas regras quando elas têm antecedentes iguais e conseqüentes diferentes.

atribuir um grau de confiança a cada regra, baseando-se nos graus de pertinências das variáveis, aceitando-se como válida aquela que apresentar maior confiança. Wang et al. (1992) propuseram a seguinte forma para a determinação do grau de confiança de uma regra que eles denominaram $D(rule)$:

Suponha que se tenha a regra: SE $(x_1 \text{ é } A) \wedge (x_2 \text{ é } B) \wedge (x_3 \text{ é } A)$ ENTÃO $(y \text{ é } C)$. O grau de confiança desta regra é definido como:

$$D(rule) = \mu_A(x_1) \mu_B(x_2) \mu_A(x_3) \mu_C(y) \leq 1$$

Passo 4: Criação da Base de Regras difusas

Uma base de regras difusas pode ser formada a partir de dados sobre o processo, como mostrado nos passos anteriores. Se há mais de uma regra candidata a uma mesma posição na base, escolhe-se aquela que tem o maior grau de confiança.

Passo 5: Determinação de um mapeamento de $f(x_1, x_2, x_3) \rightarrow y$

A defuzificação determina o valor da variável de saída y , correspondente às variáveis de entrada $(x_1^{(i)}, x_2^{(i)}, x_3^{(i)})$. Combinam-se os antecedentes $(x_1^{(i)}, x_2^{(i)}, x_3^{(i)})$ da i -ésima regra difusa, usando-se as operações de produto, para determinar a pertinência, $\mu_{O^i}(y^{(i)})$, da saída $y^{(i)}$, isto é:

$$\mu_{O^i}(y^{(i)}) = \mu_{I_1^i}(x_1^{(i)}) \mu_{I_2^i}(x_2^{(i)}) \mu_{I_3^i}(x_3^{(i)}) \quad (3.3)$$

Onde O^i denota o conjunto difuso de saída da regra i , e I_j^i os conjuntos difusos de entrada da regra i . Então, utiliza-se a regra de defuzificação do centróide para determinar a saída y dada pela Equação 3.4 (Wang, 1997):

$$y = \frac{\sum_{i=1}^K \mu_{O'}(y^{(i)}) y^i}{\sum_{i=1}^K \mu_{O'}(y^{(i)})} \quad (3.4)$$

Onde y^i representa o valor central de O^i e K é o número de regras difusas na base de regras ($K \leq q$).

3.2.3 Mecanismo de Inferência e defuzificação

O mecanismo de inferência faz um mapeamento de conjuntos difusos para conjuntos difusos. Ele combina as regras disparadas de forma que se tenha um conjunto difuso de saída resultante. Neste trabalho, utiliza-se o mecanismo de inferência do produto (Wang, 1997).

A defuzificação é calculada a partir do conjunto difuso de saída gerado pelo mecanismo de inferência. Faz-se um mapeamento de conjuntos difusos para valores determinísticos. Este trabalho utiliza o método de defuzificação do centróide (Wang, 1997).

$$\bar{y}_i = \frac{\sum_{l=1}^M C^l \left[\prod_{k=1}^n \exp \left(- \left(\frac{x_k - a_{k,p}^l}{b_{k,p}^l} \right)^2 \right) \right]}{\sum_{l=1}^M \left[\prod_{k=1}^n \exp \left(- \left(\frac{x_k - a_{k,p}^l}{b_{k,p}^l} \right)^2 \right) \right]} \quad (3.5)$$

A saída do modelo é \bar{y}_i , calculado pela Equação (3.5), onde: C^l é o valor central do conjunto difuso de saída, conseqüente da regra l , p o conjunto difuso correspondente e k o número de variáveis de entrada.

3.2.4 Ajuste dos parâmetros das funções de pertinência

No modelo, a determinação dos parâmetros ótimos de centro e abertura dos conjuntos difusos pode ser feita através do método do gradiente (Bazaraa, 1993), tendo como função objetiva o erro médio

quadrático obtido entre a avaliação do especialista e a gerada pelo modelo (Equação 3.6).

Enfatiza-se que com o objetivo de simplificar os cálculos, faz-se um ajuste somente dos parâmetros a_p (centro) e b_p (abertura) das funções de pertinência das variáveis de entrada, deixando-se os parâmetros dos conjuntos difusos das variáveis de saída constantes. Assim a otimização se resume em encontrar a solução do problema de otimização local, sem restrição, definido pela Equação 3.6.

$$\text{Min } E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (\bar{y}_i - y_i)^2 \quad (3.6)$$

Onde y_i é a avaliação do especialista, \bar{y}_i é a gerada pelo modelo (dada pela Equação 3.5 e mostrada na Figura 3.1) e N é o número de avaliações utilizadas para o treinamento.

Usando-se o método do gradiente, faz-se os ajustes dos parâmetros a_p e b_p (Santos Filho, 2000):

$$a_p(t) = a_p(t-1) - \alpha \frac{\partial E}{\partial a_p} \quad (3.7)$$

Onde $a_p(t)$ é o valor central do conjunto difuso p em uma dada interação t e alfa (α) é o tamanho do passo na direção oposta à do gradiente.

A derivada parcial da função erro em relação a a_p é calculada como:

$$\frac{\partial E}{\partial a_p} = \sum_{i=1}^N \left[(\bar{y}_i - y_i) \frac{\partial \bar{y}_i}{\partial a_p} \right] \quad (3.8)$$

A derivada parcial de \bar{y}_i relação ao parâmetro a_p é dada por:

$$\frac{\partial \bar{y}_i}{\partial a_p} = \frac{\left(\sum_{l=1}^M C^l \frac{\partial \mu^l}{\partial a_p} \right) \sum_{l=1}^M \mu^l - \left(\sum_{l=1}^M \frac{\partial \mu^l}{\partial a_p} \right) \sum_{l=1}^M C^l \mu^l}{\left(\sum_{l=1}^M \mu^l \right)^2} \quad (3.9)$$

A derivada parcial da função de pertinência μ^l em relação ao parâmetro a_p é dada por:

$$\frac{\partial \mu^l}{\partial a_p} = \frac{2 \left(\sum_{x_\psi \in \psi} x_\psi - n_\psi a_p \right) \mu^l}{b_p^2} \quad (3.10)$$

Onde $x_\psi \in \psi$, ψ é igual ao conjunto de elementos do vetor de entrada que corresponde ao mesmo conjunto difuso a_p e n_ψ é a quantidade de elementos do conjunto ψ .

De forma similar ao usado para o parâmetro a_p , determina-se b_p , usando-se a equação:

$$b_p(t) = b_p(t-1) - \alpha \frac{\partial E}{\partial b_p} \quad (3.11)$$

Onde $b_p(t)$ é o valor de abertura do conjunto difuso p em uma dada interação t. A derivada da função erro em relação b_p é calculada por:

$$\frac{\partial E}{\partial b_p} = \sum_{i=1}^N \left[(\bar{y}_i - y_i) \frac{\partial \bar{y}_i}{\partial b_p} \right] \quad (3.12)$$

A derivada parcial de \bar{y}_i em relação ao parâmetro b_p é dada por:

$$\frac{\partial \bar{y}_i}{\partial b_p} = \frac{\left(\sum_{l=1}^M C^l \frac{\partial \mu^l}{\partial b_p} \right) \sum_{l=1}^M \mu^l - \sum_{l=1}^M C^l \mu^l \left(\sum_{l=1}^M \frac{\partial \mu^l}{\partial b_p} \right)}{\left(\sum_{l=1}^M \mu^l \right)^2} \quad (3.13)$$

A derivada parcial da função de pertinência μ^l em relação a parâmetro b_p é dada por:

$$\frac{\partial \mu^l}{\partial b_p} = \left(\frac{2}{b_p^3} \right) \left[\sum (x_v - a_p^2) \right] \mu^l \quad (3.14)$$

3.2.5 Algoritmo de Ajuste

1) Inicialização dos parâmetros

Optou-se por inicializar o algoritmo de forma que os quatro conjuntos difusos (Regular, Bom, Muito Bom, Ótimo) abrangessem regiões de mesmo tamanho, isto é, aberturas $b_r = b_b = b_m = b_o = 1,67$ e centros com espaçamento iguais $a_r = 0$, $a_b = 3,3$ e $a_m = 6,6$ $a_o = 10$.

2) Cálculo do erro total

Para o conjunto de dados de treinamento o modelo gera uma avaliação de saída \bar{y} , a partir das variáveis de entrada, e compara com a avaliação do especialista gerando um erro total dado pela Equação 3.6. Se o erro total for menor que o tolerado, encerra-se o algoritmo. Caso contrário, passa-se para o passo seguinte.

3) Cálculo dos Novos Valores dos Parâmetros

Utilizando-se as equações de número (3.7) e (3.11), calcula-se os novos valores dos parâmetros e volta-se ao passo 2.

Para a otimização dos parâmetros (centro e abertura) das funções de pertinência de entrada foi utilizado como conjunto de treinamento uma base histórica de avaliações de 50 aprendizes. A Figura 3.4 mostra a evolução do erro, em função das interações do algoritmo até a obtenção da convergência. O Apêndice B mostra a evolução dos parâmetros (centro e abertura) dos conjuntos regular, bom, muito bom e ótimo.

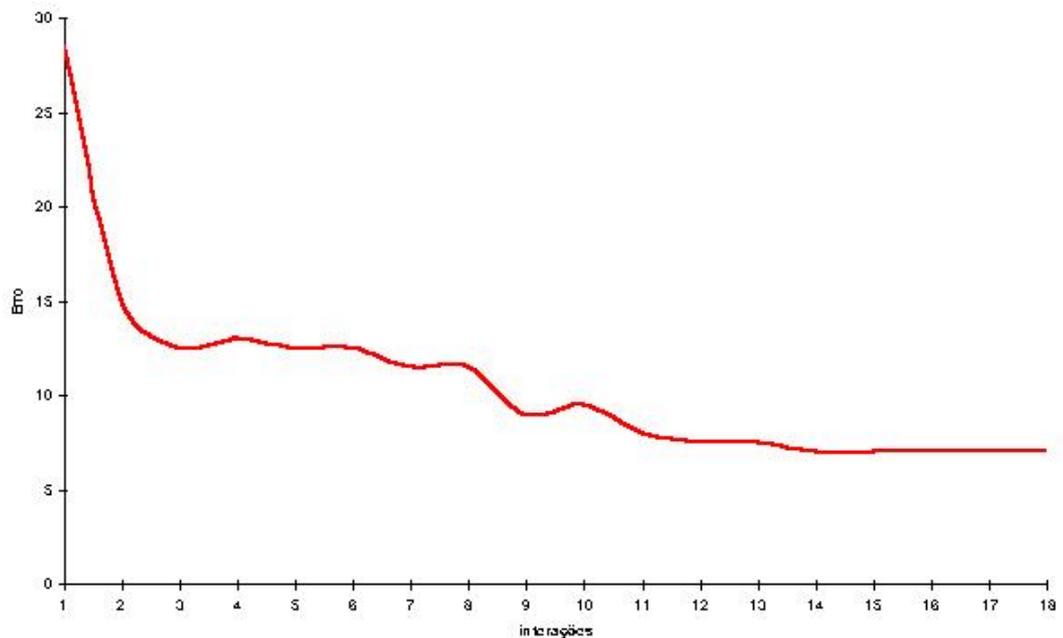


Figura 3.4: Evolução do erro total (Equação 3.6) na otimização dos parâmetros

3.3 Simulações e Testes

A Figura 3.5 mostra o gráfico comparativo entre os índices de desempenho dos aprendizes avaliados pelo especialista (vermelho) e pelo Agente de Modelagem do Especialista Avaliador – AMEA (azul), sem a utilização dos parâmetros otimizados (abertura e centro) das funções de pertinência, com um erro total de 28 (calculado pela Equação 3.6) e

coeficiente de correlação² entre o modelo e o especialista de 0,94 (Toledo, 1995).

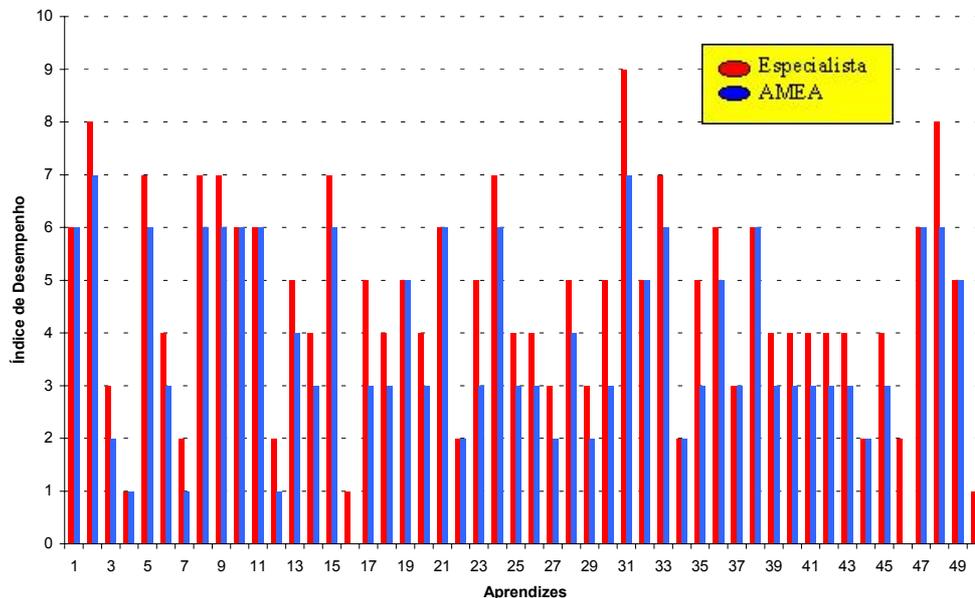


Figura 3.5: Índices de desempenho de 50 aprendizes gerados pelo especialista e pelo modelo com os parâmetros não otimizados. Início da otimização, Figura 3.4.

Para melhorar o coeficiente de correlação e diminuir o erro total, (com a finalidade de melhorar a saída do modelo em relação aos valores de avaliações do especialista Figura 3.5) aplicou-se um algoritmo de otimização para os parâmetros referentes aos centros e aberturas das funções de pertinência gaussianas das variáveis de entrada.

A função objetiva do erro médio quadrático (Equação 3.6) é mostrada na Figura 3.4 para demonstrar a diminuição do erro total na obtenção dos valores otimizados. Os novos valores encontrados para os parâmetros são utilizados com a mesma base de treinamento usada anteriormente, fornecendo a Figura 3.6. Este gráfico comparativo do modelo

² coeficiente de correlação varia de -1 a 1 e mede o grau de correlação ponto a ponto entre dois conjunto de dados (X e Y) sendo valor 1 se os conjuntos forem iguais,

com os valores otimizados apresentam um coeficiente de correlação de 0,96.

Outra simulação foi feita com os restantes dos dados (não utilizados no treinamento), Tabela B.1 do apêndice B, apresentando um coeficiente de correlação entre modelo e especialista de 0,95.

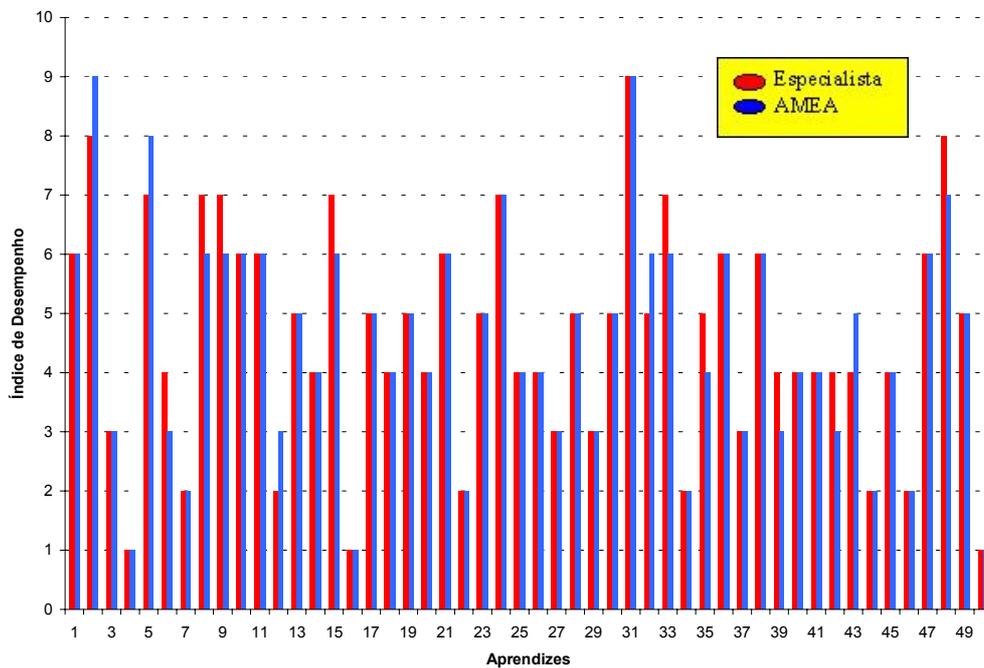


Figura 3.6: Índices de desempenho de 50 aprendizes gerados pelo especialista e pelo modelo com os parâmetros otimizados. Término da otimização, Figura 3.4.

3.4 Conclusão

Neste Capítulo, modelou-se o AMEA (Agente de Modelagem de um Especialista Avaliador) a partir de uma base histórica de dados de avaliações que identifica o estado de conhecimento do aprendiz/grupo. O status do estado de conhecimento é necessário porque ele é tomado como variável de entrada para o Agente de Avaliação de Desempenhos do Processo, detalhado no Capítulo 4.

A metodologia utilizada pelo AMEA é complexa, pois envolve diferentes situações para melhor representar a avaliação do aprendiz/grupo, tais como: diferentes contextos, número de aprendizes/grupo atendidos, estratégia pedagógica utilizada.

A modelagem proposta mostrou-se satisfatória apresentando um coeficiente de correlação para a base de dados (não utilizada pela treinamento) de 0,95. Este coeficiente demonstra que é possível a modelagem do especialista avaliador ou o consenso de vários especialistas, utilizando-se da lógica difusa através de um algoritmo de criação de regras (Wang et al., 1992). Para tanto, mostrou-se necessária a otimização dos parâmetros (centro e abertura) das variáveis de entrada pelo método do gradiente (Bazaraa, 1993).

É importante ressaltar que é necessário um número maior de experimentos com uma base histórica mais representativa para que se possa otimizar o modelo. Assim como a inclusão da otimização das variáveis de saída para minimizar o erro total. No entanto, conforme resultados obtidos, a modelagem já apresentou resultados satisfatórios para uma aplicação prática mais generalizada.

CAPÍTULO 4

Agente de Avaliação de Desempenho do Processo Multiestratégico de Aprendizagem Cooperativa

No Capítulo 3 foi apresentado o modelo do Especialista Avaliador que possui a função de avaliar o desempenho de aprendizes, em um dado contexto, dentro de um domínio específico de conhecimento. Esta avaliação é importante para auxiliar o agente de avaliação e diagnóstico do processo multiestratégico de aprendizagem. O diagnóstico pode permitir uma modificação dinâmica do ambiente de aprendizagem, adaptando-o à capacidade e comportamento cognitivo do aprendiz. Neste Capítulo, vários índices de desempenho são propostos e testados com este objetivo.

4.1 Introdução

A problemática da avaliação, nas suas diferentes abordagens, cria um quadro em que avaliar pode se tornar uma abordagem subjetiva e muito pessoal. Portanto, há uma necessidade de se criar mecanismos para que o agente estratégico consiga realizar a avaliação do aprendiz de maneira uniforme, considerando-se as informações fornecidas pelos modelos do aprendiz e do domínio, e também permitir uma comparação do desempenho de um aprendiz com outros, em uma mesma sessão de aprendizagem. É também importante que o ambiente de aprendizagem seja de fácil implementação prática para que a avaliação possa ser realizada sistematicamente, permitindo o monitoramento do processo aprendizagem e, através de “feedback”, definir a troca de estratégias pedagógicas ao longo da mesma, inserção de novos problemas do domínio de conhecimento e alterações de contexto.

Para realizar esta tarefa, a teoria da lógica difusa aparece como uma via promissora para muitos pedagogos e especialistas (Zadeh, 1988), (Ammar et al., 1995). Neste trabalho, um agente de avaliação de desempenho do processo (Figura 4.1) será explorado para calcular índices de desempenho difusos com o objetivo de:

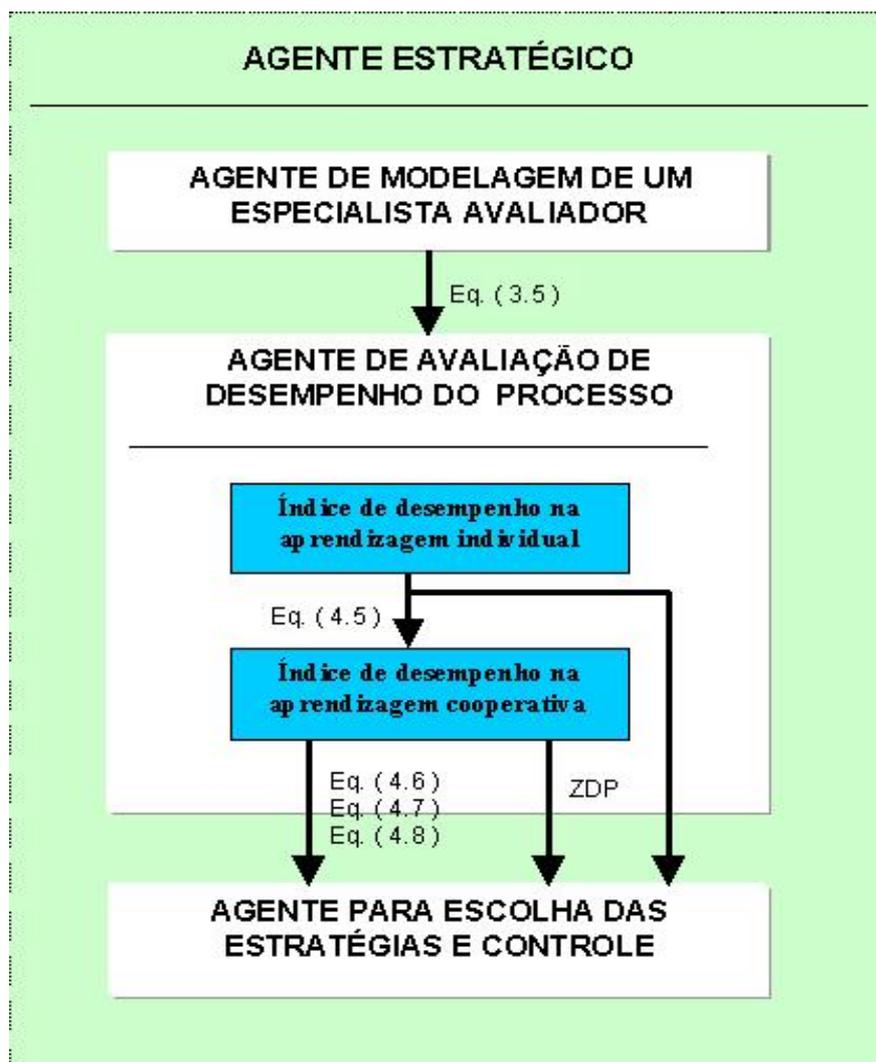


Figura 4.1: Modelagem proposta para o agente estratégico e equacionamento correspondente.

- a) definir um objeto hipotético (índice de desempenho difuso) que representa uma avaliação global do desempenho do aprendiz ou de um grupo de aprendizes. Pode-se considerar somente um ou vários contextos;

- b) determinar um objeto de referência (índice de desempenho difuso) que possa representar o melhor desempenho do grupo (objetivo a ser alcançado para cada aprendiz do grupo).

4.2 Índice de Desempenho na Aprendizagem Individual

O desempenho de aprendizagem de um aprendiz pode ser calculado através de uma combinação de índices que representam seu estado de conhecimento em um dado domínio de aprendizagem, provenientes do modelo do aprendiz e do agente de domínio.

O estado atual (t) de conhecimento de um aprendiz, em um determinado domínio de aprendizagem D, pode ser representado por um objeto hipotético com desempenho $Y(t)$, para um conjunto de J avaliações (Meunier, 1996). Assume-se que existe um número M de variáveis numéricas $h_j(t)$, selecionadas para formar um vetor $H(t) = (h_1(t), h_2(t), \dots, h_m(t))$, que representam avaliações parciais de desempenho do aprendiz em um dado contexto (X) do objeto.

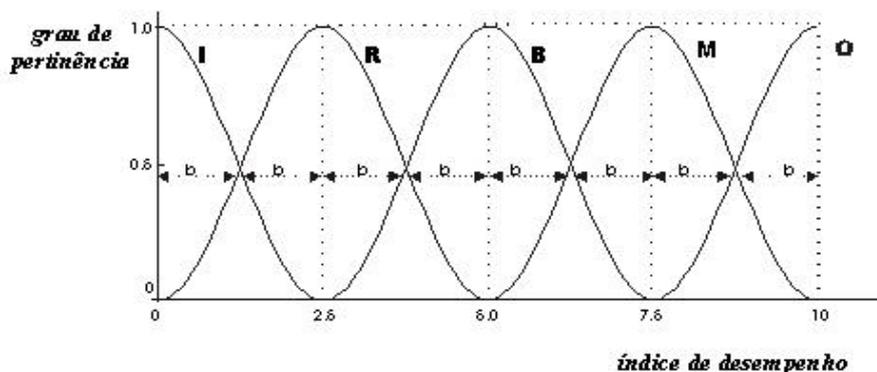


Figura 4.2 : Funções de Pertinência gaussianas dos Conjuntos difusos

Associadas com cada uma das variáveis $h_j(t)$ há uma ou mais variáveis lingüísticas x_j , de um conjunto X de M variáveis lingüísticas, $X = (x_1, x_2, \dots, x_M)$ e o universo de discurso $U = U_1 \times U_2 \times \dots \times U_M$.

Cada universo de discurso U_j , $j=1,2,\dots,M$, pode ser dividido em regiões difusas que se sobrepõem umas às outras, Figura 4.2, nomeadas por termos lingüísticos (valores lingüísticos), como " I – insuficiente", "R - regular", "B - bom ", "M – muito bom" e "O - ótimo ". Assim, M universos lingüísticos tem M correspondentes "term-sets" lingüísticos, T_j , $j=1,2,\dots,M$. O número máximo (Q) de regras IF...THEN geradas é dado por $\max\{Q\}=\prod_{j=1}^n C_j$, onde o número C_j , para $j=1,2,\dots,M$, com M variáveis lingüísticas, forma o vetor C definido por $C = [c_1, c_2, \dots, c_M]^T$. O grau de pertinência de cada $h_j(t)$ é determinado por:

$$\mu(h_j(t)) = \exp\left(-\left(\frac{h_j(t) - a_j^l(t)}{b_j^l(t)}\right)^2\right) \quad (4.1)$$

Onde " a " e " b " são os valores de centro e abertura, respectivamente, da função de pertinência gaussiana e $h_j(t)$ o valor "crisp" correspondente da variável lingüística. Os parâmetros dos centros a e abertura $b=1,25$ das funções de pertinência são usados para cada "term set", como mostra a Figura 4.2.

Considera-se $\mu_i(H(t))$, $i=1,2,\dots,M$ como o conjunto de graus de pertinência das variáveis lingüísticas na i -ésima regra de conhecimento de forma que $\mu_i(H(t)) = (\mu_i(h_1(t)), \mu_i(h_2(t)), \dots, \mu_i(h_M(t)))$, onde $\mu_i(h_i(t))$, $i=1,2,\dots,M$ é o grau de pertinência de desempenho em $h_i(t)$, no tempo t , da variável lingüística, para a i -ésima regra de conhecimento.

Definição 1: Para cada "term-set" T_j , $j=1,2,\dots,M$, definido no universo de discurso das variáveis antecedente $\mathbf{X}=(x_1, x_2, \dots, x_M)$, há um conjunto de valores inteiros correspondentes, tal que $I_j(\mathbf{h}^1(t))= j$. Então, para o termo set T_{M+1} , , no universo de discurso das variáveis conseqüentes, o conjunto I_{M+1} correspondente pode ser determinado por :

$$I_{M+1}^i(h_{M+1}^i(t)) = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M I_j^i(h_j^i(t)) \quad (4.2)$$

Seja o vetor $w = (w_1, w_2, \dots, w_M)$ um conjunto de pesos correspondentes às variáveis antecedentes, onde :

$$\sum_{j=1}^M w_j = 1 \quad ; \quad 0 \leq w_j \leq 1 \quad (4.3)$$

então

$$I_{M+1}^i(h_{M+1}^i(t)) = \sum_{j=1}^M w_j I_j^i(h_j^i(t)) \quad (4.4)$$

Definição 2: A i-ésima regra difusa referente ao estado atual de conhecimento de um aprendiz pode ser definida como:

SE [$x_1(t)$ é $S_1(h_1^1(t))$ e $x_2(t)$ é $S_2(h_2^1(t))$ e... $x_M(t)$ é $S_M(h_M^1(t))$] **Então** [$y_{M+1}(t)$ é $S_{M+1}(h_{M+1}^1(t))$]

ou $R^i(I_1^i(h_1^1(t)), I_2^i(h_2^1(t)), \dots, I_M^i(h_M^1(t)), I_{M+1}^i(h_{M+1}^1(t)))$

Onde $S_j(h_j^i(t))$ é o valor lingüístico para a i-ésima variável lingüística x_j e o j-ésimo valor crisp $h_j^i(t)$ no tempo t, na i-ésima regra, $i=1,2,\dots,n$ (n é o número de regras disparadas).

Simulação da aprendizagem individual

Para efeito de exemplificação da avaliação individual, propõe-se a situação seguinte:

Considera-se um aprendiz avaliado pontualmente pelo modelo do especialista avaliador, em dois contextos de um domínio de conhecimento X [matemática(x1),português(x2)], (M=2), como mostra o campo(2) da Figura 4.3. Deseja-se que o agente de avaliação calcule os índices de desempenho para o processo ensino-aprendizagem.

Divide-se o universo das variáveis antecedentes dos contextos dos subdomínios (matemática e português) em “term-sets” correspondentes $T_1 = T_2 = [I, R, B, M, O]^T$ onde I – “insuficiente”, R – “regular”, B – “bom”, M – “muito bom” e O – “ótimo”. As regras que representam o estado atual de conhecimento do aprendiz podem ser calculadas aplicando-se a equação 4.4, como a seguir.

No tempo (t), tem-se $I_1(h_1(t)) = (1,2) \leftrightarrow S_1(h_1(t)) = (I, R)$ e $I_2(h_2(t)) = (4,5) \leftrightarrow S_2(h_2(t)) = (M, O)$. O campo (4) da Figura 4.2 mostra o resultado do cálculo das regras, conforme Definição 2 da Seção 4.2. As regras de produção encontradas são:

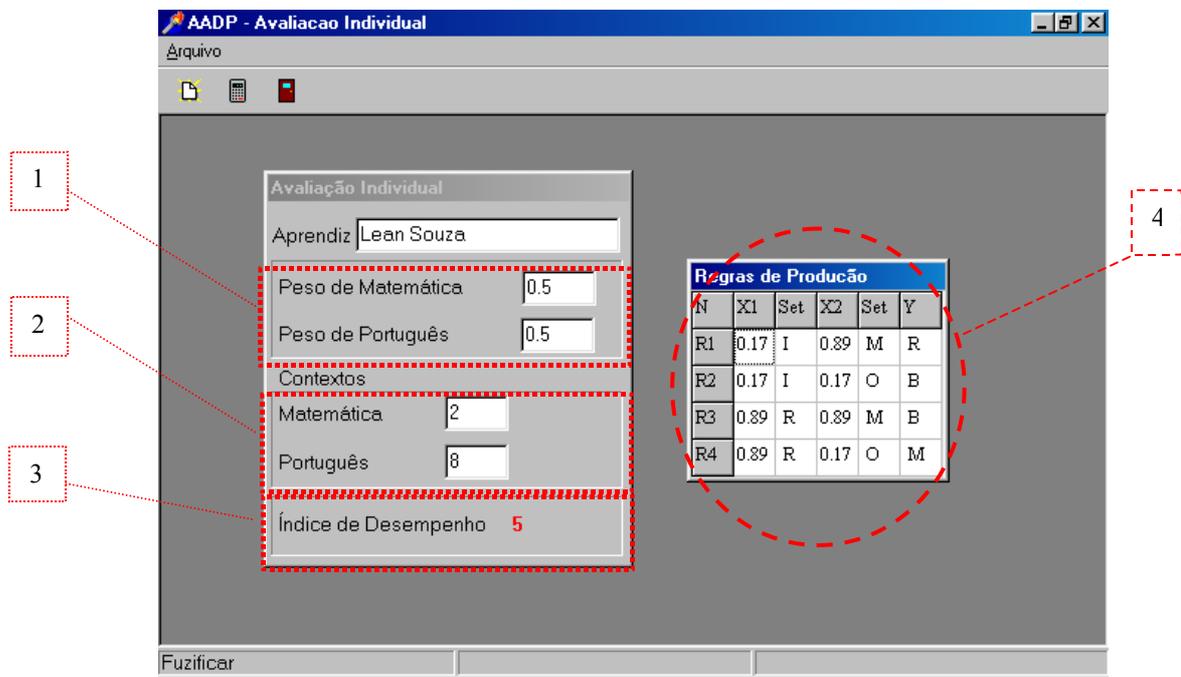


Figura 4.3: Avaliação do aprendiz, sem levar em consideração os pesos.

Regra 1 (R1 do campo(4) da Figura 4.3):

SE ($X_1(t)$ é I) e ($X_2(t)$ é M) ENTÃO ($Y(t)$ é R);

Regra 2 (R2 do campo(4) da Figura 4.3):

SE ($X_1(t)$ é I) e ($X_2(t)$ é O) ENTÃO ($Y(t)$ é B);

Regra 3 (R3 do campo(4) da Figura 4.3):

SE ($X_1(t)$ é R) e ($X_2(t)$ é M) ENTÃO ($Y(t)$ é B);

Regra 4 (R4 do campo(4) da Figura 4.3):

SE ($X_1(t)$ é R) e ($X_2(t)$ é M) ENTÃO ($Y(t)$ é B);

Se pesos diferentes fossem considerados para cada contexto (matemática e português), por exemplo $w=(0.3, 0.7)$, (Equação 4.4, campo(1) da Figura 4.4) então, as regras de produção seriam:

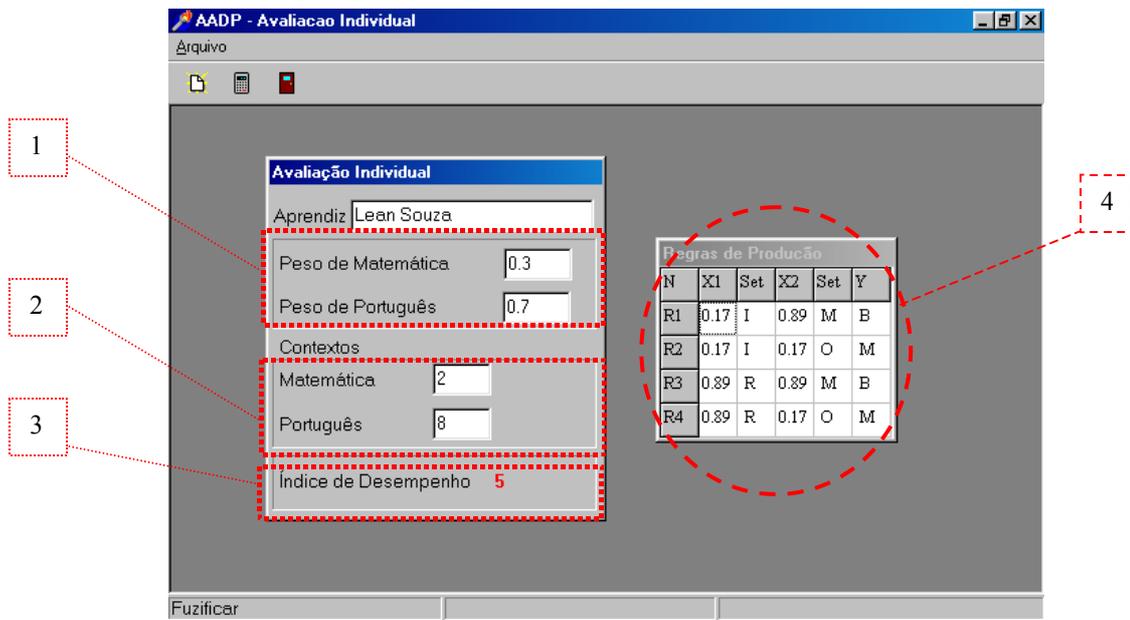


Figura 4.4: Avaliação do aprendiz, considerando-se pesos diferentes para os contextos.

Regra 1(R3 do campo(4) da Figura 4.4):

SE ($X_1(t)$ é I) e ($X_2(t)$ é M) ENTÃO ($Y(t)$ é B);

Regra 2 (R3 do campo(4) da Figura 4.4):

SE ($X_1(t)$ é I) e ($X_2(t)$ é O) ENTÃO ($Y(t)$ é M);

Regra 3 (R3 do campo(4) da Figura 4.4):

SE ($X_1(t)$ é R) e ($X_2(t)$ é M) ENTÃO ($Y(t)$ é B);

Regra 4 (R3 do campo(4) da Figura 4.4):

SE ($X_1(t)$ é R) e ($X_2(t)$ é O) ENTÃO ($Y(t)$ é M);

Definição 3: A medida $y(t)$, Equação 4.5, representa o índice de desempenho de um aprendiz no contexto $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)$. Considera-se no cálculo do índice um mapeamento não linear, com a inferência produto, fuzificação simples com funções de pertinência gaussianas e defuzificação pelo método do centróide.

$$y(t) = \frac{\sum_{l=1}^Q a_{M+1}^l \left[\prod_{j=1}^M \exp \left(\left(\frac{h_j(t) - a_j^l(t)}{b_j^l(t)} \right)^2 \right) \right]}{\sum_{l=1}^Q \prod_{j=1}^M \exp \left(\left(\frac{h_j(t) - a_j^l(t)}{b_j^l(t)} \right)^2 \right)} \quad (4.5)$$

As variáveis " a " e " b " são os valores de centro e abertura, respectivamente, da função de pertinência gaussiana e $h_j(t)$ o valor "crisp" correspondente da variável lingüística. Os parâmetros dos centros e abertura das funções de pertinência são usados para cada "term-set", Figura 4.2. Onde $0 < Q \leq \Pi_{i=1}^n$ e o "l" representa a regra disparada.

Por exemplo, o índice $Y(t)$ para a situação proposta, com e sem os pesos dos contextos, é mostrado no campo(4) das Figura 4.3 e 4.4, respectivamente. Como se pode observar, os pesos atribuídos para cada contexto influenciam no desempenho do aprendiz porque são geradas novas regras difusas, conforme Definição 2.

4.3 Índice de Desempenho na Aprendizagem Cooperativa

O índice de desempenho do processo de aprendizagem auxilia no diagnóstico da evolução do processo, permitindo que o sistema possa se adaptar ao desenvolvimento cognitivo e afetivo do aprendiz/grupo. Permite-se também um acompanhamento da evolução, já que o índice de desempenho sinaliza para o agente estratégico a eficácia do processo adotado.

A comparação de objetos para avaliação de desempenho é uma operação habitual em muitos domínios, quando realizada pela mente humana, está sempre associada à comparação em relação a um objeto estabelecido como padrão ideal. Um conjunto de objetos similares, freqüentemente, é comparado para se determinar a extensão dos seus pontos comuns ou diferenças de um em relação ao outro.

Vale enfatizar que nem sempre essa comparação é possível de se fazer com precisão. A incerteza, neste caso, é associada com a escassez de informação sobre o objeto, dificultando a sua caracterização e, conseqüentemente, a sua classificação e avaliação.

A formulação matemática da teoria de conjuntos difusos já se encontra bem estabelecida, podendo fornecer o embasamento matemático necessário para lidar com problemas que envolvem medidas de incertezas e variáveis lingüísticas, porém esses problemas são muito difíceis de serem modelados. Ainda é um desafio muito grande determinar métodos satisfatórios e eficientes nesta área.

Na aprendizagem cooperativa em que os aprendizes são colocados em grupos pretende-se, a partir da realização compartilhada de tarefas, aumentar a capacidade de compreensão e atuação autônoma do aprendiz. A aprendizagem seguindo essa característica, de apoio cooperativo, reflete a maneira de Vygosky (1998) entender a aprendizagem, associado à noção de Zona de Desenvolvimento Proximal (ZDP).

Com um índice definido a Zona de Desenvolvimento Proximal, graças aos suportes e à ajuda dos outros, pode-se desencadear o processo de construção, modificação, enriquecimento e diversificação dos esquemas de conhecimentos definidos pela aprendizagem.

Nesta pesquisa, para cálculo da ZDP, é analisado só um caso particular de interesse, onde todas as avaliações estão definidas através de informações precisas (valores “crisps” gerados pelo modelo do especialista avaliador) que são fuzificadas em um conjunto de variáveis lingüísticas $X = (I, R, B, M, O)$, onde I é Insuficiente, R- regular, B – bom, M – muito bom e O – ótimo.

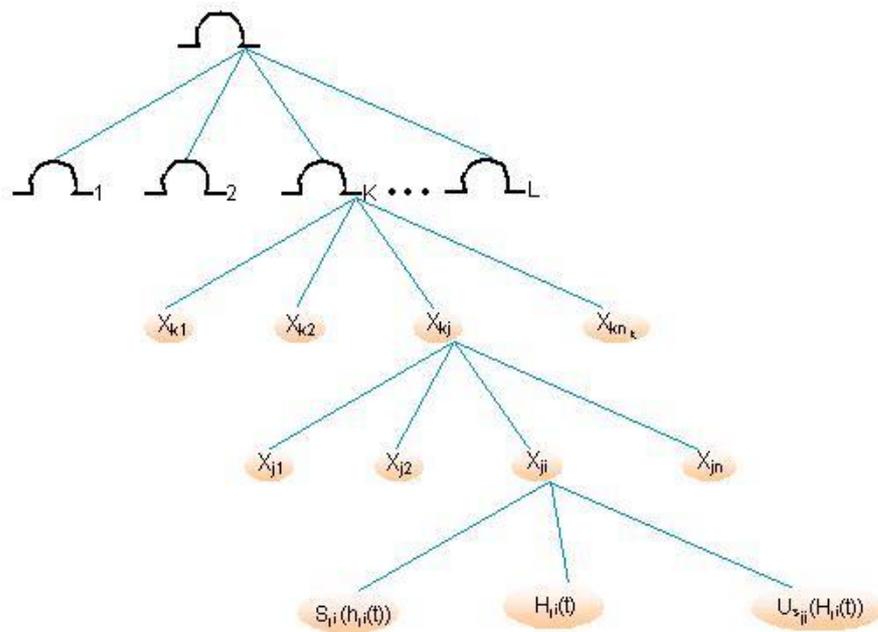


Figura 4.5: Diagrama do objeto Ω_k que representa o estado atual de conhecimento do aprendiz.

Seja $\Psi = \{ \psi_k / k=1,2,\dots,L \}$ um conjunto de aprendizes em grupos cooperativos e $\Omega=(\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_L)$ seu conjunto correspondente de objetos, onde cada Ω_k representa o estado atual de conhecimento ψ_k do aprendiz em um determinado domínio de aprendizagem¹ D. Um objeto Ω_k é definido como $\Omega_k=(X_{k1}, X_{k2},\dots,X_{kj},\dots, X_{kp})$; onde p representa o número de características (*features*) de Ω_k . Cada característica X_{kj} é um conjunto de atributos que expressam fatores de qualidade dado por $X_{kj} = (X_{j1}, X_{j2}, \dots, X_{jM})$, onde M é um parâmetro fixo. A Figura 4.5 mostra um diagrama do objeto Ω_k .

O conjunto de “features” X_{kj} é representado por um espaço de contextos M-dimensional, onde para cada objeto Ω_k , $(n_k \times M)$ índices de desempenhos são associados. Um conjunto difuso é definido como um conjunto de pares ordenados, $(h_{ji}(t), \mu_s(h_{ji}(t))) / \forall j, j=1,2,\dots,n_k; i=1,2,\dots,M$, onde $h_{ji}(t)$ é o j-ésimo valor “crisp” correspondente da variável linguística x_{ji} , de valor lingüístico $S_{ji}(h_{ji}(t))$ e μ_s é o grau de pertinência da função de $h_{ji}(t)$ em S_{ji} .

Definição 4: Das definições 1, 2 e 3, depreende-se que uma medida difusa que representa o estado atual de desempenho de um aprendiz ψ_k , no domínio de aprendizagem D, é definida pela Equação 4.5. Fazendo-se uma extensão da Equação 4.5, pode-se calcular o índice de desempenho global do estado atual de aprendizagem do aprendiz, ψ_k , no universo multidimensional do domínio D, usando-se a Equação 4.6.

$$y_{\Omega_k}(t) = \frac{\sum_{j=1}^{n_k} \sum_{i=1}^M \alpha_{ij}^{i, M+1} \left[\prod_{i=1}^M \exp \left(\left(\frac{h_{ji}(t) - a_{ji}^i(t)}{b_{ji}^i(t)} \right)^2 \right) \right]}{\sum_{j=1}^{n_k} \sum_{i=1}^M \left[\prod_{i=1}^M \exp \left(\left(\frac{h_{ji}(t) - a_{ji}^i(t)}{b_{ji}^i(t)} \right)^2 \right) \right]} \quad (4.6)$$

¹ Para simplificar foi omitida a dependência no tempo.

Definição 5: O grau de similaridade do desempenho entre dois aprendizes ψ_k e ψ_n pode ser definido como um mapeamento de $D: \mathfrak{S}^2 \rightarrow \mathfrak{R}^+$ tal que, para cada par correspondente $(X_{kj}(t), X_{np}(t))$ de cada objeto Ω_k e Ω_n , respectivamente, pode ser obtido como:

$$D_i(x_{ji}(t), x_{pi}(t)) \triangleq \max \left\{ \frac{\left\| \mu_{s_y}(h_{ji}(t))h_{ji}(t) - \mu_{s_{yp}}(h_{yp}(t))h_{yp}(t) \right\|}{\max(h_{ji}(t)h_{pi}(t))} \right\} \quad (4.7)$$

Onde $\| \cdot \|$ representa a norma Euclidiana.

Definição 6: Considere o vetor $\mathbf{w} = (w_1, w_2, \dots, w_M)$ o conjunto de pesos correspondentes das variáveis antecedente, então:

$$\sum_{j=1}^M w_j = 1 \quad ; \quad 0 \leq w_j \leq 1$$

Onde,

$$w = \{w_i / i \in N_n\}, N_n = \{1, 2, \dots, n\}$$

É possível definir-se um índice global para se medir a distância entre o desempenho de dois aprendizes ψ_k e ψ_n , considerando-se o conjunto de pesos dos seus “features” através dos seus objetos correspondentes Ω_k e Ω_n , como:

$$D_{j\bar{p}}(X_{kj}(t), X_{np}(t)) \triangleq \left[\sum_{i=1}^M w_i (D_i(x_{ji}(t), x_{pi}(t)))^\beta \right] \forall \Omega_k, \Omega_n \in \Omega \quad (4.8)$$

Definição 7: Para todo par de objetos (Ω_k, Ω_n) , se $X_{kj}(t)$ e $X_{np}(t)$ correspondem ao j -ésimo e p -ésimo componentes de Ω_k , e Ω_n

respectivamente, o grau de similaridade da performance de dois aprendizes ψ_k e ψ_n pode ser definido como:

$$D_{\Omega_k, \Omega_n} \triangleq \frac{1}{(n_k, n_n)} \left[\sum_{j=1}^{n_k} \sum_{p=1}^{n_n} D_{j,p} (X_{kj}(t), X_{np}(t)) \right] \quad (4.9)$$

Definição 8: Considerando todos os aprendizes ψ_k , $k=1, 2, \dots, L$, é possível definir um objeto de referência $\Omega_r = (X_{r1}, X_{r2}, \dots, X_{rn})$, onde cada contexto X_{rn} é o melhor desempenho alcançado entre os objetos do grupo. Desta forma, pode-se obter uma medida de referência hipotética $y_r(t)$ que indica a evolução de aprendizagem dos aprendizes em relação ao seu grupo de estudo.

Essa medida, ao longo do processo de aprendizagem, pode gerar uma curva de desempenho, Figura 4.6, que facilita a avaliação do desempenho dos membros do grupo que estão sujeitos às mesmas condições de aprendizagem, tais como: estratégias pedagógicas, problemas apresentado, contextos escolhidos etc.

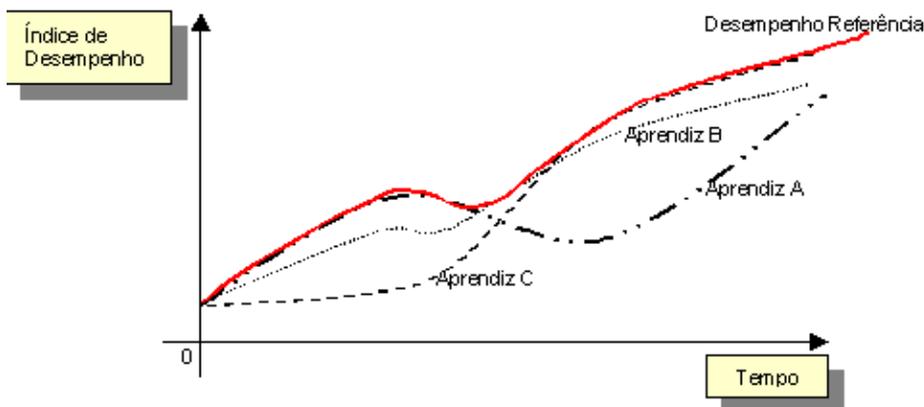


Figura 4.6: Curvas de desempenho dos aprendizes.

Definição 9: Pode-se definir um índice da zona de desempenho como a ZDP entre o desempenho do aprendiz ψ_k e o de referência ψ_r , através dos seus objetos correspondentes Ω_k e Ω_r , com a aplicação da equação 4.9.

Simulação na Aprendizagem Cooperativa

Para efeito de exemplificação da avaliação cooperativa, propõe-se a seguinte situação: considera-se três grupos cooperativos de aprendizes (I, II e III) com objetos $\Omega_k = [\text{geometria}(x_{kj}), \text{análise}(x_{kj}), \text{movimento}(x_{kj})]$ que representam os seus estados atuais de conhecimento, com múltiplos contextos em profundidades representadas por $\text{geometria}(x_{kj}) = [\text{plana}(x_{kj}), \text{espacial}(x_{kj})]$; $\text{análise}(X_{kj}) = [\text{sintática}(x_{21}), \text{morfológica}(x_{22})]$ e $\text{movimento}(X_{kj}) = [\text{uniforme}(x_{31}), \text{variado}(x_{32})]$.

Seja $k = j = [1, 2, 3]$ número de aprendizes (A, B, C) nos Grupos I, II e III. Os conjuntos difusos correspondentes para os três grupos são determinados por $T = T1 = T2 = [I \ R \ B \ M \ O]^T$, como mostra a Figura 4.2. Os índices de desempenho dos aprendizes e dos Grupos I, II e III são calculados nas seções seguintes.

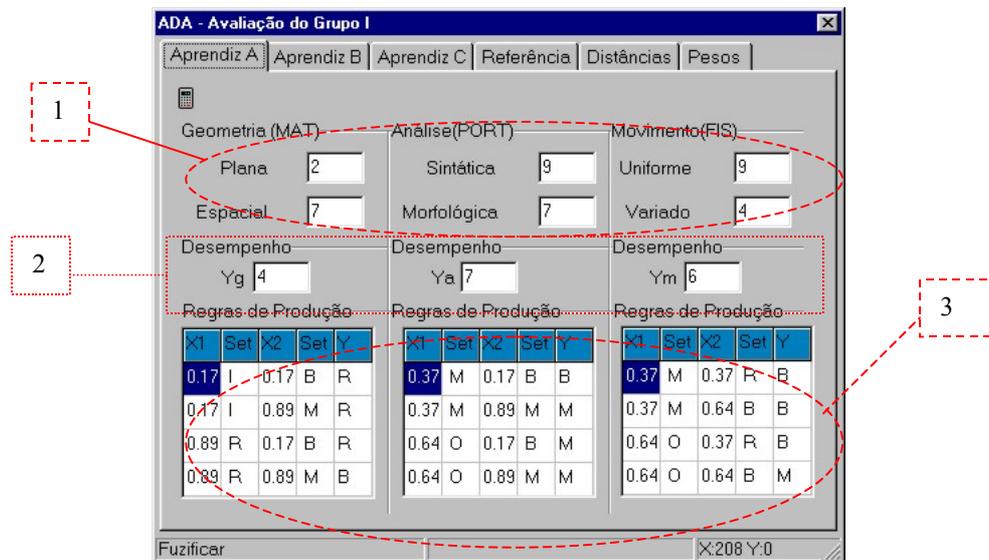


Figura 4.7: Tela de resultados do aprendiz A (Grupo I).

Para efeito desta simulação, considera-se que os valores de entrada, no campo(1) da Figura 4.7, já foram gerados pelo agente especialista avaliador. O cálculo de desempenho do aprendiz, mostrado no campo(2), é

feito usando-se a Equação 4.5 e as regras difusas são processadas conforme simulação da aprendizagem individual da Seção 4.2, mostradas no campo (3). Esse procedimento se repetirá para os aprendizes B e C do grupo I e para os outros aprendizes dos Grupos II e III, com os resultados mostrados no Apêndice C.

Desempenho referência (Grupo I)

O cálculo do desempenho referência do grupo I é feito tomando-se como base o melhor desempenho em cada contexto dos aprendizes do grupo, campo (1) da Figura 4.8, conforme Definição 8. Os resultados apresentados nos campos (2) e (3) da Figura 4.8 seguiram os mesmos procedimentos adotados para o cálculo do desempenho do aprendiz A do grupo I.

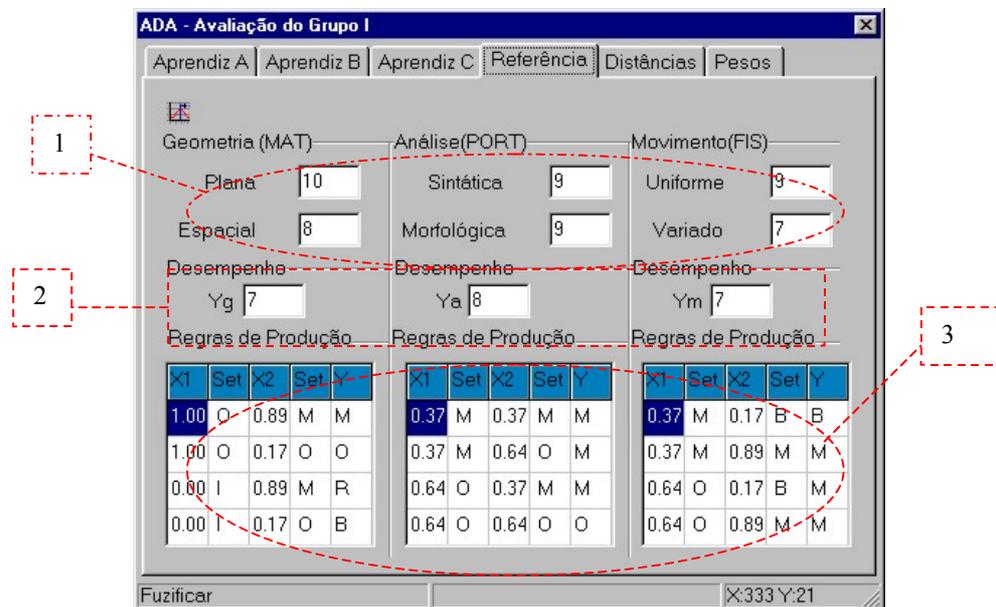


Figura 4.8: Tela de resultados de desempenho referência do grupo I.

Zona de Desempenho Proximal para o Aprendiz A (Grupo I)

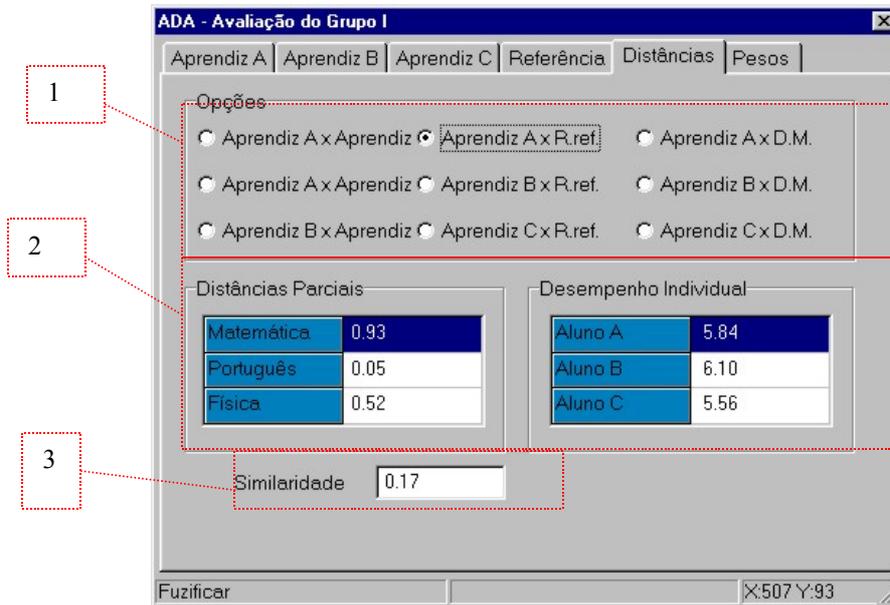


Figura 4.9: Tela de desempenho do aprendiz A (Grupo I), mostrando a Zona de Desempenho Proximal.

A Zona de Desempenho Proximal do aprendiz A do grupo I é feita tomando-se como referência o desempenho do grupo, calculado pela Equação 4.6, mostrado no campo(2) da Figura 4.8. A Figura 4.9 mostra no campo(3) o grau de similaridade alcançado em relação ao desempenho referência do grupo (Equação 4.9).

O campo (2) mostra os índices de desempenho, entre os diferentes contextos (aplicação da Equação 4.7). A avaliação é processada da mesma maneira para os demais aprendizes e grupos nas seções seguintes.

A avaliação entre os grupos segue os mesmos passos da avaliação entre os seus membros, sendo que os grupos serão representados como aprendizes², através dos seus desempenhos de referência. O cálculo do desempenho referência para os grupos I, II e III é feito tomando-se como base o melhor desempenho em cada contexto de um grupo (Definição 8), como mostra o campo (1) da Figura 4.10.

² Veja noção de alunos compostos em (Lima, 2000)

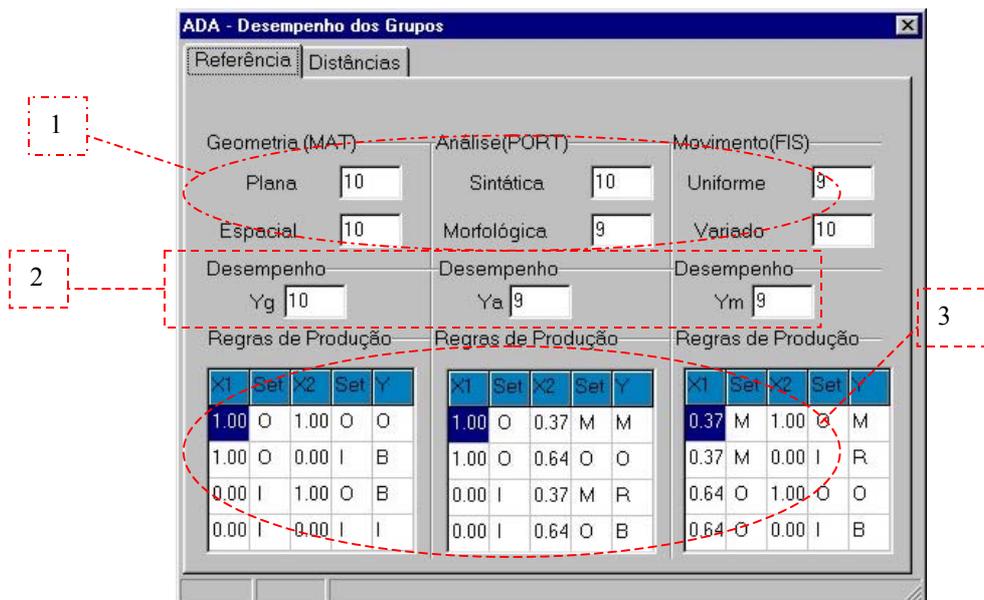


Figura 4.10: Tela de desempenho referência dos grupos I, II e III.

Os desempenhos parciais de referência mostrados no campo (2) da Figura 4.10 são calculados pela Equação 4.5 com regras difusas geradas pela Equação 4.4, como mostra o campo (3) da Figura 4.10.

A Figura 4.11 mostra os resultados da avaliação do grupo I em relação ao desempenho referência. O campo (1) mostra os índices de desempenho proximal calculados pela Equação 4.8, entre o grupo I e o de referência para cada contexto. O campo (2) mostra o grau de similaridade entre o grupo I e o referência. Essa medida representa quanto o desempenho do grupo se aproxima da medida de referência, tendo como valor ideal o grau 0, demonstrando a igualdade entre os dois grupos. Assim, quanto menor o grau de similaridade, mais próximo está o desempenho do grupo em relação ao desempenho referência.

As Figuras 4.12 e 4.13 mostram os resultados da avaliação dos grupos II e III que seguem os mesmos procedimentos da avaliação do grupo I.

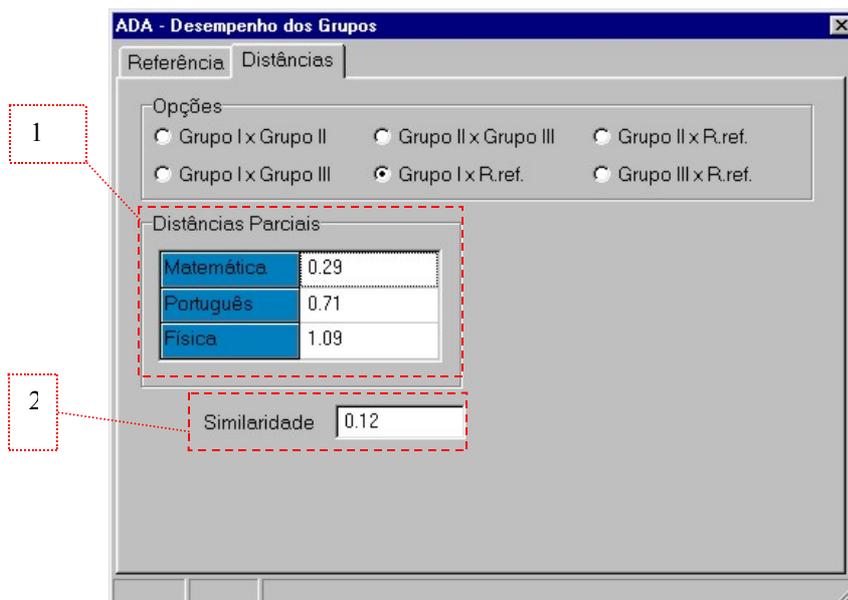


Figura 4.11: Tela de avaliação do grupo I em relação ao desempenho referência dos grupos I, II e III.

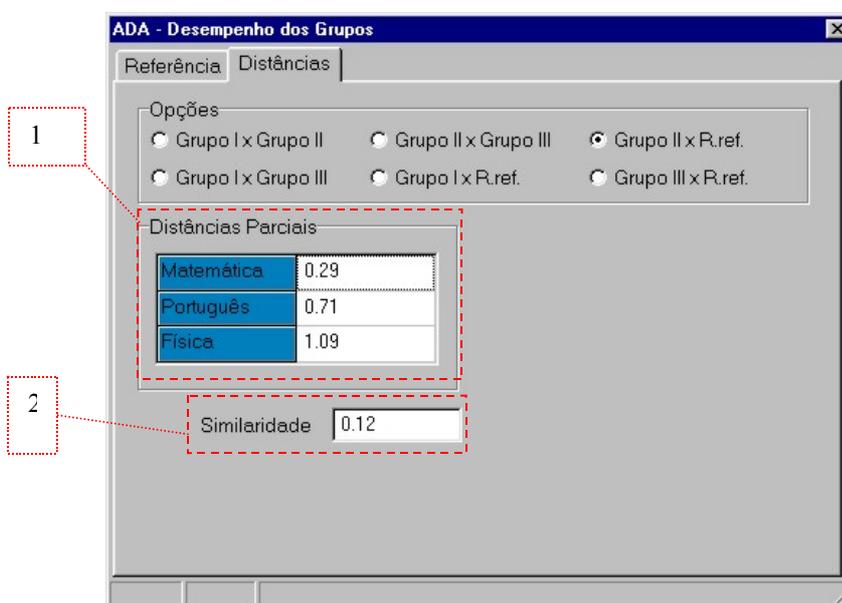


Figura 4.12: Tela de avaliação do grupo II em relação ao desempenho referência dos grupos I, II e III.

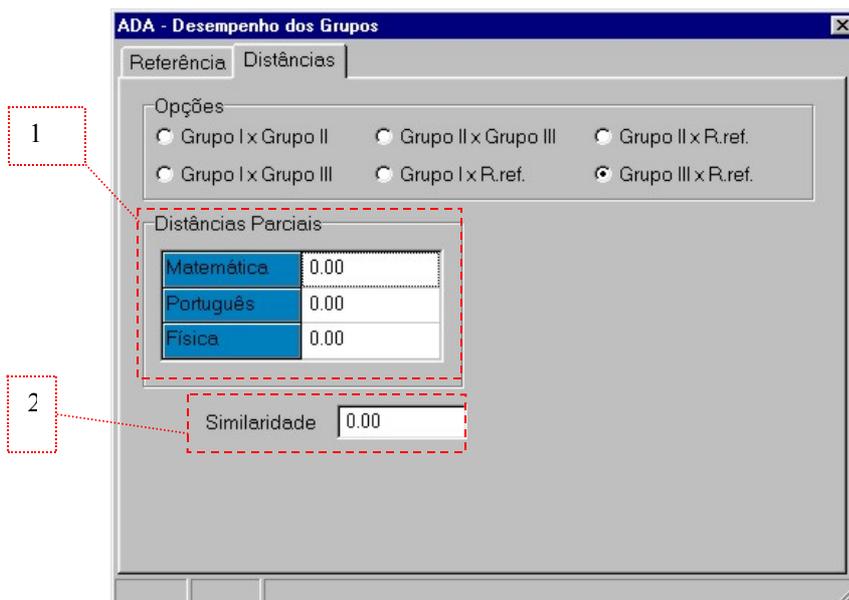


Figura 4.13: Tela de avaliação do grupo III em relação ao desempenho referência dos grupos I, II e III.

4.4 Conclusão

Neste capítulo, através do agente de avaliação de desempenho do processo foram gerados índices de desempenho dos aprendizes, dos seus respectivos grupos, além da comparação de desempenho entre eles e entre grupos. Um índice de desempenho referência proposto para um grupo pode ser considerado como uma meta a ser alcançada pelos aprendizes do grupo. Esta proposta considera as mesmas condições de ensino-aprendizagem as quais o grupo está submetido.

A diferença entre o desempenho individual do aprendiz e o índice de desempenho de referência define a Zona de Desempenho Proximal que permite uma avaliação refletindo a capacidade de aprendizagem do aprendiz em relação a seus pares e não uma pressuposta pelo tutor. Cabe ao *agente para escolha das estratégias e controle* criar novas situações e apoio através de estratégias cooperativas para que os aprendizes possam ir modificando, em atividade própria ou conjunta, seus esquemas de conhecimento, adquirindo mais condições de atuação, e de uso de novas habilidades, perante novas situações e tarefas cada vez mais complexas.

A comparação dos desempenhos entre aprendizes e entre grupos permite uma avaliação das estratégias de ensino e suas diferentes abordagens, por exemplo: estratégias pedagógicas cooperativas adotadas, exemplos aplicados, tempo para a resolução dos problemas, nível das atividades adotadas, número de aprendizes no grupo, dentre outras. Desta forma pode-se permitir uma adequação dinâmica do processo de aprendizagem.

É necessário afirmar que essa abordagem necessita de mais testes e inclusão em um sistema tutorial com múltiplas estratégias para a sua completa validação e adequação.

CAPÍTULO 5

Conclusões e Sugestões para Trabalhos Futuros

5.1 Conclusão

Esta dissertação contribui com o estado da arte de desenvolvimento de ambientes de aprendizagem cooperativa propondo um sistema de monitoramento e controle de processos multiestratégicos de aprendizagem cooperativo. Este sistema é realizado através de um agente estratégico composto por uma sociedade de agentes inteligentes: um agente de modelagem do especialista avaliador, um agente de avaliação de desempenho do processo e um agente para escolha das estratégias e controle. Eles possuem, respectivamente, as funções de modelar um especialista avaliador, determinar índices de desempenho globais do processo e gerar novas estratégias de controle, fornecendo-se assim bastante versatilidade ao ambiente de aprendizagem.

A modelagem do agente especialista avaliador foi feita através de lógica difusa, tendo como base um histórico de avaliações do especialista em um contexto específico do domínio de conhecimento. A base proporcionou a criação de um banco de regras difusas obtidas através do algoritmo de Wang para representar o conhecimento do especialista. O Modelo do Especialista Avaliador faz a avaliação parcial do desempenho dos aprendizes ou grupo de aprendizes em um determinado contexto. Essa avaliação vai servir de entrada para o agente responsável pela determinação do índice de desempenho do processo.

Simulações realizadas com o modelo obtido diretamente de uma base de regras sem a otimização dos parâmetros difusos não mostraram resultados satisfatórios. Em decorrência, houve a necessidade de otimizar as funções de pertinência das variáveis de entrada (centro e abertura), utilizando-se o método do gradiente, tendo como função objetiva o erro médio quadrático entre a avaliação do especialista e o gerado pelo modelo.

Para o cálculo dos índices de desempenho do processo, o *agente de avaliação* recebe a avaliação parcial do aprendiz gerada pelo modelo do especialista. Estes índices de desempenho toma como referência o melhor desempenho do grupo, gerando uma curva de desempenho ao longo do tempo, que os aprendizes tem como objetivo no ciclo de aprendizagem.

Uma importante contribuição foi atingida com a definição analítica da Zona de Desempenho Proximal: a avaliação de desempenho de um aprendiz ou grupos de aprendizes, tendo como referência o desempenho do grupo. Ela demonstra como um aprendiz responde as tarefas impostas ao grupo e o seu desempenho diante das mesmas condições impostas aos demais. Indica-se com isso o quanto o grupo está coeso (desempenhos similares), ou não (fragmentação do mesmo, indicado através de desempenhos muito diferentes).

De posse desse diagnóstico, com o objetivo de se melhorar o desempenho referência, o *agente para escolha das estratégias e controle* pode sugerir a troca de aprendizes entre diferentes grupos, induzindo com isso, o aumento de desempenho dos grupos. Pode ainda propor a mudança das estratégias pedagógicas adotadas por uma ou mais estratégias mais adequadas ao perfil dos aprendizes/grupo (Serra Jr, 2001).

5.2 Sugestões para trabalhos futuros

Para o aperfeiçoamento desse trabalho, sugere-se que trabalhos futuros sejam direcionados no sentido de:

- aperfeiçoar a modelagem do agente especialista avaliador, otimizar os parâmetros livres de saída das funções de pertinência do modelo, e comparar os resultados com proposta usando-se redes neurais;
- Desenvolver o agente para a escolha das estratégias e controle, levando-se em consideração o perfil do aprendiz, definido pelo agente de modelagem do aprendiz (Coutinho, 1999);
- Implementar o modelo de interação entre os três agentes que compõe o agente estratégicos;
- Integrar o agente estratégico no sistema Mathnet (Labidi et al., 2000).

Referências

- (Ammar et al., 1995) Ammar, S.; Wright, R. **A fuzzy logic approach to performance evaluation**. Proceedings of IEEE ISUMA-NAFIPS, pp. 246-251, 1995.
- (Aronson et al., 1978) Aronson, E.; Blaney, N.; Stephan, C. **The Jigsaw Classroom**. Beverly Hills, Calif.: Sage, 1978.
- (Baecker, 1993) Baecker, R. **Groupware and Computer-Supported Cooperative Work**. Morgan Kaufmann Publishers, (USA), 1993.
- (Baker et al., 1996) Baker, M.; Lund, K. **Flexibility structuring the Interaction in a CSCL environment**. France. 1996.
- (Bazaraa, 1993) Bazaraa, M. S. **Nonlinear Programming Theory and Algorithms**, 2nd edition, John Wiley Sons, pp. 328, 1993.
- (Beaudoin, 1998) Beaudoin, M. F. **A new tutorial for the new millenium**. [Distance Learning Online Symposium](#), 8(5), 1998.
- (Biswas, 1995) Biswas, R. **An application of fuzzy sets in students' evaluation**, Fuzzy Sets and Systems 74 187-194, 1995.
- (Chan, 1995) Chan, T. **A tutorial on social learning systems**. In T, Chan and J. Sself editors, Emerging Computer Technologies in Education, pages 71-96, AACE, Charlottesville, 1995.
- (Chang et al., 1993) Chang, D. F.; Sun, C. M. **Fuzzy assessment of learning performance of junior school students**, Proc. 1993 First National Symp. On Fuzzy Theory and Applications, Hsinchu, Taiwan, Republic of China, pp. 10-15, 1993.
- (Chen et al., 1999) Chen, S. M.; Lee, C. H. **New methods for students' evaluation using fuzzy sets**, Fuzzy Sets and Systems 104 209-218, 1999.
- (Chiang et al., 1994) Chiang, T. T.; Lin, C.M. **Application of fuzzy theory to teaching assessment**. Proc. Second National Conf. On Fuzzy Theory and Applications, Taipei, Taiwan, Republic of China, 1994, pp. 92-97, 1994.
- (Clancey, 1995) Clancey, W. J. **A tutorial on situated learning**. In T. Chan and J. Self, editors, Emerging Computer Technologies in Education, pages 71-96. AACE, Charlottesville, 1995.

- (Coll et al., 1998) Coll, César; Martín, Elena; Solé, Isabel; Javier O.; Antoni. Z.; Teresa, M. **O Construtivismo na sala de aula.** São Paulo, Ática, 1998.
- (Costa, 1997) Costa, E. B. **Concepção de um Ambiente Multi-Agentes de Ensino Inteligente Integrando o Paradigma de Aprendizagem Cooperativa.** Tese de Doutorado do Programa de Pós Graduação em Engenharia de Eletricidade da Universidade Federal da Paraíba-UFBA, 1997.
- (Coutinho, 1999) Coutinho, L. R. **A modelagem do aprendiz em ambientes de Aprendizagem por Computador baseados em Atividades de Resolução de problemas.** Dissertação de mestrado, Campina Grande – PB, 1999.
- (Dansereau, 1985) Dansereau, D. **Learning Strategy Research.** In J. Segal, S. Chipman and R. Glasser (Eds.) **Thinking and Learning Skills.** vol. 1. Relating Instruction to Research. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, Inc, 1985.
- (Davey et al.,1990) Davey, B. A.; Priestley, H. A. **Introduction to lattices and orders.** Cambridge University Press, Cambridge, 1990.
- (Dillenbourg et al., 1994) Dillenbourg, P.; Mendelsohn, P.; Schneider D. **The distribution of pedagogical roles in a multi-agent learning environment.** In R. Lewis and P. Mendelsohn editors, Lesson from Learning, pages 199-216, North Holland, Amsterdam, 1994.
- (Fan et al., 1999) Fan, J.; Xie, W. **Distance measure and induced fuzzy entropy,** Fuzzy Sets and Systems, 104, pp. 305-314, 1999.
- (Ferreira, 1998) Ferreira, J. S. **Concepção de um ambiente multi-agentes de ensino inteligente integrando o paradigma de Aprendizagem Cooperativa.** Dissertação de mestrado. UFMA. Maranhão, Brasil, 1998.
- (Gadner, 1983) Gadner, H. **Frames of mind: the idea of multiple intelligence.** Basic Books, New York, 1983.
- (Giardina, 1992) Giardina, M. **Interactive multimedia learning environments.** Springer-verlag, Berlin, 1992.
- (Gisolfi et al., 1995) Gisolfi, A.; Dattolo, A.; Balzano, W.. **A fuzzy approach to student states and transitions.** In Working Notes of the AAAI-95, Spring Symposium on Representing Mental States and Mechanisms. AAAI Press, March 1995.
- (Haydt, 1998) Haydt, R. C. **Avaliação do Processo Ensino Aprendizagem.** Editora Ática, 1998.

- (Hernandez, 1996) Hernandez, D.; Arturo. **A flexible and adaptable virtual class in a tele-teaching environment.** In CONFERÊNCIA LATINOAMERICANA DE INFORMÁTICA, 2, 1996.
- (Hofstetter, 2000) Hofstetter, F. **Cognitive versus behavioral psychology.** <http://www.udel.edu/fth/pbs/webmodel.htm> . acesso em outubro de 2000.
- (Jameson, 1996) Jameson, A. **Numerical uncertainty management in user and student modeling: an overview of systems and issues.** User Modeling and User-adapted Interaction, 5(3-4):193-251, 1996.
- (Johnson et al., 1994) Johnson, D. W.; Johnson, T. J. **Learning Together and Alone. Cooperative, Competitive and Individualistic Learning.** Allyn and Bacon. 1994.
- (Jones et al., 1992) Jones A.; Mercer, N.; Winne, P. editors. **Adaptive learning environments: foundations and frontiers.** Springer-Verlag, Berlin, 1992.
- (Jones et al., 1993) Jones, A.; Mercer, N. **Theories of learning and information technology.** In P. Scrimshaw, editor, Language, Classrooms and Computers, pp. 11-26, Routledge, London, 1993.
- (Kagan, 1988) Kagan, S. **Cooperative Learning: Resources for Teachers.** Riverside, CA: University of California. 1988.
- (Labidi et al., 1998) Labidi, S.; Ferreira, J. S. **Technology-assisted instruction applied to cooperative learning: the SHIECC project.** In Proceedings of the IEEE International Conference Frontiers in Education FIE'98, Tempe, Arizona, November, 4-5, 1998.
- (Labidi et al., 2000) Labidi, S.; Silva, J. C.; Coutinho, L. R.; Evandro C. B. **MathNet: an agent-based tutoring system for supporting cooperative and distant learning.** Proceedings of the International Conference on Computers and Advanced Technology in Education (CATE'2000). Cancun, México. May 24-27, 2000.
- (Lajoie et al., 1989) Lajoie, S. P.; Lesgold, A. **Apprenticeship training in the workplace: A computer coached practice environment as a new form of apprenticeship.** Machine Mediated Learning, 3(1):7-28, 1989.
- (Leroux et al., 1996) Leroux, P. Vivet, M.; Brézillon, P. **Cooperation between humans and a pedagogical assistant in a learning environment.** Second International Conference on the Design of Cooperative Systems (COOP'96). Juan-les-Pins, France. June 1996.
- (Lima, 2000) Lima, C. M. **Proposta de um Modelo de Interação para o Sistema Hipermídia Inteligente de Ensino Cooperativo**

- Computadorizado (SHIECC).** Dissertação de Mestrado. UFMA. São Luís, Brasil, 2000.
- (Mendel, 1995) Mendel, J. M. **Fuzzy logic Systems for Engineering: A Tutorial.** Proceeding of The IEEE, Vol. 83, No. 3, pp. 345-377, March 1995.
- (Meunier et al.,1996) Meunier, B. B.; Rifqi, M.; Bothorel, S. **Towards general measures of comparison of objects,** Fuzzy Sets and Systems, pp. 143-153, 1996.
- (Nascimento, 2000) Nascimento, E.; Cochrane, E. M.; Cochrane, J. **A Fuzzy Measure Approach for Student Evaluation in Multi-Agents Interactive Learning Systems.** Tenth Latin-Ibero-American Congress on Operations Research and Systems, p. 415-420, Mexico City, September 4-8, 2000.
- (Neal, 1998) Neal, E. **Does Using Technology in Instruction Enhance Learning? or, The Artless State of Comparative Research.** <http://horizon.unc.edu/TS/commentary/1998-06.asp> , acessado em Junho de 1999.
- (Oliveira, 1997) Oliveira, R. **Informática Educativa: Dos planos e discursos à Sala de Aula; Coleção Magistério: Formação e Trabalho Pedagógico.** Papirus Editora, Campinas-SP, 1997.
- (Papert, 1980) Papert, S. **Mindstorms: children, computers and powerful ideas.** Basic Book, New York, 1980.
- (Pérez, 1996) Pérez, L. D. M. **Modelos para la Representacion y Procesamiento del Conocimiento Pedagógico en Tutoriales Inteligentes.** Tesis presentada en opción al grado científico de Doctor en Ciencias Técnicas; Instituto Superior Politécnico “Jose A.Echeverría” Facultad de Ingeniería Industrial-Ciudad de La Habana/Cuba, 1996.
- (Piaget, 1970) Piaget, J. **Psicología e Pedagogia.** Rio de Janeiro: Forense, 1970
- (Ramírez, 1996) Ramírez, A.T. **EPIIS: An EpiLepsy Intelligent Instruction System Using Multi-Agent Society Paradigm.** IEEE, pp.1357 – 1360, 1996.
- (Rieber, 1992) Rieber, L. P. **Computer-based microwords: a bridge between constructivism and direct instruction.** Educational Technology Research and Development, 40(1): 93-106, 1992.
- (Ritchie et al., 1997) Ritchie, D.; Hoffman, B. **Incorporating instructional design principles with the world wide web.** In B. Khan (Ed.), Web

- based instruction, <http://www.gwu.edu/~etlalex/khan/> (pp. 135-138). NJ: Educational Technology Publications, 1997.
- (Santos Filho, 2000) Santos Filho, E. **Filtro difuso para realce de imagens**. Dissertação de Mestrado. UFMA. São Luís, Brasil, 2000.
- (Serra Jr., 2001) Serra Jr., G. C. **Agente de Modelagem do Aprendiz para o Sistema MATHNET de Ensino Inteligente Cooperativo Computadorizado**. Dissertação de Mestrado. UFMA. São Luís, Brasil, 2001.
- (Shute et al., 1995) Shute, V.; Psotka, J. **Intelligent tutoring systems: past, presenting and future**. In D. Jonassen, editor, Handbook of Research on Educational Communications and Technology. Scholastic Publications, 1995.
- (Slavin, 1993) Slavin, R. **Cooperative Learning: Student Teams**. National Education Association of the United States, 1993.
- (Toledo, 1995) Toledo, G. L.; Ovale, I. **Estatística Básica**. São Paulo: Atlas, 1995
- (Vygotsky, 1998) Vygotsky, L., **A Formação Social da Mente**. São Paulo: Martins Fontes, 1998.
- (Wang et al., 1992) Wang, L. X.; Mendel, J. M. **Generating Fuzzy Rules by Learning from Examples**. IEEE Transactions on Systems, Man, and cybernetics, Vol. 22, No. 6, November/December 1992.
- (Wang, 1997) Wang, L. X. **A course in fuzzy system and control**. Prentice Hall, USA, 1997.
- (Wang, 1997a) Wang, W. J. **New similarity measures on fuzzy sets and on elements**, Fuzzy Sets and Systems, 85, pp 305-309, 1997.
- (Wanger, 1987) Wenger, E. **Artificial Intelligence and Tutoring System Computacional and cognitive approaches to the communication knowledge**. Los Altos, CA: Morgan Kaufmann, 1987.
- (Wasson, 1996) Wasson, B. **Instructional planning and contemporary theories of learning: is this a self-contradiction?**, In P. Bryna, A Paiva and J. Self, editors, Proceedings of the European Conference on Artificial Intelligence in Education, pp. 23-30, Lisbon, 1996.
- (Waters et al., 1997) Waters, R.; McCracken, M. **Assessment and evaluation in problem-based learning**. IEEE, Frontiers in Education Conference, pp. 689-693, 1997.

(Wenger, 1987) Wenger, E. **Artificial Intelligence and Tutorial Systems – Computational and Cognitive Approaches to the Communication of Knowledge**, Morgan Kaufmann Publishers, Los Altos, CA, 1987.

(Wilson, 1996) Wilson, B. editors. **Constructivist learning environments: case studies in instructional design**. Educational Technology Publications, New Jersey, 1996.

(Zadeh, 1988) Zadeh, L. A. **Fuzzy Logic**, IEEE Computer Magazine, pp. 83 - 93, April, 1988.

APÊNDICE A

Estratégias Pedagógicas Cooperativas

Pacote Curricular Cooperativo – o pacote curricular cooperativo é um modelo desenvolvido na Universidade de John Hopkins, por Slavin (Slavin, 1993), que envolve grupos de aprendizes nos quais cada um serve de monitor ao colega. Os aprendizes são avaliados individualmente e os melhores grupos ganham reconhecimento perante os demais. Ele foi desenvolvido com o objetivo de propor o ensino acadêmico através da aprendizagem cooperativa.

- STAD (*Student Teams-Achievement Divisions*). Os aprendizes são agrupados em número de quatro ou cinco, em grupos heterogêneos (nível de performance, sexo e grupos étnicos diferentes). O facilitador introduz a aula e os aprendizes trabalham juntos para assegurar que todos assimilaram bem o conteúdo. No material dado pelo facilitador, todos os aprendizes têm questionários individuais que devem ser respondidos sem a ajuda do colega. Os pontos obtidos nos questionários de cada aprendiz são comparados com suas médias anteriores (Slavin, 1993).

- TGT (*Teams-Game-Tournament*). Essa estratégia é uma combinação de cooperação, competições e jogos instrucionais intergrupos. Usando-se grupos de trabalho e um mesmo material didático, a exemplo do STAD, o TGT substitui o questionário por jogos. Ele inicia com o facilitador diretamente ensinando a lição. Os aprendizes encontram-se em grupos de aprendizagem cooperativos heterogêneos de quatro a cinco membros, para completar um conjunto de atividades da lição. Eles competem com membros de outros grupos, a fim de aumentar o número de pontos para o grupo ao qual pertencem. É feito um revezamento de quem compete com quem. As melhores equipes, assim como os aprendizes que mais se destacarem nelas, são recompensados (pontos, elogios, reconhecimento público etc.).

Essa estratégia exemplifica a cooperação (entre os aprendizes do grupo) com competição (entre grupos). O vencedor de cada torneio ganha pontos para o grupo. O TGT é um método que estimula os aprendizes a utilização de jogos. Os aprendizes em cada grupo ajudam-se mutuamente à medida que estudam o material que servirá de pré-requisito para os jogos. Durante a competição, no entanto, eles não podem ajudar uns aos outros, o que garante a responsabilidade individual de cada um (Slavin, 1993).

- TAI (*Team-Assisted-Individualization*). Utiliza grupos heterogêneos de quatro a cinco aprendizes, combinando aprendizagem cooperativa e aprendizagem individualizada. No TAI, os aprendizes trabalham individualmente para completar o objetivo, usando materiais auto-instrucionais (aprendizagem programada). Os membros do grupo não trabalham diretamente juntos. Eles checam as respostas uns dos outros, administram testes e ajudam o colega, caso este solicite. Isso ocorre pelo fato de que as unidades desse pacote de ensino cooperativo foram projetadas para serem auto-explicativas e também para permitirem que os membros do grupo possam trabalhar em níveis diferentes.

No momento de resolver a unidade de exercícios final, cada aluno o fará sem ajuda dos colegas do grupo. Ao final dos testes, serão atribuídos pontos controlados por um monitor. Ao término de várias etapas, o facilitador totaliza o número de unidades completadas por todos os membros do grupo (Slavin, 1987).

- CIRC (*Cooperative Integrated Reading and Composition*). A aula é dividida entre dois grupos de leitura de 5 a 8 membros. Os aprendizes são escolhidos aos pares em seus grupos de leitura e então são combinados com pares de outros grupos. Enquanto o facilitador está trabalhando com um grupo de leitura, os pares dos outros grupos trabalham em uma série de atividades engajadas cognitivamente (leituras, elaboração de sumários, resolução de questões, etc.). Durante as atividades, os aprendizes esboçam textos, revisam e editam, gerando o livro do grupo. Na maioria das

atividades envolvendo o método CIRC, os aprendizes seguem a seqüência de instruções, prática, pré-avaliação e problemas dados pelo facilitador. Eles não recebem o questionário de exercícios até seus colegas de grupo terem determinado que estão preparados. O processo de avaliação pode ser feito através da média da performance de todo o grupo ou analisando o resultado de seus trabalhos de escrita e leitura, de maneira que os aprendizes sejam classificados de acordo com a qualidade do seu próprio trabalho. Como os aprendizes trabalham com materiais apropriados para seus níveis de leitura, todos têm oportunidades iguais para alcançar o sucesso. A contribuição que cada aprendiz dá ao seu grupo é baseada nos pontos que ele obtém por suas composições, garantindo a responsabilidade individual de cada membro com relação ao grupo (Slavin, 1993).

Modelo *Jigsaw* – no *Jigsaw* (Aronson et al., 1978) todos os grupos recebem o mesmo assunto. A cada membro do grupo é dado um tópico diferente do assunto recebido. Os aprendizes dos grupos existentes, cujo tópico estudado é o mesmo, encontram-se em grupos especialistas para discutir e posteriormente repassar o que aprenderam aos demais colegas de seu grupo. Considerando que a forma pela qual os aprendizes podem aprender os tópicos diferentes do seu é dando atenção ao colega, pois cada aluno torna-se um especialista em seu tema, a tendência é que todos escutem com bastante interesse o que está sendo explicado.

Aronson criou uma extensão do *Jigsaw*, chamada *Jigsaw II*, incorporando-a ao pacote curricular cooperativo. Nesta técnica, os aprendizes que trabalham usando *Jigsaw II* ficam em grupos de quatro ou cinco, assim como no TGT e STAD. Ao invés de cada aprendiz do grupo ficar com um tópico diferente, todos lêem o mesmo assunto, como por exemplo, um capítulo de um livro, uma biografia, um texto explicativo, etc. Em seguida, cada aprendiz recebe um tópico no qual ele virá a ser um *especialista*. Os aprendizes que tiverem o mesmo tópico encontram-se em *grupos especialistas* para debaterem a respeito, retornando depois aos seus grupos de origem. Cada aprendiz terá então a responsabilidade de repassar

as informações sobre seu assunto aos colegas de grupo. O processo de avaliação segue as mesmas regras do STAD.

MURDER

Em [Dansereau, 1985] foram desenvolvidos modelos cooperativos que estruturam como devem ser as interações dos aprendizes ao trabalharem juntos. Um dos modelos mais conhecidos é o MURDER (*Mobilize, Understanding, Recalls, Detects, Elaborate and Review*). Nele, os aprendizes são escolhidos aos pares e seguem os seguintes passos:

1. Mobilizam os recursos para aprendizagem: os aprendizes verificam o material disponível e supervisionam o assunto a ser estudado para estabelecer *pontos de ações cooperativas* (asteriscos na margem para indicar onde eles parariam e engajariam um processo de informação cooperativa);
2. Os aprendizes (dos pares) lêem silenciosamente seus materiais até ser encontrado o primeiro ponto de ação cooperativa;
3. Um dos aprendizes explica o que aprendeu enquanto o outro detecta e corrige erros e omissões;
4. A dupla, então, elabora um material baseado no conteúdo estudado;
5. Eles continuam lendo silenciosamente até encontrarem o próximo ponto onde deverá haver um revezamento entre os aprendizes para repetir os passos 2, 3 e 4;
6. Após o término do material, os pares revisam e organizam todas as informações, sempre alternando as atividades.

APÊNDICE B

Gráficos da evolução dos parâmetros das variáveis de entrada (centro e abertura) dos conjuntos difusos (equações 3.7 e 3.11) no processo de otimização.

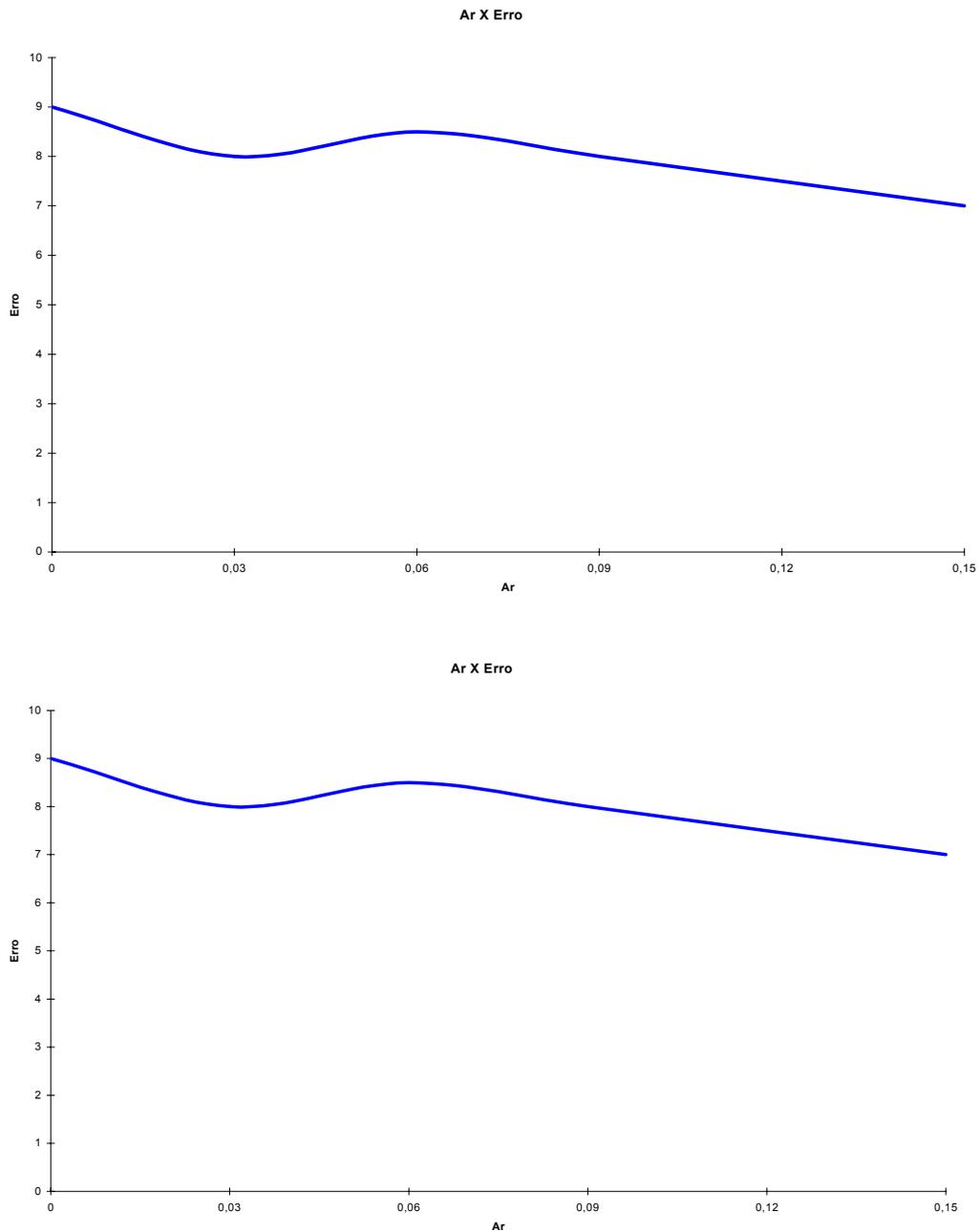


Figura B.1: Parâmetros A_r e B_r do termo set Regular.

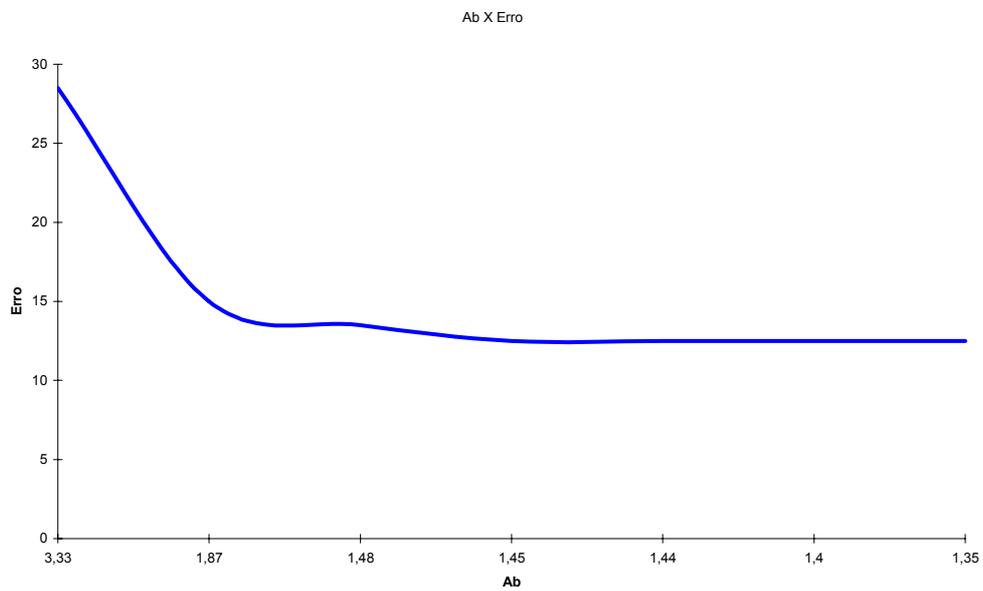
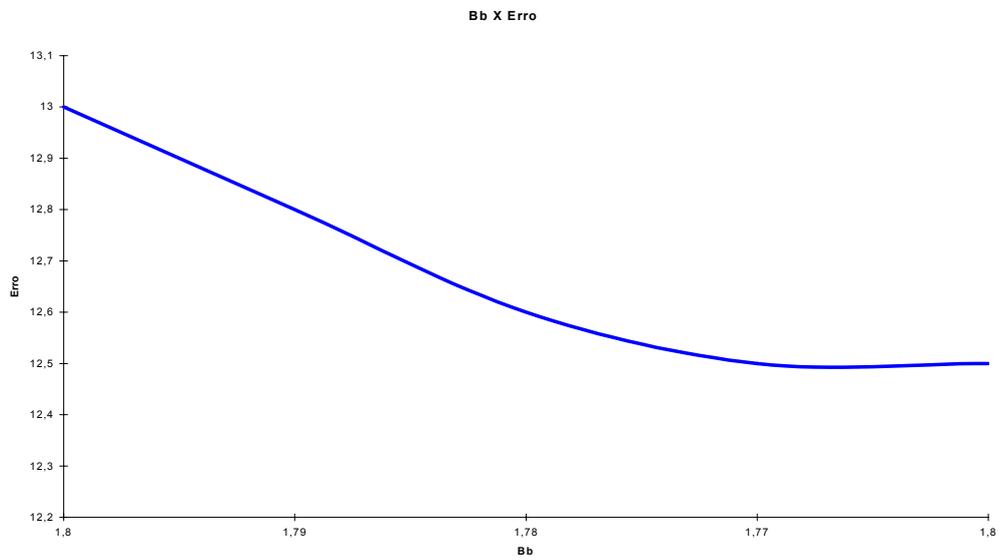


Figura B.2: Parâmetros A_b e B_b do termo set Bom.

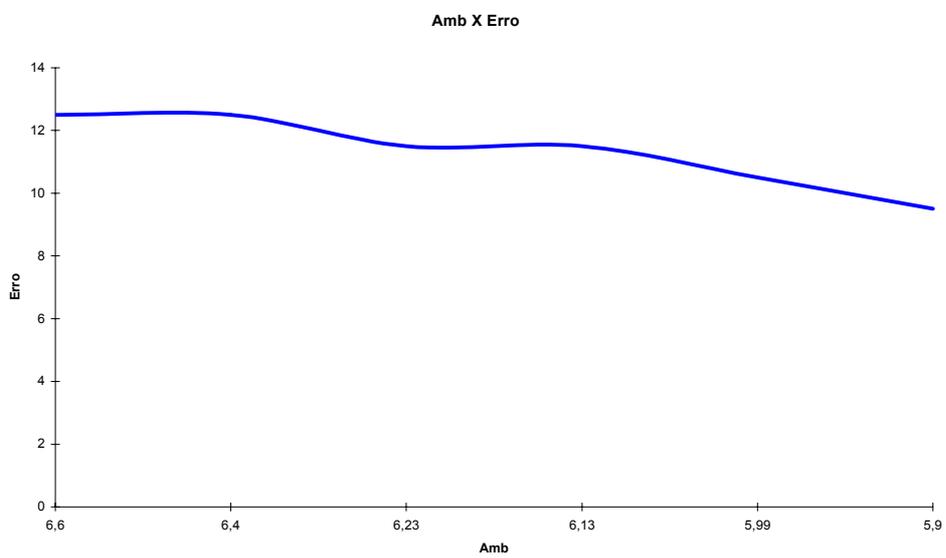
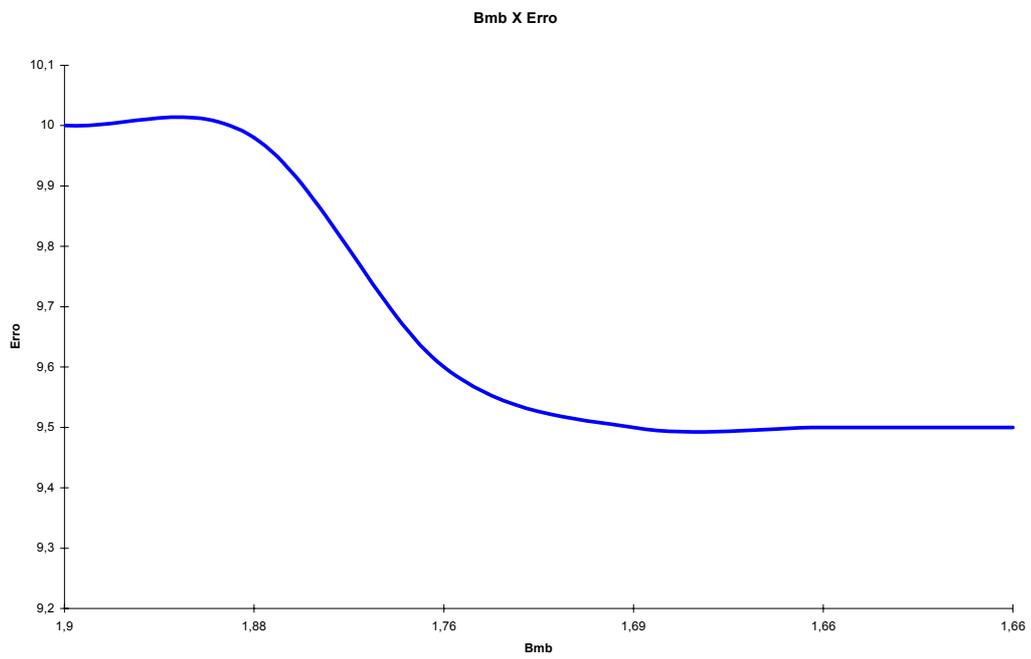


Figura B.3: Parâmetros A_m e B_m do termo set Muito Bom.

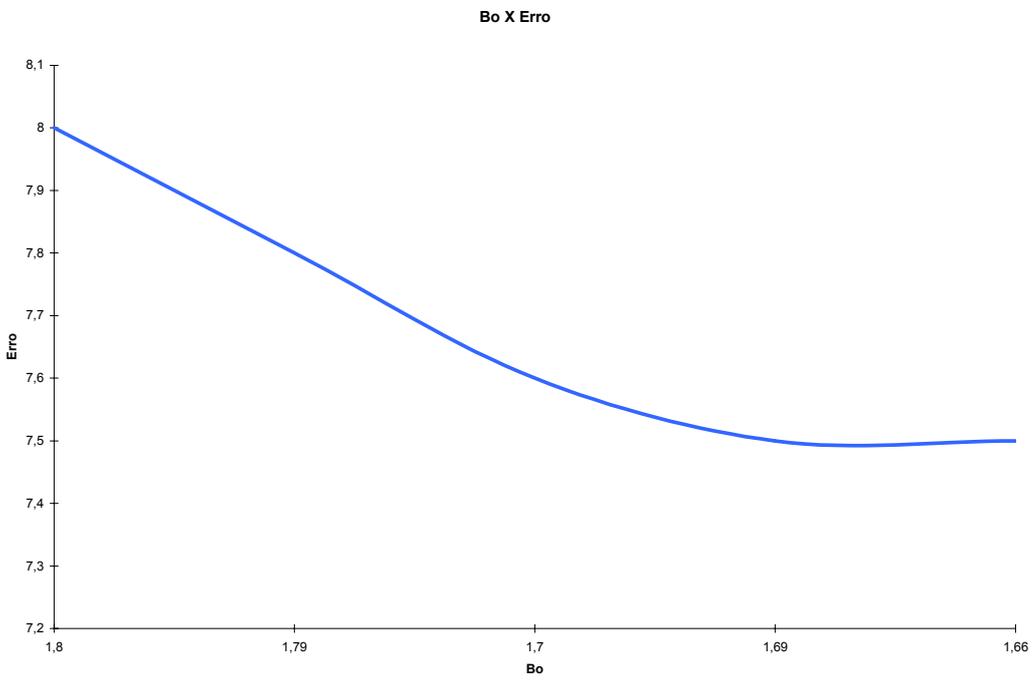
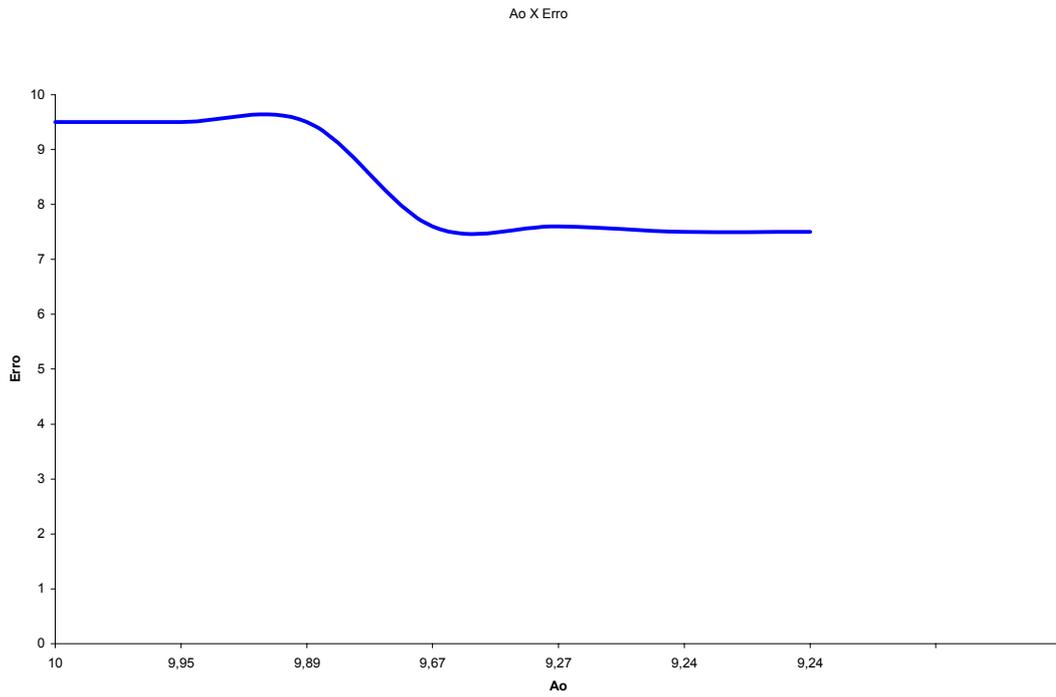


Figura B.4: Parâmetros A_0 e B_0 do termo set Ótimo.

Tabela B.1 : Índices de Desempenho de 100 aprendizes gerados pelo especialista e pelo modelo com os dados testes não utilizados pelo treinamento.

Aprendizes	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25
Especialista	6	5	2	5	8	4	8	2	9	1	6	5	3	2	4	7	2	4	5	4	5	4	2	4	2
Modelo	6	4	2	6	6	3	7	3	9	2	5	6	3	1	4	6	3	3	6	3	5	4	2	3	3

Aprendizes	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50
Especialista	5	6	4	7	5	4	3	5	2	7	7	6	6	5	5	1	6	6	4	7	8	6	5	7	2
Modelo	5	6	6	6	5	5	3	5	3	6	6	6	5	5	6	1	6	6	4	6	8	6	4	6	3

Aprendizes	51	52	53	54	55	56	57	58	59	60	61	62	63	64	65	66	67	68	69	70	71	72	73	74	75
Especialista	6	7	3	3	6	1	4	4	4	7	8	4	5	2	6	3	3	3	5	6	4	5	5	3	5
Modelo	6	6	3	3	6	1	5	4	4	6	8	5	6	2	6	3	3	4	6	6	4	6	5	3	4

Aprendizes	76	77	78	79	80	81	82	83	84	85	86	87	88	89	90	91	92	93	94	95	96	97	98	99	100
Especialista	1	6	1	4	2	6	3	5	9	6	6	6	4	5	2	4	2	3	3	5	7	2	2	5	2
Modelo	1	6	1	4	3	6	3	6	9	6	6	6	5	5	2	4	2	3	3	5	6	1	2	5	3

APÊNDICE C

Índices de desempenho na aprendizagem cooperativa

C.1 Índices de desempenho do Grupo I

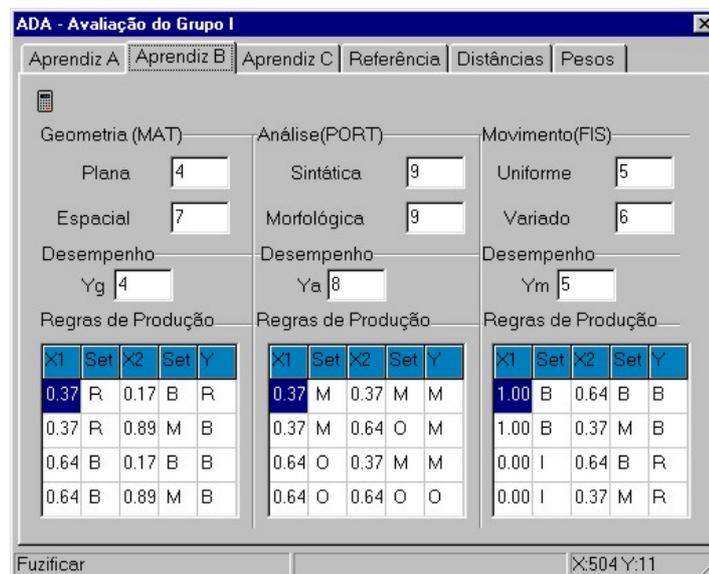


Figura C.1: Tela de resultados do aprendiz B (Grupo I).

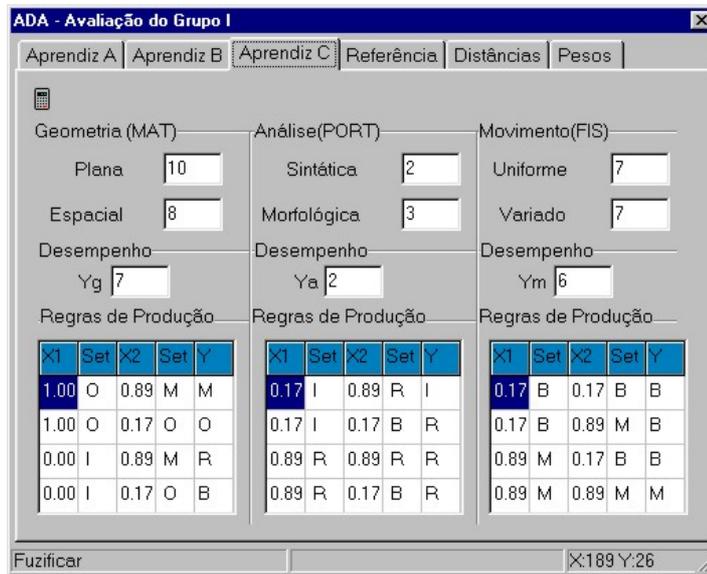


Figura C.2: Tela de resultados do aprendiz C (Grupo I).

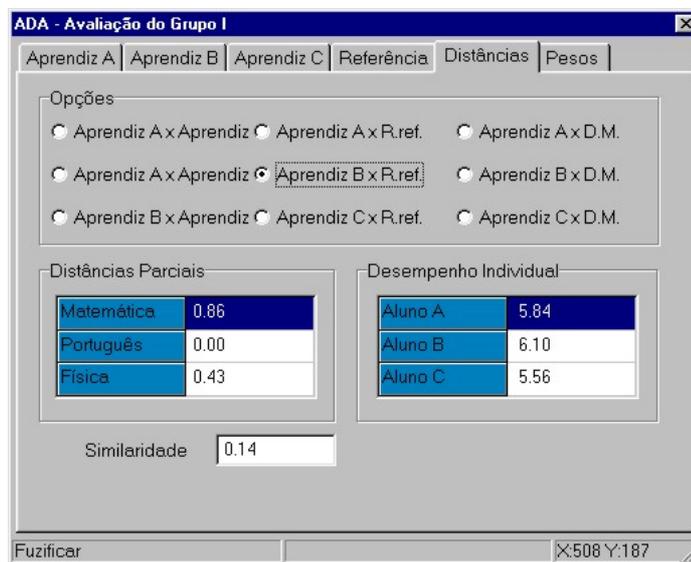


Figura C.3: Tela de desempenho do aprendiz B (Grupo I), mostrando a Zona de Desempenho Proximal.

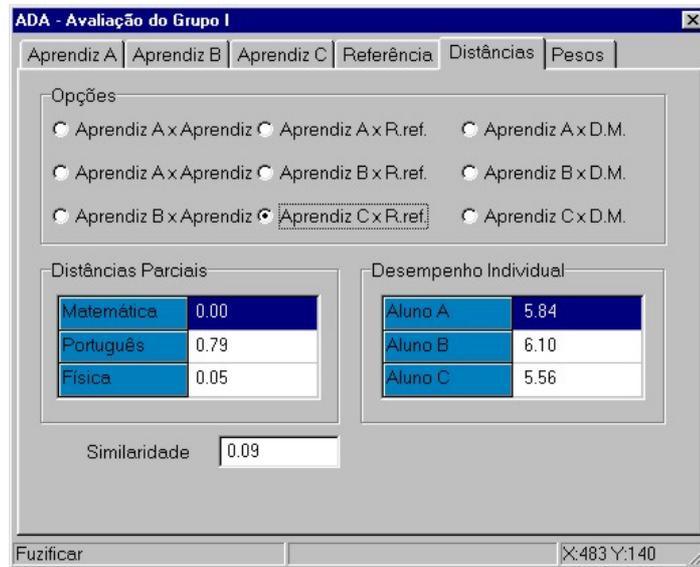


Figura C.4: Tela de desempenho do aprendiz C (Grupo I), mostrando a Zona de Desempenho Proximal.

C.2 Índices de desempenho do Grupo II

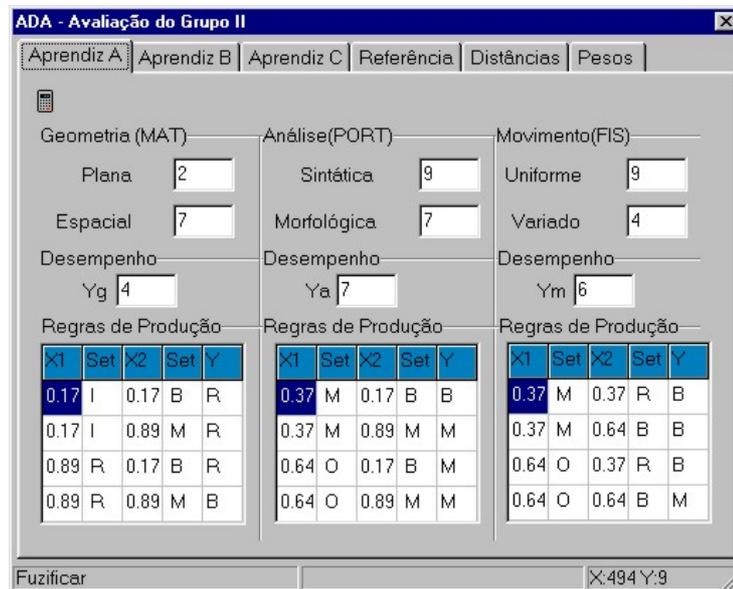


Figura C.5: Tela de resultados do aprendiz A (Grupo II).

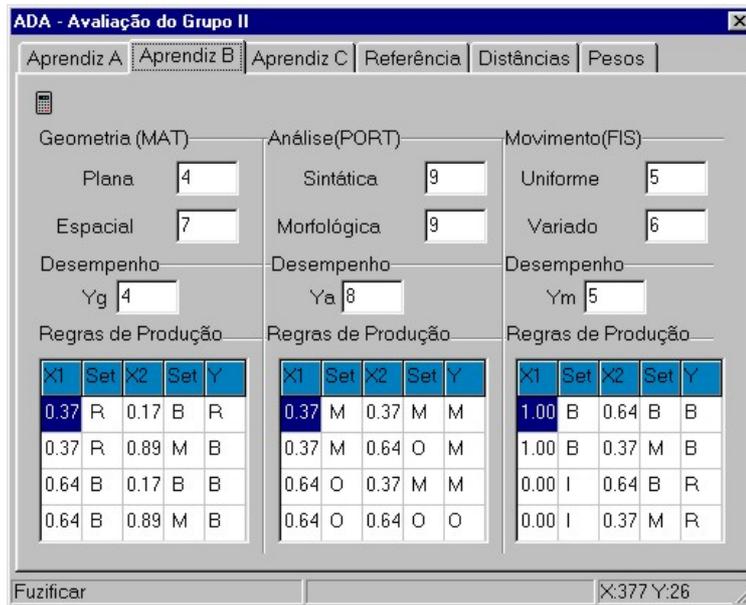


Figura C.6: Tela de resultados do aprendiz B (Grupo II).

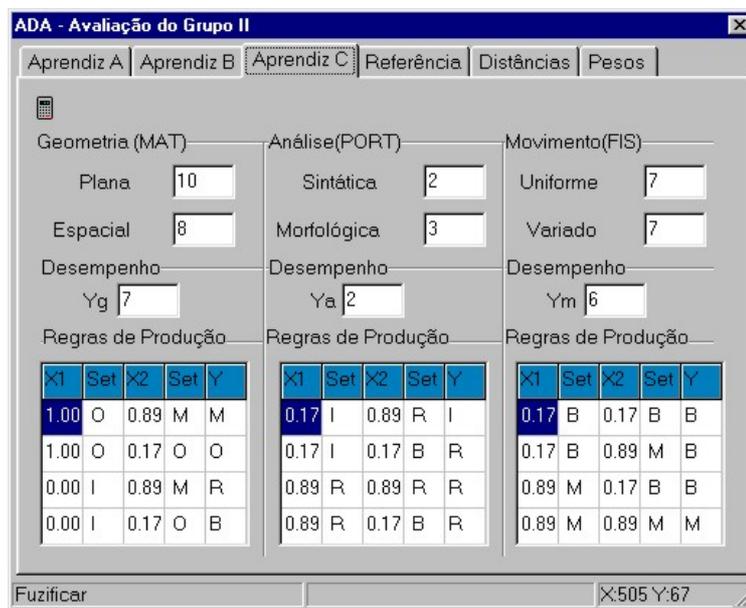


Figura C.7: Tela de resultados do aprendiz C (Grupo II).

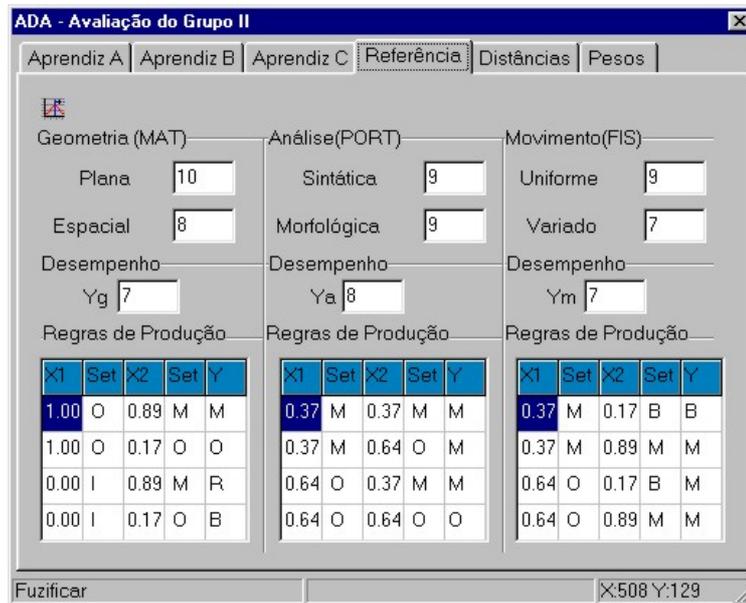


Figura C.8: Tela de resultados do desempenho referência do Grupo II.

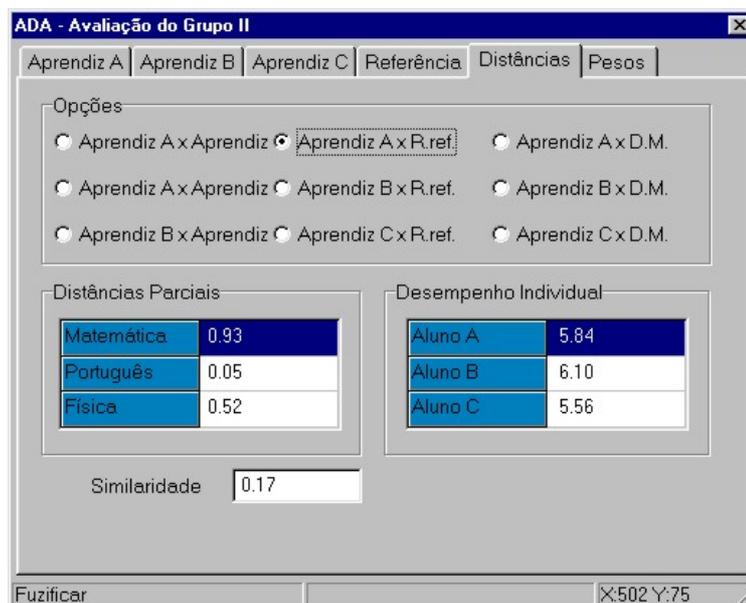


Figura C.9: Tela de desempenho do aprendiz A (Grupo II), mostrando a Zona de Desempenho Proximal.

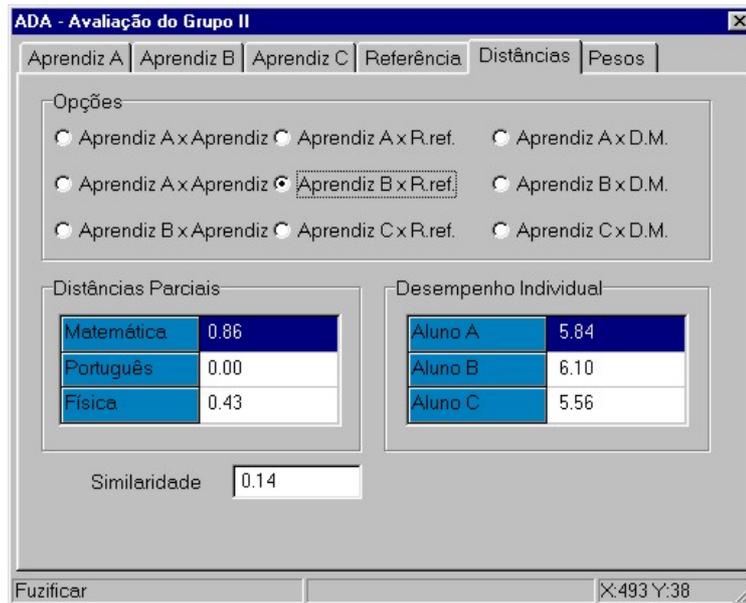


Figura C.10: Tela de desempenho do aprendiz B (Grupo II), mostrando a Zona de Desempenho Proximal.

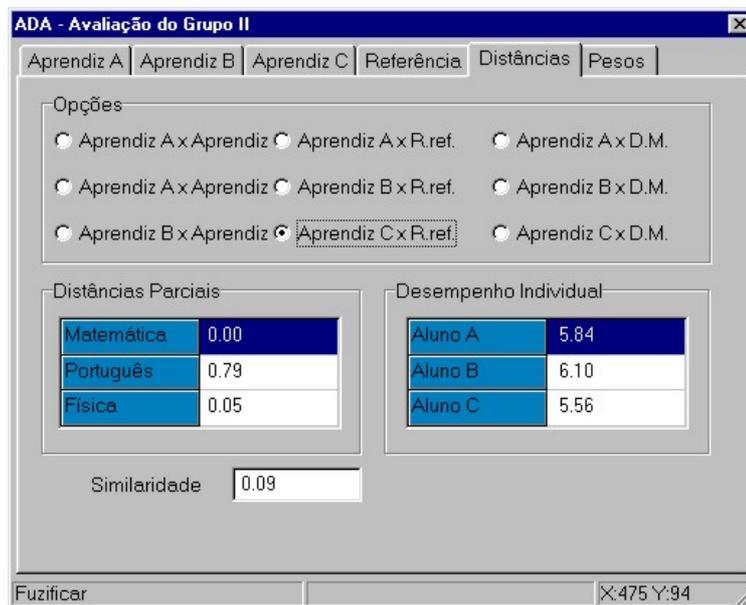


Figura C.11: Tela de desempenho do aprendiz C (Grupo II), mostrando a Zona de Desempenho Proximal.

C.3 Índices de desempenho do Grupo III

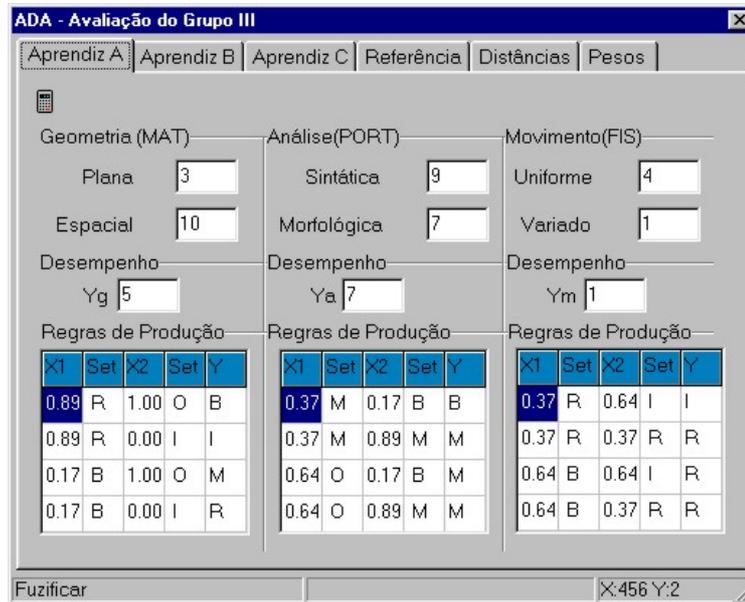


Figura C.12: Tela de resultados do aprendiz A (Grupo III).

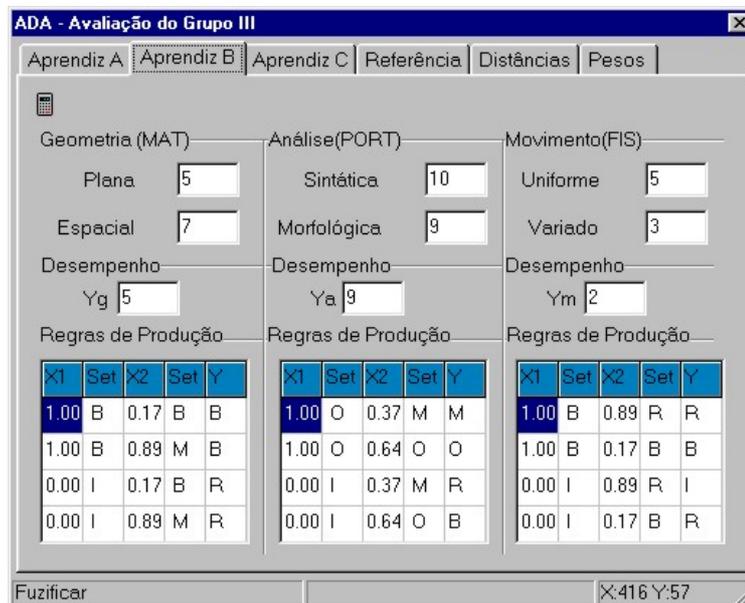


Figura C.13: Tela de resultados do aprendiz B (Grupo III).

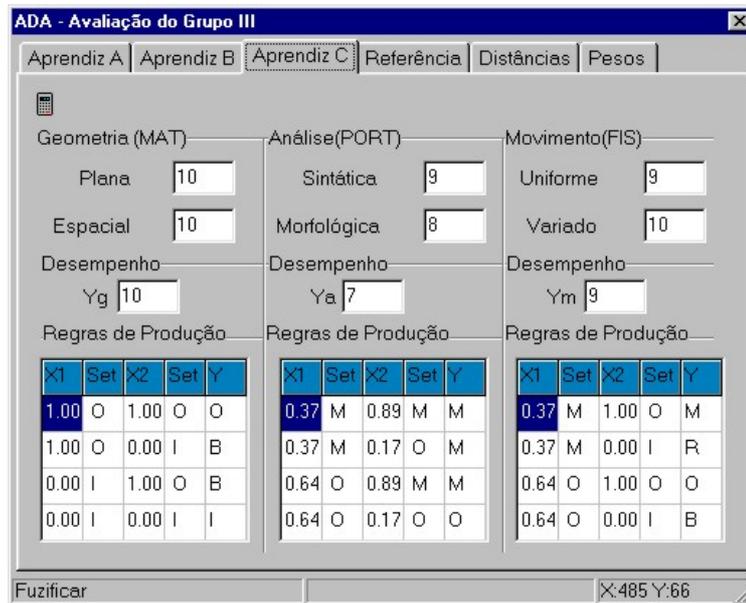


Figura C.14: Tela de resultados do aprendiz C (Grupo III).

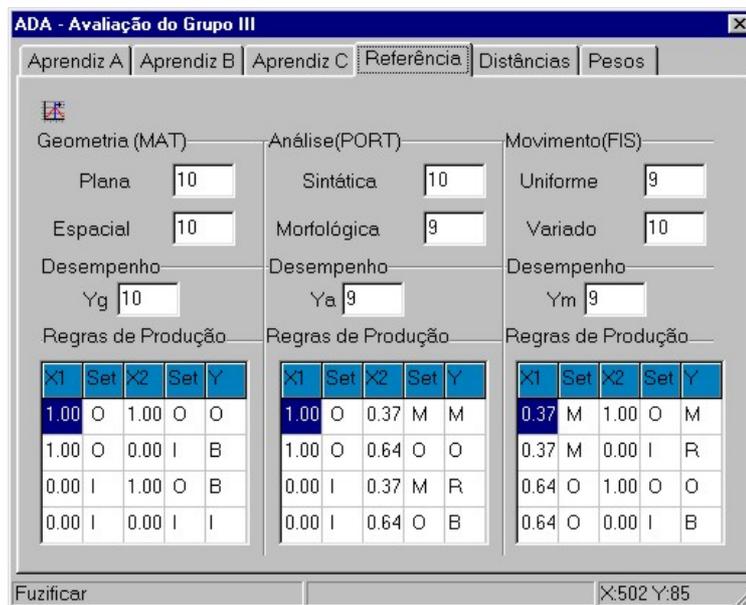


Figura C.15: Tela de resultados do desempenho referência do Grupo III.



Figura C.16: Tela de desempenho do aprendiz A (Grupo III), mostrando a Zona de Desempenho Proximal.

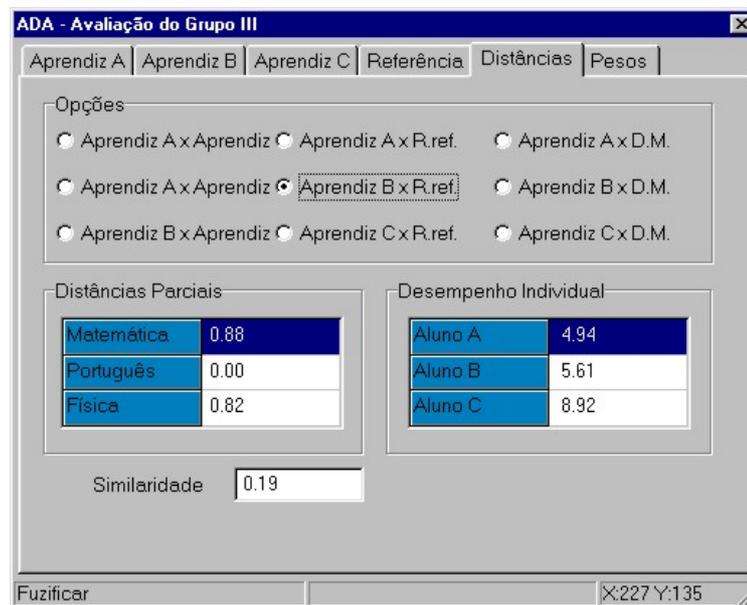


Figura C.17: Tela de desempenho do aprendiz B (Grupo III), mostrando a Zona de Desempenho Proximal.

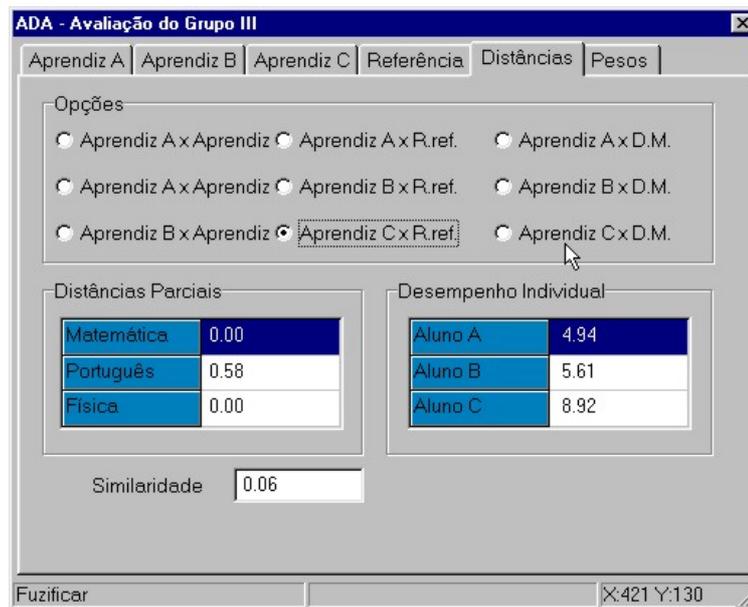


Figura C.18: Tela de desempenho do aprendiz C (Grupo III), mostrando a Zona de Desempenho Proximal.